



HAL
open science

Probabilités transitionnelles de second-ordre dans l'apprentissage statistique de triplets

Laura Lazartigues

► **To cite this version:**

Laura Lazartigues. Probabilités transitionnelles de second-ordre dans l'apprentissage statistique de triplets. Psychologie. Université Côte d'Azur, 2022. Français. NNT : 2022COAZ2003 . tel-03663516

HAL Id: tel-03663516

<https://theses.hal.science/tel-03663516>

Submitted on 10 May 2022

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE DE DOCTORAT

Probabilités transitionnelles de second- ordre dans l'apprentissage statistique de triplets

Laura LAZARTIGUES

Bases, Corpus, Langage – UMR 7320 CNRS

**Présentée en vue de l'obtention
du grade de docteur en Psychologie
d'Université Côte d'Azur**

Dirigée par : Frédéric Lavigne / Fabien
Mathy

Soutenue le : 10 Mars 2022

Devant le jury, composé de :

Natacha DEROOST, Professeure associée, Vrije
Universiteit Brussel

Arnaud DESTREBECQZ, Professeur associé,
Université Libre de Bruxelles

Frédéric LAVIGNE, Professeur, Université Côte
d'Azur

Fabien MATHY, Professeur, Université Côte d'Azur
Dezso NEMETH, Professeur, Eötvös Loránd
University

Arnaud REY, Chargé de recherche CNRS, Aix-
Marseille Université

Barbara TILLMANN, Directrice de recherche
CNRS, Université Claude Bernard Lyon 1

Probabilités transitionnelles de second-ordre dans l'apprentissage statistique de triplets

Directeurs de thèse :

Frédéric Lavigne, Professeur, Université Côte d'Azur

Fabien Mathy, Professeur, Université Côte d'Azur

Présidente du jury :

Barbara Tillmann, Directrice de recherche CNRS, Université Claude Bernard
Lyon 1

Rapporteurs :

Arnaud Destrebecqz, Professeur associé, Université Libre de Bruxelles

Barbara Tillmann, Directrice de recherche CNRS, Université Claude Bernard
Lyon 1

Examineurs :

Natacha Deroost, Professeure associée, Vrije Universiteit Brussel

Dezso Nemeth, Professeur, Eötvös Loránd University

Arnaud Rey, Chargé de recherche CNRS, Aix-Marseille Université

Résumé

Le traitement séquentiel est un mécanisme cognitif fondamental qui permet d'extraire des régularités en vue de faciliter l'apprentissage. La littérature en psychologie cognitive montre que l'extraction de ces régularités peut opérer en particulier via un apprentissage statistique. La majeure partie des travaux antérieurs s'est portée sur la notion de probabilité transitionnelle (PT) de premier ordre, qui correspond à la probabilité d'un stimulus en fonction du précédent. Néanmoins, au sein de triplets, des PT de second ordre (probabilité d'un stimulus en fonction de deux précédents) doivent être prises en considération, tant pour leurs effets spécifiques qu'en interaction avec d'autres facteurs impliqués dans l'apprentissage statistique. Cette thèse s'est donnée pour objectif de déterminer les effets de trois facteurs au sein de l'apprentissage de triplets. Une série d'expérimentations dans le domaine de l'apprentissage a visé à manipuler au sein d'un ensemble de séquences : *i*) les PT de premier ordre (un stimulus en prédisant un autre) ainsi que celles de second ordre (une combinaison de stimuli prédisant un autre stimulus), *ii*) la structure de dépendance caractérisant les PT (adjacente *vs.* non-adjacente) et *iii*) la fréquence des séquences. Nos expériences ont mis en exergue un apprentissage présent mais difficile des PT de second ordre au sein de séquences visuomotrices et langagières, au bénéfice d'une prévalence des PT de premier ordre entre éléments adjacents. Nos résultats ont également montré des interactions complexes entre PT de premier ordre et PT de second ordre. La discussion porte sur la capacité d'adaptation des participants qui utilisent préférentiellement certains facteurs en fonction du type de tâche, en l'occurrence, les PT lors de la prédiction de stimuli et l'utilisation de la fréquence lors de la mémorisation de séquences. Une dernière étude propose une ouverture relative à l'ubiquité du traitement séquentiel, soulignant le rôle prépondérant du traitement séquentiel y compris dans les tâches cognitives non-séquentielles par nature.

Mots-clefs : Apprentissage statistique, Probabilité transitionnelle, Second-ordre

Abstract

Sequential processing is a fundamental cognitive mechanism allowing extracting regularities to facilitate learning. The literature in cognitive psychology shows that the extraction of these regularities can operate through statistical learning. Most of the previous work has focused on first-order transitional probability (TP), which corresponds to the probability of a stimulus based on one previous stimulus. Nevertheless, within triplets, second-order TPs (probability of a stimulus based on two previous ones) must be taken into account, both for their specific effects and in interaction with other factors involved in statistical learning. The objective of this thesis was to determine the effects of three factors that may underlie sequence learning. A series of experiments in learning aimed at manipulating within a set of sequences : *i*) the first-order TPs (one stimulus predicting another), as well as the second-order TPs (a combination of two stimuli predicting another stimulus), *ii*) the structure of dependency characterizing the TPs (adjacent *vs.* non-adjacent) and, *iii*) the frequency of the sequences. Our experiments have highlighted a present but difficult learning of second-order TPs within visuomotor and language sequences to the benefit of a prevalence of first-order TPs between adjacent elements. Our results also showed complex interactions between first-order TPs and second-order TPs. The discussion focuses on the adaptive capacity of participants to preferentially use some factors depending on the type of task, in this case, TP for the prediction of a stimulus and the use of frequency for the memorization of sequences. A last study suggested an opening relative to the ubiquity of sequential processing, underlining the preponderant role of sequential processing even in cognitive tasks that are non-sequential in nature.

***Keywords* :** Statistical learning, Transitional probabilities, Second-order

Remerciements

Pour commencer, je souhaite adresser mes remerciements à Arnaud Destrebecqz, Barbara Tillmann, Natacha De Roost, Dezso Nemeth et Arnaud Rey pour m'avoir fait l'honneur de faire partie de mon jury de thèse. Je souhaite exprimer ma reconnaissance pour leur évaluation de mon travail à la lumière de leur expertise.

Je souhaite témoigner ma gratitude à mes directeurs de thèse pour m'avoir apporté une aide inestimable. Merci à Frédéric Lavigne qui m'a guidée et encouragée tout au long de l'élaboration de ce travail. Merci à Fabien Mathy pour ses commentaires toujours constructifs et sa disponibilité durant toute la période de l'encadrement. Sans leur aide et leur soutien, ce projet n'aurait pas été réalisé.

Merci à l'ensemble du laboratoire Bases, Corpus, Langage pour son accueil amical et la bonne intégration ayant conduit à de bonnes conditions de travail. Je voudrais exprimer ma reconnaissance au laboratoire pour son octroi de financements qui m'ont permis de présenter régulièrement mes travaux au sein de nombreuses conférences.

J'apprécie de tout cœur le soutien apporté par les autres doctorants et doctorantes ayant accompagné ce travail, tant dans leurs conseils pratiques que dans les nombreux moments partagés. Un remerciement tout particulier à Raphaëlle pour son travail de relecture.

Un grand merci à toutes celles et ceux qui ont accepté de participer à mes expérimentations afin que je puisse mener à bien mes recherches.

Je souhaite également remercier Carlos Aguilar pour la conception du code ayant permis de faire fonctionner certaines de mes expérimentations.

Enfin, je remercie ma famille pour son soutien durant toutes ces années, ce qui m'a permis d'accéder au doctorat et de mener à bien ce travail de thèse. Un merci particulier à ma mère m'ayant soutenue au mieux durant l'ensemble de mes études dont ce travail est l'aboutissement.

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Apprentissage associatif	3
1.2	Apprentissage de séquences : cas du langage naturel	7
1.2.1	Effets d'ordre	7
1.2.2	Prédiction	8
1.2.3	Apprentissage statistique	12
1.3	Probabilités transitionnelles	13
1.3.1	Cas du langage	13
1.3.2	Séquences non-langagières	14
1.3.3	Problématique des probabilités transitionnelles de second- ordre	15
1.4	Dépendances non-adjacentes	17
1.5	Fréquence	19
1.5.1	Effets de fréquence	19
1.5.2	Fréquence et probabilités transitionnelles	21
1.6	Paradigmes expérimentaux	23
1.6.1	Grammaire artificielle	23
1.6.2	Tâches de réponses sérielles standards et alternées	31
1.6.3	Protocole expérimental principal retenu pour cette thèse	34
1.7	Objectifs de la thèse	35
1.8	Résumé des expérimentations	37
2	Probabilités transitionnelles et encodage de l'ordre	41
2.1	Probabilités transitionnelles de second-ordre	42

2.2	Cas du XOR	43
2.3	XOR sériel	45
2.4	Expérience 1	46
2.4.1	Objectif	46
2.4.2	Méthode	46
2.4.3	Résultats	51
2.4.4	Discussion	54
3	Probabilités transitionnelles et structures de dépendance dans l'apprentissage de séquences	59
3.1	Expérience 2a	61
3.1.1	Objectif	61
3.1.2	Méthode	62
3.1.3	Résultats	63
3.1.4	Sélection des séquences	65
3.2	Expérience 2b	68
3.2.1	Objectif	68
3.2.2	Méthode	69
3.2.3	Résultats	69
3.2.4	Discussion	70
3.3	Expérience 3	73
3.3.1	Objectif	73
3.3.2	Méthode	75
3.3.3	Résultats	77
3.3.4	Discussion	84
4	Probabilités transitionnelles et fréquence dans l'apprentissage de séquences	87
4.1	Probabilités transitionnelles et fréquence	88
4.1.1	Exemple du restaurant	91
4.1.2	Probabilités transitionnelles de second-order	92
4.1.3	Expérimentations antérieures	94

4.2	Expérience 4	97
4.2.1	Objectif	97
4.2.2	Méthode	98
4.2.3	Résultats	103
4.2.4	Discussion	108
5	Probabilités transitionnelles, structures de dépendance et fréquence dans l'apprentissage de pseudo-mots	115
5.1	Stimuli langagiers	116
5.2	Expérience 5	117
5.2.1	Objectif	117
5.2.2	Méthode	119
5.2.3	Résultats	124
5.2.4	Discussion	134
6	Traitement séquentiel versus traitement parallèle	139
6.1	Traitement séquentiel et mémoire de travail	140
6.2	Expérience 6	141
6.2.1	Objectif	141
6.2.2	Méthode	141
6.2.3	Résultats	147
6.2.4	Discussion	149
6.3	Encodage séquentiel <i>vs.</i> parallèle	152
6.3.1	Modèle d'encodage parallèle	152
6.3.2	Modèle d'encodage séquentiel	154
6.3.3	Tests des modèles	158
7	Discussion Générale	161
7.1	Études antérieures et origine du questionnement	163
7.2	Synthèse des résultats expérimentaux	165
7.2.1	Expérience 1	166
7.2.2	Expériences 2 et 3	167

7.2.3	Expérience 4	168
7.2.4	Expérience 5	169
7.2.5	Expérience 6	170
7.3	Implications des résultats	172
7.3.1	Prévalence des probabilités transitionnelles de premier- ordre entre éléments adjacents	172
7.3.2	Apprentissage des probabilités transitionnelles de second- ordre	174
7.3.3	Interactions entre probabilités transitionnelles et fréquence	175
7.4	Limites et ouvertures	177
7.4.1	Limites	177
7.4.2	Ouvertures	179
7.5	Conclusion	187
	Références	191
	Table des Figures	223
	Liste des Tableaux	229
	Annexes	231

Liste des abréviations

AIC	Akaike information criterion
ASRT	Alternating serial response task
FA	Fausse alarme
PT	Probabilité transitionnelle
RC	Rejet correct
SRT	Serial response task
TR	Temps de réponse
TT	Temps de transition

1 | Introduction

Évoluer au sein de notre environnement au quotidien requiert une capacité à appréhender des suites complexes d'évènements (Aslin, 2017). Cette capacité fondamentale de traitement d'évènements séquentiels repose tout autant sur des connaissances préalablement acquises que sur notre habileté à traiter de nouvelles séquences en temps réel (Burgess & Hitch, 2005). Nos connaissances préalables en la matière sont le fruit d'une adaptation à un environnement régulièrement ponctué par des évènements successifs qui se répètent.

La compétence à reconnaître des motifs temporels repose sur l'utilisation de la mémoire à long terme et de la mémoire à court terme¹. La mémoire à long terme est une fonction permettant de conserver une grande quantité d'informations pendant de longues périodes ou de manière définitive (Tulving, 1987). Cette fonction implique différents processus cognitifs tels que l'encodage (intégration d'une nouvelle information), le stockage (maintien de l'information) et la récupération (restitution de l'information stockée). La mémoire à court terme permet de maintenir pour une durée courte et manipuler sur le champ un ensemble plus limité d'informations (Cowan, 2016).

De manière générale, les deux composantes de la mémoire soutiennent l'adaptation à notre environnement par la modification de nos comportements sur la base de l'expérience (De Houwer, Barnes-Holmes, & Moors, 2013). C'est donc en prenant en compte à la fois le contexte immédiat et les connaissances préalables que certains évènements peuvent être inférés ou prédits (Brod, Hasselhorn, & Bunge, 2018). Ce processus est continu puisque l'expérience qui évolue sans cesse est mise à jour en mémoire à long terme afin de traiter de manière optimale de nouvelles séquences d'évènements. Cette mise à jour repose sur les capacités d'apprentissage qui nous intéressent en premier lieu dans cette thèse.

1. Il ne sera pas fait de distinction précise entre mémoire à court terme et mémoire de travail dans la présente thèse.

1.1 Apprentissage associatif

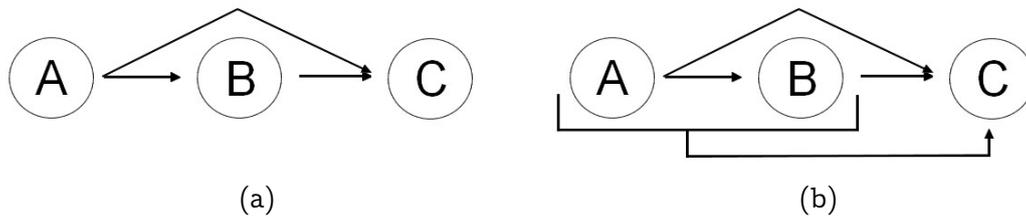
Notre intérêt se porte notamment sur les mécanismes d'association élémentaire qui sous-tendent l'apprentissage de séquences (Hebb, 1961 ; Perruchet & Peereman, 2004 ; Saffran, Aslin, & Newport, 1996). L'apprentissage de séquences de stimuli est généralement considéré comme relevant de la statistique des occurrences de ces stimuli en termes de corrélations temporelles dans l'environnement. Un tel apprentissage statistique élémentaire peut être considéré comme le rasoir d'Occam de l'acquisition du langage en permettant de faire l'économie de structures langagières complexes que seule l'hypothèse d'innéité du langage semble pouvoir expliquer (Chater & Manning, 2006 ; Johns, Jamieson, Crump, Jones, & Mewhort, 2020 ; Norris, 1994). Cette conception statistique s'oppose en effet à celle de la grammaire générative qui repose sur l'idée de l'existence d'une capacité de langage innée qui serait nécessaire à une bonne acquisition de ce dernier (Chomsky, 1965). Afin d'offrir une vue alternative à l'acquisition du langage (qui ne pourrait être selon certaines conceptions possible que grâce à des structures innées), ce travail de thèse se focalisera sur les facteurs statistiques fondamentaux qui peuvent être impliqués dans l'apprentissage de séquences.

Dans le cas spécifique de l'apprentissage de séquences, un mécanisme d'apprentissage associatif permet la création d'associations entre les stimuli d'une séquence qui se répète (Shanks, 1995). Cette association est classiquement décrite par un mécanisme hebbien (Hebb, 1949) dans lequel il est considéré que la présentation d'un stimulus vient activer une population de neurones codant pour ce stimulus. L'activation répétée et simultanée de deux populations de neurones à la suite de la présentation de deux stimuli entraîne une potentialisation à long terme des synapses connectant les neurones de ces deux populations. La potentialisation à long terme est un processus augmentant l'efficacité synaptique entre deux populations de neurones, à condition qu'elles soient régulièrement co-actives, autrement dit, à condition que les stimuli codés par les populations de neurones soient temporellement corrélés dans notre envi-

ronnement. Les efficacités synaptiques sont considérées comme sous-tendant les connaissances associatives en mémoire à long terme. Une fois apprises, des valeurs d'efficacités synaptiques élevées permettent la propagation de l'activation d'une population de neurones vers une autre. Autrement dit, une valeur d'efficacité synaptique élevée permet à une représentation d'un stimulus d'activer les représentations de stimuli associés en mémoire à long terme. Cette propagation de l'activation a pour conséquence de pré-activer une population de neurones avant l'apparition du stimulus correspondant dans l'environnement (Mongillo, Amit, & Brunel, 2003). En ce sens, il s'agit d'une prédiction dépendant de la probabilité transitionnelle de B "sachant" (écrit avec le symbole $|$) A ($p(B|A)$), appelée probabilité transitionnelle de premier-ordre). Par exemple, si la séquence AB (ou un exemple dans le langage : chat - souris) se répète dans l'environnement, alors les populations de neurones codant pour A et B s'activeront de manière concomitante. Cette activation concomitante a pour conséquence une augmentation de la valeur d'efficacité synaptique entre ces deux populations de neurones par un mécanisme d'apprentissage hebbien. L'augmentation de l'efficacité des synapses permet dans un second temps une pré-activation de B dès que A sera présenté. Ce mécanisme de pré-activation des neurones codant le stimulus B avant l'apparition de B entraînera, si B est effectivement présenté, un temps plus court pour la reconnaissance de B que si B n'avait pas été précédé par A (Neely, 1991). Ce traitement plus rapide des stimuli a notamment été mis en évidence avec des protocoles d'amorçage sémantique dans le paradigme de chronométrie mentale (Posner, 1978). Dans ces protocoles les temps de réponse sur des stimuli sont négativement corrélés à l'association entre le stimulus cible et le stimulus amorce (respectivement B et A dans notre exemple). Dit autrement, une association forte entre deux stimuli permet un traitement plus rapide du second stimulus une fois que le premier stimulus a été présenté (Meyer & Schvaneveldt, 1971).

Cependant, l'apprentissage associatif décrit par un mécanisme hebbien ne prend en compte que des associations entre deux stimuli. Dans ce cas, les règles de potentialisation synaptique découvertes dans le cerveau décrivent l'évolution

FIGURE 1.1 – Associations au sein d’un triplet ABC (a) uniquement sur la base des paires (b) intégrant une association plus complexe.



d’une synapse en fonction des seules activités des deux neurones pré- et post-synaptiques. Or, au sein de séquences de plus de deux stimuli comme c’est le cas dans le langage, des liens plus complexes devraient être pris en considération. Par exemple, les liens à l’intérieur de triplets de mots ne sont pas réductibles aux trois relations binaires dans le triplet (Lavigne, Longrée, Mayaffre, & Mellet, 2016). En effet, au sein d’un triplet ABC (par exemple : chat - poursuivre - souris), un mécanisme hebbien suppose une association des stimuli A et B , des stimuli B et C , ainsi qu’une association des stimuli non-adjacents A et C (Figure 1.1a). Pourtant, une association plus complexe est possible au niveau du triplet, entre la paire AB et le stimulus C (Figure 1.1b). L’apprentissage de triplets non réductibles à des associations de paires de stimuli est possible à la condition que le triplet forme une séquence complète régulière (“le chat poursuit une souris”). Bien qu’un mécanisme hebbien puisse rendre compte de l’apprentissage d’une paire non-adjacente si les stimuli composant la paire sont présentés de manière rapprochée, le mécanisme hebbien ne peut pas rendre compte d’un apprentissage plus complexe, tel que la formation d’une association entre une combinaison AB et un stimulus C dans une séquence ABC . En effet, comme évoqué plus haut, dans le cas de triplets l’apprentissage hebbien classique se limite aux trois paires de stimuli composant le triplet.

Des modèles récents permettent de dépasser les limites de l’apprentissage hebbien classique en formalisant des mécanismes biologiques complexes, tels qu’une règle hebbienne généralisée inter-synaptique et/ou des neurones à codage mixte (voir Lavigne, Avnaïm, & Dumercy, 2014 ; Lavigne et al., 2016 pour un modèle et une discussion). Ces modèles permettant l’apprentissage d’asso-

ciations entre une combinaison de stimuli et un autre stimulus rendent possible l'apprentissage de probabilités transitionnelles de second-ordre.

La probabilité transitionnelle de second-ordre d'un stimulus C correspond à la probabilité de ce stimulus sachant la combinaison (co-présence) de deux stimuli précédents A et B ($p(C|AB)$). Ces probabilités transitionnelles sont généralement étudiées au sein de séquences longues (Deroost et al., 2010 ; Gómez, 1997 ; Reed & Johnson, 1994), mais jamais dans le cas de simples triplets. Pourtant, le triplet est la forme la plus minimale de séquence comprenant à la fois des probabilités transitionnelles de premier et de second-ordre et en ce sens, le triplet devrait permettre d'analyser précisément les effets respectifs de ces deux types de probabilités transitionnelles. En effet, en plus des probabilités transitionnelles de second-ordre, les triplets intègrent des associations simples entre paires de stimuli pouvant être étudiées à l'aide des probabilités transitionnelles de premier-ordre (correspondant dans le triplet aux probabilités de chaque stimulus sachant un autre stimulus précédent, telles que $p(B|A)$, $p(C|B)$ et $p(C|A)$).

Par conséquent, dans le cadre de cette thèse, notre intérêt se portera principalement sur les probabilités transitionnelles de second-ordre ainsi que celles de premier-ordre entre éléments adjacents et non-adjacents au sein de triplets. Si le langage apparaît comme étant un terrain d'étude riche pour étudier les mécanismes cognitifs impliqués dans le traitement séquentiel de l'information, le langage n'est pas le matériel le plus simple à étudier expérimentalement. Effectivement il est difficile de contrôler tous les paramètres pouvant co-varier avec les facteurs que nous souhaitons étudier à cause de l'implication de connaissances préalables chez les participants, telles que les fréquences lexicales ou la longueur des mots, bien connues pour influencer le traitement des mots (Albregues, Lavigne, Aguilar, Castet, & Vitu, 2019). Nous avons donc fait le choix d'étudier dans un premier temps les mécanismes d'apprentissage fondamentaux entre stimuli visuels dont les propriétés sont mieux contrôlables (Chapitres 2 à 4), et dans un second temps de tester la constance de ces mécanismes dans l'apprentissage de séquences de stimuli langagiers simples (Chapitre 5).

Pour résumer, cette thèse a pour objectif d'étudier l'apprentissage de facteurs statistiques impliqués dans des triplets non issus du langage naturel afin de mieux comprendre les mécanismes qui sous-tendent l'apprentissage associatif au sein de séquences. Afin de mieux comprendre la pertinence de cet objet d'étude, la partie suivante présente les mécanismes et facteurs impliqués dans l'apprentissage de séquences, en prenant comme exemple principal le langage naturel.

1.2 Apprentissage de séquences : cas du langage naturel

1.2.1 Effets d'ordre

L'apprentissage de nouvelles séquences nécessite de tenir compte de l'ordre de présentation des stimuli. Les processus de traitement de l'ordre consistent à encoder et représenter l'ordre de stimuli apparaissant dans d'une séquence (Conway & Christiansen, 2001). Ces processus reposent sur deux composantes distinctes essentielles de la mémoire de travail (Janacsek & Nemeth, 2013) : (1) une première composante permettant le maintien en mémoire des items constituant la séquence après leur encodage (quand les stimuli ne sont plus présents) et (2) une seconde composante permettant l'encodage spécifique de l'ordre des stimuli (Hitch, Flude, & Burgess, 2009 ; Majerus, Poncelet, Greffe, & Van der Linden, 2006 ; Marshuetz, Smith, Jonides, DeGutis, & Chenevert, 2000). Par exemple, la première composante permet de différencier les séquences *ABC* et *ABF* (par exemple les mots "bâ-ti-ment" et "bâ-ti-sseur" dans lesquels seule la dernière syllabe change), tandis que la seconde permet de différencier les séquences *ABC* et *CBA* (par exemple "ton cha-let" et "les cha-tons" dans lesquels les syllabes sont identiques).

Il existe un lien entre la capacité à traiter l'ordre des stimuli au sein de séquences et l'acquisition du langage, notamment entre le traitement de l'ordre et la perception et catégorisation des sons de la langue chez les jeunes enfants

(Saffran & Thiessen, 2003), l'acquisition des formes phonologiques (Mosse & Jarrold, 2008), l'apprentissage de nouveaux mots (Gupta, 2003 ; Magro, Attout, Majerus, & Szmalec, 2018 ; Majerus, Poncelet, Elsen, & Van der Linden, 2006 ; Majerus & Boukebza, 2013 ; Szmalec, Page, & Duyck, 2012), l'acquisition de la syntaxe (Kidd, 2012 ; Saffran & Wilson, 2003 ; Thompson & Newport, 2007) et la lecture (Perez, Majerus, & Poncelet, 2012). Ces liens montrent qu'une meilleure capacité de traitement de l'ordre des stimuli est corrélée à un meilleur développement du langage.

Le lien entre capacité à traiter l'ordre et acquisition du langage se retrouve également dans l'étude de certaines pathologies liées au langage. En effet, des déficits dans le traitement de l'ordre ont été montrés chez des personnes dyslexiques dans des tâches nécessitant l'apprentissage de séquences ordonnées (Bogaerts, Szmalec, Hachmann, Page, & Duyck, 2015 ; Hachmann et al., 2014 ; Howard Jr, Howard, Japikse, & Eden, 2006) et l'apprentissage d'éléments non-adjacents (Kerkhoff, De Bree, De Klerk, & Wijnen, 2013) ainsi que chez des personnes ayant des troubles du langage, à la fois chez les enfants (Attout, Van der Kaa, George, & Majerus, 2012 ; Christiansen, Kelly, Shillcock, & Greenfield, 2010 ; Evans, Saffran, & Robe-Torres, 2009 ; Hsu & Bishop, 2014 ; Vicari, Marotta, Menghini, Molinari, & Petrosini, 2003) et chez les adolescents (Tomblin, Mainela-Arnold, & Zhang, 2007). Ces travaux dans leur ensemble soulignent que le processus de traitement de l'ordre est une composante capitale de l'acquisition du langage.

1.2.2 Prédiction

L'apprentissage de séquences permet un avantage adaptatif en facilitant en particulier le traitement de stimuli organisés en patterns. La capacité de prédiction dépend du bon apprentissage des associations présentes dans les patterns. En effet, un contexte permet d'activer des connaissances et de générer des attentes (prédictions) relatives à la suite des événements. Par exemple, l'encodage d'un stimulus A active l'ensemble de neurones codant pour ce stimulus et, si la séquence AB a été préalablement apprise, l'activité de A peut se propager

à *B* qui se trouve ainsi pré-activé. Par conséquent, le stimulus *B* sera attendu avant même son apparition. Ce mécanisme est commun à différentes catégories de séquences, telles que des séquences de sons (Fishman, Lee, & Sussman, 2020) ou des séquences musicales (Tillmann, 2012 ; Tillmann, Poulin-Charronnat, & Bigand, 2014). Ce mécanisme de prédiction est également impliqué dans la compréhension du langage en temps réel (Albregues et al., 2019 ; Lavigne, Vitu, & d'Ydewalle, 2000). Par exemple, il a été montré que sur la base des connaissances sémantiques, la vitesse de traitement d'un mot dépend des mots précédents (Brunel & Lavigne, 2009 ; Chwilla & Kolk, 2003 ; Corps, Brooke, & Pickering, 2022). D'autres travaux (Misyak, Christiansen, & Bruce Tomblin, 2010) ont montré une corrélation entre les capacités individuelles de prédiction de pseudo-mots (mesurées par une tâche d'apprentissage de dépendances) et la compréhension du langage (mesurée par le temps de lecture). Cet effet apparaît également chez de jeunes enfants pour lesquels il a été montré que leur capacité de prédiction était corrélée à leur vocabulaire (Mani & Huettig, 2012).

L'étude de Gambi, Gorrie, Pickering, et Rabagliati (2018) indique un développement différencié des processus de prédiction en fonction des composantes du langage. Par exemple, Gambi et al. (2018) testait les effets de la prédiction sémantique et de la prédiction phonologique chez des enfants de deux, trois et cinq ans. Dans cette expérimentation, l'enfant entendait un début de phrase pré-enregistré et deux images permettant de compléter la phrase test étaient présentées. La prédiction sémantique était testée en utilisant des phrases telles que "Can you see *one*... ball?" ou "Can you see *two*... ice creams?". Le test de prédiction phonologique reposait sur l'alternance *a/an* de l'anglais (en utilisant des phrases telles que "Can you see *a*... ball?" ou "Can you see *an*... ice cream?"). Les mouvements oculaires étaient enregistrés afin de déterminer quelle image (un ballon et deux crèmes glacées dans le premier cas, un ballon et une seule crème glacée dans le second cas) était regardée par l'enfant avant même la fin de la phrase. Leurs résultats ont indiqué que, bien que les enfants soient capables dès deux ans de faire des prédictions sémantiques, les prédictions d'ordre phonologiques demeurent encore peu développées à l'âge de

cinq ans. Ce décalage des acquisitions a été interprété par les auteurs comme étant une conséquence du bénéfice que peut procurer un processus prédictif selon les composantes du langage : une prédiction sémantique facilite la compréhension du langage et l'apprentissage de nouveaux mots, au contraire de la prédiction d'ordre phonologique. Par conséquent, même si la prédiction est un mécanisme prépondérant pour la compréhension du langage, son utilisation n'est pas nécessairement automatique puisque certains aspects de cette compétence n'apparaissent que tardivement dans le développement (Huettig, 2015).

Les effets de prédiction dans le langage ont été initialement mis en évidence grâce au paradigme d'amorçage sémantique (Meyer & Schvaneveldt, 1971) dans lequel un mot amorce est présenté, suivi d'un mot cible qui lui est relié sémantiquement ou non (par exemple chat - souris *vs.* soleil - souris). Dans ce paradigme, il était demandé aux participants d'effectuer une tâche de décision lexicale (i.e., décider si le mot cible était un mot ou un pseudo-mot). Les résultats ont mis en évidence que les participants classifiaient plus rapidement les mots cibles quand ces derniers étaient précédés par des mots qui leur étaient liés sémantiquement (Khalkhali, Wammes, & McRae, 2012; Meyer & Schvaneveldt, 1971). Les effets d'amorçage sémantique varient en fonction de la force de l'association (cette force peut être représentée par un pourcentage de productions langagières où les mots amorces et mots cibles sont associés, De Groot, Thomassen, & Hudson, 1982; Van Petten, 2014), du temps s'écoulant entre la présentation du mot amorce et du mot cible (temps techniquement appelé *stimulus onset asynchrony*, Brunel & Lavigne, 2009; Coney, 2002) et du type d'association entre les mots (association directe, comme par exemple tigre - rayure, ou indirecte comme dans le cas lion - (tigre) - rayure, Lavigne, Dumercy, & Darmon, 2011).

Trois mécanismes agissent de manière concomitante pour expliquer la prédiction dans l'amorçage sémantique (Neely, 1991).

1. Le premier mécanisme est la *propagation d'activation* entre des concepts associés, que nous avons déjà évoquée au début de cette section. Selon ce

mécanisme, deux stimuli présentés de manière concomitante dans l'environnement sont associés en mémoire (Hebb, 1949, 1961). Par conséquent, l'activation de l'amorce entraîne une propagation automatique de cette activation vers les stimuli qui lui sont associés en mémoire à long terme. Cette pré-activation en mémoire à court terme conduit à un traitement plus rapide des stimuli reliés à l'amorce. Cette facilitation dépend par ailleurs de la force d'association existante entre l'amorce et la cible (Luka & Van Petten, 2014). Ce mécanisme est rapide, ne nécessite pas d'effort conscient et ne vient pas inhiber les stimuli qui ne sont pas associés au mot amorce.

2. Le second mécanisme est *l'amorçage basé sur les attentes*. La présentation de l'amorce génère une attente sur l'ensemble des stimuli susceptibles de la suivre, ce qui permet à une cible faisant partie de cet ensemble d'être traitée plus rapidement. Ce mécanisme se distingue du précédent en ce sens qu'il agit de manière plus lente et tend à inhiber les stimuli non associés à l'amorce et ne faisant pas partie du lot d'attentes.
3. Le troisième et dernier mécanisme est *l'appariement post-lexical*, qui survient après la présentation de l'amorce et de la cible. Ce mécanisme n'est donc pas prédictif en soi mais permet une vérification de la plausibilité de l'association entre l'amorce et la cible *a posteriori*, ou une vérification que les prédictions faites avant l'encodage de la cible sont réalisées ou pas. Ce mécanisme post-lexical nécessite la prise en compte de la cible après son encodage, alors que les deux processus précédents sont actifs avant même l'encodage de la cible.

La combinaison de ces trois mécanismes permet à un stimulus d'être traité plus rapidement après la présentation d'une amorce lui étant liée. L'effet d'amorçage sémantique correspond mécaniquement à une prédiction de la cible en fonction de l'amorce. Cette prédiction permet un traitement plus rapide de la cible. Le processus dans son ensemble est assimilable à l'apprentissage d'un lien entre l'amorce et la cible. La prochaine partie évoquera comment les associations entre stimuli qui participent au phénomène d'amorçage peuvent être

appries sur la base de l'apprentissage statistique de séquences temporelles.

1.2.3 Apprentissage statistique

L'apprentissage statistique repose sur l'extraction automatique de régularités existantes au sein de l'environnement (Romberg & Saffran, 2010). Cette extraction de régularités confère à l'apprentissage un caractère robuste dans le temps (Kóbor, Janacsek, Takács, & Nemeth, 2017). La notion d'apprentissage statistique se rapproche de celle d'apprentissage implicite (Destrebecqz & Cleeremans, 2001). Néanmoins, l'apprentissage statistique et l'apprentissage implicite semblent se différencier sur un plan théorique (selon l'interprétation des résultats), avec une approche plutôt liée à la formation de chunks pour l'apprentissage implicite et une approche plutôt liée aux computations statistiques dans le cas de l'apprentissage statistique (Perruchet & Pacton, 2006). Dans le cas présent, notre intérêt portant plutôt sur l'implication des computations statistiques dans l'apprentissage de séquences, le terme apprentissage statistique sera ici préféré.

Deux mécanismes principaux sont impliqués dans l'apprentissage statistique : le premier est un mécanisme d'extraction qui permet d'identifier et de reconnaître un pattern, tel que la reconnaissance d'un mot au milieu d'un flux langagier ; le second est un processus d'intégration permettant de compléter nos connaissances, tel que l'apprentissage d'un nouveau mot en fonction d'un contexte pré-existant (Thiessen, Kronstein, & Hufnagle, 2013). L'apprentissage statistique a donc un rôle prépondérant dans l'acquisition du langage (Gómez & Gerken, 2000), bien que relevant du domaine de la cognition générale (Conway & Christiansen, 2005 ; Conway & Pisoni, 2008 ; Kirkham, Slemmer, & Johnson, 2002). Il est intéressant de noter que la capacité d'apprentissage statistique évolue tout au long de la vie, présentant des performances différentes selon l'âge, avec un apprentissage plus efficient durant l'enfance suivi d'un déclin graduel (Janacsek, Fiser, & Nemeth, 2012). Cet effet de l'âge a également été mis en évidence par une différence de performance entre les enfants et les adultes en fonction de la charge mentale liée aux tâches à exécuter (Coomans, Vanden-

bossche, & Deroost, 2014). En effet, les enfants maintiennent un même niveau d'apprentissage de séquences avec des tâches simples (une seule tâche) ou des tâches en attention divisée (deux tâches simultanées), alors que les adultes obtiennent de moins bonnes performances dans les tâches d'attention divisée.

La partie suivante développe l'idée que l'apprentissage statistique permet non seulement d'apprendre des liens simples entre divers éléments (Fu, Sun, Dienes, & Fu, 2018) mais également des règles complexes et parfois abstraites, tout autant chez les humains (Boyer, Destrebecqz, & Cleeremans, 2005) que chez les primates non-humains (Muhammad, Wallis, & Miller, 2006). Ces apprentissages sont possibles grâce aux probabilités transitionnelles entre stimuli séquentiels (Aslin & Newport, 2009; Aslin, 2017), qui participent de façon privilégiée à l'apprentissage statistique.

1.3 Probabilités transitionnelles

Comme nous l'avons évoqué, on appelle probabilité transitionnelle (ou probabilité conditionnelle, Aslin, Saffran, & Newport, 1998), notée $p(B|A)$, la probabilité de B sachant A dans une séquence AB . Il s'agit de la probabilité d'apparition d'un stimulus B en fonction d'un stimulus précédent A dans un ensemble de séquences temporelles contenant au moins A . Autrement dit, il s'agit du nombre de fois où B apparaît après A divisé par le nombre de fois où A apparaît. La valeur d'une probabilité transitionnelle indique la force avec laquelle un stimulus donné prédit l'apparition d'un autre stimulus, ainsi que la force d'association entre stimuli. Les probabilités transitionnelles sont largement présentes dans le langage et ce type de probabilités pourrait avoir un rôle essentiel à l'apprentissage de séquences de manière plus large.

1.3.1 Cas du langage

Sans exclure les indices prosodiques (intonation, accentuation) ou la fréquence (nombre de répétition des stimuli), le rôle des probabilités transitionnelles apparaît central dans l'acquisition et la compréhension du langage. Les

probabilités transitionnelles sont largement impliquées dans la segmentation du flux langagier, des pseudo-mots en particulier (Aslin et al., 1998 ; Saffran, Newport, & Aslin, 1996) mais de façon plus générale de la langue (Pelucchi, Hay, & Saffran, 2009b). Les probabilités transitionnelles présentent également leur importance dans l'acquisition de la phonologie (Maye, Werker, & Gerken, 2002) et de la syntaxe (Thompson & Newport, 2007). Par exemple, un meilleur traitement du langage est permis par les probabilités transitionnelles, ce qui est observable par le fait que les mots les plus prédictibles sont plus rapidement lus (Frisson, Rayner, & Pickering, 2005). Un autre exemple est le fait que les probabilités transitionnelles qui associent des groupes grammaticaux permettent un meilleur apprentissage des règles grammaticales (Saffran, 2001). Par exemple, les probabilités transitionnelles entre la classe grammaticale des sujets et celle des verbes sont très élevées dans le français, par le simple fait qu'un sujet précède fréquemment son verbe.

1.3.2 Séquences non-langagières

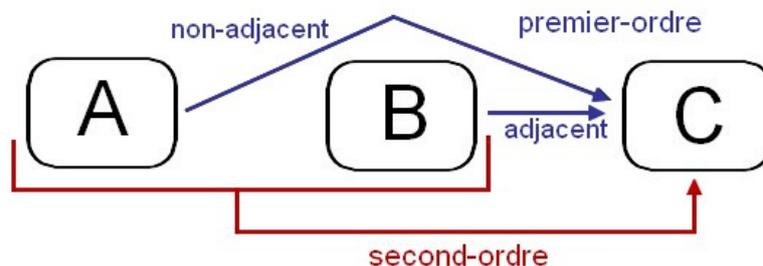
Les probabilités transitionnelles se retrouvent également dans l'apprentissage de séquences non-langagières, par exemple au sein de séquences visuelles (Endress & Langus, 2017), tactiles (Conway & Christiansen, 2005) ou motrices chez les humains et les primates non-humains (Rey, Minier, Malassis, Bogaerts, & Fagot, 2019). Ces études suggèrent que l'apprentissage des probabilités transitionnelles est un mécanisme fondamental commun à plusieurs espèces. Cependant, il a été mis en évidence que les singes ont tendance à se focaliser sur des régularités locales tandis que les humains sont sensibles aux régularités plus globales (Rey et al., 2019). Rey et al. (2019) ont également suggéré que le recodage verbal de stimuli non-verbaux pourrait expliquer cette sensibilité aux régularités plus globales de l'apprentissage statistique humain. Cette différence entre humains et singes indique que, non seulement l'utilisation des probabilités transitionnelles soutient l'acquisition du langage (Saffran, 2001), mais aussi que l'utilisation du langage pourrait venir faciliter en retour l'apprentissage des probabilités transitionnelles via un recodage verbal.

Les seules probabilités transitionnelles évoquées dans cette partie étaient celles existantes entre deux stimuli A et B dans une séquence AB ($p(B|A)$), probabilités transitionnelles dites de premier-ordre. Bien qu'étant un processus fondamental, nous avons souligné dans la section 1.1 que l'association entre deux éléments contigus n'est pas suffisante pour rendre compte de la complexité qui régit l'apprentissage de séquences, y compris, et même surtout, dans le cas du langage. Afin de mieux saisir tous les cas possibles d'apprentissage statistique, il est donc nécessaire de s'interroger également sur des relations plus complexes qui existent entre plusieurs éléments d'une séquence.

1.3.3 Problématique des probabilités transitionnelles de second-ordre

Au sein de séquences, il arrive qu'un ensemble de stimuli en prédise un autre (Gureckis & Love, 2010). Par exemple, au sein d'une séquence ABC , l'élément C peut être prédit par les éléments A et B séparément (tel que $p(C|A)$ et $p(C|B)$, correspondant aux probabilités transitionnelles de premier-ordre) mais également par l'ensemble AB correspondant à la combinaison des deux stimuli (tel que $p(C|AB)$, voir Figure 1.2).

FIGURE 1.2 – Probabilités transitionnelles de premier-ordre (en bleu, entre éléments adjacents et non-adjacents) et de second-ordre (en rouge) dans une séquence ABC



Les probabilités transitionnelles de second-ordre sont également appelées dépendances de second-ordre (Gómez, 1997) ou encore en anglais SOCs pour Second-Order Conditionals (Deroost et al., 2010; Reed & Johnson, 1994). On notera que $p(C|AB)$ n'est pas un simple produit de $p(C|A)$ et $p(C|B)$. Le terme

$p(C|AB)$ est indépendant de $p(C|A)$ et $p(C|B)$ en ce sens qu'il apporte une information supplémentaire.

Les probabilités transitionnelles de second-ordre nécessitent de combiner deux stimuli pour prédire le stimulus suivant. Autrement dit, elles reposent sur l'apprentissage d'au moins trois stimuli combinés ensemble. Il apparaît que l'apprentissage de ces combinaisons est plus coûteux que celui d'une simple association entre deux stimuli, telle que dans les probabilités transitionnelles de premier-ordre. Ce coût supplémentaire est visible dans des données comportementales indiquant un apprentissage plus difficile des probabilités transitionnelles de second-ordre en comparaison de celles de premier-ordre (Gómez, 1997).

Malgré la difficulté d'apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre par rapport à celles de premier-ordre, leur ubiquité dans l'environnement pourrait contraindre le système cognitif à les prendre en compte. En effet, les probabilités transitionnelles de second-ordre apparaissent dans le langage. Bien qu'il soit possible de prédire certains mots sur la base d'un seul mot (par exemple "manger"), l'incertitude demeure élevée. L'usage d'un ensemble de mots formant un contexte complexe (tel que "manger avec des baguettes") permet de réduire l'incertitude. Le bénéfice prédictif offert par un contexte plus riche incluant plusieurs stimuli (ou plusieurs mots) peut être illustré par le modèle n-gram (Bahl, Jelinek, & Mercer, 1983) utilisé dans le traitement automatique du langage naturel. Le modèle n-gram dérive des chaînes de Markov permettant, par exemple, de rendre compte du rôle des bigrammes (ensemble de deux stimuli, correspondant aux probabilités transitionnelles de premier-ordre), des trigrammes (ensemble de trois stimuli, correspondant aux probabilités transitionnelles de second-ordre) et des n-grammes (ensemble de stimuli encore plus larges) lors de la prédiction. Le modèle n-gram met notamment en évidence qu'au sein d'une séquence de quatre éléments, ce sont les trigrammes qui permettent la meilleure prédiction (Tremblay & Tucker, 2011). Il est donc possible que ce soient les probabilités transitionnelles de second-ordre, présentes dans des contextes plus larges (a minima, des triplets), qui soient ap-

prises dans des séquences plus longues afin de réduire l’incertitude. Dans le cadre de cette thèse, nous avons décidé de nous focaliser sur des triplets de stimuli, c’est-à-dire les séquences les plus simples possibles qui comprennent des probabilités transitionnelles de second-ordre.

Comme souligné dans la section 1.1, au sein d’une séquence de plus de deux éléments les deux types de probabilités transitionnelles (premier et second-ordre) co-existent et sont susceptibles de provoquer un effet concomitant sur la prédiction et l’apprentissage. Les effets respectifs de ces deux probabilités transitionnelles et leurs interactions sont encore mal connus dans l’apprentissage statistique de séquences. Tester ces deux probabilités transitionnelles s’avère donc nécessaire afin de mieux déterminer leur rôle respectif dans l’apprentissage. On conviendra alors que pour étudier des triplets, l’ensemble des sources d’information par nature associatives doivent être prises en compte. Comme évoqué plus haut, un triplet ABC intègre les paires AB et BC , mais également la paire de stimuli non-adjacents AC . Il est donc nécessaire de considérer à la fois les effets des probabilités transitionnelles entre stimuli adjacents et celles entre stimuli non-adjacents afin de mieux appréhender l’ensemble des facteurs potentiellement impliqués dans l’apprentissage statistique de séquences.

1.4 Dépendances non-adjacentes

Les dépendances entre deux stimuli non-adjacents, telle qu’une dépendance entre A et C dans une séquence ABC (Figure 1.2) sont, par exemple, largement représentées dans le langage naturel. Plusieurs exemples peuvent illustrer leur importance notamment au sein de la grammaire, et justifier le caractère capital de leur étude en lien avec l’apprentissage de séquences. Dans le cas du français, la double négation constituée des éléments “ne” et “pas” est un exemple canonique de dépendance non-adjacente. Dans ce cas précis, le mot “ne” prédit le mot “pas” en dépit des variations infinies qui peuvent constituer le contexte entre les deux mots, y compris le nombre de mots constituant ce contexte (par exemple “Je *ne* pense vraiment *pas* que ce soit une bonne idée”). De manière

générale, les dépendances non-adjacentes existent dans les accords en genre et en nombre (entre un déterminant et le nom qui le suit ou bien entre un nom et un adjectif), dans les conjugaisons (entre le sujet et la terminaison du verbe, même si plusieurs éléments les séparent tels que : “*Les chiens dans la rue voisine aboient*”), ou bien encore entre classes grammaticales dans les langues où l’ordre des mots est fixe.

Les relations non-adjacentes entre stimuli semblent capitales dans le traitement du langage (Misyak, Christiansen, & Tomblin, 2010) et peuvent être apprises sur la base de l’apprentissage statistique (Perruchet, Tyler, Galland, & Peereman, 2004) via un apprentissage automatique de règles chez les enfants dès sept mois (Gervain & Werker, 2013 ; Marcus, Vijayan, Rao, & Vishton, 1999) ou via les probabilités transitionnelles chez les enfants dès huit mois (Kabdebon, Pena, Buiatti, & Dehaene-Lambertz, 2015). L’apprentissage des dépendances non-adjacentes dans les langues naturelles a été montré chez les enfants dès l’âge d’un an, avec une variation en fonction des langues. Cet apprentissage apparaît chez les enfants dès un an et six mois pour l’anglais avec une séparation de trois syllabes maximum entre les deux syllabes liées (Santelmann & Jusczyk, 1998), contre deux ans pour l’allemand (Van Heugten & Johnson, 2010). L’apprentissage des dépendances non-adjacentes a été montré via des mesures directes, telles que des temps de réponse enregistrés à chaque essai (Vuong, Meyer, & Christiansen, 2016), mais également avec des mesures indirectes, telles que la mesure d’un taux de reconnaissance à l’issue d’une phase de familiarisation (Gómez, 2002). Néanmoins, cette compétence n’est pas l’apanage du langage, car un apprentissage de dépendances non-adjacentes apparaît dans des séquences non-langagières, tant chez les humains que chez les primates non-humains (Malassis, Rey, & Fagot, 2018). Si l’apprentissage des dépendances non-adjacentes n’est pas spécifique au langage, elle relève probablement de mécanismes cognitifs plus rudimentaires susceptibles de s’appliquer au traitement d’informations séquentielles en général.

De manière générale, les résultats d’études employant tant des séquences langagières que non-langagières suggèrent que les dépendances non-adjacentes

seraient plus difficiles à apprendre que les dépendances adjacentes (Vuong et al., 2016 ; Wilson et al., 2018). Cette idée est renforcée par des données d'imagerie cérébrale montrant que cet apprentissage est plus coûteux que celui de paires adjacentes (Phillips, Kazanina, & Abada, 2005). Il faut cependant noter que les différences d'apprentissage entre dépendances adjacentes et non-adjacentes disparaissent lorsque la consigne attire l'attention du participant sur les paires à apprendre (Pacton & Perruchet, 2008). Néanmoins, si l'attention n'est pas spécifiquement dirigée vers les dépendances non-adjacentes, alors seules les paires adjacentes sont mémorisées (Pacton, Sobaco, & Perruchet, 2015).

L'effet de la structure de dépendance (dépendance adjacente ou non-adjacente) a également été étudié en lien avec l'effet de la fréquence de présentation des séquences (Nemeth et al., 2010 ; Song, Howard, & Howard, 2007) et il se trouve que l'effet de la fréquence a aussi été étudié en lien avec les probabilités transitionnelles (Endress & Langus, 2017), ce qui fait l'objet de la section suivante.

1.5 Fréquence

1.5.1 Effets de fréquence

La fréquence des séquences est un facteur à prendre en compte dans la description des processus à l'œuvre dans l'apprentissage de séquences. Notre but étant de déterminer le rôle des divers facteurs qui peuvent gouverner les régularités statistiques de triplets, il convient d'intégrer ce facteur qui pourrait en particulier interagir avec l'effet des probabilités transitionnelles.

La fréquence correspond au nombre d'occurrences d'un stimulus ou d'une séquence au sein d'une fenêtre temporelle donnée (Scarborough, Cortese, & Scarborough, 1977). Une fréquence élevée renvoie à un grand nombre de présentations du stimulus, tandis qu'une fréquence faible correspond à un nombre réduit d'occurrences. L'apprentissage statistique dépend clairement de la distribution des fréquences (Wanrooij, Boersma, & Benders, 2015). En effet, les temps de réponse sont plus courts pour les stimuli les plus fréquents. Il existe

d'ailleurs dans ce domaine des lois qui permettent de prédire précisément des temps de décision en fonction de l'incertitude des événements (loi de Hick, Hick, 1952 ou loi de Hick-Hyman, Hyman, 1953). De manière générale, plus une séquence est répétée, plus l'association entre les stimuli qui la composent est renforcée.

La fréquence a un impact sur les traitements cognitifs de hauts niveaux tels que des traitements impliqués dans le langage, par exemple dans l'apprentissage de règles phono-tactiques (Majerus, Van der Linden, Mulder, Meulemans, & Peters, 2004), de nouveaux mots (Dąbrowska, 2008 ; Majerus & Boukebza, 2013) ou de règles grammaticales (Bybee, 2006 ; Thompson & Newport, 2007). La fréquence joue également un rôle fondamental dans l'acquisition du langage : les enfants sont sensibles à la fréquence des divers éléments (phonèmes et constructions langagières) présents dans la langue et cela a un impact sur la représentation de la langue par l'enfant (Bybee, 2006 ; Maye et al., 2002) et détermine la vitesse et la précision avec laquelle l'enfant pourra ensuite produire lui-même ces constructions langagières (Bannard & Matthews, 2008). L'effet de la fréquence demeure à l'âge adulte car les mots les plus fréquents sont traités plus efficacement que les mots peu fréquents (Brybaert, Mandera, & Keuleers, 2018).

Au-delà de son implication dans le langage, la fréquence est également impliquée dans les traitements de bas niveau tels que les traitements perceptifs et moteurs chez les adultes (Nissen & Bullemer, 1987 ; Popov & Reder, 2020 ; Witthoft, Davidenko, & Grill-Spector, 2009) et chez les singes (Erickson & Desimone, 1999). Ces effets sont parfois qualifiés d'effets de répétition dans le cas de d'apprentissage perceptif ou moteur (Couture & Tremblay, 2006 ; Hebb, 1949 ; Scarborough et al., 1977 ; St-Louis, Hughes, Saint-Aubin, & Tremblay, 2019). Dans le cas de stimuli visuels ou moteurs, la manipulation de la répétition des stimuli permet un renforcement de l'apprentissage dans différentes modalités sensorielles (Couture, Lafond, & Tremblay, 2008 ; Hitch et al., 2009 ; Kim, Johnson, Gillespie, & Seidler, 2014).

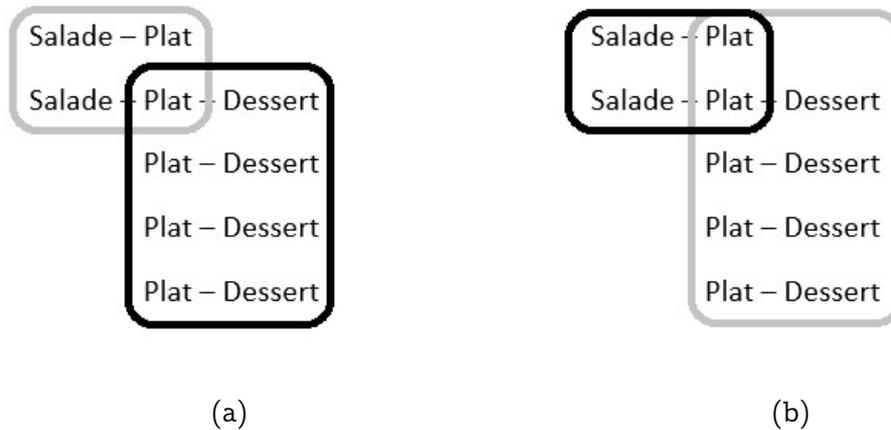
1.5.2 Fréquence et probabilités transitionnelles

Si la fréquence des séquences et les probabilités transitionnelles sont deux facteurs qui semblent clairement impliqués dans le langage et dans l'apprentissage statistique de façon plus générale, ceux-ci demeurent malheureusement trop souvent étudiés de façon séparée (Thiessen et al., 2013). L'étude de Thiessen et al. (2013) explique cette division par le fait que les probabilités transitionnelles et la fréquence seraient des éléments jouant un rôle dans deux processus en réalité différents : les probabilités transitionnelles permettraient l'extraction d'unités (comme par exemple l'extraction de mots au sein d'un flux langagier) alors que la fréquence relèverait d'un processus d'intégration au sein des unités déjà présentes en mémoire à long terme. Dans le cas du processus d'intégration, le système cognitif utiliserait préférentiellement la fréquence pour prendre en compte l'ensemble des occurrences connues en vue d'identifier des liens existants entre les diverses unités (par exemple les associations sémantiques entre mots).

Une utilisation différenciée de la fréquence et des probabilités transitionnelles apparaît également au sein d'études expérimentales. Par exemple, les probabilités transitionnelles semblent être utilisées préférentiellement dans l'extraction de nouveaux mots (Aslin et al., 1998). À l'inverse, les probabilités transitionnelles ne sont pas pertinentes dans le cas de la catégorisation grammaticale des mots comme étant des mots de contenu (peu fréquents) ou des mots de fonction (très fréquents). Cette catégorisation grammaticale est permise par la différence de fréquence entre ces deux catégories (Hochmann, Endress, & Mehler, 2010). Ces études soulignent que ces deux facteurs, bien qu'existant de manière concomitante, peuvent remplir des fonctions différentes au sein du système cognitif.

Pour illustrer le rôle respectif potentiel des facteurs probabilités transitionnelles et fréquence, imaginons un restaurant qui propose uniquement trois choix sur son menu comprenant une salade, un plat et un dessert. Les commandes sont réparties pour un cinquième selon la combinaison 'Salade + Plat'

FIGURE 1.3 – Utilisation préférentielle de (a) la fréquence pour la paire ‘plat + dessert’ qui est plus fréquente que ‘salade + plat’ et (b) la probabilité transitionnelle pour la paire ‘salade + plat’ qui a une probabilité transitionnelle plus élevée que celle de la paire ‘plat + dessert’ ($p = 1$ et $p = .80$, respectivement).



Note. L’ellipse en noir représente la valeur de fréquence ou de probabilité transitionnelle la plus élevée et l’ellipse en grise la valeur la plus faible.

(i.e., 1/5e des clients choisissent une salade et un plat, mais pas de dessert), un autre cinquième ‘Salade + Plat + Dessert’, et 3/5e ‘Plat + Dessert’. Dans ce cas, la fréquence de la combinaison ‘Salade + Plat’ est inférieure à la fréquence de ‘Plat + Dessert’ (deux cinquièmes contre quatre cinquièmes, voir Figure 1.3a). En revanche, les probabilités transitionnelles qui relient les éléments de chaque commande indiquent une supériorité de la paire ‘Salade + Plat’ puisque $p(Plat|Salade) = 1$ (un plat est systématiquement choisi après une salade) alors que $p(Dessert|Plat) = .80$ (un dessert suit un plat seulement quatre fois sur cinq, voir Figure 1.3b). Dans cet exemple, les deux informations sont plus ou moins pertinentes selon l’objectif : la fréquence s’avère intéressante pour commander la bonne quantité d’ingrédients, tandis que les probabilités transitionnelles permettent d’anticiper les demandes des clients de manière à les servir plus rapidement.

Dans cet exemple, la fréquence et les probabilités transitionnelles semblent plus ou moins pertinentes selon les objectifs. Cela peut expliquer pourquoi

les apprentissages statistiques conditionnels (probabilités transitionnelles) et distributionnels (fréquence) apparaissent le plus souvent séparés dans la littérature. Cependant, considérer ces processus comme étant séparés ne permet probablement pas de rendre compte de toutes les subtilités de l'apprentissage statistique. Il apparaît donc nécessaire de manipuler conjointement les probabilités transitionnelles et la fréquence afin d'étudier plus finement leurs effets respectifs lors de l'apprentissage de nouvelles séquences, ce qui est un objectif central de cette thèse.

Pour résumer, les facteurs précédemment évoqués (probabilités transitionnelles, structure de dépendances et fréquence) apparaissent impliqués de façon déterminante lors du traitement du langage et, de façon plus générale, semblent avoir un effet capital dans l'apprentissage de nouvelles séquences. Au sein de la littérature précédemment citée, plusieurs paradigmes expérimentaux ont été utilisés afin d'étudier ces facteurs. Nous allons à présent présenter chacun de ces paradigmes en spécifiant à la fois leurs avantages et leurs inconvénients afin de déterminer quel paradigme serait le plus susceptible d'être utilisé dans le cadre de ce travail.

1.6 Paradigmes expérimentaux

1.6.1 Grammaire artificielle

Probabilités transitionnelles

Le paradigme de grammaire artificielle (Reber, 1967) est une référence pour l'étude de l'apprentissage associatif (Pothos, 2007). Ce paradigme a notamment mis en évidence l'utilisation des probabilités transitionnelles lors de l'apprentissage de séquences et la segmentation du flux de la parole chez les adultes (Perruchet & Poulin-Charronnat, 2012; Saffran, Newport, & Aslin, 1996; Soares et al., 2020) et les enfants dès huit mois (Aslin et al., 1998; Saffran, Aslin, & Newport, 1996). Ce paradigme consistait à créer une langue artificielle (i.e., un ensemble de pseudo-mots n'ayant pas de sens, chacun étant

constitué de trois syllabes) puis de la présenter à l'aide d'une voix électronique en flux continu en ordonnant les pseudo-mots dans un ordre aléatoire. De cette manière, les probabilités transitionnelles entre les syllabes d'un pseudo-mot étaient égales à 1. Par exemple, si un des pseudo-mots était PABIRU, alors PA était toujours suivi de BI qui était lui-même toujours suivi de RU. En revanche, les probabilités transitionnelles entre deux pseudo-mots étaient inférieures à 1. Imaginons, par exemple, trois pseudo-mots tels que PABIRU, GOBAKU et TIVALU. L'ordre de présentation des pseudo-mots étant aléatoire, la syllabe RU, qui est la dernière syllabe du premier pseudo-mot (PABIRU), pouvait être suivie soit de PA, soit de GO, soit de TI (i.e., les premières syllabes des trois pseudo-mots). Par conséquent, les probabilités transitionnelles entre les pseudo-mots étaient de $1/3$ ($p = .33$). Grâce aux probabilités transitionnelles entre syllabes, les participants pouvaient donc apprendre quels triplets de syllabes correspondaient à des pseudo-mots dans cette langue artificielle. Les pseudo-mots étaient présentés durant une phase de familiarisation à l'issue de laquelle une tâche de choix forcé était proposée. Les participants devaient choisir entre un pseudo-mot présenté durant la phase de familiarisation et un mot partiel. Un mot partiel correspondait à une séquence de trois syllabes créée par le contact de deux pseudo-mots. Par exemple, si les pseudo-mots de la phase de familiarisation étaient PABIRU et GOBAKU, alors RUGOBA et BAKUPA étaient des mots partiels. Les mots partiels correspondaient donc à des séquences ayant été entendues lors de la phase de familiarisation mais dans lesquelles les probabilités transitionnelles étaient inférieures à 1.

L'avantage notable de ce paradigme est qu'il exclut l'utilisation de connaissances préalables sur la structure des séquences et n'utilise pas d'indices perceptifs tels que la prosodie pour aider à la segmentation, ce qui permet d'étudier spécifiquement l'effet des probabilités transitionnelles. Ces études ont mis en évidence que les adultes parviennent à différencier les pseudo-mots des mots partiels après seulement 21 minutes d'exposition (Saffran, Newport, & Aslin, 1996), contre seulement trois minutes pour les enfants de huit mois (Saffran, Aslin, & Newport, 1996). Ces résultats indiquent que les probabili-

tés transitionnelles sont fondamentales dans la segmentation du flux langagier. Sous certaines conditions, les participants peuvent apprendre simultanément deux langues artificielles (deux ensembles de pseudo-mots), c'est-à-dire extraire deux ensembles de probabilités transitionnelles différents à partir d'un seul flux de stimuli (Weiss, Gerfen, & Mitchel, 2009). Cependant, lors d'une présentation séquentielle de deux langues artificielles (première langue, puis deuxième langue) un effet de primauté apparaît et seul le premier ensemble est alors appris (Bulgarelli, Benitez, Saffran, Byers-Heinlein, & Weiss, 2017; Karuza et al., 2016). Afin d'enseigner une seconde langue lors d'une présentation séquentielle, l'utilisation d'un indice contextuel marquant le changement de langue (tel qu'une pause entre les deux langues artificielles) et un temps de présentation plus long que celui nécessaire à l'apprentissage d'une seule langue sont requis (Gebhart, Aslin, & Newport, 2009). Cette difficulté à apprendre une seconde langue peut s'expliquer par un effet d'ancrage : la première langue artificielle est sur-apprise et empêcherait l'apprentissage de la seconde. Cependant, cet effet d'ancrage peut être évité en changeant de langue au moment où la première est tout juste apprise (Bulgarelli & Weiss, 2016).

Les études précédemment citées s'intéressaient aux effets des probabilités transitionnelles vers l'avant (*forward*), c'est-à-dire la manière dont un stimulus est en mesure de prédire son successeur (par exemple, la probabilité que A prédise B dans une séquence AB). Néanmoins, à l'instar d'un effet vers l'avant, un effet des probabilités transitionnelles vers l'arrière (*backward*, correspondant à la possibilité qu'il y ait eu un stimulus A en présence d'un stimulus B dans une séquence AB) a également été mis en évidence chez les rats (Toro, Trobalon, & Sebastián-Gallés, 2005), les enfants (Pelucchi, Hay, & Saffran, 2009a) et les adultes (Perruchet & Desaulty, 2008). Ces études ont également montré un apprentissage robuste des probabilités transitionnelles dans des tâches d'attention divisée (Horváth, Török, Pesthy, Nemeth, & Janacsek, 2020). Ces probabilités transitionnelles backward se rapprochent du processus d'amorçage post-lexical de Neely (1991) présenté dans la section 1.2.2 de cette introduction. Il était notamment souligné qu'il s'agissait d'un processus permettant la

vérification de la plausibilité de l'association entre la cible et l'amorce. Cette plausibilité d'association entre la cible et l'amorce peut être retranscrite par les probabilités transitionnelles backward. Par conséquent, les probabilités transitionnelles peuvent rendre compte des processus impliqués lors de l'amorçage, avec les probabilités transitionnelles forward représentant l'activation d'un stimulus par un autre et les probabilités transitionnelles backward le processus de vérification. En cela, l'étude des probabilités transitionnelles s'inscrit dans la lignée des travaux relatifs à l'amorçage.

Le cas du second-ordre

Les paradigmes d'apprentissage de grammaire artificielle ont également permis de tester l'effet des probabilités transitionnelles de second-ordre sur l'apprentissage séquentiel. Dans l'étude de Gómez (1997), les séquences utilisées étaient composées de cinq à dix lettres comprenant des probabilités transitionnelles de premier et second-ordre. Les probabilités transitionnelles de premier-ordre étaient intégrées aux séquences via des bigrammes et celles de second-ordre via des trigrammes (par exemple le bigramme *NP* suivi du trigramme *PNZ* dans la séquence *NPPNZ*). Les séquences étaient présentées sur un écran avec un point séparant chaque séquence. À la fin de chaque essai, il était demandé aux participants de taper la séquence de lettres sur un clavier. En cas d'erreur, la séquence était de nouveau présentée. À l'issue de cette phase de familiarisation, de nouvelles séquences étaient utilisées afin de tester l'apprentissage des probabilités transitionnelles. Parmi les nouvelles séquences, certaines respectaient les bigrammes et trigrammes présentés en phase de familiarisation et d'autres non. La tâche des participants était de déterminer si les nouvelles séquences étaient conformes à celles présentées en phase de familiarisation ou non. Une tâche de prédiction était également proposée dans laquelle il était demandé aux participants de reconstruire les séquences qui étaient présentes durant la phase de familiarisation. L'ensemble des résultats de cette expérimentation indiquait un apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre. Cependant, un avantage demeurait présent pour les

probabilités transitionnelles de premier-ordre.

Dépendances non-adjacentes

Les études présentées jusqu'ici s'intéressaient spécifiquement à des liens existants entre des stimuli adjacents. Cependant, le paradigme d'apprentissage de grammaire artificielle a également été utilisé afin de tester l'effet des dépendances non-adjacentes.

Dans l'étude de Gómez (2002), des séquences de trois éléments étaient présentées aux participants de manière visuelle, mais la structure des pseudo-mots était modifiée pour présenter des séquences de trois éléments telles que AXB (A prédisant B et X représentant un élément aléatoire). Les résultats de la tâche de reconnaissance ont permis de mettre en évidence que l'apprentissage des dépendances non-adjacentes dépendait de leur utilité dans la prédiction, dans le sens où les dépendances non-adjacentes n'étaient apprises que dans le cas où elles permettaient une meilleure prédiction que les dépendances adjacentes.

Il a été montré que plusieurs conditions peuvent faciliter l'apprentissage des dépendances non-adjacentes, parmi lesquelles : l'usage d'indices contextuels, tels qu'une similarité perceptive entre les deux éléments reliés (Creel, Newport, & Aslin, 2004) ; des pauses entre les pseudo-mots (Peña, Bonatti, Nespore, & Mehler, 2002) ; une dépendance entre le premier et le dernier élément de la séquence, permettant un effet de bord rendant plus saillants les liens entre ces stimuli (par exemple une dépendance entre A et B sera mieux apprise dans une séquence AXB plutôt que dans une séquence $XAXBX$, voir Endress & Mehler, 2009) ; le type de matériel, l'apprentissage des dépendances non-adjacentes se trouvant être plus difficile entre deux syllabes qu'entre deux consonnes ou deux voyelles (Gebhart, Newport, & Aslin, 2009 ; Newport & Aslin, 2004) ; la présence d'une plus grande variabilité au sein de la portion X dans des séquences telles que AXB , une variabilité trop faible ayant pour conséquence que les apprenants se concentreraient d'avantage sur les paires adjacentes en dépit de leur moindre pouvoir prédictif (Gómez, 2002 ; Gómez & Maye, 2005).

Probabilités transitionnelles et fréquence

Le paradigme de grammaire artificielle a également été utilisé afin de mieux comprendre les effets concomitants de la fréquence et des probabilités transitionnelles sur l'apprentissage statistique. Deux études en particulier sont à considérer.

Tout d'abord, l'étude de Endress et Langus (2017) a testé les interactions entre probabilités transitionnelles et fréquence lors de la mémorisation de mots constituant un langage régit par des règles de grammaire artificielle. Au cours de leurs expérimentations, des séquences de trois images (appelées "mots") étaient présentées aux participants et toutes les probabilités transitionnelles entre les images composant la séquence étaient égales à .5 alors que celles entre les mots étaient égales à .33 en moyenne.

Afin de tester l'apprentissage des participants, une tâche de choix-forcée à deux alternatives leur a été présentée à l'issue d'une phase de familiarisation. Deux types de mots leurres ont été utilisés : des mots partiels, correspondant à des séquences apparaissant dans la phase de familiarisation via la conjonction de deux mots (par exemple, si ABC et DBF étaient des mots, alors CDB et FAB étaient des mots partiels) et des mots fantômes, correspondant à des séquences n'ayant jamais été montrées au cours de la phase de familiarisation mais ayant été créés à l'aide de paires existantes à l'intérieur des mots (par exemple, si les mots présents étaient ABC et DBF , alors les mots fantômes étaient DBC – constitué par la paire DB de DBF et BC de ABC – et ABF – constitué par la paire AB de ABC et BF de DBF). En cela, les probabilités transitionnelles à l'intérieur des mots fantômes étaient les mêmes que celles des mots. Par conséquent, les mots fantômes avaient des probabilités transitionnelles plus élevées que les mots partiels, et les mots partiels avaient une fréquence plus élevée que les mots fantômes.

À la fin de la phase de familiarisation, les participants devaient choisir la séquence la plus familière entre deux proposées. Les auteurs pouvaient présenter soit un mot *vs.* un mot partiel, soit un mot *vs.* un mot fantôme, ou encore un

mot partiel *vs.* un mot fantôme.

Les résultats montraient que les participants préféraient les mots par rapport aux mots partiels mais ne préféraient pas les mots par rapport aux mots fantômes. Les résultats indiquaient également que les participants choisissaient significativement plus souvent les mots fantômes par rapport aux mots partiels.

Les auteurs interprétaient ces résultats comme étant une préférence pour les probabilités transitionnelles par rapport à la fréquence. En effet, le choix des participants montrait que ces derniers étaient capables de distinguer un mot d'un mot partiel en fonction de la différence de probabilités transitionnelles entre les deux, mais ils n'étaient pas capables de distinguer un mot d'un mot fantôme sur la base de leur différence de fréquence. D'autres hypothèses ont été soulevées, telles qu'une préférence pour les mots fantômes en raison d'un effet de bord correspondant à la présence d'items adéquats à leurs bordures. Par exemple, si les mots étaient *ABC* et *DBF*, alors les éléments *A* et *D* se trouvaient toujours en début de mot et *C* et *F* en fin de mot. Cette règle demeurerait valide pour les mots fantômes tels que *DBC* et *ABF*, mais pas pour les mots partiels tels que *BCD* ou *FAB*. Une autre hypothèse était que les participants se focaliseraient sur les paires de stimuli plutôt que sur la séquence totale, favorisant de cette manière l'utilisation des probabilités transitionnelles entre les paires plutôt que la fréquence de la séquence entière. Il est également possible de noter que la mesure réalisée dans cette étude se faisait à la fin de l'apprentissage et correspondait à une mesure indirecte. Aussi, cette mesure ne permettait pas d'observer les préférences pour les probabilités transitionnelles ou la fréquence au cours de l'apprentissage.

Par ailleurs, l'étude de Mirman, Graf Estes, et Magnuson (2010) s'est intéressée à cette même question à l'aide d'une simulation essai par essai permettant de simuler l'apprentissage en temps réel. La simulation des auteurs reposait sur un modèle SRN (Simple Recurrent Network), un réseau de neurones multi-couches qui avait été employé au préalable pour tester l'effet des probabilités transitionnelles sur l'apprentissage de séquences complexes et l'extraction de mots (Elman, 1990).

L'étude de Mirman et al. (2010) employait douze syllabes permettant de construire quatre pseudo-mots constitués de trois syllabes chacun (appelés "mots" dans leur étude). Parmi ces quatre mots, deux étaient présentés 200 fois par cycle (mots peu fréquents) et les deux autres 400 fois par cycle (mots fréquents). Ces mots étaient présentés de manière aléatoire en flux continu sans être séparés par une pause. Les probabilités transitionnelles étaient réglées à 1 entre les syllabes constituant les mots et étaient plus faibles entre les mots. La contiguïté des mots fréquents créait alors des mots partiels. Par exemple si les mots fréquents étaient *RABOTA* et *PODIBA*, alors les séquences *BOTAPO*, *DIBARA* (correspondant aux deux dernières syllabes d'un mot et à la première syllabe de l'autre), *TAPOBI* et *BARABO* (correspondant à la dernière syllabe d'un mot et aux deux premières syllabes de l'autre) correspondaient à des mots partiels. Les mots partiels créés par le contact de deux mots fréquents se trouvaient être plus fréquents que les mots peu fréquents. Avec cette construction, le paradigme permettait de produire des mots fréquents avec des probabilités transitionnelles égales à 1 entre les syllabes qui le composaient, des mots peu fréquents également avec des probabilités transitionnelles égales à 1 et enfin des mots partiels ayant une fréquence supérieure à celle des mots peu fréquents (les mots partiels apparaissant entre 229 et 241 fois par cycle contre 200 fois pour les mots peu fréquents) mais avec des probabilités transitionnelles inférieures à 1 entre les syllabes. De cette manière, il a été possible d'observer quels étaient les effets relatifs de la fréquence et des probabilités transitionnelles au cours de l'apprentissage. Un total de 200 cycles a été utilisé.

Les résultats ont montré un apprentissage facilité pour les mots fréquents (fréquence élevée et probabilités transitionnelles égales à 1). En ce qui concerne les effets relatifs de la fréquence et des probabilités transitionnelles, il a été observé un apprentissage plus efficace des mots partiels par rapport aux mots peu fréquents au début de l'étude, puis une inversion du pattern au bout de 150 cycles avec une préférence pour les mots peu fréquents par rapport aux mots partiels.

Ces résultats indiquent une utilisation accrue de la fréquence en début d'ap-

prentissage, suivie d'une valorisation des probabilités transitionnelles après un grand nombre de présentations des stimuli. Néanmoins, s'agissant de données issues d'un modèle, des études comportementales demeurent nécessaires afin d'étudier plus avant les effets respectifs de ces deux facteurs, ce qui est un des objets de cette thèse.

Pour résumer, le paradigme d'apprentissage de grammaires artificielles a permis de mieux déterminer les effets des probabilités transitionnelles de premier et de second-ordre, des dépendances non-adjacentes, et des interactions entre probabilités transitionnelles et fréquence. Cependant, l'inconvénient majeur de ce paradigme est qu'il utilise uniquement des mesures indirectes ne permettant pas d'étudier en temps réel l'apprentissage des probabilités transitionnelles et leurs effets sur la prédiction (hormis l'étude de Mirman et al. (2010) qui employait une simulation et obtenait des données pour chaque essai). En cela, bien que le paradigme de grammaire artificielle se trouve être efficace pour tester l'effet global des facteurs précédemment cités sur la mémorisation, il se révèle peu utile pour comprendre l'implication de ces facteurs dans l'évolution de l'apprentissage. Un paradigme alternatif présenté dans la partie suivante permet d'atteindre une compréhension plus fine du traitement des probabilités transitionnelles.

1.6.2 Tâches de réponses sérielles standards et alternées

Tâches de réponses sérielles

Le paradigme des tâches de réponses sérielles (Serial Response Task ou SRT, Nissen & Bullemer, 1987) a permis d'étudier l'évolution de l'apprentissage des probabilités transitionnelles à l'aide de mesures plus instantanées que dans le paradigme d'apprentissage de grammaires artificielles telles que les temps de réponse essai par essai. Au cours de ces tâches, on présente sur un écran des séquences dans lesquelles chaque stimulus est associé à une touche sur un clavier d'ordinateur. Il est demandé aux participants d'appuyer le plus rapidement possible sur la touche correspondante au stimulus qui apparaît tout en faisant

le moins d'erreurs possibles. Les études employant le paradigme SRT ont mis en évidence une accélération des temps de réponse au fil de la tâche, en particulier lorsque les séquences étaient construites de manière à pouvoir prédire l'élément suivant sur la base des probabilités transitionnelles (Cleeremans & McClelland, 1991a). Cet apprentissage des probabilités transitionnelles s'appliquait tout autant aux séquences parfaitement prédictibles ($p = 1$) qu'aux séquences moyennement prédictibles ($p = .5$), bien que des temps de réponse plus rapides étaient observés pour les probabilités transitionnelles plus élevées (Hunt & Aslin, 2001).

Ce paradigme permet également l'étude de probabilités transitionnelles de second-ordre. Par exemple, Schvaneveldt et Gómez (1998) ont conçu une expérimentation dans laquelle quatre stimuli étaient utilisés afin de créer des séquences dans lesquelles les probabilités transitionnelles de premier-ordre ne permettaient pas une prédiction certaine (toutes les paires de stimuli apparaissaient à la même fréquence), au contraire des probabilités transitionnelles de second-ordre qui permettait de prédire le stimulus suivant. Si les résultats ont mis en évidence un apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre, un apprentissage plus précoce est néanmoins apparu pour les probabilités transitionnelles de premier-ordre (Schvaneveldt & Gómez, 1998 ; voir également Cleeremans & McClelland, 1991b). De plus, la présence d'une seconde tâche divisant l'attention des participants semblait être préjudiciable à l'apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre au contraire de celles de premier-ordre, ce qui suggère un coût attentionnel plus important pour les probabilités transitionnelles de second-ordre (Cohen, Ivry, & Keele, 1990 ; Reed & Johnson, 1994).

Tâches de réponses sérielles alternées

Afin d'employer des séquences plus complexes visant en particulier à tester l'effet des dépendances non-adjacentes, on préfère au paradigme SRT les tâches de réponses sérielles alternées (Alternating Serial Reaction Task ou ASRT, Howard Jr & Howard, 1997). Au sein du paradigme ASRT, les sé-

quences employées comprennent des patterns incluant des éléments aléatoires. Par exemple, si le pattern étudié est $ABCD$ (indiquant A prédisant B , B prédisant C et C prédisant D), alors on présente une séquence $AXBXCXD$ avec X représentant un élément aléatoire tiré de l'ensemble A , B , C et D . De cette manière les éléments fixes A , B , C et D aux positions fixes 1, 3, 5, et 7 sont reliés par des dépendances non-adjacentes au sein de la séquence. Comme dans le paradigme SRT, on demande aux participants d'appuyer sur des touches spécifiques en fonction du stimulus apparaissant à l'écran en vue d'enregistrer les temps de réponse. Les résultats d'expérimentations utilisant ce paradigme ont montré des temps de réponse plus courts au fil des essais pour des séquences impliquant des dépendances non-adjacentes par rapport à des séquences ne présentant pas de régularités (Cleeremans & McClelland, 1991b), ainsi qu'un effet de l'âge sur cet apprentissage avec de meilleures performances pour les jeunes adultes par rapport aux personnes âgées (Bennett, Howard Jr, & Howard, 2007; Howard Jr & Howard, 1997; Janacsek et al., 2012).

L'utilisation de ce paradigme entraîne par construction des fréquences différentes entre les triplets composant les séquences. En effet, la présence d'éléments aléatoires entre chaque élément fixe a pour conséquence de créer l'apparition de triplets hautement fréquents et de triplets peu fréquents. Prenons l'exemple de la séquence $AXBXCXD$ présentée ci-dessus. Le triplet ACB peut apparaître dans le pattern AXB , mais également dans le pattern XCX (A et B étant alors des stimuli aléatoires). En cela, le triplet ACB est hautement fréquent. À l'inverse, la séquence ABD ne peut apparaître que dans le pattern XBX , ce qui en fait un triplet peu fréquent. Cet effet consécutif à la construction même des séquences a permis d'étudier l'effet de la fréquence des triplets. Il a notamment été montré dans ce cas que les triplets les plus fréquents étaient mieux appris que les triplets les moins fréquents (Nemeth et al., 2010; Song et al., 2007).

Pour résumer, les paradigmes SRT et ASRT ont pour avantage d'employer des mesures directes de l'apprentissage des probabilités transitionnelles, de la structure de dépendance et de la fréquence, en mesurant les temps de réponse à

l'intérieur de chaque essai. Cette méthode permet d'obtenir un aperçu de l'évolution de l'apprentissage et de mieux comprendre quels facteurs sont impliqués dans l'apprentissage statistique. À l'inverse, les tâches SRT et ASRT ont pour inconvénient de nécessiter l'apprentissage d'associations entre un stimulus et une touche de réponse, ce qui demeure un désavantage par rapport à un autre paradigme présenté plus loin qui supprime cet intermédiaire.

L'objectif de cette thèse est de mieux comprendre le rôle respectif (et la synergie) des probabilités transitionnelles, des dépendances non-adjacentes et de la fréquence au cours de l'apprentissage de triplets, en employant une mesure des temps de réponse aussi directe que possible. En cela, la limitation des tâches SRT et ASRT repose, de notre point de vue, sur la nécessité de l'apprentissage préalable d'une association entre les stimuli et des boutons de réponse. Nous pensons que l'usage d'un protocole éliminant cet intermédiaire permet d'obtenir des mesures plus précises de l'apprentissage afin de tester plus finement les effets liés à ces facteurs.

Par conséquent, un protocole dérivé de celui utilisé par Minier, Fagot, et Rey (2016) a été utilisé dans une large partie de cette thèse.

1.6.3 Protocole expérimental principal retenu pour cette thèse

En anticipant sur les objectifs de la présente étude qui sont en partie indépendant de notre choix méthodologique, nous concluons cette partie dédiée à la méthodologie en indiquant par avance que le paradigme d'apprentissage de séquences retenu pour cette thèse permettra de manipuler indépendamment les probabilités transitionnelles (de premier et second-ordre, entre éléments adjacents et non-adjacents) au sein de triplets, ainsi que leur fréquence. Le protocole utilisera principalement des séquences visuomotrices de manière à empêcher les participants d'employer des stratégies de recodage verbal, ou a minima de les en dissuader. Les stimuli seront des localisations spatiales représentées par des points sur un quadrillage virtuel 3×3 . Il sera simplement demandé aux partici-

pants de poursuivre (et éventuellement d’anticiper) la présentation des points. Au contraire des tâches SRT et ASRT, le protocole ne requiert donc aucune association arbitraire entre le stimulus et un périphérique de réponse tel qu’un clavier, et en ce sens nous posons l’hypothèse que ce paradigme offre une mesure plus directe. Ce protocole sera décrit plus finement dans les chapitres où nos expérimentations sont décrites.

Afin de clôturer cette introduction, les objectifs visés par le contenu de cette thèse sont présentés ci-dessous.

1.7 Objectifs de la thèse

L’intérêt global de cette thèse est de comprendre les mécanismes qui sous-tendent l’apprentissage de courtes séquences (en l’occurrence, des triplets). Notre intérêt se portera notamment sur des facteurs probabilistes tels que les probabilités transitionnelles de second-ordre entre trois éléments adjacents, les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre éléments adjacents et non-adjacents et la fréquence des triplets.

À la lumière des différentes études présentées dans cette introduction, il a été possible d’extraire deux larges problématiques :

(1) Quels sont les facteurs utilisés dans l’apprentissage statistique de triplets et leur importance respective ? Les études présentées précédemment mettent en évidence une implication des probabilités transitionnelles (de premier-ordre entre stimuli adjacents ou non-adjacents, et des probabilités transitionnelles de second-ordre entre trois items) et de la fréquence des séquences. La littérature a permis de montrer un meilleur apprentissage des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli adjacents par rapport à celles entre stimuli non-adjacents (Vuong et al., 2016) et aux probabilités transitionnelles de second-ordre (Gómez, 1997). Toutefois, l’importance relative de ces facteurs demeure peu comprise ainsi que les différences qu’ils occasionnent en matière de vitesse d’apprentissage. De plus, bien qu’un apprentissage de probabilités transitionnelles de second-ordre ait été mis en évidence au sein de séquences

longues, une étude plus restreinte aux cas des triplets permettrait de mieux comprendre les mécanismes élémentaires de l'apprentissage associatif. L'objectif est donc de produire davantage de données afin de déterminer quel modèle rend le mieux compte des processus impliqués dans la simple association de trois items (en particulier dans l'apprentissage séquentiel). À la lumière des études précédentes, nous supposons qu'au sein de triplets, les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre éléments adjacents sont apprises plus rapidement qu'à la fois les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre éléments non-adjacents et les probabilités transitionnelles de second-ordre. Notre hypothèse est qu'un apprentissage effectif des probabilités transitionnelles de second-ordre devrait émerger pour le cas simple des triplets, avec comme répercussion théorique la nécessité de mieux prendre en compte ce phénomène dans la modélisation de l'apprentissage associatif. En cela, la mise en évidence de l'apprentissage de probabilités transitionnelles de second-ordre serait en faveur de modèles plus complets que celui présenté classiquement par Hebb (1949).

(2) Comment les probabilités transitionnelles, la structure de dépendance et la fréquence des séquences interagissent-elles et y a-t-il une prévalence de l'un de ces facteurs en fonction de la tâche? L'étude de Thiessen et al. (2013) suggère que les probabilités transitionnelles et la fréquence relèvent de deux processus différents au sein de l'apprentissage statistique. Néanmoins, ces deux indices statistiques sont présents de manière simultanée au sein des séquences, ce qui peut entraîner une interaction entre ces facteurs ou bien une prévalence de l'un par rapport à l'autre. Les études de Mirman et al. (2010) et Endress et Langus (2017) indiquent une prévalence des probabilités transitionnelles sur la fréquence lors de l'apprentissage de séquences. Cependant, notre hypothèse est que l'utilisation spécifique d'un facteur dépend de la finalité même de l'apprentissage statistique, celle-ci étant liée à la nature de la tâche. Dans le cas où l'apprentissage statistique a pour finalité de générer une prédiction permettant l'anticipation d'un stimulus sur la base d'un ou plusieurs autres, alors les probabilités transitionnelles devraient prévaloir sur la fréquence. En effet, les probabilités transitionnelles correspondent à la probabilité d'un stimulus

en fonction de ce qui lui précède, ce qui est un indice plus pertinent pour l'anticipation que la fréquence d'un stimulus. À l'inverse, si l'apprentissage permet simplement une meilleure reconnaissance d'un stimulus appris, alors la fréquence de la séquence devrait prévaloir sur les probabilités transitionnelles, étant donné qu'une fréquence élevée permet un traitement plus rapide des stimuli (Hick, 1952). Notons ici que l'étude d'Endress et Langus (2017) employait une tâche de reconnaissance qui aurait dû mettre en évidence une prévalence de la fréquence selon notre logique, mais selon les auteurs leurs résultats pourraient être expliqués par un effet de bord (voir section 1.6.1, sous partie *Probabilités transitionnelles et fréquence*). En cela, une expérimentation impliquant probabilités transitionnelles et fréquence contrôlant cet effet de bord permettrait de mieux tester les effets de ces facteurs.

Enfin, un objectif secondaire proposé comme ouverture sera d'étudier l'implication du traitement séquentiel dans le traitement de triplets de stimuli perçus en parallèle. En effet, un traitement séquentiel prépondérant même dans le cas d'une scène visuelle fixe mettrait en évidence l'aspect fondamental du traitement de séquence dans la cognition humaine. En conséquence d'une limite de nos ressources attentionnelles, nous supposons qu'un traitement séquentiel est présent même dans le cadre d'une présentation simultanée.

1.8 Résumé des expérimentations

Dans le Chapitre 2, une étude s'intéressant aux effets des probabilités transitionnelles de second-ordre et à l'ordre de présentation des stimuli est rapportée. Cette expérimentation utilise un protocole s'approchant de celui présenté par Minier et al. (2016) mais employant une tâche dans laquelle les participants devaient seulement suivre les points du regard. Un oculomètre a été utilisé afin de mesurer les temps de réponse via les saccades oculaires. Le but de cette expérimentation était de déterminer si les participants pouvaient apprendre des probabilités transitionnelles de second-ordre au sein de triplets en tenant compte de l'ordre de présentation des stimuli.

Le Chapitre 3 propose deux expérimentations afin d'étudier les effets spécifiques de nos facteurs. Dans la première expérimentation du Chapitre 3, une ligne de base a été développée à l'aide de séquences aléatoires. Cette ligne de base a été ensuite comparée à l'effet des probabilités transitionnelles de premier ordre pleinement prédictibles ($p = 1$) ou incertaines ($p = .5$). Une deuxième expérimentation interroge les effets des probabilités transitionnelles de premier et second-ordre ainsi que de la structure de la dépendance (adjacente *vs.* non-adjacente). L'objectif de cette partie est de mettre en évidence l'effet spécifique de chacun de ces facteurs sur l'apprentissage statistique de nouvelles séquences non-verbalisables (ou difficilement verbalisables). Néanmoins, ces facteurs sont généralement impliqués de manière simultanée dans les séquences présentes dans l'environnement, c'est pourquoi il convient d'étudier leurs interactions pour mieux comprendre l'apprentissage statistique de séquences.

Dans le Chapitre 4, l'intérêt est porté sur l'interaction entre les probabilités transitionnelles et la fréquence des séquences. Cette expérimentation avait pour but de déterminer dans quelle mesure ces deux facteurs co-agissent lors de l'apprentissage statistique et si l'un de ces facteurs prévaut durant l'apprentissage. Cette expérimentation a permis d'obtenir des données directes comportementales via des temps de réponse afin de mieux comprendre les processus impliqués et cela en fonction de l'évolution de l'apprentissage.

Au sein du Chapitre 5, nos trois facteurs d'intérêts (probabilités transitionnelles, structure de dépendance et fréquence) sont étudiés de concert au travers de séquences langagières via l'apprentissage de pseudo-mots. Tous ces facteurs étaient réunis au sein d'une même tâche afin d'obtenir un ensemble bien plus complexe et plus proche de ce qui peut exister dans l'environnement des participants tout en étudiant les interactions qui peuvent apparaître en les incluant au sein d'une même tâche. Un protocole employant des mesures directes (temps de réponse et taux de bonnes réponses durant l'apprentissage) et indirectes (taux de reconnaissance après la phase d'apprentissage) a été utilisé afin d'obtenir davantage de mesures de l'effet de ces variables sur l'apprentissage. Ces deux tâches sollicitaient des processus de prédiction et de mémorisation, afin de dé-

terminer le rôle respectif des probabilités transitionnelles et de la fréquence en fonction des besoins de la tâche.

Enfin, le Chapitre 6 se focalise de manière plus globale sur le traitement séquentiel en cherchant à savoir si un traitement sériel peut survenir au sein d'une scène visuelle fixe. Ce chapitre s'écarte du reste du travail proposé dans cette thèse afin d'apporter une ouverture plus large. Pour cela, une expérimentation était menée en utilisant des triplets d'objets complexes présentés de manière simultanée. Ces données étaient ensuite comparées à deux modèles, chacun simulant soit un traitement parallèle, soit un traitement sériel. En comparant ces modèles nous avons cherché alors à savoir si un traitement sériel est envisageable même dans le cas d'une présentation parallèle.

2 | Probabilités transitionnelles et encodage de l'ordre

L'Expérience 1 de ce chapitre est issue d'un mémoire de recherche (Lazartigues, 2016) avec une réanalyse des données et a été présentée à une conférence internationale (Lazartigues, Mathy, & Lavigne, 2021b).

Dans le chapitre précédent, il a été souligné qu’au sein de l’apprentissage de séquences, les probabilités transitionnelles (PT) apparaissent comme étant un facteur important, et étaient notamment impliquées dans l’acquisition du langage (Maye et al., 2002 ; Thompson & Newport, 2007), comme par exemple lors de l’apprentissage de nouveaux mots via la segmentation d’un flux langagier (Aslin et al., 1998 ; Pelucchi et al., 2009b ; Saffran, Newport, & Aslin, 1996) mais également dans l’apprentissage de séquences non langagières (Conway & Christiansen, 2005 ; Endress & Langus, 2017). Ces résultats soulignent que la PT est un facteur fondamental dans le traitement du langage bien qu’elle ne lui soit pas spécifique. Néanmoins, comme précisé dans l’introduction, les précédentes études de la littérature se sont principalement focalisées sur les PT de premier-ordre, c’est-à-dire les PT où un seul stimulus en prédit un autre (tel que A prédisant B dans une séquence AB). Or, au sein de séquences régulières, y compris fréquemment au sein du langage naturel, les liens entre les différents éléments ne se résument pas seulement à des dépendances entre deux stimuli. En effet, des liens plus complexes sont présents et représentés dans le cas présent – a minima – par des probabilités transitionnelles de second-ordre. Ce type de PT nécessite d’être pris en compte afin de mieux comprendre comment le système cognitif apprend et traite en temps réel de telles combinaisons multiples.

2.1 Probabilités transitionnelles de second-ordre

Les probabilités transitionnelles de second-ordre correspondent à la probabilité qu’une combinaison de deux stimuli prédise un autre stimulus (Gómez, 1997). C’est le cas, par exemple, de la combinaison des stimuli A et B prédisant ensemble fortement l’élément C dans une séquence ABC , et cela même si A ou B considérés séparément ne prédisent pas fortement C (Lavigne et al., 2016). L’intérêt est ici porté sur les PT de second-ordre afin de mieux comprendre la manière dont ces PT plus complexes que celles de premier-ordre sont traitées et apprises. Ces deux types de PT (premier et second-ordre) sont généralement

présentes au sein d'une même séquence, par exemple dans la séquence ABC l'élément C est prédit à la fois par des PT de premier-ordre ($p(C|A)$ et $p(C|B)$) et une PT de second-ordre ($p(C|AB)$). Par conséquent, il est capital de dissocier les PT de premier et de second-ordre afin d'étudier au mieux leurs effets respectifs dans l'apprentissage statistique de séquences. Pour cela, nous avons utilisé la logique du OU-exclusif (aussi appelé, exclusive-OR, X-OR ou XOR, J. D. Smith, Coutinho, & Couchman, 2011 ; Lavigne et al., 2014, 2016).

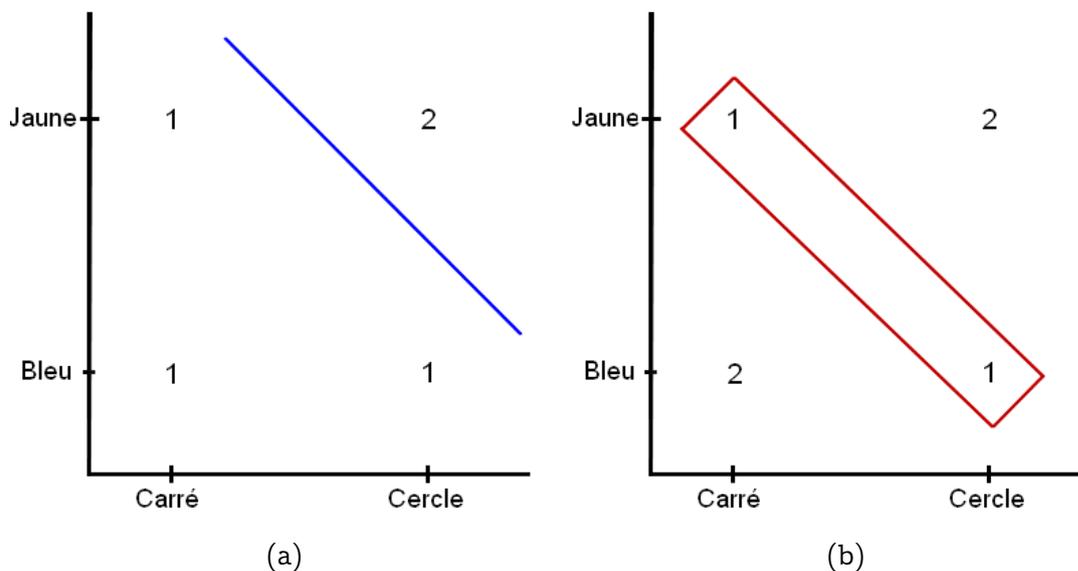
2.2 Cas du XOR

Classiquement, le XOR est utilisé dans l'étude de la catégorisation d'objets multidimensionnels (J. D. Smith et al., 2011). En effet, une catégorisation peut être basée sur des opérations logiques telles que le OU (OR) ou bien le OU-exclusif (XOR) (Ashby & Maddox, 2005). Par exemple, imaginons un ensemble de quatre objets qui se différencient sur deux dimensions : la forme (carré ou cercle) et la couleur (bleu ou jaune). L'ensemble des objets possibles sur ces deux dimensions est composé d'un carré bleu, un carré jaune, un cercle bleu et un cercle jaune. Ces objets peuvent être classés en deux catégories en utilisant la règle logique du OU, ou bien la règle logique du XOR.

Dans le cas de la règle du OU, un exemple de catégorisation pourrait distinguer les objets carrés OU bleus (catégorie 1 : carré bleu, carré jaune et cercle bleu ; catégorie 2 : cercle jaune). Cette catégorisation ne nécessite pas l'apprentissage d'une combinaison de traits au sens où un seul trait de l'objet suffit à le catégoriser. De plus, au sein d'une représentation graphique, les deux catégories peuvent être séparées dans l'espace des deux dimensions (forme et couleur) par une droite (Figure 2.1a). La catégorisation selon la règle logique du OU est alors décrite comme étant un problème linéairement séparable relativement simple à gérer par le système cognitif et les modèles neuronaux (Lavigne et al., 2014). À l'inverse, la règle du XOR se trouve être plus complexe.

Reprenons l'exemple de la catégorisation des quatre objets carré bleu, carré jaune, cercle bleu et cercle jaune. Dans le cas de la règle du XOR (OU-exclusif).

FIGURE 2.1 – Exemple de (a) problème linéairement séparable (OU) et (b) problème non linéairement séparable (OU-exclusif, XOR).



La première catégorie contiendrait les objets carrés OU bleus, MAIS pas les deux en même temps (catégorie 1 : carré jaune et cercle bleu ; catégorie 2 : carré bleu et cercle jaune). La catégorisation repose donc sur les deux dimensions en même temps (formes et couleurs). En cela, le XOR nécessite l'apprentissage d'une combinaison de traits. Au sein d'une représentation visuelle, les deux catégories ne peuvent pas être séparées par une simple droite dans l'espace des deux dimensions (Figure 2.1b). La catégorisation selon la règle logique du XOR est alors décrite comme étant un problème non-linéairement séparable (Lavigne et al., 2014). L'apprentissage catégoriel est plus difficile pour les problèmes non-linéairement séparables par rapport à ceux linéairement séparables (Medin & Schwanenflugel, 1981).

Un système capable d'apprendre des problèmes non-linéairement séparables (selon la règle du XOR) est ainsi capable d'apprendre des problèmes linéairement séparables (ET, OU inclusif). Cela fait du XOR un challenge pour les approches de modélisation et un bon cas d'étude pour l'apprentissage associatif impliquant la combinaison de plusieurs stimuli.

2.3 XOR sériel

Notre intérêt se portant sur l'apprentissage de séries, nous avons adapté la règle du XOR à des séquences de stimuli. Dans le cas d'une présentation sérielle, les deux premiers stimuli correspondent aux deux dimensions (traits des objets à catégoriser) et le dernier stimulus à la réponse attendue (catégorie). Les participants doivent utiliser la combinaison des deux premiers stimuli afin de prédire le dernier stimulus de la séquence, tout comme la combinaison de traits des objets permettait la catégorisation de ces objets (Tableau 2.1).

Tableau 2.1 – Table de vérité du XOR, pour un XOR classique (catégorisation d'objet) et pour un XOR séquentiel.

Forme	Couleur	Catégorie		Stimulus 1	Stimulus 2	Stimulus 3
Carré	Jaune	1		A	B	C
Carré	Bleu	2		A	E	F
Cercle	Jaune	2		D	B	F
Cercle	Bleu	1		D	E	C

La logique du XOR permet de constituer un ensemble de quatre séquences, chacune composée de trois éléments, dans lesquelles toutes les PT de premier ordre sont égales à .5 et celles de second-ordre égales à 1. De cette manière, les deux types de PT sont dissociées et les participants sont encouragés à utiliser les PT de second-ordre puisqu'elles permettent une prédiction certaine du troisième stimulus de la séquence (Lazartigues, Mathy, & Lavigne, 2021c).

Dans le cas d'un XOR classique, l'ordre n'a pas d'importance étant donné la présentation simultanée des informations. Cependant, dans la version sérielle présentée ici, nous pouvons soulever la question de la prise en considération de l'ordre de présentation des stimuli au sein de la séquence. Effectivement, dans le cas d'une séquence, la combinaison AB ne se résume pas à l'ensemble des stimuli A et B mais bien à ces deux stimuli présentés dans un ordre précis. En cela, étudier l'apprentissage de PT de second-ordre avec des combinaisons de stimuli identiques mais avec des ordres différents permettrait de mieux comprendre les mécanismes impliqués dans l'apprentissage de séquences.

2.4 Expérience 1

2.4.1 Objectif

L'Expérience 1 a pour but de mieux comprendre les facteurs à l'œuvre lors de l'apprentissage de triplets, incluant notamment PT de second-ordre. Le caractère ordonné des séquences soulève la question de la prise en compte de l'ordre de présentation des deux stimuli combinés permettant la prédiction lors de l'apprentissage statistique de PT de second-ordre.

En effet, dans le cas où l'apprentissage des PT de second-ordre se fonde uniquement sur la combinaison des deux stimuli, alors les ensembles AB et BA seraient considérés comme semblables. Par conséquent, les participants ne pourraient pas apprendre les séquences telles que ABC et BAF sur la base de PT de second-ordre. À l'inverse, si c'est à la fois la combinaison de stimuli et l'ordre de présentation qui sont pris en compte lors de l'apprentissage des PT de second-ordre, alors l'ensemble AB pourrait être associé à un élément spécifique et BA être associé à un autre (tel que ABC et BAF).

Notre hypothèse est que les stimuli et l'ordre de présentation sont tous deux impliqués dans l'apprentissage de PT de second-ordre. Effectivement, la littérature souligne que les compétences langagières impliquent un traitement de l'ordre des syllabes et des mots (Pulvermüller, 2002) ce qui suggère fortement que pour comprendre du langage en temps réel le système cognitif devrait être capable de traiter des PT de second-ordre et l'ordre des stimuli.

2.4.2 Méthode

Participants

L'Expérience 1 a été complétée par 37 participants, parmi lesquels six hommes et 31 femmes entre 20 à 40 ans (moyenne d'âge de 24 ans). Leur niveau d'étude se situe entre bac+3 et bac+5. Tous les participants ont passé l'expérimentation de manière volontaire et ont donné leur consentement éclairé

par écrit.

Matériel

Afin de manipuler les PT de premier-ordre, celles de second-ordre et l'ordre de présentation des stimuli, la règle logique du XOR telle que présentée ci-dessus a été utilisée.

Un ensemble répondant à la logique du XOR nécessite la prise en compte de deux éléments pour effectuer une prédiction. Par exemple, dans le XOR rapporté dans le Tableau 2.1 (version sérielle à droite), il est nécessaire de considérer les deux premiers stimuli afin de prédire le dernier de manière certaine. Cependant, dans le cas de notre étude, nous souhaitons tester l'effet de l'ordre dans l'apprentissage, additionnellement aux PT de second-ordre. C'est pourquoi trois éléments étaient à prendre en compte dans l'Expérience 1 : le premier stimulus, le second stimulus et l'ordre de présentation de ces deux stimuli. L'ajout de cette nouvelle information (l'ordre de présentation des stimuli) a eu pour conséquence de nécessiter l'utilisation de huit séquences au lieu de quatre (Tableau 2.2). Ces huit séquences correspondaient à deux sous-ensembles de quatre séquences répondant chacun à la règle du XOR. En cela, il s'agissait d'un double XOR, ce qui en faisait une structure particulièrement complexe.

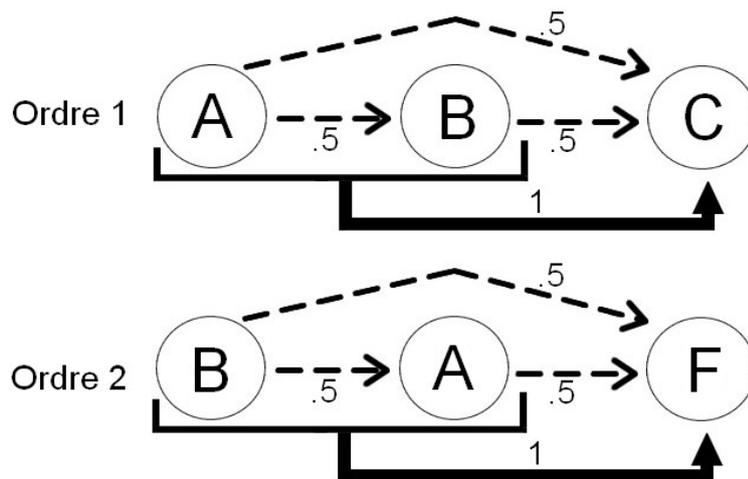
Au sein des séquences utilisées, toutes les PT de premier-ordre étaient égales à .5 tandis que les PT de second-ordre étaient égales à 1 (Figure 2.2). Dans chacun de ces sous-ensembles de quatre séquences les mêmes stimuli étaient employés et seul leur ordre de présentation différait. Par exemple, les séquences *ABC* et *DBF* apparaissaient dans le premier ensemble, et les séquences *BAF* et *BDC* faisaient partie du second. Notez que les deux premiers stimuli étaient les mêmes dans les deux sous-ensembles, mais qu'en fonction de leur ordre de présentation le troisième stimulus de la séquence différait (Tableau 2.2).

Les stimuli composant les séquences étaient présentés sur un écran placé à 80cm des participants. Un quadrillage virtuel 3×3 à fond gris était marqué par neuf croix blanches et chaque stimulus était constitué par un disque rouge

Tableau 2.2 – Construction des séquences de la phase d'apprentissage et de la phase de changement de règle dans l'Expérience 1.

Ordre	Phase d'apprentissage	Phase de changement de règle
Ordre n°1	A B C	A B F
	A E F	A E C
	D B F	D B C
	D E C	D E F
Ordre n°2	B A F	B A C
	E A C	E A F
	B D C	B D F
	E D F	E D C

FIGURE 2.2 – Probabilité transitionnelle de second-ordre en fonction de l'ordre de présentation. Exemple de deux séquences issues du Tableau 2.2.



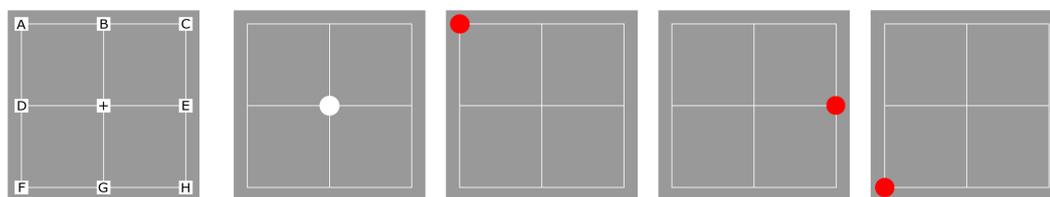
Note. Les flèches en pointillé correspondent à une PT de premier-ordre égale à .5 et les flèches en trait plein correspondent à une PT de second-ordre égale à 1.

caractérisé par sa position d'apparition sur le quadrillage (Figure 2.3).

Procédure

L'Expérience 1 a été programmée avec le logiciel PsychoPy (Peirce, 2007). Les participants avaient pour consigne de fixer du regard les disques apparaissant à l'écran et les temps de réponse étaient enregistrés par un oculomètre

FIGURE 2.3 – Codage des stimuli en fonction du quadrillage virtuel à neuf positions (à gauche), suivi d’un exemple de séquence (ici, la séquence AEF)



(eyelink 1000). Cette tâche simple et rapide a été choisie afin de ne pas laisser aux participants le temps de développer une stratégie pour mémoriser les séquences.

Une séquence débutait par l’apparition d’un disque blanc central. Dès que le participant fixait du regard le disque blanc, alors ce dernier disparaissait et était instantanément remplacé par le premier stimulus de la séquence. Quand le participant fixait le premier stimulus, ce dernier disparaissait et le deuxième apparaissait. Quand le participant fixait le deuxième stimulus, le temps de réponse entre les deux premiers stimuli était enregistré (correspondant au temps de transition 1 ou TT1) puis le dernier stimulus de la séquence apparaissait. Quand le participant fixait le dernier stimulus, le temps de réponse entre les deux derniers stimuli était enregistré (correspondant au temps de transition 2 ou TT2) puis une nouvelle séquence de trois stimuli démarrait.

L’expérimentation se déroulait en trois temps.

Tout d’abord, une première phase d’entraînement présentait 80 triplets aléatoires permettant de mesurer les temps de transition du participant pour toutes les transitions possibles. Sur la base de ces données, un algorithme sélectionnait quatre séquences suivant la règle du XOR, de manière que les huit temps de transition correspondant soient aussi proches que possible avant apprentissage. Le second ensemble de quatre séquences était ensuite formé en inversant l’ordre de présentation des deux premiers stimuli et en modifiant le dernier stimulus (Tableau 2.2). Nous avons choisi d’utiliser des séquences différentes pour chaque participant afin d’éviter un effet spécifique des séquences.

Dans un second temps, une phase expérimentale était présentée, constituée de sept blocs d'apprentissage de 80 essais chacun (correspondant à 10 présentations par séquence). Une pause était proposée aux participants entre chaque bloc afin d'éviter une trop grande fatigue oculaire.

Enfin, un huitième bloc avec des séquences modifiées clôturait l'expérimentation. Ce dernier bloc correspondait à la phase de changement de règle, c'est-à-dire que les séquences étaient présentées à nouveau dix fois chacune mais le troisième stimulus des séquences était modifié de manière que les PT de second-ordre soient réinitialisées alors que les PT de premier-ordre demeuraient inchangées. Par exemple, si les séquences *ABC* et *DBF* faisaient partie de la phase d'apprentissage, alors *ABF* et *DBC* étaient présentées en phase de changement de règle. De cette manière, les PT de premier-ordre étaient identiques (avec *B* prédisant toujours *C* et *F*), mais les PT de second-ordre étaient remises à zéro (voir Tableau 2.2). Autrement dit, les paires présentées restaient les mêmes mais les probabilités transitionnelles de second-ordre étaient modifiées. Cette phase de changement de règle permettait de vérifier si les participants apprenaient effectivement les séquences en utilisant les probabilités transitionnelles de second-ordre et non pas celles de premier-ordre. De plus, une baisse des temps de réponse au cours de la phase d'apprentissage pourrait s'expliquer tant par un apprentissage des séquences que par un entraînement à la tâche. Cependant, si les temps de réponse remontaient avec la phase de changement de règle, alors cela signifierait que les séquences ont bien été apprises sur la base des PT de second-ordre et qu'il ne s'agissait pas uniquement d'un effet d'entraînement. En cela, la phase de changement de règle permettait de contrôler l'apprentissage des PT de second-ordre.

Nous avons pour hypothèses que les temps de réponse des TT2 diminueraient en phase d'apprentissage grâce à l'apprentissage des PT de second-ordre et de l'ordre de présentation permettant d'anticiper le dernier stimulus sur la base des deux précédents. De plus, nous attendions une remontée des TT2 avec la phase de changement de règle à cause de la ré-initialisation des PT de second-ordre. À l'inverse, il était attendu que les TT1 baissent plus faiblement

en phase d'apprentissage (puisque le second stimulus n'est pas aléatoire mais dispose d'une PT de premier-ordre égale à .5) et qu'aucun effet de la phase de changement de règle n'apparaisse puisque la modification de séquence de cette phase concernait uniquement le dernier stimulus.

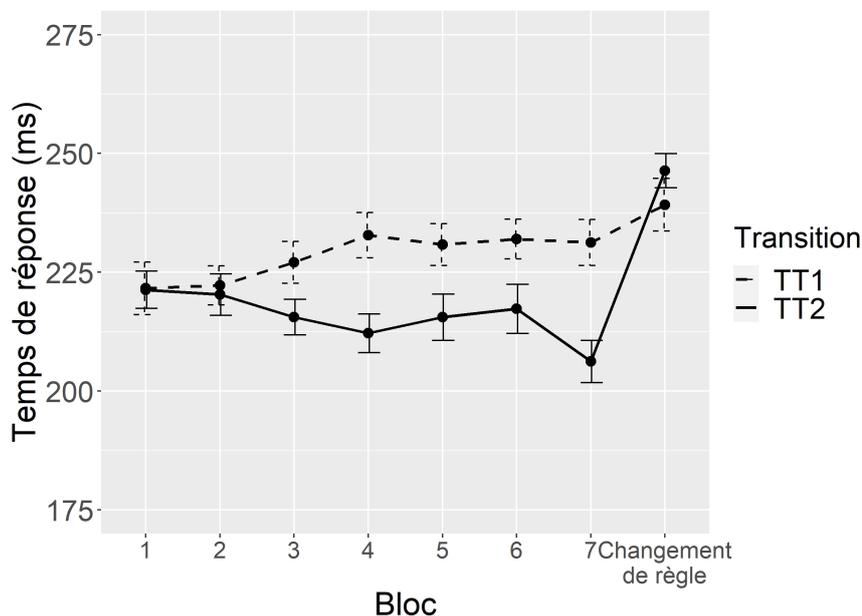
2.4.3 Résultats

Les temps de réponse s'éloignant de plus de deux écart-types de la moyenne (supérieurs à 750 ms) ont été retirés (2%).

Tout d'abord, une analyse générale se concentrant sur la phase d'apprentissage (7 premiers blocs) a été menée. Une Anova à mesures répétées portant sur l'effet du rang de transition (TT1 mesurés entre les deux premiers stimuli *vs.* TT2 mesurés entre les deux derniers stimuli) et du bloc sur les temps de réponse a montré un effet significatif de l'interaction entre rang de transition et bloc ($F(6, 216) = 6.162, p < .05$ avec la correction de Greenhouse-Geisser) mais pas de ces deux facteurs séparément (Tableau 2.3). Ce résultat indique que les TT2 diminuaient au fil des blocs mais pas les TT1. La Figure 2.4 montre effectivement une augmentation des temps de réponse pour les TT1 durant la phase d'apprentissage tandis que les temps de réponse des TT2 diminuaient. Cette diminution des TT2 était significative ($F(1, 221) = 15.98, p < .001$), ce qui suggère un apprentissage des séquences via l'utilisation des PT de second-ordre et de l'ordre de présentation. En effet, ce n'est que sur la base des deux premiers stimuli de la séquence et de leur ordre que le troisième devenait pleinement prédictible. En cela, cette diminution était attendue. En revanche, l'augmentation des temps de réponse des TT1 (également significative ; $F(1, 221) = 12.99, p < .001$), plus inattendue, sera discutée plus tard.

Une analyse s'intéressant à l'effet de la phase de changement de règle (dernier bloc de la phase d'apprentissage *vs.* bloc changement de règle) a montré une augmentation significative des temps de réponse avec la phase de changement de règle pour les TT2 ($F(1, 36) = 117.02, p < .001$) mais également pour les TT1 ($F(1, 36) = 5.47, p = .025$). Cependant, les TT1 n'auraient pas dû être impactés par la modification induite par le changement de règle puisque la mo-

FIGURE 2.4 – Évolution des temps de réponse (ms) pendant la phase d'apprentissage (7 premiers blocs) et de la phase de changement de règle (dernier bloc) dans l'Expérience 1.



Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

dification des séquences ne concernait que le troisième stimulus tandis que les deux premiers restaient identiques. L'augmentation des TT1 durant la phase d'apprentissage et également pour la phase de changement de règle pourrait indiquer que les participants auraient renoncé à essayer de prédire les TT1 à cause de leurs PT faibles et qu'ils se contenteraient de réagir, ce qui ne permet pas nécessairement une baisse des temps de réponse. Cependant, la remontée des temps de réponse des TT2 indique que la baisse des temps de réponse lors de la phase d'apprentissage n'est pas uniquement due à un effet d'entraînement à la tâche et met en évidence l'apprentissage des PT de second-ordre et de l'ordre de présentation par les participants.

Afin d'obtenir plus d'informations sur la prise en compte de l'ordre de présentation des stimuli, les données de chaque participant ont été observées afin de déterminer précisément quelles séquences ont été apprises. Une séquence était considérée comme étant apprise quand les temps de réponse remontaient de manière significative entre le dernier bloc de la phase d'apprentissage (bloc

Tableau 2.3 – Effets du bloc et du rang de transition sur les temps de réponse lors de la phase d’apprentissage dans l’Expérience 1. La correction de Greenhouse-Geisser a été utilisée.

Variable	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Bloc	6	216	1.050	>.05
Transition	1	36	11.288	<.05 *
Bloc × Transition	6	216	6.162	<.05 *

Tableau 2.4 – Nombre de séquences apprises par les participants et pourcentages (%) dans l’Expérience 1.

Nombre de séquences apprises	0	1	2	3	4	5	6	7	8	Total
Effectif	2	3	10	9	9	2	2	0	0	37
Pourcentage (%)	5	8	27	25	25	5	5	0	0	100

7) et le bloc de changement de règle (bloc 8).

Tout d’abord, il a été observé que les participants n’apprenaient pas toutes les séquences, ce qui souligne la haute complexité de l’apprentissage des PT de second-ordre (Tableau 2.4). En effet, une moyenne de 2.9 séquences était apprise parmi les huit séquences à apprendre. De plus, on considère qu’un participant a efficacement pris en compte l’ordre de présentation des stimuli lorsque ce dernier a appris au moins une paire de séquences nécessitant l’utilisation de l’ordre (par exemple *ABC* et *BAF*). Or, seulement 18 participants ont effectivement appris ce type de paire parmi les 37 participants ayant complété l’expérimentation. Notons que parmi ces 18 participants, 15 n’ont appris qu’une seule paire de séquences nécessitant la prise en compte de l’ordre et trois autres en ont appris deux. Néanmoins, il est possible de s’interroger sur la pertinence du critère de l’augmentation des temps de réponse entre le dernier bloc de phase d’apprentissage et le bloc de changement de règle pour tester l’apprentissage. En effet, les nouvelles séquences générées par les modifications induites par le changement de règle pourraient être apprises par les participants et baisser les temps de réponse du bloc de changement de règle. Cet aspect-là a donc été vérifié.

Tableau 2.5 – Effets du rang de transition et du numéro de l’essai sur les temps de réponse dans la phase de changement de règle dans l’Expérience 1. La correction de Greenhouse-Geisser a été utilisée.

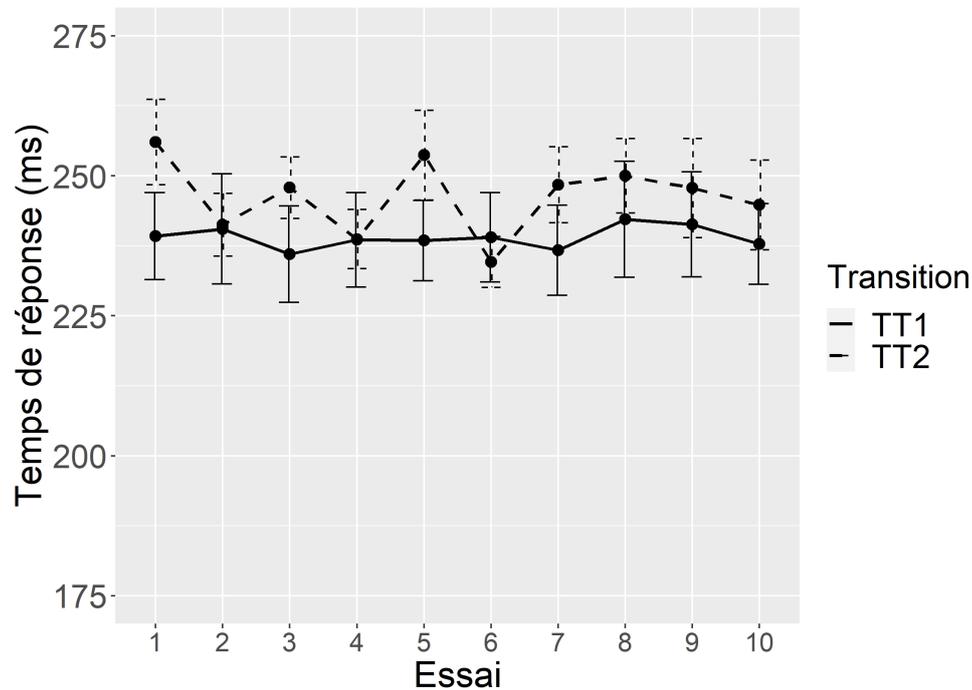
Variable	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Numéro de l’essai	9	324	0.649	>.05
Transition	1	36	1.600	>.05
Numéro de l’essai × Transition	9	324	0.875	>.05

Afin de tester ce possible apprentissage des séquences en phase de changement de règle, une analyse s’intéressant uniquement au bloc de changement de règle a été menée. La Figure 2.5 et les résultats présentés dans le Tableau 2.5 montrent qu’il n’y avait pas de différence significative entre les rangs de transitions, que les temps de réponse restaient constants tout au long du bloc de changement de règle et qu’aucune interaction n’apparaissait. En cela, notre critère précédemment utilisé pour savoir quelle séquence avait ou non été apprise semble fiable. Par ailleurs, aucun réapprentissage des séquences ne prend place durant ce bloc de changement de règle.

2.4.4 Discussion

Les probabilités transitionnelles ont été montrées comme étant un facteur important dans l’apprentissage et le traitement du langage (Maye et al., 2002 ; Pelucchi et al., 2009b ; Thompson & Newport, 2007) et parmi ces PT, celles de second-ordre (avec une combinaison de stimuli permettant la prédiction d’un autre stimulus dans une séquence) apparaissent comme étant difficile à apprendre (Gómez, 1997). Les PT de second-ordre nécessitent la prise en compte de deux stimuli, ce qui soulève la question de la prise compte de l’ordre de ces deux stimuli lorsque la présentation est séquentielle. Nous avons cherché à déterminer si l’ordre de présentation pouvaient être pris en considération durant l’apprentissage de PT de second-ordre. Dans l’Expérience 1, des séquences de trois stimuli employant des PT de second-ordre permettant une prédiction parfaite du dernier stimulus sur la base des deux premiers étaient utilisées.

FIGURE 2.5 – Évolution des temps de réponse (ms) en fonction du nombre de présentation des séquences et du rang de transition (TT1 vs. TT2) au sein du bloc de changement de règle dans l'Expérience 1.



Ces séquences encourageaient donc l'utilisation des PT de second-ordre et tenant compte de l'ordre des stimuli. Notre hypothèse était que les participants apprendraient les triplets impliquant les PT de second-ordre et l'ordre de présentation des stimuli.

Les résultats ont montré, comme attendu, une diminution significative des temps de réponse pour les transitions entre les deux derniers stimuli (TT2) pendant l'apprentissage, ainsi qu'une remontée avec la phase de changement de règle. Ces deux éléments indiquent que les participants arrivaient à anticiper le troisième stimulus sur la base de la combinaison des deux précédents (cela étant rendu possible par le fait que les PT de second-ordre étaient toutes égales à 1) et qu'ils ont été gênés par la modification des séquences survenue lors de la phase de changement de règle. De plus, la remontée des temps de réponse avec la modification des séquences induite par la phase de changement de règle exclut la possibilité que la baisse des temps de réponse en phase d'apprentissage ne soit qu'un simple effet d'entraînement à la tâche. Il est également à souligner

que la phase de changement de règle modifiait les PT de second-ordre mais que les PT de premier-ordre demeuraient les mêmes que celles de la phase d'apprentissage. En cela, cette augmentation des temps de réponse ne peut être imputée qu'à l'effet des PT de second-ordre.

L'ensemble de ces éléments souligne que les participants ont appris et utilisé efficacement les PT de second-ordre au cours de l'apprentissage, mais également que l'ordre de présentation des stimuli était pris en compte pour prédire le dernier stimulus de la série avec succès (effet observé avec l'évolution des TT2). Néanmoins, au niveau individuel, cet apprentissage demeure difficile, ce qui a été mis en évidence par le faible nombre de séquences apprises.

Par ailleurs, les résultats obtenus pour les temps de transition 1 (TT1) ne correspondaient pas à nos hypothèses. En effet, la mesure des TT1 correspondait au temps de transition pour atteindre le second stimulus de la séquence sur la base du premier. Or, à ce niveau, seule une PT de premier-ordre était disponible, et dans le cadre de cette expérimentation la PT de premier-ordre ne permettait pas une prédiction certaine avec $p = .5$. Par conséquent, une légère baisse de ces temps de réponse était attendue (puisque l'on passait d'une PT de .14 en début d'apprentissage correspondant à $1/7$ – c'est-à-dire à un élément aléatoire suivant le premier sur les 7 positions restantes, étant donné que seules 8 positions étaient disponibles sur le quadrillage et que les éléments ne se répétaient pas – à une PT de .5). Or, une augmentation significative des temps de réponse est apparue. Cet effet pourrait être expliqué par un mauvais apprentissage des PT de premier-ordre. En effet, puisque ces dernières n'étaient pas l'élément le plus pertinent à prendre en compte pour la prédiction et que le nombre de séquences à apprendre était élevé, les participants auraient pu ignorer les PT de premier-ordre, ce qui aurait généré un ralentissement des TT1. De plus, le fait que les temps de réponse des TT1 remontent de manière significative au niveau de la phase de changement de règle n'était pas prévu. Effectivement, les modifications induites par le changement de règle ne touchaient que le dernier stimulus de la séquence. Les TT1 étant mesurés au niveau du deuxième stimulus, ces transitions n'auraient donc pas dû être im-

pactées. Cet effet pourrait être expliqué soit par un renoncement à prédire le deuxième stimulus à cause des faibles PT de premier-ordre, soit par une perturbation plus globale générée par la phase de changement de règle à cause de laquelle les participants auraient été ralentis de manière générale en constatant la modification des séquences.

Pour résumer, ces premiers résultats montrent un apprentissage des PT de second-ordre et une prise en compte de l'ordre de présentation, mais cela est à nuancer. Les analyses se focalisant sur chaque participant ont montré que ces derniers n'apprenaient pas l'ensemble des huit séquences, ce qui suggère une certaine difficulté dans l'apprentissage des PT de second-ordre. De plus, en étudiant quelles séquences avaient été apprises par les participants, il a été observé que seulement la moitié d'entre eux (18 participants sur 37) apprenaient au moins un couple de séquences nécessitant la prise en compte de l'ordre de présentation (par exemple les séquences *ABC* et *BAF*). Cela souligne une certaine difficulté dans la prise en compte de l'ordre de présentation dans le cas d'un apprentissage des PT de second-ordre. Néanmoins, il est possible de se demander si cet apprentissage incomplet ne viendrait pas du faible nombre d'essais. En effet, au cours de la phase d'apprentissage chaque séquence n'était présentée que 10 fois par bloc pour un total de 70 occurrences, or d'avantages d'essais auraient pu permettre aux participants un meilleur apprentissage que celui permis dans cette expérimentation.

Enfin, cette première étude a mis en évidence les points forts et les limites de notre protocole expérimental inspiré par Minier et al. (2016). Tout d'abord, ce protocole permet des mesures directes via les temps de réponse afin d'observer en temps réel l'apprentissage dans une tâche impliquant de la prédiction, en cela elle est assez semblable aux tâches SRT (serial response task, voir Nissen & Bullemer, 1987). Néanmoins, la nouveauté est qu'à l'inverse des tâches SRT, les participants n'ont pas besoin d'apprendre des correspondances entre des touches de clavier et des stimuli à l'écran, facilitant la tâche et permettant d'observer plus aisément les facteurs d'intérêts. Cependant, cette étude nous a fait nous interroger sur la pertinence du choix de l'utilisation des mouvements

oculaires. En effet, les saccades oculaires sont très rapides et l'amplitude de l'évolution des temps de réponse est par conséquent assez faible (de l'ordre de 25 ms dans la présente étude) ce qui pourrait engendrer des effets plancher pouvant poser problème pour observer des effets de faible amplitude. Pour ces raisons, il a été décidé pour la suite des expérimentations de cette thèse de remplacer la mesure par oculométrie par une mesure effectuée par le toucher sur un écran tactile ou par l'enregistrement de temps de décision. De cette manière les participants viendraient toucher les stimuli à l'écran (à l'instar du protocole expérimental de Minier et al., 2016), ou donner des réponses à ces stimuli, au lieu de les suivre du regard. De cette manière, le protocole est semblable mais ces nouvelles tâches devraient ralentir les temps de réponse et laisser plus de marge d'évolution pour les temps de transition afin de voir des effets, même faibles, de nos variables. De plus, le nombre de présentations par séquence sera augmenté afin de permettre un meilleur apprentissage qui serait susceptible d'augmenter l'amplitude des effets observés.

Pour conclure, cette étude nous apprend que les participants peuvent traiter des PT de second-ordre en prenant en compte l'ordre de présentation des deux stimuli, bien que cet apprentissage demeure difficile. En revanche, nous ignorons à ce stade quelles sont les différences existantes entre le traitement de ces PT de second-ordre et celles de premier-ordre. Aussi, afin d'étudier plus finement les effets des probabilités transitionnelles de manière générale, deux autres expérimentations ont été menées avec un protocole modifié employant un écran tactile et sont présentées dans le chapitre suivant.

3 | Probabilités transitionnelles et type de dépendance dans l'apprentissage de séquences

L'Expérience 3 de ce chapitre a été présentée à deux conférences internationales (Lazartigues, Mathy, Rey, Fagot, & Lavigne, 2019a, 2019b).

Dans le chapitre précédent, l'Expérience 1 s'est focalisée sur l'apprentissage de probabilités transitionnelles de second-ordre et l'effet de l'ordre de présentation des stimuli. Cette expérimentation montrait un apprentissage possible mais difficile des PT de second-ordre, ce qui correspond à ce que l'on retrouve dans la littérature (Cohen et al., 1990). Cette première étude testait l'effet supplémentaire de l'ordre de présentation des stimuli et a montré une certaine difficulté dans sa prise en compte en lien avec les PT de second-ordre. Néanmoins, l'Expérience 1 ne s'intéressait qu'aux PT de second-ordre et ne permettait pas de comparer l'apprentissage de ces dernières avec celui des PT de premier-ordre. Or, comparer ces deux types de probabilité transitionnelle permettrait de mieux comprendre leurs implications dans l'apprentissage de séquences.

La littérature s'intéressant à l'apprentissage statistique de séquences a mis en évidence l'effet de multiples facteurs, tels que les probabilités transitionnelles de premier-ordre (avec un stimulus en prédisant un autre; Aslin et al., 1998) ou de second-ordre (avec une combinaison de stimuli prédisant un stimulus; Gómez, 1997), ainsi que les dépendances adjacentes (un stimulus associé à celui qui le suit directement; Phillips et al., 2005) et non-adjacentes (un stimulus associé à un autre plus éloigné; Misyak, Christiansen, & Tomblin, 2010). Dans certaines autres études, les effets de ces facteurs ont été comparés entre eux afin de mieux comprendre leur rôle respectif dans l'apprentissage. Ces études ont montré un apprentissage plus simple des PT de premier-ordre par rapport à celles de second-ordre (Reed & Johnson, 1994), ainsi qu'un apprentissage plus aisé des dépendances adjacentes par rapport aux dépendances non-adjacentes (Vuong et al., 2016). Cependant ces deux facteurs (PT et structure de dépendance) ont rarement été étudiés de manière simultanée afin de comparer leurs effets sur un même matériel. Ce chapitre a pour objectif d'analyser les effets de ces facteurs en testant des séquences incluant des PT de premier-ordre, qu'elles soient entre stimuli adjacents ou non-adjacents, et les PT de second-ordre. Cette manipulation conjointe est importante afin d'obtenir un point de vue plus global sur l'effet de ces facteurs sur l'apprentissage

statistique de séquences et comprendre leurs implications respectives. Pour cela, deux expérimentations ont été menées. L'Expérience 2 a permis de tester le protocole expérimental, de constituer des séquences (Expérience 2a) et d'obtenir des temps de réponse de référence (Expérience 2b). L'Expérience 3 s'intéressait plus finement à l'effet de ces facteurs en les intégrant dans des séquences simples.

Le protocole expérimental utilisé dans le chapitre précédent a été modifié en utilisant cette fois un écran tactile et une tâche de pointage dans laquelle les participants devaient appuyer sur les stimuli apparaissant à l'écran. Cette modification a permis d'obtenir des temps de réponse plus longs afin de limiter un potentiel effet plancher et de mieux observer leur évolution au cours de l'apprentissage. Ce protocole permettait la prédiction et encourageait l'apprentissage des séquences. Cette mesure se veut complémentaire avec ce qui existe dans la littérature dans laquelle bon nombre d'études emploient des mesures indirectes via une tâche de reconnaissance ayant lieu à la suite d'une phase de familiarisation, notamment dans les tâches de grammaire artificielle (Romberg & Saffran, 2013 ; Saffran, Newport, & Aslin, 1996). En cela ces tâches ne permettaient pas d'observer l'évolution de l'apprentissage au fil des essais tandis que notre protocole nous offre cette visibilité.

3.1 Expérience 2a

3.1.1 Objectif

L'Expérience 2a a deux buts : (1) d'observer l'évolution des temps de réponse avec des séquences aléatoires, et de cette manière tester le protocole expérimental employant une tâche de pointage sur écran tactile et (2) de recueillir des données relatives aux temps de transition entre chaque paire de stimuli dans des séquences aléatoires afin de constituer des séquences comparables (c'est-à-dire des séquences dans lesquelles les temps de transition entre chaque paire de stimuli étaient similaires) pour la suite des expérimentations.

En cela, l'Expérience 2a était une étape préliminaire permettant de préparer au mieux les suivantes.

3.1.2 Méthode

Participants

Dix étudiantes en deuxième année de psychologie, droitières, entre 18 et 21 ans (moyenne d'âge de 19.3) ont pris part volontairement à l'expérimentation en échange d'un point bonus à une Unité d'Enseignement. Cette expérimentation a été approuvée par un comité d'éthique local (CERNI) de l'Université Côte d'Azur et l'expérimentation a été conduite avec le consentement éclairé écrit des participantes. Les participantes avaient une vue normale ou corrigée.

Matériel et procédure

Un écran tactile Iiyama de 21.5 pouces, LED, modèle ProLite T2236MSC-B2, full HD 1920*1080 technologie tactile 10 points a été utilisé pour la présentation des séquences et l'enregistrement des données. L'expérimentation était dirigée par des programmes tournant sur le logiciel PsychoPy (Peirce, 2007).

Comme dans l'Expérience 1, l'écran comprenait neuf positions selon un quadrillage 3×3 chacune représentée par une croix blanche sur un fond gris. Chaque stimulus était constitué d'un disque rouge caractérisé par sa position à l'écran (Figure 3.1). Au début de chaque essai, une croix jaune en bas de l'écran constituait le point de départ au lancement de la séquence de trois stimuli. Il s'agit d'un point différent de l'Expérience 1 permettant de libérer la position centrale pour que cette dernière puisse être utilisée pour un des neuf stimuli. Des séquences aléatoires constituées de trois stimuli étaient présentées aux participantes (Figure 4.1). Les participantes avaient pour consigne de toucher le plus rapidement possible les stimuli apparaissant à l'écran, uniquement avec leur main dominante (main droite). Les temps de réponse entre les deux premiers stimuli (Temps de transition 1 ou TT1) et entre les deux derniers sti-

FIGURE 3.1 – Caractérisation des stimuli en fonction de leur position d'apparition sur l'écran.

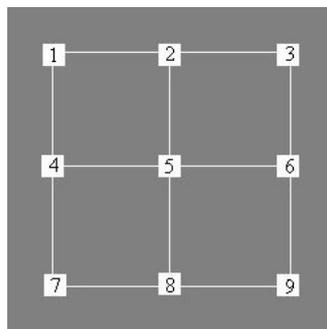
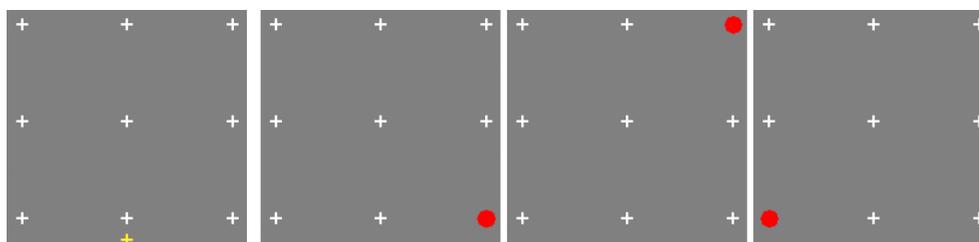


FIGURE 3.2 – Exemple d'essai avec la séquence 9 - 3 - 7



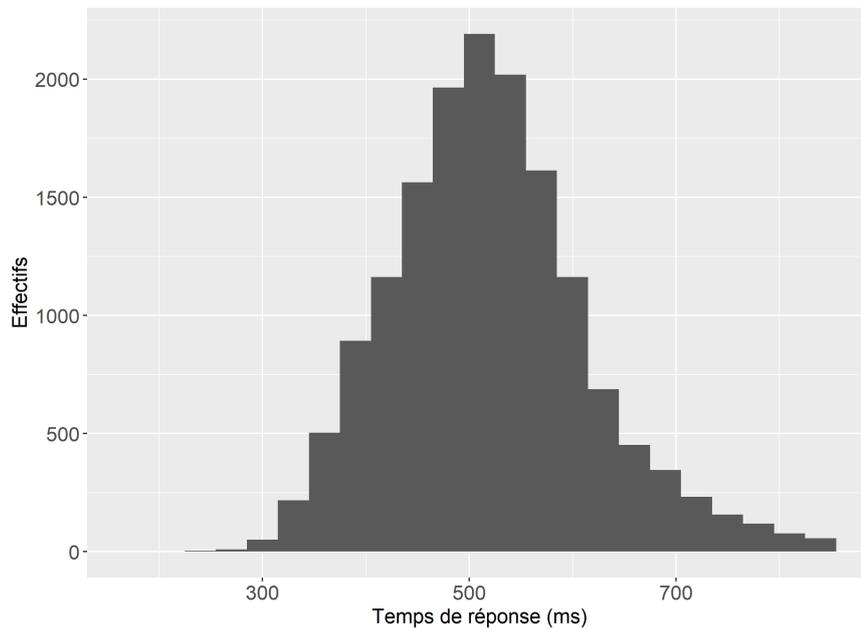
muli (Temps de transition 2 ou TT2) étaient enregistrés. Huit cents séquences aléatoires réparties en vingt blocs de quarante essais ont été proposées. À la fin de chaque bloc une pause était proposée afin de limiter la fatigue.

3.1.3 Résultats

1.04% des mesures ont été retirées, correspondant aux temps de réponse s'éloignant de deux écart-types de la moyenne (inférieurs à 150 et supérieurs à 850 ms). Les temps de réponse sont homogènes ($M = 524$, $ET = 97.3$, $asymétrie = 0.499$). La Figure 3.3 montre la répartition globale des temps de réponse.

La Figure 3.4 montre l'évolution des temps de réponse au fil des blocs pour chaque temps transition (TT1, correspondant aux temps mis pour atteindre le second stimulus et TT2 correspondant aux temps mis pour atteindre le troisième stimulus). Un modèle linéaire mixte (lmm) avec une ordonnée à l'origine aléatoire par participante a été utilisé (Brown, 2020 ; Singmann & Kellen, 2019) via le package lmerTest de R (Team, 2018). Cette analyse a mis en évidence

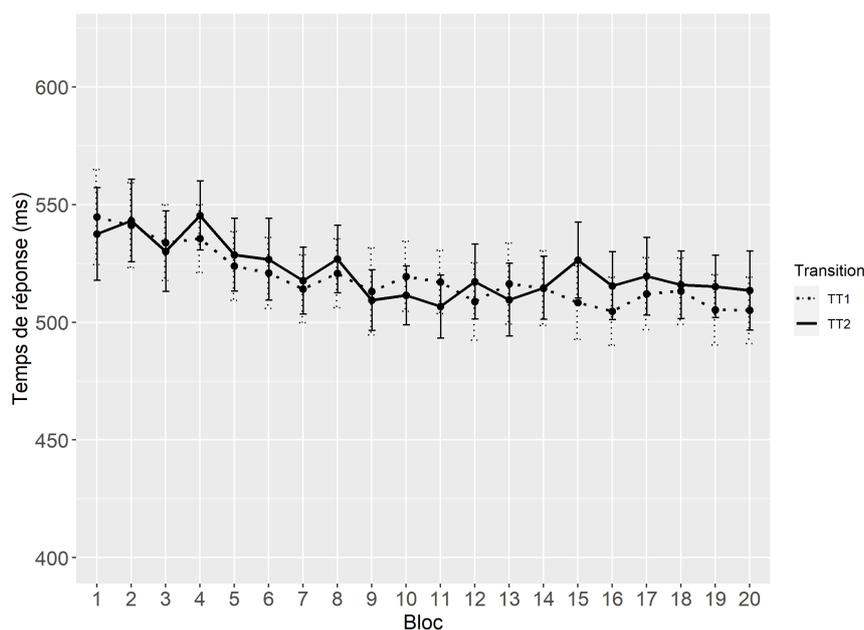
FIGURE 3.3 – Répartition globale des temps de réponse dans l'Expérience 2a.



un effet significatif du bloc sur les temps de réponse ($F(1, 15471) = 171.4$, $p < .001$) mais pas d'effet du rang de transition ($F(1, 15471) = 0.41$, $p = .519$) ou d'effet d'interaction entre bloc et rang de transition ($F(1, 15471) = 3.73$, $p = .053$). Étant donné que les séquences présentées étaient aléatoires, aucun apprentissage de paire n'était possible. La baisse des temps de réponse avec les blocs suggère donc un effet d'entraînement à la tâche. Cet effet sera à prendre en compte dans les futures expérimentations qui exploreront des effets d'apprentissage et pas seulement d'entraînement à la tâche. À l'inverse, l'absence d'un effet du rang de transition et d'un effet d'interaction suggère qu'il n'y avait pas de préférence pour la première ou la seconde transition de la séquence et qu'il n'y aura donc probablement pas de biais en fonction du rang de transition.

Dans un second temps, les données issues de l'Expérience 2a ont été utilisées afin de sélectionner des transitions comparables pour les exploiter dans les expérimentations suivantes. Les paires à comparer ont été choisies parmi celles ayant des temps de réponse proches quand aucun apprentissage n'est présent.

FIGURE 3.4 – Évolution des temps de réponse pour les séquences aléatoires dans l'Expérience 2a.



Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

3.1.4 Sélection des séquences

Afin de tester les effets des PT (premier et second-ordre) et des dépendances (adjacentes et non-adjacentes) dans les expérimentations suivantes, il a été décidé d'employer les mêmes paires de stimuli pour toutes les conditions de l'Expérience 2b et de l'Expérience 3. Ces expérimentations nécessitaient l'utilisation de triplets de stimuli, chacun impliquant deux paires successives partageant le stimulus central. Par exemple, la séquence *ABC* est constituée des paires *AB* et *BC* qui partagent le stimulus *B* à différentes positions. Afin de pouvoir manipuler les PT, les triplets de stimuli ont été constitués en sélectionnant pour chaque rang de transition (TT1 et TT2) quatre paires permettant d'avoir deux stimuli différents pour la première position de la séquence, deux autres pour la seconde position et encore deux autres pour la dernière position. De plus, le stimulus à la fin de la première transition et celui au début de la seconde transition devait être le même de manière à pouvoir réunir ces deux paires de stimuli pour former une séquence de trois éléments en fonction des

Tableau 3.1 – Exemple de paires pour constituer les triplets.

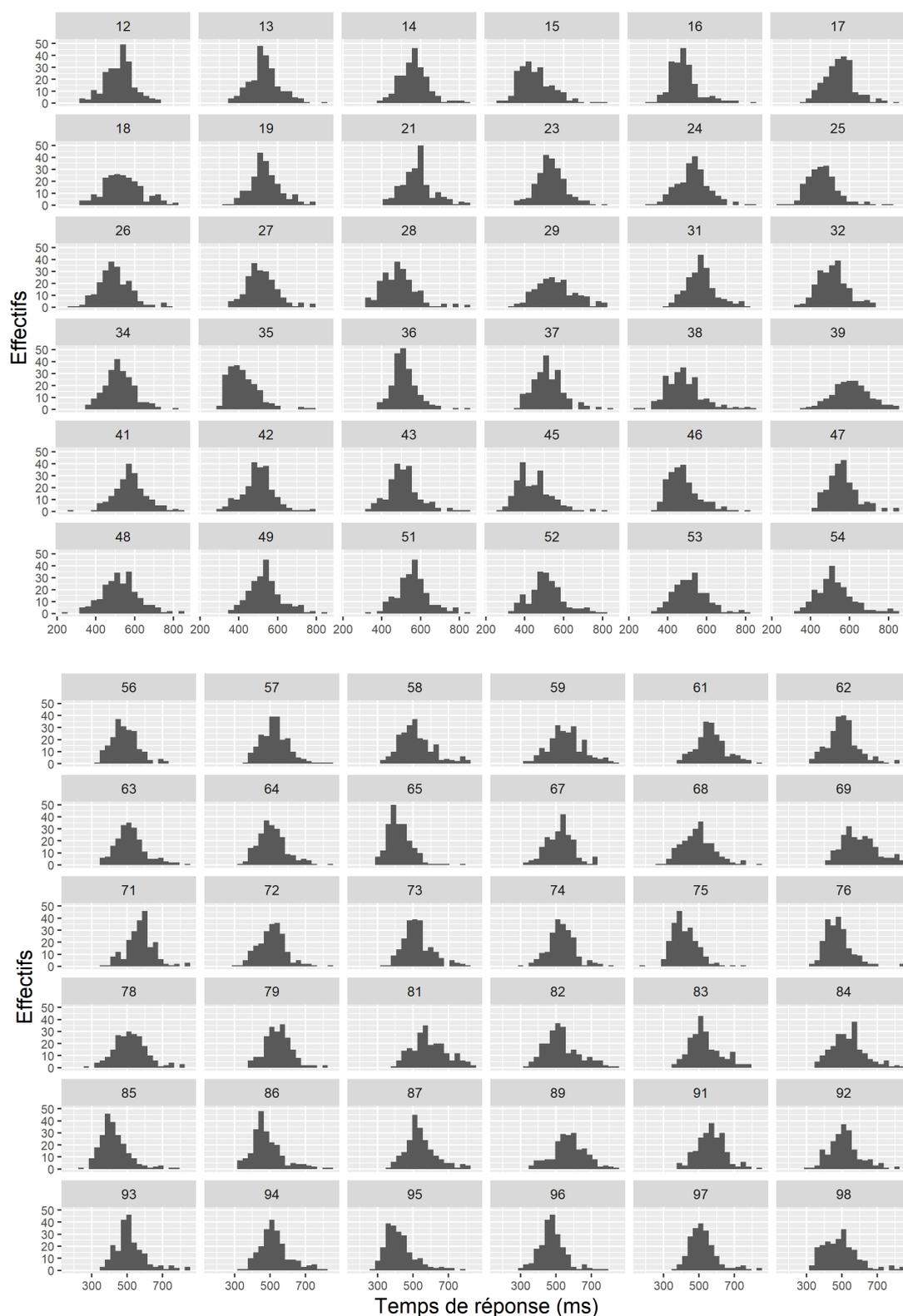
Première paire	Seconde paire
AB	BC
AD	DC
EB	BF
ED	DF

besoins des expérimentations (tel que dans exemple précédent avec la séquence *ABC*). L'exemple présenté dans le Tableau 3.1 présente huit paires permettant de constituer huit triplets, tels que : *ABC*, *ABF*, *ADC*, *ADF*, *EBC*, *EBF*, *EDC* et *EDF*. C'est en sélectionnant les triplets présentés aux participants qu'il sera alors possible de manipuler les PT et les structures de dépendances.

La Figure 3.5 montre la répartition des temps de réponse pour chaque transition. Les transitions sont identifiées par deux chiffres correspondant aux stimuli. Par exemple la transition 93 correspond à la transition entre le stimulus 9 (disque en bas à droite) et le stimulus 3 (disque en haut à droite). Notez que, puisque les stimuli ne pouvaient apparaître qu'une seule fois par séquence, les transitions entre deux stimuli identiques (telles que 11, 22, 33 etc.) ne sont pas présentes.

Afin de sélectionner les paires de stimuli successifs (transitions), deux critères ont été utilisés : (1) des temps de réponse moyens entre 515 et 545 ms et (2) des écarts-types inférieurs à 100 ms. Les paires retenues pour la première transition étaient : 62, 63, 92 et 93 et celles pour la seconde transition : 27, 24, 37 et 34. À l'aide de ces paires il était possible de former des séquences permettant de tester nos différents facteurs. Par exemple, concernant l'Expérience 2b qui visait à développer une ligne de base dans le cas d'apprentissage de séquences pleinement prédictibles (toutes les PT étaient égales à 1) et de séquences peu prédictibles (toutes les PT étaient égales à .5), les séquences ont été constituées avec les transitions sélectionnées telles que présentées dans le Tableau 3.2.

FIGURE 3.5 – Répartition des temps de réponse pour chaque transition dans l'Expérience 2a.



Note. La paire de chiffres correspond à la transition, par exemple le nombre 52 correspond à la transition entre le stimulus en place centrale (5) et le second de la première ligne (2).

Tableau 3.2 – Séquences utilisées dans l’Expérience 2b.

Condition	Phase d’apprentissage
$p = 1$	6 - 2 - 7
	9 - 3 - 4
$p = .5$	9 - 2 - 4
	9 - 2 - 7
	9 - 3 - 4
	9 - 3 - 7
	6 - 2 - 4
	6 - 2 - 7
	6 - 3 - 4
	6 - 3 - 7

3.2 Expérience 2b

3.2.1 Objectif

L’Expérience 2b a pour but d’établir une ligne de base dans le cas de séquences où toutes les probabilités transitionnelles sont égales pour chaque transition. Dans une première condition, les séquences sont pleinement prédictibles, c’est-à-dire que chaque stimulus permet de prédire le suivant à coup sûr ($p = 1$). Dans cette condition seulement deux séquences ont été présentées aux participants. Dans une seconde condition, toutes les probabilités transitionnelles sont réglées à .5, ce qui correspond à chaque stimulus permettant de prédire le suivant avec seulement 50% de certitude. Dans ce cas-ci, huit séquences ont été présentées aux participants. Notre hypothèse est que les temps de réponse sont liés aux probabilités transitionnelles des séquences, avec des temps bien plus courts pour les PT les plus élevées et une baisse des temps de réponse au fil des blocs.

3.2.2 Méthode

Participants

Chaque condition a été complétée par vingt participants de deuxième année de psychologie ayant obtenu un point bonus à une Unité d'Enseignement en échange de leur participation (moyenne d'âge de 22.36 ans). Cette expérimentation a été approuvée par un comité d'éthique local (CERNI) de l'Université Côte d'Azur et l'expérimentation a été conduite avec le consentement éclairé écrit des participants. Les participants avaient une vue normale ou corrigée et étaient droitiers.

Matériel et procédure

Le protocole était identique à celui utilisé dans l'Expérience 2a et consistait en la présentation de séquences de trois disques rouges caractérisés par leur position d'apparition sur un écran tactile. Les participants devaient toucher le plus rapidement possible chaque stimulus. Les séquences employées correspondaient à celles sélectionnées sur la base des données de l'Expérience 2a et sont présentées dans le Tableau 3.2. Pour chaque condition, les participants complétaient 10 blocs de 40 essais pour un total de 400 essais. Des pauses étaient proposées entre chaque bloc. Dans cette expérimentation, il n'y avait pas de phase de changement de règle comme tel était le cas dans l'Expérience 1 puisque cela était impossible pour la condition dans laquelle toutes les PT étaient égales à .5 sans faire intervenir de nouveaux stimuli, mais surtout parce que cette étude avait pour vocation de constituer une ligne de base de temps de réponse de référence.

3.2.3 Résultats

1.02% des mesures ont été retirées, correspondant aux temps de réponse s'éloignant de deux écart-types de la moyenne (inférieurs à 150 ms et supérieurs à 850 ms).

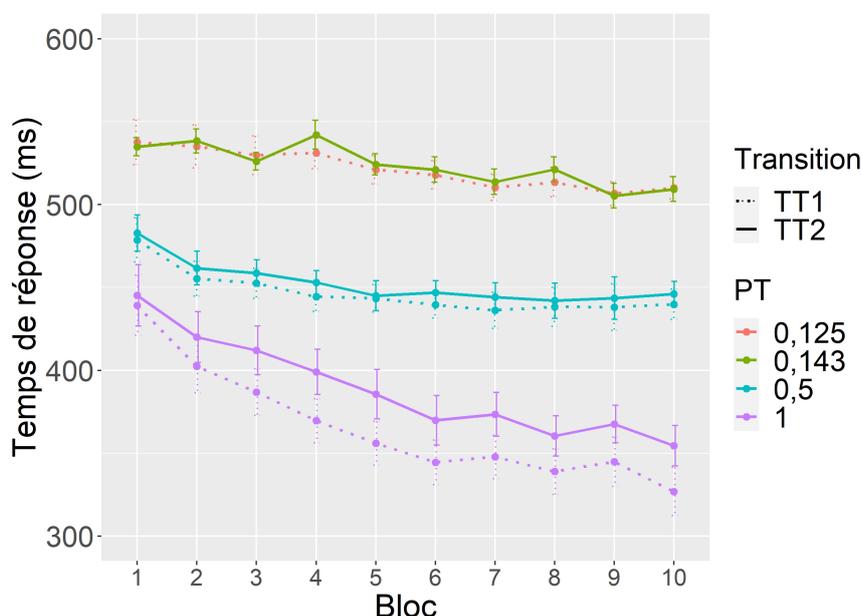
Les données de l'Expérience 2a ont été ajoutées dans ces analyses afin d'obtenir une vision plus large de l'effet des probabilités transitionnelles. Seuls les 400 premiers essais de l'Expérience 2a ont été conservés afin d'avoir le même nombre de répétitions que l'Expérience 2b. De plus, les probabilités transitionnelles pour les séquences aléatoires ont été calculées à titre de comparaison. Dans les séquences aléatoires, le premier stimulus pouvait apparaître sur les neuf positions possibles. Étant donné que les séquences étaient constituées de manière à ce qu'un stimulus n'y apparaisse qu'une seule fois, alors la probabilité transitionnelle pour la transition entre les deux premiers stimuli était de $1/8$ (correspondant à une PT de 0.125 pour les TT1) et celle pour la transition entre les deux derniers stimuli était de $1/7$ (correspondant à une PT de 0.143 pour les TT2).

La Figure 3.6 montre une diminution des temps de réponse au fil des blocs pour toutes les valeurs de probabilités transitionnelles et un effet net de la valeur des PT. Un modèle linéaire mixte avec une ordonnée à l'origine aléatoire par participant a été mené sur les variables bloc, rang de transition et probabilité transitionnelle sur les temps de réponse. Les résultats présentés dans le Tableau 3.3 indiquent un effet significatif du bloc avec une baisse dans temps de réponse au fil des blocs, des probabilités transitionnelles avec des temps de réponse plus courts pour les valeurs les plus élevées, et du rang de transition avec des temps de réponse plus courts pour les TT1 et un effet d'interaction entre tous ces facteurs. Notons également un effet d'interaction significatif entre les facteurs bloc et PT, avec une diminution des temps de réponse au fil des blocs plus marquée pour les PT élevées. Enfin, une interaction significative apparaît entre les PT et le rang de transition, suggérant un avantage pour les TT1, mais uniquement dans le cas de séquences pleinement prédictibles.

3.2.4 Discussion

Les résultats des Expériences 2a et 2b ont mis en évidence une diminution des temps de réponse durant les expérimentations, même lors de présentation de séquences aléatoires. Néanmoins, les résultats montrent une nette différence

FIGURE 3.6 – Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction des probabilités transitionnelles dans l'Expérience 2b.



Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

Tableau 3.3 – Effets du bloc, du rang de transition et de la probabilité transitionnelle sur les temps de réponse dans l'Expérience 2b.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	F Value	<i>p</i>
Bloc	6555867	6555867	1	37674	912.887	<.001 ***
Rang de transition	208558	208558	1	37674	29.041	<.001 ***
Probabilité Transitionnelle	11857232	3952411	3	37684	550.362	<.001 ***
Bloc × Rang de transition	20457	20457	1	37674	2.849	.092
Bloc × Probabilité transitionnelle	3260112	1086704	3	37674	151.321	<.001 ***
Rang de transition × Probabilité transitionnelle	34630	34630	1	37674	4.822	.028 *
Bloc × Rang de transition × Probabilité transitionnelle	29914	29914	1	37674	4.165	.041 *

dans les temps de réponse en fonction des probabilités transitionnelles. En effet, des temps de réponse plus courts sont apparus avec des PT plus élevées, suggérant un apprentissage de la valeur des PT. L'utilisation des PT indique que les participants essayaient de prédire les stimuli en fonction des valeurs des PT apprises. Effectivement, notre protocole encourageait la prédiction via une présentation séquentielle et une tâche de pointage dans laquelle il était demandé d'être le plus rapide possible. Pour répondre au mieux à cette consigne, la stratégie la plus adéquate était d'apprendre les séquences de manière à anticiper les stimuli en fonction de leur PT sachant les stimuli précédents. Néanmoins,

il est à noter que dans le cas de ces expérimentations les PT étaient corrélées au nombre de séquences présentées. En effet, dans l'Expérience 2a (séquences aléatoires) les séquences étaient très nombreuses et dans l'Expérience 2b huit séquences étaient présentées pour la condition impliquant des PT égales à .5 et seulement deux pour la condition impliquant des PT égales à 1. Par conséquent, les résultats pourraient être influencés par le nombre de séquences différentes à apprendre. Cependant, il n'était pas possible de faire autrement. Dans le cas de séquences aléatoires, le nombre de séquences était forcément élevé, et dans le cas de l'Expérience 2b notre objectif était d'employer les transitions comparables sélectionnées dans l'Expérience 2a. Par conséquent, il n'était pas possible d'obtenir le même nombre de séquences tout en respectant les PT attribuées à chacune de nos conditions dans l'Expérience 2b. Cet aspect sera contrôlé dans l'Expérience 3 dans laquelle toutes les conditions auront le même nombre de séquences à apprendre.

Les Expériences 2a et 2b ont permis de tester la version du protocole expérimental avec une tâche de pointage. Dans la version précédente du protocole employant l'oculométrie, les résultats montraient une remontée des TT1. Cependant, avec l'utilisation d'un écran tactile et d'une tâche de pointage cette augmentation n'est pas réapparue, même quand les PT étaient faibles. Cette différence pourrait venir du changement de mesure, ce qui soulignerait l'intérêt d'employer une tâche de pointage dans ce cas précis plutôt qu'une tâche demandant de suivre les disques du regard. Par ailleurs, la diminution des temps de réponse avec des séquences aléatoires dans l'Expérience 2a suggère un effet d'entraînement à la tâche qui sera à prendre en compte pour les expérimentations suivantes. Afin de contrôler au mieux cet effet et de ne pas se reposer uniquement sur l'évolution des temps de réponse pour les expérimentations suivantes, un bloc de changement de règle sera ajouté à la fin de la phase d'apprentissage, comme dans l'Expérience 1. Ce bloc consistera en la présentation des séquences apprises légèrement modifiées : les stimuli et transitions employés demeureront les mêmes mais leur combinaison sera différente et ne correspondra plus aux probabilités transitionnelles apprises initialement. Par

exemple, dans le cas où la dépendance non-adjacente serait testée, alors les séquences présentées en phase d'apprentissage pourraient être ABC et DBF (avec A prédisant C et D prédisant F) et modifiées en ABF et DBC dans la phase de changement de règle. De cette manière, les stimuli employés restent identiques, mais leur combinaison est inédite. Dans le cas où les temps de réponse remontent entre la phase d'apprentissage et la phase de changement de règle, alors il sera possible d'affirmer qu'il s'agit bien d'un apprentissage des PT manipulées et non simplement d'un effet d'entraînement.

L'Expérience 2 dans son ensemble a donc permis de tester le protocole, de sélectionner des transitions comparables pour constituer des séquences pour les expérimentations suivantes et de mettre au point une ligne de base de temps de réponse dans le cas de séquences pleinement prédictibles ($p = 1$), modérément prédictibles ($p = .5$) et non-prédictibles (aléatoires). La prochaine expérimentation porte sur des séquences impliquant différentes PT (premier-ordre et second-ordre) et dépendances (adjacentes et non-adjacentes) afin de pouvoir mieux comprendre l'effet de ces facteurs dans l'apprentissage statistique de séquences.

3.3 Expérience 3

3.3.1 Objectif

La revue de littérature des parties 1.2 et 1.3 de l'introduction de cette thèse a permis de mettre en évidence qu'au sein de l'apprentissage de séquences, les PT de premier-ordre apparaissent comme étant plus simples à apprendre par rapport à celles de second-ordre (Reed & Johnson, 1994) et les dépendances adjacentes étaient apprises plus aisément par rapport aux dépendances non-adjacentes (Vuong et al., 2016) mais ces facteurs n'ont jamais été étudiés ensemble. La présente étude vise donc à mieux comprendre quels sont leurs impacts respectifs dans l'apprentissage de séquences. Pour cela, il a été choisi de les observer en employant un paradigme similaire à celui de l'Expérience 2.

Quatre conditions, chacune composée de quatre séquences de trois stimuli, ont été constituées afin d'examiner des aspects différents de l'apprentissage statistique.

La première condition présentait des séquences dans lesquelles le premier stimulus prédisait à coup sûr le second ($p(B|A) = 1$), tandis que deux stimuli étaient présentés aléatoirement en troisième position ($p(C|B) = .5$). Cette condition est appelée AB^* (la variable C est remplacée par un astérisque parce que le troisième stimulus n'est pas pleinement prédictible). Cette première condition permettait de tester l'apprentissage des PT de premier-ordre entre deux éléments adjacents en se focalisant sur la première paire de stimuli de la séquence.

La deuxième condition (appelée $*BC$) était complémentaire de la première. Le second stimulus permettait de prédire le dernier ($p(C|B) = 1$) mais le premier stimulus ne permettait pas de prédire le second ($p(B|A) = .5$). Cette condition permettait également de tester l'effet des PT de premier-ordre entre deux éléments adjacents, mais cette fois dans la dernière paire de la séquence. Ces deux premières conditions réunies permettaient de vérifier si une transition (la première ou la seconde) était favorisée par rapport à l'autre dans l'apprentissage des PT.

La troisième condition (appelée $A * C$) permettait de tester l'apprentissage de PT de premier-ordre entre deux éléments non-adjacents, avec le premier stimulus de la séquence prédisant le dernier avec certitude ($p(C|A) = 1$). Cependant, le second stimulus présentait deux positions possible tirées aléatoirement, ce qui produisait $p(B|A) = .5$ et $p(C|B) = .5$.

La quatrième et dernière condition employait la logique du OU-exclusif (XOR, voir sections 2.2 et 2.3). Le XOR permet de dissocier les PT de premier-ordre ($p(B|A)$, $p(C|B)$ et $p(A|C)$) de celles de second-ordre ($p(C|AB)$). Dans ce cas le troisième stimulus de la séquence ne pouvait pas être prédit sur la base des stimuli précédents pris séparément (c'est-à-dire $p(C|A) = .5$ et $p(C|B) = .5$). Seule la combinaison des deux premiers stimuli permettait une prédiction certaine du troisième ($p(C|AB) = 1$). Le XOR permet donc d'étudier l'appren-

tissage des PT de second-ordre tout en maintenant celles de premier-ordre constantes.

À travers cette expérimentation, nous souhaitons tester l'effet des différentes probabilités transitionnelles (premier-ordre *vs.* second-ordre) et de la proximité de deux stimuli (adjacent *vs.* non adjacent) durant l'apprentissage statistique de triplets.

Notre hypothèse est que les deux types de probabilités transitionnelles peuvent être apprises mais avec plus ou moins de facilité : en accord avec la littérature, nous attendons un apprentissage rapide et fort pour les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli adjacents, et un apprentissage moins marqué pour les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli non-adjacents ainsi que pour les probabilités transitionnelles de second-ordre.

Nous supposons que les conditions se focalisant sur les PT de premier-ordre entre stimuli adjacents (AB^* et $*BC$) obtiendront les meilleures performances, suivi de la condition utilisant les PT de second-ordre (XOR). En effet, bien qu'étant plus complexe, cette dernière implique un lien adjacent entre la combinaison des deux premiers stimuli et le stimulus à prédire. Enfin, les moins bonnes performances sont attendues pour la condition nécessitant la prise en compte d'une dépendance non-adjacente ($A * C$).

3.3.2 Méthode

Participants

Les conditions AB^* et XOR ont été passées par 41 personnes parmi lesquels six hommes et 35 femmes (moyenne d'âge de 20.77). Chaque participant a passé les deux conditions expérimentales avec un ordre contrebalancé. Cependant, pour éviter les effets d'ordre malgré le contre-balancement, il a été décidé de ne conserver que les résultats de la première condition passée par le participant (20 participants pour AB^* et 20 pour le XOR ; un participant plus âgé que la moyenne (49 ans) n'a pas été inclus dans les analyses).

La condition $*BC$ a été passée par 20 participants et la condition $A * C$ par 20 autres. Les participants étaient âgés de 18 à 25 ans (moyenne d'âge de 20.35) avec deux hommes et 38 femmes.

Les participants ont obtenu un point bonus pour une Unité d'Enseignement pour leur participation. Les participants avaient une vue normale ou corrigée et étaient droitiers. Cette expérimentation a été approuvée par un comité d'éthique local (CERNI) de l'Université Côte d'Azur et l'expérimentation a été conduite avec le consentement éclairé écrit des participants.

Matériel et procédure

L'installation et la tâche étaient semblables à celles de l'Expérience 2. Chaque condition était constituée de quatre séquences construites en utilisant les transitions sélectionnées dans l'Expérience 2a et assemblées en fonction du facteur testé. Par exemple, dans le cas de la condition $A * C$ (PT de premier ordre entre éléments non-adjacents), les transitions 92, 93, 62, 63, 27, 24, 37 et 34 ont été réunies de manière à former un ensemble de quatre triplets dans lesquels le premier élément permettait de prédire le dernier tels que 9-2-4, 9-3-4, 6-2-7 et 6-3-7 (Tableau 3.4).

L'expérimentation était constituée de deux phases : Une phase d'apprentissage de 10 blocs de 40 essais (10 essais pour chacune des quatre séquences) et une phase de changement de règle constitué d'un bloc de 40 essais, dans lequel les séquences étaient modifiées afin de tester l'apprentissage. Cette modification des séquences portait sur l'élément prédictible. Dans la condition $AB*$, les stimuli en deuxième position ont été permutés, et dans les conditions $*BC$, $A * C$ et XOR les stimuli en troisième position ont été permutés (Tableau 3.4). Les séquences étaient modifiées afin qu'aucun nouveau stimulus n'apparaisse dans la phase de changement de règle. Des pauses étaient proposées entre chaque bloc afin de limiter la fatigue des participants.

Tableau 3.4 – Séquences utilisées dans chaque condition de l'Expérience 3 pour la phase d'apprentissage et la phase de changement de règle.

Structure	Phase d'apprentissage	Phase de changement de règle
<i>AB*</i>	9 - 3 - 7	9 - 2 - 7
	9 - 3 - 4	9 - 2 - 4
	6 - 2 - 7	6 - 3 - 7
	6 - 2 - 4	6 - 3 - 4
<i>*BC</i>	9 - 2 - 4	9 - 2 - 7
	6 - 2 - 4	6 - 2 - 7
	9 - 3 - 7	9 - 3 - 4
	6 - 3 - 7	6 - 3 - 4
<i>A * C</i>	9 - 2 - 4	9 - 2 - 7
	9 - 3 - 4	9 - 3 - 7
	6 - 2 - 7	6 - 2 - 4
	6 - 3 - 7	6 - 3 - 4
<i>XOR</i>	9 - 3 - 4	9 - 3 - 7
	9 - 2 - 7	9 - 2 - 4
	6 - 3 - 7	6 - 3 - 4
	6 - 2 - 4	6 - 2 - 7

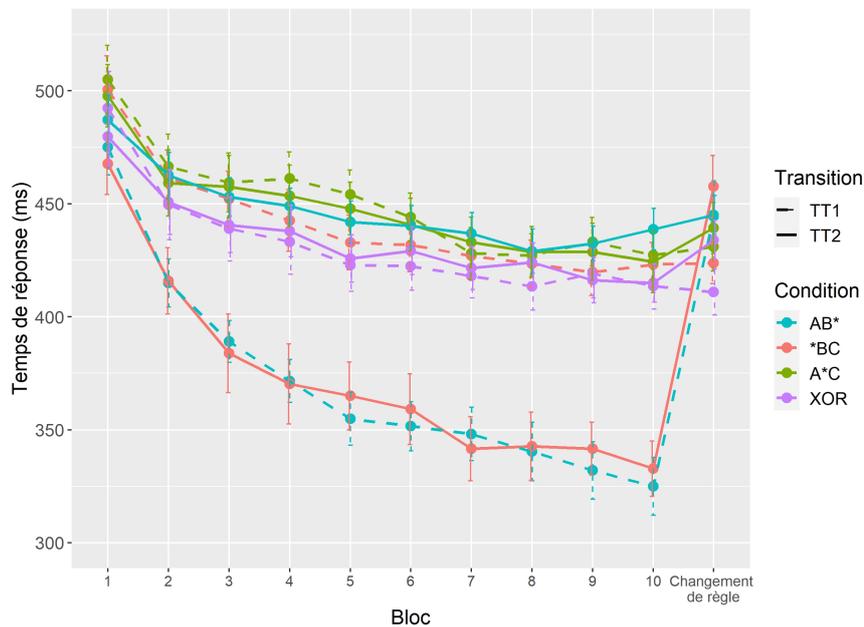
3.3.3 Résultats

Tout d'abord, les temps de réponse s'éloignant de la moyenne (± 2 deux écarts-types) ont été retirés. Cela correspondait à 2% des données qui avaient des temps de réponse inférieurs à 150ms ou supérieurs à 850ms.

Analyse générale

Les Figures 3.7 et 3.8 montrent respectivement l'évolution des temps de réponse en fonction de la condition et du rang de la transition (Figure 3.7) et l'évolution des temps de réponse en fonction de la condition et de la prédictibilité (Figure 3.8). Notez que la différence entre les Figures 3.7 et 3.8 se trouve dans la catégorisation des transitions : dans la Figure 3.7, les transitions sont catégorisées par rang (TT1 *vs.* TT2), alors que dans la Figure 3.8 les transitions sont catégorisées par prédictibilité (prédictible *vs.* non prédictible). Au sein des analyses, nous avons choisi d'utiliser le facteur prédictibilité plutôt que le facteur rang de transition. En effet, une évolution différente des

FIGURE 3.7 – Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction de la condition et du rang de la transition dans l'Expérience 3.

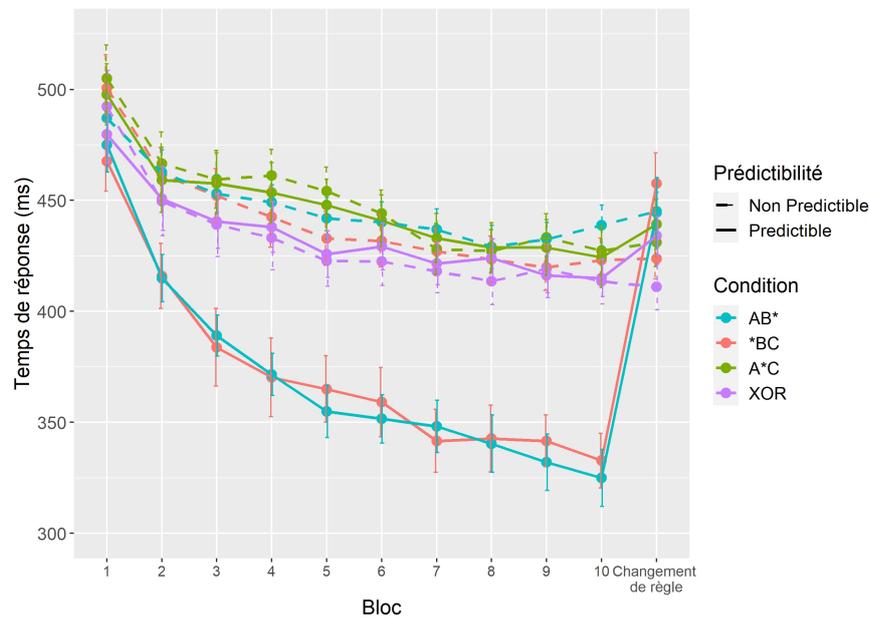


Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

temps de réponse est attendue entre les transitions prédictibles ($p = 1$) et non prédictibles ($p = .5$) en raison de l'apprentissage des PT et de leur effet sur les temps de réponse. Or, la transition prédictible n'est pas la même pour la condition AB^* (correspondant au TT1) et pour les conditions $*BC$, $A * C$ et XOR (correspondant au TT2). Par conséquent, utiliser le facteur prédictibilité plutôt que le facteur rang de transition permet de tester au mieux l'effet des probabilités transitionnelles et des structures de dépendances sur l'évolution des temps de réponse en fonction de leur valeur (i.e. $p = 1$ ou $p = .5$) et cela quel que soit le type de PT ou de dépendance utilisé.

Afin d'analyser les résultats, des modèles mixtes linéaires avec des ordonnées à l'origine aléatoires pour chaque participant ont été menés sur les temps de réponse. Ces analyses comprenaient l'étude des temps de réponse sur les essais au fil de la phase d'apprentissage (correspondant aux 10 premiers blocs, voir Tableau 3.5) et sur les essais du dernier bloc de la phase d'apprentissage comparés à ceux de la phase de changement de règle (bloc 10 *vs.* bloc 11, voir Tableau 3.6 pour les transitions prédictibles $p = 1$ et Tableau 3.7 pour

FIGURE 3.8 – Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction de la condition et de la prédictibilité dans l'Expérience 3.



Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

les transitions non-prédictibles $p = .5$). Pour l'analyse concernant la phase d'apprentissage, nos variables étaient le bloc d'apprentissage (afin d'observer l'évolution des temps de réponse), la condition expérimentale (AB^* , $*BC$, A^*C et XOR , pour connaître l'effet de nos facteurs), et la prédictibilité. Notez ici que le facteur prédictibilité permet de catégoriser les temps de transition de chaque condition en fonction de leur caractère prédictible (correspondant au TT1 pour AB^* et au TT2 pour les autres conditions) ou non-prédictible.

L'analyse des temps de réponse de la phase d'apprentissage a montré des effets significatifs de toutes les variables (Tableau 3.5), avec notamment un effet d'interaction significatif entre les facteurs bloc, condition et prédictibilité ($F(3, 1542.8) = 8.878, p < .001$). Ces résultats montrent une baisse significative des temps de réponse durant la phase d'apprentissage mais avec des différences en fonction de la condition et de la prédictibilité de la transition. Ces résultats suggèrent un niveau d'apprentissage différent en fonction des probabilités transitionnelles ou de la structure de dépendance. La Figure 3.8 montre une baisse des temps de réponse pendant la phase d'apprentissage mais avec une chute

plus forte pour les transitions prédictibles ($p = 1$) des conditions AB^* (TT1) et $*BC$ (TT2). Les analyses se focalisant sur l'effet de la phase de changement de règle ont montré un effet d'interaction significatif entre la phase (dernier bloc de la phase d'apprentissage *vs.* phase de changement de règle) et la condition pour les transitions prédictibles ($F(3, 114.92) = 12.836, p < .001$). Cependant, aucun effet significatif de la phase de changement de règle n'est mis en évidence pour les transitions non-prédictibles (Tableau 3.7).

La Figure 3.8 montre également que l'augmentation des temps de réponse avec la phase de changement de règle est plus importante pour les transitions prédictibles des conditions AB^* et $*BC$ que celle des conditions $A * C$ et XOR . En revanche, les transitions non-prédictibles ne présentaient pas d'augmentation des temps de réponse. Ces résultats relatifs aux effets de la phase de changement de règle indiquent que les participants étaient perturbés par la modification des séquences. Par conséquent, la baisse de temps de réponse en phase d'apprentissage pour les transitions prédictibles était bien due à un apprentissage des PT et pas à un simple entraînement à la tâche.

Notez que les conditions $A * C$ et XOR présentaient le même pattern d'évolution des temps de réponse, avec peu de différences entre les TT1 et les TT2. Afin d'obtenir plus d'informations, une analyse a été effectuée en se focalisant sur ces deux conditions uniquement. Un modèle mixte avec des ordonnées à l'origine aléatoires pour chaque participant testant les effets de la condition, de la transition (TT1 *vs.* TT2) et du bloc durant la phase d'apprentissage a montré, comme attendu, un effet significatif du bloc avec une diminution des temps de réponse ($F(1, 762.85) = 235.539, p < .001$) mais aussi de la condition avec des temps de réponse plus courts pour la condition XOR ($F(1, 775.52) = 16.594, p < .001$) sans effet du rang de la transition et sans interaction (voir Tableau 3.8).

Analyse des conditions

Afin de mieux comprendre les effets des PT et des structures de dépendances, nos quatre conditions expérimentales fondamentales ont été analysées.

Tableau 3.5 – Effets du bloc, de la condition et de la prédictibilité sur les temps de réponse durant la phase d'apprentissage de l'Expérience 3.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	p
Bloc	851506	851506	1	1542.8	413.662	<.001 ***
Condition	56328	18776	3	1566.7	9.121	<.001 ***
Prédictibilité	34430	34430	1	1542.8	16.726	<.001 ***
Bloc \times Condition	29362	9787	3	1542.8	4.755	.003 **
Bloc \times Prédictibilité	31438	31438	1	1542.8	15.273	<.001 ***
Condition \times Prédictibilité	20737	6912	3	1542.8	3.358	.018 *
Bloc \times Condition \times Prédictibilité	54826	18275	3	1542.8	8.878	<.001 ***

Tableau 3.6 – Effets de la phase et de la condition pour les transitions prédictibles (TT1 pour la condition AB^* et TT2 pour les autres conditions) sur les temps de réponse de l'Expérience 3.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	p
Phase	193698	193698	1	114.92	67.206	<.001 ***
Condition	118448	39483	3	115.05	13.699	<.001 ***
Phase \times Condition	110986	36995	3	114.92	12.836	<.001 ***

Tableau 3.7 – Effets de la phase et de la condition pour les transitions non-prédictibles (TT2 pour la condition AB^* et TT1 pour les autres conditions) sur les temps de réponse de l'Expérience 3.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	p
Phase	161.59	161.59	1	108.15	0.1070	.744
Condition	200.70	66.90	3	108.31	0.0443	.987
Phase \times Condition	444.44	148.15	3	108.15	0.0981	.961

Tableau 3.8 – Effets de la condition, de la transition (TT1 vs. TT2) et du bloc sur les temps de réponse pour les conditions A^*C et XOR en phase d'apprentissage de l'Expérience 3.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	p
Condition	20085	20085	1	775.52	16.5944	<.001 ***
Transition	1158	1158	1	762.85	0.957	0.328
Bloc	285088	285088	1	762.85	235.539	<.001 ***
Condition \times Transition	197	197	1	762.85	0.163	.686
Condition \times Bloc	863	863	1	762.85	0.713	.399
Transition \times Bloc	1017	1017	1	762.85	0.840	.360
Condition \times Transition \times Bloc	10	10	1	762.85	0.008	0.928

Condition AB^*

La première condition d'intérêt était la condition AB^* correspondant à un ensemble de séquences dans lesquelles le premier stimulus permettait de prédire le second ($p = 1$, voir la Figure 3.9a). L'évolution des temps de réponse des TT1 (mesurés au niveau du second stimulus) a spécifiquement été étudiée pour cette condition dans laquelle il n'y avait qu'une seule information à prendre en compte par les participants (i.e., la probabilité de B sachant A).

Condition $*BC$

La seconde condition était plus complexe. En effet, la condition $*BC$ présente d'avantage d'articulations entre les éléments : le stimulus C était prédit par B ($p = 1$) mais aussi par A de manière non-adjacente (et de façon moyennement prédictible puisque $p = .5$) dans une séquence ABC (voir la Figure 3.9b). Par conséquent, cette condition aurait dû générer des temps de réponse plus courts pour les TT2 que pour les TT1 de la condition AB^* parce que le stimulus à prédire recevait plus d'activation (cet effet a notamment été montré dans le cas de l'amorçage ; Lavigne et al., 2011). Néanmoins, une première analyse indiquait qu'aucun effet de la condition n'apparaissait quand seulement les conditions AB^* et $*BC$ étaient comparées durant la phase d'apprentissage ($F(1, 17.093) = 0.018, p = .895$). Ce résultat suggère un faible apprentissage de la dépendance non-adjacente étant donné que la condition $*BC$ n'obtenait pas de temps de réponse plus courts par rapport à la condition AB^* . Cependant, dans la condition $*BC$, la PT de C sachant A était égale à $.5$. La condition $A * C$ a permis de tester l'effet d'une PT non-adjacente quand cette dernière avait une valeur plus élevée.

Condition $A * C$

La condition $A * C$ présentait un ensemble de PT adjacentes toutes égales à $.5$ ($p(B|A) = .5$ et $p(C|B) = .5$) et une PT non-adjacente égale à 1 ($p(C|A) = 1$, voir Figure 3.9c). Cette condition permettait de tester l'apprentissage d'une

dépendance non-adjacente. Les analyses n'ont indiqué aucun effet du rang de transition (TT1 *vs.* TT2) durant la phase d'apprentissage ($F(1, 19) = 0.657$, $p = .428$). En revanche, un effet significatif de la phase de changement de règle a pu être observé pour les TT2 ($F(1, 19) = 4.899$, $p = .039$), mais pas pour les TT1 ($F(1, 19) = 0.557$, $p = .465$). Ces résultats indiquent un faible apprentissage des dépendances non-adjacentes. En effet l'apprentissage de cette PT ne permettait pas d'obtenir des temps de réponse plus courts pour les TT2 par rapport aux TT1 durant la phase d'apprentissage. Néanmoins, l'effet apparaissant en phase de changement de règle suggère un apprentissage de cette PT lorsque cette dernière était égale à 1, bien que le pattern présent durant la phase d'apprentissage suggère un apprentissage difficile. Ces résultats expliquent aussi pourquoi le même pattern était apparu pour les conditions AB^* et $*BC$: la dépendance non-adjacente dans la condition $*BC$ n'a pas parue suffisante pour donner un avantage par rapport à la condition AB^* . Ces trois premières conditions se focalisaient sur les PT de premier-ordre, mais dans le cas de séquences de plus de deux éléments, un apprentissage associatif peut générer des probabilités transitionnelles de second-ordre.

Condition XOR

La dernière condition permettait de tester l'effet des PT de second-ordre. Dans cette condition toutes les PT de premier-ordre étaient égales à .5 et seule la combinaison des deux premiers stimuli permettait de prédire le dernier (Figure 3.9d). Les résultats ont montré le même pattern que pour la condition $A * C$, c'est-à-dire une absence de différence d'effet entre les temps de réponse des TT1 et ceux des TT2 durant la phase d'apprentissage ($F(1, 19) = 0.142$, $p = .711$) mais un effet significatif lors de la phase de changement de règle pour les TT2 ($F(1, 19) = 6.736$, $p = .018$) mais pas pour les TT1 ($F(1, 19) = 0.231$, $p = .636$). Notez que dans la phase de changement de règle toutes les transitions et PT de premier-ordre demeuraient les mêmes et seule la combinaison était nouvelle. De cette manière, c'est seulement l'apprentissage de la PT de second-ordre qui pouvait expliquer un effet durant la phase de changement de règle.

Ces analyses suggèrent donc un apprentissage présent mais difficile des PT de second-ordre mis en évidence par la faible baisse des TT2, malgré une remontée des temps de réponse avec le changement de règle.

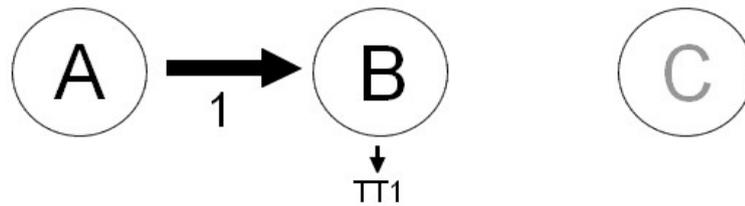
3.3.4 Discussion

L'Expérience 3 avait pour but d'étudier les effets spécifiques des probabilités transitionnelles de premier et de second-ordre et l'effet de la structure de dépendances (adjacentes *vs.* non-adjacentes) dans l'apprentissage statistique de triplets. Les études précédentes ont indiqué un apprentissage plus facile des PT de premier-ordre entre éléments adjacents par rapport à celles entre éléments non-adjacents (Vuong et al., 2016 ; Wilson et al., 2018) et par rapport aux PT de second-ordre (Gómez, 1997).

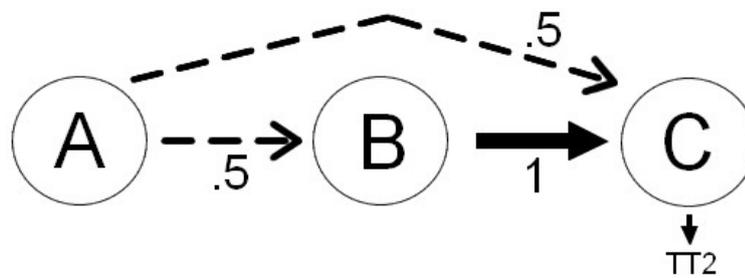
De manière générale, les résultats de l'Expérience 3 ont montré des diminutions des temps de réponse au cours de la phase d'apprentissage, et une augmentation des temps de réponse dans la phase de changement de règle pour les PT égales à 1. Ces baisses de temps de réponse sont apparues pour toutes les conditions, bien que présentant des patterns différents en fonction du facteur testé. Les conditions employant des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents présentaient une nette diminution des temps de réponse pour la transition prédictible ($p = 1$), indiquant que les participants peuvent aisément apprendre ce type de PT et de dépendance.

Ces résultats sont en adéquation avec ce que l'on retrouve dans la littérature : l'apprentissage de probabilités transitionnelles entre paires adjacentes au sein de séquences est extrêmement rapide chez les adultes (Saffran, Newport, & Aslin, 1996) et chez les enfants (Saffran, Aslin, & Newport, 1996). Cependant, tandis que ces études utilisaient des mesures indirectes (tâche de reconnaissance à l'issue d'une phase d'apprentissage), notre protocole a permis de montrer que l'apprentissage des probabilités transitionnelles apparaît précocement, avec seulement quelques répétitions (dès le bloc 2). À l'inverse, dans les conditions impliquant l'apprentissage de paires non-adjacentes ou des PT de second-ordre, les temps de réponse restaient similaires entre les deux

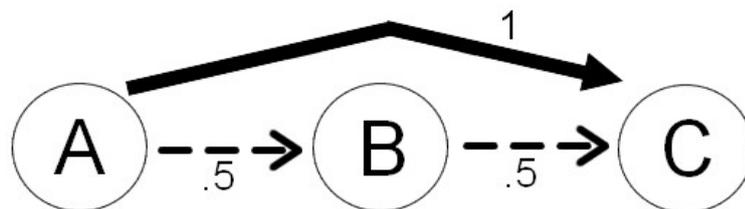
FIGURE 3.9 – Structures et probabilités transitionnelles pour chaque condition de l'Expérience 3 : (a) Condition AB^* , (b) Condition $*BC$, (c) Condition A^*C et (d) Condition XOR



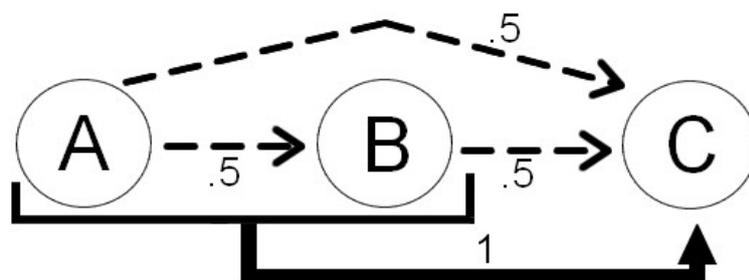
(a) Condition AB^*



(b) Condition $*BC$



(c) Condition A^*C



(d) Condition XOR

Note. Les lignes pleines correspondent à $p = 1$ et les lignes en pointillé à $p = .5$.

transitions et seulement une remontée des temps de réponse est apparue dans la phase de changement de règle pour la transition pleinement prédictible. Cela met en évidence un apprentissage présent mais difficile des dépendances non-adjacentes et des PT de second-ordre.

L'intérêt de cette expérimentation est d'avoir pu tester les effets de différents types de PT sur l'apprentissage séquentiel en employant un matériel commun. Cela a permis d'observer un apprentissage très aisé des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents, mais également un apprentissage comparable des PT de premier-ordre entre éléments non-adjacents et des PT de second-ordre.

Pour résumer, l'ensemble de ces résultats correspond à nos hypothèses et montrent un meilleur apprentissage dans le cas de PT de premier-ordre entre stimuli adjacents et un apprentissage difficile des PT de second-ordre et des dépendances non-adjacentes. Cette étude met en évidence des résultats en adéquation avec la littérature via une mesure complémentaire s'intéressant davantage à la prédiction au sein des séquences permettant l'enregistrement de temps de réponse successifs. Les résultats obtenus soulignent que les probabilités transitionnelles et la structure de dépendance entre stimuli sont des facteurs importants dans l'apprentissage de séquences avec des effets différenciés en fonction de leur type (premier ou second-ordre pour les PT et adjacent ou non-adjacent pour les dépendances), avec notamment un avantage pour les PT de premier-ordre entre stimuli adjacents.

Néanmoins, dans les expérimentations présentées dans ce chapitre, chaque facteur était testé dans des conditions différentes. Or, dans l'apprentissage statistique de séquences, différents facteurs sont intriqués et peuvent potentiellement jouer un rôle de façon concomitante. C'est pourquoi il a été décidé d'étudier ces facteurs de manière combinée en les intégrant au sein d'une même tâche.

4 | Probabilités transitionnelles et fréquence dans l'apprentissage de séquences

L'Expérience 4 de ce chapitre est issue d'un mémoire de recherche (Lazartigues, 2018) avec un ajout de participants et une réanalyse des données, et a été rapportée dans un article scientifique publié (Lazartigues, Mathy, & Lavigne, 2021c).

Le chapitre précédent s'intéressait aux effets des probabilités transitionnelles de premier et second-ordre ainsi qu'à l'effet de la structure de dépendance (adjacente et non-adjacente) dans l'apprentissage séquentiel de triplets. Les résultats du chapitre précédent ont montré un apprentissage facilité des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents et survenant tôt dans l'apprentissage. À l'inverse, les PT de premier-ordre entre les stimuli non-adjacents et les PT de second-ordre étaient plus difficiles à apprendre. Cependant, dans le cadre de l'apprentissage de séquences, les PT et la structure de dépendances ne sont pas les seuls facteurs pouvant potentiellement influencer l'apprentissage statistique. En effet, la fréquence est un facteur important, permettant par exemple un meilleur apprentissage de règles grammaticales (Bybee, 2006 ; Thompson & Newport, 2007) ou de nouveaux mots (Dąbrowska, 2008 ; Majerus & Boukebza, 2013).

4.1 Probabilités transitionnelles et fréquence

L'adaptation du comportement à un environnement complexe repose sur la capacité du système cognitif à repérer et apprendre des relations entre stimuli liés par des distributions statistiques (Bunge, Kahn, Wallis, Miller, & Wagner, 2003 ; De Houwer, 2007 ; De Houwer et al., 2013 ; Miller, 1999 ; Muhammad et al., 2006). L'apprentissage de ces distributions statistiques a été observé chez les animaux, incluant des primates non-humains (Hauser, Newport, & Aslin, 2001 ; Minier et al., 2016) et des rats (Toro & Trobalón, 2005 ; Toro et al., 2005). L'apprentissage statistique peut dépendre à la fois de processus explicites et implicites (Batterink, Reber, Neville, & Paller, 2015 ; Destrebecqz & Cleermans, 2001) et peut avoir lieu dans différentes modalités sensorielles telles que la modalité auditive (Saffran, Newport, & Aslin, 1996), visuelle (Fiser & Aslin, 2002) et tactile (Conway & Christiansen, 2005). L'apprentissage statistique a aussi été observé chez les humains dès quelques mois, par exemple dans la segmentation de la parole (Kabdebon et al., 2015 ; Maye et al., 2002 ; Saffran, Aslin, & Newport, 1996 ; Saffran & Thiessen, 2003).

En considérant que le système cognitif peut utiliser les probabilités transitionnelles entre éléments adjacents pour extraire des segments, l'apprentissage statistique peut apparaître comme étant un processus d'apprentissage fondamental. Néanmoins, certains aspects spécifiques de ce processus d'apprentissage demeurent peu compris. Par exemple, un problème omniprésent dans l'apprentissage statistique a été de déterminer les paramètres élémentaires qui sous-tendent l'extraction de régularités, tels que les probabilités conditionnelles, la fréquence et leurs influences réciproques (Thiessen et al., 2013). Concernant l'apprentissage de séquences, il y a essentiellement deux paramètres cruciaux qui décrivent une séquence de stimuli : la fréquence de la séquence et les probabilités transitionnelles entre stimuli. La capacité à détecter des patterns sériels requiert l'estimation (1) de la fréquence d'un élément ou d'un groupe d'éléments (autrement appelé apprentissage distributionnel, voir Wanrooij et al., 2015 et l'introduction de cette thèse) et (2) des probabilités transitionnelles entre éléments successifs (aussi appelées probabilités conditionnelles, voir Aslin et al., 1998). La fréquence d'une séquence de deux éléments, telle que (X, Y) , correspond au nombre d'occurrences de la séquence XY parmi un ensemble de séquences. La probabilité transitionnelle $p(Y|X)$ correspond au nombre d'occurrences de Y sachant X . La PT correspond à la force avec laquelle Y peut être prédit par X dans une séquence d'évènements (Pelucchi et al., 2009a).

Les fréquences et probabilités transitionnelles peuvent être apprises sur la base des relations statistiques existant au sein d'une série d'évènements, elles-mêmes intégrées dans un ensemble de séquences. Cela soulève le problème de savoir quel type d'information est principalement appris. D'un côté, si l'apprentissage a pour but de détecter un stimulus ou une séquence donnée parmi d'autres, alors la fréquence devrait prévaloir comme c'est le cas dans la loi de Hick selon laquelle les temps de réponse sont plus rapides pour les stimuli les plus fréquents (Maljkovic & Martini, 2005). D'un autre côté, si l'apprentissage a pour but de permettre la prédiction pendant le traitement de séquences, alors la probabilité transitionnelle est plus informative et devrait être une meilleure source d'information.

Jusqu'à présent, les PT ont été considérées comme étant le processus le plus fondamental dans l'apprentissage statistique (Aslin, 2017). Les PT ont été largement utilisées pour étudier comment les éléments adjacents et non-adjacents sont appris dans divers paradigmes, tels que celui de grammaires artificielles (Gebhart, Newport, & Aslin, 2009 ; Saffran, Newport, & Aslin, 1996) ou les tâches ASRT (Janacsek et al., 2012). Cette notion s'est révélée cruciale pour décrire comment les individus acquièrent le langage (Saffran & Wilson, 2003 ; Thompson & Newport, 2007), comment des patterns visuels peuvent être appris (Kirkham et al., 2002), comment des séquences peuvent être anticipées en fonction de précédentes actions (Gaillard, Destrebecqz, Michiels, & Cleermans, 2009) et comment des prédictions sémantiques se développent sur la base d'associations apprises (Brunel & Lavigne, 2009). Cependant, l'apprentissage statistique implique que certains patterns peuvent apparaître dans différentes séquences comprenant des stimuli différents. La conséquence est que la PT d'un élément sachant un précédent ($p(Y|X)$) peut être différente de la fréquence de la séquence XY . La raison étant que les fréquences de toutes les séquences intégrant X et Y sont prises en compte dans le calcul des PT (Lavigne et al., 2014, 2016). En effet, si un item X apparaît dans plusieurs séquences (telles que XY et XT), la fréquence de la séquence XY ne correspond pas à la PT $p(Y|X)$. En effet, la PT d'une paire dépend de la fréquence de ses constituants dans toutes les séquences rencontrées prises ensembles. Par exemple, quand des séquences sont faites de trois éléments, la PT $p(Y|X)$ ne dépend pas uniquement de la fréquence de tous les triplets dans lesquels apparaissent la paire XY (XYZ , XYT , etc.), elle dépend aussi de tous les triplets dans lesquels un des éléments de la paire apparaît (XWT , etc.).

Une conséquence est que, bien que la fréquence de toutes les séquences contenant X et/ou Y détermine la PT, la PT pourrait demeurer l'information la plus pertinente dans l'apprentissage de séquences. Sachant que pour une paire d'éléments adjacents XY la fréquence et la PT peuvent avoir des valeurs différentes, la question est de savoir dans quelle mesure l'apprentissage de la PT peut être biaisé par la fréquence de la séquence d'éléments. Par exemple,

imaginons un restaurant proposant trois options dans le menu : ‘Salade’, ‘Plat’ et ‘Dessert’, l’information pertinente pour le système cognitif pour prédire les commandes pourrait être les PT entre les différents éléments du menu. Nous avons choisi cet exemple en particulier parce que chacun peut avoir une bonne compréhension du ‘script du restaurant’ comme étant une séquence de comportements attendus (Bower, Black, & Turner, 1979) et, en tant que tel, il est facile de garder à l’esprit l’ordre des trois options pour suivre les explications. Notez que la prédiction des séquences peut apparaître triviale pour le lecteur, mais simplement parce que n’importe qui peut intégrer la plausibilité des évènements successifs.

4.1.1 Exemple du restaurant

Pour utiliser des chiffres un peu plus précis, nous pouvons reprendre l’exemple présenté ci-dessus et dans l’introduction de cette thèse. Imaginons qu’un cinquième des commandes sont ‘Salade + Plat’, un cinquième ‘Salade + Plat + Dessert’ et trois cinquièmes ‘Plat + Dessert’. Dans ce cas la fréquence de ‘Salade + Plat’ est plus faible (deux cinquièmes sur toutes les séquences) que la fréquence de ‘Plat + Dessert’ (quatre cinquièmes sur toutes les séquences). Cependant, la PT varie dans la direction opposée à la fréquence avec $p(Plat|Salade) = 1$ (un plat suit toujours une salade) et $p(Dessert|Plat) = .80$ (un dessert suit un plat quatre fois sur cinq).

Considérer la fréquence et la PT séparément permet de tester si l’apprenant se focalise davantage sur la fréquence ou sur la PT. La fréquence et les PT sont connues pour être impliquées dans différents processus, en particulier pour l’extraction de mots qui dépend à la fois de la structure de la distribution statistique et de la structure statistique conditionnelle (Thiessen et al., 2013). Par exemple, la fréquence d’un mot peut être pertinente pour aider à catégoriser un mot comme étant un mot de contenu ou un mot de fonction (Hochmann et al., 2010). Aussi, une fréquence élevée peut faciliter l’acquisition d’un mot par rapport à un mot plus rare (Ngon et al., 2013). En revanche, les PT semblent plutôt impliquées dans l’encodage d’associations sur la base de la prédictibilité

d'un élément en fonction du précédent (Fiser & Aslin, 2005). Les PT peuvent apporter beaucoup d'information quand, par exemple, deux mots sont très rares mais que les probabilités transitionnelles entre eux sont élevées. Par exemple, le mot "igloo" est rare mais sa probabilité transitionnelle sachant "esquimau" est élevée.

Dans notre exemple du restaurant, il est possible de considérer deux contextes dans lesquels l'anticipation des événements est différente en fonction du contexte pertinent pour les protagonistes. Tout d'abord, le propriétaire doit s'assurer d'avoir assez de stock pour servir tous les clients mais pas plus que nécessaire pour éviter le gaspillage. Il se concentrera alors sur la fréquence des différentes commandes des clients pour acheter la bonne quantité d'ingrédients. Au contraire, le cuisinier doit optimiser son temps pour préparer les plats afin de servir les clients à temps. Il se concentrera alors plutôt sur la PT entre les différents éléments du menu pour préparer le prochain plat en fonction du précédent commandé par le client. Par exemple, la PT $p(\text{Plat}|\text{Salade}) = 1$ devrait supplanter la fréquence faible de la paire $f(\text{Salade} - \text{Plat}) = .40$ (deux cinquièmes des cas) pour préparer le plat une fois que la salade a été servie. Par analogie, un design expérimental manipulant des séquences temporelles permettant une excellente prédiction des éléments en dépit d'une fréquence limitée des événements devrait amener les participants à utiliser les PT.

4.1.2 Probabilités transitionnelles de second-ordre

Rappelons que traiter une séquence de plus de deux éléments nécessite de traiter plusieurs paires. Cela implique que dans le cas d'un triplet XYZ , deux PT différentes sont à considérer : les PT de premier-ordre (telles que $p(Y|X)$ ou $p(Z|Y)$ dans une séquence XYZ) et les PT de second-ordre (telles que $p(Z|XY)$), qui peut exploiter différents processus d'apprentissage (Lavigne et al., 2011 ; Lavigne, Dumercy, Chanquoy, Mercier, & Vitu-Thibault, 2012 ; Lavigne, Chanquoy, Dumercy, & Vitu, 2013) et améliorer la prédiction.

Dans notre exemple, les PT de second-ordre correspondent à $p(\text{Dessert}|\text{Salade} - \text{Plat}) = .5$ parce qu'après une salade et un plat les clients commandent un des-

sert la moitié du temps. Cependant, quand un client commande seulement un plat, le propriétaire supposera qu'un dessert sera automatiquement commandé ($p(\text{Dessert}|\text{PasDeSalade} - \text{Plat}) = 1$). En cela, la PT de second ordre amène plus de certitude dans la prédiction du dessert ($p(\text{Dessert}|\text{PasDeSalade} - \text{Plat}) = 1$) que la PT de premier ordre ($p(\text{Dessert}|\text{Plat}) = .80$). Une prédiction optimale du troisième élément de la séquence devrait alors utiliser la PT de second-ordre plutôt que celle de premier-ordre. Toutefois, bien que la PT de second-ordre soit suffisante pour prédire précisément le troisième élément de la séquence, elle nécessite de combiner les trois éléments. Cette combinaison peut être plus coûteuse que l'apprentissage de PT de premier-ordre qui nécessite uniquement la combinaison de deux éléments.

Afin d'illustrer l'effet des PT de second-ordre, nous allons élaborer notre exemple du restaurant. Imaginons quatre types de profils de clients, chacun étant associé à une séquence de plats commandés spécifique : le premier est au régime et ne commande jamais de dessert ($\text{Salade} + \text{Plat} + \text{PasDeDessert}$); le deuxième est gourmand et commande un plat et un dessert ($\text{PasDeSalade} + \text{Plat} + \text{Dessert}$); le troisième a un petit appétit et commande une salade et un dessert ($\text{Salade} + \text{PasDePlat} + \text{Dessert}$); le dernier est un mauvais client qui ne commande rien d'autre qu'un café ($\text{PasDeSalade} + \text{PasDePlat} + \text{PasDeDessert}$). Dans ce cas, toutes les PT de premier-ordre sont égales à .5 et toutes les PT de second-ordre sont égales à 1. En supposant que ces quatre types de clients ont des fréquences égales, les quatre séquences formeraient un "OU-exclusif" typique, exclusive-OR en anglais ou XOR pour faire plus court (c'est-à-dire, "Salade OU Plat mais pas les deux" signifie que le client commandera un dessert). Notre manipulation de la fréquence des quatre triplets dans le XOR permet de dissocier la PT de premier-ordre de la fréquence et de faire varier la PT de premier-ordre pour des valeurs fixes de PT de second-ordre.

Imaginons un échantillon de vingt clients, parmi eux huit sont au régime ($\text{Salade} + \text{Plat} + \text{PasDeDessert}$), cinq sont gourmands ($\text{PasDeSalade} + \text{Plat} + \text{Dessert}$), cinq autres ont un petit appétit ($\text{Salade} + \text{PasDePlat} + \text{Dessert}$) et deux sont des mauvais clients ($\text{PasDeSalade} + \text{PasDePlat} + \text{PasDeDessert}$).

Dans ce cas, toutes les PT de second-ordre sont égales à 1 tandis que les PT de premier-ordre et la fréquence sont partiellement dissociées, telles que $p(\text{Plat}|\text{PasDeSalade}) = 5/7 = .71$ correspond à la PT la plus élevée alors que $f(\text{Salade} - \text{Plat}) = 8/20 = .4$ est la paire la plus fréquente.

4.1.3 Expérimentations antérieures

Quelques études ont posé la question de l'effet combiné des PT et de la fréquence lors de l'apprentissage statistique de séquences de trois éléments. Par exemple, l'étude de Mirman et al. (2010) sur l'apprentissage statistique d'une grammaire artificielle par un modèle de réseau récurrent simple (simple recurrent network ou SRN ; Elman, 1990) a montré un avantage pour la fréquence en début de l'apprentissage, mais progressivement les PT ont pris l'avantage au fil de l'apprentissage.

L'étude de Mirman et al. (2010) comprenait douze syllabes qui ont été utilisées pour créer quatre pseudo-mots (appelés mots dans leur étude). Deux mots étaient présentés 400 fois par bloc (mot très fréquents) tandis que deux autres mots étaient présentés seulement 200 fois par bloc (mots peu fréquents). Les mots étaient présentés de manière aléatoire dans un flux continu, aussi les mots très fréquents créaient des mots partiels avec une fréquence supérieure à celle des mots peu fréquents. Avec ces paramètres les PT de premier-ordre étaient toutes égales à 1 pour les mots (peu importe leurs fréquence) mais seulement de .58 pour les mots partiels.

Les résultats de Mirman et al. (2010) ont montré que les mots très fréquents étaient appris rapidement par le modèle mais les mots partiels avaient un avantage au début de l'apprentissage par rapport aux mots peu fréquents. Avec l'apprentissage, ce pattern tendait à s'inverser avec le modèle montrant un meilleur apprentissage des mots peu fréquents par rapport aux mots partiels. Leurs résultats suggèrent que la fréquence est initialement utilisée pour l'apprentissage statistique mais que l'extraction des PT émerge progressivement pendant l'apprentissage jusqu'au point où elles prévalent sur la fréquence.

Une autre étude par Endress et Langus (2017) a utilisé des séquences de

trois objets visuels pour tester le rôle respectif de la fréquence et des PT dans la mémorisation. Après une phase de familiarisation consistant en un flux de séquences constituées de trois image, les participants devaient choisir entre une séquence ayant des PT élevées qui apparaissait lors de la phase de familiarisation (appelé mot dans leur étude, par exemple ABC ou DBF), une séquence ayant des PT faibles qui apparaissait dans la phase de familiarisation par le contact entre deux mots (appelé mot partiel, par exemple FAB correspondant au contact entre les mots DBF et ABC dans le flux continu) et une séquence ayant des PT élevées mais n'étant jamais apparu durant la phase de familiarisation (appelé mot fantôme, par exemple ABF , construit sur la base des deux paires fréquentes AB et BF présentes en phase de familiarisation, mais n'étant jamais apparues ensemble).

Les résultats d'Endress et Langus (2017) ont montré que les mots étaient préférés aux mots partiels mais pas aux mots fantômes. Cela suggère que les participants identifiaient avec succès les mots par rapport aux mots partiels sur la base de leur différence de PT mais échouaient à identifier les mots par rapport aux mots fantômes sur la base de leur différence de fréquence. De plus, les mots fantômes étaient préférés aux mots partiels quand la phase de familiarisation présentait un flux continu. Quand les mots étaient séparés par un blanc dans la phase de familiarisation, alors une préférence pour les mots par rapport aux mots fantômes apparaissait. Cette différence suggère que les participants pouvaient identifier les mots et les mots fantômes sur la base de leur fréquence, mais qu'ils avaient besoin de plus d'indices (tels qu'une rupture entre les mots permettant de les séparer).

Les résultats d'Endress et Langus (2017) suggèrent une utilisation préférentielle des PT comparé à la fréquence. Toutefois, les auteurs notaient que les participants pouvaient rejeter les mots partiels plus facilement parce qu'ils n'étaient pas constitués des bons éléments aux bords des séquences. Par exemple, si les mots étaient ABC et DBF , alors le mot partiel BCD ne correspondait pas aux bords des mots, au contraire du mot fantôme ABF . Cet effet pourrait en partie expliquer les résultats de leur expérimentation. En cela, il est im-

portant de tester de nouveaux l'effet des probabilités transitionnelles et de la fréquence au sein de l'apprentissage statistique de séquences mais en maîtrisant cet effet de bord.

Notons que d'autres études qui avaient utilisé ce protocole avec des séquences de syllabes audio trouvaient des effets variables en fonction de la première langue des participants (Endress & Mehler, 2009 ; Perruchet & Poulin-Charronnat, 2012) mais l'étude d'Endress et Langus (2017) basée sur des éléments visuels montre plus clairement une préférence pour les PT par rapport à la fréquence.

Pour résumer, la littérature passée s'est intéressée aux effets conjoints des PT et de la fréquence. Ces effets ont été modélisés (Mirman et al., 2010), avec une description essai par essai des performances montrant un avantage initial pour la fréquence puis une préférence pour les PT au fil des essais. Néanmoins, il ne s'agit que d'une modélisation et il manque des données comportementales humaines afin d'étayer leurs résultats. Une seconde étude a utilisé des données comportementales humaines, mais dans une tâche de reconnaissance à l'issue d'une phase de familiarisation (Endress & Langus, 2017). L'approche indirecte de l'étude d'Endress et Langus (2017) ne permet pas de comprendre les effets en temps réel des PT et de la fréquence sur l'apprentissage de séquences. C'est pourquoi l'Expérience 4 s'est intéressée aux effets des PT (de premier et de second-ordre) et de la fréquence des triplets, en utilisant une tâche permettant une mesure en temps réel essai par essai, et cela chez les humains. En outre, au contraire de l'étude dans le chapitre précédent qui visait une compréhension de l'effet spécifique des facteurs en les étudiant de façon séparée au sein de conditions différentes, la présente étude combine l'ensemble des facteurs au sein d'une même tâche.

4.2 Expérience 4

4.2.1 Objectif

Bien que les PT de premier-ordre (Gebhart, Newport, & Aslin, 2009 ; Pelucchi et al., 2009b), les PT de second-ordre (Remillard, 2008) et l'interaction entre les PT de premier-ordre et la fréquence Endress & Langus, 2017 ; Mirman et al., 2010 aient été étudiées, l'effet des PT de second-ordre en fonction de celles de premier-ordre et de la fréquence des séquences demeure mal compris. L'Expérience 4 propose donc (à notre connaissance, pour la première fois) des mesures directes de la prédiction d'éléments successifs à l'intérieur de séquences pour explorer les effets relatifs des PT et de la fréquence chez les humains.

Sur la base de la littérature actuelle qui s'appuie elle-même sur le calcul de probabilités, notre hypothèse principale est que dans une tâche impliquant la prédiction d'évènements sériels, un participant rationnel devrait utiliser l'information la plus pertinente, c'est-à-dire la PT et non la fréquence. Néanmoins, bien que l'information la plus pertinente à apprendre pour les triplets d'objets devrait être la PT de second-ordre, la difficulté d'apprentissage de la PT de second-ordre pourrait entraîner des effets de la PT de premier-ordre (Gómez, 1997). Le but de l'Expérience 4 est donc d'étudier dans quelle mesure la prédiction d'évènements séquentiels chez les humains implique la fréquence, la PT de premier-ordre ou la PT de second-ordre. À cette fin, nous avons utilisé la présentation répétée de quatre séquences de trois objets combinés en accord avec la logique de OU-exclusif (exclusive-OR ou XOR, sections 2.2 et 2.3).

Les triplets ont précédemment été utilisés pour permettre d'étudier directement l'apprentissage de dépendances adjacentes et non-adjacentes (Gebhart, Newport, & Aslin, 2009 ; Rey, Minier, Malassis, Bogaerts, & Fagot, 2018). Dans le cadre de l'apprentissage de triplets, la logique du XOR est pertinente pour étudier les relations entre les PT de premier-ordre et de second-ordre. La manipulation du nombre de répétitions des triplets permet de tester l'effet de la fréquence lors de l'apprentissage. Par conséquent, nous utilisons ici la logique

du XOR et la manipulation du nombre de répétitions dans un protocole d'encodage séquentiel afin de mieux distinguer les effets des PT de premier-ordre, de second-ordre et de la fréquence dans l'apprentissage de séquences. Le matériel à apprendre présentait deux propriétés. (1) Les stimuli étaient présentés de manière séquentielle pour tester l'effet des PT de premier-ordre (ayant des valeurs inférieures à 1) et les effets des PT de second-ordre (ayant toujours une valeur de 1) sur le troisième stimulus (Tableau 4.1). La plus haute valeur associée à la PT de second-ordre était une incitation pour utiliser cette dernière malgré sa difficulté d'apprentissage probablement plus grande. (2) La fréquence des séquences impliquées dans le XOR était aussi manipulée pour faire varier les PT de premier-ordre d'une séquence à l'autre. Cette manipulation permet également de dissocier partiellement la fréquence de la PT de premier-ordre.

Les principales questions sont : (1) dans quelle mesure la PT de premier-ordre prévaut sur la fréquence pour prédire le second stimulus dans une séquence ? et (2) dans quelle mesure la prédiction du troisième stimulus est optimale et utilise la PT de second-ordre ? La possibilité que la fréquence biaise l'apprentissage de la PT entraîne différentes prédictions. L'apprentissage temporel optimal devrait encoder à la fois les valeurs des PT de second-ordre (sur le troisième stimulus de la séquence) et les valeurs des PT de premier-ordre (sur le second stimulus) et non la fréquence des séquences. Se concentrer sur la PT devrait outrepasser les effets de la fréquence. Cependant, bien que l'information pertinente pour apprendre la combinaison soit la PT, la fréquence est connue pour avoir un fort effet sur l'apprentissage (Marcovitch & Lewkowicz, 2009). Il faut donc chercher à savoir si la fréquence des séquences pourrait biaiser l'apprentissage des PT entre les objets, et si la PT de premier-ordre pourrait biaiser l'apprentissage des PT de second-ordre.

4.2.2 Méthode

Des séquences de trois éléments $X - Y - Z$ ont été utilisées, avec X , Y et Z présentés dans un ordre temporel. Cela permettait d'intégrer à la fois les probabilités transitionnelles de premier-ordre ($p(Y|X)$, $p(Z|Y)$ et $p(Z|X)$) et

les probabilités transitionnelles de second-ordre ($p(Z|XY)$) tout en manipulant la fréquence des séquences.

La conception de l'Expérience 4 consistait en quatre triplets de forme $X - Y - Z$ qui combinaient les éléments selon la logique du XOR (Lavigne et al., 2016). Le XOR permet de dissocier les PT de premier-ordre ($p(Y|X)$, $p(Z|Y)$ et $p(Z|X)$) et les PT de second-ordre $p(Z|XY)$. Il est intéressant de noter que, bien que le troisième stimulus peut être pleinement prédit par la combinaison des deux premiers stimuli ($p(Z|XY) = 1$), il ne peut pas être pleinement prédit par un seul des deux éléments précédents ($p(Z|Y) \neq 1$ et $p(Z|X) \neq 1$). De cette manière, il était possible de manipuler la fréquence des séquences et d'obtenir des valeurs différentes pour les PT de premier-ordre avec une valeur fixe pour la PT de second-ordre.

Participants

Trente-huit étudiantes et étudiants en psychologie à l'Université Côte d'Azur, entre 18 et 30 ans (33 femmes et 5 hommes, moyenne d'âge de 22.4 ans) ont participé volontairement à l'expérimentation (21 d'entre eux ont reçu un point bonus sur une Unité d'enseignement pour leur participation). Afin d'estimer la taille minimum d'échantillon pour obtenir une puissance statistique de .80 nous nous sommes référés aux résultats d'Endress et Langus (2017) qui ont étudié les effets des PT et de la fréquence sur l'apprentissage statistique de séquences visuelles en utilisant entre 20 et 30 participants dans chaque expérimentation de leur étude. Endress et Mehler (2009) ainsi que Perruchet et Poulin-Charronnat (2012) ont utilisé le même protocole avec des séquences audio et avaient respectivement 14 participants par expérimentation (Endress & Mehler, 2009), 40 participants pour les Expériences 1 et 2, et 28 participants pour l'Expérience 3 (Perruchet & Poulin-Charronnat, 2012). Même si notre protocole n'est pas entièrement comparable aux leurs, nous attendons l'apparition d'une taille d'effet similaire. Sur la base de ces précédentes expérimentations, un critère d'arrêt de 40 participants a été choisi (correspondant au plus haut nombre de participants utilisé par (Perruchet & Poulin-Charronnat, 2012) dans leur première

expérimentation). Dans l'Expérience 4, 40 étudiants et étudiantes ont complété l'expérimentation mais deux d'entre eux (âgés de 40 et 67 ans) ont été exclus parce qu'ils ne correspondaient pas au critère d'âge. Cette expérimentation a été approuvée par un comité d'éthique local (CERNI) de l'Université Côte d'Azur et l'expérimentation a été conduite avec le consentement éclairé écrit des participants.

Matériel

L'Expérience 4 a été programmée avec PsychoPy (Peirce, 2007) et les stimuli étaient présentés sur un écran tactile. Neuf positions étaient marquées par neuf croix '+' sur un quadrillage virtuel 3×3 à fond gris (Figure 4.1). Chaque séquence était constituée de trois disques qui remplaçaient successivement les croix sur les différentes positions de l'écran. Un set de quatre séquences suivant la règle logique du XOR était présenté à chaque participant. Bien que la structure logique du XOR soit respectée, le nombre de présentations des séquences était déséquilibré par l'assignation de fréquences différentes pour chaque séquence, respectivement .40, .25, .25 et .10 (Tableau 4.1). Chaque set de quatre séquences était sélectionné pour chaque participant sur la base de ses propres temps de réponse durant la phase d'entraînement. Durant cette phase d'entraînement 224 séquences aléatoires de trois stimuli étaient présentées pour mesurer tous les temps de transition possibles entre toutes les positions pour chaque participant. Sur la base de ces données, un set de quatre séquences était sélectionné pour chaque participant afin que les huit temps de transition correspondant soient aussi proches que possible avant apprentissage.

Protocole et tâche

La phase expérimentale était constituée de 400 essais divisés en 10 blocs de 40 essais. Chaque essai consistait en la présentation d'une des quatre séquences de trois disques gouvernée par le XOR. Le nombre d'occurrences de chaque séquence dans chaque bloc dépendait de sa fréquence (Tableau 4.1). Chacun des 400 essais permettait d'enregistrer le TT1 (Temps de Transition

FIGURE 4.1 – Codage des stimuli en fonction du quadrillage virtuel à neuf positions (à gauche), suivi d’un exemple de séquence (ici, la séquence AEF)

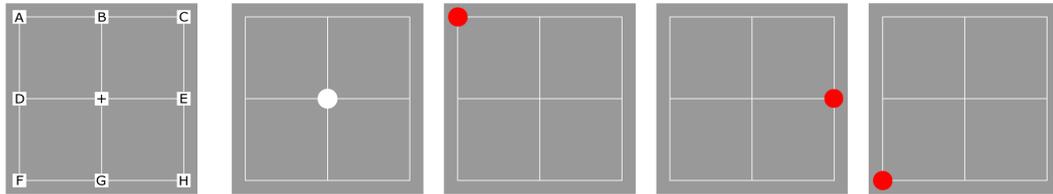


Tableau 4.1 – Probabilité transitionnelle (PT) et fréquence associée pour chaque séquence et chaque rang de transition ($B|A$ et $C|B$) dans l’Expérience 4.

Séquence	Fréq.	$B A$	PT1	$C B$	PT2	PT de 2^{nd} ordre
ABC	.40	$.40/ (.40 + .25) =$.62	$.40/ (.40 + .25) =$.62	1
AEF	.25	$.25/ (.40 + .25) =$.38	$.25/ (.10 + .25) =$.71	1
DBF	.25	$.25/ (.10 + .25) =$.71	$.25/ (.40 + .25) =$.38	1
DEC	.10	$.10/ (.10 + .25) =$.29	$.10/ (.10 + .25) =$.29	1

Note. Toutes les probabilités transitionnelles de second-ordre (c’est-à-dire la combinaison des deux premiers stimuli permettant la prédiction du troisième) sont égales à 1 grâce à la logique du XOR.

1, correspondant au temps mis pour atteindre le second stimulus) et le TT2 (Temps de Transition 2, correspondant au temps mis pour atteindre le troisième stimulus).

Un essai commençait quand le participant touchait un disque blanc qui apparaissait toujours au centre de l’écran. Le disque blanc disparaissait ensuite et était remplacé par un disque rouge apparaissant à l’une des huit positions restantes. Quand le participant touchait le premier disque rouge, il était immédiatement remplacé par un second disque rouge sur une des sept positions restantes (l’intervalle inter-stimuli entre le moment où était touché un stimulus et l’apparition du stimulus suivant était paramétré à zéro millisecondes). Une fois le second disque rouge touché, il était aussi immédiatement remplacé par le troisième disque rouge sur l’une des six positions restantes. Chaque fois que le participant touchait le second ou le troisième disque rouge dans une séquence,

le temps de réponse était enregistré comme TT1 et TT2 respectivement. L'essai suivant commençait immédiatement après la complétion d'une séquence en touchant le troisième disque rouge, avec le disque blanc apparaissant à nouveau au centre de l'écran. Les participants avaient pour instruction de toucher les disques rouges le plus rapidement possible.

À la fin des 400 essais de la phase d'apprentissage, une phase de changement de règle était présentée pour tester le niveau d'apprentissage des participants. La phase de changement de règle consistait en la permutation du troisième disque rouge entre les différentes séquences (c'est-à-dire que ABC , AEF , DBF et DEC en phase d'apprentissage devenaient ABF , AEC , DBC and DEF durant la phase de changement de règle). Toutes les paires de stimuli présentes dans la phase d'apprentissage étaient préservées en phase de changement de règle. Cependant, les combinaisons des paires à l'intérieur des triplets étaient nouvelles. Par exemple, AB et BF étaient présents durant la phase d'apprentissage mais la séquence ABF était nouvelle. La transition AB en phase d'apprentissage était préservée durant la phase de changement de règle, mais la séquence ABC ne l'était pas. En conséquence, la structure était toujours un XOR dans la phase de changement de règle. En effet, les nouveaux triplets étaient construits sur la base de la même logique avec les mêmes PT entre les stimuli successifs et les mêmes paires de stimuli étaient utilisées pour chaque transition. Toutefois, les troisièmes éléments étaient devenus non-prédictibles sur la base des combinaisons apprises durant la phase d'apprentissage. Notons que dans cette configuration, les PT de premier-ordre demeurent les mêmes et seules les PT de second-ordre sont modifiées.

Le changement de règle permettait de tester si les participants apprenaient les PT de second-ordre en fonction de la logique du XOR, avec les TT2 qui devraient baisser en phase d'apprentissage (blocs 1 à 10) et remonter en phase de changement de règle. Une baisse des TT2 durant la phase d'apprentissage confirmerait que les participants peuvent former une représentation fiable de l'ensemble des triplets et pas seulement une représentation des paires impliquées dans les triplets. Une baisse des TT2 durant la phase d'apprentissage

pourrait aussi malheureusement indiquer une réponse plus rapide pour le troisième stimulus pour d'autres raisons que l'apprentissage des PT de second ordre. Cependant, l'augmentation des TT2 pendant la phase de changement de règle infirmerait un effet périphérique (tel qu'un simple effet d'entraînement) et confirmerait la présence d'un apprentissage des PT de second ordre en phase d'apprentissage.

4.2.3 Résultats

Les données anonymisées et les analyses pour l'Expérience 4 sont postées à l'adresse : <https://osf.io/ank3p/files/>.

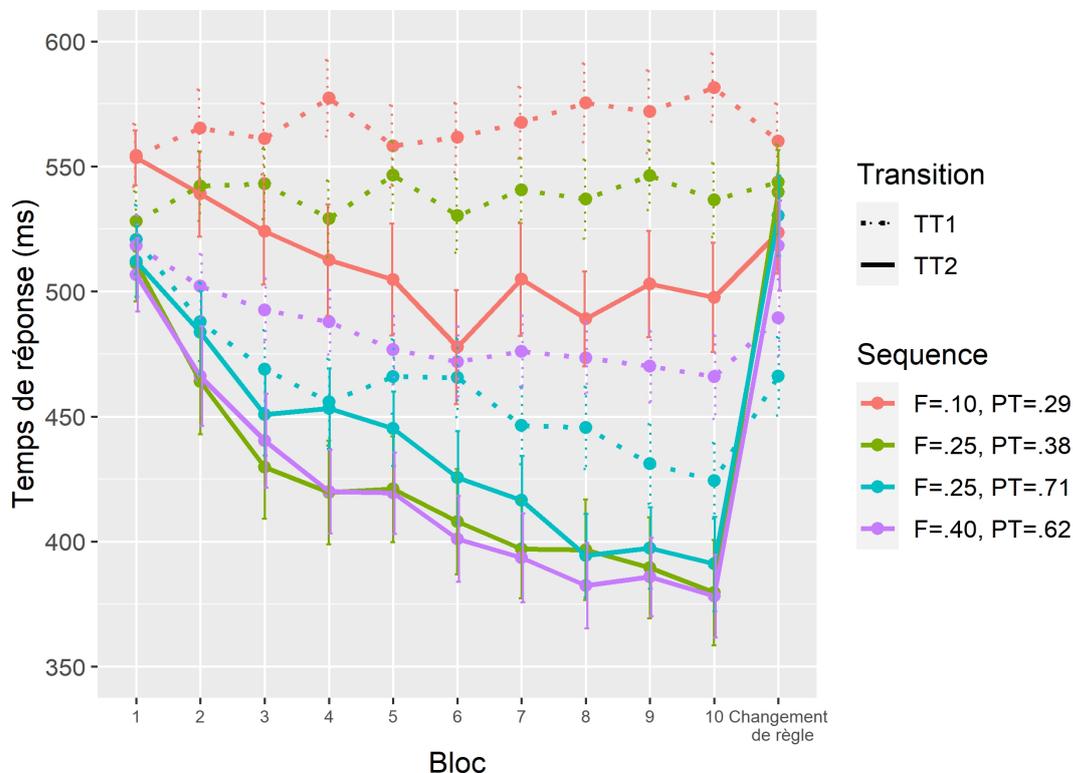
Tout d'abord, 4% des données ont été retirées, correspondant aux temps de réponse plus rapides que 150 ms et plus lents que 850 ms (± 2 écart-type de la moyenne). Les temps de réponse ont été analysés avec des modèles mixtes linéaires en utilisant la fonction `lmer` du package `lme4` dans R (Team, 2018).

La Figure 4.2 montre pour chacune des quatre séquences l'évolution des temps de réponse (TR) pour atteindre la deuxième position (TT1) et la troisième position (TT2). Les temps de transition sont rapportés pour chaque bloc de la phase d'apprentissage (dix premiers blocs) et pour la phase de changement de règle (dernier bloc). Les analyses ont été effectuées pour tester les effets des probabilités transitionnelles de premier ordre et du rang de transition (TT1 *vs.* TT2) sur les temps de réponse pour la phase d'apprentissage (blocs 1 à 10). Cependant, pour la phase de changement de règle (bloc 11) seuls les TT2 ont été pris en compte parce que la modification créée par le changement de règle ne touchait que le troisième stimulus.

Effets des probabilités transitionnelles sur les temps de transitions

Une analyse globale a indiqué un effet significatif du rang de transition sur les TRs avec des TT2 plus courts que les TT1 ($F(1, 32104) = 1897.5, p < .001$). Le type de PT (premier ordre *vs.* second ordre) est représenté par le rang de transition. Les TT2 plus courts que les TT1 suggèrent donc que les PT de

FIGURE 4.2 – Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction du rang de transition (TT1 *vs.* TT2), du bloc, de la fréquence et des PT de premier-ordre dans l'Expérience 4.



Note. Les PT de second-ordre sont toujours égales à 1 ; les courbes rouges correspondent à la séquence *DEC* de le Tableau 4.1, les courbes violettes à *ABC*, la courbe verte en pointillé et la bleue continue à *AEF*, et la courbe bleue en pointillé et la verte continue à *DBF*. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

second-ordre, ayant des valeurs plus élevées que celles de premier-ordre, sont effectivement apprises.

Concernant les valeurs des PT de premier-ordre, le modèle mixte présenté dans le Tableau 4.2 montre également que, dès le premier bloc, la valeur de PT de premier-ordre la plus faible produit des TRs ($TR_{TT1+TT2}$) plus longs que les trois autres valeurs plus élevées de PT de premier-ordre ($F(3, 2905) = 19.8, p < .001$). Pour examiner plus précisément comment les PT de premier-ordre et de second-ordre étaient apprises, les analyses suivantes ont considéré séparément les TT1 (impliquant uniquement les PT de premier-ordre sur le

traitement du deuxième stimulus) et les TT2 (impliquant une combinaison de PT de premier-ordre entre le deuxième et le troisième stimulus et la PT de second-ordre entre les deux premiers stimuli et le troisième stimulus).

Tableau 4.2 – Effets du rang de transition (TT1 *vs.* TT2) et des PT de premier-ordre sur les temps de réponse dans le premier bloc dans l'Expérience 4.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Rang de Transition	52583	52583	1	2905	7.459	.006**
PT de premier-ordre	418043	139348	3	2905	19.766	<.001***
Rang de Transition × PT de premier-ordre	16679	5560	3	2905	0.789	.500

Apprentissage des PT de premier-ordre

Concernant les *TT1*, le modèle mixte 1 (Tableau 4.3) montrait un effet significatif du bloc sur les *TT1* avec des temps de réponse qui diminuaient pendant l'apprentissage ($F(1, 14650) = 153.5, p < .001$). Cela suggère que les premiers et deuxièmes stimuli au sein de chaque séquence étaient appris en tant que paire durant la phase d'apprentissage, entraînant progressivement des temps de réponse plus rapides sur le deuxième stimulus (*TT1*). Afin d'étudier l'apprentissage en fonction de la valeur des PT de premier-ordre, les effets des PT ont été analysés en contrôlant la fréquence des paires de premiers et deuxièmes stimuli. Cela fut réalisé en comparant les *TT1* des deux séquences *AEF* et *DBF* (cf. Tableau 4.1) qui avaient une fréquence égale (la courbe verte en pointillé et la courbe bleue en pointillé respectivement dans la Figure 4.2). Les analyses présentées dans le Tableau 4.4 montrent un effet d'interaction significatif entre le bloc et la PT de premier-ordre pour ces deux séquences à fréquence égale ($F(1, 7309) = 128.2, p < .001$). Les *TT1* étaient plus longs pour la PT de premier-ordre ayant la valeur la plus faible. Ce résultat suggère que la PT de premier-ordre en elle-même, et pas seulement la fréquence, a eu un impact sur l'apprentissage des transitions entre les premiers et les deuxièmes stimuli.

Pour étudier plus en détail si la PT de premier-ordre entre les deux premiers stimuli pouvait prévaloir sur la fréquence de la paire, une comparaison a été

réalisée entre la séquence *DBF* avec une PT de premier-ordre égale à .71 et une fréquence de .25 (courbe bleue en pointillé) et la séquence *ABC* avec une PT de premier-ordre égale à .62 et une fréquence de .4 (courbe violette en pointillé). Le résultat dans le Tableau 4.5 indique une interaction entre la PT de premier-ordre et le bloc ($F(1, 9557) = 31.8, p < .001$). Les *TT1* étaient plus courts pour la PT de premier-ordre la plus élevée en dépit d'une faible fréquence (*DBF*, courbe bleu en pointillé) par rapport à une PT de premier-ordre plus faible et une fréquence plus élevée (*ABC*, courbe violette en pointillé). Cette comparaison montre que les *TT1* dépendent d'avantage des PT de premier-ordre entre deux stimuli successifs que de la fréquence de la paire.

Tableau 4.3 – Effets du bloc sur les *TT1* pour le modèle 1 et sur les *TT2* pour le modèle 2 pendant la phase d'apprentissage dans l'Expérience 4.

Modèle	Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
1	Bloc	1728388	1728388	1	14650	153.52	<.001 ***
2	Bloc	17017442	17017442	1	14518	1230	<.001 ***

Tableau 4.4 – Effets de la PT de premier-ordre et du bloc sur les *TT1* pendant la phase d'apprentissage pour les séquences ayant des fréquences égales dans l'Expérience 4.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
PT de premier-ordre	253653	253653	1	7309	24.928	<.001 ***
Bloc	957798	957798	1	7309	94.129	<.001 ***
PT de premier-ordre * Bloc	1304034	1304034	1	7309	128.155	<.001 ***

Note. Les séquences étudiées correspondent à la courbe verte en pointillé et à la courbe bleu en pointillé dans la Figure 4.2.

Apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre

Concernant les temps de réponse des *TT2*, le modèle mixte 2 dans le Tableau 4.3 montre une baisse significative des *TT2* en fonction du bloc pendant la phase d'apprentissage ($F(1, 14514) = 600.5, p < .001$). Cet effet soutient l'idée que l'apprentissage des PT de second-ordre impacte les *TT2*. Néanmoins, cette

Tableau 4.5 – Effets de la PT de premier-ordre et du bloc sur les *TT1* pendant la phase d'apprentissage pour les séquences permettant une vraie séparation des PT de premier-ordre et de la fréquence dans l'Expérience 4.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
PT de premier-ordre	4503	4503	1	9557	0.619	.431
Bloc	3419177	3419177	1	9557	469.896	<.001 ***
PT de premier-ordre × Bloc	231302	231302	1	9557	31.788	<.001 ***

Note. Les séquences étudiées correspondent à la courbe violette en pointillé et à la courbe bleu en pointillé dans la Figure 4.2.

diminution pourrait également être la conséquence de l'apprentissage des PT de premier-ordre sur le troisième stimulus. Cependant, les *TT2* remontent significativement avec la phase de changement de règle par rapport au dernier bloc de la phase d'apprentissage ($F(1, 2831) = 730.4, p < .001$). Dans la phase de changement de règle, les positions des troisièmes stimuli étaient inversées entre les séquences pour créer de nouvelles séquences correspondant à un nouveau XOR dans lequel les PT de second-ordre étaient modifiées (réinitialisées de 1 à 0, considérant que les participants utilisaient les PT des séquences précédemment apprises sur les nouvelles séquences) mais les PT de premier-ordres n'étaient pas modifiées (voir la section 4.2.2). Ce résultat montre donc que les PT de second-ordre ont effectivement été apprises (et pas seulement les PT de premier-ordre) et influencent les *TT2*. Ces résultats indiquent que l'apprentissage concerne les paires mais aussi l'ensemble de la séquence de trois stimuli pour extraire les PT de second-ordre.

Cependant, même si les précédentes analyses montraient que les PT de second-ordre ont été apprises, toutes les séquences ne l'ont pas été de manière égale, quand bien même théoriquement toutes les PT de seconde-ordre étaient égales à 1. En effet, l'analyse présentée dans le Tableau 4.6 montre un effet significatif de l'interaction entre le bloc et la PT de premier-ordre sur les *TT2* ($F(1, 14514) = 20, p < .001$).

Trois modèles séparés ont été testés pour examiner l'effet de la fréquence et de la PT de premier-ordre pour obtenir le meilleur compte rendu des données

en calculant l'AIC (Akaike, 1987) pour chaque modèle (voir Tableau 5.5). Un AIC plus faible correspond à un modèle plus optimal (c'est-à-dire un modèle plus parcimonieux). Le résultat du calcul des AIC a mis en évidence que le modèle incluant la PT de premier-ordre et le bloc était meilleur que le modèle incluant la fréquence et le bloc. De plus, le modèle incluant tous les facteurs n'était pas meilleur que le modèle incluant uniquement la PT de premier-ordre et le bloc.

La Figure 4.2 montre que les trois séquences ayant les plus hautes valeurs de PT de premier-ordre ($PT = .38$, $PT = .62$ et $PT = .71$) présentaient les mêmes courbes d'apprentissage sans différence significative ($F(2, 13084) = 1.06$, $p = .347$), mais la séquence avec la valeur de PT de premier-ordre la plus faible ($PT = .29$, courbe rouge continue) présentait des $TT2$ plus longs par rapport aux trois autres séquences ($F(1, 7243) = 43.64$, $p < .001$). Pour cette séquence, les $TT2$ n'augmentaient pas entre le dernier bloc de la phase d'apprentissage et la phase de changement de règle ($F(1, 251) = 2.9$, $p = .09$).

Ce résultat suggère qu'une valeur de PT de premier-ordre trop faible pourrait empêcher l'apprentissage de la PT de second-ordre. Ces résultats indiquent que les $TT2$ sont non seulement impactés par les PT de second-ordre (mis en évidence par l'effet du changement de règle), mais aussi par les PT de premier-ordre (qui ne permettent pas une baisse de temps de réponse durant l'apprentissage si ces PT sont trop faibles).

Tableau 4.6 – Effets du bloc et de la PT de premier-ordre sur les $TT2$ pendant la phase d'apprentissage dans l'Expérience 4.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	p
Bloc	10967459	10967459	1	14512	836.210	<.001 ***
PT de premier-ordre	815174	271725	3	14512	20.718	<.001 ***
Bloc \times PT de premier-ordre	546698	182233	3	14512	13.894	<.001 ***

4.2.4 Discussion

Le but de cette étude était d'examiner l'apprentissage des probabilités transitionnelles (PT) de premier-ordre et de second-ordre au sein de séquences

Tableau 4.7 – Comparaison des modèles mixtes sur la base des AIC pour la phase d'apprentissage des *TT2* dans l'Expérience 4.

Modèle	AIC
Bloc \times Fréquence	179 559.5
Bloc \times PT de premier-ordre	179 528.1
Bloc \times Fréquence \times PT de premier-ordre	179 528.1

temporelles variant sur le plan de leur fréquence. La nouveauté de notre approche d'apprentissage de triplets était de dissocier les PT de premier-ordre et la fréquence des séquences, et de faire varier les PT de premier-ordre pour des valeurs fixes de PT de second-ordre. Cette manipulation d'ensemble a été rendue possible par la conception d'une expérimentation basée sur le OU-Exclusif (XOR). Notre hypothèse était que le caractère temporel des séquences allait inciter les participants à favoriser les PT plutôt que la fréquence, parce que les PT permettent de prédire l'élément suivant au sein d'une séquence alors que la fréquence ne le permet pas (voir section 1.5.2).

Probabilités transitionnelles de premier-ordre

Un premier ensemble de résultats en lien avec les *TT1* confirme l'hypothèse selon laquelle les PT de premier-ordre ont plus d'effet que la fréquence sur les *TT1* pendant l'apprentissage de la paire des deux premiers stimuli. Les *TT1* étaient inversement proportionnelles aux valeurs des PT de premier-ordre (temps de réponse plus courts avec des PT plus élevées), mais pas à celles de la fréquence.

Cette prévalence de la PT de premier-ordre sur la fréquence dans la prédiction d'évènements temporels est en accord, par exemple, avec l'étude de Mirman et al. (2010). Notez que dans l'étude présentée dans ce chapitre, la valeur exacte des PT de premier-ordre pouvait être apprise dès le premier bloc de la phase d'apprentissage, avec pour effet de rendre la fréquence moins utile dans les blocs d'apprentissage suivants au cours de l'expérimentation. Cependant, il est à relever que dans l'étude de Mirman et al. (2010) la manipulation

de la PT était plus forte (i.e., présentant plus d'amplitude de variation) que la manipulation de la fréquence : les PT dans leurs mots étaient égales à 1 et celles de leurs mots partiels étaient égales à .58, mais la différence de fréquence entre les mots peu fréquents et les mots partiels était faible (200 présentations par cycle pour les mots peu fréquents et 229 ou 241 présentations par cycle pour les mots partiels, ce qui correspond à une fréquence plus élevée de 17.5% par rapport aux mots peu fréquents) en comparaison de notre étude. Dans l'Expérience 4, la différence de fréquence et la différence de PT de premier ordre entre les séquences étaient de la même amplitude, et nous pensons que les amplitudes des variations de PT et de fréquence que nous avons manipulées ont permis de mieux tester l'effet relatif de ces deux facteurs.

Notre résultat est que les PT de premier ordre prévalent sur la fréquence dans l'apprentissage de la première paire d'un triplet. Ce résultat confirme ceux d'Endress et Langus (2017) qui montrent un avantage de la PT sur la fréquence dans une tâche de grammaire artificielle utilisant des séquences d'images. Mais plus important encore, nous pensons que notre méthode complète la leur. Effectivement, Endress et Langus (2017) se sont focalisés sur une mesure indirecte fondée sur la reconnaissance après une phase de familiarisation, ce qui a permis d'étudier l'effet des PT et de la fréquence sur la mémorisation. À l'inverse, l'Expérience 4 utilisait une mesure directe des temps de réponse à chaque essai permettant d'observer en temps réel l'évolution de l'apprentissage des triplets en fonction des PT et de la fréquence. De plus, il est possible de noter qu'Endress et Langus (2017) ont discuté un possible effet de bord dans leur étude. Un effet de bord correspond à la présence de stimuli spécifiques en début et fin de séquence qui permettrait de rejeter facilement des séquences n'ayant pas les stimuli adéquats à ces emplacements. Dans l'expérimentation d'Endress et Langus (2017), cet effet de bord pourrait permettre un rejet plus facile des mots partiels par rapport aux mots et aux mots fantômes, biaisant leurs résultats en faveur des mots fantômes par rapport aux mots partiels. Par conséquent, cet effet de bord aurait pu biaiser leurs résultats en faveur de la PT (voir section 4.1.3). Dans l'Expérience 4, tous les triplets présentaient les

deux mêmes stimuli en début et en fin de séquence afin de contrôler cet effet de bord, tant en phase d'apprentissage qu'en phase de changement de règle. De ce fait, l'Expérience 4 a permis de conclure que la PT de premier-ordre prévaut sur la fréquence même sans effet de bord.

Probabilités transitionnelles de second-ordre

Notre second résultat montre une diminution des $TT2$ pour la seconde transition entre les deuxièmes et troisièmes stimuli. De plus, les courbes d'apprentissage plus pentues pour les $TT2$ que pour les $TT1$ indiquent une capacité à combiner les stimuli comme des triplets complexes (et pas uniquement représentés comme des groupes de paires successives). Cette différence indique que le troisième stimulus a bien été appris en lien avec la combinaison des deux précédents stimuli dans les séquences, et pas seulement en lien avec chacun des deux stimuli précédents indépendamment l'un de l'autre. Qui plus est, l'augmentation des $TT2$ durant la phase de changement de règle par rapport au dernier bloc d'apprentissage montre que les PT de second-ordre ont effectivement été apprises par les participants. Effectivement, le changement de règle était calibré pour remettre à zéro les PT de second-ordre pendant le dernier bloc. L'augmentation des $TT2$ après le changement de règle montre que les PT de second-ordre avaient bien été apprises précédemment. La conception des séquences de stimuli basée sur la règle du XOR se révèle donc utile pour montrer que l'apprentissage de séquences ne se restreint pas à la capacité à se représenter des paires de stimuli sur la seule base des PT de premier-ordre.

Enfin, les trois séquences avec les fréquences et les PT de premier-ordre les plus élevées ne présentaient pas de différence significative sur les $TT2$, alors que la PT de premier-ordre et la fréquence la plus faible étaient préjudiciables à l'apprentissage de la PT de second-ordre. Les AIC montrent que cet effet dépend davantage des PT de premier-ordre que de la fréquence. Ce résultat suggère que la PT de second-ordre peut être extraite pour être utilisée dans la prédiction du troisième stimulus à la condition que la PT de premier-ordre soit assez élevée. Même si la PT de second-ordre est nécessaire et suffisante

pour une prédiction optimale du troisième stimulus, nos résultats tendent à montrer que c'est à la fois la PT de premier-ordre et celle de second-ordre qui influencent les temps de transition du troisième stimulus. Si la PT de premier-ordre est trop faible, alors la PT de second-ordre seule ne permet pas de traiter le troisième stimulus.

Apprentissage synaptique des probabilités transitionnelles

Les résultats de cette étude ont montré une prévalence des PT de premier-ordre sur la fréquence, et aussi que les participants parvenaient à extraire autant les PT de première-ordre que celles de second-ordre. Ces résultats confirment notre hypothèse selon laquelle l'information la plus pertinente pour l'apprentissage de séquences temporelles est la probabilité transitionnelle. Ce résultat étaye l'idée d'un rôle fonctionnel des PT dans la prédiction d'éléments successifs dans des séries temporelles, ce qui coïncide avec de précédentes observations (Elman, 1990 ; Pelucchi et al., 2009a). Notre conception basée sur le XOR améliore notre compréhension du rôle des PT en montrant que les participants peuvent utiliser les PT de second-ordre sur la base de la combinaison des deux éléments précédents. Cette capacité à extraire la combinaison des deux éléments précédents pour mieux prédire le suivant prend la forme d'une représentation assez complexe des valeurs des probabilités. Un tel apprentissage des PT de second-ordre met à l'épreuve notre compréhension de l'apprentissage associatif basé sur des associations entre paires de stimuli (Lavigne et al., 2014, 2016).

Les modèles d'apprentissage biologiquement inspirés encodent les probabilités transitionnelles via l'efficacité des synapses (Ostojic & Fusi, 2013 ; Soltani & Wang, 2010). Quand la dynamique de l'apprentissage synaptique suit une modification de type hebbien en fonction de la contiguïté temporelle entre événements, l'efficacité de la synapse encode la probabilité transitionnelle de premier-ordre entre les deux stimuli encodés (Mongillo et al., 2003). En supposant un apprentissage hebbien simple, les synapses entre les neurones codant pour le stimulus *A* et les neurones codant pour le stimulus *B* montrent une potentialisation quand les deux neurones pré- et post-synaptiques sont co-actifs,

ce qui est effectif quand la séquence AB est encodée. Ces mêmes synapses entre A et B auraient subi une dépression à long terme si un seul de ces deux neurones (codant pour A ou pour B) avait été actifs. C'est le cas, par exemple, lors de l'encodage des séquences AE ou DB . Un tel encodage synaptique des PT de premier-ordre permet aux populations de neurones codant pour les objets en mémoire de s'activer les unes les autres dans les séquences, permettant la reproduction des séquences apprises (Brunel & Lavigne, 2009 ; Köksal Ersöz, Aguilar, Chossat, Krupa, & Lavigne, 2020 ; Ostojic & Fusi, 2013).

L'apprentissage des PT de premier-ordre par les synapses indique que la contiguïté temporelle est une propriété fondamentale des événements à encoder en mémoire. Toutefois, les mécanismes d'apprentissage synaptique standard ne tiennent pas encore compte de l'apprentissage des PT de second-ordre, telles que celles impliquées dans l'Expérience 4 (voir Lavigne et al., 2014 pour une discussion).

L'apprentissage de PT de second-ordre est rendu possible dans des modèles computationnels du cortex cérébral, grâce à des mécanismes d'apprentissage additionnels impliquant des neurones à codage mixte (Bourjaily & Miller, 2011a, 2011b, 2012 ; Rigotti, Ben Dayan Rubin, Morrison, Salzman, & Fusi, 2010 ; Rigotti, Ben Dayan Rubin, Wang, & Fusi, 2010) ou une règle de Hebb généralisée d'apprentissage inter-synaptique (Lavigne et al., 2014, 2016). Lavigne et al. (2014) ont notamment montré que la synergie de ces mécanismes permet la reproduction de séquences de trois objets intégrant les combinaisons du XOR. Ces modèles encodent les PT de premier et second-ordre dans les synapses en fonction de la fréquence des séquences. L'étude expérimentale présentée ici fournit des données comportementales précieuses sur la manière dont différentes valeurs de fréquences entraînent un apprentissage synaptique des différentes valeurs des PT de premier et second-ordre. Les données comportementales peuvent contraindre les paramètres du modèle au même titre que les propriétés biologiques du cortex, et permettre d'affiner les modèles pour reproduire une plus large variété de comportements relatifs à l'apprentissage et à la prédiction dans des séquences temporelles. C'est le cas de notre étude

où l'apprentissage de paires et de triplets d'objets est rendu complexe par le déséquilibre des fréquences des différentes séquences. L'apprentissage pourrait être plus robuste dans un cas déséquilibré, c'est-à-dire quand les séquences présentent des fréquences différentes (L. B. Smith, Jayaraman, Clerkin, & Yu, 2018). En manipulant la fréquence des séquences dans les modèles computationnels, il serait possible de mieux comprendre au-dessus de quelles valeurs de fréquence et de PT les séquences peuvent être apprises, et à l'inverse au-dessous de quelles valeurs elles pourraient être apprises avec plus de difficultés voire négligées (Janacsek et al., 2012).

Pour résumer, ce chapitre met en évidence une prévalence des PT par rapport à la fréquence dans l'apprentissage séquentiel au sein d'une tâche permettant la prédiction d'éléments successifs. Cela suggère que sur la base de l'apprentissage de séquences en fonction de leur fréquence, ce sont plutôt les PT qui sont utilisées lors de la tâche de pointage. Afin d'étudier plus avant cette idée et de voir les effets de fréquence et de PT dans l'apprentissage de stimuli langagiers, le chapitre suivant s'intéresse à l'interaction de tous les facteurs vus jusqu'ici en les intégrant dans un nouveau protocole d'apprentissage de pseudo-mots.

5 | Probabilités transitionnelles, structures de dépendance et fréquence dans l'apprentissage de pseudo-mots

L'Expérience 5 de ce chapitre a été présentée à une conférence internationale (Lazartigues, Mathy, & Lavigne, 2021a).

5.1 Stimuli langagiers

Les chapitres précédents se sont intéressés aux effets des probabilités transitionnelles (premier et second-ordre), des structures de dépendances (adjacentes et non-adjacentes) et des interactions entre PT et fréquence dans l'apprentissage statistique de séquences de stimuli visuo-spatiaux. Les résultats des chapitres précédents indiquent un apprentissage facilité des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre éléments adjacents par rapport à celles entre éléments non-adjacents et à celles de second-ordre. De plus, dans le cas d'interactions complexes entre PT et fréquence, une prévalence de la PT sur la fréquence apparaissait dans une tâche de pointage permettant la prédiction.

L'ensemble des expérimentations précédentes portait néanmoins uniquement sur du matériel non-langagier. Or, il apparaît que les facteurs étudiés sont impliqués tant dans des séquences non-langagières (Conway & Christianen, 2005 ; Endress & Langus, 2017 ; Rey et al., 2019) que dans des séquences langagières, et présenteraient notamment un rôle dans le traitement du langage (Conway, Bauernschmidt, Huang, & Pisoni, 2010 ; Saffran, 2001) et dans son acquisition (Pelucchi et al., 2009a). Pour cette raison, afin de comprendre les effets de ces facteurs dans le traitement du langage, ce chapitre emploie des séquences faisant appel à des stimuli langagiers. Ces stimuli langagiers seront présentés sous la forme de pseudo-mots correspondant à des séquences de trois syllabes (de types consonne-voyelle).

De plus, les études actuelles portent principalement sur les PT de premier-ordre entre deux éléments. Cependant, les séquences et le langage contiennent des régularités statistiques impliquant plus que deux éléments qui ne sont pas réductibles à des associations entre paires de stimuli (voir le chapitre précédent). De ce fait, les effets des PT de second-ordre dans le cas de stimuli langagiers restent peu compris, en particulier parce qu'ils ont été étudiés indépendamment des autres facteurs. Dans ce chapitre nous rapportons les résultats concernant les effets concomitants de tous les facteurs évoqués jusqu'à présent dans cette thèse (les PT de premier et second-ordre, la structure de dépendance

et la fréquence) sur l'apprentissage statistique de pseudo-mots. L'intégration de ces trois facteurs au sein d'une même tâche pourrait générer un apprentissage moindre, consécutif à l'augmentation de la complexité de l'ensemble à apprendre par rapport aux Expériences 1 à 4. Malgré cette complexité accrue générée par l'inclusion de tous nos facteurs, nous pensons que le choix de matériel langagier permet d'améliorer l'apprentissage des participants en les confrontant à des stimuli qu'ils rencontrent quotidiennement (des syllabes). Cette familiarité avec le matériel permet généralement un meilleur apprentissage (Reder, Liu, Keinath, & Popov, 2016) et devrait permettre d'observer l'apprentissage des facteurs inclus dans l'Expérience 5 et leur interaction en dépit de la somme d'éléments à prendre en compte.

5.2 Expérience 5

5.2.1 Objectif

Dans la littérature et nos expérimentations précédentes, les trois facteurs que nous étudions particulièrement (probabilités transitionnelles, structure de dépendances et fréquence) étaient généralement étudiés de manière séparée dans l'apprentissage statistique de séquences. Cependant, ces facteurs peuvent interagir, notamment dans l'environnement langagier. Par conséquent, nous avons construit l'Expérience 5 pour étudier l'apprentissage de ces facteurs réunis au sein d'un même protocole et en employant des stimuli langagiers. Pour cela, les conditions **BC* (PT de premier-ordre entre stimuli adjacents), *A * C* (PT de premier-ordre entre stimuli non-adjacents) et *XOR* (PT de second-ordre sans manipulation de la fréquence) de l'Expérience 3 ont été reprises et adaptées et une condition *XOR déséquilibré* (PT de second-ordre avec manipulation de la fréquence) correspondant à la structure utilisée dans l'Expérience 4 a été ajoutée. Ces quatre conditions sont mélangées au sein du protocole et l'ensemble nécessite l'utilisation des deux types de PT, de structures de dépendances et de la fréquence. Afin de mieux correspondre au matériel langagier, le

protocole expérimental utilisé dans l'Expérience 5 diffère de celui utilisé dans les Expériences 1 à 4. Ce protocole est présenté ci-dessous, mais notons que la tâche principale encourage toujours la prédiction et qu'une tâche de reconnaissance a été ajoutée à l'issue de la première tâche afin de tester également la reconnaissance des stimuli. En effet, la fréquence et les PT relèvent de différents mécanismes (Thiessen et al., 2013), aussi notre but était de tester leurs effets dans différentes tâches.

Le but de cette expérimentation est de tester l'effet synergique des facteurs par leurs interactions dans l'apprentissage statistique de pseudo-mots. Notre objectif est également de comparer ces résultats à ceux des expérimentations précédemment présentées dans cette thèse. En effet, les expérimentations précédentes employaient un matériel restreint (quatre séquences) dans un environnement simple (un seul ou deux facteurs à prendre en compte). Par conséquent, l'Expérience 5 a pour but de déterminer si les éléments mis en évidence dans les expérimentations précédentes se généralisent à un environnement plus complexe de stimuli langagiers.

Nos hypothèses sont que les mécanismes à l'œuvre dans l'apprentissage statistique de PT ont une composante générale faisant que, malgré la complexité accrue de l'ensemble expérimental devant être appris par les participants et l'utilisation de stimuli langagiers, les résultats devraient être similaires à ceux des expérimentations précédentes. Comme observé dans l'Expérience 3, nous supposons que les PT de premier-ordre entre stimuli adjacents sont apprises facilement tandis que les PT de premier-ordre entre stimuli non-adjacents et les PT de second-ordre sans manipulation de la fréquence présentent un apprentissage difficile. De plus, tout comme dans l'Expérience 4, nous supposons que les PT de second-ordre avec une manipulation de la fréquence permettent de mettre en évidence l'interaction existante entre PT de premier-ordre, PT de second-ordre et fréquence. Dans ce cas d'apprentissage de séquences incluant des PT de second-ordre avec manipulation de la fréquence, les performances devraient être meilleures pour les pseudo-mots ayant les PT de premier-ordre les plus élevées entre les deux derniers stimuli au sein de la tâche permettant

la prédiction. En effet, les résultats de l'Expérience 4 suggéraient que dans une tâche permettant la prédiction l'apprentissage reposait sur des PT plutôt que sur la fréquence. Cet effet pourrait s'expliquer par le caractère séquentiel de la tâche employée, rendant pertinente de l'utilisation des PT pour prédire les stimuli sur la base des précédents. En revanche, concernant la tâche de reconnaissance, la fréquence de la séquence pourrait être plus pertinente que les PT puisque la présentation n'est pas séquentielle (voir section 4.1.1).

Du fait que les PT de premier-ordre sont moins complexes à apprendre que celles de second-ordre (Gómez, 1997) et que les dépendances adjacentes sont plus faciles à apprendre que les dépendances non-adjacentes (Pacton et al., 2015; Phillips et al., 2005), nous avons pour hypothèse spécifique que la condition avec des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents obtiendra les meilleures performances. Ensuite de moins bonnes performances sont attendues pour la condition impliquant les PT de second-ordre avec une manipulation de la fréquence, car une répartition non équiprobable des fréquences est connue pour permettre un meilleur apprentissage (L. B. Smith et al., 2018). Puis nous attendons de moins bonnes performances pour les PT de second-ordre sans manipulation de la fréquence. Et enfin les moins bonnes performances sont attendues dans la condition de dépendances non-adjacentes, comme tel était le cas dans l'Expérience 3. De plus, cette expérimentation permettait de faire l'hypothèse supplémentaire d'une prévalence des PT sur la fréquence dans la tâche qui permettait la prédiction, et une prévalence de la fréquence dans la tâche de reconnaissance ou la prédiction n'était pas utile.

5.2.2 Méthode

Participants

Trente étudiantes et étudiants en psychologie à l'université Côte d'Azur entre 18 et 32 ans (25 femmes et cinq hommes pour une moyenne d'âge de 21.9 ans) ont participé volontairement à l'expérimentation (20 d'entre eux ont reçu une compensation de 50€ pour leur participation). Dans cette étude, 33

étudiants ont passé l'expérimentation mais trois d'entre eux ont été exclu à cause d'un problème d'enregistrement des données (pour un participant) ou pour une interruption durant l'une des sessions entraînant des performances biaisées. L'expérimentation a été conduite avec le consentement éclairé écrit des participants.

Matériel et procédure

L'Expérience 5 était programmée avec le logiciel PsychoPy (Peirce, 2007). Les participants étaient exposés à seize pseudo-mots sans signification, constitués de trois syllabes de type consonne-voyelle existant en français. Ces seize pseudo-mots correspondaient aux même quatre conditions que dans les expérimentations précédentes, à savoir les conditions $*BC, A * C$ et XOR de l'Expérience 3 et la condition XOR déséquilibré correspondant à l'Expérience 4. Ces conditions et des exemples de pseudo-mots sont présentés dans le Tableau 5.1.

Chacune de nos conditions de construction des pseudo-mots était gouvernée par une règle spécifique permettant de tester l'effet des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli adjacents ($*BC$) ou non-adjacents ($A * C$) et l'effet des PT de second-ordre avec manipulation de la fréquence de la séquence (XOR déséquilibré) ou sans manipulation de la fréquence de la séquence (XOR). Pour tous les pseudo-mots, la dernière syllabe était pleinement prédictible sur la base des PT.

Condition $*BC$: La première syllabe était choisie aléatoirement parmi deux syllabes possibles (PA et MI pour l'exemple présenté dans le Tableau 5.1). Cette première syllabe ne permettait ni la prédiction de la seconde syllabe ($p(TI|PA) = 0.5$ et $p(RO|PA) = 0.5$), ni celle de la dernière syllabe ($p(DE|PA) = 0.5$ et $p(VU|PA) = 0.5$). En revanche, la seconde syllabe permettait de prédire la troisième syllabe ($p(DE|TI) = 1$ et $p(VU|RO) = 1$, correspondant à une PT de premier-ordre entre syllabes adjacentes).

Condition $A * C$: La première syllabe prédisait la troisième ($p(FU|TA) = 1$ et $p(TE|JO) = 1$, correspondant à une PT de premier-ordre entre deux

Tableau 5.1 – Exemple de pseudo-mots (trois syllabes de type consonne-voyelle) utilisés dans chaque condition de l’Expérience 5.

Condition	Apprentissage	Changement de règle	Fréquence
<i>*BC</i>	PA-TI-DE	PA-TI-VU	0.0625
	PA-RO-VU	PA-RO-DE	0.0625
	MI-TI-DE	MI-TI-VU	0.0625
	MI-RO-VU	MI-RO-DE	0.0625
<i>A * C</i>	TA-MO-FU	TA-MO-TE	0.0625
	TA-JI-FU	TA-JI-TE	0.0625
	JO-MO-TE	JO-MO-FU	0.0625
	JO-JI-TE	JO-JI-FU	0.0625
<i>XOR</i>	DI-PO-PE	DI-PO-BU	0.0625
	DI-GA-BU	DI-GA-PE	0.0625
	FA-PO-BU	FA-PO-PE	0.0625
	FA-GA-PE	FA-GA-BU	0.0625
<i>XOR déséquilibré</i>	TO-KO-RE	TO-KO-LU	0.1
	TO-RA-LU	TO-RA-RE	0.0625
	GO-KO-LU	GO-KO-RE	0.0625
	GO-RA-RE	GO-RA-LU	0.025

Note. Toutes les probabilités transitionnelles de second-ordre (la combinaison des deux premiers stimuli permettant la prédiction du troisième) dans les conditions *XOR* et *XOR déséquilibré* sont égales à 1 à cause de la logique du XOR. Cependant les valeurs des PT de premier-ordre varient au sein des pseudo-mots de la condition *XOR déséquilibré*.

syllabes non-adjacents). La seconde syllabe ne permettait pas la prédiction de la dernière ($p(FU|JI) = 0.5$ et $p(TE|JI) = 0.5$).

Condition XOR : Le OU-exclusif permettait de tester l’effet des PT de second-ordre. En effet, la première syllabe ne permettait ni la prédiction de la seconde ($p(PO|DI) = 0.5$ et $p(GA|DI) = 0.5$), ni de la dernière syllabe ($p(PE|DI) = 0.5$ et $p(BU|DI) = 0.5$). La deuxième syllabe ne permettait pas non plus la prédiction de la dernière syllabe ($p(PE|GA) = 0.5$ et $p(BU|GA) = 0.5$). Seule la combinaison des deux premières syllabes *DIPO* permettait de prédire *PE* avec $p = 1$.

Condition XOR déséquilibré : Cette condition reprenait la structure du XOR telle que présentée ci-dessus. Elle permettait de tester l’effet des PT de

second-ordre mais avec une manipulation de la fréquence. Les fréquences étaient modifiées par rapport à celles de l'Expérience 4 à cause de l'augmentation du nombre de séquences présentées. Deux pseudo-mots étaient présentés cinq fois par bloc (tous comme les pseudo-mots des autres conditions dans cette expérimentation, par exemple *TORALU* et *GOKOLU* dans la Figure 5.1), un autre était présenté deux fois par bloc (*GORARE*) et le dernier huit fois par bloc (*TOKORE*). Cela correspondait respectivement à des fréquences de 0.0625 pour les deux premiers pseudo-mots, 0.025 pour le pseudo-mot le moins fréquent et à 0.1 pour le plus fréquent.

Notez que la condition *AB** de l'Expérience 3 n'est pas présente dans cette étude et cela pour trois raisons : (1) Cette expérimentation n'enregistrant pas de TT1 et de TT2, il aurait été plus compliqué de comparer l'effet de cette condition par rapport aux autres sur la base des temps de réponse ; (2) les conditions *AB** et **BC* testaient toutes les deux l'effet des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents, et (3) il a été montré dans l'Expérience 3 que les conditions *AB** et **BC* présentaient les mêmes patterns de résultats.

Dans chaque condition, six syllabes étaient utilisées afin de créer les pseudo-mots (deux syllabes différentes pour la première position, deux autres pour la seconde, et deux autres pour la troisième). Des syllabes différentes étaient utilisées pour chacune des conditions expérimentales, pour un total de vingt-quatre syllabes pour l'ensemble de l'expérimentation. Notez ici que, pour une telle expérimentation, le protocole utilisé dans les chapitres précédents n'aurait pas pu être conservé puisqu'il aurait fallu une matrice de vingt-quatre points différents pour rendre cette étude possible. C'est pourquoi l'usage de pseudo-mots est bien plus adéquat. Dix ensembles de pseudo-mots différents ont été utilisés et assignés de manière randomisée aux participants afin d'éviter un possible effet de la séquence.

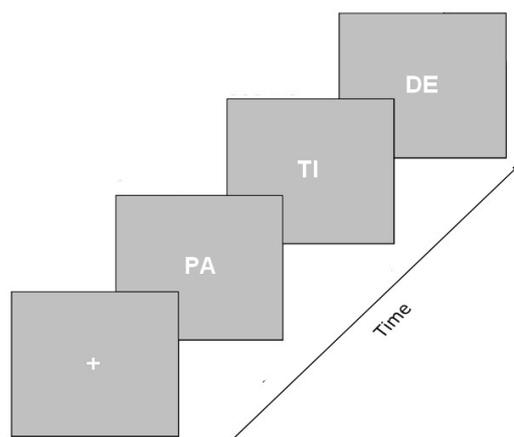
Les pseudo-mots étaient construits de sorte que deux voyelles différentes (par exemple "E" et "U" dans le Tableau 5.1) n'apparaissent que dans la dernière syllabe. Cette construction permettait de développer une tâche de détection visant spécifiquement cette dernière syllabe qui était pleinement prédictible

sur la base des PT. Les participants devaient effectuer une tâche de détection de la voyelle apparaissant dans la dernière syllabe. Chacune de ces voyelles, dans notre exemple “E” et “U”, était assignée à une touche spécifique du clavier. Les participants devaient appuyer sur la touche “Q” s’ils voyaient la voyelle “E” et appuyer sur la touche “M” s’ils voyaient la voyelle “U”. Les voyelles cibles n’étaient pas les mêmes d’un participant à l’autre. Les participants avaient pour instruction d’appuyer sur la touche de leur choix le plus rapidement possible quand une des voyelles cibles apparaissait. Les taux de bonne réponse et les temps de réponse étaient enregistrés. Tous les pseudo-mots étaient présentés de manière aléatoire dans chaque bloc, mélangeant les différentes conditions, et chacun d’entre eux apparaissait cinq fois par bloc (excepté pour les deux pseudo-mots de la condition *XOR déséquilibré* présentés deux fois ou huit fois par bloc afin de manipuler la fréquence). Par conséquent, un bloc contenait 80 essais.

Chaque essai commençait par une croix blanche au centre de l’écran, suivie par une séquence de trois syllabes constituant un pseudo-mot (Figure 5.1). Afin d’éviter un effet lié à un rythme de présentation fixe, deux paramètres ont été manipulés : la position d’apparition de chaque syllabe sur l’écran variait aléatoirement, la moitié d’entre elles avait la consonne au centre et l’autre moitié avait la voyelle au centre ; le temps de présentation des syllabes variait lui aussi aléatoirement entre 250ms et 400ms avec un écran blanc de 250ms entre chaque syllabe.

Chaque participant complétait cinq sessions de 10 blocs en passant une session par jour pendant cinq jours. Une phase de changement de règle de 80 essais était ajoutée à la fin de la dernière session (cinquième jour). Cette phase de changement de règle permettait de tester l’apprentissage des participants en vérifiant que l’évolution des performances au cours de la phase d’apprentissage n’était pas uniquement due à un effet d’entraînement à la tâche mais bien à un apprentissage. Les PT prédictibles étaient remises à 0 en modifiant la dernière syllabe du pseudo-mot, mais les syllabes employées demeuraient les mêmes que pendant l’apprentissage (Tableau 5.1).

FIGURE 5.1 – Déroulement d'un essai dans l'Expérience 5.



À l'issue de la tâche de détection, une tâche de reconnaissance à choix forcé entre deux alternatives était proposée, dans laquelle il était demandé aux participants de choisir entre un pseudo-mot présenté au cours de l'expérimentation et un leurre construit en utilisant les mêmes syllabes que celles des pseudo-mots appris mais avec des combinaisons différentes. Par exemple, les mots leures présentés dans le Tableau 5.1 pouvaient être *PAPORE*, *MIGAFU* ou *TARADE* (nouvelles combinaisons des syllabes présentées dans la phase d'apprentissage).

5.2.3 Résultats

Les taux de bonne réponse et les temps de réponse (première tâche) ainsi que les taux de bonne reconnaissance (seconde tâche) ont été analysés à l'aide de modèles mixtes linéaires (Brown, 2020 ; Singmann & Kellen, 2019) avec une ordonnée à l'origine aléatoire par participant en utilisant la fonction `lmer` du package `lme4` dans R (Team, 2018). Pour les analyses des temps de réponse,

seules les bonnes réponses ont été sélectionnées.

Le Tableau 5.2 montre les taux de bonne réponse par participant par session. Les participants 4 et 27 ont été exclus des analyses pour cause d'interruption durant la passation de l'expérimentation.

Tableau 5.2 – Taux de bonne réponse par session et par participant dans l'Expérience 5.

Participant	Session 1	Session 2	Session 3	Session 4	Session 5	Changement de règle
1	0.696	0.839	0.864	0.861	0.868	0.475
2	0.850	0.918	0.933	0.911	0.924	0.325
3	0.921	0.860	0.896	0.933	0.913	0.888
5	0.879	0.819	0.881	0.885	0.921	0.863
6	0.885	0.919	0.911	0.913	0.878	0.863
7	0.876	0.951	0.966	0.966	0.959	0.913
8	0.958	0.989	0.979	0.991	0.995	0.800
9	0.705	0.870	0.880	0.754	0.811	0.813
10	0.929	0.931	0.930	0.923	0.948	0.863
11	0.673	0.783	0.800	0.804	0.813	0.738
12	0.810	0.915	0.915	0.939	0.915	0.950
13	0.904	0.820	0.864	0.886	0.834	0.863
14	0.889	0.718	0.850	0.909	0.848	0.575
15	0.628	0.793	0.801	0.716	0.761	0.375
16	0.959	0.955	0.931	0.953	0.949	0.950
17	0.753	0.891	0.899	0.928	0.936	0.863
18	0.951	0.975	0.983	0.983	0.988	0.925
19	0.801	0.896	0.898	0.914	0.906	0.825
20	0.805	0.911	0.918	0.943	0.939	0.950
21	0.964	0.986	0.993	0.990	0.986	1.000
22	0.663	0.716	0.789	0.801	0.758	0.375
23	0.955	0.929	0.911	0.950	0.936	0.888
24	0.916	0.946	0.954	0.958	0.904	0.813
25	0.878	0.880	0.891	0.866	0.908	0.900
26	0.789	0.733	0.748	0.761	0.743	0.875
28	0.873	0.858	0.866	0.843	0.800	0.738
29	0.866	0.871	0.881	0.845	0.918	0.938
30	0.818	0.806	0.848	0.871	0.901	0.875
31	0.895	0.894	0.900	0.829	0.904	0.800
32	0.868	0.911	0.884	0.800	0.944	0.950

Note. La phase de changement de règle n'est constituée que d'un seul bloc et survient à la suite de la session 5.

La figure 5.2 montre l'évolution des taux de bonne réponse et des temps de réponse avec une amélioration des performances (augmentation des taux de bonne réponse et diminution des temps de réponse) pendant la phase d'apprentissage (sans le bloc de changement de règle) et une chute des performances (baisse des taux de bonne réponse et augmentation des temps de réponse) durant la phase de changement de règle (dernier bloc de la session 5) pour toutes

les conditions confondues. Cette évolution était étayée par les analyses montrant une augmentation significative du taux de bonne réponse au cours de la phase d'apprentissage ($F(1, 119) = 21.534, p < .001$) ainsi qu'une diminution des temps de réponse ($F(1, 119) = 48.513, p < .001$). Cette amélioration des performances était suivie d'une chute pendant la phase de changement de règle (taux de bonne réponse : $F(1, 29) = 10.634, p < .003$; Temps de réponse : $F(1, 29) = 9.094, p < .005$).

L'effet des différentes conditions a ensuite été étudié. La Figure 5.3 montre une amélioration des performances au fil des sessions pour chaque condition, à la fois sur les taux de bonne réponse et sur les temps de réponse. Les résultats présentés dans le Tableau 5.3 indiquent un effet significatif de la session avec une augmentation du taux de bonne réponse ($F(1, 563) = 64.068, p < .001$), mais pas d'effet de la condition ($F(1, 563) = 1.938, p = .122$) ni d'effet d'interaction entre ces deux variables ($F(3, 563) = 0.516, p = .671$). Cependant, quand les trois conditions $A * C$, XOR et XOR déséquilibré ont été étudiées ensemble et opposées à la condition $*BC$, un effet tendanciel de la condition est apparu ($p = .056$) avec de meilleurs taux de bonne réponse pour la condition $*BC$. Un effet significatif de la session a également été mis en évidence sur les temps de réponse de toutes les conditions avec $p < .001$ et indiquait une baisse des temps de réponse au fil des sessions ($pente = -2.625$). Cependant, aucun effet de la condition ou d'effet d'interaction entre la session et la condition n'a été montré (Tableau 5.4).

Afin d'étudier les effets de la fréquence et des PT dans l'apprentissage de pseudo-mots, la condition XOR déséquilibré a été sélectionnée, parce que cette condition permet une dissociation partielle entre la fréquence et les PT de premier-ordre. La manipulation de la fréquence permettait de tester l'effet de PT de premier-ordre différentes pour des pseudo-mots ayant une même fréquence (PT = .71 ou .38 pour une fréquence = 0.0625). Cette condition permettait aussi de tester la prévalence de la fréquence ou de la PT. En effet, une paire de pseudo-mots avec l'un ayant une fréquence plus élevée et une PT modérée (fréquence = 0.1 et PT = 0.62) et l'autre ayant une fréquence faible

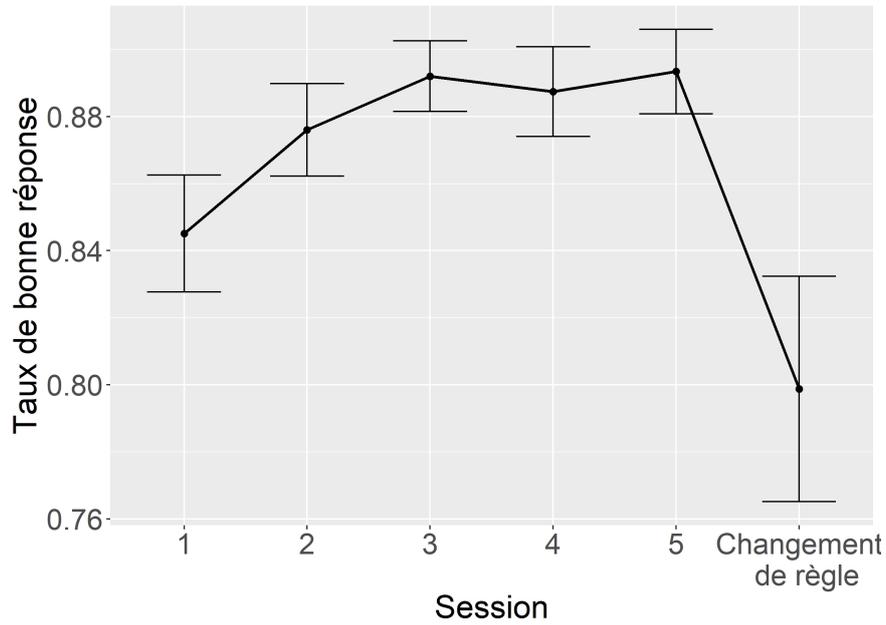
et une PT plus élevée (fréquence = 0.0625 et PT = .71) était présente dans la condition *XOR déséquilibré* et permettait de dissocier ces deux facteurs. Cependant, les contraintes de génération des PT par la manipulation des fréquences des séquences faisait que le pseudo-mot le moins fréquent présentait les PT de premier-ordre les plus faibles (fréquence = 0.025 et PT = 0.29).

La Figure 5.4 montre les effets de la fréquence et des probabilités transitionnelles de premier-ordre sur les taux de bonne réponse et les temps de réponse spécifiquement au sein de la condition *XOR déséquilibré*. Pour savoir quel facteur ou combinaison de facteurs était impliqué dans l'apprentissage séquentiel, trois modèles mixtes incluant la session avec un ou plusieurs facteurs d'intérêt ont été effectués sur les taux de bonne réponse. Les deux premiers modèles incluaient respectivement la PT ou la fréquence et le dernier incluait les deux. Ensuite un critère d'information d'Akaike (AIC, voir Akaike, 1987) a été calculé pour chaque modèle afin de mettre en évidence quel facteur ou combinaison de facteurs permettait le mieux de rendre compte des données (Tableau 5.5). Les résultats ont indiqué que le modèle incluant uniquement la PT de premier-ordre générait le plus petit AIC (indiquant le modèle le plus parcimonieux). Par conséquent, ce modèle a été choisi pour étudier nos données. Les résultats présentés dans le Tableau 5.6 indiquent un effet significatif de la session ($F(1, 563) = 11.46, p < .001$) avec une amélioration des performances ainsi qu'un effet d'interaction entre la session et la probabilité transitionnelle de premier-ordre ($F(3, 563) = 4.895, p = .002$). Ce résultat indique un meilleur apprentissage des pseudo-mots ayant des PT de premier-ordre élevées. En ce qui concerne les temps de réponse, seul un effet de la session a été mis en évidence ($F(1, 563) = 131.46, p < .001$). De plus, quand seules les séquences ayant la même fréquence (0.0625) étaient sélectionnées au sein de la condition *XOR déséquilibré* pour tester plus spécifiquement l'effet des PT de premier-ordre sur les taux de bonne réponse, les résultats ont montré un effet significatif des PT de premier-ordre en fin d'apprentissage ($F(1, 2969) = 14.39, p < .01$). Ce résultat réaffirme le rôle crucial des PT. Cela met également en évidence que même si les PT de second-ordre permettent une prédiction parfaite (comme tel

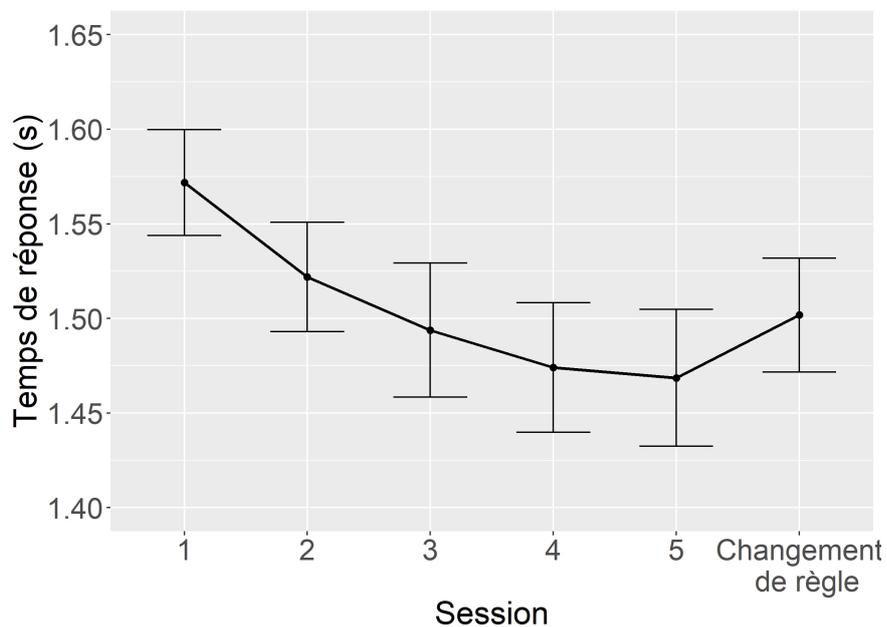
était le cas dans les pseudo-mots étudiés), elles ne sont pas complètement apprises et laissent visible l'effet des PT de premier-ordre entre les deux dernières syllabes sur l'apprentissage.

Enfin, la Figure 5.5 montre les taux de bonne reconnaissance obtenus dans la tâche de choix forcé présentée à la suite de la tâche de détection. Cette tâche n'impliquait pas de prédiction des stimuli dans la séquence. Une analyse incluant toutes les conditions indiquait un effet significatif de la condition sur le taux de reconnaissance ($F(3, 462) = 5.575, p < .001$) avec un taux de bonne reconnaissance plus faible pour la condition $A * C$. Comme précédemment, trois modèles mixtes se focalisant sur les données de la condition *XOR déséquilibré* ont été testés sur les taux de bonne reconnaissance : le premier incluant uniquement la fréquence, le second seulement les PT de premier-ordre et le dernier incluant les deux facteurs. À l'inverse des résultats précédents sur les taux de bonne réponse montrant une prévalence de la PT sur la fréquence, le meilleur AIC dans cette analyse correspondait au modèle incluant uniquement la fréquence ($AIC = 179$ pour le modèle incluant uniquement la fréquence contre $AIC = 183$ pour les deux autres modèles). Un effet de la fréquence est apparu quand le pseudo-mot le moins fréquent a été testé en contraste avec les trois autres pseudo-mots de la condition *XOR déséquilibré* ($F(1, 91) = 5.489, p = .021$), mais sans effet significatif de la fréquence de manière globale ($F(2, 91) = 2.728, p = .071$). Le taux de reconnaissance plus bas pour le pseudo-mot le moins fréquent suggère que la fréquence est utilisée de façon privilégiée pour la reconnaissance des séquences de stimuli appris, tandis que les probabilités transitionnelles sont plus utilisées que la fréquence dans la tâche séquentielle permettant la prédiction des stimuli (mis en évidence par les taux de bonne réponse).

FIGURE 5.2 – Évolution des performances globales dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.



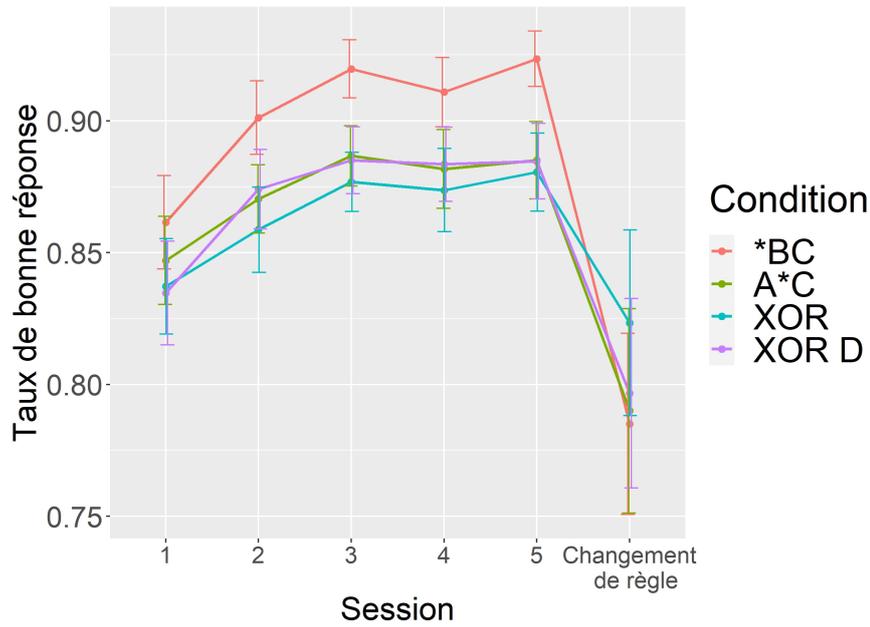
(a)



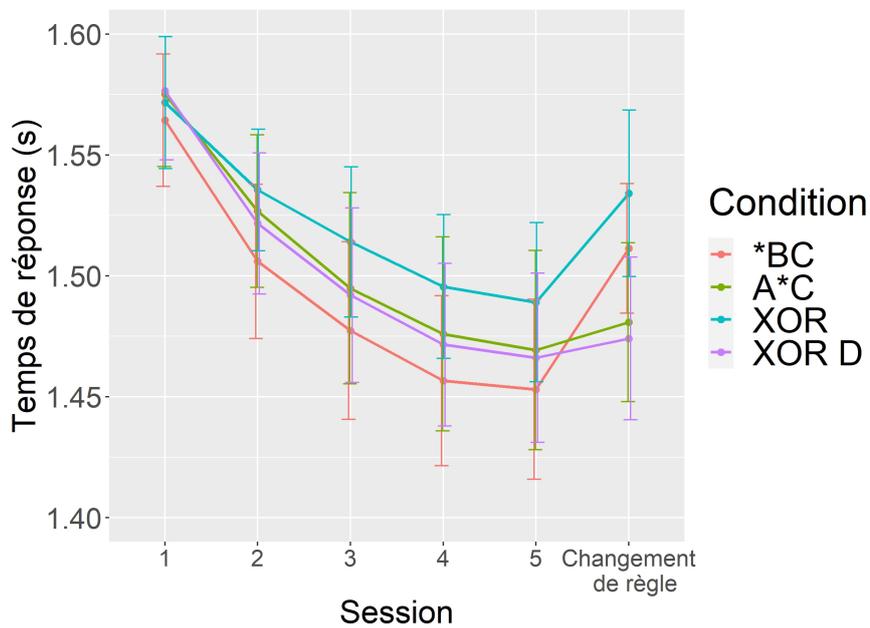
(b)

Note. La phase de changement de règle n'est constituée que d'un seul bloc et survient à la suite de la session 5. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard. La condition "XOR D" correspond à la condition *XOR déséquilibré*.

FIGURE 5.3 – Évolution des performances pour chaque condition dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.



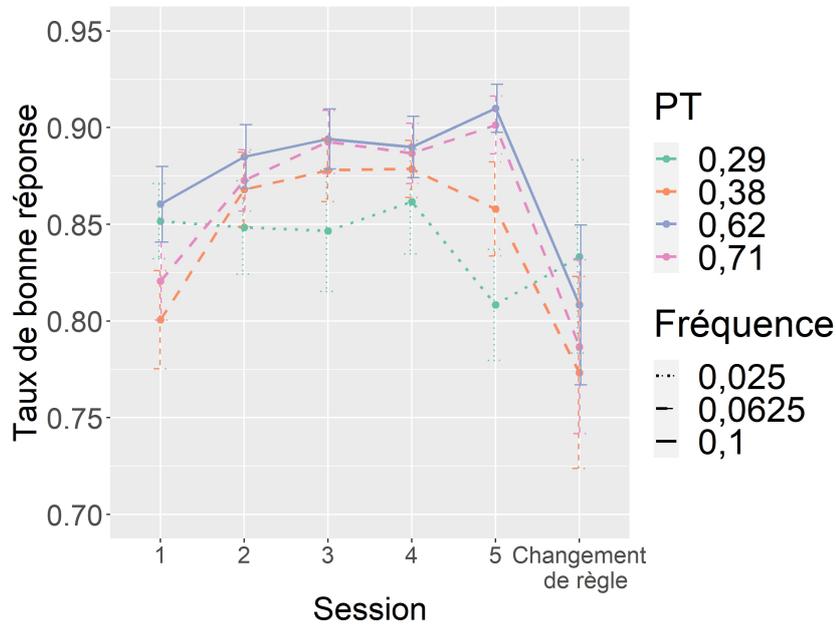
(a)



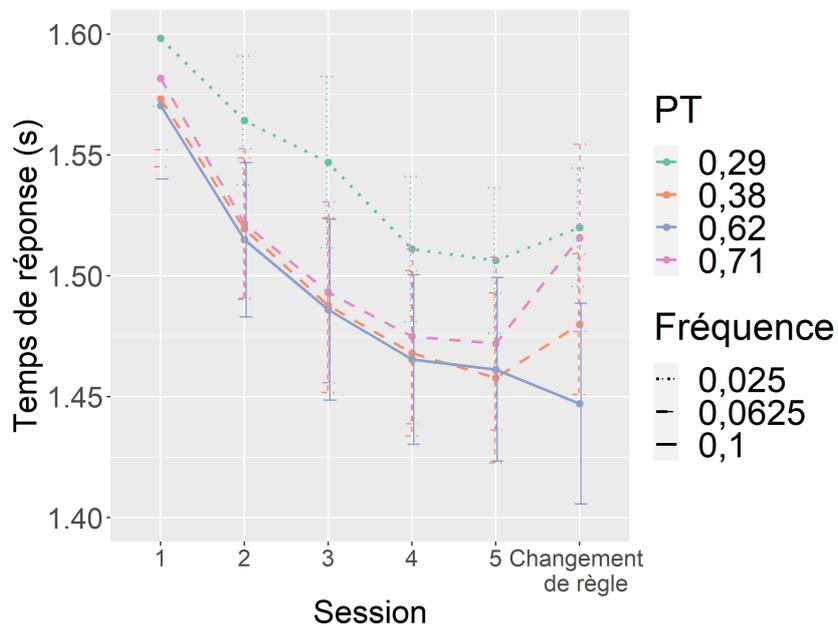
(b)

Note. La phase de changement de règle n'est constituée que d'un seul bloc et survient à la suite de la session 5. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard. La condition "XOR D" correspond à la condition *XOR déséquilibré*.

FIGURE 5.4 – Évolution des performances pour chaque séquence de la condition *XOR déséquilibré* dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.



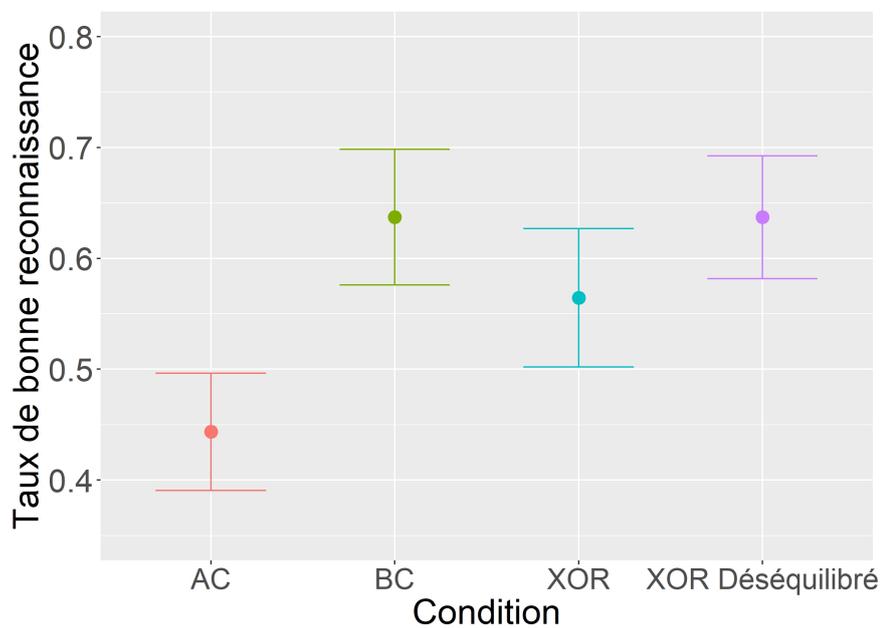
(a)



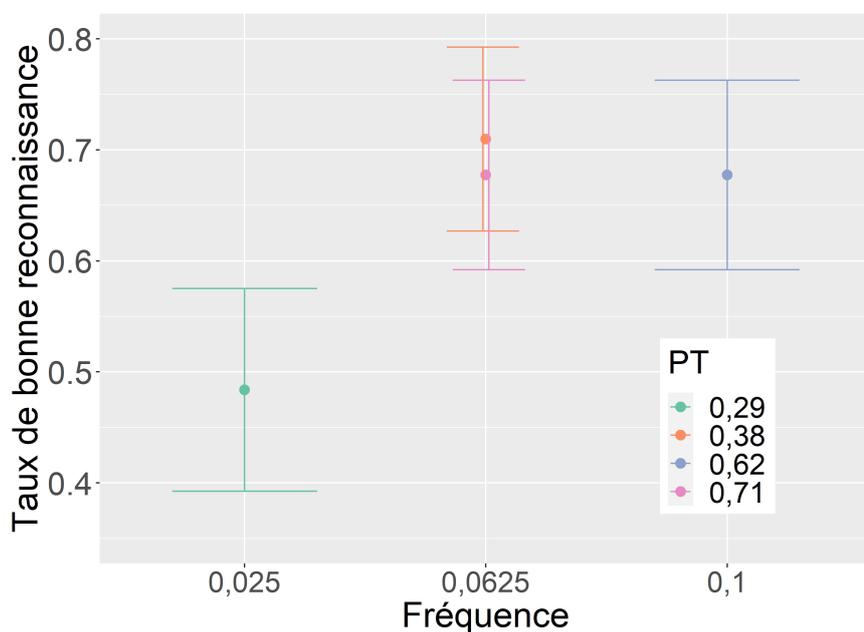
(b)

Note. La phase de changement de règle n'est constituée que d'un seul bloc et survient à la suite de la session 5. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

FIGURE 5.5 – Taux de bonne reconnaissance pour la tâche de choix forcé à deux alternatives dans l'Expérience 5 pour (a) toutes les conditions et (b) uniquement la condition *XOR déséquilibré*.



(a)



(b)

Note. La phase de changement de règle n'est constituée que d'un seul bloc et survient à la suite de la session 5. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

Tableau 5.3 – Effets de la session et de la condition sur les taux de bonne réponse en phase d’apprentissage dans l’Expérience 5.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Session	0.140076	0.140076	1	563	64.068	<.001 ***
Condition	0.012712	0.004237	3	563	1.938	.122
Session × Condition	0.003385	0.001128	3	563	0.516	.671

Tableau 5.4 – Effets de la session et de la condition sur les temps de réponse pour la phase d’apprentissage dans l’Expérience 5.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Session	0.76552	0.76552	1	563	159.155	<.001 ***
Condition	0.00353	0.00118	3	563	0.244	.865
Session × Condition	0.00915	0.00305	3	563	0.634	.593

Tableau 5.5 – Comparaison des modèles mixtes sur la base des AIC pour les taux de bonne réponse en phase d’apprentissage (tâche de détection) dans l’Expérience 5.

Modèle	AIC
Session × Fréquence	-1113.889
Session × PT	-1098.314
Session × Fréquence × PT	-1098.314

Tableau 5.6 – Effets de la session et de la probabilité transitionnelle de premier-ordre sur les taux de bonne réponse durant la phase d’apprentissage pour la condition *XOR déséquilibré* dans l’Expérience 5.

Variable	Sum Sq.	Mean Sq	NumDF	DenDF	Valeur F	<i>p</i>
Session	0.082419	0.082419	1	563	11.460	<.001 ***
PT	0.045598	0.015199	3	563	2.113	.097
Session × PT	0.105617	0.035206	3	563	4.895	.002 **

5.2.4 Discussion

Prévalence de la PT de premier-ordre entre éléments adjacents

L'un des objectifs de cette expérimentation était de mieux comprendre l'utilisation des indices statistiques dans le cadre de l'apprentissage de séquences dans un environnement complexe intégrant des PT de premier-ordre (entre stimuli adjacents ou non-adjacents) et de second-ordre (avec manipulation de la fréquence ou non). Jusqu'à présent, nos expérimentations ont montré une plus grande facilité dans l'apprentissage des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents par rapport à celles entre éléments non-adjacents et aux PT de second-ordre.

Les résultats de l'Expérience 5 indiquent que les PT de premier-ordre entre stimuli adjacents (condition $*BC$) obtenaient de meilleures performances pour les taux de bonne réponse, mais aucun effet de la condition n'apparaissait au niveau des temps de réponse. Aucune différence n'est apparue entre les autres conditions, tant sur les taux de bonne réponse que sur les temps de réponse. En cela, les PT de premier-ordre entre stimuli adjacents semblent être extraites et utilisées dans le cadre de l'apprentissage statistique de manière plus aisée que les autres facteurs testés. Néanmoins, les PT de premier-ordre entre éléments adjacents ne permettaient pas de meilleures performances dans la tâche de reconnaissance. Notez que seules les dépendances non-adjacentes (condition $A * C$) conduisent à des performances plus faibles dans cette tâche. En cela, l'effet des PT de premier-ordre entre éléments adjacents sont à nuancer : ces PT semblent permettre un meilleur apprentissage en temps réel, mais ne permettent pas un meilleur accès explicite liée à la connaissance acquise. De plus, les PT de premier-ordre entre stimuli non-adjacents semblent présenter cette même dissymétrie entre les deux tâches, avec des performances semblables aux deux autres conditions (XOR et XOR déséquilibré) lors de la tâche de détection, mais avec des performances plus faibles lors de la tâche de reconnaissance, suggérant que les participants ont échoué à mémoriser les pseudo-mots présentés. Cet effet pourrait s'expliquer par la tâche d'apprentissage statistique pro-

posée aux participants : il leur était uniquement demandé de réaliser une tâche de détection sans égard pour l'apprentissage des séquences. Or, les connaissances acquises via l'apprentissage statistique nécessitent du temps avant de pouvoir être explicitées (Aslin, 2017). Cet effet a pu être renforcé par le grand nombre de séquences à apprendre. Cette complexité peut également expliquer pourquoi les effets de la structure de dépendance (adjacent *vs.* non-adjacent) et de la fréquence sont moins visibles dans une tâche de cette complexité plutôt que dans les tâches plus simples présentées dans les Expériences 3 et 4.

Par ailleurs, dans le cas spécifique de la condition *XOR déséquilibré*, les PT de premier-ordre (pour lesquelles les probabilités transitionnelles étaient inférieures à 1) ont montré un effet dans l'apprentissage séquentiel alors que les PT de second-ordre (pour lesquelles les probabilités transitionnelles étaient égales à 1) permettaient une prédiction exacte. En cela, même quand la PT de premier-ordre n'est pas la plus pertinente, son rôle dans l'apprentissage statistique demeure central.

Probabilités transitionnelles et fréquence

Les résultats de la condition *XOR déséquilibré* (et plus spécifiquement les modèles testés par les AIC) indiquent que l'apprentissage au sein d'une tâche permettant la prédiction était supporté par les PT tandis que la mémorisation était davantage influencée par la fréquence. Ces résultats en accord avec nos prédictions montrent un effet des PT et de la fréquence dans des tâches différentes. La PT avait plus d'impact sur l'apprentissage des pseudo-mots quand la prédiction était permise grâce aux relations déterministes existant entre les stimuli, et à l'inverse la fréquence apparaissait comme ayant plus d'effet sur la mémorisation et la reconnaissance, mais peu d'effet sur la prédiction en temps réel. Ces résultats mettent en évidence que l'information utilisée par les participants dépend de la tâche qu'ils effectuent.

Tout d'abord, la tâche de détection de cible dans laquelle les pseudo-mots sont présentés séquentiellement permet de prédire les syllabes sur la base des éléments précédents. Dans ce cas, la PT est l'information la plus pertinente à

utiliser. Les PT de second-ordre apparaissent dans nos résultats comme étant plus difficiles à apprendre quand bien même elles permettent une prédiction parfaite. Ce sont au contraire les PT de premier-ordre qui ont produit le plus grand effet sur la performance des participants.

Par ailleurs, la tâche de choix forcé entre deux alternatives nécessitait une reconnaissance des pseudo-mots entiers avec toutes les syllabes présentées en même temps et ne nécessitant donc aucune prédiction. Dans ce cas, la fréquence du pseudo-mot présente un effet plus fort sur la reconnaissance que la PT. Cela correspond aux résultats montrant qu'un mot fréquent est reconnu plus facilement qu'un mot peu fréquent dans la lecture (Albregues et al., 2019). La prévalence de la fréquence ou de la PT semble donc dépendre de la tâche, avec un avantage pour les PT dans le cadre d'une tâche en temps réel permettant la prédiction en phase d'apprentissage et un avantage de la fréquence pour la reconnaissance dans une tâche de choix forcé.

Nos résultats suggèrent globalement que les effets de la PT et de la fréquence ne dépendent pas de différentes étapes d'apprentissage mais plutôt de différentes utilisations selon le contexte par les apprenants. Quand la prédiction peut aider le traitement en temps réel des stimuli présentés de manière séquentielle, alors les participants ont tendance à utiliser la PT qui est l'information la plus pertinente et la plus informative sur l'enchaînement des événements d'une séquence. Quand un rappel de la séquence est demandé plus tard, comme dans le cas de la lecture de mots qui fait appel à un processus de reconnaissance, l'effet de la fréquence apparaît. Dans ce cas, la fréquence est l'information la plus pertinente sur la force d'association existante entre les stimuli de la séquence.

L'idée d'effets dépendants de la tâche permettant d'utiliser soit la PT soit la fréquence et cela sur la base d'un même ensemble de séquences apprises est en accord avec Thiessen et al. (2013) qui ont rapporté que la fréquence et la PT sont impliquées dans différents mécanismes d'apprentissage statistique. Nous avons précédemment illustré l'idée que ces facteurs pourraient être impliqués différemment selon la tâche avec l'exemple du restaurant (section 4.1.1). Si les commandes sont pour un cinquième 'Salade + Plat', un cinquième 'Salade

+ Plat + Dessert', et trois cinquièmes 'Plat + Dessert', alors la fréquence de 'Salade + Plat' est inférieure à la fréquence de 'Plat + Dessert' (deux cinquièmes contre quatre cinquièmes) alors que les PT vont dans le sens inverse ($p(\text{Plat}|\text{Salade}) = 1$ vs. $p(\text{Dessert}|\text{Plat}) = .80$). Dans cet exemple, les deux types d'information pourraient être pertinentes à des fins différentes, soit pour gérer les stocks, soit pour anticiper en cuisine. En cela, la fréquence et les PT, même si elles sont toutes deux impliquées dans l'apprentissage séquentiel, pourraient être pertinentes pour différents objectifs.

L'Expérience 4 a rapporté un effet des PT plus important que l'effet de la fréquence dans une tâche avec une présentation séquentielle sollicitant un processus de prédiction. Les résultats de l'Expérience 5 indiquent la possibilité que, sur la base d'un seul ensemble de paramètres appris (incluant la PT et la fréquence), l'information la plus pertinente est sélectionnée en fonction des exigences de la tâche, avec une préférence pour la fréquence dans le cadre de la reconnaissance, et une préférence pour la PT dans le cadre de la prédiction.

L'ensemble des expérimentations menées jusqu'à présent a permis de mieux appréhender les effets des PT de premier et second-ordre, des structures de dépendances adjacentes ou non-adjacentes et de la fréquence dans l'apprentissage de séquences. Le chapitre suivant s'éloigne de l'apprentissage de séquences pour proposer une ouverture s'intéressant au traitement séquentiel dans un sens plus large. Cette partie interrogera en effet la possibilité d'un traitement séquentiel au sein d'une présentation simultanée de l'information.

6 | Traitement séquentiel versus traitement parallèle

L'Expérience 6 de ce chapitre a été présentée à une conférence internationale (Lazartigues, Lavigne, Aguilar, Cowan, & Mathy, 2019) et rapportée dans un article scientifique (Lazartigues, Lavigne, Aguilar, Cowan, & Mathy, 2021).

Jusqu'ici, cette thèse s'est intéressée à des tâches séquentielles qui permettaient au participant de prédire des stimuli sur la base d'un apprentissage. Nos résultats ont montré que des mécanismes probabilistes propres au traitement séquentiel opèrent sur un plan cognitif pour mémoriser des ensembles de séquences interdépendantes. Nous avons montré que les performances varient significativement en fonction de la complexité de ces liens probabilistes. Cependant, il est tout à fait probable que le caractère séquentiel du traitement de l'information opère également dans des situations où de l'information coexiste en parallèle, par exemple au sein de scènes visuelles fixe. Dans ce cas, le traitement séquentiel de stimuli présentés de manière concomitante pourrait venir de mécanismes d'encodage existant en mémoire de travail.

6.1 Traitement séquentiel et mémoire de travail

De précédents travaux sur l'implication de la mémoire de travail dans l'apprentissage de séquences ont montré des corrélations entre la capacité individuelle de mémoire de travail et l'efficacité dans l'apprentissage de séquences (Bo & Seidler, 2009 ; Unsworth & Engle, 2005), y compris au sein de séquences incluant des PT de second-ordre (Bo, Jennett, & Seidler, 2011). La mémoire de travail pourrait donc être la première fonction responsable d'un traitement séquentiel de l'information, en particulier connaissant l'importance de la question de la position sérielle pour expliquer la force des traces mnésiques (Henson, 1998 ; Murdock, 1962). Une séquence d'événements séquentiels $A - B - C$ pourrait être mémorisée de façon parcellaire, sans que les événements A , B et C , puissent être reliés temporairement. Une telle absence d'information sérielle pourrait survenir en raison de capacités limitées en mémoire de travail. Au contraire, la mémoire de travail humaine est réputée pour pouvoir restituer immédiatement l'information de façon sérielle (Marshuetz et al., 2000) et cette capacité est prédictive du développement du vocabulaire chez l'enfant (Majerus, Poncelet, Greffe, & Van der Linden, 2006). Néanmoins, on peut se demander si le traitement sériel en mémoire de travail, qui semble constitutif

à cette fonction, opère de façon automatique. Par exemple, il est possible de se demander si l'information présentée en parallèle est automatiquement traitée en parallèle ou bien si des contraintes en termes de capacités attentionnelles ou de mémoire de travail génèrent un traitement séquentiel. Si un traitement séquentiel survient dans le cadre d'une présentation parallèle, alors cela soulignerait l'importance capitale que revêt l'étude du traitement de séquences.

6.2 Expérience 6

6.2.1 Objectif

L'Expérience 6 a fait l'objet d'une publication (Lazartigues, Lavigne, et al., 2021) qui présentait une analyse des capacités en mémoire de travail sous l'angle de la compression d'information, c'est-à-dire l'idée que des traits redondants sont regroupés afin de libérer des ressources afin d'améliorer la capacité. De manière à proposer une analyse alternative à cette publication, nous présentons dans cette partie la manière dont les données ont été récoltées, puis nous nous focalisons sur un test de modèles alternatifs (l'un reposant sur un encodage séquentiel, l'autre sur un encodage parallèle) afin de déterminer si un traitement séquentiel est effectivement appliqué à des stimuli qui par nature ne sont pas séquentiels. Dans ce cadre, et pour poursuivre les efforts de conceptualisation entrepris dans les chapitres précédents, nos modèles reposeront sur des probabilités d'encodage et d'activation de l'information. L'Expérience 6 est synthétisée pour plus de clarté, mais une version traduite de l'article est disponible en annexes pour des explications plus approfondies.

6.2.2 Méthode

Participants

Soixante-dix participants français (moyenne d'âge de 28.8 ans) ont participé volontairement à l'expérimentation. L'échantillon incluait 49 femmes et 21 hommes. L'expérimentation a été approuvée par le comité d'éthique local

de l'université Côte d'Azur (CERNI) et a été conduite avec le consentement éclairé des participants.

Dimensionnalité et structure des ensembles de stimuli

La tâche a été créée en utilisant le logiciel PsychoPy (Peirce, 2007). Les stimuli à quatre dimensions de Kibbe et Kowler (2011) ont été utilisés pour concevoir les objets sur la base de différentes formes (carré *vs.* cercle), couleurs (rouge *vs.* bleu), textures (plein *vs.* hachuré) et positions du disque (gauche *vs.* droite). La combinaison de ces traits permettait la construction de 16 objets. Il a été choisi d'utiliser une présentation de trois objets parce que cela facilitait l'égalisation des distances au sein des présentations. En effet, les objets étaient arrangés comme les sommets d'un triangle équilatéral. Chaque essai utilisait trois objets différents présentés simultanément sur un écran à fond blanc.

Le Tableau 6.1 montre toutes les combinaisons qui ont été utilisées dans la tâche afin de générer les essais en fonction de la complexité de la structure initiale et celle de la structure incluant l'objet leurre. La complexité correspondait au nombre de traits nécessaires pour décrire l'ensemble, calculée à l'aide des formules présentées dans le Tableau 6.1 sur la base de Feldman (2003). Une complexité faible correspondait à un ensemble facile à mémoriser (voir Figure 6.1a pour un exemple) et une complexité élevée à un ensemble difficile à mémoriser (voir Figure 6.1b pour un exemple). En des termes probabilistes, on considère que les probabilités de retrouver un trait présent dans un objet au sein d'un autre objet de l'ensemble sont plus élevées dans une structure peu complexe (beaucoup de similarités entre les objets ; Figure 6.1a) que dans une structure très complexe (peu de similarités entre les objets ; Figure 6.1b).

Notre hypothèse était que l'ensemble initial de trois objets pré-active un ensemble d'objets en fonction des traits présentés. Par exemple, la présentation de trois objets bleus pré-active fortement le trait "bleu". La complexité de l'ensemble initial peut déterminer la force de pré-activation. En effet, un ensemble peu complexe (constitué de peu de traits se répétant à travers les objets) pré-activera fortement les quelques traits présents. À l'inverse, un en-

semble complexe (constitué de nombreux traits se répétant peu à travers les objets) pré-activera faiblement les nombreux traits présents.

Afin de tester cette hypothèse et de la mettre en lien avec des modèles séquentiels et parallèles de l'encodage, des objets leurres faisant baisser ou augmenter la complexité ont été utilisés. L'introduction d'un objet leurre au moment du test de la mémoire permettait de manipuler la complexité des quatre éléments dans leur ensemble (c'est-à-dire les trois objets initiaux plus l'objet leurre, noté Complexité Finale dans le Tableau 6.1). De cette manière, la complexité des trois éléments pouvait augmenter, diminuer ou rester constante, après l'ajout du leurre. Un objet leurre faisant baisser la complexité de l'ensemble est par construction un objet très similaire à l'ensemble initial et intégrant généralement des traits répétés dans l'ensemble initial. Dans le cas d'un objet leurre faisant augmenter la complexité, l'objet leurre est généralement moins cohésif avec les trois objets initiaux et partagent avec eux peu de traits.

Notre hypothèse est qu'un objet leurre faisant baisser la complexité de l'ensemble initial est fortement pré-activé par l'ensemble initial, puisque les traits répétés dans l'ensemble initial se retrouvent dans l'objet leurre. Par conséquent, nous supposons qu'un objet leurre faisant baisser la complexité (leurre fortement pré-activé par l'ensemble initial) peut être reconnu à tort comme faisant partie de l'ensemble initial. À l'inverse, nous supposons qu'un objet leurre faisant augmenter la complexité (leurre peu pré-activé par l'ensemble initial) peut être facilement rejeté par les participants. Par exemple, dans la Figure 6.1a, l'introduction de l'objet leurre (à droite) augmente la complexité de l'ensemble de départ (passant de 4 à 8). En cela, il était considéré que le leurre ne serait pas pré-activé mentalement sur la base de l'ensemble initial. À l'inverse, dans la Figure 6.1b, l'objet leurre diminue la complexité de l'ensemble initial (de 10 à 8). Par conséquent, les traits présents dans l'ensemble initial pré-activent l'objet leurre. L'utilisation d'objets leurres augmentant ou baissant la complexité permet ainsi de déterminer la possible pré-activation d'objets sur la base d'un ensemble initial. Nos modèles calculeront pour chaque condition une probabilité de pré-activation (ou d'encodage) de l'objet leurre sur la base

de l'ensemble initial. Les résultats de ces calculs seront alors comparés aux données expérimentales obtenues afin de déterminer si un encodage sériel peut rendre compte de ces données.

Par ailleurs, notez que les nombres présents sur la Figure 6.1 correspondent au nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre. Ce nombre de traits servait de facteur contrôle.

Tableau 6.1 – Conditions utilisées et formules minimales sur la base du catalogue de Feldman (2003) pour l'Expérience 6.

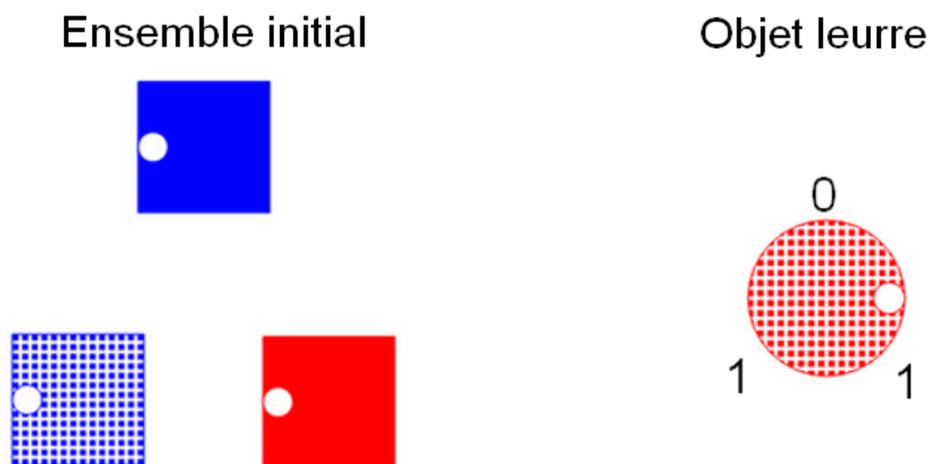
IFS Code	Complexité initiale	Formule minimale	Complexité finale	Formule minimale	Changement de complexité	Somme des traits partagés
4-2-8			2	$a'b'$	-2	8
4-7-7	4	$a'b'(cd)'$	7	$a'(b'(cd)'+bc'd')$	+3	7
4-8-2			8	$a'b'(cd)'+abcd$	+4	2
4-8-4			8	$a'b'(cd)'+abc'd'$	+4	4
6-5-9			5	$a'(bc+b'c')$	-1	9
6-6-4	6	$a'(b'c'+bcd')$	6	$bcd'+a'b'c'$	0	4
6-9-3			9	$bc(a'd'+ad)+a'b'c'$	+3	3
6-9-5			9	$cd'(a'b+ab')+a'b'c'$	+3	5
9-10-4			10	$a'(b'c'+bcd')+a'b'cd$	+4	4
7-6-4			7	$a'b'c'+abc'd'$	6	$abc+a'b'c'$
10-8-4	7	$a'b'(c'd'+cd)+abc'd'$	8	$(c'd'+cd)(ab+a'b')$	-2	4
10-8-4	7	$a'b'(c'd'+cd)abc'd$	12	$ab(c'd+cd')+a'b'(c'd'+cd)$	+2	4

Note. La correspondance entre les lettres et les traits était assignée de manière aléatoire dans chaque essai. Par exemple, les traits $a - a'$, $b - b'$, $c - c'$ et $d - d'$ pourraient représenter les traits Bleu-Rouge, Carré-Cercle, Plein-Hachuré et Disque à gauche-Disque à droite, respectivement, comme dans la Figure 6.1. IFS = "Initial-Final-Somme des traits partagés". Toutes les conditions sont présentées dans les annexes.

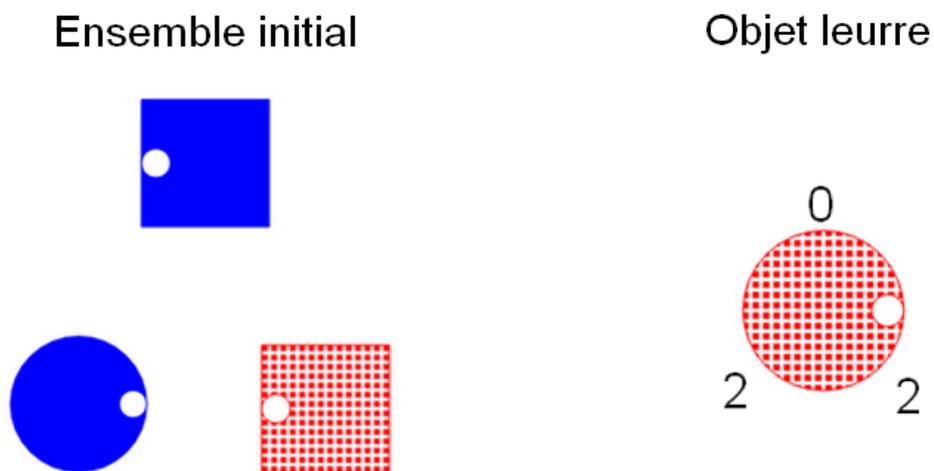
Procédure

Les participants étaient assis à environ 60cm de l'écran d'ordinateur et il leur était demandé d'entrer leurs réponses à l'aide de deux touches d'un pavé numérique. Il était demandé aux participants d'évaluer si l'objet test faisait partie ou non de l'ensemble initial et d'appuyer sur la touche correspondante (respectivement la touche 4 et la touche 6). Après avoir reçu une série d'instructions pour compléter la tâche, les participants commençaient l'expérimentation avec une série d'entraînement de 15 essais pendant laquelle on leur notifiait s'ils avaient répondu correctement ou non. Ensuite, 540 essais étaient présentés aux participants (cette fois-ci sans feedback). La moitié des essais était des essais sans

FIGURE 6.1 – Exemples d'ensembles initiaux (triplet de stimuli sur le côté gauche) et d'objets leurre (stimulus sur le côté droit). (a) La structure initiale présente une complexité de 4, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. (b) La structure initiale présente une complexité de 10, tandis que la structure finale présente une complexité de 8.



(a)



(b)

Note. ces conditions sont notées respectivement 4-8-2 et 10-8-4 (correspondant à : complexité de l'ensemble initial - complexité finale - nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre)

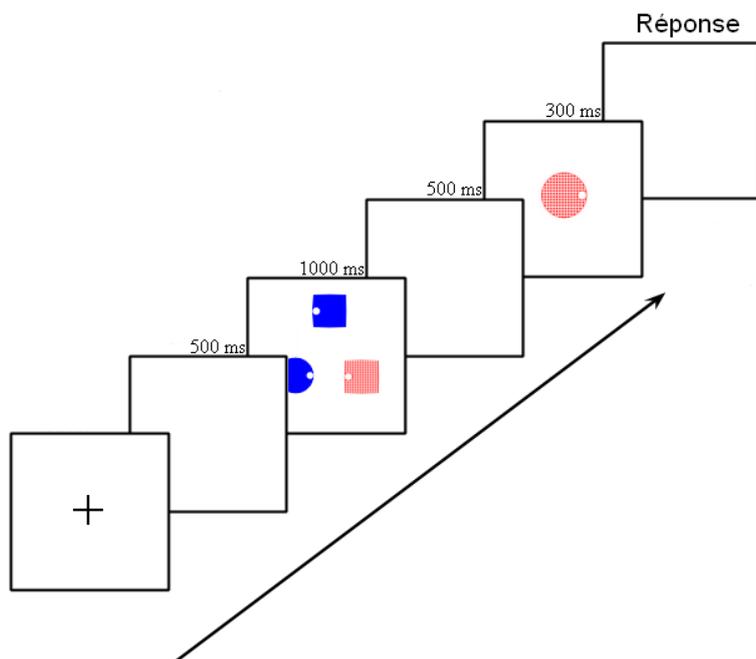
changement (correspondant à un essai où l'objet test était l'un des trois objets présentés). L'autre moitié des essais correspondait aux essais avec changement dans lesquels l'objet test était un leurre (i.e., un objet absent de l'ensemble initial). Selon la manipulation, le leurre pouvait être plus ou moins similaire aux objets de l'ensemble initial (Tableau 6.1). Les participants pouvaient prendre une courte pause après les 200 premiers essais et après 400 essais. Les 540 essais étaient permutés pour chaque participant.

Chaque essai commençait avec une croix de fixation présentée pendant 2000ms suivie d'un écran blanc de 500ms. L'ensemble de stimuli apparaissait ensuite pour 1000ms suivi d'un nouvel écran blanc de 500ms. Notez que l'ensemble de stimuli n'était pas suivi par un masque afin de permettre un encodage maximal. Ensuite, l'objet test apparaissait durant 300ms avant un écran blanc final qui donnait un temps suffisant aux participants pour rentrer leur réponse (Figure 6.2). L'essai suivant était initié automatiquement par le programme. Les réponses des participants et leur temps de réponse étaient enregistrés. Les réponses étaient classées en quatre catégories : reconnaissances correctes (hits), omissions, rejets correctes (RC) et fausses alarmes (FA). Ces quatre catégories permettaient de mieux comprendre la nature des erreurs des participants au test de mémoire (les hits et omissions correspondaient respectivement aux bonnes et mauvaises réponses dans les essais sans changement et les RC et FA aux bonnes et mauvaises réponses dans les essais avec changement, voir Tableau 6.2).

Tableau 6.2 – Répartition des réponses à la question “l'objet test fait-il parti de l'ensemble initial ?” en fonction du type d'essai dans l'Expérience 6.

Réponse du participant	Essai sans changement	Essai avec changement
Oui	Hit	Fausse alarme
Non	Omission	Rejet correct

FIGURE 6.2 – Déroulement d'un essai dans l'Expérience 6.



6.2.3 Résultats

Afin de tester spécifiquement l'effet de la pré-activation par l'ensemble initial, l'analyse subséquente a été limitée aux cas où l'objet leurre était présent dans l'essai, et plus spécifiquement encore aux FA (une réponse "oui, cet élément faisait partie de l'ensemble initial" alors que tel n'était pas le cas). En effet, les FA sont susceptibles de mettre en exergue l'effet d'une pré-activation. Un taux élevé de FA indiquerait que l'objet leurre était souvent reconnu comme faisant partie de l'ensemble initial. Cette erreur spécifique pourrait être la conséquence d'une forte pré-activation de l'objet leurre par l'ensemble initial, conduisant à une mauvaise reconnaissance. Nos hypothèses étaient que les taux de FA sont plus élevés dans le cas d'une baisse de complexité et que cet effet sera d'autant plus fort avec une complexité faible. La logique derrière cette prédiction est la suivante : un leurre faisant diminuer la complexité de l'ensemble initial est un objet partageant un nombre important de traits avec ce dernier tandis qu'un leurre augmentant la complexité de l'ensemble initial se trouve

être très différent (voir Figure 6.1 pour un exemple). En cela, un objet diminuant la complexité de l'ensemble initial a plus de chances d'être pré-activé par l'ensemble initial qu'un objet faisant augmenter la complexité. Par voie de conséquence, un objet faisant baisser la complexité présente plus de chances de conduire à une fausse reconnaissance. De plus, un ensemble d'objets de complexité faible est susceptible d'activer en moyenne moins de traits qu'un ensemble de complexité élevée (voir Tableau 6.1, le nombre de traits impliqués étant plus élevé dans les structures complexes). Par conséquent, si les traits pré-activés par un ensemble de faible complexité correspondent à ceux de l'objet leurre, alors ce dernier sera encore plus fortement pré-activé. Des analyses plus larges sur les performances globales se trouvent dans l'article en annexes.

Nous avons retiré 4.7% des données, ce qui correspond aux temps de réponse inférieurs à 250ms ou plus élevés que 2000ms, supprimant les temps courts s'éloignant de la moyenne de deux écarts-types tout en conservant des temps plus longs afin de mieux observer l'effet de la complexité de notre matériel. Afin de mieux comprendre l'effet de la pré-activation d'un objet leurre par un ensemble d'objets, trois facteurs ont été étudiés : la complexité de l'ensemble initial (Basse *vs.* Moyenne *vs.* Élevée), le changement de complexité (Baisse *vs.* Pas de changement *vs.* Hausse) et comme facteur contrôle le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre (afin de définir si la pré-activation dépend uniquement du nombre de traits communs activés ou de leur répartition).

La Figure 6.3 montre l'effet de la complexité de l'ensemble initial et du changement de complexité sur les taux de FA et met notamment en évidence un taux de FA très élevé en complexité faible quand l'objet leurre fait diminuer la complexité. Les résultats du modèle mixte linéaire portant sur les taux de FA en fonction de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité avec la somme des traits partagés comme facteur contrôle présentés dans le Tableau 6.3 indiquaient un effet de chacune de nos variables avec également des effets d'interaction entre la complexité de l'ensemble initial et le changement de complexité ainsi qu'entre la complexité de l'ensemble initial et le nombre de

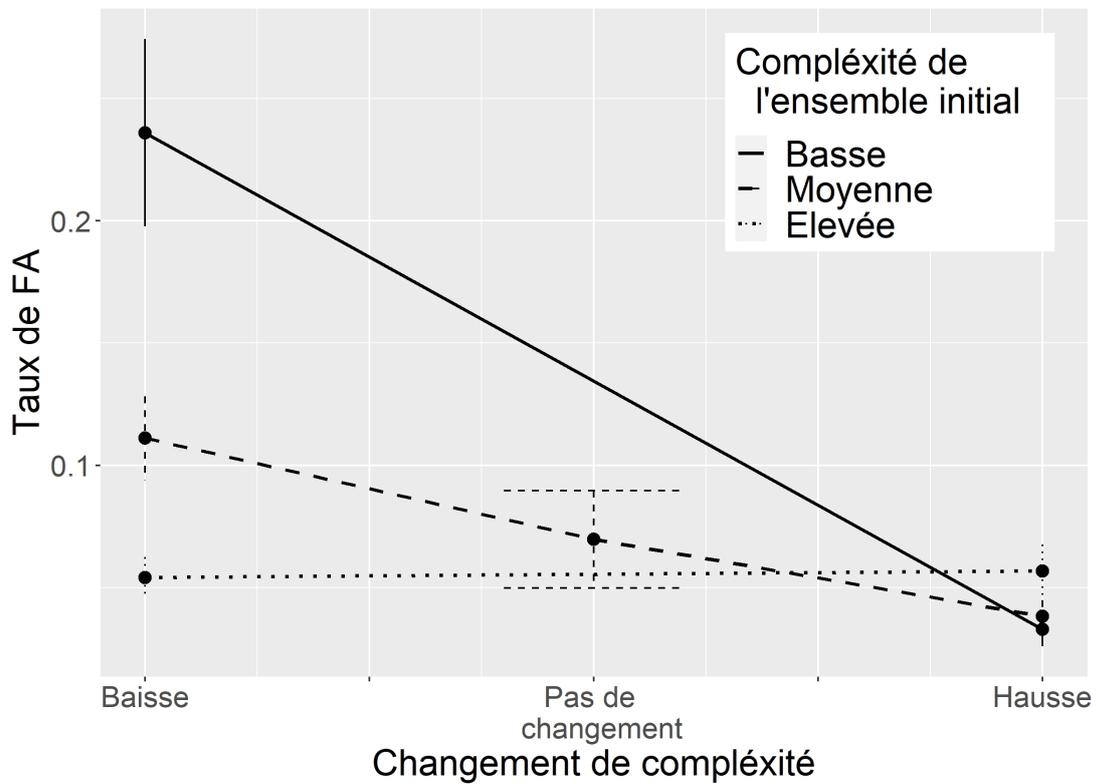
traits partagés. En effet, les résultats ont montré une diminution des taux de FA avec une augmentation de la complexité ($F(1,927) = 177.486, p < .001$) et, comme prévu, l'effet du changement de la complexité sur les FA apparaissait notamment quand la complexité de l'ensemble initial était faible (ce qui est capturé par l'interaction entre les deux facteurs : $F(1, 16672) = 125.344, p < .001$). Ce résultat met en évidence que les participants commettaient effectivement plus de FA lorsque l'objet leurre diminuait la complexité, et particulièrement quand la complexité était initialement faible.

Pour aller plus loin dans notre analyse sur les taux de FA, nous avons contrôlé l'effet du nombre de nouveaux traits induits par l'introduction de l'objet leurre (traits présents dans l'objet leurre non présentés dans l'ensemble initial). En effet, si les participants ne voyaient qu'un ensemble de carrés dans l'ensemble initial avant de se voir présenter un cercle comme objet leurre, alors ce nouveau trait "cercle" pourrait permettre un rejet plus facile du leurre (Mewhort & Johns, 2000), ce qui pourrait expliquer une baisse du taux de FA. L'émergence d'un ou deux nouveaux traits dans le leurre a effectivement diminué significativement les taux de FA par rapport aux conditions dans lesquelles aucun nouveau trait n'est apparu ($F(1, 66) = 45.28, p < .001$). Néanmoins, lorsque nous avons sélectionné uniquement les conditions pour lesquelles aucun nouveau trait n'est apparu dans l'objet leurre, nous avons tout de même retrouvé un effet significatif de l'interaction entre la complexité de l'ensemble initial et le changement de complexité ($F(1, 74) = 13.131, p < .001$). Ce résultat suggère que nos variables ont un effet indépendamment de celui lié à l'ajout de nouveaux traits.

6.2.4 Discussion

Les analyses présentées dans la partie précédente permettent de mettre en évidence un effet de nos facteurs complexité et de changement de complexité sur les fausses alarmes (FA). Nos résultats ont montré un effet du changement de complexité qui dépendait de la complexité de l'ensemble initial. Dans le cas où la complexité de l'ensemble initial était faible ou moyenne et que celle-

FIGURE 6.3 – Effet de la complexité de l'ensemble initial (Basse *vs.* Moyenne *vs.* Élevée) et du changement de complexité (Baisse *vs.* Pas de changement *vs.* Hausse) sur les taux de fausses alarmes (FA) dans l'Expérience 6.



Note. Les barres d'erreurs correspondent à ± 1 erreur standard.

Tableau 6.3 – Effet de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de fausses alarmes dans l'Expérience 6.

	Sum sq	Mean sq	NumDF	DenDF	Valeur F	Valeur p
Complexité de l'ensemble initial	0.2417	0.2417	1	4148	4.829	.028 *
Changement de complexité	8.8857	8.8857	1	927	177.486	<.001 ***
Somme des traits partagés	1.2218	1.2218	1	3037	24.405	<.001 ***
Complexité de l'ensemble initial × Changement de complexité	6.2753	6.2753	1	16672	125.344	<.001 ***
Complexité de l'ensemble initial × Somme des traits partagés	1.5296	1.5296	1	9785	30.552	<.001 ***

ci diminuait avec l'ajout de l'objet leurre, les conditions provoquaient plus de fausses alarmes (les participants reconnaissaient faussement l'objet leurre comme faisant partie de l'ensemble initial). Ce résultat suggère que les traits composant l'ensemble initial venaient pré-activer un ensemble d'objets, parmi lesquels l'objet leurre présenté, ce qui conduisait à une mauvaise reconnaissance. À l'inverse, dans le cas d'une complexité de l'ensemble initial élevée, le taux de FA restait faible, y compris dans les cas où l'objet leurre abaissait la complexité de l'ensemble des stimuli. Nous supposons que l'objet leurre pourrait ne pas être suffisamment pré-activé pour induire le participant en erreur lorsque l'ensemble initial activait un ensemble trop important de traits différents (beaucoup de traits sont présents dans les ensembles complexes). De manière générale, lorsque l'objet leurre augmentait la complexité de l'ensemble, nos résultats ne montraient pas d'effet de la complexité de l'ensemble initial. Notre interprétation est que, dans le cas d'une augmentation de la complexité, l'objet leurre était facilement rejeté.

L'étape suivante consiste à identifier un mécanisme qui puisse rendre compte de la pré-activation de l'objet leurre par l'ensemble initial. Dans cet objectif, afin de mieux comprendre la manière dont les participants ont encodé les objets présentés, la partie suivante présente deux modèles (l'un simulant un encodage parallèle et l'autre un encodage séquentiel). Ces modèles sont ensuite comparés aux données de cette expérimentation afin de déterminer si l'encodage a été réalisé par un traitement parallèle ou un traitement séquentiel.

6.3 Encodage séquentiel *vs.* parallèle

L'Expérience 6 a mis en évidence que la présentation d'un ensemble initial d'objets pouvait mener à de fausses reconnaissances (autrement appelées fausses alarmes, ou FA) d'un objet leurre comme faisant parti de l'ensemble initial, à deux conditions : (1) si la complexité de l'ensemble initial n'était pas trop élevée et (2) si l'objet leurre était proche de ceux de l'ensemble initial (permettant de faire diminuer la complexité de l'ensemble). Ces résultats suggèrent que l'objet leurre pouvait être pré-activé par les objets de l'ensemble initial, mais ils n'indiquent en rien la manière dont ont été encodés les objets.

Au sein de cette thèse, notre intérêt a été plus largement porté sur du matériel présenté uniquement de manière sérielle. La question posée maintenant est de savoir si un traitement sériel pourrait être également à l'œuvre lors d'une présentation simultanée. Afin de répondre à cette question, deux modèles sont développés, l'un simulant un traitement parallèle, l'autre un traitement sériel. Chacun de ces modèles apporte une valeur relative à la pré-activation de l'objet leurre sur la base d'une combinaison des traits visuels présentés dans l'ensemble initial. C'est justement l'encodage de cette combinaison de traits qu'il est possible de simuler d'une façon séquentielle ou parallèle.

Nous supposons un encodage séquentiel sous l'hypothèse que le focus attentionnel en mémoire de travail est limité à un item et que par conséquent l'attention est contrainte à balayer les multiples objets à encoder de façon sérielle (Cowan, 2011 ; Garavan, 1998 ; Oberauer & Bialkova, 2011 ; Vergauwe et al., 2016).

6.3.1 Modèle d'encodage parallèle

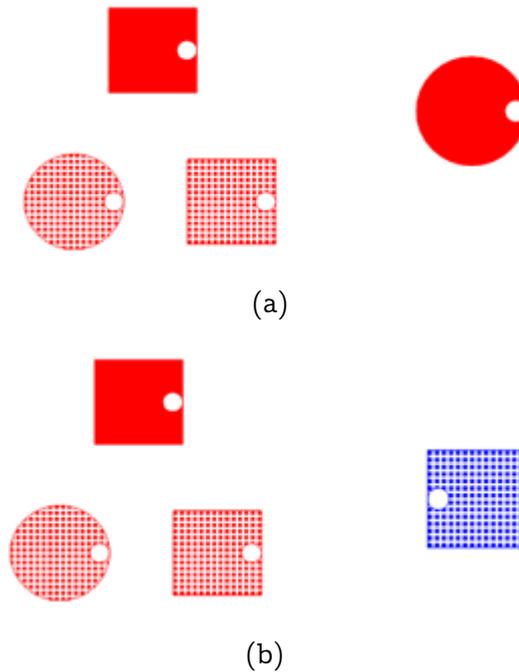
Ce premier modèle a pour but de simuler un encodage parallèle des objets de l'ensemble initial en fonction de leur traits visuels (forme, couleur, texture et position du point). Pour chacune des conditions expérimentales utilisées dans l'Expérience 6, une valeur correspondant à la possibilité de pré-activer l'objet leurre est calculée et les valeurs obtenues sont ensuite comparées aux résultats

de l'Expérience 6.

Pour chaque condition, on calcul la probabilité d'encodage de chacun des traits apparaissant dans l'ensemble initial. Ensuite, les traits de l'objet leurre sont sélectionnés et les valeurs obtenues pour chaque trait présent dans l'objet leurre sont multipliées afin d'obtenir une valeur finale correspondant à la probabilité de pré-activation de l'objet leurre.

Nous pouvons prendre l'exemple de la structure 4-2-8 présentée dans la Figure 6.4a. Les trois objets de gauches correspondent à l'ensemble initial et celui de droite à l'objet leurre. Une probabilité d'encodage a été calculée pour chacun des traits en fonction de son nombre d'occurrences sur l'ensemble des trois objets (cercle = $1/3 = .33$; carré = $2/3 = .66$; bleu = $0/3 = 0$; rouge = $3/3 = 1$; plein = $1/3 = .33$; hachuré = $2/3 = .66$, disque à droite = $3/3 = 1$ et disque à gauche = $0/3 = 0$). Les traits de l'objet leurre ont ensuite été sélectionnés (ici cercle rouge plein avec un disque à droite) et les valeurs obtenues pour chacun de ces traits ont été multipliés ($.33 \times 1 \times .33 \times 1$) permettant d'obtenir une valeur finale correspondant à la probabilité qu'un objet leurre soit pré-activé. Dans notre exemple : .1111. Un autre exemple serait celui de la structure de la Figure 6.4b. Dans cet exemple, pour faciliter les explications, la complexité de l'ensemble initial et l'ensemble initial sont identiques à l'exemple précédent. Cependant, dans cet exemple, le leurre est différent. En multipliant les valeurs obtenues pour les traits de l'objet leurre qui est cette fois un carré bleu hachuré avec le disque à gauche ($.66 \times .1 \times .66 \times .1$; notons que les 0 ont été remplacé par des 0.1 pour rendre compte du bruit crée par le passage consécutif de plusieurs centaines d'essais) nous obtenons une valeur de .044. Ces valeurs reflètent bien qu'un objet leurre diminuant la complexité de l'ensemble (tel que c'est le cas dans le premier exemple) a une probabilité de pré-activation de l'objet leurre plus élevée que quand ce dernier augmente la complexité (tel que dans le second exemple; les valeurs sont de .1111 et .044 respectivement). Cette différence correspond à une plus grande pré-activation de l'objet leurre dans le premier exemple par rapport au second. Cela correspond également aux résultats observés précédemment, à savoir qu'une baisse de la complexité

FIGURE 6.4 – Exemple de structures, (a) 4-2-8, (b) 4-8-4



entraînerait une plus forte pré-activation de l'objet leurre mise en évidence par un plus grand nombre de fausses alarmes.

Afin de savoir quel encodage est utilisé par les participants, un second modèle simulant un encodage sériel a été développé.

6.3.2 Modèle d'encodage séquentiel

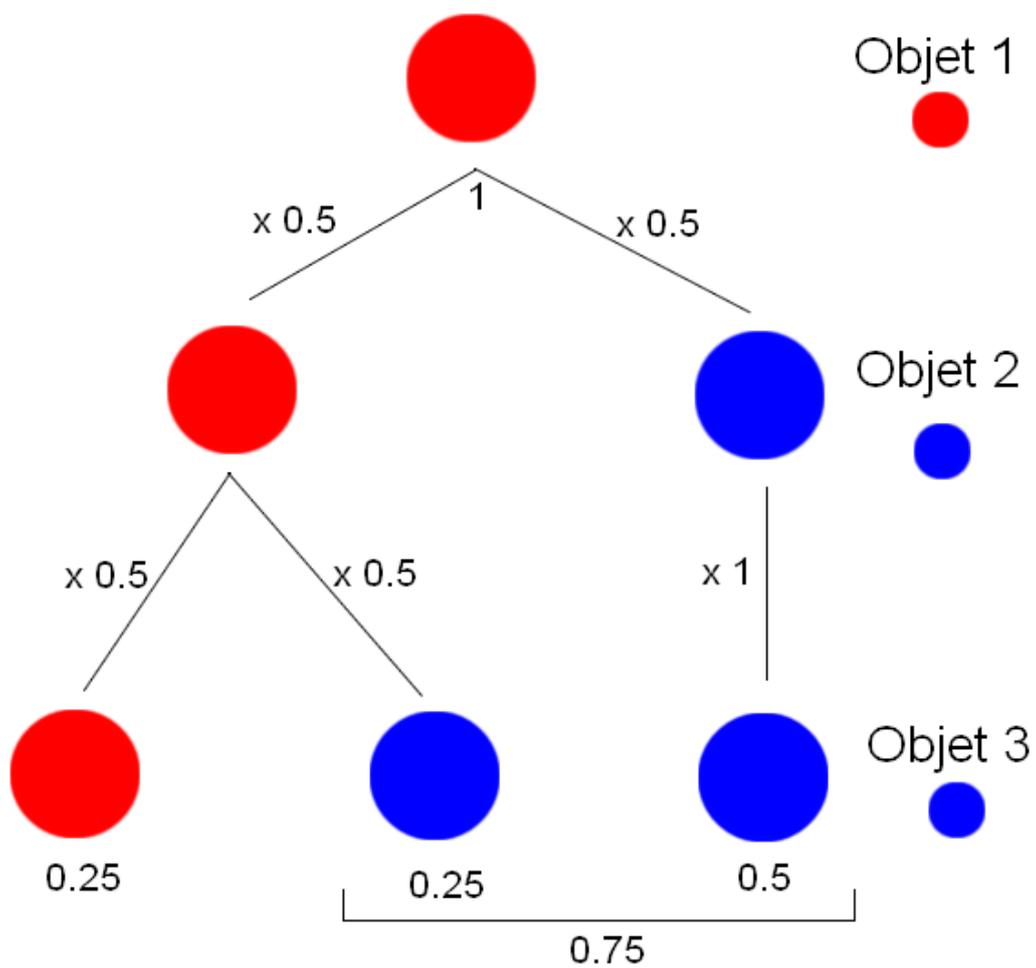
Dans le cas de l'encodage sériel, on considère que le participant porte successivement son attention sur les trois objets. Par conséquent, six ordres sériels sont possibles. Pour chacun de ces ordres, un arbre de décision (tel que celui de l'exemple de la Figure 6.5) a été réalisé afin d'obtenir pour chaque trait une probabilité de pré-activation. Au sein de chaque arbre, la valeur d'encodage du trait évolue en fonction de l'ordre de présentation. Ensuite, tout comme pour le premier modèle, les traits de l'objet leurre ont été sélectionnés et leurs valeurs ont été multipliées afin d'obtenir une valeur unique pour chaque ordre sériel. Enfin, une moyenne des six valeurs (une pour chaque ordre sériel) a été calculée afin d'obtenir une valeur finale, et cela pour chaque condition. Ici encore, les

valeurs 0 ont été remplacées par 0.1 afin de rendre compte du bruit existant au sein de l'expérimentation.

Un exemple d'arbre est présenté dans la Figure 6.5. Chaque arbre concerne les deux traits d'une unique dimension. Par exemple, la Figure 6.5 s'intéresse à la dimension "couleur" des objets et les deux traits sont "rouge" et "bleu". L'objet initial pose les probabilités d'encodage à 1 pour tous les traits qui le constituent du fait que la totalité des ressources en mémoire de travail peut être allouée aux traits constitutifs de l'objet. Dans le cas où un trait est présenté pour la première fois, mais pas de manière initiale (par exemple l'apparition d'un trait dans le deuxième ou le troisième objet), sa probabilité d'encodage est au contraire réglée à .5 car son encodage doit puiser dans des ressources qui sont déjà amenuisées. Ce réglage à .5 est un paramètre fixe du modèle. À chaque embranchement, si un objet présentant un trait différent du précédent entre dans le focus attentionnel (par exemple un objet bleu survenant après un objet rouge), alors la valeur est multipliée par .5. À l'inverse, la probabilité d'encodage est multipliée par 1 dans le cas de la présentation du même trait que celui précédent (par exemple un objet bleu survenant après un objet bleu). Une fois les trois objets présentés, les valeurs sont additionnées pour les traits identiques (ici pour le trait bleu : $.25 + .5 = .75$).

Pour plus de clarté, reprenons les exemples utilisés précédemment et présentés dans la Figure 6.4. Imaginons dans la Figure 6.4a que l'ordre du focus attentionnel est le suivant : haut - gauche - droite. Dans le cas des traits se répétant dans les trois objets, les valeurs sont égales à 1 (les traits "rouge" et "disque à droite" dans notre exemple). À l'inverse, pour les traits non présents dans les objets, les valeurs sont égales à 0, puis finalement ramenées à .1 (les traits "bleu" et "disque à gauche"). Dans le cas de la dimension "forme", les deux traits "carré" et "cercle" sont présents dans notre exemple. Selon l'ordre défini précédemment, le participant est confronté à : carré -> cercle -> carré. Lors de la présentation du premier objet, la forme présentée est encodée ($p = 1$) et la forme non présentée n'est pas encodée ($p = 0$). Dans notre exemple, le carré obtient une probabilité d'encodage de $p = 1$ et le cercle de $p = 0$. Par

FIGURE 6.5 – Exemple d’arbre de décision en fonction de l’ordre de présentation, ici présenté pour un ordre donné pour la dimension “couleur” avec les traits “rouge” et “bleu”.



la suite, un cercle est présenté. La probabilité d'encodage du carré s'affaiblit ($p = 1 \times .5 = .5$, tel que défini par le modèle) et celle du cercle est fixée à $p = .5$ (paramètre fixe du modèle pour l'apparition d'un nouveau trait). Le troisième objet étant un carré, alors la probabilité d'encodage de ce trait est multipliée par 1 ($p = .5 \times 1 = .5$) et bénéficie d'un surplus d'activation dû à sa répétition ($p = .5 \times .5 = .25$, symbolisé par l'embranchement dans la Figure 6.5) entraînant une probabilité d'encodage de $p = .5 + .25 = .75$ pour le trait carré. Dans le cas du cercle, sa probabilité d'encodage se trouve de nouveau multipliée par .5 puisque l'objet ne se répète pas, conduisant à une probabilité de $p = .5 \times .5 = .25$ pour ce trait. Enfin pour la dimension "texture", le participant observe les traits : plein -> hachuré -> hachuré, ce qui correspond à une valeur finale de .25 pour le plein ($p = 1 \times .5 \times .5$) et .75 pour le hachuré ($p = 0 + .5 * 1 + .5 * .5$). Avec ces valeurs, et pour cet ordre spécifique, nous obtenons une valeur d'encodage de l'objet leurre de $.25 \times 1 \times .25 \times 1 = .0625$ pour l'exemple de la Figure 6.4a (avec l'objet leurre étant un cercle, rouge, plein et avec le point à droite) et de $.75 \times .1 \times .75 \times .01 = .0056$ pour la Figure 6.4b (l'objet leurre étant un carré, bleu, hachuré avec le point à gauche). Par conséquent, pour les mêmes conditions, nos deux modèles conduisent à des valeurs différentes permettant de déterminer lequel des deux rend mieux compte des données.

Chacun des deux traits peut survenir dans chacun des trois objets, ce qui génère huit cas possibles ($2 \times 2 \times 2$) pour une dimension particulière (par exemple l'alternance rouge -> bleu -> bleu présentée dans la Figure 6.5 n'est qu'un seul des huit cas possibles). Les huit possibilités de répartition des traits binaires ("cercle" *vs.* "carré", "bleu" *vs.* "rouge", "plein" *vs.* "hachuré" et "disque à gauche" *vs.* "disque à droite") sont résumées dans le Tableau 6.4 qui indique pour chaque trait les résultats des arbres de décision en fonction de l'ordre de présentation. Notez que huit ordres sont possibles pour les traits d'une dimension, mais seulement six ordres pour les objets (chaque trait peut se répéter à chaque objet, mais un objet n'est vu qu'une seule fois).

Tableau 6.4 – Encodage des traits d’une dimension en fonction de l’ordre sériel des objets. Chaque dimension est composée de deux traits, ici nommés “Trait 1” et “Trait 2” afin de généraliser.

Ordre	Exemple	Valeur du trait 1	Valeur du trait 2
1	Trait 1 -> Trait 1 -> Trait 1	1	0
2	Trait 1 -> Trait 1 -> Trait 2	.5	.5
3	Trait 1 -> Trait 2 -> Trait 1	.75	.25
4	Trait 1 -> Trait 2 -> Trait 2	.25	.75
5	Trait 2 -> Trait 1 -> Trait 1	.75	.25
6	Trait 2 -> Trait 1 -> Trait 2	.25	.75
7	Trait 2 -> Trait 2 -> Trait 1	.5	.5
8	Trait 2 -> Trait 2 -> Trait 2	0	1

6.3.3 Tests des modèles

Les deux modèles parallèle et séquentiel présentés ci-dessus ont été testés sur les taux de fausses alarmes de l’Expérience 6. Pour se faire, des modèles mixtes linéaires ont été effectuées avec le package "lmertest" du logiciel R (Team, 2018) et des AIC ont été calculés pour départager les modèles. La condition 4-8-4 a été exclue car les deux modèles produisaient pour cette condition les mêmes valeurs. Les valeurs obtenues pour chaque condition de chaque modèle sont résumées dans le Tableau 6.5. Nous pouvons constater que le modèle parallèle produit les mêmes valeurs pour plusieurs conditions (6-6-4 et 6-10-4 d’une part et 7-6-4, 10-8-4 et 10-12-4 d’autre part) alors que le modèle séquentiel présente des valeurs différentes pour chaque condition, ce qui suggère que le fonctionnement plus fin de ce modèle permet de capturer d’avantage d’information.

La Figure 6.6 montre les probabilités de pré-activation de chaque modèle en fonction de la complexité de l’ensemble initial et du changement de complexité induite par l’objet leurre. Nous notons que le modèle séquentiel conduit à des probabilités de pré-activation légèrement plus faibles que le modèle parallèle (excepté quand la complexité de l’ensemble initial est élevé, avec peu de différences entre les deux modèles).

Les AIC calculés pour chaque modèle suggèrent que le modèle séquentiel ($AIC = -14524.83$) rend mieux compte des données que celui parallèle ($AIC = -14527.92$). En effet, l’AIC le plus faible correspond au modèle le

FIGURE 6.6 – Probabilités de pré-activation de l’objet leurre pour les trois niveaux de complexité de l’ensemble initial (Basse *vs.* Moyenne *vs.* Élevée) et changement de complexité (Baisse *vs.* pas de changement *vs.* Haute) en fonction de chaque modèle (Parallèle *vs.* Séquentiel).

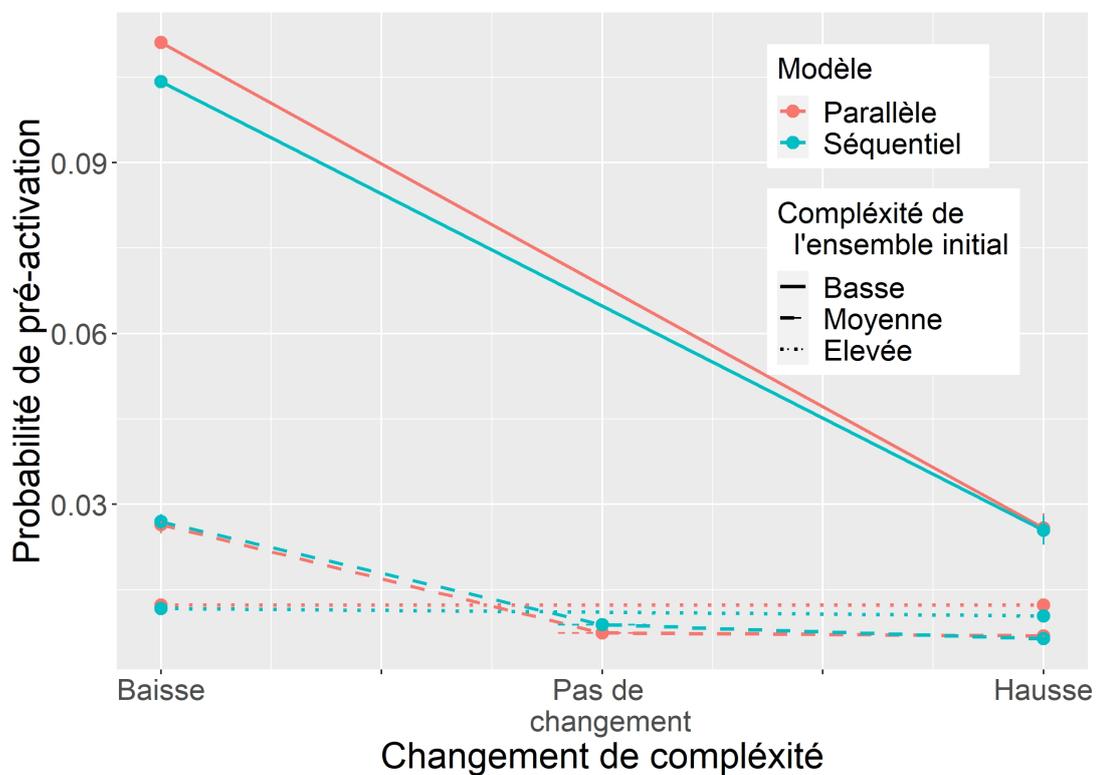


Tableau 6.5 – Valeurs de pré-activation de l’objet leurre sur la base de l’ensemble initial pour chaque condition, calculé pour chaque modèle.

Condition	Modèle parallèle	Modèle séquentiel
4-2-8	.1111	.1042
4-7-7	.0444	.0438
4-8-2	.0011	.0010
4-8-4	.0044	.0044
6-5-9	.0370	.0365
6-6-4	.0074	.0089
6-9-3	.0037	.0036
6-9-5	.0148	.0141
6-10-4	.0074	.0068
7-6-4	.0123	.0143
10-8-4	.0123	.0117
10-12-4	.0123	.0104

plus parcimonieux et rendant le mieux compte des données. En cela, ce test indique qu’un encodage sériel (tel que calculé présentement) explique mieux les différents taux de FA obtenus dans l’Expérience 6 qu’un encodage parallèle. Il est alors possible de supposer que lors du traitement de l’ensemble initial des trois objets, les participants portent successivement leur attention sur chacun d’eux afin d’encoder l’ensemble de manière à remplir la tâche.

Pour conclure, cette étude est en faveur d’un traitement sériel opérant en mémoire de travail dans le cas d’une présentation en parallèle de stimuli au sein d’une scène visuelle fixe. Ce résultat renforce l’idée que l’étude du traitement sériel et des facteurs intervenant dans ce dernier serait centrale pour mieux comprendre comment l’être humain traite son environnement et s’y adapte.

7 | Discussion Générale

Cette thèse qui s'inscrit dans le champ de l'apprentissage statistique avait pour objectif principal d'examiner les mécanismes sous-tendant l'apprentissage de séquences en étudiant les facteurs se trouvant y être impliqués.

Comme précisé dans l'introduction (section 1.1), un mécanisme hebbien classique décrit l'apprentissage associatif entre deux stimuli mais ne permet pas d'expliquer l'apprentissage d'associations plus complexes, tel que l'association entre une combinaison de deux stimuli et un autre stimulus. À l'inverse, des modèles plus récents se basant sur une règle hebbienne généralisée inter-synaptique et/ou des neurones à codage mixte (Lavigne et al., 2014, 2016) permettent de rendre compte de l'apprentissage associatif. Afin de déterminer quel modèle décrit le mieux l'apprentissage associatif dans son ensemble, nous avons utilisé des probabilités transitionnelles de second-ordre (probabilité d'un stimulus sachant une combinaison de deux stimuli, $p(C|AB)$) au sein des séquences les plus minimales permettant d'intégrer ce type de PT : des triplets. De plus, afin de mieux rendre compte de la complexité de l'apprentissage de séquences, nos études ont intégré des facteurs impliqués dans l'apprentissage de triplets : les probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli adjacents ou non-adjacents et la fréquence.

Cette thèse visait deux objectifs principaux : (1) identifier les facteurs impliqués dans l'apprentissage statistique de séquences, avec un intérêt particulier pour les probabilités transitionnelles de second-ordre, et (2) étudier les interactions entre facteurs et la possibilité qu'un facteur puisse être sélectionné en fonction de la tâche.

Nos hypothèses initiales étaient que les PT de second-ordre peuvent être apprises, mais que les PT de premier-ordre prévalent dans l'apprentissage au sein de séquences et demeurent centrales par rapport aux autres variables. Nous pensions également que les dépendances non-adjacentes peuvent être apprises sur la base de l'apprentissage statistique en un nombre d'essais relativement limité si elles permettent une prédiction. De plus, nous supposons une utilisation différenciée des facteurs en fonction de la nécessité de la tâche avec une prévalence des PT dans les tâches impliquant la prédiction et un avantage pour

la fréquence dans les tâches de reconnaissance.

Afin de tester ces hypothèses, nos différents facteurs ont été étudiés séparément puis dans leurs interactions avec un protocole permettant la prédiction (Expériences 1 à 5) et également avec une tâche de reconnaissance (Expérience 5), tant avec des séquences visuomotrices (Expériences 1 à 4) que des séquences langagières (Expérience 5). De cette manière, les expérimentations ont permis d'identifier les parts respectives des différents facteurs fondamentaux sur l'apprentissage statistique de séquences en fonction de tâches orientant vers la prédiction ou la reconnaissance.

Un autre objectif plus secondaire a été d'étudier la possibilité d'un traitement séquentiel prépondérant dans le traitement de stimuli présentés simultanément. Nous présumons un traitement séquentiel des stimuli, même dans le cas d'une scène visuelle fixe, consécutif à une limite attentionnelle contraignant un traitement sériel en mémoire de travail (Cowan, 2011; Vergauwe et al., 2016).

Pour tester cette hypothèse, le Chapitre 6 propose une expérimentation et un test de modèles afin de déterminer la possibilité d'un traitement séquentiel même dans le cas d'une présentation simultanée.

De manière à mieux comprendre comment nos découvertes nourrissent la littérature sur l'apprentissage statistique, nous résumons les études antérieures avant de résumer nos propres expérimentations, puis nous discutons les implications de nos résultats et les limites rencontrées. Nous questionnons également les perspectives et développements possibles pour de futures recherches afin d'approfondir notre compréhension de l'apprentissage de séquences.

7.1 Études antérieures et origine du questionnaire

Les premières études s'intéressant à l'apprentissage de régularités statistiques ont montré que l'extraction d'un mot au sein d'un flux langagier repose sur la capture des probabilités transitionnelles (Saffran, Newport, & Aslin,

1996). En effet, les enfants parviennent très rapidement à différencier un ensemble de trois syllabes ayant des PT élevées (mot) d'un autre ensemble ayant des PT plus faibles (mot partiel, correspondant au contact entre deux mots), ce qui permet d'extraire des séquences se répétant au sein d'un flux continu (Saffran, Aslin, & Newport, 1996). La question de l'impact des PT sur l'apprentissage statistique de nouvelles séquences a largement été étudié dans le cas de PT de premier-ordre entre éléments adjacents (Aslin et al., 1998) ou non-adjacents (Gómez, 2002; Kabdebon et al., 2015). Ces études ont permis de mettre en évidence l'importance des PT dans l'apprentissage statistique de séquences indépendamment d'autres facteurs, et cela tant avec des stimuli langagiers tels que des pseudo-mots (Aslin et al., 1998; Gómez, 2002) ou des langues naturelles (Pelucchi et al., 2009b) qu'avec des stimuli visuels (Kirkham et al., 2002). Les résultats de ces études montrent un apprentissage facilité des PT entre deux éléments adjacents et une plus grande difficulté pour capturer des dépendances entre éléments non-adjacents (Vuong et al., 2016; Wilson et al., 2018). Cet effet prépondérant des probabilités transitionnelles apparaît également au sein d'études intégrant PT et fréquence, avec des résultats indiquant une prévalence des probabilités transitionnelles sur la fréquence de la séquence et cela tant avec des données issues d'un modèle de neurones (Mirman et al., 2010) qu'avec des données comportementales humaines (Endress & Langus, 2017).

Cet effet des PT de premier-ordre peut être expliqué par mécanisme d'apprentissage hebbien classique. Néanmoins, au sein d'un traitement séquentiel impliquant d'avantage que des paires de stimuli, un type de PT plus complexe est à prendre en considération : les PT de second-ordre (Gómez, 1997). Peu d'études se sont penchées sur l'effet de ce type de PT sur l'apprentissage séquentiel (Deroost et al., 2010; Gómez, 1997; Reed & Johnson, 1994) et jamais en les intégrant au sein de triplets, c'est pourquoi leurs effets demeurent peu compris. De manière générale, il apparaît que ce type de PT était plus complexe à apprendre que les PT de premier-ordre (Gómez, 1997). Les probabilités transitionnelles de second-ordre nécessitent l'apprentissage de l'association d'une

combinaison de deux stimuli avec un autre stimulus. Or, un tel apprentissage ne peut être expliqué par un mécanisme hebbien classique. En cela, nous avons porté un intérêt particulier aux PT de second-ordre afin de mettre en évidence l'importance de l'utilisation de modèles plus complets dans le cadre de l'apprentissage associatif au sein de séquences.

Pour résumer, l'état de la littérature concernant les facteurs impliqués dans l'apprentissage statistique de séquences présente l'idée que la PT est un facteur jouant un rôle central, avec une prévalence des PT de premier-ordre entre éléments adjacents par rapport aux PT de premier-ordre entre éléments non-adjacents, aux PT de second-ordre et à la fréquence. Néanmoins, ces études ont testé les effets de ces facteurs de manière principalement séparée et peu d'entre elles ont cherché à tester les possibles interactions existantes entre ces différentes variables. Afin de comprendre les effets spécifiques et effets d'interaction des PT, de la structure de dépendance et de la fréquence dans l'apprentissage de séquences, une série d'expérimentations a été menée. La section suivante présente un résumé des expérimentations rapportées dans cette thèse.

7.2 Synthèse des résultats expérimentaux

L'ensemble de cette thèse est basé sur l'idée que les probabilités transitionnelles, la structure de la dépendance et la fréquence sont impliquées dans l'apprentissage de séquences et peuvent interagir ou prédominer selon la tâche. L'accent a été mis sur l'effet des probabilités transitionnelles de second-ordre au sein de triplet dont l'apprentissage représente un enjeu en termes de modélisation. Par ailleurs, pour aller plus loin dans notre compréhension du traitement séquentiel, le Chapitre 6 a également permis de questionner la possibilité qu'un traitement séquentiel puisse prendre place lors d'une présentation simultanée afin de mieux évaluer son importance dans la cognition humaine.

7.2.1 Expérience 1

L'Expérience 1 posait la question de l'ordre de présentation des stimuli dans le cas de l'apprentissage de PT de second-ordre. Cette question était soulevée par la nature même de ce type de PT. En effet, une PT de second-ordre correspond à la prise en compte d'une combinaison de stimuli pour prédire le stimulus suivant, aussi, nous avons cherché à savoir si c'est seulement la combinaison de stimuli qui est prise en compte ou bien cette combinaison ainsi que l'ordre de présentation des dits stimuli. Un protocole employant des séquences visuo-spatiales a été utilisé. Les participants avaient pour tâche de suivre les stimuli du regard et l'évolution des temps de réponse était enregistré à l'aide d'un oculomètre.

Les résultats ont montré que les participants prédisaient le dernier point sur la base des deux précédents tout en prenant en compte l'ordre des stimuli. Néanmoins, des analyses s'intéressant spécifiquement à l'apprentissage de chaque participant ont mis en évidence que peu de séquences étaient apprises. De plus, il a été observé que peu de participants avaient appris au moins une paire de séquences dans laquelle le traitement de l'ordre était nécessaire (par exemple *ABC* et *BAF*). Nos résultats suggèrent donc que l'apprentissage des PT de second-ordre est possible avec une prise en compte de l'ordre de présentation des stimuli, mais cet apprentissage demeure difficile. Il est à noter que peu d'essais étaient proposés dans ce protocole et il demeure possible qu'un tel apprentissage nécessite plus d'essais pour émerger clairement.

À l'issue de cette première expérimentation, l'utilisation d'une mesure par oculomètre a montré ses limites. En effet, les saccades oculaires sont très courtes et présentent peu de variance. Or, notre but est d'observer l'évolution des temps de réponse. Par conséquent, il était nécessaire d'utiliser une mesure permettant des temps de réponse plus longs et ayant plus de marge de variation afin de mieux observer leur évolution avec l'apprentissage. Pour les expérimentations suivantes, le protocole expérimental a été adapté en remplaçant les mesures par oculomètre par des enregistrements de temps de réponse à l'aide d'un écran

tactile.

7.2.2 Expériences 2 et 3

Les Expériences 2 et 3 s'intéressaient aux effets spécifiques des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli qui pouvaient être adjacents ou non-adjacents et aux effets des PT de second-ordre. Ces deux expérimentations visaient à mieux comprendre les effets spécifiques de chacun de nos facteurs en étudiant l'évolution des temps de réponse au fil de l'apprentissage.

Les résultats montrent un apprentissage aisé et rapide des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre stimuli adjacents et un apprentissage bien plus difficile des PT de premier-ordre entre stimuli non-adjacents et des PT de second-ordre. Ces résultats confirment et enrichissent ceux mis en évidence dans d'autres études à travers des tâches différentes (Gómez, 1997 ; Saffran, Aslin, & Newport, 1996 ; Saffran, Newport, & Aslin, 1996 ; Wilson et al., 2018).

La nouveauté apportée par nos expérimentations est notamment l'étude en temps réel de l'apprentissage via une mesure directe (temps de réponse) tout au long de l'apprentissage. Nos résultats ont clairement mis en évidence un usage privilégié des PT de premier-ordre et des dépendances adjacentes dès le début de l'apprentissage avec des temps de réponse qui diminuaient beaucoup au fil des essais, là où l'apprentissage des PT de second-ordre et des dépendances non-adjacentes engendrait une diminution plus faible. Ces résultats indiquent un apprentissage précoce des PT de premier-ordre entre éléments adjacents tandis que les PT de premier-ordre entre éléments non-adjacents et les PT de second-ordre nécessitent plus de temps pour être efficacement appris.

Ces expérimentations ont ainsi permis de mieux comprendre les effets spécifiques de nos facteurs sur l'apprentissage statistique de séquences. Néanmoins, afin de mieux rendre compte des interactions plus complexes que ces variables entretiennent au sein d'un traitement séquentiel, il était nécessaire d'observer leurs effets non pas de manière séparée mais en les réunissant au sein d'une même tâche. C'est pourquoi les expérimentations suivantes ont intégré plusieurs de ces facteurs afin de mieux comprendre comment ils interagissent dans

le cadre de l'apprentissage de séquences.

7.2.3 Expérience 4

L'Expérience 4 utilisait le même protocole que les expérimentations précédentes, toujours en ayant le but de venir compléter les résultats expérimentaux existant dans la littérature en amenant une meilleure compréhension des implications de nos différents facteurs dans l'apprentissage séquentiel. Dans cette expérimentation, l'intérêt a été porté sur les interactions complexes existantes entre les PT de premier-ordre, celles de second-ordre et la fréquence des triplets. Toutes les PT de second-ordre étaient fixées à 1 tandis que les PT de premier-ordre et la fréquence étaient partiellement dissociées afin de mettre en évidence lequel de ces deux facteurs prévalait lorsque la tâche de pointage séquentiel permettait la prédiction des stimuli dans les séquences.

Les résultats montrent un effet des PT de premier-ordre sur les temps de réponse entre les deux premiers stimuli, avec des temps plus courts pour les PT les plus élevées (les plus prédictibles). De plus, un effet de la PT de second-ordre apparaissait entre les stimuli. L'apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre différait en fonction de la fréquence du triplet. En effet, les trois triplets les plus fréquents présentaient des temps de réponse de plus en plus courts au fil de l'apprentissage, suggérant que les participants apprenaient la PT de second-ordre. Néanmoins, le triplet le moins fréquent (correspondant également à celui ayant les PT de premier-ordre les plus faibles) ne présentait pas la même évolution des temps de réponse et ce résultat indique que ce triplet n'était pas appris par les participants. Un test de modèle a mis en évidence que cet effet était d'avantage lié aux faibles PT de premier-ordre du triplet plutôt qu'à sa faible fréquence.

Cette expérience a donc montré une prévalence des PT sur la fréquence dans le cadre d'une tâche impliquant la prédiction, mais également une interaction complexe entre les PT de premier et second-ordre, avec des PT de second-ordre qui pourraient ne pas être apprises si la probabilité transitionnelle de premier-ordre ne se trouvait pas être suffisamment élevée. Ces résultats sont à mettre

en lien avec ceux d'Endress & Langus, 2017 qui indiquaient également une prévalence des PT sur la fréquence mais en employant des mesures indirectes avec une tâche de reconnaissance à l'issue d'une phase de mémorisation avec des stimuli présentés de manière séquentielle, en cela nos résultats se trouvent être complémentaires.

7.2.4 Expérience 5

L'Expérience 5 intégrait davantage de variables en réunissant tous nos facteurs d'intérêt (PT de premier et second-ordre, dépendances adjacentes ou non-adjacentes et fréquence) au sein d'une tâche employant des pseudo-mots.

Dans cette étude le paradigme a été changé pour nous rapprocher du traitement langagier. Notre choix s'est porté sur un paradigme de grammaire artificielle modifié dans lequel des pseudo-mots de trois syllabes répondant à une règle spécifique étaient présentés de manière séquentielle une syllabe après l'autre. La différence notable résidait dans l'utilisation de mesures comportementales directes. En effet, les participants devaient détecter des voyelles se trouvant dans la dernière syllabe de chaque pseudo-mot (pleinement prédictible sur la base des précédentes) et appuyer sur une touche en fonction de la voyelle présentée. Cette tâche a permis d'obtenir pour chaque essai des temps de réponse et la justesse de la détection afin d'observer l'évolution de l'apprentissage. À l'issue de la tâche de détection, une tâche de reconnaissance était proposée afin d'évaluer l'apprentissage des participants.

Les résultats ont montré de meilleures performances pour les pseudo-mots impliquant des PT de premier-ordre avec des dépendances adjacentes par rapport aux pseudo-mots impliquant des PT de premier-ordre entre éléments non-adjacents ou des PT de second-ordre, qui apparaissaient comme étant difficile à apprendre. Cet effet apparaissait notamment sur le pourcentage de bonnes réponses de la tâche de détection et le taux de bonne reconnaissance dans la tâche de reconnaissance, tandis que les temps de réponse ne montraient pas de différences entre ces facteurs.

L'étude spécifique de la condition impliquant les PT de premier-ordre, celles

de second-ordre et la fréquence des pseudo-mots a mis en évidence une prévalence de la PT sur la fréquence dans la tâche de détection de cible permettant la prédiction, alors qu'à l'inverse la fréquence des pseudo-mots prévalait dans la tâche de reconnaissance. Ces résultats suggèrent que les participants ont appris à la fois les fréquences des pseudo-mots et les PT entre les syllabes. De plus, les participants utilisaient préférentiellement soit la PT soit la fréquence selon que la tâche permettait la prédiction ou incitait à reconnaître des pseudo-mots.

Le résultat indiquant un effet de fréquence durant la tâche de reconnaissance est à mettre en contraste avec celui d'Endress et Langus (2017) montrant une prévalence de la PT également dans une tâche de reconnaissance. Il est à noter que dans notre expérimentation les pseudo-mots étaient présentés en un bloc dans la tâche de reconnaissance, tandis que ceux d'Endress et Langus (2017) étaient présentés de manière séquentielle. Cette différence de présentation pourrait expliquer la différence de résultats entre ces deux études, avec une primauté de la PT dans une présentation séquentielle, et une prévalence de la fréquence avec une présentation parallèle. Des pistes sont proposées dans la partie ouverture de ce chapitre afin de déterminer si l'utilisation de ces facteurs relève de la tâche ou bien de la méthode de présentation des stimuli.

7.2.5 Expérience 6

Enfin, l'Expérience 6 s'éloignait de celles présentées précédemment. Le Chapitre 6 étudiant la possibilité qu'un traitement séquentiel puisse prendre place même au sein d'une scène visuelle fixe.

L'Expérience 6 présentait une tâche de choix-forcé à deux alternatives dans laquelle trois objets composés de quatre traits chacun étaient présentés suivi d'un objet test qui pouvait ou non faire partie de l'ensemble initial. Les participants devaient déterminer à chaque essai si l'objet test faisait partie ou non de l'ensemble de trois objets présentés. Quand l'objet test était nouveau (un objet leurre) ce dernier était construit soit de manière à pouvoir s'inclure facilement dans l'ensemble initial (en lui ressemblant fortement et faisant ainsi baisser la complexité de l'ensemble initial), soit de manière à ne pas s'inclure

dans cet ensemble (en étant très différent et ainsi en faisant augmenter la complexité de l'ensemble). Notre hypothèse était qu'un objet leurre faisant baisser la complexité de l'ensemble allait être fortement pré-activé par l'ensemble initial et entraînerait des fausses alarmes (consistant en la mauvaise reconnaissance d'un objet leurre comme faisant partie de l'ensemble initial).

Les résultats sont allés dans le sens de notre hypothèse avec de nombreuses fausses alarmes quand un objet leurre faisait baisser la complexité, et cela en fonction de la complexité de l'ensemble initial.

Dans un second temps, deux modèles ont été créés, l'un simulant un traitement parallèle et l'autre un traitement séquentiel des stimuli de l'ensemble initial, et ont été comparés aux données de l'Expérience 6. Nos résultats ont montré que le modèle simulant un traitement séquentiel rendait mieux compte de nos données expérimentales et suggérait qu'un traitement sériel pouvait prendre place même dans le cas d'une présentation simultanée des stimuli.

Considérées dans leur ensemble, les expérimentations de cette thèse mettent en évidence plusieurs éléments concordants, à savoir la forte prévalence des PT de premier-ordre entre stimuli adjacents dans l'apprentissage statistique de séquences, un apprentissage plus difficile mais présent des probabilités transitionnelles de second-ordre ainsi que l'existence d'interactions entre les PT et la fréquence dont la prévalence dépend de la tâche des participants. Ces résultats permettent de répondre aux questions soulevées par ce travail : (1) quels sont les facteurs impliqués dans l'apprentissage statistique de séquences et leur importance ? Et plus spécifiquement, les probabilités transitionnelles de second-ordre peuvent-elles être apprises au sein de triplets ? (2) Comment les probabilités transitionnelles, la structure de dépendance et la fréquence interagissent-elles et y a-t-il une prévalence de l'un de ces facteurs en fonction de la tâche ?

Ces aspects sont discutés dans la partie suivante au regard de l'implication de ces travaux.

7.3 Implications des résultats

7.3.1 Prévalence des probabilités transitionnelles de premier-ordre entre éléments adjacents

Notre premier objectif était de déterminer quels facteurs sont impliqués dans l'apprentissage statistique de séquences et notamment leur importance respective. Les Expériences 1 à 5 avaient pour point central l'étude des probabilités transitionnelles, un facteur essentiel pour la prédiction de stimuli dans le traitement séquentiel qui se trouve pouvoir être appris statistiquement par le système cognitif (Aslin, 2017; Fishman et al., 2020).

Nos expérimentations ont permis d'étudier ce facteur tant pour des PT de premier-ordre (avec un seul élément permettant d'en prédire un autre) entre éléments adjacents ou non-adjacents et pour des PT second-ordre (avec une combinaison d'éléments permettant de prédire un élément ultérieur). Nos études ont également permis d'observer l'effet de ces différents types de PT de manière séparée dans les Expériences 1 à 3 ou bien en interaction dans l'Expérience 4, s'intéressant aux effets des PT de premier et second-ordre en lien avec la fréquence des séquences, et dans l'Expérience 5, réunissant plusieurs ensembles de séquences régis par des règles différentes de relation entre les stimuli.

L'ensemble de ce travail a mis en évidence une prévalence systématique pour les PT de premier-ordre entre éléments adjacents. De manière générale, les PT de premier-ordre entre éléments adjacents étaient apprises rapidement par les participants, ce qui se traduisait par une amélioration des performances plus forte et plus rapide que pour les autres facteurs (dépendances non-adjacentes et PT de second-ordre) avec une chute des performances lorsque les séquences apprises étaient modifiées. Ces résultats sont congruents à travers toutes nos expérimentations impliquant des PT de premier-ordre entre éléments adjacents. En effet, cette prévalence apparaît à la fois dans des tâches simples s'intéressant spécifiquement à ce facteur mais également dans des tâches complexes

impliquant l'interaction de plusieurs types de PT et de dépendances. De plus, cet effet demeure présent tant dans l'apprentissage de séquences visuomotrices que de séquences langagières (pseudo-mots).

Un apprentissage des PT de second-ordre et des dépendances non-adjacentes a aussi été mis en évidence par les chutes de performance après la modification des séquences. Néanmoins, l'évolution faible des performances pour ces conditions pendant la phase d'apprentissage suggère que l'apprentissage des dépendances non-adjacentes et des PT de second-ordre demeure difficile.

Ainsi, nos résultats sont en accord avec ceux présentés dans la littérature (Gómez, 1997; Saffran, Newport, & Aslin, 1996; Vuong et al., 2016; Wilson et al., 2018) et viennent les enrichir grâce à la mise en évidence des mêmes effets mais avec des protocoles différents. Nos résultats sont également cohérents avec ceux de l'étude de Pacton et al. (2015) qui montrent que les participants se focalisent davantage sur les paires adjacentes plutôt que sur les paires non-adjacentes si l'attention des participants n'est pas spécifiquement attirée vers ces dernières. Nous pouvons ici souligner que les participants privilégient les paires adjacentes même dans le cas où elles ne permettent pas une prédiction certaine tandis que les paires non-adjacentes le permettent. Cela est mis en évidence dans l'Expérience 3, dans laquelle les temps de réponse évoluent en fonction des PT de premier-ordre entre éléments adjacents plutôt qu'en fonction des PT entre éléments non-adjacents (pas de séparation des TT1 et TT2 dans la condition avec des dépendances non-adjacentes). Notons également que dans le cas de l'Expérience 5, les résultats obtenus suggèrent un apprentissage des dépendances non-adjacentes avec des mesures directes (tâche de détection) où la prédiction était possible, mais pas avec des mesures indirectes (tâche de reconnaissance) privilégiant la reconnaissance. Ce point particulier suggère que l'apprentissage statistique des dépendances non-adjacentes ne permettrait pas une mémorisation suffisante pour la reconnaissance, ou alors que davantage de répétitions seraient nécessaires lors de l'apprentissage.

7.3.2 Apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre

Les résultats présentés dans cette thèse ont montré un apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre seules (Expérience 3) ou en interaction (Expériences 1, 4 et 5) tant au sein de séquences visuomotrices (Expériences 1, 3 et 4) que de pseudo-mots (Expérience 5). Comme souligné dans la partie précédente, l'apprentissage des probabilités transitionnelles de second-ordre semble moins aisé que celui des PT de premier-ordre, mais peut apparaître après un nombre de répétitions limitées (70 répétitions par séquence dans l'Expérience 1 et 100 répétitions dans les Expériences 3 et 4).

Les résultats de nos expérimentations complètent ceux présents dans la littérature (Deroost et al., 2010; Gómez, 1997; Reed & Johnson, 1994) en fournissant des données comportementales relatives à l'apprentissage spécifique de triplets. De plus, l'apprentissage des PT de second-ordre mis en évidence dans nos résultats indique que la modélisation des mécanismes sous-tendant l'apprentissage associatif doit intégrer l'apprentissage de ces probabilités transitionnelles. En effet, nous avons montré que dans l'apprentissage de triplets, les participants ne se contentent pas d'apprendre de simples associations entre paires de stimuli. Effectivement, les participants apprennent également une association entre une combinaison de deux stimuli et un autre stimulus, si cette combinaison permet la prédiction. En cela, le mécanisme de Hebb (1949) permettant l'apprentissage d'associations uniquement entre deux stimuli n'est pas suffisant pour rendre compte de la complexité de l'apprentissage séquentiel. Des modèles tels que ceux présentés dans l'étude de Lavigne et al. (2014) intégrant un mécanisme rendant compte de l'apprentissage de PT de second-ordre semblent plus adéquats pour décrire l'apprentissage associatif. En cela, nos données soulignent qu'un modèle d'apprentissage associatif ne saurait être complet sans la prise en compte des PT de second-ordre.

Au-delà de l'apprentissage des PT de second-ordre, notre intérêt pour les triplets et les différents facteurs impliqués dans leur apprentissage a également

mis en évidence l'existence d'interactions complexes entre les PT de premier-ordre, de second-ordre et la fréquence des triplets.

7.3.3 Interactions entre probabilités transitionnelles et fréquence

Notre second objectif était de tester les interactions existantes entre facteurs et si ces facteurs pouvaient être sélectionnés en fonction de la tâche. Les probabilités transitionnelles et la fréquence sont deux facteurs impliqués dans le traitement du langage (Brysbaert et al., 2018 ; Saffran, 2001). Chaque facteur semble a priori essentiel pour l'apprentissage de la structure co-occurrence de l'environnement. En effet, la fréquence des séquences nous informe sur les chances de rencontrer les stimuli composant la séquence ensemble, simultanément ou quel que soit leur ordre d'apparition, et la probabilité transitionnelle nous informe sur les chances qu'un stimulus apparaisse après un autre. Cependant ces deux facteurs comportent des informations différentes, bien que corrélées, sur les relations entre les stimuli dans notre environnement. Nous avons étudié leurs rôles respectifs, leurs interactions et leur dépendance au type de tâche afin de mieux comprendre leurs effets.

Les Expériences 4 et 5 ont permis de tester les interactions pouvant exister entre PT (premier et second-ordre) et fréquence d'une part et PT de premier-ordre entre éléments adjacents et non-adjacents, PT de second-ordre et la fréquence d'autre part. Cela a été testé en présentant un ensemble de séquences dans lequel les PT de premier-ordre et la fréquence étaient partiellement dissociées pour une PT de second-ordre fixe (Expérience 4 et condition *XOR déséquilibré* dans l'Expérience 5). Ces deux expérimentations ont permis de tester l'effet de ces facteurs sur l'apprentissage dans le cadre de tâches permettant la prédiction, et aussi une tâche de reconnaissance dans l'Expérience 5. Des séquences visuomotrices ou langagières ont été employées afin de mettre en évidence le rôle de ces facteurs quel que soit le type de stimuli. De manière générale, les résultats obtenus montrent des effets semblables et complémentaires,

indépendants du type de stimuli mais dépendant du type de tâche.

Tout d'abord, dans le cas des tâches impliquant la prédiction, une prévalence des PT sur la fréquence apparaît, mise en évidence à l'aide d'un test de modèle indiquant que les PT de premier-ordre rendent mieux compte des données que la fréquence. De plus, une interaction complexe apparaît entre la PT de premier-ordre et la PT de second-ordre avec de meilleures performances pour les PT de premier-ordre les plus élevées. En effet, nos résultats indiquent que les triplets ayant des PT de premier-ordre trop faibles ne sont pas appris et cela malgré le fait que les PT de second-ordre étaient pleinement prédictibles ($p = 1$). Ces résultats suggèrent que les PT de premier-ordre peuvent biaiser l'apprentissage des PT de second-ordre et même empêcher cet apprentissage si les PT de premier-ordre ne sont pas suffisamment élevées.

Dans le cadre d'une tâche impliquant la reconnaissance des séquences, il apparaît cette fois une prévalence de la fréquence sur la PT. En cela, nos résultats laissent penser que les deux informations présentes dans les séquences (la fréquence et les PT) sont apprises, mais que les attentes liées à la tâche incitent à l'utilisation de l'une ou l'autre de ces informations : dans le cas de prédiction les PT sont favorisées tandis que la fréquence prévaut dans la reconnaissance. Ces effets suggèrent que les participants apprennent les deux informations, quand bien même ils commencent par la tâche en temps réel autorisant la prédiction, et bénéficiant ainsi plus des PT que de la fréquence des séquences. L'apprentissage des fréquences est visible *a posteriori* sur la tâche de reconnaissance (sur laquelle les participants n'étaient pas informés), où la fréquence est plus utile pour juger de la familiarité des séquences de stimuli et prévaut sur les PT pour influencer la reconnaissance.

Cette différence en fonction de la tâche suggère que les effets des PT ou de la fréquence ne dépendent pas de différentes étapes dans l'apprentissage – les deux seraient apprises simultanément – mais plutôt de différentes utilisations des informations apprises. Lorsque la prédiction peut être utile dans un traitement de stimuli présentés de manière séquentielle, les participants utilisent la PT qui est une information pertinente pour savoir quel stimulus apparaîtra dans

la séquence. À l'inverse, lorsqu'il est demandé de reconnaître une séquence, la fréquence est plus pertinente pour juger de la familiarité de la séquence entière, comme c'est le cas dans la lecture de mots (Albregues et al., 2019). L'idée d'une utilisation des PT ou de la fréquence relative aux demandes de la tâche, sur la base d'un même ensemble de séquences, est en adéquation avec Thiessen et al. (2013) qui suggère que les PT et la fréquence sont impliquées dans différents mécanismes de l'apprentissage statistique. Effectivement, il est possible que sur la base d'un seul ensemble de paramètres (incluant les PT et la fréquence), ce soit l'information la plus adéquate qui soit sélectionnée en fonction des besoins de la tâche, selon qu'elle est orientée vers la prédiction en temps réel (la séquence n'est pas totalement présentée au moment de la prédiction) ou la reconnaissance *a posteriori* (toute la séquence est présentée au moment de la reconnaissance).

7.4 Limites et ouvertures

Afin de conclure ce travail, nous allons nous intéresser aux limites des expérimentations et aux perspectives offertes par l'ensemble de nos résultats. Les travaux présentés ont permis d'étudier les effets spécifiques de nos facteurs d'intérêts de manière séparée et en interactions, avec des séquences visuo-spatiales et des séquences langagières (pseudo-mots). Ces études ont montré certaines limites mais également apporté des pistes pour continuer nos travaux.

7.4.1 Limites

Deux limites sont notables dans ce travail. La première concerne le choix du matériel et la seconde le choix du protocole dans le cadre de l'étude des pseudo-mots.

Nos expérimentations portaient sur l'apprentissage de séquences, en cela le choix des séquences proposées aux participants était capital. Dans les expérimentations employant du matériel visuo-spatial (Expériences 1 à 4), deux méthodes différentes ont été utilisées, chacune ayant ses avantages et ses incon-

vénients. Dans les Expériences 1 et 4, une phase précédant l'expérimentation proposait des séquences aléatoires à chaque participant afin de mesurer leurs temps de réponse pour chaque transition et un algorithme permettait ensuite de constituer des séquences spécifiques équilibrées pour chaque participant. À l'inverse, les Expériences 2b et 3 ont utilisé des séquences similaires pour tous les participants (sur la base de temps de réponse obtenus via des séquences aléatoires dans l'Expérience 2a).

Dans le premier cas, chaque participant obtenait les séquences correspondant à ses propres temps de transition et la variété des séquences employées permettait d'obtenir une mesure efficace de l'effet de nos facteurs indépendamment de l'effet des séquences. Néanmoins, les séquences ne présentaient pas nécessairement la même amplitude de temps de réponse entre les différents participants, provoquant ainsi une grande variabilité inter-sujets.

Dans le second cas, l'emploi de mêmes séquences pour tous les participants laissait la possibilité d'un effet spécifique de la séquence, avec par exemple une séquence pouvant obtenir une meilleure évolution des temps de réponse, mais limitait la variabilité inter-sujets. Par conséquent, un compromis entre ces deux méthodes aurait pu être de sélectionner plusieurs ensembles de séquences, comme ce fut le cas dans l'Expérience 5. Cette méthode permet de limiter un effet spécifique de la séquence tout en réduisant la variabilité inter-sujet.

Une autre limite de ce travail est l'impossibilité d'utiliser le même protocole expérimental pour l'apprentissage de séquences visuo-spatiales et de séquences langagières. En effet, les tâches et les mesures diffèrent entre ces deux matériaux. Le protocole employé dans les premières expérimentations (1 à 4) ne pouvait pas être transposé à un matériel langagier. Effectivement, l'idée de remplacer les disques rouges par des syllabes pour conserver la même installation aurait engendré deux problèmes : la possibilité d'obtenir de meilleures performances dues à un double encodage (les stimuli auraient eu à la fois une position qui les caractérise et une syllabe spécifique) ou la possibilité que les participants ne s'intéressent pas à la syllabe pour se focaliser uniquement sur la séquence motrice. C'est pourquoi le choix d'un autre protocole a été fait

pour les stimuli langagiers. Quand bien même la comparaison entre les deux ne permet pas de connaître l'apport spécifique de l'utilisation de matériel langagier, l'Expérience 5 a permis de mettre en évidence un effet de la tâche qui ne serait pas apparu en conservant le protocole de pointage des expérimentations utilisant des stimuli visuo-spatiaux (puisque les taux de bonne réponse et de bonne reconnaissance n'auraient pas été mesurés). Cependant, nous notons que les deux types de stimuli et de protocoles conduisent à des résultats similaires sur les enregistrements en temps réel, ce qui suggère un effet général fondamental des PT lorsque la prédiction est possible.

7.4.2 Ouvertures

L'ensemble des données réunies au cours de cette thèse a permis de soulever de nouvelles questions qui permettraient de mieux comprendre les mécanismes à l'œuvre dans l'apprentissage de séquences.

Problématiques liées à la prédiction

La prédiction est une capacité permettant d'anticiper un événement en fonction d'un ou plusieurs éléments (Brod et al., 2018). Cette capacité à prédire permet un traitement plus rapide des stimuli, par exemple au sein d'une séquence langagière (Chwilla & Kolk, 2005 ; Fishman et al., 2020 ; Khalkhali et al., 2012). De plus, une séquence contenant des régularités ayant été apprises sur la base de l'apprentissage statistique permettant la prédiction (que ce soit des PT ou bien des contraintes contextuelles) conduit également une meilleure compréhension mise en évidence par une lecture plus rapide (Frisson et al., 2005). Par ailleurs, d'un point de vue individuel, la capacité de prédiction individuelle apparaît comme étant corrélée positivement avec la production de vocabulaire chez les enfants (Mani & Huettig, 2012) mais également avec la compréhension du langage chez les adultes (Misyak, Christiansen, & Bruce Tomblin, 2010). C'est parce que ce genre d'avantages existe qu'il est pertinent de déterminer les facteurs qui sous-tendent la prédiction.

Les arguments neurophysiologiques chez les primates non-humains (Lavigne

et al., 2000) autant que cognitifs sur la lecture de mot chez l'humain (Albregues et al., 2019) montrent que les processus de prédiction sont à l'œuvre même lorsque la prédiction n'est pas demandée par la tâche. Cela suggère une forte automaticité de ces processus et nos résultats sont cohérents avec des processus prédictifs. Néanmoins, nos tâches ne permettent pas d'attester de façon certaine que la prédiction est à l'œuvre dans nos expérimentations. En effet, au cours de ce travail, nous avons pré-supposé que les temps de réponse pouvaient rendre compte de l'apprentissage de séquences sur le principe qu'un temps de réponse plus court serait la conséquence d'une pré-activation permettant la prédiction d'un stimulus par un autre puisqu'ils auraient été associés via l'apprentissage statistique. Cependant, un autre mécanisme pourrait rendre compte d'une telle évolution des temps de réponse. En effet, une vérification *a posteriori* de l'adéquation entre les deux stimuli est possible sur la base d'une probabilité transitionnelle "en arrière" (*backward*, Pelucchi et al., 2009a ; Perruchet & Desaulty, 2008, voir Introduction, section 1.6.1, sous partie *Probabilités transitionnelles*). Dans ce cas, les participants ne prédiraient pas un stimulus sur la base d'un précédent, mais vérifieraient sa plausibilité en fonction du précédent *a posteriori*, une fois que le deuxième stimulus est apparu (la plausibilité d'avoir le stimulus *B* sachant qu'il y avait précédemment le stimulus *A*). Ce mécanisme implique un apprentissage de l'association entre les stimuli, mais ne dépend pas de la prédiction lors du traitement en temps réel de la séquence. En cela, l'interprétation de nos résultats en termes d'apprentissage de PT demeure vrai quand bien même le processus à l'œuvre ne relèverait pas de la prédiction. Notons que dans nos expérimentations les PT de premier-ordre *forward* (vers l'avant, celles utilisées jusqu'ici) étaient égales aux PT de premier-ordre *backward*.

Afin de tester l'effet des PT dans la prédiction et d'exclure la possibilité d'un unique effet de vérification *a posteriori*, il serait possible de mener une version alternative de l'Expérience 3 qui consistait à présenter des séquences visuomotrices sur un écran tactile. Dans l'Expérience 3, les stimuli apparaissaient sur l'écran et les participants devaient les toucher le plus rapidement

possible. Une tâche alternative serait de faire apparaître les stimuli *après* que les participants aient touché l'écran. Par conséquent, il serait demandé aux participants de pointer la cible qu'ils prédisent *avant* qu'elle apparaisse, ce qui permettrait d'attester qu'elle a vraiment été prédite en mesurant les erreurs des participants.

Notre hypothèse est que dans une telle expérience, beaucoup d'erreurs seraient faites dans les premiers blocs, puis les réponses seraient de plus en plus précises avec l'apprentissage des séquences. En accord avec les résultats de nos expérimentations, nous attendons un effet différencié des facteurs testés (PT de premier-ordre entre éléments adjacents et non-adjacents et PT de second-ordre). À la lumière des données obtenues dans l'Expérience 3, nous pensons que, au sein de la prédiction, les PT de premier-ordre entre éléments adjacents prévaudraient sur celles entre éléments non-adjacents et sur les PT de second-ordre. Une telle expérience permettrait de définir avec certitude les facteurs impliqués dans la prédiction elle-même et pas dans des mécanismes de vérification *a posteriori*.

D'autres pistes issues des travaux présentés dans cette thèse sont aussi possibles. En effet, nous nous sommes intéressés à deux éléments spécifiques pouvant impacter l'apprentissage de séquences : le niveau de combinaison des stimuli à apprendre (au travers des PT de premier et second-ordre) et la distance des stimuli à associer (au travers des dépendances adjacentes et non-adjacentes). Nous avons notamment constaté un apprentissage difficile mais présent des PT de second-ordre nécessitant la combinaison de deux stimuli pour en prédire un autre et des dépendances non-adjacentes telles que AXB . Par conséquent, d'autres ouvertures possibles seraient de tester les limites de cet apprentissage en présentant des séquences plus compliquées que celles présentées dans cette thèse.

Probabilités transitionnelles de second-ordre

Nos expérimentations ont montré un apprentissage des PT de second-ordre au sein de séquences après seulement une centaine d'essais, bien que cet ap-

prentissage demeurerait difficile. Au cours de ces études, seules des PT de second-ordre permettant une prédiction certaine ($p = 1$) étaient employées. Par conséquent, il est possible de se demander comment seraient apprises des PT de second-ordre inférieures à 1. Seraient-elles apprises si elles permettaient une meilleure prédiction que celles de premier-ordre? Si tel est le cas, à partir de quelle différence entre PT de premier-ordre et de second-ordre? Les participants apprendraient-ils la PT la plus élevée, ou bien une PT plus simple à apprendre si celle de second-ordre ne permet pas une prédiction certaine? Par exemple, si la PT de premier-ordre est égale à .5 et celle de second-ordre égale à .8, les participants apprendraient-ils la PT de second-ordre qui est plus coûteuse mais permet une meilleure prédiction même si celle-ci n'est pas certaine? Ou bien le coût de cet apprentissage ne justifierait-il pas le bénéfice? Qu'en serait-il d'un cas où la PT de premier-ordre était égale à .2 et celle de second-ordre à .8? S'agit-il d'un apprentissage indépendant de celui des PT de premier-ordre ou dépend-il d'une estimation de bénéfice/coût?

Une estimation en termes de raisonnement selon la logique du rapport bénéfice/coût prédirait que l'apprentissage des PT de second-ordre devrait dépendre du ratio entre la valeur de la PT de second-ordre et celle de premier-ordre. Différentes répartitions de probabilités transitionnelles permettraient de déterminer les conditions dans lesquelles les participants apprendraient des PT plus coûteuses en termes d'apprentissage pour maximiser leur efficacité dans la tâche. Une telle expérimentation permettrait de mieux comprendre les interactions complexes entre ces deux types de probabilités transitionnelles au sein de l'apprentissage statistique de séquences, et de façon plus fondamentale d'étudier les stratégies bénéfice/coût et la capacité du système cognitif à estimer des rapports de probabilités.

Par ailleurs, au sein de nos expérimentations, l'intérêt a été porté sur des PT de second-ordre ayant une dépendance adjacente entre la combinaison de stimuli permettant la prédiction et le stimulus à prédire (par exemple, ABC avec la combinaison AB prédisant C). Cependant, toujours dans l'optique de tester les limites de l'apprentissage statistique de séquences, il est possible de

se demander si un apprentissage de PT de second-ordre entre éléments non-adjacents est possible (tel que $ABXC$, avec toujours AB permettant de prédire C). Nos résultats ont montré que l'apprentissage des PT de second-ordre et des dépendances non-adjacentes (dans le cas de PT de premier-ordre) demeurerait difficile pour ces deux facteurs. Il est possible de se demander si un tel type de séquence pourrait être appris par les participants et à quelles conditions.

Dépendances non-adjacentes

L'interprétation de nos résultats en termes d'apprentissage dépend du fait que l'apprentissage permet la prédiction des stimuli. Généralement le lien entre niveau d'apprentissage est assez univoque : plus une paire est apprise, plus l'activation entre les deux stimuli est forte (Hebb, 1949). Cependant l'étude des processus d'amorçage multiple (amorçage entre deux mots associés séparés par un mot interposé) montre que pour une force d'association apprise donnée, l'activation varie nettement en fonction du statut du mot interposé (Lavigne et al., 2011). Cette problématique soulève la question de la relation entre apprentissage et prédiction dans le cas de dépendances non-adjacentes. Les Expériences 3 et 5 ont mis en évidence que les dépendances non-adjacentes peuvent être apprises (effet du changement de règle) mais ne conduisent pas à des temps de réponse plus courts (pas de différence significative entre les TT1 et TT2 pour la condition $A * C$ dans l'Expérience 3). Nous avons expliqué cet effet par un apprentissage difficile et également par le nombre d'essais qui pourrait être insuffisant. Néanmoins, au regard de la littérature sur l'amorçage multiple, une autre hypothèse pourrait expliquer ces résultats : celle d'une perte d'activation due à l'interférence par le stimulus intercalé (X dans AXC). Afin d'expliquer notre raisonnement, nous proposons de dissocier l'apprentissage et l'activation prédictive.

Dans le cas d'une paire de stimuli, l'apprentissage tel qu'étudié ici est l'association via un mécanisme hebbien dépendant de la répétition des séquences comprenant les deux stimuli (association, potentialisation synaptique). La présentation répétée de séquences telles que AXC génère des potentialisations

à long terme entre les ensembles de neurones codant pour A et C . Une fois apprise, cette association permet une pré-activation d'un stimulus par l'autre via un mécanisme d'activation entre populations de neurones codant pour les stimuli. Les neurones codant pour le stimulus A s'activent à la présentation de ce stimulus (activité sensorielle). Cette activation des neurones codant pour A peut alors se propager à ceux codant pour C pour le pré-activer, il s'agit du mécanisme de prédiction. La pré-activation du stimulus C permettra, s'il est ensuite perçu, de le traiter plus rapidement avec moins d'erreurs, ce qui est visible sur les temps de réponse et les taux de bonne réponse. Le fait que les temps de réponse et les taux de bonne réponse dépendent du niveau d'apprentissage de la paire AC et de la quantité d'activation de A vers C , pose la question de la relation entre ces deux facteurs. Il est possible de se demander si les résultats dans la condition impliquant des dépendances non-adjacentes de l'Expérience 3 sont la conséquence d'une faible association entre A et C (apprentissage difficile) ou bien d'une perte de l'activation due au stimulus X intercalé entre A et C , auquel cas l'apprentissage serait présent mais moins visible. Afin de clairement distinguer un apprentissage difficile d'une interférence sur l'activation, deux expérimentations complémentaires sont possibles.

Tout d'abord, en réutilisant la tâche de l'Expérience 3, des paires de stimuli telles que AB pourraient être présentées de manière séquentielle dans une première phase. Cette phase permettrait aux participants d'apprendre l'association entre ces deux stimuli. Dans une seconde phase, des séquences de trois stimuli seraient présentées, telles que AXB , c'est-à-dire les paires apprises seraient présentées avec un nouveau stimulus intercalé entre les deux stimuli associés. Dans cette expérimentation, nous attendons un apprentissage de la paire AB effectif et visible sur les temps de réponse dans la première phase. En observant les temps de réponse de la seconde phase, il serait possible de déterminer si les performances restent équivalentes – auquel cas le stimulus intercalé non relié n'aurait pas d'effet sur la pré-activation après un apprentissage de la paire sans interférence – ou si les performances diminuent – auquel cas le stimulus intercalé peut interférer avec l'activation au sein de la paire. Les résul-

tats permettraient d'attester si les résultats de l'Expérience 3 pour la condition $A * C$ sont la conséquence d'un apprentissage difficile ou d'une perte d'activation, ou des deux. En effet, si les TT2 de la seconde phase diminuent plus que les TT1, alors cela montrera un effet de l'apprentissage dans ce cas spécifique. Cela signifierait que l'activation entre les deux stimuli non-adjacents n'est pas perdue, et que la condition $A * C$ de l'Expérience 3 mettrait en évidence un apprentissage difficile des dépendances non-adjacentes. À l'inverse, si les TT2 et les TT1 ne se séparent pas (tel que c'est le cas dans l'Expérience 3), alors il s'agirait d'un effet de la perte d'activation et les conclusions de l'Expérience 3 sur les dépendances non-adjacentes seraient à reconsidérer.

Une expérience réciproque pourrait aussi être testée, avec un apprentissage de triplets AXB avec interférence de X puis test de paires AB sans interférence. Cette seconde possibilité d'expérimentation permettrait de tester l'apprentissage des dépendances non-adjacentes en observant s'il y a un avantage pour les paires AB apprises dans la première phase par rapport à de nouvelles paires non apprises pendant la première phase, telles que CD . Si aucun avantage n'apparaît, cela suggérerait que la paire AB au sein de la séquence AXB n'a pas été apprise. À l'inverse, un avantage pour ce type de paire indiquerait alors que l'apprentissage de dépendances non-adjacentes est présent et a permis de traiter plus rapidement la paire AB une fois que ces stimuli ont été présentés de manière adjacente. Un tel résultat suggérerait que l'apprentissage de dépendances non-adjacentes est effectif, même si ce dernier n'est pas observable sur les temps de réponse des tâches telles que celles employées dans cette thèse.

Utilisation de facteurs spécifiques en fonction de la tâche

Un autre point intéressant pour faire suite à ce travail de thèse serait d'approfondir l'utilisation préférentielle d'un facteur en fonction d'une tâche spécifique. Les expérimentations présentées dans cette thèse ont permis de mettre en évidence un usage préférentiel des probabilités transitionnelles entre stimuli dans une tâche permettant la prédiction (Expériences 4 et 5) et, un usage préférentiel de la fréquence dans une tâche de reconnaissance (Expérience 5).

Néanmoins, ce résultat pourrait être un effet des modes de présentation des stimuli qui étaient différents. En effet, dans la tâche impliquant la prédiction, les stimuli étaient présentés de manière séquentielle, ce qui encourage l'utilisation des probabilités transitionnelles pour réagir efficacement au stimulus suivant. À l'inverse, dans notre tâche de reconnaissance, les séquences (ici des pseudo-mots) étaient présentées en un bloc, ce qui rendait l'utilisation des PT moins pertinente et privilégiait l'utilisation de la fréquence de la séquence, qui est connue à partir du moment où tous les stimuli sont présentés. Afin de dissocier l'effet de la tâche elle-même de celui du mode de présentation des stimuli, une expérimentation élaborée sur la base de l'Expérience 5 pourrait être envisagée. Il s'agirait de tester la condition *XOR déséquilibré* en modifiant la tâche de reconnaissance, qui pourrait conserver une présentation séquentielle des pseudo-mots à reconnaître. De cette manière, il serait possible de déterminer si l'effet de la fréquence dans l'Expérience 5 était la conséquence d'une présentation simultanée des pseudo-mots ou bien d'une prévalence de la fréquence sur la PT dans une tâche de reconnaissance.

Par ailleurs, dans le cadre de l'Expérience 5, nos conclusions relatives à l'usage préférentiel des PT ou de la fréquence en fonction de la tâche sont issues de la comparaison de modèles sur la base de leur AIC (Akaike, 1987) afin de déterminer quel facteur, ou combinaison de facteurs, rendait le mieux compte des performances des participants. Toutefois, l'usage d'un protocole permettant de dissocier au mieux les effets des PT et de la fréquence pourrait permettre de comprendre les effets de ces facteurs dans l'apprentissage de séquences en dissociant les effets de la tâche de ceux de présentation des stimuli, sans nécessairement passer par un tel test de modèles. En cela, une expérience manipulant différentes valeurs de PT et de fréquence au sein différentes tâches impliquant de la prédiction ou de la reconnaissance constituerait un moyen de continuer les recherches effectuées dans cette thèse.

7.5 Conclusion

Dans ce travail de thèse, nous avons cherché à comprendre les mécanismes sous-tendant l'apprentissage associatif en étudiant le fonctionnement des probabilités transitionnelles, de la structure de dépendance et de la fréquence des séquences au sein de l'apprentissage statistique de triplets.

Notre objectif était d'étudier les effets spécifiques et les effets d'interaction de ces facteurs qui se trouvaient être généralement étudiés indépendamment les uns des autres, avec un intérêt particulier pour les probabilités transitionnelles de second-ordre.

Nos résultats ont montré un apprentissage des PT de second-ordre, ce qui indique la nécessité de prendre en compte ce phénomène afin de modéliser et comprendre l'apprentissage associatif.

Nos résultats ont également montré qu'au sein du traitement séquentiel les PT de premier-ordre entre éléments adjacents prévalent, avec un apprentissage aisé et permettant une forte amélioration des performances, autant avec du matériel visuo-spatial qu'avec du matériel langagier. De plus, une interaction complexe est apparue entre PT de premier-ordre et PT de second-ordre. En effet, il apparaît que les PT de second-ordre pourraient ne pas être apprises si les PT de premier-ordre ne sont pas suffisamment élevées, et cela même si les PT de second-ordre sont égales à 1.

D'autre part, nos expérimentations ont montré une prévalence des PT sur la fréquence de la séquence dans le cadre d'une tâche permettant la prédiction et, à l'inverse, une prévalence de la fréquence sur la PT dans le cadre d'une tâche de reconnaissance. Ce résultat particulier souligne que, sur la base d'un même ensemble de séquences, les participants peuvent apprendre ces différents facteurs et utiliser préférentiellement l'un ou l'autre en fonction des besoins de la tâche.

Enfin, une ouverture dans notre travail a également souligné que le traitement sériel pourrait être impliqué dans des traitements de scènes visuelles fixes et pourrait avoir une importance d'autant plus centrale dans la cognition

humaine. Cela souligne la pertinence de l'étude des facteurs impliqués dans le traitement séquentiel.

Dans leur ensemble, les résultats présentés dans cette thèse permettent de mieux comprendre les déterminants de l'apprentissage statistique de séquences ainsi que l'utilisation des informations apprises en fonction de la tâche. Ces résultats soulèvent aussi de nouvelles questions pertinentes dans le domaine de l'apprentissage statistique avec la perspective de mieux différencier ce qui relève de l'apprentissage et ce qui relève de l'activation prédictive lors du traitement de séquences.

Références

- Akaike, H. (1987). Factor analysis and aic. In *Selected papers of hirotugu akaike* (pp. 371–386). Springer.
- Albregues, C., Lavigne, F., Aguilar, C., Castet, E., & Vitu, F. (2019). Linguistic processes do not beat visuo-motor constraints, but they modulate where the eyes move regardless of word boundaries : Evidence against top-down word-based eye-movement control during reading. *PloS one*, *14*(7). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0219666>
- Alvarez, G. A., & Cavanagh, P. (2004). The capacity of visual short-term memory is set both by visual information load and by number of objects. *Psychological science*, *15*(2), 106–111.
- Ashby, F. G., & Maddox, W. T. (2005). Human category learning. *Annu. Rev. Psychol.*, *56*, 149–178.
- Aslin, R. N. (2017). Statistical learning : a powerful mechanism that operates by mere exposure. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Cognitive Science*, *8*(1-2). doi: <https://doi.org/10.1002/wcs.1373>
- Aslin, R. N., & Newport, E. L. (2009). What statistical learning can and can't tell us about language acquisition. *Infant pathways to language : Methods, models, and research disorders*, 15–29.
- Aslin, R. N., Saffran, J. R., & Newport, E. L. (1998). Computation of conditional probability statistics by 8-month-old infants. *Psychological science*, *9*(4), 321–324.
- Attout, L., Van der Kaa, M.-A., George, M., & Majerus, S. (2012). Dissociating short-term memory and language impairment : The importance of item and serial order information. *Aphasiology*, *26*(3-4), 355–382.

-
- Awh, E., Barton, B., & Vogel, E. K. (2007). Visual working memory represents a fixed number of items regardless of complexity. *Psychological science*, *18*(7), 622–628.
- Bahl, L. R., Jelinek, F., & Mercer, R. L. (1983). A maximum likelihood approach to continuous speech recognition. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*(2), 179–190.
- Bannard, C., & Matthews, D. (2008). Stored word sequences in language learning : The effect of familiarity on children’s repetition of four-word combinations. *Psychological science*, *19*(3), 241–248.
- Batterink, L. J., Reber, P. J., Neville, H. J., & Paller, K. A. (2015). Implicit and explicit contributions to statistical learning. *Journal of memory and language*, *83*, 62–78.
- Bays, P. M., Catalao, R. F., & Husain, M. (2009). The precision of visual working memory is set by allocation of a shared resource. *Journal of vision*, *9*(10), 7–7.
- Bays, P. M., & Husain, M. (2008). Dynamic shifts of limited working memory resources in human vision. *Science*, *321*(5890), 851–854.
- Bays, P. M., Wu, E. Y., & Husain, M. (2011). Storage and binding of object features in visual working memory. *Neuropsychologia*, *49*(6), 1622–1631.
- Bennett, I. J., Howard Jr, J. H., & Howard, D. V. (2007). Age-related differences in implicit learning of subtle third-order sequential structure. *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences*, *62*(2), 98–103.
- Bo, J., Jennett, S., & Seidler, R. (2011). Working memory capacity correlates with implicit serial reaction time task performance. *Experimental brain research*, *214*(1), 73.
- Bo, J., & Seidler, R. D. (2009). Visuospatial working memory capacity predicts the organization of acquired explicit motor sequences. *Journal of neurophysiology*, *101*(6), 3116–3125.
- Bogaerts, L., Szmalec, A., Hachmann, W. M., Page, M. P., & Duyck, W. (2015). Linking memory and language : Evidence for a serial-order learning im-

-
- pairment in dyslexia. *Research in Developmental Disabilities*, 43, 106–122.
- Bourjaily, M. A., & Miller, P. (2011a). Excitatory, inhibitory, and structural plasticity produce correlated connectivity in random networks trained to solve paired-stimulus tasks. *Frontiers in Computational Neuroscience*, 5, 37.
- Bourjaily, M. A., & Miller, P. (2011b). Synaptic plasticity and connectivity requirements to produce stimulus-pair specific responses in recurrent networks of spiking neurons. *PLoS computational biology*, 7(2). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1001091>
- Bourjaily, M. A., & Miller, P. (2012). Dynamic afferent synapses to decision-making networks improve performance in tasks requiring stimulus associations and discriminations. *Journal of neurophysiology*, 108(2), 513–527.
- Bower, G. H., Black, J. B., & Turner, T. J. (1979). Scripts in memory for text. *Cognitive psychology*, 11(2), 177–220.
- Boyer, M., Destrebecqz, A., & Cleeremans, A. (2005). Processing abstract sequence structure : learning without knowing, or knowing without learning? *Psychological Research*, 69(5-6), 383–398.
- Bradmetz, J., & Mathy, F. (2008). Response times seen as decompression times in boolean concept use. *Psychological Research*, 72(2), 211–234.
- Brady, T. F., & Alvarez, G. A. (2011). Hierarchical encoding in visual working memory : Ensemble statistics bias memory for individual items. *Psychological science*, 22(3), 384–392.
- Brady, T. F., & Alvarez, G. A. (2015). No evidence for a fixed object limit in working memory : Spatial ensemble representations inflate estimates of working memory capacity for complex objects. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 41(3), 921.
- Brady, T. F., Konkle, T., & Alvarez, G. A. (2009). Compression in visual working memory : using statistical regularities to form more efficient memory representations. *Journal of Experimental Psychology : General*,

138(4), 487.

- Brady, T. F., & Tenenbaum, J. B. (2013). A probabilistic model of visual working memory : Incorporating higher order regularities into working memory capacity estimates. *Psychological review*, 120(1), 85.
- Brod, G., Hasselhorn, M., & Bunge, S. A. (2018). When generating a prediction boosts learning : The element of surprise. *Learning and Instruction*, 55, 22–31.
- Brown, V. A. (2020). An approachable introduction to linear mixed effects modeling with implementation in r. *Advances in Methods and Practices in Psychological Science*, 4(1), 1–19.
- Brunel, N., & Lavigne, F. (2009). Semantic priming in a cortical network model. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 21(12), 2300–2319.
- Brysbaert, M., Mandera, P., & Keuleers, E. (2018). The word frequency effect in word processing : An updated review. *Current Directions in Psychological Science*, 27(1), 45–50.
- Bulgarelli, F., Benitez, V., Saffran, J., Byers-Heinlein, K., & Weiss, D. J. (2017). Statistical learning of multiple structures by 8-month-old infants. *Proc Annu Boston Univ Conf Lang Dev.*, 41, 128–129.
- Bulgarelli, F., & Weiss, D. J. (2016). Anchors aweigh : The impact of over-learning on entrenchment effects in statistical learning. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 42(10), 1621.
- Bunge, S. A., Kahn, I., Wallis, J. D., Miller, E. K., & Wagner, A. D. (2003). Neural circuits subserving the retrieval and maintenance of abstract rules. *Journal of neurophysiology*, 90(5), 3419–3428.
- Burgess, N., & Hitch, G. (2005). Computational models of working memory : putting long-term memory into context. *Trends in cognitive sciences*, 9(11), 535–541.
- Bybee, J. (2006). From usage to grammar : The mind’s response to repetition. *Language*, 711–733.
- Chater, N., & Manning, C. D. (2006). Probabilistic models of language pro-

-
- cessing and acquisition. *Trends in cognitive sciences*, 10(7), 335–344.
- Chekaf, M., Cowan, N., & Mathy, F. (2016). Chunk formation in immediate memory and how it relates to data compression. *Cognition*, 155, 96–107.
- Chekaf, M., Gauvrit, N., Guida, A., & Mathy, F. (2018). Compression in working memory and its relationship with fluid intelligence. *Cognitive Science*, 42, 904–922.
- Chomsky, N. (1965). *Aspects of the theory of syntax* (Vol. 11). MIT press.
- Christiansen, M. H., & Chater, N. (2016). The now-or-never bottleneck : A fundamental constraint on language. *Behavioral and brain sciences*, 39.
- Christiansen, M. H., Kelly, M. L., Shillcock, R. C., & Greenfield, K. (2010). Impaired artificial grammar learning in agrammatism. *Cognition*, 116(3), 382–393.
- Chwilla, D. J., & Kolk, H. H. (2003). Event-related potential and reaction time evidence for inhibition between alternative meanings of ambiguous words. *Brain and Language*, 86(2), 167–192.
- Chwilla, D. J., & Kolk, H. H. (2005). Accessing world knowledge : Evidence from n400 and reaction time priming. *Cognitive Brain Research*, 25(3), 589–606.
- Cleeremans, A., & McClelland, J. L. (1991a). Learning the structure of event sequences. *Journal of Experimental Psychology : General*, 120(3), 235.
- Cleeremans, A., & McClelland, J. L. (1991b). Learning the structure of event sequences. *Journal of Experimental Psychology : General*, 120(3), 235.
- Cohen, A., Ivry, R. I., & Keele, S. W. (1990). Attention and structure in sequence learning. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 16(1), 17.
- Coney, J. (2002). The effect of associative strength on priming in the cerebral hemispheres. *Brain and Cognition*, 50(2), 234–241.
- Conway, C. M., Bauernschmidt, A., Huang, S. S., & Pisoni, D. B. (2010).

-
- Implicit statistical learning in language processing : Word predictability is the key. *Cognition*, 114(3), 356–371.
- Conway, C. M., & Christiansen, M. H. (2001). Sequential learning in non-human primates. *Trends in cognitive sciences*, 5(12), 539–546.
- Conway, C. M., & Christiansen, M. H. (2005). Modality-constrained statistical learning of tactile, visual, and auditory sequences. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 31(1), 24.
- Conway, C. M., & Pisoni, D. B. (2008). Neurocognitive basis of implicit learning of sequential structure and its relation to language processing. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1145, 113.
- Coomans, D., Vandebossche, J., & Deroost, N. (2014). The effect of attentional load on implicit sequence learning in children and young adults. *Frontiers in psychology*, 5, 465.
- Corps, R. E., Brooke, C., & Pickering, M. J. (2022). Prediction involves two stages : Evidence from visual-world eye-tracking. *Journal of Memory and Language*, 122, 104298.
- Couture, M., Lafond, D., & Tremblay, S. (2008). Learning correct responses and errors in the hebb repetition effect : Two faces of the same coin. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 34(3), 524.
- Couture, M., & Tremblay, S. (2006). Exploring the characteristics of the visuospatial hebb repetition effect. *Memory & cognition*, 34(8), 1720–1729.
- Cowan, N. (2001). The magical number 4 in short-term memory : A reconsideration of mental storage capacity. *Behavioral and brain sciences*, 24(1), 87–114.
- Cowan, N. (2011). The focus of attention as observed in visual working memory tasks : Making sense of competing claims. *Neuropsychologia*, 49(6), 1401–1406.
- Cowan, N. (2016). *Working memory capacity : Classic edition*. Routledge.
- Cowan, N., Blume, C. L., & Saults, J. S. (2013). Attention to attributes

-
- and objects in working memory. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 39(3), 731.
- Cowan, N., Rouder, J. N., Blume, C. L., & Saults, J. S. (2012). Models of verbal working memory capacity : What does it take to make them work? *Psychological review*, 119(3), 480.
- Creel, S. C., Newport, E. L., & Aslin, R. N. (2004). Distant melodies : statistical learning of nonadjacent dependencies in tone sequences. *Journal of Experimental Psychology : Learning, memory, and cognition*, 30(5), 1119.
- De Groot, A. M., Thomassen, A. J., & Hudson, P. T. (1982). Associative facilitation of word recognition as measured from a neutral prime. *Memory & Cognition*, 10(4), 358–370.
- De Houwer, J. (2007). A conceptual and theoretical analysis of evaluative conditioning. *The Spanish journal of psychology*, 10(2), 230–241.
- De Houwer, J., Barnes-Holmes, D., & Moors, A. (2013). What is learning? on the nature and merits of a functional definition of learning. *Psychonomic bulletin & review*, 20(4), 631–642.
- De Lillo, C. (2004). Imposing structure on a corsi-type task : Evidence for hierarchical organisation based on spatial proximity in serial-spatial memory. *Brain and Cognition*, 55(3), 415–426.
- Deroost, N., Zeischka, P., Coomans, D., Bouazza, S., Depessemier, P., & Soetens, E. (2010). Intact first-and second-order implicit sequence learning in secondary-school-aged children with developmental dyslexia. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 32(6), 561–572.
- Destrebecqz, A., & Cleeremans, A. (2001). Can sequence learning be implicit? new evidence with the process dissociation procedure. *Psychonomic bulletin & review*, 8(2), 343–350.
- Dry, M., Preiss, K., & Wagemans, J. (2012). Clustering, randomness and regularity : Spatial distributions and human performance on the traveling salesperson problem and minimum spanning tree problem. *The Journal of Problem Solving*, 4(1), 1–17.

-
- Dąbrowska, E. (2008). The effects of frequency and neighbourhood density on adult speakers' productivity with polish case inflections : An empirical test of usage-based approaches to morphology. *Journal of Memory and Language*, *58*(4), 931–951.
- Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive science*, *14*(2), 179–211.
- Endress, A. D., & Langus, A. (2017). Transitional probabilities count more than frequency, but might not be used for memorization. *Cognitive psychology*, *92*, 37–64.
- Endress, A. D., & Mehler, J. (2009). The surprising power of statistical learning : When fragment knowledge leads to false memories of unheard words. *Journal of Memory and Language*, *60*(3), 351–367.
- Erickson, C. A., & Desimone, R. (1999). Responses of macaque perirhinal neurons during and after visual stimulus association learning. *Journal of Neuroscience*, *19*(23), 10404–10416.
- Evans, J. L., Saffran, J. R., & Robe-Torres, K. (2009). Statistical learning in children with specific language impairment. *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, *52*(2), 321–335.
- Feldman, J. (1999). The role of objects in perceptual grouping. *Acta Psychologica*, *102*(2-3), 137–163.
- Feldman, J. (2000). Minimization of boolean complexity in human concept learning. *Nature*, *407*(6804), 630–633.
- Feldman, J. (2003). A catalog of boolean concepts. *Journal of Mathematical Psychology*, *47*(1), 75–89.
- Ferrer-i Cancho, R., Hernández-Fernández, A., Lusseau, D., Agoramoorthy, G., Hsu, M. J., & Semple, S. (2013). Compression as a universal principle of animal behavior. *Cognitive Science*, *37*(8), 1565–1578.
- Fific, M., Little, D. R., & Nosofsky, R. M. (2010). Logical-rule models of classification response times : a synthesis of mental-architecture, random-walk, and decision-bound approaches. *Psychological Review*, *117*(2), 309.

-
- Fiser, J., & Aslin, R. N. (2002). Statistical learning of higher-order temporal structure from visual shape sequences. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, *28*(3), 458.
- Fiser, J., & Aslin, R. N. (2005). Encoding multielement scenes : statistical learning of visual feature hierarchies. *Journal of Experimental Psychology : General*, *134*(4), 521.
- Fishman, Y. I., Lee, W.-W., & Sussman, E. (2020). Learning to predict : Neural signatures of auditory expectancy in human event-related potentials. *NeuroImage*. doi: <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2020.117472>
- Fougnie, D., & Alvarez, G. A. (2011). Object features fail independently in visual working memory : Evidence for a probabilistic feature-store model. *Journal of vision*, *11*(12), 3–3.
- Frisson, S., Rayner, K., & Pickering, M. J. (2005). Effects of contextual predictability and transitional probability on eye movements during reading. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, *31*(5), 862.
- Fu, Q., Sun, H., Dienes, Z., & Fu, X. (2018). Implicit sequence learning of chunking and abstract structures. *Consciousness and cognition*, *62*, 42–56.
- Gaillard, V., Destrebecqz, A., Michiels, S., & Cleeremans, A. (2009). Effects of age and practice in sequence learning : A graded account of ageing, learning, and control. *European Journal of Cognitive Psychology*, *21*(2-3), 255–282.
- Gambi, C., Gorrie, F., Pickering, M. J., & Rabagliati, H. (2018). The development of linguistic prediction : Predictions of sound and meaning in 2- to 5-year-olds. *Journal of Experimental Child Psychology*, *173*, 351–370.
- Gao, Z., Gao, Q., Tang, N., Shui, R., & Shen, M. (2016). Organization principles in visual working memory : Evidence from sequential stimulus display. *Cognition*, *146*, 277–288.
- Garavan, H. (1998). Serial attention within working memory. *Memory & cognition*, *26*(2), 263–276.

-
- Gauvrit, N., Singmann, H., Soler-Toscano, F., & Zenil, H. (2016). Algorithmic complexity for psychology : a user-friendly implementation of the coding theorem method. *Behavior research methods*, *48*(1), 314–329.
- Gebhart, A. L., Aslin, R. N., & Newport, E. L. (2009). Changing structures in midstream : Learning along the statistical garden path. *Cognitive science*, *33*(6), 1087–1116.
- Gebhart, A. L., Newport, E. L., & Aslin, R. N. (2009). Statistical learning of adjacent and nonadjacent dependencies among nonlinguistic sounds. *Psychonomic bulletin & review*, *16*(3), 486–490.
- Gervain, J., & Werker, J. F. (2013). Learning non-adjacent regularities at age 0; 7. *Journal of Child Language*, *40*(4), 860.
- Gómez, R. L. (1997). Transfer and complexity in artificial grammar learning. *Cognitive Psychology*, *33*(2), 154–207.
- Gómez, R. L. (2002). Variability and detection of invariant structure. *Psychological Science*, *13*(5), 431–436.
- Gómez, R. L., & Gerken, L. (2000). Infant artificial language learning and language acquisition. *Trends in cognitive sciences*, *4*(5), 178–186.
- Gómez, R. L., & Maye, J. (2005). The developmental trajectory of nonadjacent dependency learning. *Infancy*, *7*(2), 183–206.
- Gupta, P. (2003). Examining the relationship between word learning, nonword repetition, and immediate serial recall in adults. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, *56*(7), 1213–1236.
- Gureckis, T. M., & Love, B. C. (2010). Direct associations or internal transformations? exploring the mechanisms underlying sequential learning behavior. *Cognitive science*, *34*(1), 10–50.
- Hachmann, W. M., Bogaerts, L., Szmalec, A., Woumans, E., Duyck, W., & Job, R. (2014). Short-term memory for order but not for item information is impaired in developmental dyslexia. *Annals of dyslexia*, *64*(2), 121–136.
- Haladjian, H. H., & Mathy, F. (2015). A snapshot is all it takes to encode object locations into spatial memory. *Vision research*, *107*, 133–145.
- Hardman, K. O., & Cowan, N. (2015). Remembering complex objects in visual

-
- working memory : Do capacity limits restrict objects or features? *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 41(2), 325.
- Hauser, M. D., Newport, E. L., & Aslin, R. N. (2001). Segmentation of the speech stream in a non-human primate : Statistical learning in cotton-top tamarins. *Cognition*, 78(3), B53–B64.
- Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior : a neuropsychological theory*. Wiley ; Chapman Hall.
- Hebb, D. O. (1961). Distinctive features of learning in the higher animal. *Brain mechanisms and learning*, 37, 46.
- Henson, R. N. A. (1998). Short-term memory for serial order : the start-end model. *Cognitive Psychology*, 36, 73–137.
- Hick, W. E. (1952). On the rate of gain of information. *Quarterly Journal of experimental psychology*, 4(1), 11–26.
- Hitch, G. J., Flude, B., & Burgess, N. (2009). Slave to the rhythm : Experimental tests of a model for verbal short-term memory and long-term sequence learning. *Journal of Memory and Language*, 61(1), 97–111.
- Hochmann, J.-R., Endress, A. D., & Mehler, J. (2010). Word frequency as a cue for identifying function words in infancy. *Cognition*, 115(3), 444–457.
- Horváth, K., Török, C., Pesthy, O., Nemeth, D., & Janacsek, K. (2020). Divided attention does not affect the acquisition and consolidation of transitional probabilities. *Scientific Reports*, 10(1), 1–14.
- Howard Jr, J. H., & Howard, D. V. (1997). Age differences in implicit learning of higher order dependencies in serial patterns. *Psychology and aging*, 12(4), 634.
- Howard Jr, J. H., Howard, D. V., Japikse, K. C., & Eden, G. F. (2006). Dyslexics are impaired on implicit higher-order sequence learning, but not on implicit spatial context learning. *Neuropsychologia*, 44(7), 1131–1144.
- Hsu, H. J., & Bishop, D. V. (2014). Sequence-specific procedural learning deficits in children with specific language impairment. *Developmental*

science, 17(3), 352–365.

- Huetting, F. (2015). Four central questions about prediction in language processing. *Brain research*, 1626, 118–135.
- Hunt, R. H., & Aslin, R. N. (2001). Statistical learning in a serial reaction time task : access to separable statistical cues by individual learners. *Journal of Experimental Psychology : General*, 130(4), 658.
- Hutter, M. (2004). *Universal artificial intelligence : Sequential decisions based on algorithmic probability*. Springer Science & Business Media.
- Hyman, R. (1953). Stimulus information as a determinant of reaction time. *Journal of experimental psychology*, 45(3), 188.
- Janacsek, K., Fiser, J., & Nemeth, D. (2012). The best time to acquire new skills : Age-related differences in implicit sequence learning across the human lifespan. *Developmental science*, 15(4), 496–505.
- Janacsek, K., & Nemeth, D. (2013). Implicit sequence learning and working memory : correlated or complicated? *Cortex*, 49(8), 2001–2006.
- Jiang, Y., Chun, M. M., & Olson, I. R. (2004). Perceptual grouping in change detection. *Perception & Psychophysics*, 66(3), 446–453.
- Jiang, Y., Olson, I. R., & Chun, M. M. (2000). Organization of visual short-term memory. *Journal of Experimental Psychology : Learning, memory, and cognition*, 26(3), 683.
- Johns, B. T., Jamieson, R. K., Crump, M. J., Jones, M. N., & Mewhort, D. (2020). Production without rules : Using an instance memory model to exploit structure in natural language. *Journal of Memory and Language*, 115. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jml.2020.104165>
- Kabdebon, C., Pena, M., Buiatti, M., & Dehaene-Lambertz, G. (2015). Electrophysiological evidence of statistical learning of long-distance dependencies in 8-month-old preterm and full-term infants. *Brain and language*, 148, 25–36.
- Karuza, E. A., Li, P., Weiss, D. J., Bulgarelli, F., Zinszer, B. D., & Aslin, R. N. (2016). Sampling over nonuniform distributions : A neural efficiency account of the primacy effect in statistical learning. *Journal of cognitive*

-
- neuroscience*, 28(10), 1484–1500.
- Kemp, C. (2012). Exploring the conceptual universe. *Psychological review*, 119(4), 685.
- Kerkhoff, A., De Bree, E., De Klerk, M., & Wijnen, F. (2013). Non-adjacent dependency learning in infants at familial risk of dyslexia. *Journal of Child Language*, 40(1), 11–28.
- Khalkhali, S., Wammes, J., & McRae, K. (2012). Integrating words that refer to typical sequences of events. *Canadian Journal of Experimental Psychology/Revue canadienne de psychologie expérimentale*, 66(2), 106.
- Kibbe, M. M., & Kowler, E. (2011). Visual search for category sets : Tradeoffs between exploration and memory. *Journal of vision*, 11(3), 14–14.
- Kidd, E. (2012). Implicit statistical learning is directly associated with the acquisition of syntax. *Developmental psychology*, 48(1), 171.
- Kim, D., Johnson, B. J., Gillespie, R. B., & Seidler, R. D. (2014). The effect of haptic cues on motor and perceptual based implicit sequence learning. *Frontiers in human neuroscience*, 8, 130.
- Kirby, S., Tamariz, M., Cornish, H., & Smith, K. (2015). Compression and communication in the cultural evolution of linguistic structure. *Cognition*, 141, 87–102.
- Kirkham, N. Z., Slemmer, J. A., & Johnson, S. P. (2002). Visual statistical learning in infancy : Evidence for a domain general learning mechanism. *Cognition*, 83(2), 35–42.
- Kóbor, A., Janacsek, K., Takács, Á., & Nemeth, D. (2017). Statistical learning leads to persistent memory : Evidence for one-year consolidation. *Scientific reports*, 7(1), 1–10.
- Köksal Ersöz, E., Aguilar, C., Chossat, P., Krupa, M., & Lavigne, F. (2020). Neuronal mechanisms for sequential activation of memory items : dynamics and reliability. *Plos one*, 15(4). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0231165>
- Korjoukov, I., Jeurissen, D., Kloosterman, N. A., Verhoeven, J. E., Scholte,

-
- H. S., & Roelfsema, P. R. (2012). The time course of perceptual grouping in natural scenes. *Psychological Science*, *23*(12), 1482–1489.
- Lafond, D., Lacouture, Y., & Mineau, G. (2007). Complexity minimization in rule-based category learning : Revising the catalog of boolean concepts and evidence for non-minimal rules. *Journal of Mathematical Psychology*, *51*(2), 57–74.
- Lavigne, F., Avnaïm, F., & Dumercy, L. (2014). Inter-synaptic learning of combination rules in a cortical network model. *Frontiers in Psychology*, *5*, 842.
- Lavigne, F., Chanquoy, L., Dumercy, L., & Vitu, F. (2013). Early dynamics of the semantic priming shift. *Advances in cognitive psychology*, *9*(1), 1.
- Lavigne, F., Dumercy, L., Chanquoy, L., Mercier, B., & Vitu-Thibault, F. (2012). Dynamics of the semantic priming shift : behavioral experiments and cortical network model. *Cognitive neurodynamics*, *6*(6), 467–483.
- Lavigne, F., Dumercy, L., & Darmon, N. (2011). Determinants of multiple semantic priming : a meta-analysis and spike frequency adaptive model of a cortical network. *Journal of cognitive neuroscience*, *23*(6), 1447–1474.
- Lavigne, F., Longrée, D., Mayaffre, D., & Mellet, S. (2016). Semantic integration by pattern priming : experiment and cortical network model. *Cognitive neurodynamics*, *10*(6), 513–533.
- Lavigne, F., Vitu, F., & d’Ydewalle, G. (2000). The influence of semantic context on initial eye landing sites in words. *Acta Psychologica*, *104*(2), 191–214.
- Lazartigues, L. (2016). *Approche expérimentale de l’apprentissage et du traitement en temps réel de combinaison de stimuli* (Mémoire de Master non publié). Université Côte d’Azur.
- Lazartigues, L. (2018). *L’apprentissage de séquences de triplets de stimuli par décomposition en paires*.
- Lazartigues, L., Lavigne, F., Aguilar, C., Cowan, N., & Mathy, F. (2019). *Organization in working memory is driven by the compressibility*

-
- of information*. Poster presented at the 60th Annual meeting of the Psychonomic Society in Montreal, Canada.
- Lazartigues, L., Lavigne, F., Aguilar, C., Cowan, N., & Mathy, F. (2021). Benefits and pitfalls of data compression in visual working memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 1–22.
- Lazartigues, L., Mathy, F., & Lavigne, F. (2021a). *Probabilities, dependencies and frequency are not all equally involved in artificial word learning*. Poster presented at 2021 APS Virtual Convention.
- Lazartigues, L., Mathy, F., & Lavigne, F. (2021b). *Statistical learning of second-order transitional probabilities in humans*. Poster presented at the 62nd Annual meeting of the Psychonomic Society.
- Lazartigues, L., Mathy, F., & Lavigne, F. (2021c). Statistical learning of unbalanced exclusive-or temporal sequences in humans. *Plos one*, 16(2). doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0246826>
- Lazartigues, L., Mathy, F., Rey, A., Fagot, J., & Lavigne, F. (2019a). *Statistical learning of adjacent and non-adjacent pairs in non-linguistic short sequences*. Poster presented at the 21st conference of the European Society for Cognitive Psychology in Tenerife, Spain.
- Lazartigues, L., Mathy, F., Rey, A., Fagot, J., & Lavigne, F. (2019b). *Statistical learning of first and second order transitional probabilities*. Poster presented at the Interdisciplinary advances in statistical learning in San Sebastian, Spain.
- Li, M., & Vitányi, P. (2008). *An introduction to kolmogorov complexity and its applications* (Vol. 3). New York : Springer.
- Luck, S. J., & Vogel, E. K. (1997). The capacity of visual working memory for features and conjunctions. *Nature*, 390(6657), 279–281.
- Luka, B. J., & Van Petten, C. (2014). Prospective and retrospective semantic processing : Prediction, time, and relationship strength in event-related potentials. *Brain and Language*, 135, 115–129.
- Ma, W. J., Husain, M., & Bays, P. M. (2014). Changing concepts of working memory. *Nature neuroscience*, 17(3), 347.

-
- Magro, L. O., Attout, L., Majerus, S., & Szmalec, A. (2018). Short-and long-term memory determinants of novel word form learning. *Cognitive Development, 47*, 146–157.
- Majerus, S., & Boukebza, C. (2013). Short-term memory for serial order supports vocabulary development : New evidence from a novel word learning paradigm. *Journal of experimental child psychology, 116*(4), 811–828.
- Majerus, S., Poncelet, M., Elsen, B., & Van der Linden, M. (2006). Exploring the relationship between new word learning and short-term memory for serial order recall, item recall, and item recognition. *European Journal of Cognitive Psychology, 18*(6), 848–873.
- Majerus, S., Poncelet, M., Greffe, C., & Van der Linden, M. (2006). Relations between vocabulary development and verbal short-term memory : The relative importance of short-term memory for serial order and item information. *Journal of experimental child psychology, 93*(2), 95–119.
- Majerus, S., Van der Linden, M., Mulder, L., Meulemans, T., & Peters, F. (2004). Verbal short-term memory reflects the sublexical organization of the phonological language network : Evidence from an incidental phonotactic learning paradigm. *Journal of Memory and Language, 51*(2), 297–306.
- Malassis, R., Rey, A., & Fagot, J. (2018). Non-adjacent dependencies processing in human and non-human primates. *Cognitive Science, 42*(5), 1677–1699.
- Maljkovic, V., & Martini, P. (2005). Implicit short-term memory and event frequency effects in visual search. *Vision Research, 45*(21), 2831–2846.
- Mani, N., & Huettig, F. (2012). Prediction during language processing is a piece of cake—but only for skilled producers. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance, 38*(4), 843.
- Marcovitch, S., & Lewkowicz, D. J. (2009). Sequence learning in infancy : The independent contributions of conditional probability and pair frequency information. *Developmental Science, 12*(6), 1020–1025.
- Marcus, G. F., Vijayan, S., Rao, S. B., & Vishton, P. M. (1999). Rule learning

-
- by seven-month-old infants. *Science*, *283*(5398), 77–80.
- Marshuetz, C., Smith, E. E., Jonides, J., DeGutis, J., & Chenevert, T. L. (2000). Order information in working memory : fmri evidence for parietal and prefrontal mechanisms. *Journal of cognitive neuroscience*, *12*(Supplement 2), 130–144.
- Mathy, F., & Bradmetz, J. (2003). A theory of the graceful complexification of concepts and their learnability. *Current Psychology of Cognition*, *22*(1), 41–82.
- Mathy, F., & Feldman, J. (2012). What’s magic about magic numbers? chunking and data compression in short-term memory. *Cognition*, *122*(3), 346–362.
- Maye, J., Werker, J. F., & Gerken, L. (2002). Infant sensitivity to distributional information can affect phonetic discrimination. *Cognition*, *82*(3), 101–111.
- Medin, D. L., & Schwanenflugel, P. J. (1981). Linear separability in classification learning. *Journal of Experimental Psychology : Human Learning and Memory*, *7*(5), 355.
- Mewhort, D., & Johns, E. E. (2000). The extralist-feature effect : Evidence against item matching in short-term recognition memory. *Journal of Experimental Psychology : General*, *129*(2), 262.
- Meyer, D. E., & Schvaneveldt, R. W. (1971). Facilitation in recognizing pairs of words : evidence of a dependence between retrieval operations. *Journal of experimental psychology*, *90*(2), 227.
- Miller, E. K. (1999). The prefrontal cortex : complex neural properties for complex behavior. *Neuron*, *22*(1), 15–17.
- Minier, L., Fagot, J., & Rey, A. (2016). The temporal dynamics of regularity extraction in non-human primates. *Cognitive science*, *40*(4), 1019–1030.
- Mirman, D., Graf Estes, K., & Magnuson, J. S. (2010). Computational modeling of statistical learning : Effects of transitional probability versus frequency and links to word learning. *Infancy*, *15*(5), 471–486.
- Misyak, J. B., Christiansen, M. H., & Bruce Tomblin, J. (2010). Sequential

-
- expectations : The role of prediction-based learning in language. *Topics in Cognitive Science*, 2(1), 138–153.
- Misyak, J. B., Christiansen, M. H., & Tomblin, J. B. (2010). On-line individual differences in statistical learning predict language processing. *Frontiers in psychology*, 1, 31.
- Mongillo, G., Amit, D. J., & Brunel, N. (2003). Retrospective and prospective persistent activity induced by hebbian learning in a recurrent cortical network. *European Journal of Neuroscience*, 18(7), 2011–2024.
- Morey, C. C., Cong, Y., Zheng, Y., Price, M., & Morey, R. D. (2015). The color-sharing bonus : Roles of perceptual organization and attentive processes in visual working memory. *Archives of Scientific Psychology*, 3(1), 18.
- Mosse, E. K., & Jarrold, C. (2008). Hebb learning, verbal short-term memory, and the acquisition of phonological forms in children. *Quarterly journal of experimental psychology*, 61(4), 505–514.
- Muhammad, R., Wallis, J. D., & Miller, E. K. (2006). A comparison of abstract rules in the prefrontal cortex, premotor cortex, inferior temporal cortex, and striatum. *Journal of cognitive neuroscience*, 18(6), 974–989.
- Murdock, B. B. (1962). The serial position effect of free recall. *Journal of Experimental Psychology*, 64, 482–488.
- Nassar, M. R., Helmers, J. C., & Frank, M. J. (2018). Chunking as a rational strategy for lossy data compression in visual working memory. *Psychological review*, 125(4), 486.
- Neely, J. H. (1991). Semantic priming effects in visual word recognition : A selective review of current findings and theories. *Basic processes in reading : Visual word recognition*, 11(1), 264–336.
- Nemeth, D., Janacsek, K., Londe, Z., Ullman, M. T., Howard, D. V., & Howard, J. H. (2010). Sleep has no critical role in implicit motor sequence learning in young and old adults. *Experimental brain research*, 201(2), 351–358.
- Newport, E. L., & Aslin, R. N. (2004). Learning at a distance i. statistical learning of non-adjacent dependencies. *Cognitive psychology*, 48(2), 127–162.

-
- Ngiam, W. X., Brissenden, J. A., & Awh, E. (2019). “memory compression” effects in visual working memory are contingent on explicit long-term memory. *Journal of Experimental Psychology : General*, *148*(8), 1373.
- Ngon, C., Martin, A., Dupoux, E., Cabrol, D., Dutat, M., & Peperkamp, S. (2013). (non) words,(non) words,(non) words : evidence for a protolexicon during the first year of life. *Developmental Science*, *16*(1), 24–34.
- Nissen, M. J., & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning : Evidence from performance measures. *Cognitive psychology*, *19*(1), 1–32.
- Norris, D. (1994). Shortlist : A connectionist model of continuous speech recognition. *Cognition*, *52*(3), 189–234.
- Norris, D., Kalm, K., & Hall, J. (2019). Chunking and redintegration in verbal short-term memory. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*.
- Nosofsky, R. M., Palmeri, T. J., & McKinley, S. C. (1994). Rule-plus-exception model of classification learning. *Psychological review*, *101*(1), 53.
- Oberauer, K., & Bialkova, S. (2011). Serial and parallel processes in working memory after practice. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, *37*(2), 606.
- Oberauer, K., & Eichenberger, S. (2013). Visual working memory declines when more features must be remembered for each object. *Memory & cognition*, *41*(8), 1212–1227.
- Oberauer, K., & Lin, H.-Y. (2017). An interference model of visual working memory. *Psychological review*, *124*(1), 21.
- Orbán, G., Fiser, J., Aslin, R. N., & Lengyel, M. (2008). Bayesian learning of visual chunks by human observers. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *105*(7), 2745–2750.
- Ostojic, S., & Fusi, S. (2013). Synaptic encoding of temporal contiguity. *Frontiers in computational neuroscience*, *7*, 32.
- Pacton, S., & Perruchet, P. (2008). An attention-based associative account of adjacent and nonadjacent dependency learning. *Journal of Experimen-*

-
- tal Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 34(1), 80.
- Pacton, S., Sobaco, A., & Perruchet, P. (2015). Is an attention-based associative account of adjacent and nonadjacent dependency learning valid? *Acta Psychologica*, 157, 195–199.
- Peirce, J. W. (2007). Psychopy—psychophysics software in python. *Journal of neuroscience methods*, 162(1-2), 8–13.
- Pelucchi, B., Hay, J. F., & Saffran, J. R. (2009a). Learning in reverse : Eight-month-old infants track backward transitional probabilities. *Cognition*, 113(2), 244–247.
- Pelucchi, B., Hay, J. F., & Saffran, J. R. (2009b). Statistical learning in a natural language by 8-month-old infants. *Child development*, 80(3), 674–685.
- Peña, M., Bonatti, L. L., Nespor, M., & Mehler, J. (2002). Signal-driven computations in speech processing. *Science*, 298(5593), 604–607.
- Perez, T. M., Majerus, S., & Poncelet, M. (2012). The contribution of short-term memory for serial order to early reading acquisition : Evidence from a longitudinal study. *Journal of Experimental Child Psychology*, 111(4), 708–723.
- Perruchet, P., & Desaulty, S. (2008). A role for backward transitional probabilities in word segmentation? *Memory & cognition*, 36(7), 1299–1305.
- Perruchet, P., & Pacton, S. (2006). Implicit learning and statistical learning : One phenomenon, two approaches. *Trends in cognitive sciences*, 10(5), 233–238.
- Perruchet, P., & Peereman, R. (2004). The exploitation of distributional information in syllable processing. *Journal of Neurolinguistics*, 17(2-3), 97–119.
- Perruchet, P., & Poulin-Charronnat, B. (2012). Beyond transitional probability computations : Extracting word-like units when only statistical information is available. *Journal of Memory and Language*, 66(4), 807–818.
- Perruchet, P., Tyler, M. D., Galland, N., & Peereman, R. (2004). Learning nonadjacent dependencies : no need for algebraic-like computations. *Jour-*

-
- nal of Experimental Psychology : General*, 133(4), 573.
- Peterson, D. J., & Berryhill, M. E. (2013). The gestalt principle of similarity benefits visual working memory. *Psychonomic bulletin & review*, 20(6), 1282–1289.
- Phillips, C., Kazanina, N., & Abada, S. H. (2005). Erp effects of the processing of syntactic long-distance dependencies. *Cognitive Brain Research*, 22(3), 407–428.
- Popov, V., & Reder, L. M. (2020). Frequency effects on memory : A resource-limited theory. *Psychological review*, 127(1), 1.
- Posner, M. I. (1978). *Chronometric explorations of mind*. Lawrence Erlbaum.
- Pothos, E. M. (2007). Theories of artificial grammar learning. *Psychological bulletin*, 133(2), 227.
- Pulvermüller, F. (2002). A brain perspective on language mechanisms : from discrete neuronal ensembles to serial order. *Progress in neurobiology*, 67(2), 85–111.
- Quinlan, P. T., & Cohen, D. J. (2012). Grouping and binding in visual short-term memory. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 38(5), 1432.
- Ramzaoui, H., & Mathy, F. (2021). A compressibility account of the color-sharing bonus in working memory. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 83(4), 1613–1628.
- Ratcliff, R. (1978). A theory of memory retrieval. *Psychological review*, 85(2), 59.
- Reber, A. S. (1967). Implicit learning of artificial grammars. *Journal of verbal learning and verbal behavior*, 6(6), 855–863.
- Reder, L. M., Liu, X. L., Keinath, A., & Popov, V. (2016). Building knowledge requires bricks, not sand : The critical role of familiar constituents in learning. *Psychonomic bulletin & review*, 23(1), 271–277.
- Reed, J., & Johnson, P. (1994). Assessing implicit learning with indirect tests : Determining what is learned about sequence structure. *Journal of*

Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition, 20(3), 585.

- Remillard, G. (2008). Implicit learning of second-, third-, and fourth-order adjacent and nonadjacent sequential dependencies. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 61(3), 400–424.
- Rey, A., Minier, L., Malassis, R., Bogaerts, L., & Fagot, J. (2018). Regularity extraction across species : Associative learning mechanisms shared by human and non-human primates. *Topics in cognitive science*, 11(3), 573–586.
- Rey, A., Minier, L., Malassis, R., Bogaerts, L., & Fagot, J. (2019). Regularity extraction across species : Associative learning mechanisms shared by human and non-human primates. *Topics in cognitive science*, 11(3), 573–586.
- Rigotti, M., Ben Dayan Rubin, D., Morrison, S. E., Salzman, C. D., & Fusi, S. (2010). Attractor concretion as a mechanism for the formation of context representations. *Neuroimage*, 52(3), 833–847.
- Rigotti, M., Ben Dayan Rubin, D. D., Wang, X.-J., & Fusi, S. (2010). Internal representation of task rules by recurrent dynamics : the importance of the diversity of neural responses. *Frontiers in computational neuroscience*, 4, 24.
- Romberg, A. R., & Saffran, J. R. (2010). Statistical learning and language acquisition. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Cognitive Science*, 1(6), 906–914.
- Romberg, A. R., & Saffran, J. R. (2013). All together now : Concurrent learning of multiple structures in an artificial language. *Cognitive science*, 37(7), 1290–1320.
- Rouder, J. N., Morey, R. D., Cowan, N., Zwilling, C. E., Morey, C. C., & Pratte, M. S. (2008). An assessment of fixed-capacity models of visual working memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(16), 5975–5979.
- Saffran, J. R. (2001). The use of predictive dependencies in language learning.

-
- Journal of Memory and Language*, 44(4), 493–515.
- Saffran, J. R., Aslin, R. N., & Newport, E. L. (1996). Statistical learning by 8-month-old infants. *Science*, 274(5294), 1926–1928.
- Saffran, J. R., Newport, E. L., & Aslin, R. N. (1996). Word segmentation : The role of distributional cues. *Journal of memory and language*, 35(4), 606–621.
- Saffran, J. R., & Thiessen, E. D. (2003). Pattern induction by infant language learners. *Developmental psychology*, 39(3), 484.
- Saffran, J. R., & Wilson, D. P. (2003). From syllables to syntax : Multilevel statistical learning by 12-month-old infants. *Infancy*, 4(2), 273–284.
- Saiki, J. (2019). Robust color-shape binding representations for multiple objects in visual working memory. *Journal of Experimental Psychology : General*, 148(5), 905.
- Santelmann, L. M., & Jusczyk, P. W. (1998). Sensitivity to discontinuous dependencies in language learners : Evidence for limitations in processing space. *Cognition*, 69(2), 105–134.
- Sargent, J., Dopkins, S., Philbeck, J., & Chichka, D. (2010). Chunking in spatial memory. *Journal of Experimental Psychology : Learning, memory, and cognition*, 36(3), 576.
- Scarborough, D. L., Cortese, C., & Scarborough, H. S. (1977). Frequency and repetition effects in lexical memory. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 3(1), 1–17.
- Schurgin, M. W., Wixted, J. T., & Brady, T. F. (2020). Psychophysical scaling reveals a unified theory of visual memory strength. *Nature human behaviour*, 4(11), 1156–1172.
- Schvaneveldt, R. W., & Gómez, R. L. (1998). Attention and probabilistic sequence learning. *Psychological Research*, 61(3), 175–190.
- Shanks, D. R. (1995). *The psychology of associative learning*. Cambridge University Press.
- Sims, C. R. (2015). The cost of misremembering : Inferring the loss function in visual working memory. *Journal of vision*, 15(3), 2–2.

-
- Singmann, H., & Kellen, D. (2019). An introduction to mixed models for experimental psychology. *New methods in cognitive psychology*, 28, 4–31.
- Smith, J. D., Coutinho, M. V., & Couchman, J. J. (2011). The learning of exclusive-or categories by monkeys (*macaca mulatta*) and humans (*homo sapiens*). *Journal of Experimental Psychology : Animal Behavior Processes*, 37(1), 20.
- Smith, L. B., Jayaraman, S., Clerkin, E., & Yu, C. (2018). The developing infant creates a curriculum for statistical learning. *Trends in cognitive sciences*, 22(4), 325–336.
- Soares, A. P., Gutiérrez-Domínguez, F.-J., Vasconcelos, M., Oliveira, H. M., Tomé, D., & Jiménez, L. (2020). Not all words are equally acquired : Transitional probabilities and instructions affect the electrophysiological correlates of statistical learning. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14.
- Soler-Toscano, F., Zenil, H., Delahaye, J.-P., & Gauvrit, N. (2014). Calculating kolmogorov complexity from the output frequency distributions of small turing machines. *PloS one*, 9(5).
- Soltani, A., & Wang, X.-J. (2010). Synaptic computation underlying probabilistic inference. *Nature neuroscience*, 13(1), 112.
- Song, S., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2007). Sleep does not benefit probabilistic motor sequence learning. *Journal of Neuroscience*, 27(46), 12475–12483.
- St-Louis, M. , Hughes, R. W., Saint-Aubin, J., & Tremblay, S. (2019). The resilience of verbal sequence learning : Evidence from the hebb repetition effect. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, 45(1), 17.
- Szmaliec, A., Page, M. P., & Duyck, W. (2012). The development of long-term lexical representations through hebb repetition learning. *Journal of Memory and Language*, 67(3), 342–354.
- Team, R. C. (2018). R core team r : A language and environment for statistical

-
- computing r foundation for statistical computing. *Austria, Vienna*.
- Thalmann, M., Souza, A. S., & Oberauer, K. (2019). How does chunking help working memory? *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, *45*(1), 37.
- Thiessen, E. D., Kronstein, A. T., & Hufnagle, D. G. (2013). The extraction and integration framework : A two-process account of statistical learning. *Psychological bulletin*, *139*(4), 792.
- Thompson, S. P., & Newport, E. L. (2007). Statistical learning of syntax : The role of transitional probability. *Language learning and development*, *3*(1), 1–42.
- Tillmann, B. (2012). Music and language perception : expectations, structural integration, and cognitive sequencing. *Topics in cognitive science*, *4*(4), 568–584.
- Tillmann, B., Poulin-Charronnat, B., & Bigand, E. (2014). The role of expectation in music : from the score to emotions and the brain. *Wiley Interdisciplinary Reviews : Cognitive Science*, *5*(1), 105–113.
- Tomblin, J. B., Mainela-Arnold, E., & Zhang, X. (2007). Procedural learning in adolescents with and without specific language impairment. *Language Learning and Development*, *3*(4), 269–293.
- Toro, J. M., & Trobalón, J. B. (2005). Statistical computations over a speech stream in a rodent. *Perception & psychophysics*, *67*(5), 867–875.
- Toro, J. M., Trobalon, J. B., & Sebastián-Gallés, N. (2005). Effects of backward speech and speaker variability in language discrimination by rats. *Journal of Experimental Psychology : Animal Behavior Processes*, *31*(1), 95.
- Tremblay, A., & Tucker, B. V. (2011). The effects of n-gram probabilistic measures on the recognition and production of four-word sequences. *The Mental Lexicon*, *6*(2), 302–324.
- Tulving, E. (1987). Multiple memory systems and consciousness. *Human neurobiology*, *6*(2), 67–80.
- Unsworth, N., & Engle, R. W. (2005). Individual differences in working me-

-
- mory capacity and learning : Evidence from the serial reaction time task. *Memory & cognition*, 33(2), 213–220.
- Van Heugten, M., & Johnson, E. K. (2010). Linking infants' distributional learning abilities to natural language acquisition. *Journal of memory and language*, 63(2), 197–209.
- Van Petten, C. (2014). Examining the n400 semantic context effect item-by-item : Relationship to corpus-based measures of word co-occurrence. *International Journal of Psychophysiology*, 94(3), 407–419.
- Vergauwe, E., Hardman, K. O., Rouder, J. N., Roemer, E., McAllaster, S., & Cowan, N. (2016). Searching for serial refreshing in working memory : Using response times to track the content of the focus of attention over time. *Psychonomic bulletin & review*, 23(6), 1818–1824.
- Vicari, S., Marotta, L., Menghini, D., Molinari, M., & Petrosini, L. (2003). Implicit learning deficit in children with developmental dyslexia. *Neuropsychologia*, 41(1), 108–114.
- Vigo, R. (2006). A note on the complexity of boolean concepts. *Journal of Mathematical Psychology*, 50(5), 501–510.
- Vuong, L. C., Meyer, A. S., & Christiansen, M. H. (2016). Concurrent statistical learning of adjacent and nonadjacent dependencies. *Language Learning*, 66(1), 8–30.
- Wagenmakers, E.-J., Van Der Maas, H. L., & Grasman, R. P. (2007). An ez-diffusion model for response time and accuracy. *Psychonomic bulletin & review*, 14(1), 3–22.
- Wanrooij, K., Boersma, P., & Benders, T. (2015). Observed effects of “distributional learning” may not relate to the number of peaks. a test of “dispersion” as a confounding factor. *Frontiers in Psychology*, 6, 1341.
- Weiss, D. J., Gerfen, C., & Mitchel, A. D. (2009). Speech segmentation in a simulated bilingual environment : A challenge for statistical learning? *Language Learning and Development*, 5(1), 30–49.
- Wheeler, M. E., & Treisman, A. M. (2002). Binding in short-term visual memory. *Journal of Experimental Psychology : General*, 131(1), 48.

-
- Wilson, B., Spierings, M., Ravignani, A., Mueller, J. L., Mintz, T. H., Wijnen, F., . . . Rey, A. (2018). Non-adjacent dependency learning in humans and other animals. *Topics in Cognitive Science*.
- Witthoft, N., Davidenko, N., & Grill-Spector, K. (2009). Exemplar frequency affects unsupervised learning of shapes. *Proc. 31st annu. meet. Cogn. Sci. Soc*, 3058–63.
- Woodman, G. F., Vecera, S. P., & Luck, S. J. (2003). Perceptual organization influences visual working memory. *Psychonomic bulletin & review*, 10(1), 80–87.
- Xu, Y. (2002). Limitations of object-based feature encoding in visual short-term memory. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 28(2), 458.
- Xu, Y., & Chun, M. M. (2006). Dissociable neural mechanisms supporting visual short-term memory for objects. *Nature*, 440(7080), 91–95.
- Zhang, W., & Luck, S. J. (2008). Discrete fixed-resolution representations in visual working memory. *Nature*, 453(7192), 233–235.

Table des figures

1.1	Associations au sein d'un triplet ABC (a) uniquement sur la base des paires (b) intégrant une association plus complexe.	5
1.2	Probabilités transitionnelles de premier-ordre (en bleu, entre éléments adjacents et non-adjacents) et de second-ordre (en rouge) dans une séquence ABC	15
1.3	Utilisation préférentielle de (a) <u>la fréquence</u> pour la paire 'plat + dessert' qui est plus fréquente que 'salade + plat' et (b) <u>la probabilité transitionnelle</u> pour la paire 'salade + plat' qui a une probabilité transitionnelle plus élevée que celle de la paire 'plat + dessert' ($p = 1$ et $p = .80$, respectivement).	22
2.1	Exemple de (a) problème linéairement séparable (OU) et (b) problème non linéairement séparable (OU-exclusif, XOR).	44
2.2	Probabilité transitionnelle de second-ordre en fonction de l'ordre de présentation. Exemple de deux séquences issues du Tableau 2.2.	48
2.3	Codage des stimuli en fonction du quadrillage virtuel à neuf positions (à gauche), suivi d'un exemple de séquence (ici, la séquence AEF)	49

2.4	Évolution des temps de réponse (ms) pendant la phase d'apprentissage (7 premiers blocs) et de la phase de changement de règle (dernier bloc) dans l'Expérience 1.	52
2.5	Évolution des temps de réponse (ms) en fonction du nombre de présentation des séquences et du rang de transition (TT1 <i>vs.</i> TT2) au sein du bloc de changement de règle dans l'Expérience 1.	55
3.1	Caractérisation des stimuli en fonction de leur position d'apparition sur l'écran.	63
3.2	Exemple d'essai avec la séquence 9 - 3 - 7	63
3.3	Répartition globale des temps de réponse dans l'Expérience 2a.	64
3.4	Évolution des temps de réponse pour les séquences aléatoires dans l'Expérience 2a.	65
3.5	Répartition des temps de réponse pour chaque transition dans l'Expérience 2a.	67
3.6	Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction des probabilités transitionnelles dans l'Expérience 2b.	71
3.7	Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction de la condition et du rang de la transition dans l'Expérience 3.	78
3.8	Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction de la condition et de la prédictibilité dans l'Expérience 3.	79
3.9	Structures et probabilités transitionnelles pour chaque condition de l'Expérience 3 : (a) Condition AB^* , (b) Condition $*BC$, (c) Condition $A * C$ et (d) Condition XOR	85
4.1	Codage des stimuli en fonction du quadrillage virtuel à neuf positions (à gauche), suivi d'un exemple de séquence (ici, la séquence AEF)	101

4.2	Évolution des temps de réponse au fil des blocs en fonction du rang de transition (TT1 <i>vs.</i> TT2), du bloc, de la fréquence et des PT de premier-ordre dans l'Expérience 4.	104
5.1	Déroulement d'un essai dans l'Expérience 5.	124
5.2	Évolution des performances globales dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.	129
5.3	Évolution des performances pour chaque condition dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.	130
5.4	Évolution des performances pour chaque séquence de la condition <i>XOR déséquilibré</i> dans l'Expérience 5 en fonction des : (a) taux de bonne réponse et (b) temps de réponse.	131
5.5	Taux de bonne reconnaissance pour la tâche de choix forcé à deux alternatives dans l'Expérience 5 pour (a) toutes les conditions et (b) uniquement la condition <i>XOR déséquilibré</i> .	132
6.1	Exemples d'ensembles initiaux (triplet de stimuli sur le côté gauche) et d'objets leurre (stimulus sur le côté droit). (a) La structure initiale présente une complexité de 4, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. (b) La structure initiale présente une complexité de 10, tandis que la structure finale présente une complexité de 8.	145
6.2	Déroulement d'un essai dans l'Expérience 6.	147
6.3	Effet de la complexité de l'ensemble initial (Basse <i>vs.</i> Moyenne <i>vs.</i> Élevée) et du changement de complexité (Baisse <i>vs.</i> Pas de changement <i>vs.</i> Hausse) sur les taux de fausses alarmes (FA) dans l'Expérience 6.	150

6.4	Exemple de structures, (a) 4-2-8, (b) 4-8-4	154
6.5	Exemple d'arbre de décision en fonction de l'ordre de présentation, ici présenté pour un ordre donné pour la dimension "couleur" avec les traits "rouge" et "bleu". . .	156
6.6	Probabilités de pré-activation de l'objet leurre pour les trois niveaux de complexité de l'ensemble initial (Basse <i>vs.</i> Moyenne <i>vs.</i> Élevée) et changement de complexité (Baisse <i>vs.</i> pas de changement <i>vs.</i> Haute) en fonction de chaque modèle (Parallèle <i>vs.</i> Séquentiel).	159
1	Structures initiales et estimations de la complexité, avec et sans l'objet leurre. Le changement de complexité correspond à l'évolution de la complexité entre la structure initiale et la structure finale. La somme des traits partagés représente le nombre de traits qu'un objet leurre partage avec les objets de l'ensemble initial.	240
2	Déroulement d'un essai.	242
3	Échantillon d'ensembles initiaux (trois objets sur le côté gauche) et d'objets leures (objet sur le côté droit). a) La structure initiale présente une complexité de 4, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. Il y a deux traits communs entre la structure initiale et l'objet leurre. Ce cas est codé 4-8-2. b) La structure initiale présente une complexité de 10, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. Il y a quatre traits communs entre la structure initiale et l'objet leurre. Nous avons donc codé ce cas 10-8-4.	246

4	Effets de la complexité initiale dans l'Expérience 1, mesurés par (a) les taux de dérive (x100) et (b) les taux de fausse alarme. Les graphiques présentés sont limités aux comparaisons par paires <i>ceteris paribus</i> . Les barres d'erreur représentent ± 1 erreur standard.	253
5	Effets du changement de complexité dans l'Expérience 1, mesurés par (a) les taux de dérive (x100) et (b) les taux de fausse alarme. Les graphiques présentés sont limités aux comparaisons par paires <i>ceteris paribus</i> . Les barres d'erreur représentent ± 1 erreur standard.	254
6	Effets de la complexité initiale mesuré par (a) les taux de dérive (x100), (b) les taux de dérive (x100) en interaction avec le changement de complexité, (c) le taux de fausse alarme (FA) en interaction avec le changement de complexité, (d) les taux de dérive (x100) avec le nombre de traits partagés fixes et (e) les taux de FA avec le nombre de traits partagés fixes. Les barres d'erreurs représentent ± 1 ES.	263
7	Taux de fausse alarme pour les conditions sans nouveau traits et une complexité qui baisse avec le leurre en fonction du numéro de bloc (premier bloc <i>vs.</i> les autres blocs) pour l'Expérience 2. Les barres d'erreur représentent ± 1 ES	267
8	Effet de la complexité de l'ensemble initial dans les Expériences 1 et 2 mesuré par (a) les taux de hit convertis en scores Z et (b) les temps de réponse des hits convertis en scores Z. Les barres d'erreur représentent ± 1 ES . .	269
9	Structures ayant une complexité initiale de 4.	276
10	Structures ayant une complexité initiale de 6.	277
11	Structures ayant une complexité initiale de 7, ici 7-6-4. .	278
12	Structures ayant une complexité initiale de 10.	278

Liste des tableaux

2.1	Table de vérité du XOR, pour un XOR classique (catégorisation d'objet) et pour un XOR séquentiel.	45
2.2	Construction des séquences de la phase d'apprentissage et de la phase de changement de règle dans l'Expérience 1.	48
2.3	Effets du bloc et du rang de transition sur les temps de réponse lors de la phase d'apprentissage dans l'Expérience 1. La correction de Greenhouse-Geisser a été utilisée. . .	53
2.4	Nombre de séquences apprises par les participants et pourcentages (%) dans l'Expérience 1.	53
2.5	Effets du rang de transition et du numéro de l'essai sur les temps de réponse dans la phase de changement de règle dans l'Expérience 1. La correction de Greenhouse-Geisser a été utilisée.	54
3.1	Exemple de paires pour constituer les triplets.	66
3.2	Séquences utilisées dans l'Expérience 2b.	68
3.3	Effets du bloc, du rang de transition et de la probabilité transitionnelle sur les temps de réponse dans l'Expérience 2b.	71
3.4	Séquences utilisées dans chaque condition de l'Expérience 3 pour la phase d'apprentissage et la phase de changement de règle.	77

3.5	Effets du bloc, de la condition et de la prédictibilité sur les temps de réponse durant la phase d'apprentissage de l'Expérience 3.	81
3.6	Effets de la phase et de la condition pour les transitions prédictibles (TT1 pour la condition AB^* et TT2 pour les autres conditions) sur les temps de réponse de l'Expérience 3.	81
3.7	Effets de la phase et de la condition pour les transitions non-prédictibles (TT2 pour la condition AB^* et TT1 pour les autres conditions) sur les temps de réponse de l'Expérience 3.	81
3.8	Effets de la condition, de la transition (TT1 <i>vs.</i> TT2) et du bloc sur les temps de réponse pour les conditions A^*C et XOR en phase d'apprentissage de l'Expérience 3. . . .	81
4.1	Probabilité transitionnelle (PT) et fréquence associée pour chaque séquence et chaque rang de transition ($B A$ et $C B$) dans l'Expérience 4.	101
4.2	Effets du rang de transition (TT1 <i>vs.</i> TT2) et des PT de premier-ordre sur les temps de réponse dans le premier bloc dans l'Expérience 4.	105
4.3	Effets du bloc sur les $TT1$ pour le modèle 1 et sur les $TT2$ pour le modèle 2 pendant la phase d'apprentissage dans l'Expérience 4.	106
4.4	Effets de la PT de premier-ordre et du bloc sur les $TT1$ pendant la phase d'apprentissage pour les séquences ayant des fréquences égales dans l'Expérience 4.	106
4.5	Effets de la PT de premier-ordre et du bloc sur les $TT1$ pendant la phase d'apprentissage pour les séquences permettant une vraie séparation des PT de premier-ordre et de la fréquence dans l'Expérience 4.	107

4.6	Effets du bloc et de la PT de premier-ordre sur les <i>TT2</i> pendant la phase d'apprentissage dans l'Expérience 4. . .	108
4.7	Comparaison des modèles mixtes sur la base des AIC pour la phase d'apprentissage des <i>TT2</i> dans l'Expérience 4.	109
5.1	Exemple de pseudo-mots (trois syllabes de type consonne-voyelle) utilisés dans chaque condition de l'Expérience 5.	121
5.2	Taux de bonne réponse par session et par participant dans l'Expérience 5.	125
5.3	Effets de la session et de la condition sur les taux de bonne réponse en phase d'apprentissage dans l'Expérience 5. . .	133
5.4	Effets de la session et de la condition sur les temps de réponse pour la phase d'apprentissage dans l'Expérience 5.	133
5.5	Comparaison des modèles mixtes sur la base des AIC pour les taux de bonne réponse en phase d'apprentissage (tâche de détection) dans l'Expérience 5.	133
5.6	Effets de la session et de la probabilité transitionnelle de premier-ordre sur les taux de bonne réponse durant la phase d'apprentissage pour la condition <i>XOR déséquilibré</i> dans l'Expérience 5.	133
6.1	Conditions utilisées et formules minimales sur la base du catalogue de Feldman (2003) pour l'Expérience 6.	144
6.2	Répartition des réponses à la question "l'objet test fait-il parti de l'ensemble initial?" en fonction du type d'essai dans l'Expérience 6.	146
6.3	Effet de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de fausses alarmes dans l'Expérience 6. . . .	151

6.4	Encodage des traits d'une dimension en fonction de l'ordre sériel des objets. Chaque dimension est composée de deux traits, ici nommés "Trait 1" et "Trait 2" afin de généraliser.	158
6.5	Valeurs de pré-activation de l'objet leurre sur la base de l'ensemble initial pour chaque condition, calculé pour chaque modèle.	160
1	Formules minimales pour les conditions utilisées dans les Expériences 1 et 2 sur la base du catalogue de Feldman (2003). Par exemple, les traits a-a', b-b', c-c' et d-d' représentent les traits Bleu-Rouge, Carré-Rond, Plein-Hachuré et Disque à gauche-Disque à droite respectivement, comme dans la Figure 1. La correspondance entre les lettres et les traits étaient assignés de manière aléatoire dans chaque essai.	239
2	Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de dérive dans l'Expérience 1.	252
6	Comparaison des modèles mixtes sur la base du critère d'information d'Akaike (AIC) pour les taux de dérive et les taux de fausse alarme (FA). Les nombres en gras correspondent aux modèles les plus optimaux pour chaque variable dépendante (AIC le plus bas), c'est à dire M6 (incluant les trois variables étudiées) pour les taux de dérive et M3 (incluant seulement la variable somme des traits partagés) pour les taux de fausse alarme pour l'Expérience 1.	258
7	Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de dérive montrés dans la Figure 12b pour l'Expérience 2.	264

8	Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de fausse alarme présenté dans la Figure 6c pour l'Expérience 2.	265
9	Comparaison de modèles pour les facteurs complexité de l'ensemble initial et expérimentation pour les (a) taux de hit convertis en scores Z, et (b) temps de réponse des hits convertis en scores Z, montrés dans la Figure 8.	269
10	Résumé des résultats principaux pour chaque variable dépendante (VD; Taux de fausse alarme (Taux de FA) et taux de dérive) pour les Expériences 1 et 2.	271

Annexes

Traduction de l'article “Benefits and pitfalls of data compression in visual working memory”

Ces expériences correspondent aux données utilisées dans l'Expérience 6 de cette thèse.

La mémoire de travail est connue pour être limitée à la fois pour le total de détails pouvant être retenus dans une scène visuelle (Bays, Catalao, & Husain, 2009 ; Brady & Alvarez, 2015 ; Ma, Husain, & Bays, 2014 ; Schurgin, Wixted, & Brady, 2020) et pour le nombre total d'objets qui peuvent être rappelés, sans regard pour le nombre de détails (Cowan, 2001 ; Luck & Vogel, 1997 ; Zhang & Luck, 2008). Ces deux types de limitations sont généralement prédites par des modèles concurrents tel que ceux basés sur des ressources partagées ou des fenêtres séparées en mémoire de travail (discrete-slots, Bays & Husain, 2008 ; Rouder et al., 2008). Cependant, l'avantage engendré par l'existence de traits partagés par différents objets dans la mémoire de travail visuelle ne semble pas être facilement pris en compte par ces deux types de modèles (Quinlan & Cohen, 2012) et d'autres études ont montré que ces deux limitations doivent être prises en compte simultanément pour correspondre aux données (Awh, Barton, & Vogel, 2007 ; Cowan, Blume, & Saults, 2013 ; Hardman & Cowan, 2015 ; Oberauer & Eichenberger, 2013 ; Xu & Chun, 2006). Une approche adoptée dans l'étude présentée ici est de considérer que les modèles de limite de capacité devraient mieux prendre en compte la façon dont les traits partagés sont traités dans la mémoire de travail, en particulier lorsque ces traits permettent de conserver une certaine place en mémoire.

Il existe quelques facteurs connus qui peuvent aider à recoder l'information de manière plus efficace, en particulier lorsque les scènes visuelles offrent la possibilité d'associer entre eux des éléments au cours de la tâche à accomplir (Gao,

Gao, Tang, Shui, & Shen, 2016 ; Jiang, Olson, & Chun, 2000 ; Jiang, Chun, & Olson, 2004 ; Peterson & Berryhill, 2013 ; Woodman, Vecera, & Luck, 2003). Par exemple, il a été montré que le phénomène de liaison (binding) permet d'intégrer des objets sur la base de plusieurs traits visuels (Alvarez & Cavanagh, 2004 ; Bays, Wu, & Husain, 2011 ; Fougny & Alvarez, 2011 ; Saiki, 2019 ; Wheeler & Treisman, 2002 ; Xu, 2002). Dans le cas du phénomène de liaison, imaginons qu'un ensemble de neuf nouveaux objets ayant chacun trois traits est présenté à un participant, pour un total de douze traits différents. Être capable de reconnaître un de ces objets multi-traits ne signifie pas que le participant aurait été capable de rappeler précisément les trois traits visuels constituant chaque objet. Avec une capacité en mémoire de travail de quatre objets, par exemple, quelqu'un pourrait encoder uniquement deux traits de deux objets différents, ou n'importe quelle autre combinaison tel que trois traits pour un objet et uniquement un seul d'un autre objet, mais toujours pour un total de quatre traits. Dans ce cas, une capacité de quatre ne permettrait pas à un individu donné de retenir les douze traits constituant l'ensemble de la scène. Cependant, les objets multi-traits peuvent être mieux mémorisés quand les traits apparaissent plusieurs fois de manières répétées et peuvent être recodées comme des ensembles (chunks). Une fois formés en mémoire à long-terme, ces chunks peuvent permettre aux participants de retenir un plus grand nombre d'information en mémoire de travail (Brady, Konkle, & Alvarez, 2009 ; Ngiam, Brissenden, & Awh, 2019 ; Orbán, Fiser, Aslin, & Lengyel, 2008). Considérant que chaque chunk d'objet multi-trait compte comme un seul item, un participant avec une capacité limitée à quatre pourrait donc parfaitement rappeler un ensemble de quatre objets, chacun fait de trois traits, et ainsi rappeler un total de douze traits différents.

Dans d'autres cas, les objets ne sont pas nécessairement déjà encodés en mémoire à long-terme. Par exemple, des études précédentes ont montré que des caractéristique ascendantes (bottom-up) de certains stimuli (par exemple des indices de Gestalt) peuvent aider les participants à grouper les informations pour un meilleur rappel des objets dans des scènes visuelles (Woodman

et al., 2003). C'est par exemple le cas avec les informations spatiales (De Lillo, 2004; Dry, Preiss, & Wagemans, 2012; Feldman, 1999; Haladjian & Mathy, 2015; Korjoukov et al., 2012; Sargent, Dopkins, Philbeck, & Chichka, 2010). Les capacités en mémoire de travail peuvent aussi être facilement augmentées grâce à une organisation perceptuelles quand les objets partagent les mêmes couleurs dans une scène visuelle (Brady & Tenenbaum, 2013). Morey, Cong, Zheng, Price, et Morey (2015), par exemple, montraient qu'il y a un avantage pour les singletons (objets isolés) dans des ensembles contenant des répétitions (par rapport à des ensembles ne contenant pas de répétitions). Leur interprétation était que le groupement sur le vif des couleurs répétées peut venir libérer de la place en mémoire de travail. Une explication concernant la manière dont le groupement, ou le chunking, fonctionne est que la compression de l'information pourrait être à l'œuvre à chaque fois que de la place peut être préservée en mémoire, en particulier quand les individus peuvent trouver une manière efficace de recoder l'information (Brady et al., 2009).

Le profit de la compression

La compression de l'information consiste en un recodage de l'information en une forme plus compacte. Même s'il y a une controverse quant à savoir si la capacité en mémoire de travail visuelle est fixe quel que soit le contenu de l'information (Alvarez & Cavanagh, 2004; Awh et al., 2007), le bénéfice de la compression prédit que le stockage est particulièrement efficace quand l'information contient des régularités. Durant les dernières décennies, la compression a été mise en avant pour rendre compte de l'intelligence (Chekaf, Gauvrit, Guida, & Mathy, 2018; Hutter, 2004), de la mémoire (Brady et al., 2009; Chekaf, Cowan, & Mathy, 2016; Mathy & Feldman, 2012), du langage (Christiansen & Chater, 2016; Ferrer-i Cancho et al., 2013; Kirby, Tamariz, Cornish, & Smith, 2015) et de la perception (Haladjian & Mathy, 2015; Nassar, Helmers, & Frank, 2018; Ramzaoui & Mathy, 2021). La compression est un concept issu de la théorie de l'information basé sur la complexité algorithmique. La complexité algorithmique correspond à la représentation la plus courte possible d'un ensemble d'objets (Li & Vitányi, 2008). Le gain offert par la repré-

sentation la plus courte d'un ensemble d'objets (par rapport à la longueur de la description originale de l'ensemble) permet d'estimer la compressibilité d'un ensemble d'objets donné. Concernant les aspects computationnels de la théorie, la représentation la plus courte prend généralement la forme du programme le plus court dans une machine de Turing. Même si ce n'est pas calculable (parce qu'il n'est jamais possible de savoir si la compression maximale a été atteinte par un processus de recodage donné), une estimation peut être obtenue sur <http://www.complexitycalculator> (Gauvrit, Singmann, Soler-Toscano, & Zenil, 2016 ; Soler-Toscano, Zenil, Delahaye, & Gauvrit, 2014). Cependant, étant donné que des langages différents peuvent être utilisés de manière interchangeable à la place des machines de Turing, des approches indirectes peuvent être adoptées en développant des métriques plus pratiques dans un domaine donné. Par exemple, une métrique de compressibilité a été développée dans la catégorisation pour décrire des objets multi-traits (Feldman, 2003) et ces métriques (ou certaines très similaires, voir Kemp, 2012 ; Vigo, 2006) se sont avérées utiles pour tenir compte de la complexité subjective pendant l'apprentissage (Bradmetz & Mathy, 2008 ; Feldman, 2000 ; Lafond, Lacouture, & Mineau, 2007 ; Mathy & Bradmetz, 2003). Ainsi, nous avons décidé d'utiliser cette implémentation pratique dans notre étude pour construire nos ensembles d'objets visuels. La section suivante présente la métrique employée et introduit l'idée que le processus de compression peut inclure des pièges ainsi que des avantages.

Les bons et les mauvais aspects de la compression en mémoire de travail

Afin de mieux comprendre comment la compression fonctionne en mémoire de travail de manière plus globale, les avantages (optimisation de l'information) et les désavantages (perte d'information) devraient être étudiés ensemble. Même si le travail présent implique la présentation d'objets constitués de plusieurs traits à reconnaître, pour une compréhension plus aisée nous allons d'abord présenter l'idée de sur-compression dans le contexte de stimuli présentés séquentiellement. Par exemple, si les participants utilisent le processus de compression pour recoder l'information, alors la capacité en mémoire de

travail devrait augmenter dans les situations où un pattern est présent (par exemple, pour retenir un ensemble tel que ■ □ ■ □ présenté séquentiellement, une représentation plus compacte pourrait être “2 ■ □”). La description compacte serait suffisante pour reconnaître la même séquence reproduite comme une sonde ou pour rejeter une séquence dans laquelle un élément aurait changé. Cependant, le possible processus de compression pourrait aussi entraîner des erreurs spécifiques quand les patterns sont mal (ou trop) compressés. Si un participant étudie un ensemble tel que ◆ □ ■ □ il pourrait le recoder comme la règle “2 ■ □, mais une rotation pour le second carré noir.” Cependant, la qualification à propos de la rotation du second carré pourrait être perdue en mémoire de travail et ainsi si on propose une tâche de reconnaissance avec l'ensemble ■ □ ■ □ alors le participant pourrait reconnaître l'ensemble incorrectement car il correspond parfaitement à l'ensemble sur-compressé ou à la représentation amoindrie “2 ■ □”.

Nous présumons qu'une gestion amoindrie de la compression d'information pourrait distordre l'organisation perceptive au lieu de générer des bénéfices. Les études mentionnées ci-dessus ont principalement insisté sur les bénéfices de la compressibilité, mais notre hypothèse dans l'étude actuelle est que la compression en mémoire de travail pourrait aussi être préjudiciable au processus de rappel. La raison est que nous pouvons attendre que le contenu en mémoire soit sur-simplifié si la mémorisation est conduite par le processus de compression qui cherche à réduire la charge de l'information. Aussi, les erreurs de simplification pourraient dépendre des niveaux de compressibilité, car il faut s'attendre à moins d'erreurs aléatoires lorsque les ensembles de stimuli sont plus structurés. Nous attendons donc un plus grand nombre d'erreurs de compression avec une plus grande compressibilité.

Nos ensembles de stimuli étaient composés d'objets comprenant un nombre variable de traits similaires afin de manipuler la complexité de l'ensemble. La complexité était manipulée pour permettre de recoder l'information sur la base de la métrique de compressibilité définie par Feldman (2003) qui est adaptée aux dimensions Booléennes (c'est-à-dire des dimensions constituées de seule-

ment deux traits possibles). Feldman (2003) décrivait la complexité en utilisant des dimensions spatiales représentées par des hypercubes, aussi sous forme de diagramme de Hasse. Un hypercube est juste une extension d'un carré représentant quatre objets à deux dimensions ou d'un cube représentant huit objets à trois dimensions. Ces diagrammes sont utiles pour représenter les similarités entre les objets. Dans un cube, deux objets reliés par un bord différent seulement d'un trait. Le nombre de bords nécessaires pour faire se rejoindre deux objets représente donc le nombre de dissimilarités entre les deux objets en question. Un hypercube à quatre dimensions représente deux cube à trois dimensions reliés, ainsi il faut suivre les trois bords et ensuite changer de cube pour trouver l'objet différant sur les quatre traits de l'objet initial. Représenter les objets en utilisant des point noirs dans un hypercube permet de mettre en évidence les relations structurelles entre les différents objets. La Figure 1 montre la similarité structurelle des ensembles d'objets (avec et sans le quatrième objet constituant l'objet leurre dans l'expérimentation) pour chacune de nos conditions expérimentales. Afin de montrer comment cette similarité structurelle peut être mieux représentée en utilisant le nombre minimal de traits, la métrique de compressibilité de Feldman est basée sur les formes normales disjonctives minimales correspondant aux traits sélectionnés pour une structure donnée dans un hypercube (Tableau 1). Dans la Figure 1 le chiffre représentant la complexité indique le nombre minimal de traits nécessaires pour décrire l'ensemble d'objets en question. Les objets sont notés avec un point dans chaque hypercube et la troisième colonne contient toujours un nouveau point dans l'hypercube, qui représente l'objet leurre choisi. Par exemple, l'hypercube dans la première ligne de la troisième colonne de la Figure 1 peut être résumé par '*gauche et bas*'. Lorsque l'on utilise l'ensemble de traits de référence en haut de la Figure 1 cette règle spatiale correspond alors à la règle 'tout objet qui a le *disque à gauche* et qui est *carré*'. Parce que la règle a deux littéraux (les deux traits mentionnés), la complexité de cette règle correspond à 2. Un autre exemple pourrait être l'hypercube dans la première ligne et la première colonne de la Figure 1 pouvant être résumé par la règle spatiale

‘tout objet qui est à *gauche* et en *bas* (excepté l’objet au *fond* dans le *cube droit*)’. Parce que la règle mentionne quatre littéraux (les quatre traits écrits en italique), la complexité de la règle est de 4. Si on utilise les dimensions employées dans notre expérimentation, la règle pourrait être : ‘tout objet qui a un *disque* à *gauche* et qui est *carré* (excepté celui *hachuré* et *rouge*)’. Notez que l’expérimentation a en fait utilisé des rotations des dimensions afin que les traits d’un essai donné soient randomisés, bien qu’obéissant à la structure spécifique à la condition. Un exemple plus complexe pourrait être la dernière ligne de la première colonne résumée par ‘tout objet à *gauche* et en *bas* (soit *devant* dans le *cube gauche* ou au *fond* dans le *cube droit*), plus l’objet en *haut* et à *droite* sur le *devant* du *cube droit*’. La somme des traits en italique est ici de 10. Une implémentation pourrait être : ‘*carré* avec *disque* à *gauche* (soit le *plein* et *bleu* ou le *rouge* et *hachuré*), plus le *cercle rouge plein* avec un *disque* à *droite*’.

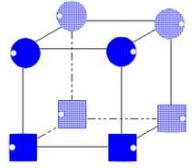
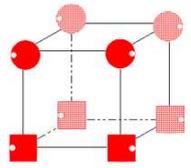
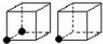
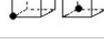
Tableau 1 – Formules minimales pour les conditions utilisées dans les Expériences 1 et 2 sur la base du catalogue de Feldman (2003). Par exemple, les traits a-a’, b-b’, c-c’ et d-d’ représentent les traits Bleu-Rouge, Carré-Rond, Plein-Hachuré et Disque à gauche-Disque à droite respectivement, comme dans la Figure 1. La correspondance entre les lettres et les traits étaient assignés de manière aléatoire dans chaque essai.

IFS Code	Complexité initiale	Formule minimale	Complexité finale	Formule minimale	Changement de complexité	Somme des traits partagés	Exp.
4-2-8			2	$a'b'$	-2	8	2
4-7-7	4	$a'b'(cd)'$	7	$a'(b'(cd)' + bc'd')$	+3	7	2
4-8-2			8	$a'b'(cd)' + abcd$	+4	2	1
4-8-4			8	$a'b'(cd)' + abc'd'$	+4	4	1 et 2
6-5-9			5	$a'(bc + b'c')$	-1	9	2
6-6-4	6	$a'(b'c' + bcd')$	6	$bcd' + a'b'c'$	0	4	1
6-9-3			9	$bc(a'd' + ad) + a'b'c'$	+3	3	1 et 2
6-9-5			9	$cd'(a'b + ab') + a'b'c'$	+3	5	1
9-10-4			10	$a'(b'c' + bcd') + ab'cd$	+4	4	1 et 2
7-6-4			7	$a'b'c' + abcd'$	6	$abc + a'b'c'$	-1
10-8-4	7	$a'b'(c'd' + cd) + abc'd'$	8	$(c'd' + cd)(ab + a'b')$	-2	4	1 et 2
10-8-4	7	$a'b'(c'd' + cd)abc'd'$	12	$ab(c'd' + cd) + a'b'(c'd' + cd)$	+2	4	a et 2

Notes. IFS = “Initiale-Finale-Somme des traits partagés”. Cette méthode permet de désigner chaque condition sur la base de ces facteurs. Un exemple pour chaque condition est présenté à la fin des annexes.

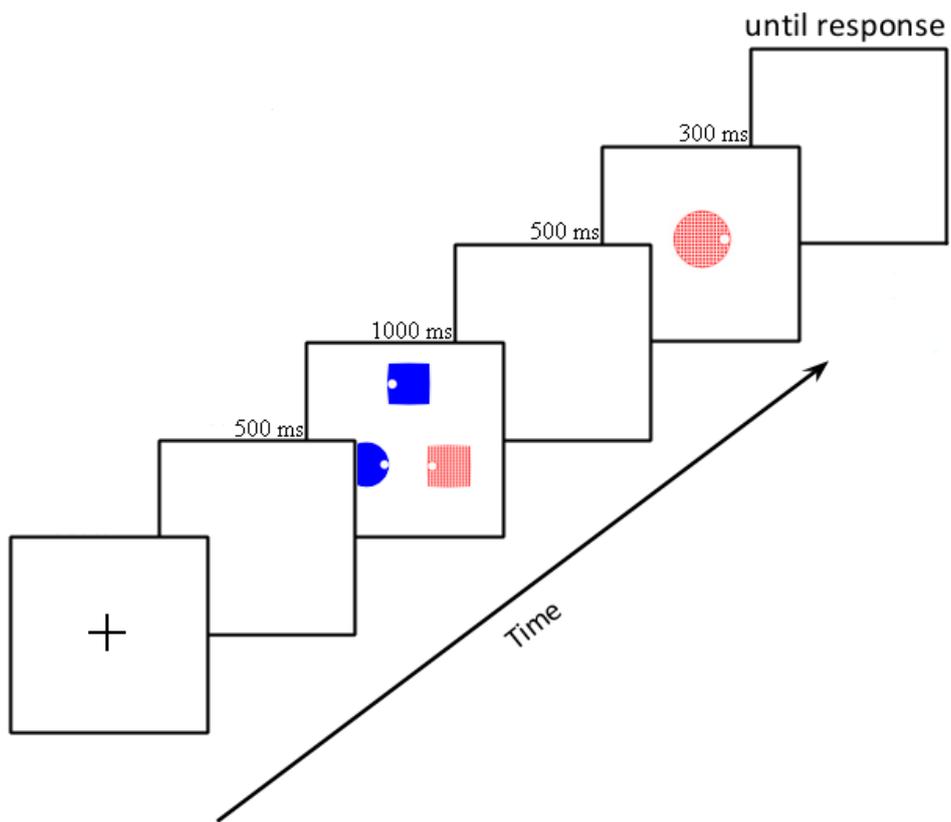
Dans cette étude, nous avons pour objectif de prédire les taux de bonne réponse et les temps de réponse en fonction de la complexité de l’ensemble

FIGURE 1 – Structures initiales et estimations de la complexité, avec et sans l’objet leurre. Le changement de complexité correspond à l’évolution de la complexité entre la structure initiale et la structure finale. La somme des traits partagés représente le nombre de traits qu’un objet leurre partage avec les objets de l’ensemble initial.

Reference set of features for Exp. 1 and Exp. 2					
					
Initial structure	Initial complexity	Final structure (initial set + probe)	Final complexity	Change in Complexity	Sum of shared features between the initial set and the probe
	4		2	-2	8
	4		7	+3	7
	4		8	+4	2
	4		8	+4	4
	6		5	-1	9
	6		6	0	4
	6		9	+3	3
	6		9	+3	5
	6		10	+4	4
	7		6	-1	4
	10		8	-2	4
	10		12	+2	4

d'objets. Nos expérimentations nous ont permis d'étudier la mémoire en fonction de différents ensembles de trois objets présentés de manière simultanée et suivi par un objet test que les participants devaient catégoriser comme étant un nouvel objet (absent de l'ensemble initial) ou un ancien objet (présent dans l'ensemble initial), comme montré dans la Figure 2. Notre méthode générale consistait en la présentation d'un ensemble de trois objets crée de manière à permettre la constitution d'associations entre eux. Les objets avaient quatre dimensions faisant varier la forme (carré ou cercle), la couleur (rouge ou bleu), la texture (plein ou hachuré) et la direction d'un disque blanc dans l'objet (à gauche ou à droite). Cette méthode nous a permis d'étudier comment l'introduction d'un objet leurre pouvait venir modifier la représentation des participants. Imaginons, par exemple, l'ensemble présenté dans la Figure 2. Étant donné que deux des trois disques apparaissent à gauche des objets (pour les deux carrés), une représentation sur-compressée pourrait inclure les trois objets ayant le disque à gauche. Dans ce cas, un objet leurre qui serait un cercle bleu avec le disque à gauche pourrait être incorrectement jugé comme faisant parti de l'ensemble initial. Dans l'exemple présenté dans la Figure 2 l'objet leurre est un cercle rouge hachuré avec le disque à droite. Celui-ci pourrait être reconnu de manière incorrect sur la base d'une représentation sur-régularisée dans laquelle le bleu serait assigné à une texture pleine et le rouge à une texture hachurée. Cependant, cette dernière représentation est moins plausible que la première car les traits rouge et hachurés sont statistiquement sous-représentés dans l'ensemble initial. En étudiant diverses conditions similaires à cet exemple, nous discuterons de l'avantage de la méthode employée ici, qui, selon nous, va au-delà des recherches précédentes qui se concentraient principalement sur les avantages des processus de compression. En outre, cette étude va plus loin en examinant comment les erreurs et les temps de réponse pourraient découler d'un possible processus de compression.

FIGURE 2 – Déroulement d'un essai.



Expérience 1

Le but de l'expérience 1 était d'étudier la mémoire immédiate pour les scènes visuelles faites d'ensembles de trois objets multi-dimensionnels présentés simultanément. Chaque ensemble était suivi par un objet test (ou objet leurre si ce dernier ne faisait pas partie de l'ensemble initial) et la tâche consistait à décider le plus rapidement possible si l'objet test était présent dans l'ensemble initial ou non. La conception pour un essai donné est présentée dans la Figure 2. Sur la base d'une métrique de complexité, notre but était d'évaluer la qualité des représentations des participants en utilisant des objets leurs qui, en fonction des conditions, pouvaient complètement ou partiellement s'intégrer à une représentation sur-compressée des trois objets présentés dans l'ensemble initial. Les temps de réponse et la précision des réponses ont été enregistrés afin de mesurer l'effet de la compressibilité des ensembles à mémoriser. Notre méthode consistait également en la caractérisation de la manière dont de l'objet leurre interagissait avec l'ensemble en mémoire, en décrivant si l'introduction de l'objet leurre pouvait induire en erreur les participants. L'idée à tester était que les représentations des participants pouvaient être modifiées lors de l'introduction de l'objet leurre.

Méthode

Participants

Trente participants français ($Mage = 31.8$ ans ; $ET = 10.6$) ont participé volontairement à l'expérience. L'échantillon incluait vingt-quatre femmes et six hommes ayant étudié entre 0 et 8 ans dans les études supérieures. L'expérience a été approuvée par le comité d'éthique local de l'université Côte d'Azur (CERNI) et a été conduite avec le consentement éclairé des participants. Afin d'estimer la taille minimale de notre échantillon nous nous sommes référés à l'étude de Feldman (2000) dans laquelle il a été demandé à quarante-cinq participants de mémoriser des ensembles similaires à nos trois objets Booléens à quatre dimensions. Feldman a atteint une puissance suffisante pour montrer

une relation entre la complexité et la proportion de rappel correct ($R^2 = .37$; une relation positive similaire a été montrée avec trois objets à trois dimensions en utilisant vingt-deux participants, $R^2 = .98$). Cependant dans l'étude de Feldman les participants devaient observer pendant vingt secondes seize objets à quatre dimensions (les quatre objets à mémoriser étaient appelés "exemples positifs" et apparaissaient dans la moitié supérieure tandis que tous les autres objets apparaissaient dans la moitié inférieure). On demandait aux participants de catégoriser les seize objets présentés aléatoirement comme étant positif ou négatif durant un bloc appelé tâche de catégorisation. Cette tâche de catégorisation semblait plus exigeante que notre tâche de mémorisation, aussi nous avons estimé abruptement qu'un échantillon de trente participants permettrait au moins d'observer l'effet de complexité initiale.

Dimensionnalité et compressibilité des ensembles de stimuli

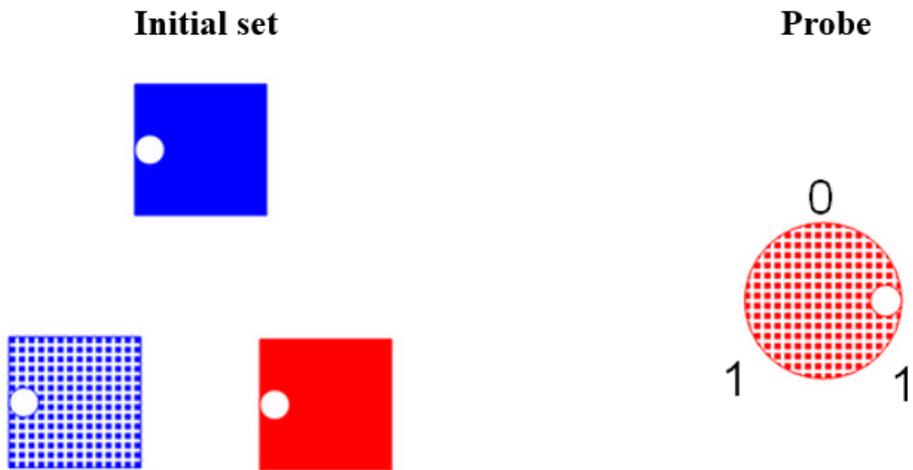
La tâche a été créée en utilisant le logiciel PsychoPy (?, ?). Les stimuli à quatre dimensions de Kibbe et Kowler (2011) ont été utilisés afin de concevoir les objets sur la base de différentes formes (carré *vs.* cercle), couleurs (rouge *vs.* bleu), textures (plein *vs.* hachuré) et positions du disque (gauche *vs.* droite). La combinaison de ces traits permettait la construction de seize objets. Ces objets ont été utilisés parce que l'expérimentation nécessitait des stimuli à quatre dimensions ne variant pas en taille de manière à avoir la même distance entre chaque objet. De plus, il a été choisi d'utiliser une présentation de trois objets parce que cela facilitait l'égalisation des distances au sein des présentations. En effet, ils étaient arrangés comme les sommets d'un triangle équilatéral. Chaque essai utilisait trois objets différents présentés simultanément sur un écran à fond blanc (Figure 2). Le Tableau 1 montre toutes les combinaisons qui ont été utilisées dans la tâche afin de générer les essais en fonction de la complexité de la structure initiale et celle de la structure incluant l'objet leurre. L'introduction de l'objet leurre permettait de manipuler la complexité des quatre éléments (c'est-à-dire les trois objets initiaux plus l'objet leurre) et ainsi la complexité pouvait augmenter, baisser ou rester constante avec l'ajout de l'objet leurre. La deuxième colonne de la Figure 1 indique la complexité de l'ensemble initial

présenté dans la première colonne (dans laquelle les objets choisis sont marqués avec un point dans chaque hypercube). Par exemple, le dernier ensemble d'objets a une complexité de 10 parce que dix traits sont nécessaires pour décrire de manière minimale le set entier. La troisième colonne indique la complexité de l'ensemble final (constitué de l'ensemble initial et de l'objet leurre). Par exemple, le cas présenté dans la dernière ligne a une complexité de 12 parce que l'entière des quatre objets n'était pas facilement compressible et que l'ajout de l'objet leurre rendait la structure finale plus complexe que la structure initiale. La dernière colonne de la Figure 1 indique également le nombre de traits partagés entre la structure initiale et l'objet leurre. Par exemple, la somme des traits partagés est facilement visible dans la Figure 3a où il n'y a que deux traits partagés entre la structure initiale à gauche et l'objet leurre à droite (le trait rouge et le trait hachuré). Dans la Figure 3b il y a cependant quatre traits partagés entre la structure initiale à gauche et l'objet leurre à droite. Le nombre de traits partagés a servi à doubler le nombre d'observations pour chaque cas d'intérêt en profitant de toutes les variantes possibles autorisées.

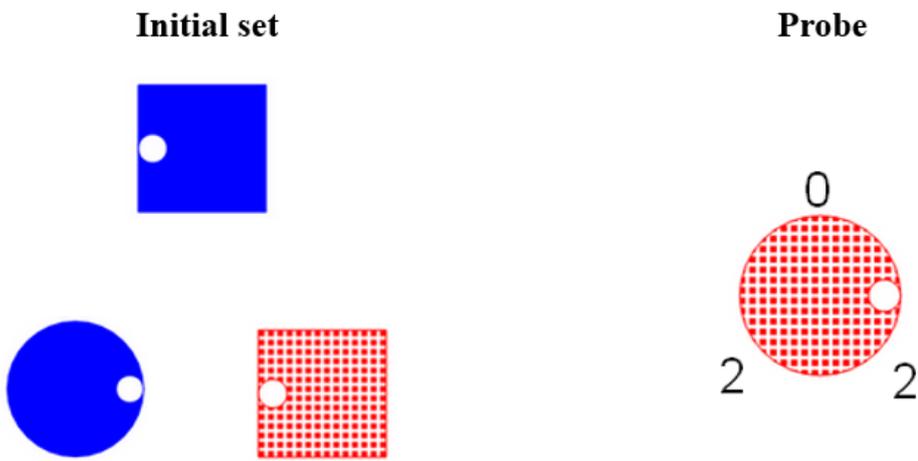
Le choix de structures et d'objets leurres a été restreint afin de pouvoir manipuler deux variables indépendantes de manières séparée. Un total de neuf conditions possibles a été utilisé dans l'Expérience 1 et ces conditions sont listées dans le Tableau 1. Chaque cas était codé en utilisant les valeurs présentées dans la Figure 1. Pour chaque variable, un triplet de chiffres représente alors les trois mesures d'intérêt (complexité de l'ensemble initial, complexité de l'ensemble final et somme des traits partagés). Par exemple dans la Figure 3a et la Figure 3b les structures sont respectivement codées 4-8-2 et 10-8-4. Les structures 4-8-2, 4-8-4, 6-6-4, 6-9-3, 6-9-5, 6-10-4, 7-6-4, 10-8-4, 10-12-4 sont présentées dans la Figure 1 et récapitulées dans le Tableau 1. Le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre était considéré comme étant une variable contrôle.

La combinaison des différentes structures initiales et des différents objets leurres a permis de générer deux variables indépendantes principales : (1) La

FIGURE 3 – Échantillon d'ensembles initiaux (trois objets sur le côté gauche) et d'objets leurre (objet sur le côté droit). a) La structure initiale présente une complexité de 4, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. Il y a deux traits communs entre la structure initiale et l'objet leurre. Ce cas est codé 4-8-2. b) La structure initiale présente une complexité de 10, tandis que la structure finale présente une complexité de 8. Il y a quatre traits communs entre la structure initiale et l'objet leurre. Nous avons donc codé ce cas 10-8-4.



(a)



(b)

complexité de l'ensemble initial (correspondant à l'inverse de la compressibilité de l'ensemble initial), (2) Le changement de complexité entre l'ensemble initial et l'ensemble final. Par exemple, dans la Figure 3a, la structure initiale présente une complexité de 4 tandis que la structure final présente une complexité de 8 ce qui correspond à une augmentation de complexité de quatre points (Changement = 4). De plus, il est possible de noter que parce qu'il y a deux traits en commun entre la structure initiale et l'objet leurre, le cas de la Figure 3a est codé en utilisant le triplet 4-8-2 (correspondant à la complexité de l'ensemble initial, la complexité de l'ensemble final et la nombre de traits en communs entre l'ensemble initial et l'objet leurre, respectivement). Un autre exemple est la condition 10-8-4 dans laquelle le changement de complexité est égal à $8 - 10 = -2$, ce qui reflète l'idée que l'objet leurre peut faire baisser la complexité de la structure initiale.

Deux prédictions découlent des deux principaux facteurs de complexité initiale et de changement dans la complexité :

1) Nous supposons qu'une faible complexité de l'ensemble initial va entraîner de meilleures performances en mémoire de manière générale (les essais avec un objet test issu de l'ensemble initial et ceux avec un nouvel objet peuvent être effectués plus facilement lorsque l'ensemble initial peut être compressé, entraînant des temps de réponse plus rapides considérant qu'une représentation plus compressée pourrait être rapidement décompressée); à l'inverse les performances devraient être moins bonnes quand la complexité de l'ensemble initial est élevée (étant donné que les participants ne peuvent pas trouver une manière de simplifier l'information, alors la charge de l'information reste élevée et la décompression prend plus de temps).

2) L'introduction de l'objet leurre (c'est-à-dire le quatrième élément) devrait interagir avec l'ensemble initial de trois objets. Nous avons en particulier comme hypothèse que l'objet leurre devrait tromper le participant quand la complexité finale (des quatre éléments pris ensemble) décroît par rapport à celle de l'ensemble initial (correspondant à un changement négatif) parce que l'objet leurre correspondrait bien à la structure initiale; à l'inverse, notre hy-

pothèse est que les participants devraient mieux détecter un nouvel élément quand la complexité augmente puisqu'une augmentation de la complexité est entraînée par un objet leurre très différent des objets constituant l'ensemble initial. Cette seconde prédiction moins intuitive est toujours basée sur ce que l'on attend de la compression : les participants peuvent être trompés par un leurre s'ils sur-comprennent l'information. Un exemple simple serait celui de la présentation de trois carrés colorés (blanc, gris sombre et noir) : s'ils ne sont pas correctement encodés (par exemple à cause d'une compression à perte tel que 'tous des carrés' ou 'carrés de blanc à noir') alors les participants auraient de grandes chances de mal reconnaître un carré gris clair mais probablement pas un cercle qui impliquerait une plus grande modification de la complexité. Ainsi, une grande augmentation de la complexité due à l'introduction de l'objet leurre entraînerait une plus grande chance de ne pas correspondre à la représentation sur-compressée. Le facteur nombre de traits partagés n'était pas d'un intérêt direct dans l'étude actuelle et était uniquement pensé pour généraliser au mieux nos résultats. Pour utiliser un exemple issu de notre matériel, imaginons un participant qui aurait mal encodé l'ensemble initial (les trois premiers objets uniquement) de la Figure 3a comme 'Tout ce qui a un *disque à droite* et qui est *carré* (mais pas *plein* et *rouge* en même temps)'. Notez qu'il faut supposer que les participants n'encodent pas l'ensemble de manière plus minimale, par exemple en utilisant la description '*disque gauche* et *carré*' car ils sont chargés d'effectuer des essais successifs dans lesquels les huit caractéristiques peuvent être déterminantes pour une réponse correcte. En prenant en compte cette contrainte, quand ils essaient de trop optimiser le processus de stockage en utilisant la compressibilité possible, les participants pourraient encoder l'ensemble de stimuli comme '*disque gauche* et *carré*' en laissant de côté les exceptions. Dans ce cas l'introduction d'un objet leurre *carré rouge hachuré* devrait satisfaire la représentation sur-compressée. Une fausse alarme pourrait alors apparaître quand les participants devront décider si l'objet leurre présenté était présent ou non dans l'ensemble initial. Quand l'objet leurre correspond à un des trois objets présents dans l'ensemble initial,

la probabilité d'une omission devrait être assez basse avec une représentation sur-compressée. Cependant, si l'objet leurre est un cercle, alors les trois carrés de la Figure 3a mixés avec le cercle ne devrait pas produire un nouvel ensemble cohésif. La complexité du nouvel ensemble deviendrait plus élevé que celle de l'ensemble initial, par conséquent le rejet de l'objet leurre serait facilité.

Procédure

Les participants étaient assis à environ 60cm de l'écran d'ordinateur et il leur était demandé d'entrer leurs réponses à l'aide de deux touches d'un pavé numérique (les touches 4 et 6) en fonction de leur jugement relatifs à l'objet test leur ayant été présentée, à savoir s'il faisait partie de l'ensemble initial ou non. Après avoir reçu une série d'instructions pour compléter la tâche, les participants commençaient l'expérience avec une série d'entraînement de quinze essais incluant un feedback. Ensuite, cinq-cent-quarante essais étaient présentés aux participants mais sans feedback. Dans les neuf conditions expérimentales, l'objet test des essais sans changement correspondait à l'un des trois objets présentés et ces essais constituaient trente essais par condition. Il y avait trente autres essais avec changement avec un objet leurre absent de l'ensemble initial. Les participants pouvaient prendre une courte pause après les deux-cents premiers essais et après quatre-cents essais. Les cinq-cent-quarante essais étaient permutés pour chaque participant.

Chaque essai commençait avec une croix de fixation présentée pendant 2000ms suivie d'un écran blanc de 500ms. L'ensemble des objets apparaissait ensuite pour 1000ms suivi d'un nouvel écran blanc de 500ms. Notez que l'ensemble initial n'était pas suivi par un masque afin de permettre un encodage maximal des objets. Ensuite l'objet test apparaissait durant 300ms avant un écran blanc final qui donnait un temps suffisant aux participants pour rentrer leur réponse (voir Figure 2). L'essai suivant était initié automatiquement par le programme. Le nombre de hits a été mesuré (c'est-à-dire quand les participants reconnaissaient l'objet test comme un des objets faisant partie de l'ensemble initial dans un essai sans changement), ainsi que les fausses alarmes (FA), les omissions, les rejets corrects (RC) et les temps de réponse.

Résultats

La présente analyse se focalise sur deux aspects des performances des participants. Pour chacune des prédictions suivantes, un modèle mixte linéaire a été utilisé avec les participants comme variable aléatoire et permettant ainsi différentes ordonnées à l'origine et pentes pour chaque participant (voir Brown, 2020 ; Singmann & Kellen, 2019). Chaque modèle utilisait uniquement une variable dépendante par analyse, soit les taux de dérive, soit les taux de FA. Les taux de dérive permettaient de combiner les proportions de réponses correctes, les temps de réponse moyens pour les réponses correctes et leur variance. Le taux de dérive est un paramètre du modèle de diffusion (Ratcliff, 1978) qui a été développé pour les processus de décision binaires accélérés. Ce paramètre est généralement décrit comme étant un des plus pertinent du modèle pour décrire à quelle vitesse la décision atteint l'une des deux réponses facultatives. Les taux de dérive permettaient d'obtenir un aperçu des performances globales au lieu d'utiliser les trois variables dépendantes des taux de hit, temps de réponse des hits et temps de réponse des rejets corrects. Parce que notre ensemble de données est plutôt petit et qu'une tâche de choix forcé à deux alternatives a été utilisée (et pour éviter la complexité de la procédure d'ajustement des paramètres du modèle de diffusion original de Ratcliff) les taux de dérive ont été estimés aux niveau macroscopique en utilisant le modèle de diffusion EZ (Wagenmakers, Van Der Maas, & Grasman, 2007) et ont été calculés en utilisant le package R EZ2. Préalablement, il a été vérifié que les temps de réponse étaient asymétriques vers la droite, que l'asymétrie était plus prononcée avec une augmentation de la complexité, que les temps de réponse étaient comparables pour chaque type de réponses (correctes et incorrectes) et que les temps de réponse étaient également comparables pour toutes les réponses incorrectes à travers les sujets et les conditions.

La complexité initiale et le changement de complexité étaient considérés comme les principaux facteurs indépendants et manipulés. Le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre était utilisé comme covariable

pour mieux contrôler les effets de similarité. Les interactions entre facteurs ont également été implémentées pour affiner nos analyses mais nous nous sommes assurés que nos modèles n'étaient pas trop complexes en observant les valeurs du critère d'information d'Akaike (AIC ; voir Akaike, 1987), qui offre un compromis entre la qualité de l'ajustement du modèle et sa simplicité.

Premièrement, nous avons postulé qu'une complexité plus élevée de l'ensemble initial devrait expliquer des performances de mémoire inférieures. Nous nous attendions donc à des taux de dérive plus faibles et des taux de FA plus élevés en raison d'un échec de codage des traits des ensembles d'objets ayant une complexité élevée.

Deuxièmement, une augmentation de la complexité causée par l'introduction d'un objet leurre devrait entraîner de meilleures performances en mémoire (des taux de FA plus bas ainsi que des taux de dérive plus élevés). La logique était qu'une augmentation de la complexité due à l'introduction d'un objet leurre aurait plus de chance de ne pas correspondre à la représentation compressée (ou sur-compressée) de l'ensemble initial. La décision (c'est-à-dire le rejet du leurre) devait donc être plus facile avec un plus grand changement de complexité. À l'inverse, nous attendions un plus haut taux de FA et des taux de dérive plus faibles quand l'introduction d'un leurre n'augmentait pas la complexité, l'idée étant que cette manipulation pourrait aider à détecter les problèmes d'un processus de compression.

Nous avons retiré 2.5% des données, ce qui correspond aux temps de réponse inférieurs à 250ms et plus élevés que 2000ms. Il a été choisi de conserver les temps de réponse relativement longs (asymétrie = 1.23) afin d'étudier l'effet potentiel de la complexité.

Pour chacune des variables dépendantes, les sous-sections suivantes décrivent d'abord les résultats des modèles mixtes appliqués à la variable dépendante en question avant de présenter des tests statistiques pour des comparaisons de paires de conditions. Pour les comparaisons par paires, la correction de Bonferroni a été appliquée pour les multiples comparaisons (chaque correction était appliquée au sein d'une variable dépendante donnée ne dépassant

jamais deux comparaisons, donc avec un seuil à $p = .025$). Les Tables 2 et 7.5 montrent les résultats des modèles mixtes linéaires exécutés sur les taux de dérive et ceux de FA. Les comparaisons de paires pour toutes les variables dépendantes sont présentées dans les Figures 4 et 5.

Taux de dérive

Afin d'analyser la manière dont la complexité affecte la mémorisation, un premier modèle mixte a été mené pour étudier l'influence de la complexité initiale et du changement de complexité sur les taux de dérive. Une méthode utilisant des comparaisons de paires a aussi été utilisée quand le facteur somme des traits partagés pouvait être maintenu constant.

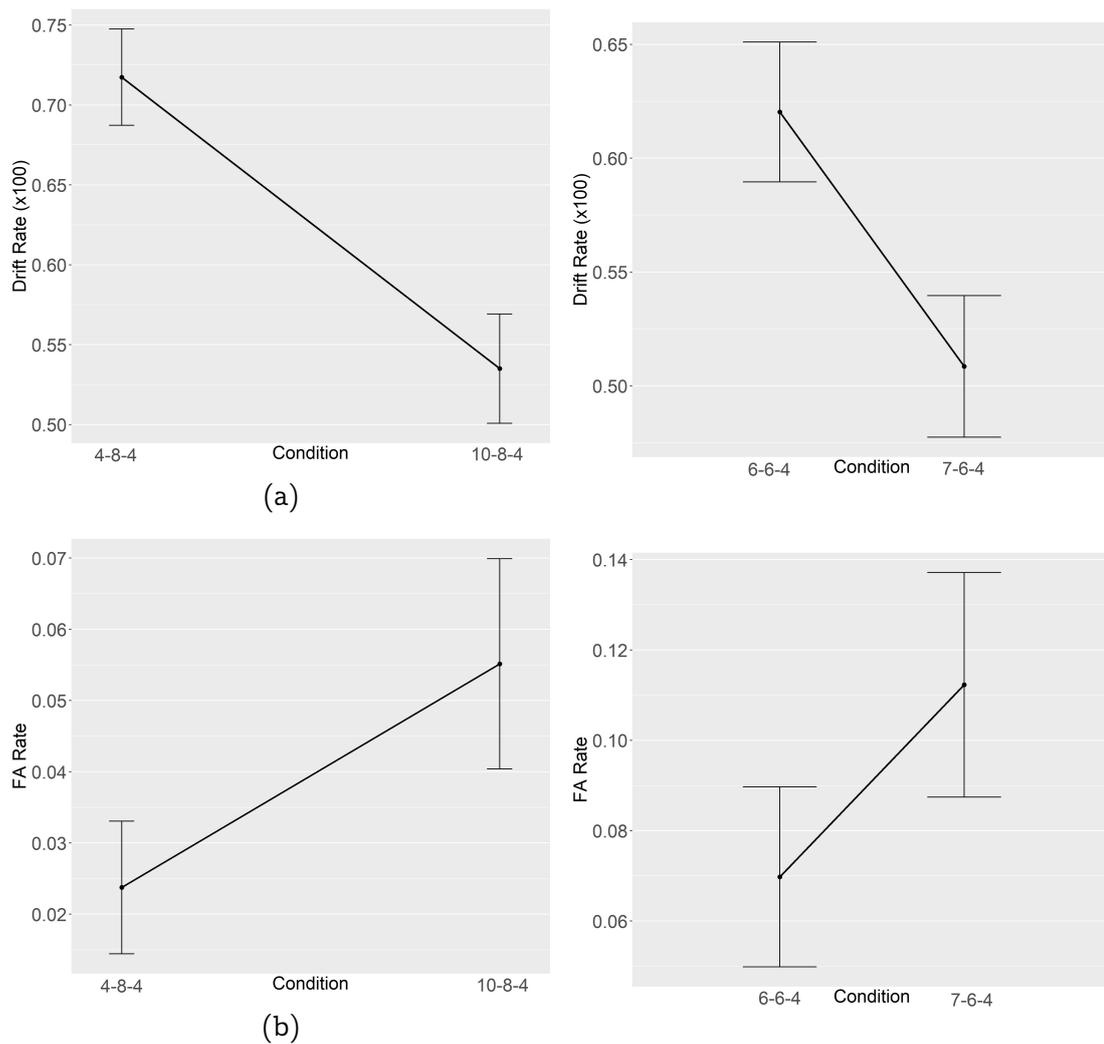
Le Tableau 2 montre les résultats des modèles mixtes linéaires sur les taux de dérive en fonction de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et avec la somme des traits partagés comme facteur contrôle. Le facteur changement de complexité pouvait avoir des valeurs positives (c'est-à-dire que la complexité augmentait avec l'ajout de l'objet leurre), des valeurs négatives (c'est-à-dire que la complexité baissait avec l'ajout de l'objet leurre) ou des valeurs nulles (la complexité ne changeait pas). Voir le Tableau 1.

Tableau 2 – Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de dérive dans l'Expérience 1.

	Estimate	Erreur Standard	df	Valeur t	p	
Ordonnée à l'origine	8.807	2.11	2.295	4.168	.000	***
Complexité de l'ensemble initial	-6.928	4.35	2.269	-1.592	.112	
Changement de complexité	4.192	1.44	2.258	2.905	.004	**
Somme des traits partagés	-4.759	5.43	2.258	-0.875	.382	
Complexité de l'ensemble initial \times Changement de complexité	-4.319	1.94	2.258	-2.220	.027	*
Complexité de l'ensemble initial \times Somme des traits partagés	1.310	1.12	2.258	1.169	.243	

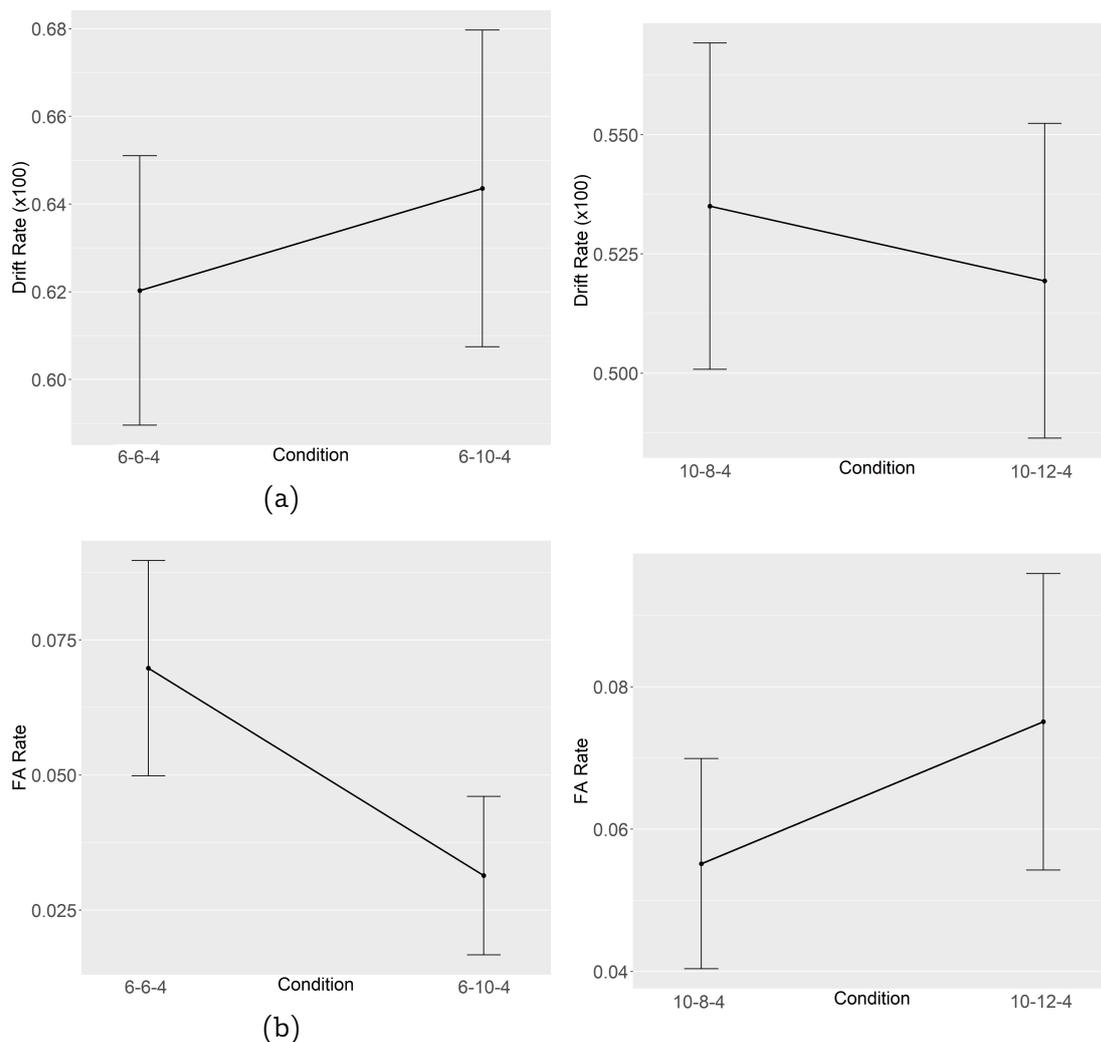
A l'inverse de nos attentes, le modèle mixte n'a pas montré de baisse significative des taux de dérive en fonction de la complexité de l'ensemble initial. Il a néanmoins été observé une augmentation des taux de dérive avec une augmentation du changement de complexité entre l'ensemble initial et l'ensemble final ($t(2.258) = 2.905, p = .004$), comme attendu, mais cet effet était contrebalancé quand la complexité initiale était la plus élevée (ce qui a été capturé par l'interaction des deux facteurs : $t(2.258) = -2.220, p < .027$). Cependant une

FIGURE 4 – Effets de la complexité initiale dans l'Expérience 1, mesurés par (a) les taux de dérive (x100) et (b) les taux de fausse alarme. Les graphiques présentés sont limités aux comparaisons par paires ceteris paribus. Les barres d'erreur représentent ± 1 erreur standard.



Note. Le triplet de chiffres utilisé pour coder les conditions correspond à, respectivement, la complexité de l'ensemble initial, la complexité de l'ensemble final et le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre.

FIGURE 5 – Effets du changement de complexité dans l'Expérience 1, mesurés par (a) les taux de dérive (x100) et (b) les taux de fausse alarme. Les graphiques présentés sont limités aux comparaisons par paires ceteris paribus. Les barres d'erreur représentent ± 1 erreur standard.



Note. Le triplet de chiffres utilisé pour coder les conditions correspond à, respectivement, la complexité de l'ensemble initial, la complexité de l'ensemble final et le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre.

baisse des performances avec l'augmentation de la complexité de l'ensemble initial a été observée pour les deux comparaisons de paires additionnelles (Figure 4a) : les taux de dérive baissaient de manière significative pour les deux comparaisons 4-8-4 *vs.* 10-8-4 ($t(29.00) = -6.48, p < .001$) et 6-6-4 *vs.* 7-6-4 ($t(28.95) = -2.56, p = .016$). D'un autre côté, des analyses basées sur la comparaison 6-6-4 *vs.* 6-10-4 (dans la condition 6-6-4 l'objet leurre ne changeait pas la complexité, alors que dans la condition 6-10-4 l'objet leurre augmentait la complexité de 4 points) et 10-8-4 *vs.* 10-12-4 (respectivement un changement de -2 et +2) ont été conduites. Les résultats sont présentés dans la Figure 5a. Les comparaisons de paires n'ont pas montré pas d'effet significatif (6-6-4 *vs.* 6-10-4, $t(2.900) = .59, p = .059$; 10-8-4 *vs.* 10-12-4, $t(2.900) = -0.58, p = .565$). Les taux de dérive correspondent à un taux de bonne réponse et les temps de réponse des bonnes réponses, mais ces deux dernières comparaisons s'intéressaient à l'effet de la modification de la complexité par l'objet leurre, c'est pourquoi les taux de dérive semblent être une mesure insuffisante pour capturer cet effet. Par conséquent, il a été choisi d'observer les taux de FA indépendamment.

Taux de fausse alarme

Les deux analyses suivantes concernent des situations dans lesquelles un objet leurre était présenté, permettant ainsi d'étudier à la fois la complexité initiale et le changement de complexité. Pour les taux de FA, un modèle mixte linéaire incluant une interaction entre les deux facteurs d'intérêt a été mené, et une analyse de comparaison de paires a également été menée en fonction du facteur changement de complexité (en maintenant les deux autres facteurs constants).

Le Tableau 7.5 montre les résultats du modèle mixte linéaire incluant les taux de FA en fonction de la complexité initiale, du changement de complexité avec la somme des traits partagés comme facteur contrôle. Une FA correspond à une réponse incorrecte dans un essai avec changement (une fausse reconnaissance d'un objet leurre comme faisant parti de l'ensemble initial).

	Estimate	Std. error	df	t value	p value	
Ordonnée à l'origine	2.131	6.99	6.603	3.046	.002	**
Complexité de l'ensemble initial	-2.073	1.37	7.505	-1.509	.131	
Changement de complexité	-3.542	4.97	1.862	-7.127	.000	***
Somme des traits partagés	-2.372	1.70	7.349	-1.400	.162	
Complexité de l'ensemble initial × Changement de complexité	3.729	6.36	7.731	5.865	.000	***
Complexité de l'ensemble initial × Somme des traits partagés	3.865	3.40	7.727	1.139	.255	

Contrairement à nos attentes, le modèle mixte n'a montré aucune diminution significative des taux de FA en fonction de la complexité de l'ensemble initial. Nous avons néanmoins observé une diminution des taux de FA avec un changement de complexité plus important entre l'ensemble initial et l'ensemble final ($t(1.862) = -7.127, p < .001$), comme prévu, mais cet effet a été contrebalancé lorsque la complexité de l'ensemble initial était élevé (ce qui est capturé par l'interaction entre les deux facteurs : $t(7.731) = 5.865, p < .001$). Ce résultat apparaît dans l'analyse basée sur les comparaisons 6-6-4 versus 6-10-4 (dans la condition 6-6-4 l'objet leurre n'a pas changé la complexité, contrairement à la condition 6-10-4 dans laquelle l'objet leurre a augmenté la complexité de 4 points) et 10-8-4 contre 10-12-4 (respectivement un changement de -2 et +2). Dans la Figure 4b, les comparaisons par paires ont montré une augmentation significative des fausses alarmes avec une complexité initiale accrue (4-8-4 *vs.* 10-8-4, $t(1,733) = 3,579, p < .01$; 6-6-4 *vs.* 7-6-4, $t(1,721) = 3.135, p < .02$). Dans la Figure 5b, les comparaisons par paires ont montré une diminution significative des taux de FA avec une augmentation du changement de complexité lorsque la complexité de l'ensemble initial était faible (6-6-4 *vs.* 6-10-4, $t(1,742) = -3.494, p < .001$) mais pas lorsque la complexité de l'ensemble initial était plus élevée (10-8-4 *vs.* 10-12-4, $t(1,712) = 1.72, p = .086$). Pour cette dernière comparaison, la plus grande complexité de l'ensemble initial (c'est-à-dire 10) n'a peut-être pas facilité la mémorisation (nous avons observé les taux de réussite les plus faibles pour ces deux structures comme le montre l'analyse précédente).

Pour aller plus loin dans notre analyse sur les taux de FA, nous avons tenté de contrôler l'effet du nombre de nouveaux traits induits par l'introduction de

l'objet leurre (traits de l'objet leurre non présentés dans l'ensemble initial). En effet, si les participants ne voyaient que des carrés dans l'ensemble initial avant de se voir présenter un cercle comme objet leurre, alors ce nouveau trait "cercle" pourrait permettre un rejet plus facile du leurre (Mewhort & Johns, 2000), ce qui pourrait expliquer une baisse du taux de FA. L'émergence d'un ou deux nouveaux traits dans le leurre a effectivement diminué significativement les taux de FA par rapport aux conditions dans lesquelles aucun nouveau trait n'est apparu ($F(1, 29) = 25.31, p < .001$). Néanmoins, lorsque nous avons sélectionné uniquement les conditions pour lesquelles aucun nouveau trait n'apparaissait dans le leurre, nous avons tout de même trouvé un effet significatif de la complexité de l'ensemble initial ($F(1, 445) = 20.13, p < .001$). Il n'y avait cependant aucun effet de changement de complexité ($F(1, 32) = 1.59, p = .216$) mais notez que les conditions n'ayant pas de nouveaux traits dans l'objet leurre étaient les trois conditions avec la complexité initiale la plus élevée et les analyses précédentes ont indiqué qu'aucun effet de Changement de complexité n'apparaissait lorsque la complexité initiale était trop élevée. Ainsi, les effets observés sur les taux de FA n'étaient pas entièrement liés au nombre de nouveaux traits introduits avec le leurre.

Analyse comparative des taux de dérive et des taux de fausse alarme pour toutes les variables indépendantes

Notre dernière analyse s'intéressait aux deux variables dépendantes (taux de dérive et taux de FA) qui étaient toutes deux prédites comme étant influencées par les deux principaux facteurs (Complexité de l'ensemble initial et Changement de Complexité). Notre objectif était de vérifier si le modèle complet incluant l'interaction entre complexité de l'ensemble initial et changement de complexité était effectivement le modèle le plus parcimonieux. Les deux analyses de modèles mixtes ont progressivement inclus les deux facteurs d'intérêt et leur interaction, ainsi que le facteur de contrôle supplémentaire somme des traits partagés. Les modèles successifs ont été testés pour trouver celui rendant le mieux compte des données tout en étant le plus parcimonieux en calculant l'AIC pour chaque modèle (Tableau 6). Un AIC inférieur correspond

à un modèle plus optimal (en considérant qu'un modèle parcimonieux conduit à un ajustement adéquat associé à une complexité de modèle minimale). Dans le cas des taux de dérive, le modèle mixte incluant les trois facteurs a obtenu le meilleur AIC (-2618.618). Pour les taux de FA, le meilleur modèle correspondait au modèle incluant uniquement la somme des traits partagés (-1795.354).

Tableau 6 – Comparaison des modèles mixtes sur la base du critère d'information d'Akaike (AIC) pour les taux de dérive et les taux de fausse alarme (FA). Les nombres en gras correspondent aux modèles les plus optimaux pour chaque variable dépendante (AIC le plus bas), c'est à dire M6 (incluant les trois variables étudiées) pour les taux de dérive et M3 (incluant seulement la variable somme des traits partagés) pour les taux de fausse alarme pour l'Expérience 1.

Modèle	Variable	AIC	
		Taux de dérive	Taux de FA
M1	Complexité de l'ensemble initial	-2712.978	-1823.150
M2	Changement de complexité	-2692.762	-1844.364
M3	Somme des traits partagés	-2670.019	-1795.354
M4	Complexité de l'ensemble initial Changement de complexité	-2678.066	-1866.230
M5	Complexité de l'ensemble initial Somme des traits partagés	-2675.376	-1802.032
M6	Complexité de l'ensemble initial Changement de complexité Somme des traits partagés	-2618.618	-1844.089

Discussion

Notre objectif était de tester si la capacité en mémoire visuelle est déterminée par un processus de compression de données en étudiant les réponses correctes, les erreurs et les temps de réponse. Notre métrique de compressibilité était basée sur la complexité des ensembles d'objets, un ensemble plus complexe étant théoriquement moins compressible. Nous avons mesuré la précision et la vitesse des réponses afin d'analyser les taux de FA et les taux de dérive. Les taux de dérive ont intégré la précision et les temps de réponse des réponses correctes. Notre hypothèse était que les individus peuvent développer

en temps réel une représentation compressée d'un ensemble d'objets obéissant à des régularités (par exemple, des traits partagés), et cette conception a été pensée pour tester l'hypothèse de la compression sans avoir besoin de récupérer d'ensembles préexistants en mémoire (comme c'est le cas dans les études de Brady et al., 2009 ; Reder et al., 2016). Nous avons également supposé que le processus de compression est un compromis, avec le risque de trop compresser les informations entraînant des pertes. Nous nous attendions à ce que la compressibilité des ensembles d'objets permette de meilleures performances de mémoire et des temps de réponse plus rapides, cela étant basé sur l'idée qu'une représentation compressée plus courte prendrait moins de temps à être décompressée. Une prédiction plus nouvelle était que l'introduction d'un objet leurre interagirait avec la représentation compressée pour modifier la complexité perçue initiale.

Pour le facteur Complexité de l'ensemble initial (c'est-à-dire la complexité de l'ensemble de trois objets), comme prévu, nos résultats ont montré une diminution des performances (taux de dérive plus faibles) avec une complexité plus élevée dans les comparaisons par paires. Ces résultats indiquent une charge cognitive plus élevée pour les ensembles d'objets moins compressibles. L'effet de la complexité sur les taux de FA n'a pas été trouvé dans le modèle mixte, mais il a été détecté dans une comparaison par paires. Lorsque nous avons manipulé un changement de complexité avec l'introduction d'un objet leurre, nos résultats ont montré des effets moins prononcés. Dans les comparaisons par paires, nous avons observé une forte diminution des FA lors d'une augmentation de complexité dans le cas où la complexité de l'ensemble initial était faible (c'est-à-dire dans la paire 6-6-4 *vs.* 6-10-4). Nous n'avons pas observé l'effet attendu lorsque la complexité de l'ensemble initial était élevée (dans la paire 10-8-4 *vs.* 10-12-4). Notre interprétation est que l'objet leurre pourrait ne pas affecter le processus de décision lorsque l'encodage de l'ensemble d'objets était déjà trop difficile. Les analyses sur les taux de dérive ont cependant montré l'effet attendu du changement de complexité dans le modèle mixte : une augmentation de complexité a entraîné des taux de dérive plus élevés, ce

qui signifie qu'un objet leurre peut facilement être identifié comme n'appartenant pas à l'ensemble initial lorsque la complexité augmente. Le changement de complexité a néanmoins interagi avec le facteur de complexité de l'ensemble initial, révélant à nouveau qu'un effet du changement de complexité ne se produisait pas lorsque la complexité de l'ensemble initial était élevée (10-8-4 *vs.* 10-12-4). Hormis l'effet général capturé par le modèle mixte, aucun effet direct significatif n'a pu être isolé dans les comparaisons appariées.

Enfin, l'effet des nouveaux traits introduits par l'objet leurre a été testé et un effet de la complexité de l'ensemble initial sur les taux de FA a toujours été trouvé même lorsqu'aucun nouveau trait n'était introduit avec l'objet leurre.

Expérience 2

L'Expérience 1 suggérait un effet du changement de complexité causé par l'ajout d'un objet leurre à l'ensemble initial. Cet effet pourrait être dû à une modification de la perception de la complexité de l'ensemble quand le leurre devait être comparé aux objets mémorisés. Cependant, cet effet était observé uniquement dans la comparaison de la paire de condition 6-6-4 *vs.* 6-10-4, avec des performances moins bonnes pour la condition 6-6-4, comme si les participants étaient plus induits en erreur par un objet leurre qui ne modifiait pas le niveau de complexité. Cette différence n'était pas observée dans la paire de conditions plus complexe 10-8-4 *vs.* 10-12-4. Il a été conclu dans l'Expérience 1 que cet effet de changement de complexité dépendait de la complexité de l'ensemble d'objets initial, comme si les participants n'étaient pas capables d'encoder efficacement l'information quand la complexité était trop élevée, mais les conditions expérimentales observées n'ont pas permis d'étudier d'autres niveaux de complexité.

Dans l'Expérience 2, de nouvelles conditions ont été testées afin d'étudier de manière plus large et mieux contrôlée l'effet de la complexité. Les nouvelles conditions ont été pensées pour permettre une meilleure observation des deux effets opposés du changement de complexité (l'augmentation de la complexité avec l'introduction de l'objet leurre *vs.* la baisse de la complexité avec l'intro-

duction de l'objet leurre) pour différents niveaux de complexité de l'ensemble initial (Faible *vs.* Moyen *vs.* Élevé, correspondant aux complexités initiales égales à 4, 6 et 10, respectivement).

Méthode

Participants

Quarante participants français ($Mage = 25.9$ ans ; $ET = 6$) ont participé volontairement à cette expérience. L'échantillon incluait vingt-cinq femmes et quinze hommes ayant complétés entre 0 et 5 années d'études supérieures et ont été recrutés à l'Université Côte d'Azur ou dans le département des Alpes-Maritimes par le biais d'annonces. Nous avons ciblé un échantillon à peu près équivalent à celui de l'Expérience 1, mais nos efforts de recrutement ont permis d'enregistrer quelques participants supplémentaires.

Procédure et matériel

La procédure de l'Expérience 2 était similaire à celle de l'Expérience 1, excepté que nous nous sommes concentrés sur un ensemble plus complet de niveaux de complexité. Trois niveaux de complexité de l'ensemble initial ont été sélectionnés : faible (4), moyen (6) et élevé (10). Pour chaque niveau, l'objet leurre pouvait diminuer ou augmenter la complexité de l'ensemble initial (voir Tableau 1).

Résultats

De la manière que dans l'Expérience 1, les analyses se sont d'abord concentrées sur les effets de la complexité de l'ensemble initial sur les taux de dérive, qui étaient supposés refléter de meilleures performances de mémoires avec une complexité plus faible. Comme dans l'Expérience 1, il a été vérifié que les temps de réponse étaient asymétriques vers la droite, que l'asymétrie devenait plus prononcée avec l'augmentation de la complexité, que les temps de réponse étaient comparables pour chaque type de réponses (correctes et incorrectes) et que les temps de réponse étaient comparables pour toutes les réponses incor-

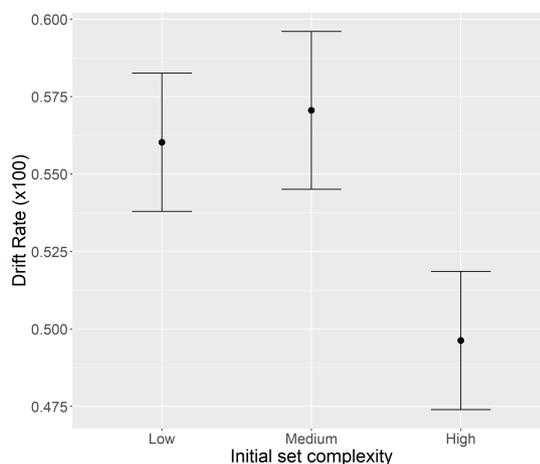
rectes à travers les sujets et les conditions. La seconde hypothèse était que la baisse de complexité causée par l'introduction de l'objet leurre devrait entraîner des performances de mémoires plus faibles (taux de FA plus élevé). Là aussi l'idée de cette dernière prédiction étant que si les participants sur-compressent les informations de l'ensemble initial, il y a de grandes chances qu'ils soient induits en erreur par un objet leurre faisant baisser la complexité de l'ensemble initial.

Afin d'utiliser une gamme de temps de réponse similaires à ceux de l'Expérience 1, 7% des données ont été retirées correspondant à des temps de réponse inférieurs à 250ms et supérieurs à 2,000ms. Comme dans l'Expérience 1, tous les modèles mixtes linéaires ont été menés en utilisant les participants comme variable aléatoire avec des ordonnées à l'origine et pentes individuelles.

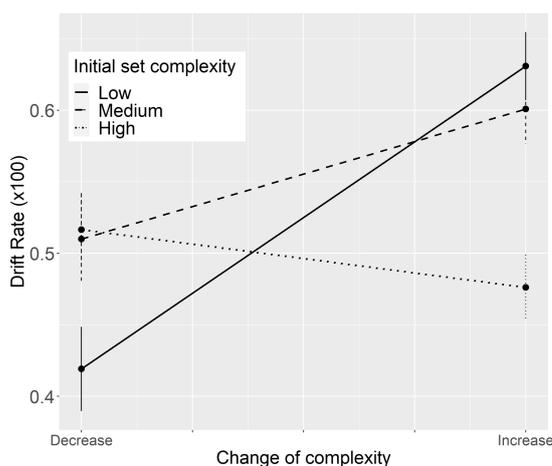
Taux de dérive

La Figure 6a montre les résultats obtenus pour les taux de dérive en fonction de la complexité de l'ensemble initial. Tout comme dans l'Expérience 1, le modèle mixte linéaire a testé uniquement l'effet de la complexité de l'ensemble initial et a montré une diminution significative des taux de dérive ($F(1, 235) = 12.031, p < .001$) avec l'augmentation de la complexité. La Figure 6b montre les taux de dérive en fonction de la complexité de l'ensemble initial et du changement de complexité. Là encore, comme dans l'Expérience 1, l'amélioration des performances attendue avec une augmentation de la complexité avec l'ajout de l'objet leurre n'a pas été mise en avant quand la complexité de l'ensemble initial était élevée. Un résultat frappant était l'effet du changement de complexité sur les taux de dérive quand la complexité était faible. Dans ce cas, les performances étaient les plus faibles avec l'introduction d'un leurre qui baissait la complexité d'un ensemble initial déjà simple, tandis que les performances étaient les plus élevées quand la présentation du leurre augmentait la complexité. Les comparaisons de paires montraient aussi une baisse des taux de dérive avec une augmentation de la complexité de l'ensemble initial pour toutes les paires de conditions (4-8-4 *vs.* 10-8-4, $t(3.900) = -6.04, p < .001$; 10-8-4 *vs.* 10-12-4, $t(3.900) = -2.12, p = .041$). Le Tableau 7 montre le résultat

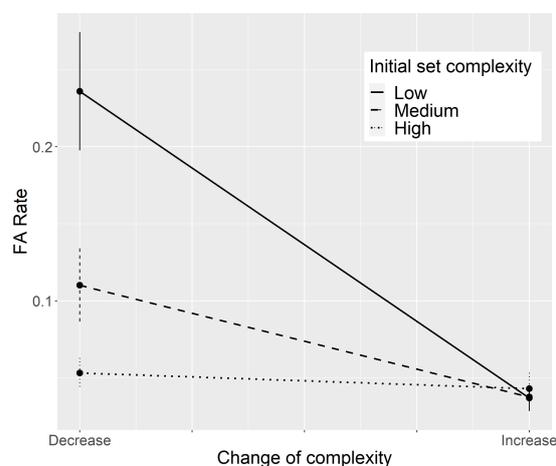
FIGURE 6 – Effets de la complexité initiale mesuré par (a) les taux de dérive (x100), (b) les taux de dérive (x100) en interaction avec le changement de complexité, (c) le taux de fausse alarme (FA) en interaction avec le changement de complexité, (d) les taux de dérive (x100) avec le nombre de traits partagés fixes et (e) les taux de FA avec le nombre de traits partagés fixes. Les barres d’erreurs représentent ± 1 ES.



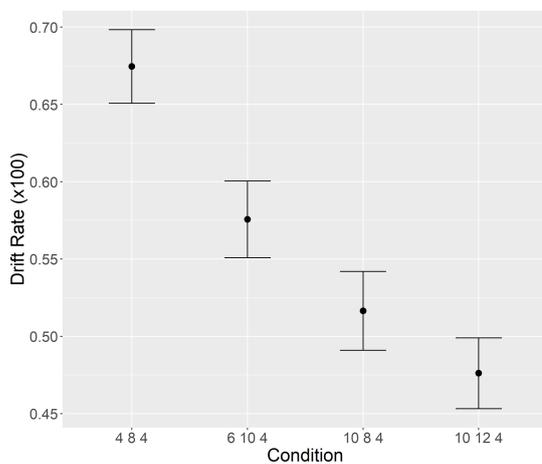
(a)



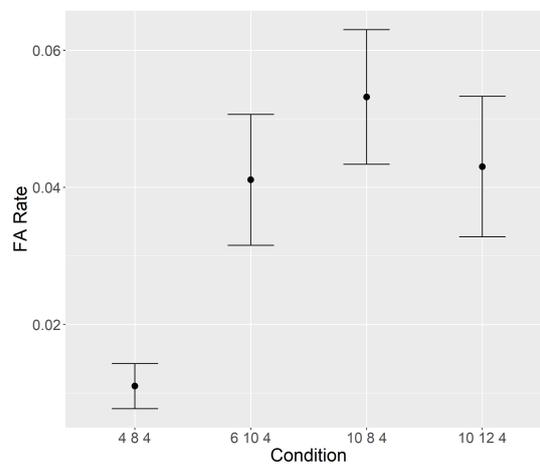
(b)



(c)



(d)



(e)

tat du modèle mixte linéaire conduit sur les taux de dérive pour les facteurs complexité de l'ensemble initial et changement de complexité (avec l'ajout de la somme des traits partagés comme variable contrôle), confirmant tous les effets principaux et les interactions. La Figure 6d montre l'effet combiné de la complexité de l'ensemble initial et du changement de complexité sur les performances de mémoire. L'effet combiné était indépendant du facteur somme des traits partagés, ce qui suggère que l'effet de la complexité ne se basait pas seulement sur un effet de similarité entre l'ensemble initial et l'objet leurre.

Tableau 7 – Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de dérive montrés dans la Figure 12b pour l'Expérience 2.

	Estimate	Erreur standard	df	valeur t	valeur p	
Ordonnée à l'origine	8.97	1.05	2112	8.112	.000	***
Complexité de l'ensemble initial	-5.23	1.50	2109	-3.484	.000	***
Changement de complexité	4.88	9.76	2313	4.997	.000	***
Somme des traits partagés	-6.45	1.82	2120	-3.544	.000	***
Complexité de l'ensemble initial × Changement de complexité	-6.03	1.26	2064	-4.801	.000	***
Complexité de l'ensemble initial × Somme des traits partagés	9.54	2.92	2064	3.261	.001	**

Taux de fausse alarme

De même que dans l'Expérience 1, les analyses suivantes concernent uniquement les situations dans lesquelles un objet leurre était présenté, ce qui permettait d'étudier les effets combinés de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et leur interaction.

La Figure 6c montre l'effet du changement de complexité en fonction de la complexité initiale sur les taux de FA. En accord avec nos hypothèses, les participants rejetaient correctement l'objet leurre quand ce dernier augmentait la complexité de l'ensemble et cela sans effet de la complexité initiale. À l'inverse, les participants faisaient face à des difficultés à rejeter l'objet leurre en fonction du niveau de complexité initiale quand la complexité baissait avec le nouvel objet. Le Tableau 8 montre le résultat du modèle mixte linéaire mené sur les taux de FA en fonction de la complexité initiale et du changement de complexité (là encore en ajoutant la somme des traits partagés comme facteur contrôle). Les résultats sont similaires à ceux de l'Expérience 1, car le modèle mixte a montré une interaction indiquant un effet différent du changement de

complexité en fonction de la complexité de l'ensemble initial. Cette analyse a également indiqué une interaction significative entre la complexité initiale et la somme des traits partagés. Néanmoins, la Figure 6e montre un effet combiné de la complexité de l'ensemble initial et du changement de complexité sur la performance et cela indépendamment du facteur somme des traits partagés, ce qui suggère que les effets de la complexité ne sont pas seulement basés sur un effet de similarité entre l'ensemble initial et l'objet leurre. De plus, il est intéressant de voir que dans les cas des conditions ayant une somme de traits partagés fixe, la condition 10-8-4 ayant la complexité initiale la plus élevée (ce qui rend l'ensemble initial difficile à mémoriser) et le facteur changement de complexité le plus bas (c'est à dire moins deux, rendant ainsi le leurre trompeur en cas de surcompression) produit le plus haut taux de FA. Mais globalement la baisse la plus nette a été observée entre 6-10-4 et 4-8-4, et parce que le changement de complexité est similaire dans ces deux cas, la complexité initiale semble prendre la précedence pour expliquer cette baisse. De plus, les comparaisons de paires indiquaient aussi un effet de la complexité de l'ensemble initial sur les taux de FA avec une augmentation de ce taux quand la complexité initiale augmentait (4-8-4 *vs.* 10-8-4, $t(2.230) = 5.57, p < .001$) mais pas d'effet du changement de complexité quand la complexité initiale était trop élevée (10-8-4 *vs.* 10-12-4, $t(2.199) = -1.11, p = .269$).

Tableau 8 – Effet général de la complexité de l'ensemble initial, du changement de complexité et de la somme des traits partagés sur les taux de fausse alarme présenté dans la Figure 6c pour l'Expérience 2.

	Estimate	Erreur standard	ddl	valeur <i>t</i>	valeur <i>p</i>
Ordonnée à l'origine	6.31	4.78	6355	1.320	.187
Complexité de l'ensemble initial	9.21	6.02	8625	1.530	.126
Changement de complexité	-5.07	8.08	3731	-6.279	.000 ***
Somme des traits partagés	3.22	8.03	8351	4.006	.000 ***
Complexité de l'ensemble initial × Changement de complexité	4.96	0.94	3625	5.550	.000 ***
Complexité de l'ensemble initial × Somme des traits partagés	-5.86	1.33	4788	-4.407	.000 ***

Afin d'affiner ces résultats sur les taux de FA, nous avons contrôlé l'effet du nombre de nouveaux traits apparaissant avec l'introduction de l'objet leurre (c'est-à-dire les traits présents dans le leurre qui ne faisaient pas partis de l'ensemble initial) comme dans l'Expérience 1. L'apparition d'un ou deux nou-

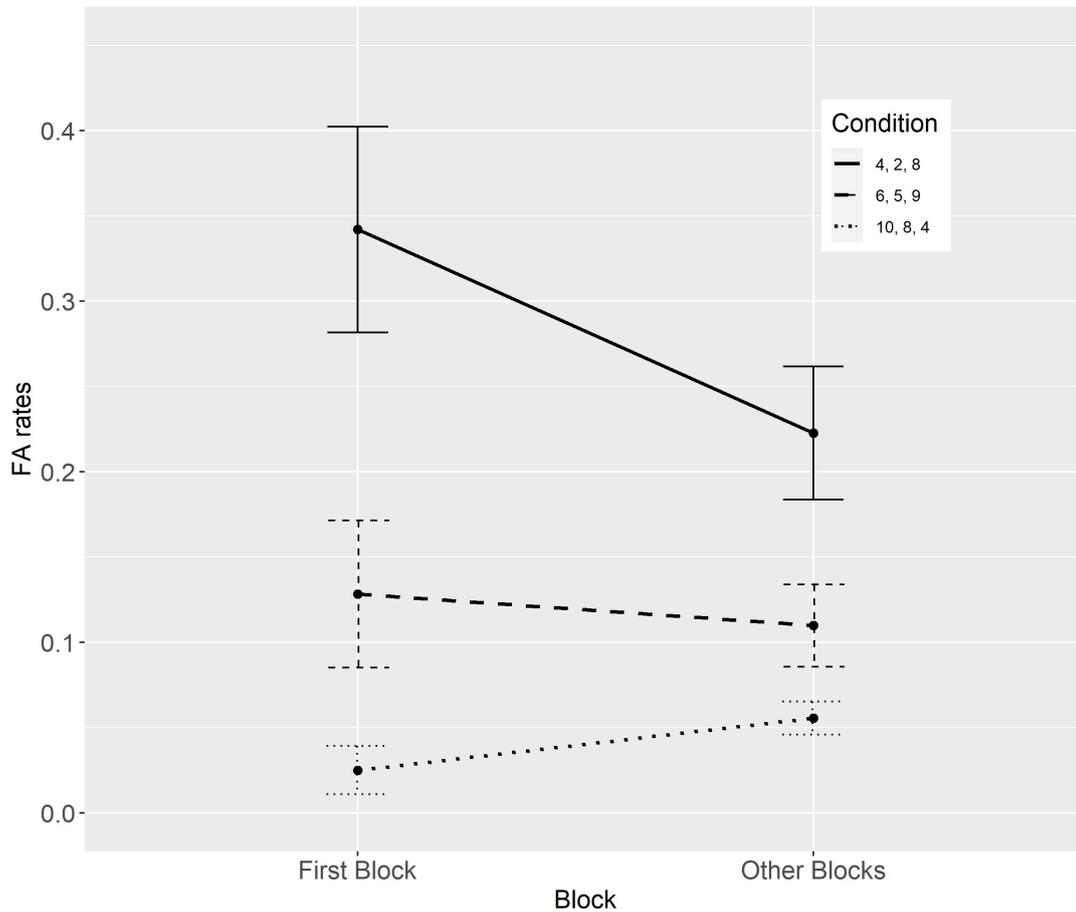
veaux traits avec le leurre faisait effectivement baisser de manière significative les taux de FA par rapport aux conditions où il n’y avait pas de nouveaux traits ($F(1, 38.597) = 28.60, p < .001$). Néanmoins, quand seulement les conditions où aucun nouveau trait n’apparaissait été sélectionnées, on trouvait un effet significatif du changement de complexité ($F(1, 119) = 21.17, p < .001$) et une interaction entre la complexité de l’ensemble initial et le changement de complexité ($F(1, 112) = 20.14, p < .001$). Ainsi, les effets observés sur les taux de FA n’étaient pas entièrement dus au nombre de nouveaux traits apparaissant avec le leurre.

Par ailleurs, le cas de la condition 4-2-8 mérite de l’attention. En effet, il s’agit de la seule condition présentant une complexité initiale faible et une baisse de la complexité, mais plus important encore, les taux de FA pour cette condition était le plus élevé observé dans nos expérimentations. Afin d’affiner notre analyse de cette condition, les données ont été coupées en deux en fonction du numéro de bloc. Seules les conditions n’ayant pas de nouveaux traits introduits par le leurre et une complexité qui diminue ont été incluses. Les données ont été séparées entre le premier bloc (premiers déciles des essais) et le reste des blocs amalgamés pour plus de simplicité. La Figure 7 montre que les taux de FA étaient les plus élevés dans le premier bloc pour la condition 4-2-8 par rapport aux autres blocs (mais demeuraient plus élevés que ceux des autres conditions). Cette baisse, qui n’apparaît pas pour les autres conditions et semble spécifique à la condition 4-2-8, pourrait indiquer que les participants étaient pour la plupart trompés par cette condition au début de la tâche, mais pouvaient s’adapter progressivement pour mieux encoder les traits.

Comparaison entre les Expériences 1 et 2

Enfin, nous avons voulu vérifier si les performances de mémoire entre les Expériences 1 et 2 amenaient des résultats comparables pour les deux variables étudiées lors de nos expérimentations. Afin de tester la robustesse de nos résultats de la manière la plus simple, nous nous sommes uniquement concentrés sur l’effet simple du facteur complexité initiale. La raison de ce choix est que nos deux expérimentations utilisent les mêmes niveaux de complexité (c’est-à-dire,

FIGURE 7 – Taux de fausse alarme pour les conditions sans nouveau traits et une complexité qui baisse avec le leurre en fonction du numéro de bloc (premier bloc *vs.* les autres blocs) pour l'Expérience 2. Les barres d'erreur représentent ± 1 ES



Note. Le triplet de chiffres utilisé pour coder les conditions correspond à, respectivement, la complexité de l'ensemble initial, la complexité de l'ensemble final et le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre.

4, 6 et 10). Les deux autres facteurs n'étaient pas globalement comparables et ont été exclus (simplement parce que les changements de complexité qui étaient manipulés n'étaient pas nécessairement les mêmes dans les deux expériences). Comme il n'était pas possible de se concentrer systématiquement sur des conditions comparables en termes de changement de complexité entre les deux expériences, la présente analyse se concentre uniquement sur les hits (bonne reconnaissance dans les essais sans changement), pour lesquels le chan-

gement de complexité n'a pas à être pris en compte.

Pour analyser l'effet de la complexité de l'ensemble initial sur les hits, les taux de hit et leurs temps de réponse ont été convertis en scores Z . Les scores Z étaient calculés en agrégeant les performances par participant, en les transformant, puis en calculant leur scores Z sur la base de la moyenne et de l'écart-type de chaque expérimentation. Cette transformation a été pensée pour réduire les effets de cohorte entre les expérimentations. Comme on peut le voir sur la Figure 8, nous avons observé de meilleures performances avec une complexité moindre dans les deux expérimentations et les performances de mémoire étaient très proches. Pour les deux variables dépendantes, l'ANOVA bayésienne à mesures répétées a suggéré que le modèle qui n'incluait que le facteur de complexité initiale montre des preuves contre l'hypothèse nulle ($BF_{10} > 1^{e+10}$). Ce modèle a également été considéré comme meilleur que le modèle nul qui n'incluait pas le facteur de complexité initiale, et cela pour les deux variables dépendantes ($BF_m > 1^{e+14}$). Cependant, pour les deux variables, l'inclusion du facteur Expérimentation ou du terme d'interaction n'a pas augmenté la probabilité du modèle ($BF_m < 3$; Tableau 9). Nous pouvons donc conclure que l'effet de la complexité était assez robuste d'une expérimentation à l'autre (c'est-à-dire que l'effet était constant dans diverses conditions).

Discussion

En accord avec les résultats obtenus dans l'Expérience 1, les résultats de l'Expérience 2 indiquent un effet de la complexité de l'ensemble initial avec une complexité initiale élevée correspondant à des performances de mémoire plus faibles. De plus, ce résultat ne peut être expliqué uniquement par un effet de similarité (mesuré par le nombre de traits partagés entre l'ensemble initial et l'objet leurre). Pour le facteur changement de complexité (notre hypothèse était que la complexité pouvait changer suite à l'ajout de l'objet leurre), les résultats indiquent un effet variable en fonction de la complexité de l'ensemble initial tout comme dans l'Expérience 1. Quand la complexité initiale était faible, une grande baisse des FA avec une augmentation de la complexité

FIGURE 8 – Effet de la complexité de l’ensemble initial dans les Expériences 1 et 2 mesuré par (a) les taux de hit convertis en scores Z et (b) les temps de réponse des hits convertis en scores Z . Les barres d’erreur représentent ± 1 ES

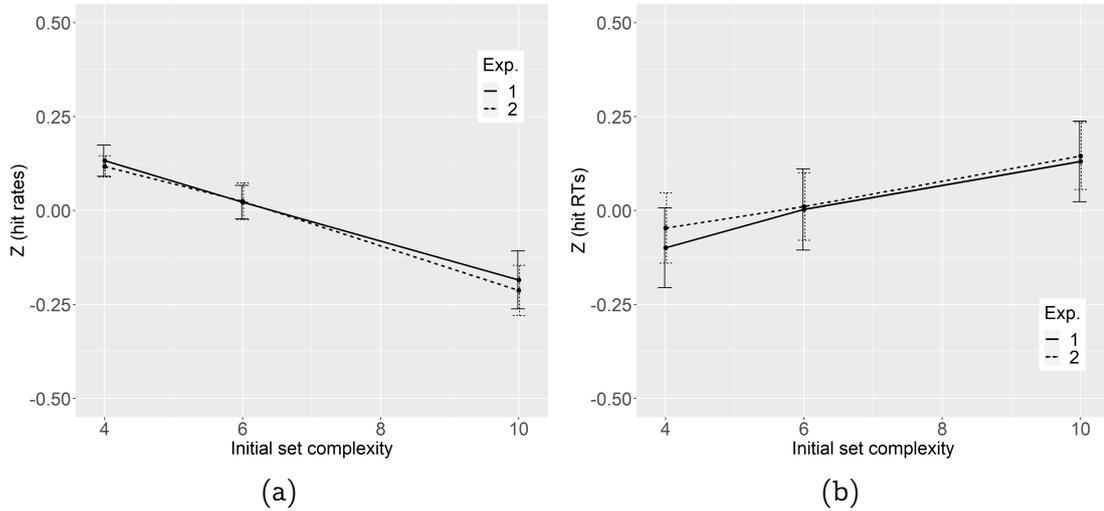


Tableau 9 – Comparaison de modèles pour les facteurs complexité de l’ensemble initial et expérimentation pour les (a) taux de hit convertis en scores Z , et (b) temps de réponse des hits convertis en scores Z , montrés dans la Figure 8.

Modèle	$p(M)$	$p(M Data)$	BF^M	BF^{10}	Erreur %
Modèle Nul (incl. sujet)	0.200	3.945e-16	1.578e-15	1	
Complexité de l’ensemble initial	0.200	0.722	10.375	1.829e+15	0.548
Complexité de l’ensemble initial + Expérimentation	0.200	0.253	1.357	6.420e+14	3.179
Complexité de l’ensemble initial + Expérimentation + Complexité de l’ensemble initial \times Expérimentation	0.200	0.025	0.102	6.327e+13	4.739
Expérimentation	0.200	1.065e-16	4.259e-16	0.270	0.584

(a)

Modèle	$p(M)$	$p(M Data)$	BF^M	BF^{10}	Erreur %
Modèle Nul (incl. sujet)	0.200	1.662e-15	6.648e-15	1	
Complexité de l’ensemble initial	0.200	0.567	5.238	3.412e+14	1.343
Complexité de l’ensemble initial + Expérimentation	0.200	0.389	2.545	2.340e+14	5.222
Complexité de l’ensemble initial + Expérimentation + Complexité de l’ensemble initial \times Expérimentation	0.200	0.044	0.185	2.655e+13	7.866
Expérimentation	0.200	9.681e-16	3.873e-15	0.583	3.662

(b)

était observée. Cela correspond à une plus grande capacité des participants à détecter un changement quand l’ensemble d’objets peut être facilement encodé. Cependant, avec une complexité initiale modérée, cette baisse des FA est moins prononcée et aucune baisse n’est détectable quand la complexité de

l'ensemble initial est élevée. Dans l'ensemble, comme le taux de FA est comparativement faible lorsque la complexité augmente avec l'introduction du leurre, nous concluons que les FA sont essentiellement provoquées par une diminution de la complexité, ce qui a été prédit par l'hypothèse de surcompression. Les participants semblaient encoder les objets avec une représentation avec perte, ce qui finit par les tromper lorsqu'un leurre qui ne modifie pas le niveau de complexité est introduit. Des performances globalement inférieures ont également été observées dans ce cas, ce qui indique que la décision a été difficile quand bien même elle ne résulte pas en une FA. Ces résultats sont en accord avec l'Expérience 1 qui montrait uniquement un effet du changement de complexité avec une complexité initiale modérée. Par conséquent, l'Expérience 2 approfondit les résultats de l'Expérience 1 en indiquant une interaction plus claire entre la complexité de l'ensemble initial et le changement de complexité induit par l'ajout d'un leurre.

Discussion générale

Les études antérieures n'ont pas encore considéré l'hypothèse selon laquelle un processus de compression cognitive pourrait également conduire à des informations trop simplifiées en raison des limitations du processus de compression en lui-même. Nous avons donc émis l'hypothèse que la sur-régularisation des traits d'une scène visuelle pouvait produire une fausse reconnaissance, non pas à cause des limites de capacité de stockage mais à cause des limites de la compression. Dans deux expériences, nous avons encouragé un processus de compression en utilisant un matériel pour lequel les structures sous-jacentes variaient en compressibilité et notre analyse a permis de mieux comprendre dans quelles mesures la compression pouvait avoir lieu avec succès pour un ensemble complexe donné. Dans l'Expérience 1, nous avons utilisé un ensemble diversifié de structures permettant un grand nombre de variations aléatoires de traits afin d'étudier différentes associations d'ensembles d'objets et de leurres. À l'inverse, l'Expérience 2 ciblait un ensemble de structures mieux contrôlé pour séparer la complexité de l'ensemble initial de la complexité apportée par

l'objet leurre.

Tableau 10 – Résumé des résultats principaux pour chaque variable dépendante (VD; Taux de fausse alarme (Taux de FA) et taux de dérive) pour les Expériences 1 et 2.

VD	Effet de	Exp.	Effet significatif	Résultat principal	Bénéfice ou inconvénient de la compression
Taux de dérive	Complexité de l'ensemble initial	1	Pas d'effet principal, mais des comparaisons de paires significatives et une interaction avec le changement de complexité	Baisse avec l'augmentation de la complexité initiale	Bénéfice
		2	Oui et une interaction avec le changement de complexité	Baisse avec l'augmentation de la complexité initiale	Bénéfice
	Changement de complexité	1	Oui et des comparaisons de paires significatives et une interaction avec la de la complexité de l'ensemble initial	Augmente avec la hausse de la complexité	Inconvénient
		2	Oui et une interaction avec la complexité de l'ensemble initial	Augmente avec la hausse de la complexité pour les complexités initiales faibles ou moyennes	Inconvénient
Taux de FA	Complexité de l'ensemble initial	1	Pas d'effet principal, mais des comparaisons de paires significatives et une interaction avec le changement de complexité	Augmente avec la hausse de la complexité Quand la complexité initiale est basse, le changement de complexité a un effet	Bénéfice et inconvénient
		2	Pas d'effet principal, mais des comparaisons de paires significatives et une interaction avec le changement de complexité	Augmente avec la hausse de la complexité Quand la complexité initiale est basse, le changement de complexité a un effet	Bénéfice et inconvénient
	Changement de complexité	1	Pas d'effet principal, mais une comparaison de paire significative 6-6-4 vs. 6-10-4	Diminue avec une hausse de la complexité	Inconvénient
		2	Oui et une interaction avec la complexité de l'ensemble initial	Diminue avec un hausse de la complexité pour les complexités initiales basses et moyennes	Inconvénient

Chaque ligne indique si le résultat suggère une bénéfice de la compression (une facilitation de la mémorisation avec une faible complexité) ou un inconvénient (une erreur de reconnaissance typique quand le leurre n'augmente pas la complexité).

Nos résultats résumés dans le Tableau 10 confirment que les performances de la mémoire de travail sont plus élevées lorsque des structures régulières sont présentes dans le matériel visuel, suggérant que la compression des données peut se produire en temps réel pour le matériel visuel nouvellement rencontré (Chekaf et al., 2016). Ce résultat peut aider à comprendre pourquoi les processus de compression semblent réduire la charge de la mémoire de travail (Cowan, Rouder, Blume, & Sauls, 2012; Norris, Kalm, & Hall, 2019; Thalmann, Souza, & Oberauer, 2019). Un rôle potentiel de la mémoire de travail pourrait être de compresser les informations pour former des ensembles dans la mémoire à long terme, ce qui permettrait de libérer de l'espace pour le matériel codé ultérieurement. La question pour les recherches futures est de savoir si un ensemble est initialement encodé dans la mémoire de travail ou si la mémoire à long

terme est suffisamment autonome pour compacter divers éléments pour former progressivement un ensemble compact. Nous avons également observé des performances plus élevées pour les ensembles plus compressibles, ce qui peut être attribué à l'idée que les représentations compressées plus simples prennent moins de temps à être décompressées. Cela a été observé dans une recherche précédente qui a montré que les temps de réponse utilisés pour catégoriser les stimuli appris dépendent de leur compressibilité (Bradmetz & Mathy, 2008), ou alors de règles logiques simples et des exceptions ressemblant à une métrique de compressibilité (Fific, Little, & Nosofsky, 2010; Nosofsky, Palmeri, & McKinley, 1994). Nos résultats confirment ainsi que le regroupement perceptuel peut aider les observateurs à synthétiser les informations pour prendre des décisions qui peuvent être plus rapides lorsque la compression des données est réalisée.

Nous pensons que nos expériences apportent des conséquences supplémentaires au processus de compression. En effet, nos résultats montrent qu'en essayant de bénéficier d'informations redondantes dans un ensemble d'objets, les participants sont amenés à commettre des erreurs typiques d'un processus de compression. La fausse reconnaissance pouvait être due à des interférences lorsque l'ensemble d'objet initial et l'objet leurre partageaient des traits similaires (Oberauer & Lin, 2017), mais cet aspect était contrôlé. Nous pouvons seulement déduire de notre observation que différents modèles d'erreurs se sont produits avec différentes conditions expérimentales basées sur la métrique de compressibilité et que les participants avaient tendance à sur-compresser les informations, ce qui a provoqué la fausse reconnaissance d'un leurre, en particulier lorsque l'introduction de cet objet diminuait la complexité de l'ensemble initial (la conception simulant ici une trop forte compression de l'information). Ces résultats peuvent contribuer à mieux comprendre pourquoi certaines erreurs de mémoire semblent moins coûteuses que d'autres (Sims, 2015). En effet, il existe deux manières de bénéficier d'informations structurées à l'aide de la compression de données : les participants peuvent encoder des informations sur la base d'un processus de compression sans perte (c'est-à-dire que l'objet

initial est fidèlement représenté), ou les participants tentent de compresser les informations de manière plus maximale, ce qui peut entraîner une représentation compressée avec perte (c'est-à-dire que l'objet initial peut ne pas être fidèlement compressé ; voir Haladjian & Mathy, 2015, qui a étudié la précision de la mémoire pour les informations spatiales).

Comme dans l'expérience de Mewhort et Johns (2000), nous avons observé un effet des nouveaux traits présentés dans le leurre (absent de l'ensemble initial) sur le taux de FA dans les deux expériences. Cependant, lorsque le leurre était entièrement composé de traits présentés dans l'ensemble initial, nous avons tout de même observé un effet de complexité de l'ensemble initial dans les deux expérimentations et un effet d'interaction entre la complexité de l'ensemble initial et le changement de complexité dans l'Expérience 2. Cette interaction n'a pas été observée dans l'Expérience 1 car ses conditions étaient plus complexes, limitant ainsi l'effet du changement de complexité.

D'un point de vue théorique, les emplacements hypothétiques dans la mémoire de travail pourraient intégrer des ensembles (chunk) formés par un processus de compression avec perte, ce qui expliquerait pourquoi certaines données sont en faveur à la fois de modèles de mémoire à capacité limitée et de modèles basés sur des ressources partagées qui prédisent une variation de la résolution dans la mémoire de travail. La compression avec perte pourrait également être liée aux effets de distorsion de la mémoire qui ont été trouvés dans des études dans lesquelles les statistiques d'ensemble peuvent biaiser la mémoire pour des éléments individuels (Brady & Alvarez, 2011). Nos résultats semblent indiquer qu'une compression avec perte peut se produire en temps réel, ce qui confirme une étude de Nassar et al. (2018) qui a montré que les participants peuvent mettre en œuvre une forme de compression de données avec perte pour améliorer les performances de la mémoire de travail avec l'apprentissage par renforcement. À la suite de Nassar et al. (2018), nous pensons que les effets de compression avec perte pourraient aider à concilier les théories de la capacité de mémoire de travail basées sur une limitation discrète (c'est-à-dire une série de slots) ou des limitations continues (c'est-à-dire une ressource divisible). La

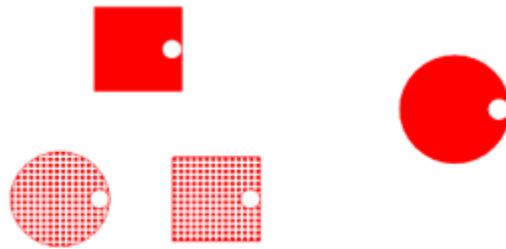
compression dans notre étude a eu lieu sur la base de la conjonction de traits, au lieu d'être simplement entraînée par la moyenne de différentes valeurs d'une seule dimension continue comme dans Brady et Alvarez (2011). Cependant, nos données contrastent avec celles de Nassar et al. (2018) car nous avons observé dans une analyse supplémentaire que les performances (un meilleur taux de dérive et un nombre inférieur de FA) augmentaient significativement en fonction du nombre d'essais (des modèles mixtes supplémentaires ont montré un effet significatif du nombre d'essais sur ces deux variables dépendantes, avec $p < .0003$). Dans notre cas, cela peut signifier que la somme d'information dans notre matériel était adéquate pour s'adapter à la capacité de traitement des participants, qui pouvaient alors progressivement adopter une stratégie de compression sans perte plutôt qu'une stratégie de compression avec perte. En résumé, notre matériel particulier pourrait avoir induit des processus de compression spécifiques en permettant aux participants de s'adapter à la tâche à accomplir et la gamme spécifique de complexité de notre matériel pourrait également expliquer pourquoi nos résultats divergent de ceux de Nassar et al. (2018).

Notre principale conclusion est que les performances de la mémoire pour le matériel présenté visuellement dépendent de la compressibilité. Pour chaque ensemble visuel d'objets, la mémoire était efficace dans la mesure où l'ensemble d'objets pouvait être fidèlement compressé et la mémoire semblait échouer pour la raison inverse que certains des ensembles les plus compressibles ne pouvaient pas être fidèlement compressés et semblaient être sur-compressés. Bien que nous ayons utilisé une métrique basée sur la structure logique de l'information, cela ne signifie pas que nous considérons que la compression opère exclusivement en convertissant des informations visuelles en descriptions logiques. Nous ne supposons pas que les stimuli sont codés de manière verbale ou strictement représentés en tant que fonctions booléennes plutôt que dans un format visuel. Il semble y avoir une facilité avec laquelle un ensemble d'objets peut être stocké en fonction de la structure interne de l'information qui spécifie comment les traits visuels sont répartis entre les objets, permettant ainsi un certain degré

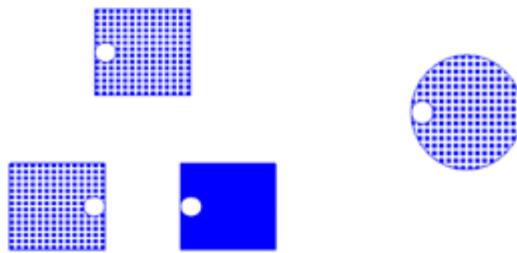
de compression. Le codage des traits pouvait être soit des informations verbales, soit des informations visuelles stockées de manière plus minimale, car les deux types d'information étaient susceptibles d'être codées (car nous avons intentionnellement utilisé une procédure permettant aux participants de coder les stimuli librement). Le format exact des informations codées par les participants reste incertain et nécessite une étude plus approfondie. Malheureusement, il est difficile de considérer que les rapports subjectifs peuvent fournir des indices sur la modalité préférée pour coder l'information, car l'introspection ne peut révéler que des aspects partiels du processus de codage, sans mentionner que l'introspection peut être trompeuse (par exemple, le participant peut avoir l'impression que la verbalisation des traits les a aidé alors que c'est surtout la façon dont les informations visuelles étaient implicitement codées qui a généré ces performances de mémoire) et peut-être que leur verbalisation interfère avec ce processus. D'autres études devraient donc plus simplement envisager d'utiliser des stimuli suivis de masques et de suppression articulatoire au cours du processus.

Pour conclure, notre étude montre que la compression de données peut se produire dans la mémorisation à court terme d'ensembles d'objets constitués de caractéristiques discrètes. Ce phénomène peut être détecté dans les performances corrélées à la complexité et en étudiant les erreurs de mémoire typiques qui semblent dériver d'un processus de compression avec perte.

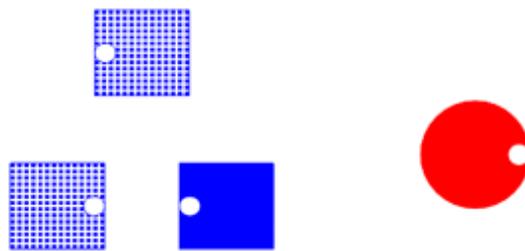
FIGURE 9 – Structures ayant une complexité initiale de 4.



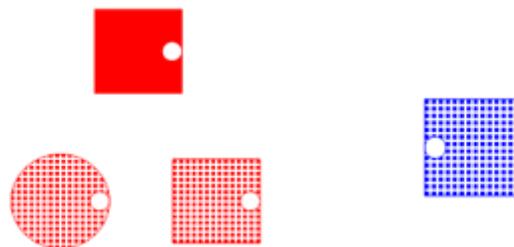
(a) 4-2-8



(b) 4-7-7



(c) 4-8-2



(d) 4-8-4

FIGURE 10 – Structures ayant une complexité initiale de 6.

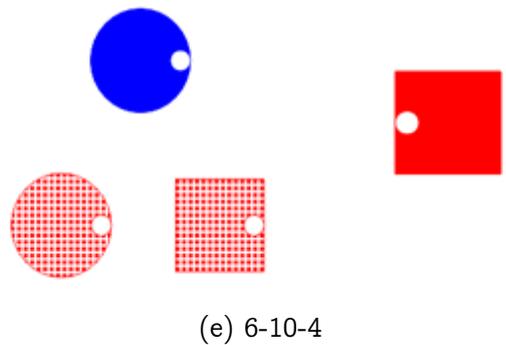
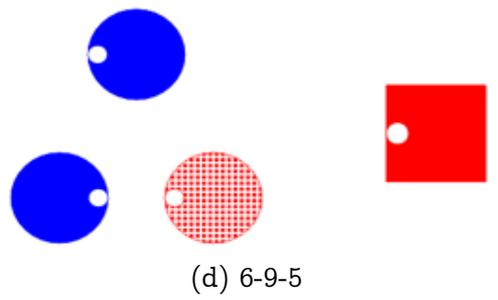
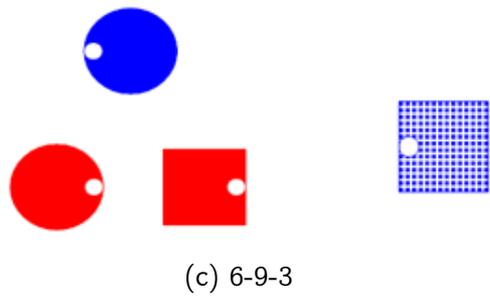
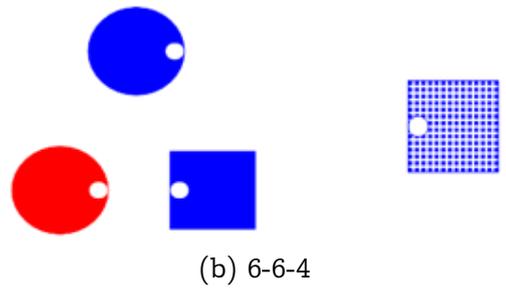
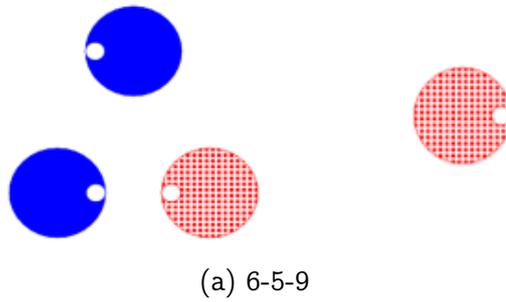


FIGURE 11 – Structures ayant une complexité initiale de 7, ici 7-6-4.

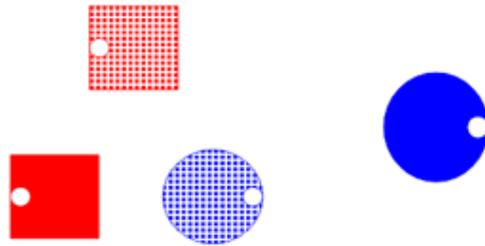


FIGURE 12 – Structures ayant une complexité initiale de 10.

