



Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique et de l'apprentissage statistique dans la lecture normale et dans la dyslexie développementale.

Elisa Gavard

► To cite this version:

Elisa Gavard. Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique et de l'apprentissage statistique dans la lecture normale et dans la dyslexie développementale.. Psychologie. Aix-Marseille Université, 2024. Français. NNT : 2024AIXM0206 . tel-04913412

HAL Id: tel-04913412

<https://hal.science/tel-04913412v1>

Submitted on 27 Jan 2025

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.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

.....

NNT/NL : 0000AIXM0000/000ED000

THÈSE DE DOCTORAT

Soutenue à Aix-Marseille Université
le 05 juillet 2024 par

Elisa GAVARD

Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique et de l'apprentissage statistique dans la lecture normale et dans la dyslexie développementale

Discipline
Psychologie

École doctorale
ED356 – Cognition, Langage, Éducation

Laboratoires/Partenaires de recherche
Centre de Recherche en Psychologie et
Neuroscience (CRPN) et Laboratoire de
Psychologie Cognitive (LPC)
Institute of Language Communication and
the Brain (ILCB)

Composition du jury		
•	Ram FROST	Rapporteur
•	Professeur émérite, Hebrew University of Jerusalem	
•	Christophe PALLIER	Rapporteur
•	Directeur de recherche, INSERM-CEA Cognitive Neuroimaging Unit	
•	Stéphanie MASSOL	Examinateuse
•	Maîtresse de conférence, Université Lumière Lyon 2	
•	Christine ASSAIANTE	Présidente du jury
•	Directrice de recherche, CNRS, Aix-Marseille Université	
•	Johannes C. ZIEGLER	Directeur de thèse
•	Directeur de recherche, CNRS, Aix-Marseille Université	



**Centre de Recherche en
Psychologie et Neuroscience**
UMR 7077, AMU, CNRS


Laboratoire de
Psychologie
Cognitive


ILCB

Institute of
Language, Communication
and the Brain

Affidavit

Je soussignée, Elisa Gavard, déclare par la présente que le travail présenté dans ce manuscrit est mon propre travail, réalisé sous la direction scientifique de Johannes C. Ziegler, dans le respect des principes d'honnêteté, d'intégrité et de responsabilité inhérents à la mission de recherche. Les travaux de recherche et la rédaction de ce manuscrit ont été réalisés dans le respect à la fois de la charte nationale de déontologie des métiers de la recherche et de la charte d'Aix-Marseille Université relative à la lutte contre le plagiat.

Ce travail n'a pas été précédemment soumis en France ou à l'étranger dans une version identique ou similaire à un organisme examinateur.

Fait à Marseille, le 10 mai 2024



Cette œuvre est mise à disposition selon les termes de la [Licence Creative Commons Attribution - Pas d'Utilisation Commerciale - Pas de Modification 4.0 International](#).

Liste de publications et participation aux conférences

Liste des publications réalisées dans le cadre du projet de thèse

1. Gavard, E., Ziegler, J.C., (2022). The effects on semantic and syntactic prediction on reading aloud. *Experimental Psychology*, 69(6), 309-319. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000568>
2. Gavard, E., & Ziegler, JC. (2024). Semantic and Syntactic Predictions in Reading Aloud: Are Good Predictors Good Statistical Learners? *Journal of Cognition*, 7(1): 40, pp. 1-17. <https://doi.org/10.5334/joc.363>
3. Gavard, E., Chanoine, V., Geringswald, F., Anton, J-L., Cavalli, E., Ziegler, J.C., (in prep.). Exploring neural networks of semantic and syntactic prediction in reading and visuo-motor statistical learning across university students with and without dyslexia.

Participation aux conférences au cours de la période de thèse

Communications affichées

1. Gavard, E., Ziegler, J. C., (2022, June 1-3). The role of prediction and statistical learning in reading [Poster presentation]. International Conference on Interdisciplinary Advances in Statistical Learning, San Sebastian, Spain. https://www.researchgate.net/publication/361052655_The_role_of_prediction_and_statistical_learning_in_reading
2. Gavard, E., Ziegler, J. C., (2022, July 3-4). The role of prediction and statistical learning in reading [Poster presentation]. From Association to Cognition, Marseille, France. https://www.researchgate.net/publication/361052655_The_role_of_prediction_and_statistical_learning_in_reading

3. Gavard, E., Chanoine, V., Geringswald, F., Tan, Y., Cavalli, E., Anton, J-L., Ziegler, J.C., (2023, October 24-26). Semantic and syntactic prediction in reading and statistical learning: an fMRI study in dyslexia [Poster presentation]. Society for the Neurobiology of Language, Marseille, France.
[https://www.researchgate.net/publication/374769970 Semantic and syntactic prediction in reading and statistical learning an fMRI study in dyslexia](https://www.researchgate.net/publication/374769970_Semantic_and_syntactic_prediction_in_reading_and_statistical_learning_an_fMRI_study_in_dyslexia)
4. Gavard, E., Ziegler J.C., (2024, June 5-7). Semantic and syntactic predictions in reading aloud: are good predictors good statistical learners? [Poster presentation]. International Conference on Interdisciplinary Advances in Statistical Learning, San Sebastian, Spain.
5. Gavard, E., Chanoine, V., Geringswald, F., Anton, J-L., Cavalli, E., Ziegler, J.C., (2024, July 10-12). Semantic and syntactic prediction in reading and statistical learning: an fMRI study in dyslexia [Poster presentation]. International Mind, Brain and Education Society, Leuven, Belgique.

Communications orales

1. Gavard, E., Ziegler, J. C., (2023, Septembre 6-9). The effects of semantic and syntactic prediction on reading aloud. In J. Grainger (Chair), Word and Sentence Reading [Symposium]. European Society for Cognitive Psychology, Porto, Portugal.
2. Gavard, E., Ziegler J.C., (2024, May 23-25). Semantic and syntactic predictions in reading aloud: are good predictors good statistical learners? [Paper presentation]. Implicit Learning Seminar, Marseille, France.

Résumé

L'idée du cerveau prédictif est devenue un concept clé en neuroscience et en science cognitives. Selon cette idée, le cerveau serait une « machine » à faire des prédictions sur les événements futurs et chercherait à minimiser les erreurs de ces prédictions, ce qui est la base d'un apprentissage implicite et adaptatif. Si la prédiction intervient dans de nombreux domaines cognitifs, les chercheurs qui étudient le langage ont été particulièrement actifs dans l'exploration du rôle de la prédiction dans la lecture. En effet, la lecture ne se limite pas à l'interprétation immédiate des mots, mais implique également une anticipation active de ce qui pourrait suivre, basée sur le contexte linguistique et les régularités statistiques.

De plus, un nombre croissant d'études ont également tenté de déterminer si les compétences en apprentissage statistique (i.e., capacité à extraire des régularités statistiques de l'environnement pour faire des prédictions et former des attentes) pouvaient expliquer les différences interindividuelles dans les capacités de lecture au sein de la population générale (avec et sans troubles de la lecture). Dans le domaine de la dyslexie, il a été montré que les dyslexiques adultes utilisent davantage les informations linguistiques de haut niveau (e.g., sémantique, syntaxe) pour « compenser » leurs déficits dans le traitement des informations linguistiques de bas niveau (e.g., orthographique, phonologique), ce qui reviendrait à une forme de prédiction.

Cependant, même si plusieurs aspects des processus de prédiction dans le langage ont été explorés, il existe encore quelques lacunes dans notre compréhension, ce qui nécessite des recherches supplémentaires. En effet la plupart des études ont porté sur des niveaux assez généraux de compétence en lecture plutôt que sur des processus plus dynamiques consistant à faire des prédictions linguistiques. De plus, si les études sur l'apprentissage statistique exploitent effectivement des mécanismes d'apprentissage du monde réel, on devrait s'attendre à des relations fiables entre l'apprentissage statistique et la lecture. Pourtant, il existe un réel débat dans la littérature concernant le lien entre compétence en lecture et apprentissage statistique ou concernant la présence d'un déficit ou non d'apprentissage statistique dans la dyslexie. Ce conflit dans la littérature pose un défi fondamental pour notre compréhension du rôle de l'apprentissage statistique dans le langage et, plus généralement, dans la cognition.

Dans cette thèse, nous aborderons les questions suivantes : Quel est le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique dans la lecture à voix haute ? Les bons lecteurs, ainsi que les bons « compreneurs », sont-ils de bons prédicteurs linguistiques ? Et si les prédictions linguistiques reposent bien sur une capacité plus « domain-general » d'apprentissage statistique, les bons prédicteurs sont-ils également de bons « statistical learners » ? Enfin, ce potentiel lien entre prédiction linguistique et non linguistique joue-t-il un rôle dans la dyslexie développementale et quelles sont les bases neurales de ces différents types de prédictions ? Cette thèse fait le lien entre deux domaines de la cognition : la psycholinguistique de la lecture et les neurosciences cognitives. Nous apporterons des nouvelles connaissances théoriques en évaluant les effets de prédiction linguistique et non linguistique (i.e., apprentissage statistique) chez les adultes dyslexiques, mais également en précisant la nature de ces informations et la localisation précise des réseaux neuronaux impliqués, afin d'améliorer nos connaissances sur la manière dont nous traitons et comprenons le langage écrit. Enfin, les apports théoriques des résultats de cette thèse seront discutés dans le contexte des théories compensatoires actuelles de la dyslexie développementale.

Mots-clés : lecture prédictive, sémantique, syntaxe, apprentissage statistique, dyslexie développementale, corrélats neuronaux.

Abstract

The idea of the predictive brain has become a key concept in neuroscience and cognitive science. According to this idea, the brain is a “machine” that makes predictions about future events and seeks to minimize errors in these predictions, which is the basis of implicit and adaptive learning. While prediction is involved in many cognitive domains, language researchers have been particularly active in exploring the role of prediction in reading. Indeed, reading is not limited to the immediate interpretation of words, but also involves active anticipation of what might follow, based on linguistic context and statistical regularities.

In addition, a growing number of studies have also attempted to determine whether statistical learning skills (i.e. the ability to extract statistical regularities from the environment in order to make predictions and form expectations) can explain inter-individual differences in reading ability within the general population (with and without reading disabilities). In the field of dyslexia, it has been shown that adults with dyslexia make greater use of high-level linguistic information (e.g. semantic, syntax) to “compensate” for their deficits in processing low-level linguistic information (e.g. orthographic, phonological), which would amount to a form of prediction.

However, although many aspects of language prediction processes have been investigated, there are still some gaps in our understanding that require further research. Indeed, most studies have focused on general levels of reading competence rather than on the more dynamic processes of making linguistic predictions. Moreover, if statistical learning studies do indeed exploit real-world learning mechanisms, we should expect to find reliable relationships between statistical learning and reading. However, there is a real debate in the literature about the relationship between reading literacy and statistical learning or the presence or absence of a statistical learning deficit in dyslexia. This conflict in the literature poses a fundamental challenge to our understanding of the role of statistical learning in language and, more generally, in cognition.

In this research thesis, we will address the following questions: What is the role of semantic and syntactic prediction in reading aloud? Are good readers, as well as good “comprehenders”, good linguistic predictors? And if linguistic prediction is indeed based on a more domain-general capacity for statistical learning, are good predictors good statistical learners? Finally, does this potential link between linguistic and non-linguistic

prediction play a role in developmental dyslexia, and what is the neural basis of these different types of prediction? This work brings together two fields of cognition: the psycholinguistics of reading and cognitive neuroscience. We will contribute new theoretical knowledge by evaluating the effects of linguistic and non-linguistic prediction (i.e., statistical learning) in adults with dyslexia, but also by clarifying the nature of this information and the precise location of the neural networks involved, in order to improve our knowledge of how we process and understand written language. Finally, the theoretical contributions of the results of this thesis are discussed in the context of current compensatory theories of developmental dyslexia.

Keywords: predictive reading, semantics, syntax, statistical learning, developmental dyslexia, neuronal correlates.

Remerciements

Dans un premier temps, j'adresse mes sincères remerciements à **Ram Frost** et **Christophe Pallier** d'avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse et de prendre le temps de lire ce travail qui met en lumière 4 années de recherche. J'espère que la lecture de ce manuscrit vous procurera autant de plaisir que sa rédaction m'en a donné. Un grand merci également à **Stéphanie Massol** d'avoir accepté d'être examinatrice de cette thèse et à **Christine Assaiante** d'avoir accepté de présider mon jury de soutenance et de prendre le temps de participer à l'évaluation de ce projet doctoral.

Dans un second temps, et de toute évidence, mes plus sincères et profonds remerciements te sont adressés, **Johannes**. Durant ces cinq dernières années, tu as été non seulement mon directeur de thèse, mais également mon encadrant de mémoire de recherche lors de mon Master 2. Je te suis infiniment reconnaissante pour tout ce que tu m'as enseigné, pour tes précieux conseils, pour ton exigence bienveillante à l'égard de mes travaux, pour ta grande confiance, et pour le temps que tu m'as accordé malgré les responsabilités et l'énorme charge de travail que ta brillante carrière implique. J'admire le chercheur passionné que tu es, et nos échanges enrichissants m'auront permis d'évoluer en tant que jeune chercheuse. Tu m'as accordé une grande autonomie, en me permettant de prendre des initiatives tout en étant là pour moi lorsque j'en avais besoin. Merci pour ton aide, pour ton soutien et pour l'inspiration que tu m'as procurée. C'est une chance et un privilège de t'avoir eu comme mentor. J'espère que nous aurons l'occasion de collaborer à nouveau sur des sujets qui nous animent.

Mes pensées se dirigent tout naturellement vers toi **Valérie**. Lorsque le projet PREDYS a débuté à la rentrée 2021, j'étais emplie d'excitation, mais aussi de crainte de me lancer dans un si gros projet de neuroimagerie. Ma formation de neuropsychologue ne suffisait pas toujours pour appréhender tous les aspects de cette étude complexe. C'est là que tu es intervenue, m'offrant ton expertise et ta (grande) patience. Tu m'as guidée pas à pas, de l'apprentissage des fondamentaux jusqu'à la maîtrise de techniques plus pointues. Grâce à toi, j'ai acquis le courage nécessaire pour présenter et défendre ce projet donc je suis très fière. Ta contribution a été bien plus que précieuse. Elle a été essentielle à la réussite de ce projet. Alors, à nos (très) nombreuses sessions de travail ensoleillées à Mazargues. À nos discussions. À ton soutien sans faille. Et à notre futur super papier ! Merci infiniment.

Je ne saurais évoquer le projet PREDYS sans exprimer ma profonde gratitude envers chacun d'entre vous. **Franziska**, je tiens à te remercier chaleureusement pour ton expertise et pour ta disponibilité, toujours prête à venir discuter avec moi au bureau lors de tes passages au laboratoire. **Eddy**, sans toi ce projet n'aurait tout simplement pas vu le jour. Je te suis reconnaissante pour nos échanges, pour ta précieuse expertise et pour ton engagement sans faille, même depuis Lyon. **Jean-Luc**, merci pour ton soutien et pour la confiance que tu m'as accordée tout au long de cette aventure. Je pense également à l'équipe du centre IRM du CERIMED et à ces longues journées d'acquisition passées à vos côtés. **Julien, Bruno**, merci pour votre professionnalisme et votre contribution à la réussite de ce projet. Merci à tous pour votre soutien constant.

Je souhaite également exprimer ma profonde gratitude envers **tous les membres de mon laboratoire d'accueil**, le LPC devenu aujourd'hui le CRPN, dans lequel règne une ambiance exceptionnellement chaleureuse et accueillante. J'ai eu le privilège d'échanger avec de brillantes personnalités, d'évoluer et surtout d'apprendre à vos côtés. Plus particulièrement : merci à toi **Jérémy Danna** de m'avoir introduite au monde de la recherche lors d'un tout premier stage au cours de ma licence. Je te suis reconnaissante pour cette opportunité qui a façonné mon parcours académique. Merci à toi **Marlène Abadie** pour ta guidance et ton précieux soutien durant mon premier mémoire de recherche de Master 1. C'est à ce moment que j'ai su que je voulais faire une thèse. Merci à toi **Isabelle Dautriche** pour avoir suivi et soutenu mes travaux avec une bienveillance inestimable. Que ce soit lors de ma soutenance de Master 2, de ma présélection au LPC pour une bourse à l'ED, ou lors de mes comités de suivi de thèse, tu m'as toujours encouragé à donner le meilleur de moi-même. Tu ne le sais sûrement pas, mais tu es pour moi l'une des personnes et chercheuses les plus inspirantes. Merci à toi **Arnaud Rey**, pour nos échanges fructueux et pour toutes les multiples opportunités que tu m'as offerts au cours de ma thèse et qui m'ont permis d'acquérir de précieuses compétences. Enfin, je souhaite adresser une dernière pensée aux anciens piliers du LPC, **Fred et Colette**. Leur gentillesse et leur dévouement ont contribué à rendre notre lieu de travail toujours plus convivial. Leur présence a été un véritable réconfort au quotidien. Merci du fond du cœur.

Je ne peux évidemment pas parler du LPC sans mentionner l'essence même de ce laboratoire. Un immense merci à **tous les doctorants** de l'aile ouest (ma deuxième maison) qui rendent ce labo vivant, transformant ainsi mes journées en de véritables moments de partage. Je tiens à exprimer ma gratitude infinie à chacun d'entre vous, ainsi

qu'aux **ingénieurs, postdocs et anciens docs** qui ont contribué à rendre mes années de thèse plus enrichissantes. **Camille Grasso**, j'ai commencé mon parcours au LPC à tes côtés et tu m'as prise sous ton aile lors de mon Master 2. Merci pour ta gentillesse, tes réflexions brillantes et ton énergie débordante qui sont une réelle source d'inspiration. **Dr Tosatto**, je te remercie d'avoir été mon mentor dans l'étude de ce vaste et beau domaine du statistical learning, particulièrement lors de mes débuts difficiles. J'espère te retrouver un de ces jours dans une conférence du BCBL, et partager avec toi un verre de (mauvais) cidre dans les rues animées de San Seb. À **Maud**, avec qui je partage littéralement le même bureau. Je tiens à te remercier pour ta bonne humeur constante et ta joie de vivre. Pendant ces quatre années, ta présence rayonnante et ton sourire toujours présent ont été une source de motivation quotidienne. **Eole, Jacob**, même si vous resterez toujours les petits nouveaux pour moi, je suis infiniment reconnaissante de vous avoir rencontré avant la fin de mon doctorat et de pouvoir vous compter aujourd'hui parmi mes amis. Merci pour votre bonne humeur constante, votre énergie débordante et votre soutien infaillible ces derniers mois.

El Pibe, que dire... Les mots me manquent pour exprimer toute ma reconnaissance et ma gratitude envers toi. La liste des choses que tu as faites pour moi pendant cette thèse serait trop longue à énumérer. Mais si je devais te remercier pour quelque chose en particulier, ce serait pour ton soutien indéfectible depuis que nous nous sommes rencontrés il y a maintenant plus de 6 ans. Nous nous sommes toujours encouragés mutuellement à aller de l'avant, et je crois sincèrement que je n'aurais pas pu terminer ce doctorat sans toi. Tu es un chercheur brillant et passionné, un modèle qui suscite l'enthousiasme et le dépassement de soi. Tu es pour moi un pilier, que ce soit dans la recherche ou dans ma vie. Tu es mon meilleur ami. Alors, à nos moments de doute, de stress, à nos fous rires, à nos confidences, à nos séances de remise en question accompagnées de cappuccino noisette, à « pomme rouge », aux modèles mixtes, à nos conférences mémorables, nos summer school et nos retraites scientifiques, à nos apéros aixois, à notre amour pour Londres, à notre amour pour la recherche, à nos futures collaborations, à notre future codirection du master PNPC, à notre future palme académique, à notre amitié sans faille. Toi et moi on se sait. Merci pour tout :3

Awa, tu as été ma plus belle rencontre pendant cette thèse. Tu es brillante, inspirante, mais surtout une véritable amie. Merci pour ton écoute attentive, ton soutien sans faille, tes conseils avisés et ta bonne humeur constante. Notre belle amitié est un

cadeau précieux dont je suis infiniment reconnaissante. Je te remercie également pour l'inspiration que tu m'apportes chaque jour en tant que chercheuse passionnée. À nos belles années dans le sud et à nos futures aventures belges ! Que cette nouvelle étape soit aussi remplie d'expériences enrichissantes que celles que nous avons déjà vécues.

Et pour terminer, le meilleur pour la fin, merci à **ma famille et mes amis** pour avoir tout simplement été là pour moi, tout le temps, et en toutes circonstances. Merci de m'avoir changé les idées lorsque j'en avais besoin, de m'avoir soutenue, encouragée, fait rire dans les moments les plus difficiles et de m'avoir rendue plus heureuse. Chaque instant passé avec vous a été précieux et a joué un rôle essentiel dans les périodes de doute et de démotivation. **Clara, Mandy, Sandra, Chachou**, vous êtes les petits soleils de ma vie et je n'ai pas besoin d'écrire un roman pour vous rappeler à quel point je vous aime. **Papa, maman**, merci de croire en moi, de ne jamais remettre en question mes choix de vie et de carrière, et de m'apporter votre amour inconditionnel. J'espère vous rendre fière, même à 17000 km. **Cha**, cette thèse t'est quasiment dédiée. Tu as été mon meilleur sujet d'expérimentation, et cette étude sur les étudiants dyslexiques est pour toi. Alors j'espère que tu seras fière (de moi et de toi) lorsque tu la liras, et s'il te plaît, ne me dis pas du haut ton de ton master en biologie-cancérologie que ce que je fais n'est pas de la vraie science. Je t'aime plus que tout et j'espère que je serais à la hauteur de ton soutien lorsque tu écriras ta thèse. **Bae**, je t'ai rencontré après avoir commencé cette thèse, et pourtant, j'ai l'impression que tu es à mes côtés depuis toujours. Toi et moi savons que je n'ai pas besoin de ces quelques lignes de remerciement pour te dire à quel point je t'aime. Merci pour ton soutien pendant ces derniers mois de thèse, pour tes mots réconfortants, pour ces soirées entières à ne rien faire d'autre que parler. Tous ces précieux moments avec toi m'ont motivé et ont su me donner confiance en moi.

*Une dernière ligne de remerciements pour les étudiants.
Car tout ceci n'aurait jamais été possible sans leurs participations.
À eux.*

Préface

« At the heart of the proposed [proactive brain] framework is the idea that we do not interpret our world simply by analysing the information we receive, but rather we try to understand it by proactively linking the features we receive to existing and familiar information. »
Moshe Bar (2009)

La lecture est un processus cognitif complexe qui joue un rôle fondamental dans notre vie quotidienne, nous permettant d'acquérir des connaissances, de communiquer des idées et de nous engager dans le monde qui nous entoure. En lisant, les individus intègrent et interprètent en permanence les informations visuelles, accèdent à la signification des mots et la traitent pour construire une compréhension cohérente du texte écrit. Le contexte dans lequel les mots sont rencontrés joue un rôle crucial dans l'élaboration des expériences de lecture. Les indices contextuels, à l'intérieur et autour d'un mot, fournissent aux lecteurs des informations qui facilitent la reconnaissance des mots et la compréhension des phrases. Ainsi, les lecteurs génèrent des attentes sur les mots à venir en fonction du contexte dans lequel ils lisent. La prédiction des mots facilite la lecture en permettant aux lecteurs d'allouer leurs ressources cognitives de manière plus efficace, en anticipant les mots à venir et en réduisant la charge cognitive globale du traitement des mots.

La lecture est une compétence qui s'apprend et cet apprentissage peut être assimilé à l'apprentissage de la détection de régularités statistiques notamment dans la manière dont les lettres sont combinées au sein des mots écrits ou dans la correspondance entre les lettres et les sons. Ainsi, la lecture a également été étudiée dans le domaine non linguistique, dans des paradigmes d'apprentissage statistique, et cette capacité d'apprentissage statistique a été montrée comme étant à l'origine de notre capacité à segmenter la parole et à apprendre les mots. En étudiant les mécanismes cognitifs qui sous-tendent les effets de prédiction dans la lecture à voix haute et sa relation avec l'apprentissage statistique, nous pouvons obtenir des informations importantes sur les facteurs qui contribuent à une lecture efficace ou à des troubles du développement de la lecture.

La première partie de cette thèse est théorique et comprend quatre chapitres introductifs qui fournissent une vue d'ensemble de la littérature sur la prédiction dans le langage (chapitre 1), son rôle dans la lecture (chapitre 2), son lien avec l'apprentissage statistique (chapitre 3) ainsi que l'intérêt d'étudier les différences individuelles des lecteurs avec ou sans trouble de la lecture dans ces différents domaines (chapitre 4). Cette partie théorique comprend également un cinquième chapitre qui énonce les objectifs et hypothèses de la présente thèse tout en abordant les lacunes théoriques actuelles dans les domaines énoncés ci-dessus.

La seconde partie de cette thèse est expérimentale et comprend trois chapitres, chacun abordant une question spécifique liée au rôle de la prédiction dans la lecture. Le premier (chapitre 6), rapporte des études expérimentales menées chez les lecteurs adultes, et traitent du rôle de la prédiction de deux types d'information linguistique sur la lecture à voix haute : la sémantique, qui fait référence au sens des informations, et la syntaxe qui fait référence aux règles grammaticales, à la fonction d'un mot dans une phrase indépendamment du sens. Le lien entre ces compétences en lecture prédictive et celles en apprentissage statistique est abordé dans le second chapitre (chapitre 7). Enfin, le but du troisième (chapitre 8) est de mieux comprendre le lien entre la capacité à faire des prédictions, qu'elles soient linguistiques ou non-linguistiques, dans la lecture normale et pathologique.

Enfin, la troisième partie de cette thèse propose une discussion générale sur les résultats expérimentaux obtenus (chapitre 9), les limites du présent travail et les perspectives de recherche en matière d'implication théorique et pratique (chapitre 10). Les résultats de cette thèse peuvent faire progresser notre compréhension des processus de lecture, contribuer aux modèles théoriques de la lecture et de l'apprentissage statistique, et ouvrir la voie à un meilleur soutien et à des stratégies éducatives qui pourraient améliorer les capacités de lecture de tous les individus. Dans l'ensemble, cette thèse vise à contribuer au domaine plus large de la psychologie cognitive en mettant en lumière l'interaction complexe entre la prédiction linguistique, l'apprentissage statistique et la performance de lecture, favorisant ainsi une meilleure compréhension des complexités de l'expérience humaine de la lecture.

Table des matières

Affidavit	3
Liste de publications et participation aux conférences	5
Résumé	7
Abstract	9
Remerciements.....	11
Préface.....	15
Table des figures	19
PARTIE 1 Chapitres théoriques	21
1 Le cerveau prédictif et le rôle de la prédiction dans le langage	23
1.1 Compréhension et production du langage.....	25
1.2 Les bases cérébrales de la prédiction dans le langage	27
2 Le rôle de la prédiction dans la lecture	30
2.1 La prédiction sémantique et syntaxique.....	32
2.2 Les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique	34
3 Le rôle de l'apprentissage statistique dans la lecture.....	37
4 La dyslexie développementale : le lien entre prédiction et apprentissage statistique	
41	
4.1 Origines et déficits dans la dyslexie	41
4.2 L'hypothèse interactive-compensatoire dans la dyslexie.....	42
4.3 Les effets de « facilitation » du contexte	43
4.4 L'apprentissage statistique : un élément clé pour expliquer les différences individuelles	46
5 Objectifs et hypothèses.....	49
PARTIE 2 Chapitres expérimentaux	53
6 Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique dans la lecture à voix haute.....	55
7 Les bons prédicteurs sont-ils de bons « statistical learners » ?.....	83
8 L'exploration des réseaux neuronaux de la prédiction linguistique et de l'apprentissage statistique chez des étudiants dyslexiques et normolecteurs	115
PARTIE 3 Chapitres de discussion	161
9 Synthèse et discussion des résultats.....	163
9.1 Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique dans la lecture	164
9.2 Le lien entre prédiction linguistique et apprentissage statistique.....	166

9.3 Les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique et de l'apprentissage statistique dans la dyslexie développementale.....	168
10 Implications théoriques, limites et perspectives.....	173
10.1 La prédiction, différents mécanismes et fondements théoriques	174
10.2 La prédiction, un mécanisme domain-specific ou domain-general ?	176
10.3 La prédiction, un facteur de compensation dans la dyslexie ?	179
Conclusion générale.....	182
Références bibliographiques.....	184

Table des figures

- Figure 1. A.** Figure de Lupyan et Clark (2015) du traitement prédictif des informations dans le cerveau. Les entrées ascendantes (i.e., bottom-up) sont traitées dans le contexte des « priors » (i.e., croyances/hypothèses) des niveaux supérieurs. **B.** Exemple des mêmes auteurs dans lequel les repères contextuels établissent des attentes. Lorsque la cible centrale est traitée dans le contexte des lettres, l'hypothèse B rend les données visuelles brutes plus probables. Lorsqu'elle est traitée dans le contexte des chiffres, l'hypothèse 13 rend les mêmes données visuelles brutes plus probables. 24
- Figure 2.** Relier la structure de l'information au traitement du langage : les informations données (i.e., given) sont traitées superficiellement, de sorte que la représentation finale peut manquer de précision ou ne pas refléter son contenu réel. C'est l'effet du « good-enough language processing » sur une partie donnée de la structure ; les informations nouvelles (i.e., new) sont, elles, intégrées en anticipant les mots, structures ou événements les plus probables (figure de Ferreira & Lowder, 2016). 25
- Figure 3.** Schématisation du réseau cérébral de la prédiction dans le langage basé sur des études en IRMf de la littérature (Bonhage et al., 2015 ; Schuster et al., 2020 ; Willems et al., 2016). Les différents lobes du cerveau (i.e., frontal, temporal, pariétal et occipital) sont indiqués par des bordures colorées et les différentes régions corticales impliquées dans des processus de prédiction sont projetées sur une vue de gauche du cerveau. 28
- Figure 4.** Schématisation du réseau cérébral associé aux traitements sémantique et syntaxique des mots, basé sur les études de la littérature précédemment présentées et du réseau cérébral associé à la prédiction sémantique et syntaxique, basé sur une étude récente de Carter et al. (2019). Les différents lobes du cerveau (i.e., frontal, temporal, pariétal et occipital) sont indiqués par des bordures colorées et les différentes régions corticales impliquées dans des processus de prédiction sont projetées sur une vue de gauche du cerveau..... 35
- Figure 5.** Représentation de (Bogaerts et al., 2022) illustrant les compétences générales de l'apprentissage statistique, en la contrastant avec une approche théorique alternative qui postule des compétences spécifiques dans différents domaines cognitifs. Selon les auteurs, la différence entre les deux approches se manifeste surtout dans la présence d'une construction d'apprentissage unique impliquée dans l'assimilation d'une série de régularités de l'environnement, par opposition à des compétences d'apprentissage indépendantes liées à un domaine donné.179

PARTIE 1

Chapitres **THÉORIQUES**

Chapitre 1

Le cerveau prédictif et le rôle de la prédiction dans le langage

Depuis une dizaine d'années, l'idée du cerveau prédictif est devenue un concept clé en neurosciences (Friston & Kiebel, 2009) et en sciences cognitives (Hohwy, 2013 ; Lupyan & Clark, 2015). Selon cette idée, le cerveau serait considéré comme un « moteur de prédiction » plutôt que comme un récepteur passif de données (Clark, 2013). Autrement dit, il ferait des prédictions sur des événements futurs et chercherait à minimiser les erreurs de ces prédictions, ce qui constitue la base de l'apprentissage implicite et adaptatif (Grossberg, 2012). L'idée principale est que le cerveau anticipe de manière proactive ce qui va se passer ensuite (Bar, 2009; Den Ouden et al., 2012; Friston, 2010; Rao & Ballard, 1999) et cela est considéré comme ayant deux avantages dans le traitement de l'information. Premièrement, si un résultat est conforme aux attentes, le traitement de cet événement peut être facilité, car certaines des caractéristiques d'un événement à venir peuvent avoir été préactivées (i.e., amorçage). Deuxièmement, si un résultat n'est pas conforme aux attentes, le cerveau doit mettre à jour son modèle de ce domaine, ou mettre à jour ses « priors », ce qui donne l'occasion à un apprentissage adaptatif de se faire, formant ainsi des représentations plus riches et plus précises. Prédiction et correction des erreurs se produisent donc simultanément de sorte que les informations descendantes ou « top-down » influencent les estimations de bas niveau, souvent très précises dans l'espace et dans le temps, et que les informations ascendantes ou « bottom-up » influencent les estimations de haut niveau, de plus en plus abstraites, du signal d'entrée (Clark, 2013; Rao & Ballard, 1999). Les informations provenant d'expériences antérieures, d'attentes, ou de connaissances sont utilisées pour guider le traitement perceptuel (i.e., conséquence de la réduction de l'erreur de prédiction). Dans certains cas, le traitement des informations antérieures modifie ce que nous expérimentons conscientement et dans d'autres cas, le conflit entre les informations bottom-up et les prédictions top-down est résolu à un niveau supérieur (Figure 1A). Dans l'exemple de Lupyan et Clark en 2015 (Figure 1B), la signification de l'image centrale change selon son contexte, mais ce que nous voyons, littéralement, n'est pas affecté.

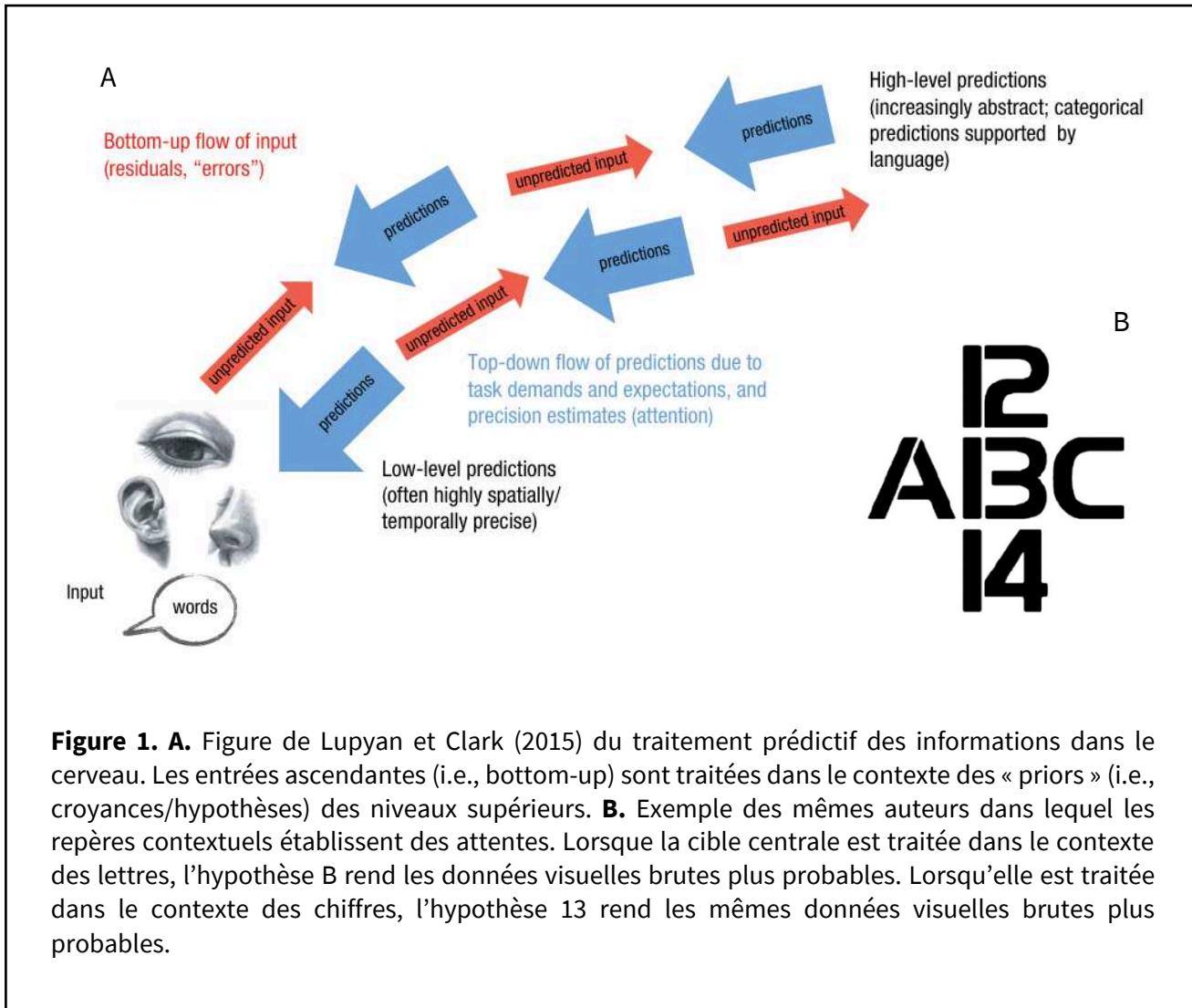


Figure 1. A. Figure de Lupyan et Clark (2015) du traitement prédictif des informations dans le cerveau. Les entrées ascendantes (i.e., bottom-up) sont traitées dans le contexte des « priors » (i.e., croyances/hypothèses) des niveaux supérieurs. **B.** Exemple des mêmes auteurs dans lequel les repères contextuels établissent des attentes. Lorsque la cible centrale est traitée dans le contexte des lettres, l'hypothèse B rend les données visuelles brutes plus probables. Lorsqu'elle est traitée dans le contexte des chiffres, l'hypothèse 13 rend les mêmes données visuelles brutes plus probables.

Initialement développée dans le domaine de la perception, cette idée de cerveau prédictif a été étendue pour offrir une perspective attrayante et unificatrice des capacités d'apprentissage, notamment celle du langage (Clark, 2013). Considérer le langage dans le cadre du traitement prédictif nous permet d'aller au-delà des observations individuelles et plutôt vers une conception plus complète et unifiée. Un certain nombre de chercheurs soutiennent que la prédiction jouerait un rôle clé dans la compréhension du langage, permettant aux personnes d'anticiper les caractéristiques du signal d'entrée et même des mots spécifiques à venir sur la base de contraintes contextuelles (Ferreira & Lowder, 2016).

1.1 Compréhension et production du langage

Cette idée selon laquelle le cerveau serait un moteur de prédiction a été assez influente en psycholinguistique, où la prédiction est considérée comme l'un des mécanismes cognitifs impliqués dans la compréhension et la production du langage (Chang et al., 2006; Federmeier & Kutas, 1999; Pickering & Garrod, 2013). Deux récentes perspectives ont considérablement enrichi notre compréhension du déroulement de ces processus de prédiction (Ferreira et al., 2002; Ferreira & Patson, 2007; Sanford & Sturt, 2002) : le « good-enough language processing » et la prédiction comme « mécanisme clé de la compréhension ». Un traitement de la langue suffisamment bon met l'accent sur la tendance du système de compréhension à effectuer des analyses superficielles de l'apport linguistique, ce qui donne parfois lieu à des interprétations inexactes. Certains modèles suggèrent que la composition des phrases et l'intégration des concepts s'effectuent par étapes, en fonction des unités de la phrase d'entrée (Fodor & Frazier, 1980). Ainsi, ces approches supposent qu'une compréhension efficace du langage utilise les contraintes contextuelles pour anticiper l'entrée à venir, ce qui facilite le traitement une fois que l'entrée est rencontrée (Figure 2 ; Ferreira & Lowder, 2016).

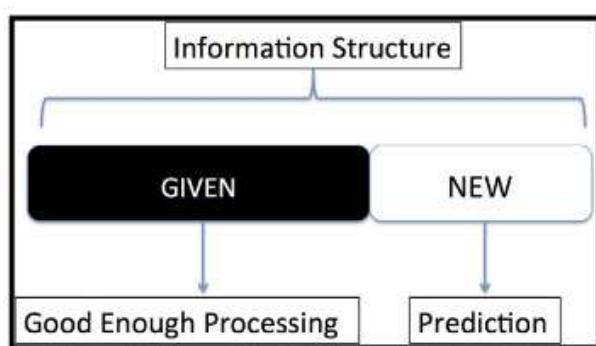


Figure 2. Relier la structure de l'information au traitement du langage : les informations données (i.e., given) sont traitées superficiellement, de sorte que la représentation finale peut manquer de précision ou ne pas refléter son contenu réel. C'est l'effet du « good-enough language processing » sur une partie donnée de la structure ; les informations nouvelles (i.e., new) sont, elles, intégrées en anticipant les mots, structures ou événements les plus probables (figure de Ferreira & Lowder, 2016).

Dans la production de mots, les locuteurs prédisent constamment leurs propres énoncés dans le but de planifier et contrôler la parole. Pour Chang et al. (2006), les connaissances syntaxiques abstraites qui soutiennent la production du langage proviennent du fait que les apprenants font des prédictions tacites sur les mots à venir dans ce qu'ils entendent. La prédition se produit pendant l'écoute et cela affecte le traitement et l'apprentissage : si ces prédictions sont erronées, l'apprenant modifie ou apporte des modifications au système qui a généré les prédictions. Il existe plusieurs démonstrations empiriques de l'activation des propriétés grammaticales et sémantiques des mots à venir pendant la compréhension du langage (Federmeier & Kutas, 1999; Kamide et al., 2003; Wicha et al., 2004). Par exemple, une approche de l'étude de la prédition consiste à examiner des niveaux de prédictibilité pour tous les mots d'une phrase, ce qui a conduit au développement du concept de « surprise ». La théorie de la surprise (Hale, 2001; Levy, 2008) s'appuie sur des idées fondamentales de la théorie de l'information et des sciences cognitives (Attneave, 1959; Shannon & Weaver, 1948), en proposant que dans la compréhension du langage, les personnes utilisent des connaissances probabilistes de leur expérience passée pour générer des attentes concernant l'interprétation de l'entrée linguistique, ainsi que des prédictions sur le mot susceptible d'apparaître ensuite. Ces prédictions ont été mises en évidence dans plusieurs études, notamment sur le temps de lecture (Boston et al., 2008; Demberg & Keller, 2008; Roark et al., 2009; Smith & Levy, 2013).

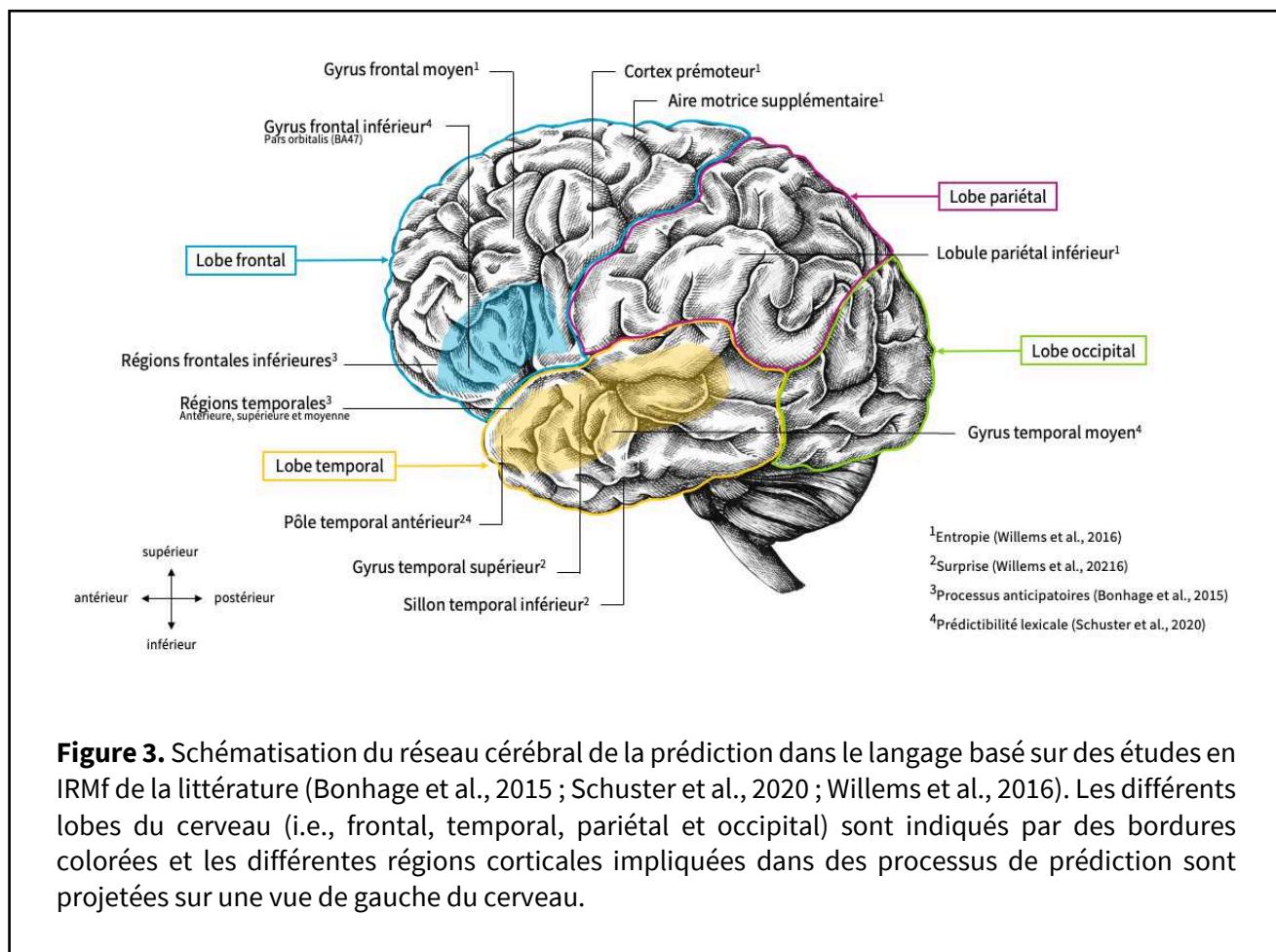
Dans le domaine de la compréhension du langage, il a été avancé que le traitement efficace du langage chez les enfants et les adultes résulte d'une utilisation efficace de la prédition dans la perception des mots et de la parole (Bar, 2011; Drake & Corley, 2015; Mani & Huettig, 2012; Pickering & Gambi, 2018). Une idée récente et influente en psycholinguistique concerne l'importance du dialogue et de la conversation pour façonner la nature de la compréhension (Pickering & Garrod, 2004). Pour que le dialogue soit réussi, l'auditeur doit tenter d'anticiper ce que le locuteur va dire, en utilisant la « modélisation prospective » pour créer un modèle des intentions communicatives du locuteur qui peut ensuite guider la compréhension de manière prédictive. Les auditeurs prédisent donc les énoncés futurs pendant qu'ils écoutent (Johnson et al., 2013). En résumé, l'idée générale est que les « compreneurs » traitent les informations contenues dans les phrases en générant un ensemble de choix potentiels basés sur le contexte ainsi

que sur la connaissance sémantique, chacun d'entre eux se voyant attribuer une probabilité. Par exemple, un mot hautement prévisible est un mot auquel on a attribué une forte probabilité dans cet ensemble de choix ; un mot faiblement prévisible est un mot auquel on a attribué une probabilité plus faible ; et un mot totalement imprévisible est un mot qui se trouve totalement en dehors de l'ensemble et qui est lié sémantiquement ou associé à aucun membre de l'ensemble (Ferreira & Lowder, 2016).

1.2 Les bases cérébrales de la prédiction dans le langage

La notion de prédiction dans le langage et notamment dans la compréhension du langage a été largement étudiée en neurosciences cognitives (DeLong et al., 2005; Federmeier, 2007; Friston & Kiebel, 2009; Himmelstoss et al., 2020; Schuster et al., 2016). En utilisant l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf), Willems et al. (2016) ont étudié les bases cérébrales de deux aspects de la prédiction dans la compréhension du langage, dérivés de la théorie de l'information : le concept de surprise déjà évoqué précédemment, et le concept d'entropie également utilisé pour mesurer la prédiction en quantifiant le degré d'incertitude du mot à prédire. Les auteurs mettent en évidence des aires sensibles à l'entropie, situées dans le cortex prémoteur ventral gauche, le gyrus frontal moyen gauche, le gyrus frontal inférieur droit, le lobule pariétal inférieur gauche et l'aire motrice supplémentaire gauche. Les aires sensibles à la surprise se trouvent quant à elles dans le sillon temporal inférieur gauche, les gyrus temporaux supérieurs bilatéraux, l'amygdale droite, les pôles temporaux antérieurs bilatéraux et le sillon frontal inférieur droit. Ainsi, la prédiction dans la compréhension peut se produire à plusieurs niveaux de traitement du langage. Bonhage et al. (2015) ont également apporté des preuves neurocomportementales directes des processus linguistiques anticipatoires dans une étude combinant l'oculométrie et l'IRMf. Ils ont mis en évidence une activation des régions frontales inférieures attribuées à un traitement syntaxique des mots, et des régions temporales impliquées dans le traitement sémantique et visuel. Les compétences de prédiction des lecteurs dans cette étude étaient associées à l'activation des régions frontales inférieures, généralement attribuées au traitement syntaxique du langage, et à l'activation des régions temporales, communément impliquées dans le traitement sémantique et visuel. De plus, ces processus anticipatoires, ou prédiction, ont suscité une activation dans un système plus général de traitement séquentiel impliquant

l'hippocampe, les ganglions de la base, le thalamus ainsi que le cortex prémoteur. Les auteurs mettent donc en lumière une hypothèse selon laquelle les systèmes de traitement des séquences « domain-general » pourraient interagir avec les systèmes linguistiques corticaux lors du traitement prédictif dans le domaine de la linguistique (cette hypothèse sera développée dans les prochaines sections). Plus récemment, en combinant également l'oculométrie et l'IRMf, Schuster et al. (2020) ont mesuré les changements hémodynamiques en réponse à la compréhension des phrases écrites et sa relation avec les effets contextuels de la prédictibilité lexicale au niveau des mots. Ils ont ainsi pu mettre en évidence que la prédictibilité des mots était associée à une augmentation de l'activité dans le gyrus frontal inférieur gauche (pars orbitalis), le gyrus temporal moyen gauche et le lobe temporal antérieur. Ensemble, ces résultats (Figure 3) fournissent des preuves explicites que le traitement prédictif façonne fondamentalement les mécanismes de compréhension du langage dans le cerveau humain.



Pour conclure, la prédition est un cadre théorique dominant pour comprendre le fonctionnement du cerveau (Favier et al., 2021). La recherche en psycholinguistique souligne de plus en plus l'importance des mécanismes prédictifs dans la compréhension et la production du langage (Chang et al., 2006; Federmeier & Kutas, 1999; Pickering & Garrod, 2013; Staub, 2015). Lorsque les gens lisent, ils ne se contentent pas d'interpréter ce qu'ils lisent, ils prédisent également le contenu à venir (Corps et al., 2022). Ainsi, les mots prévisibles sont non seulement plus faciles à reconnaître (Kutas & Hillyard, 1984), mais aussi plus faciles à produire (Piai et al., 2014). Cet effet de prédictibilité des mots ou de facilitation du contexte et la modulation neuronale qui lui est associée pourraient refléter le résultat de mécanismes prédictifs et s'appuyer sur des processus descendants pour faciliter l'intégration du sens d'un mot et soutenir les attentes basées sur l'expérience concernant les mots à venir (Kliegl et al., 2014; Weiss et al., 2023).

Chapitre 2

Le rôle de la prédition dans la lecture

L'apprentissage de la lecture commence souvent par la lecture à haute voix de mots individuels, une tâche qui peut être considérée comme l'apprentissage de la détection de régularités statistiques ou de probabilités (Arciuli, 2018). La lecture à haute voix est une tâche cognitive complexe qui implique l'intégration de processus linguistiques. Lors de la lecture, les individus ne traitent pas chaque mot de manière isolée, mais utilisent le contexte environnant pour faciliter l'interprétation d'un mot. Des études comportementales ont montré que la reconnaissance d'un mot est plus rapide lorsqu'il est précédé d'un mot sémantiquement apparenté (i.e., amorçage sémantique), et un avantage similaire en termes de temps de réaction est observé pour les mots apparaissant dans des contextes de phrases sémantiquement ou syntaxiquement favorables (Fischler & Bloom, 1979; Stanovich & West, 1981). L'influence des effets de contexte ou de prédition sur la lecture a été largement étudiée dans des recherches sur le temps de lecture (Seidenberg et al., 1984; Sereno, 1991b), sur les mouvements oculaires (Ehrlich & Rayner, 1981; Engbert et al., 2005; Staub, 2015), en utilisant les mesures de potentiels évoqués (DeLong et al., 2005; Hagoort et al., 2004; Himmelstoss et al., 2020; Kutas & Federmeier, 2011; Kutas & Hillyard, 1984), ou en IRMf (Bonhage et al., 2015; Carter et al., 2019; Schuster et al., 2020; Weiss et al., 2023). Toutefois, les mécanismes sous-jacents à l'origine de ces effets et la question des différences individuelles restent des sujets de recherche en cours.

Dans la majorité des travaux de recherche conduits sur la lecture, les effets de prédition sont généralement étudiés en montrant que le contexte dans lequel se trouve un mot affecte sa reconnaissance. Par exemple, au niveau de la phrase, il a été démontré que les mots hautement prévisibles sont traités plus rapidement et plus précisément que les mots moins prévisibles. Dans la phrase « C'était une journée venteuse, le garçon est sorti pour faire voler son ... », « cerf-volant » est plus prévisible qu'« avion » bien que les deux mots correspondent parfaitement au contexte (DeLong et al., 2005 ; Kutas & Federmeier, 2011). Dans des études qui utilisaient les mesures de potentiels évoqués, il a été montré que la

N400¹ est particulièrement importante pour les mots qui ne correspondent pas de manière significative à leurs contextes. Par exemple, on peut observer une N400 plus importante pour « la pizza est sur la chaussure » que pour « la pizza est sur la table » (Kutas & Hillyard, 1980). Même lorsqu'il n'y a pas d'incongruence sémantique et que les deux mots cibles correspondent au contexte (e.g., « avion » contre « cerf-volant » dans la phrase ci-dessus), la N400 est fortement inversement liée (~-.90) à la cible la plus attendue (Kutas & Hillyard, 1984), c'est-à-dire l'élément qui vient d'abord à l'esprit dans une tâche de complétion de phrase, également appelé « cloze probability ». Des effets similaires ont été constatés dans des expériences qui utilisaient l'enregistrement des mouvements oculaires lorsque les participants lisaient des passages de texte qui différaient par la mesure dans laquelle le contexte contrainait ou prédisait l'occurrence de mots cibles particuliers. Les mesures de fixations oculaires étaient plus courtes et moins fréquentes pour les mots cibles hautement prévisibles que pour les mots cibles moins prévisibles (Ehrlich & Rayner, 1981). Lorsqu'un mot peut être prédit à partir du contexte précédent, les yeux sont relativement susceptibles de sauter le mot plutôt que de le fixer directement. Ces effets ont été reproduits dans des dizaines d'expériences utilisant une méthodologie similaire d'enregistrement des mouvements oculaires (pour une revue, voir Staub, 2015).

Les effets de prédiction ont également été largement étudiés à l'aide du paradigme d'amorçage, dans lequel un seul mot d'amorçage influence la lecture d'un mot cible ultérieur et apparenté (Becker, 1980; Den Heyer et al., 1985; Forster, 1998). Cette découverte fondamentale revient à Meyer & Schvaneveldt (1971) qui ont montré que la reconnaissance d'un mot cible (par exemple, « infirmière ») était facilitée s'il était précédé d'un mot amorce sémantiquement associé (par exemple, « docteur »), plutôt que d'un mot amorce non relié (par exemple, « chaise »). Dans une autre étude, Bentin et al. (1985) mettent aussi en évidence cet effet d'amorçage sémantique dans une tâche de décision lexicale. Les données relatives au temps de réaction dans la littérature ont déjà démontré à plusieurs reprises que les mots précédés de mots sémantiquement apparentés sont identifiés en tant que mot plus rapidement et avec plus de précision que s'ils étaient

¹ Composante électrophysiologique associée à une mesure de potentiel évoqué, qui s'observe lorsque le cerveau est impliqué dans des tâches de traitement du langage. L'onde N400 est sensible aux processus sémantiques pendant la compréhension du langage (Brown & Hagoort, 1993).

précédés de mots non apparentés ou même de non-mots (Foss, 1982). Dans une étude plus récente, Yap et al. (2016) étudient également l'effet d'amorçage sémantique/associatif et observent une différence de temps de reconnaissance pour des mots précédés de cibles reliées sémantiquement (e.g., « chat-chien »), par rapport à des mots précédés de cibles non reliées (e.g., « chapeau-chien »). Ces auteurs démontrent également, dans la continuité de travaux antérieurs (Hutchison et al., 2008; Stoltz et al., 2005) que la fiabilité des effets d'amorçages sémantiques dépend de la force d'association entre les amores et les cibles. Par conséquent, bien que la question de savoir si les effets d'amorçage sémantique nécessitent des relations associatives entre les amores et les cibles (Fischler, 1977; Lupker, 1984), et s'ils peuvent être obtenus avec des amores courtes ou subliminales (Draine & Greenwald, 1998; Fischler & Goodman, 1978; Hohenstein et al., 2010), il semble que des effets d'amorçage sémantique purs peuvent être observés à la fois dans la décision lexicale ainsi que dans la dénomination, même à des SOA (stimulus onset asynchrony) relativement courts (Perea, 1997), ce qui suggère qu'au moins une partie de l'effet reflète la « propagation de l'activation » automatique vers les mots qui sont sémantiquement liés aux amores (Collins & Loftus, 1975).

2.1 La prédiction sémantique et syntaxique

Depuis plusieurs années, les chercheurs en psycholinguistique tentent d'expliquer comment les informations provenant de diverses sources linguistiques (lexicales, syntaxiques, sémantiques) sont rapidement intégrées. Des recherches ont montré que les phrases sont structurées selon des unités syntaxiques avant d'être entièrement interprétées sémantiquement (Frazier et al., 1983; Rayner et al., 1983) et certaines se sont concentrées sur l'identification des types d'informations prédictives, le contenu sémantique (Federmeier & Kutas, 1999; Kutas & Federmeier, 2011) ou la syntaxe et la morphosyntaxe (Bonhage et al., 2015; J. M. Henderson et al., 2016; Luke & Christianson, 2016). Par exemple, Luke et Christianson (2016) ont constaté que le sens général des mots (i.e., informations sémantiques) et la classe de mots (i.e., informations syntaxiques) sont plus faciles à prédire, et que ces éléments d'information peuvent être prédicts même dans des contextes faiblement contraints (Luke & Christianson, 2015).

Jusqu'ici, la plupart des recherches présentées se sont concentrées sur les prédictions sémantiques plutôt que syntaxiques. Par exemple, parmi les études conduites avec le paradigme d'amorçage, peu d'entre elles se sont intéressées à l'amorçage syntaxique. Dans une étude de Goodman et al. (1981), des mots uniques ont été utilisés comme amorces (e.g., articles et pronoms) permettant ainsi de prédire sans équivoque la classe syntaxique du mot cible (i.e., nom et verbe, respectivement). Les résultats ont montré que les latences de décision lexicale pour les cibles étaient significativement plus courtes lorsqu'elles étaient précédées d'un mot syntaxiquement approprié (e.g., « mon four ») par rapport à un mot syntaxiquement inapproprié (e.g., « il four »). Seidenberg et al. (1984) ont reproduit l'étude de Goodman et al. (1981) en utilisant une tâche de décision lexicale et de dénomination. Les résultats ont montré des effets d'amorçage syntaxique significatifs uniquement dans la tâche de décision lexicale, mais pas dans la tâche de dénomination. Enfin, Sereno (1991) a étudié les effets d'amorçage orthographique, sémantique associatif et syntaxique dans une tâche de décision lexicale et de dénomination en utilisant un paradigme d'amorçage masqué rapide avec une durée d'amorçage de seulement 60 ms. Les résultats ont montré que les mots amorces orthographiquement similaires ou identiques aux mots cibles facilitaient les performances dans la tâche de décision lexicale et de dénomination. Cependant, les amorces sémantiques associées ou syntaxiquement apparentées entraînaient des effets facilitateurs uniquement dans la tâche de décision lexicale, mais pas dans la tâche de dénomination. Ainsi, avec une procédure d'amorçage masqué rapide, les conditions d'amorçage sémantique et syntaxique influencent une étape de décision post-lexicale qui serait opérationnelle dans la tâche de décision lexicale, mais pas dans la tâche de dénomination. L'ensemble de ces résultats semblent suggérer que l'amorçage sémantique et syntaxique est sous-tendu par des processus de nature différente.

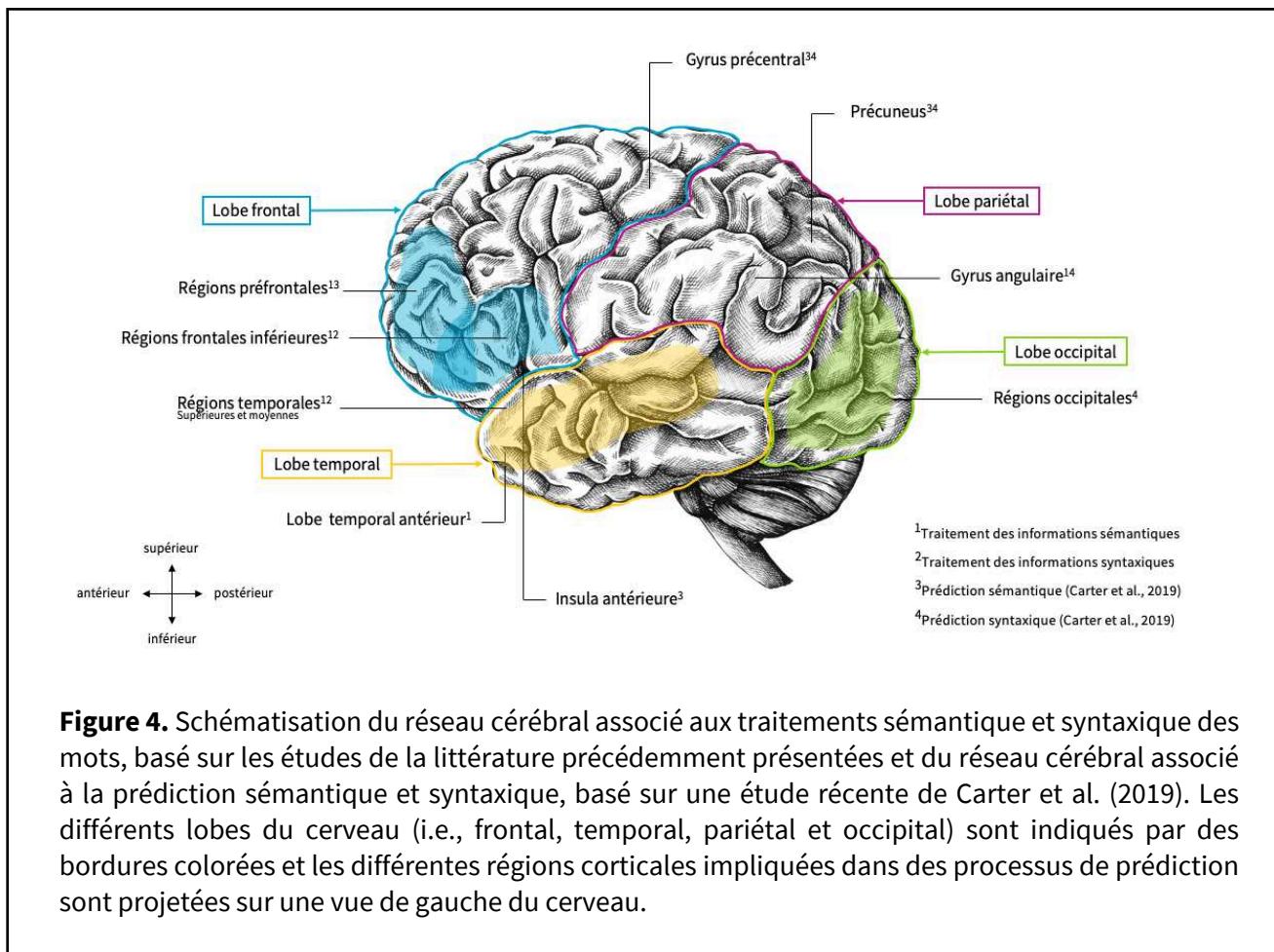
De même, les études sur la prédiction conduites au niveau de la phrase ne font pas nécessairement la distinction entre prédiction sémantique et prédiction syntaxique. Par exemple, dans la phrase « C'était une journée venteuse, le garçon est sorti pour faire voler son ... », les gens font non seulement une prédiction sémantique (i.e., le mot cible doit être un objet volant), mais aussi une prédiction syntaxique (i.e., le mot cible doit être un nom). La prédiction d'un mot spécifique sur la base du sens implique logiquement la prédiction simultanée d'une catégorie grammaticale, puisque tous les mots appartiennent à des

catégories syntaxiques. En d'autres termes, il semblerait qu'à chaque fois qu'une prédiction sémantique est faite, une prédiction syntaxique est également produite (Ferreira & Qiu, 2021). En revanche, l'inverse n'est pas toujours vrai. Des individus peuvent faire une prédiction syntaxique sans nécessairement faire une prédiction sémantique. Par exemple, si la phrase commence par « Ces ... », les personnes seront capables de prédire un nom au pluriel, mais il sera difficile de faire une prédiction sémantique sur le mot suivant.

2.2 Les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique

Profitant de la résolution spatiale de l'IRMf, des études ont cherché à délimiter les réseaux neuronaux impliqués dans les processus de traitement sémantique et syntaxique (Dapretto & Bookheimer, 1999; Humphries et al., 2006; Pallier et al., 2011). En ce qui concerne le traitement sémantique, des études récentes ont mis en relation un ensemble de régions cérébrales comprenant les régions préfrontales médiales et latérales (Newman et al., 2001; Zhu et al., 2009), les régions frontales inférieures et les régions temporales moyennes et supérieures (Friederici, 2011; Price, 2012), le lobe temporal antérieur (Kiehl et al., 2002), le gyrus angulaire et le noyau caudé (Friederici, 2003; Kuperberg et al., 2000, 2008). Le traitement syntaxique a été associé à un réseau de régions cérébrales, notamment les régions frontales inférieures gauches, les régions temporales supérieures et moyennes gauches, les régions occipito-temporales gauches (Lopopolo et al., 2017; Schuster et al., 2016) et le noyau caudé dorsal (Bonhage et al., 2015; J. M. Henderson et al., 2016). Pourtant, peu d'études ont utilisé un indice de la prédictibilité des informations sémantiques indépendamment des informations syntaxiques. Étant donné qu'une grande partie de l'information sémantique est souvent prévisible même si la forme complète du mot (i.e., information syntaxique) ne l'est pas (Luke & Christianson, 2016), il est important d'identifier le réseau cérébral qui sous-tend la prédiction sémantique séparément de la prédiction syntaxique. Une étude récente de Carter et al. (2019) a exploré la prédictibilité de l'information sémantique séparément de l'information syntaxique pendant la lecture de texte. Les résultats ont montré que les régions associées aux différentes mesures de prédiction étaient largement distinctes, avec quelques régions communes telles que le précuneus et le gyrus précentral gauche. Les régions particulièrement sensibles à la prédiction sémantique comprenaient les régions préfrontales dorsomédiale et

ventromédiale et l'insula antérieure. La prédiction syntaxique était uniquement associée à l'activation du lobe occipital gauche et du gyrus angulaire gauche. Un certain nombre de régions ont également été associées de manière unique à la prédiction lexicale complète du mot (i.e., comprenant la prédiction sémantique et syntaxique), notamment le lobe temporal antérieur et le cortex temporal postérieur inférieur, ainsi que plusieurs régions du lobe frontal. De nouveau, l'ensemble de ces résultats (Figure 4) semblent être en faveur d'une distinction des processus cognitifs impliqués dans la prédiction sémantique et syntaxique ainsi que de leurs réseaux cérébraux.



Pour conclure, bien qu'il soit largement admis que les mécanismes impliqués dans la prédiction interviennent dans de nombreux domaines cognitifs, la littérature s'est principalement centrée sur l'exploration du rôle de la prédiction dans le domaine de la lecture. En effet, la lecture ne se limite pas à l'interprétation immédiate des mots, mais implique également une anticipation active de ce qui pourrait suivre, basée sur le contexte linguistique et les régularités statistiques. Plusieurs aspects des processus de prédiction dans le langage ont été explorés, mais il existe encore quelques lacunes dans notre compréhension, ce qui nécessite des recherches supplémentaires (Huettig, 2015; Ryskin & Nieuwland, 2023). Une question d'intérêt serait de savoir quels sont les rôles de la prédiction sémantique et syntaxique dans la maîtrise de la lecture ? Les bons lecteurs et bons « compreneurs » sont-ils de bons prédicteurs ? Enfin, si la lecture peut être considérée comme l'apprentissage de la détection de régularités statistiques, quel pourrait être le rôle des mécanismes non linguistiques dans la prédiction linguistique ?

Chapitre 3

Le rôle de l'apprentissage statistique dans la lecture

Ces dernières années, la recherche dans le domaine des apprentissages s'est fortement développée autour du rôle des capacités d'apprentissage statistique dans les tâches de traitement du langage. L'apprentissage statistique fait référence à la capacité de détecter et d'extraire des patterns ou des régularités des données d'entrée, ce qui permet aux apprenants de faire des prédictions et de former des attentes sur la structure de l'acquisition du langage. Dans le domaine non linguistique, certaines espèces, dont les humains sont capables d'extraire rapidement et implicitement des règles d'une séquence et il a été proposé que cette capacité d'apprentissage statistique serait à l'origine de notre capacité à segmenter la parole et à apprendre des mots (Saffran et al., 1996). L'apprentissage statistique a été proposé comme un élément central de l'acquisition et du développement du langage (Misak & Christiansen, 2012) et il a été démontré que cette capacité joue un rôle crucial dans divers aspects de l'acquisition du langage, notamment le développement du vocabulaire, l'apprentissage de la grammaire, la segmentation de la parole, l'apprentissage des régularités orthographiques et morphologiques des mots écrits, le traitement syntaxique (Gerken et al., 2005; Saffran et al., 1996; Saffran & Wilson, 2003), mais aussi dans la lecture (Arciuli, 2018; Chetail, 2015; Frost et al., 2013). Dans le domaine de la lecture, des recherches ont suggéré que l'apprentissage statistique pourrait être à la base des premières étapes de l'apprentissage de la lecture consistant à extraire implicitement les régularités entre les lettres et les sons ou correspondances graphophonologiques (Seidenberg & MacDonald, 2018; Treiman, 2018; Witteloostuijn et al., 2021; Ziegler et al., 2020).

Un des principaux enjeux des récentes études est de chercher à déterminer si les capacités générales d'apprentissage statistique pourraient expliquer les différences interindividuelles dans le traitement du langage et les capacités de lecture (Arciuli, 2018; Hung et al., 2018; Isbilen et al., 2022; Misak et al., 2010). Par exemple, Misak et al. (2010) ont combiné deux tâches d'apprentissage statistique, une tâche de temps de réaction en série (SRT, une tâche d'apprentissage de séquences motrices) et d'apprentissage de grammaire artificielle (AGL), pour montrer que les différences

individuelles en matière d'apprentissage statistique peuvent être associées à des performances linguistiques différentes. Si l'apprentissage statistique est important pour l'apprentissage de la lecture, on pourrait prédire une corrélation entre les capacités de lecture et les performances dans les tâches d'apprentissage statistique. La première étude à tester cette prédition a été menée par Arciuli et Simpson (2012). En utilisant une tâche d'apprentissage statistique visuelle développée précédemment par Arciuli et Simpson (2011), ils ont trouvé une relation positive modeste entre la capacité individuelle d'apprentissage statistique et la compétence en lecture chez les enfants et les adultes, même après avoir contrôlé l'âge et l'attention. D'autres récentes recherches ont mis en avant cette relation entre la capacité d'apprentissage statistique et la variabilité des compétences en lecture chez les adultes. Par exemple, Qi et al. (2019) ont établi un lien entre les différences individuelles dans l'apprentissage statistique et la variabilité des compétences en lecture de phrases, de mots ou de non-mots avec l'apprentissage de triplets auditifs (i.e., ton pur) et avec l'apprentissage de triplets visuels (i.e., figures d'extraterrestres). Les auteurs ont constaté une corrélation positive entre les mesures d'apprentissage statistique et la lecture de phrases chez les adultes et les enfants. De même, une récente méta-analyse de Ren et al. (2023), basée sur 42 articles avec 53 échantillons indépendants, a confirmé une relation significative entre l'apprentissage statistique et des mesures liés au langage, bien que la taille de cette relation ne soit que modérée ($r = 0,236$).

Cette relation entre apprentissage statistique et capacité de lecture est également cohérente avec les résultats des études de neuro-imagerie montrant le même mécanisme neuronal et le chevauchement neuronal entre l'apprentissage séquentiel moteur et la lecture de mots (Bonhage et al., 2015; Christiansen et al., 2012; Hung et al., 2018, 2019). Par exemple, Hung et al. (2019) ont montré que le cortex occipito-temporal, le gyrus temporal supérieur, le gyrus frontal inférieur, le lobule pariétal inférieur, l'insula, le putamen et le cervelet étaient communément activés dans une tâche SRT et dans une tâche de lecture naturelle. Plus intéressant encore, ils ont constaté que l'activation de l'insula droite et du gyrus frontal inférieur droit dans la tâche de lecture et dans la tâche SRT était associée à des différences individuelles de compétence en lecture. Comme l'expliquent Arciuli et Simpson (2012), la relation entre l'apprentissage statistique et la capacité de lecture peut être à la fois directe et indirecte. Les effets indirects pourraient

résulter d'un lien entre l'apprentissage statistique et d'autres compétences connues pour être liées à la capacité de lecture, telles que la prédiction ou les effets de contexte. Par exemple, l'apprentissage statistique a été proposé comme un mécanisme clé pour l'acquisition de la connaissance des dépendances probabilistes inhérentes à la structure linguistique (Gómez & Gerken, 2000; Saffran, 2002). En raison de l'importance apparente des effets de contexte dans le langage, la sensibilité à ces relations probabilistes entre les unités linguistiques est probablement cruciale pour un apprentissage et une compréhension réussie de la langue (Conway et al., 2010).

Cependant, des résultats contradictoires ont été trouvés en ce qui concerne la relation entre l'apprentissage statistique et la capacité de lecture. Alors que certaines études ont mis en évidence des corrélations positives entre l'apprentissage statistique et des compétences en lecture, d'autres études n'ont trouvé que de faible relation, voire aucune, concernant cette association (Lammertink et al., 2020; West et al., 2021). En effet, aucune corrélation n'a été observée entre l'apprentissage statistique et les mesures de la lecture et de l'orthographe réalisées sur un vaste échantillon d'enfants anglophones dans l'étude de West et al. (2018). Dans une étude complémentaire, les mêmes auteurs n'ont à nouveau trouvé aucune preuve d'une relation entre l'apprentissage statistique et la lecture, même lorsque l'attention était contrôlée. Schmalz et al. (2019) ont utilisé une tâche SRT et une tâche AGL pour évaluer l'apprentissage statistique chez des adultes germanophones, et n'ont trouvé là encore aucune corrélation significative entre ces mesures d'apprentissage statistique et la fluidité de lecture des mots et des non-mots. De même, Witteloostuijn et al. (2021) ont étudié cette relation entre les capacités d'apprentissage statistique, à l'aide de la SRT et de tâches visuelles d'apprentissage statistique, et les compétences en littératie (e.g., lecture et orthographe) et n'ont trouvé aucune preuve d'une relation entre les deux. Cette absence de résultats a suscité des questions sur les différences méthodologiques entre les études ou sur la fiabilité des mesures d'apprentissage statistique (Siegelman et al., 2017; West et al., 2018).

Compte tenu des résultats mitigés de la littérature concernant le lien entre les aptitudes en apprentissage statistique et les capacités cognitives, Siegelman et al. (2017) mettent en garde sur la manière de tirer des conclusions définitives d'un manque de corrélations dans une seule étude. En effet, les différentes tâches d'apprentissage statistique ne

semblent pas mesurer une capacité générale unifiée, car elles ont tendance à être faiblement corrélées entre elles et à produire des résultats qualitativement différents selon les modalités (Frost et al., 2015). Arciuli et ses collègues ont appelé à un affinement de la théorie de l'apprentissage statistique, qui devrait être considérée comme une construction componentielle plutôt que générale (Arciuli, 2018; Arciuli & Conway, 2018; Ren et al., 2023). Certes, si l'apprentissage statistique reflète une capacité componentielle plutôt qu'un construit unifié, aucune tâche ne peut à elle seule saisir pleinement les différentes facettes de l'apprentissage statistique. De plus, la plupart des études qui se sont intéressées aux différences interindividuelles en matière d'apprentissage statistique ont toutes utilisé les tâches originales conçues pour mesurer les différences au niveau du groupe. Comme l'ont démontré Siegelman et al. (2017), les tâches originales ont toutefois tendance à être psychométriquement peu fiables et donc moins bien adaptées pour évaluer les différences interindividuelles. De même, Schmalz et al. (2019) concluent qu'on ne peut vraiment faire la distinction entre la possibilité qu'il n'y ait pas de lien entre l'apprentissage statistique et la lecture et la possibilité que les tâches généralement utilisées soient inadéquates pour le démontrer, suggérant d'aborder les questions du biais de publication et des propriétés psychométriques faibles des tâches d'apprentissage statistique dans de futures recherches.

Ce conflit dans la littérature pose un défi fondamental pour notre compréhension du rôle de l'apprentissage statistique dans le langage et, plus généralement, dans la cognition. Si les études sur l'apprentissage statistique exploitent effectivement les mécanismes d'apprentissage du monde réel, on devrait s'attendre à des relations fiables entre l'apprentissage statistique et la lecture (Isbilen et al., 2022; Kidd et al., 2018). En outre, la plupart des recherches mentionnées ci-dessus se sont concentrées sur des compétences de lecture telles que la fluidité, l'orthographe ou la compréhension, mais beaucoup moins de recherches ont été menées sur la relation entre les compétences en apprentissage statistique et d'autres compétences plus dynamiques liées à la capacité de lecture, telles que la prédiction de mots. Ainsi, les bons prédicteurs linguistiques seraient-ils aussi de bons « statistical learners » ? Existe-t-il des différences interindividuelles dans les capacités de prédiction linguistique et/ou d'apprentissage statistique ? Et si oui, quel serait le rôle de l'apprentissage statistique et de la prédiction linguistique dans la lecture normale ou dans la lecture pathologique, comme la dyslexie ?

Chapitre 4

La dyslexie développementale : le lien entre prédition et apprentissage statistique

4.1 Origines et déficits dans la dyslexie

Savoir lire est l'une des conditions essentielles pour notre intégration sociale et professionnelle dans notre société. Pourtant, un certain nombre d'individus souffrent de difficultés importantes en lecture, telle que la dyslexie développementale (DD). Selon le *Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders* (5ème édition ; DSM-5 ; American Psychiatric Association, 2013), un manuel de diagnostic de référence des troubles mentaux, la dyslexie est définie comme un trouble neurodéveloppemental de l'acquisition de la lecture qui se manifeste principalement par des difficultés importantes à reconnaître les mots écrits, une fluence de lecture ralentie, des performances orthographiques faibles, et également des difficultés supplémentaires de compréhension en lecture. Ces difficultés persistent tout au long de la vie et s'observent chez des individus avec une efficience intellectuelle normale, sans troubles psychologiques ou déficits sensoriels et ayant bénéficié d'une instruction adéquate et d'un milieu socio-éducatif favorable à l'apprentissage de la lecture. La dyslexie est l'un des troubles neurodéveloppementaux le plus fréquent et le plus étudié, et la littérature propose quatre hypothèses principales pour expliquer les causes de la dyslexie (i.e., auditive, visuelle, cérébelleuse et phonologique). Bien que des controverses existent, c'est l'hypothèse phonologique qui fait consensus aujourd'hui (Norton et al., 2015; Snowling, 1981). La majorité des individus dyslexiques présenteraient un trouble du langage oral sous-tendu principalement par des difficultés dans le traitement phonologique entraînant des difficultés dans le traitement du langage écrit. Comme le suggère Shaywitz (2003), « *the core problem in dyslexia is phonologic: turning print into sound* » (p. 87). Ce déficit phonologique entraverait l'apprentissage des correspondances graphophonologiques et affecterait ainsi l'apprentissage de la lecture (Ziegler & Goswami, 2006).

4.2 L'hypothèse interactive-compensatoire dans la dyslexie

Si la majorité des recherches se focalisent sur les manifestations et les causes de la dyslexie chez l'enfant et l'adolescent, de nombreuses autres ont décrit ces dernières années les compétences en lecture d'un cas particulier : l'adulte dyslexique de niveau universitaire (Callens et al., 2012; Warmington et al., 2013). En effet, ces travaux ont conduit à des propositions de recommandations à la fois dans le dépistage et le diagnostic, mais également dans le soutien académique de ces étudiants. L'ensemble de ces résultats permet d'envisager que ces individus pourraient développer des stratégies de lecture probablement différentes de celles des adultes normolecteurs. Mais trop peu de recherches sont conduites sur les compensations mises en place par ces étudiants dyslexiques qui parviennent à gérer les contraintes de leurs études et obtenir leurs diplômes malgré leurs déficits (Cavalli et al., 2020). Il n'existe pas de définition consensuelle de la compensation, mais Livingston et Happé (2017) conçoivent ce concept comme une amélioration d'une manifestation comportementale d'un trouble neurodéveloppemental, malgré la persistance d'un déficit aux niveaux cognitif et/ou neurobiologique.

Le modèle de compensation interactive de la lecture (Stanovich, 1980, 1984) est une approche clé pour comprendre la compensation. Au niveau comportemental, les individus dyslexiques présentent des difficultés importantes dans le traitement orthographique et phonologique de bas niveau, en particulier dans la reconnaissance des mots écrits, ce qui entraîne une plus forte dépendance sur les processus de haut niveau (e.g., informations contextuelles et connaissances sémantiques). Il semblerait donc que les processus de haut niveau de la lecture soient plus aisés à compenser, car ils s'appuient sur un certain nombre d'habiletés différentes comme le vocabulaire, les connaissances générales, ou les connaissances sémantiques / morphosémantiques qui contribuent positivement à la maîtrise de la lecture (Cavalli et al., 2016; Cavalli et al., 2018; Elbro & Arnbak, 1996; Frith & Snowling, 1983). Bruck (1990) montre par exemple que les étudiants universitaires dyslexiques utilisent massivement ou systématiquement le contexte pour anticiper les mots à lire, ce qui reviendrait à une forme de prédiction. Au niveau neurobiologique, les aires cérébrales dévolues au traitement phonologique sont généralement sous-activées chez les personnes dyslexiques et une baisse de matière grise est enregistrée dans le gyrus

temporal supérieur droit et dans le sillon temporal supérieur (Richlan et al., 2013), une région considérée comme centrale pour le traitement phonologique (Boets et al., 2013). Actuellement, la définition de la compensation au niveau neuronal qui fait le plus sens serait un changement dans l'activité neuronale ou de connectivité des réseaux neuronaux extérieurs aux réseaux typiquement impliqués dans les processus cognitifs d'intérêts (ici, la lecture) qui permet une facilitation et/ou une augmentation des performances comportementales chez des individus présentant une condition clinique d'intérêt (ici, la dyslexie) (Hillary, 2008; Livingston & Happé, 2017). La forte dépendance contextuelle dans la compensation des difficultés en lecture des étudiants dyslexiques a souvent été associée à l'activation de la voie ventrale gauche de la lecture et, plus spécifiquement, à l'activation du gyrus frontal inférieur gauche (Cavalli et al., 2018). Ainsi, la compensation est considérée comme un mécanisme potentiel utilisé par les lecteurs dyslexiques pour surmonter les déficiences de leurs réseaux neurocognitifs liés à la lecture (Livingston & Happé, 2017)

4.3 Les effets de « facilitation » du contexte

Comme mentionné précédemment, un exemple de la manière dont l'hypothèse interactive-compensatoire peut expliquer les différences individuelles dans les performances de lecture concerne l'utilisation du contexte pour faciliter la reconnaissance des mots (Bruck, 1990; Nation & Snowling, 1998). L'effet bénéfique de la prédictibilité des mots varie selon les différents niveaux de performance de lecture, suggérant une facilitation plus prononcée pour les lecteurs lents que pour les lecteurs rapides (Ashby et al., 2005; Hawelka et al., 2015). Par exemple, Stanovich et West (1981) ont montré que les mauvais lecteurs font preuve d'une plus grande facilitation sémantique que les bons lecteurs. Ben-Dror et al. (1991) ont comparé la facilitation contextuelle chez des étudiants dyslexiques ou normolecteurs montrant ainsi que les étudiants dyslexiques présentaient des gains plus importants en termes de rapidité et de précision de la dénomination de mots lorsque ceux-ci étaient présentés dans un contexte congruent que les lecteurs typiques. Ces résultats ont également été interprétés par les auteurs en termes de modèles interactif-compensatoire : si les personnes dyslexiques sont plus lentes dans la reconnaissance des mots, elles disposent donc de plus de temps pour faire fonctionner les processus prédictifs de haut niveau (i.e., le contexte apportant

une facilitation supplémentaire). Dans une étude plus récente sur la manipulation des informations sémantiques et syntaxiques de phrases amorces, Corkett & Parrila (2008) ont examiné les effets de contexte sur la reconnaissance des mots chez des étudiants dyslexiques ou normolecteurs. Ils ont ainsi montré que les personnes avec des difficultés de lecture ont montré que la reconnaissance des mots était inhibée lorsque le mot cible était précédé d'une phrase incongrue et que la force du contexte de la phrase affectait différemment les latences de reconnaissance des mots chez les lecteurs typiques et les adultes ayant des difficultés de lecture. De la même manière, des études sur les mouvements oculaires ont également montré que ces effets sont beaucoup plus prononcés chez les lecteurs lents que chez les lecteurs rapides, ce qui suggère que les lecteurs ayant des difficultés à lire rapidement s'appuient davantage sur le contexte de la phrase pour compenser leurs difficultés à reconnaître visuellement les mots (Hawelka et al., 2015). L'ensemble de ces résultats montrent que les performances des adultes ayant des difficultés de lecture sont sensibles au contexte et suggèrent une compensation cognitive qui permet le développement et l'utilisation de procédures de lecture.

Des études en neuroimagerie se sont également penchées sur la question du traitement sémantique pour fournir une compréhension plus complète de la lecture de mot et le traitement des phrases dans la dyslexie. Certaines ont révélé une activation plus faible dans le cortex temporal moyen et supérieur gauche (Helenius et al., 1999; Rüsseler et al., 2007), ou une activation hippocampique réduite chez les lecteurs dyslexiques par rapport aux lecteurs typiques (Paz-Alonso et al., 2018). Schulz et al. (2008), dans une étude combinant l'IRMf et des mesures de potentiels évoqués, ont démontré que le traitement sémantique était caractérisé par une activation dans les régions hémisphériques gauches du cortex frontal inférieur et du cortex temporal. Les résultats ont également indiqué que les enfants dyslexiques montrent une activation réduite pour la lecture de phrases dans les régions pariétales inférieures et frontales, et pour le traitement sémantique dans les régions pariétales inférieures. Dans une étude plus récente sur la connectivité fonctionnelle entre les régions associées au traitement des mots prévisibles, jusqu'à présent beaucoup moins étudié, Weiss et al., (2023) ont montré que les lecteurs lents présentaient davantage de corrélations fonctionnelles entre ces connexions, en particulier entre le gyrus frontal inférieur gauche et le cortex occipito-temporal. Les auteurs ont interprété leurs résultats en termes d'hypothèse de qualité lexicale qui

postule une plus forte implication de la sémantique sur le traitement orthographique chez les lecteurs lents. L'effet de la prédictibilité des mots est assez bien documenté en termes d'activation cérébrale locale, mais on en sait moins sur la connectivité cérébrale entre les régions associées au traitement des mots prévisibles. Les informations sur la connectivité cérébrale sont pertinentes pour la dyslexie développementale, car elle est considérée comme un syndrome de déconnexion avec des déficits de connectivité de la matière blanche (Su et al., 2018; Vanderauwera et al., 2017; Vandermosten, Boets, Wouters, et al., 2012). Deux trajets de fibres en connectivité sont principalement étudiés dans la dyslexie, le faisceau arqué (AF) reliant les régions frontales, pariétales et temporales (i.e., connexion dorsale), et le faisceau fronto-occipital inférieur (IFOF), reliant les régions occipitales, pariétales et préfrontales (i.e., connexion ventrale). En ce qui concerne l'IFOF, certaines études ont fait état d'une connectivité réduite (Habib, 2021), tandis que d'autres ne l'ont pas fait (Vanderauwera et al., 2017; Vandermosten et al., 2012). Pour l'AF gauche, de nombreuses études ont montré une connectivité réduite dans la dyslexie par rapport aux lecteurs typiques (Kraft et al., 2016; Su et al., 2018; Vanderauwera et al., 2017; Vandermosten, Boets, Wouters, et al., 2012). Certaines études suggèrent un rôle compensatoire potentiel de l'AF droit (Hoeft et al., 2011; Ozernov-Palchik et al., 2019), bien qu'une connectivité plus importante dans l'AF droit chez l'adulte dyslexique n'ait pas été systématiquement observée (Vandermosten et al., 2013; Zhao et al., 2023). Cependant, on ne sait toujours pas si l'AF droit peut compenser les compétences en lecture chez les étudiants dyslexiques, ou encore si l'AF droit et l'IFOF pourraient être corrélés avec des compétences en lecture prédictive. Quoi qu'il en soit, l'ensemble des résultats théoriquement intéressants présentés ci-dessus impliquent que contrairement à la vision « top-down » des différences individuelles dans la fluidité de la lecture, la reconnaissance des mots par les lecteurs compétents est plus axée sur les stimuli et moins dépendante des hypothèses compensatoires contextuelles que la reconnaissance des mots par lecteurs moins compétents.

4.4 L'apprentissage statistique : un élément clé pour expliquer les différences individuelles

Dans cette théorie du cerveau prédictif, un nombre croissant d'études ont cherché à savoir si les capacités d'apprentissage statistique pouvaient expliquer les différences interindividuelles dans le traitement du langage et les capacités de lecture (Arciuli, 2018 ; Hung et al., 2018 ; Isbilen et al., 2022). En effet, comme développé précédemment, les mécanismes de prédiction sont également étudiés dans le domaine non linguistique, souvent dans des paradigmes d'apprentissage statistique. Il a été démontré que les humains, et certains primates non humains sont capables d'extraire des règles d'une séquence très rapidement et de manière implicite. Il a également été proposé que cette capacité d'apprentissage statistique soit à l'origine de notre capacité à segmenter la parole et à apprendre des mots (Saffran et al., 1996). Le lien entre l'apprentissage statistique et l'apprentissage de la lecture est saisissant puisqu'il pourrait nécessiter l'apprentissage de régularités entre les graphèmes et les phonèmes (Treiman, 2018 ; Witteloostuijn et al., 2021 ; Ziegler et al., 2020). La question se pose donc de savoir s'il existe un lien entre l'apprentissage statistique et la dyslexie. La littérature montre que les déficits du traitement phonologique jouent un rôle important dans la dyslexie (Snowling, 1981; Vellutino et al., 2004) et des difficultés dans d'autres domaines pourraient également contribuer à ce trouble (Gathercole et al., 2006; Nicolson et al., 1999; Wolf & Bowers, 1999), notamment des difficultés dans l'apprentissage statistique (du moins pour certaines personnes dyslexiques). L'idée d'un lien entre un déficit d'apprentissage statistique et un déficit phonologique (e.g., la catégorisation des phonèmes) dans la dyslexie serait donc plausible (Gabay et al., 2015).

Cependant, de la même manière que nous avons trouvé des résultats mitigés dans la littérature concernant le lien entre les capacités d'apprentissage statistique et les capacités de lecture, nous avons également trouvé des résultats différents concernant le déficit d'apprentissage statistique dans la dyslexie. D'un côté, certaines études ont révélé que les enfants ou les adultes dyslexiques présentaient un déficit important en apprentissage statistique (Howard et al., 2006; Lukasova et al., 2016; Menghini et al., 2006; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017). Par exemple, dans une étude IRMf avec des adultes dyslexiques, Menghini et al. (2006) ont utilisés une

version classique de la tâche SRT (i.e., associée à l'apprentissage de séquence) et ont montré une absence d'apprentissage implicite dans la dyslexie ainsi qu'une activation plus faible des zones cérébrales impliquées dans l'apprentissage des séquences chez les dyslexiques par rapport aux lecteurs typiques. D'autres données ont également suggéré que la fonction hippocampique pourrait être associée aux déficits d'apprentissage procédural séquentiel observés chez les lecteurs dyslexiques (Krishnan et al., 2016). Dans une récente étude, Ozernov-Palchik et al. (2023) ont examiné différentes formes et modalités d'apprentissage procédural chez des adultes dyslexiques ou normolecteurs et ont permis d'établir un lien entre une difficulté majeure de la lecture dans la dyslexie et une déficience de l'apprentissage statistique, notamment dans la modalité auditive. De plus, deux méta-analyses, réalisées avec des tâches SRT (Lum et al., 2013) et avec des tâches AGL (Witteloostuijn et al., 2017) ont révélé que les personnes dyslexiques présentaient des troubles de l'apprentissage statistique par rapport aux lecteurs typiques.

D'un autre côté, d'autres études réalisées chez des groupes d'enfants et d'adultes dyslexiques ou normolecteurs, n'ont pas abouti aux mêmes conclusions et ne mettent pas en évidence une relation entre l'apprentissage statistique avec les compétences en lecture (Inácio et al., 2018; Rüsseler et al., 2007; Staels & Van Den Broeck, 2017; Witteloostuijn et al., 2021). Par exemple, Henderson & Warmington (2017) ont constaté que des adultes anglophones dyslexiques obtenaient des résultats similaires à ceux d'un groupe de lecteurs typiques lors d'une tâche SRT. De la même manière, une étude examinant le lien entre les compétences d'apprentissage statistique dans une tâche SRT et une série de compétences linguistiques chez des enfants anglophones dyslexiques ou normolecteurs n'a pas non plus trouvé de corrélation entre la performance d'apprentissage statistique et la lecture de mots ou de pseudo-mots dans l'un ou l'autre groupe de lecteurs (Clark & Lum, 2017). D'autres études ont également démontré que la nature des régularités dans les tâches AGL et la manière dont les tâches AGL sont administrées peuvent mettre en lumière les différences d'apprentissage entre des personnes dyslexiques ou normolectrices (Schiff et al., 2017). Conformément à une vision componentielle de l'apprentissage statistique, il se peut que des individus au sein d'une population, diffèrent dans l'efficacité des différentes compétences qui sous-tendent l'apprentissage statistique. Les tâches d'apprentissage statistique peuvent différer dans la manière dont elles s'appuient sur les composantes sous-jacentes de l'apprentissage statistique. Il convient

d'en tenir compte lorsque l'on réfléchit aux forces et aux faiblesses relatives des personnes dyslexiques développementales.

En résumé, certaines données suggèrent que les personnes dyslexiques présentent des compétences en apprentissage statistique atypiques, en fonction des paramètres des tâches choisies. Le lien entre l'apprentissage statistique et la dyslexie semble donc être complexe et des recherches supplémentaires sont nécessaires avant de pouvoir tirer des conclusions définitives. Les futurs projets de recherche visant à explorer le lien entre l'apprentissage statistique et la dyslexie devraient tenir compte de variables liées à la tâche ou encore à la variabilité dans les compétences en lecture chez les personnes atteintes de dyslexie, tout comme chez les personnes non dyslexiques. Cette variabilité est presque certainement due à un certain nombre de facteurs, dont l'un pourrait être l'apprentissage statistique (Arciuli, 2018). L'abandon des comparaisons de groupes (i.e., groupe dyslexique vs groupe témoin) au profit d'une approche axée sur les différences individuelles pourrait également s'avérer fructueux pour découvrir dans quelle mesure l'apprentissage statistique contribue à cette variabilité (Gabay et al., 2015).

Chapitre 5

Objectifs et hypothèses

L'objectif de cette thèse est donc de mieux comprendre le rôle et les bases neurofonctionnelles de la prédiction sémantique et syntaxique, ainsi que de l'apprentissage statistique dans la lecture normale et pathologique. Un premier objectif est de se concentrer spécifiquement sur les processus et réseaux neuronaux qui sous-tendent les effets de prédiction sémantique et syntaxique dans un contexte où les lecteurs peuvent faire des prédictions linguistiques sur les mots à venir. Un deuxième objectif est de déterminer si la capacité à faire de bonnes prédictions linguistiques est associée à des capacités d'apprentissage statistique générales. Un troisième objectif est également de déterminer si des étudiants universitaires dyslexiques présentent des déficits ou non dans les processus d'apprentissage statistique et/ou de prédictions sémantique et syntaxique par rapport à des lecteurs adultes typiques.

Pour ce faire, nous avons développé une tâche de lecture prédictive en nous éloignant des paradigmes classiques de priming et en utilisant des contextes plus longs pour construire des prédictions sémantiques et syntaxiques plus fortes. Nous avons également utilisé une tâche qui nous a permis de dissocier les contextes sémantiques et syntaxiques tout en examinant les réponses aux mêmes mots cibles. Enfin, nous nous sommes concentrés sur la dénomination plutôt que sur la décision lexicale, car la dénomination n'est pas soumise à des stratégies de décision post-lexicales. Dans cette tâche de lecture prédictive, une succession de mots été présentée à l'écran et les participants devaient lire les mots de manière silencieuse jusqu'à l'apparition d'un mot en couleur (i.e., mot cible), auquel cas le participant devait lire ce mot à voix haute le plus rapidement possible. Pour mesurer les effets de prédiction sémantique et syntaxique dissociés, nous avons comparé quatre contextes différents : des mots sémantiquement reliés (e.g., rat – souris – lapin – chat – **chien**) ou non reliés (e.g., table – vert – fleur – tomate – **chien**) et des mots formant une phrase grammaticalement correcte (e.g., la – fille – vend – son – **chien**) ou incorrecte (e.g., la – son – vend – fille – **chien**). Il est également intéressant de noter que les mots cibles étaient identiques dans toutes les conditions, ce qui a permis de mesurer les effets des prédictions linguistiques d'une manière plus contrôlée.

Compte tenu des préoccupations relatives à la validité des tâches d'apprentissage statistique (Siegelman et al., 2017) et des arguments en faveur de la nature componentielle de l'apprentissage statistique (Arciuli, 2018 ; Arciuli & Conway, 2018 ; Ren et al., 2023 ; Siegelman et al., 2017) mentionnés dans ce chapitre introductif, nous avons décidé d'utiliser trois tâches d'apprentissage statistique. Nous avons utilisé une tâche d'apprentissage moteur séquentiel, la tâche classique de temps de réaction en série (SRT, Nissen & Bullemer, 1987), pour saisir les mesures dynamiques de l'apprentissage implicite spécifique à une séquence. Dans cette tâche, on présente aux participants quatre cibles visuelles positionnées horizontalement sur un écran (i.e., des carrés noirs). Les cibles s'activent, en devenant blanches, les unes à la suite des autres sur l'une ou l'autre des quatre positions. La tâche du participant est d'appuyer sur un bouton correspondant à la position de l'activation de la cible sur l'écran (i.e., carré blanc) le plus vite et le plus précisément possible. Par exemple, si les touches d'un clavier (e.g., S, F, H, et K) correspondent aux quatre positions horizontales des carrés noirs à l'écran (e.g., 1, 2, 3 et 4) et que le carré noir à la position 3 s'active (i.e., devient blanc), le participant doit appuyer sur la touche correspondante (i.e., H) le plus rapidement possible. Dans certains blocs d'essai, l'ordre d'activation des cibles suit un schéma séquentiel tandis que dans d'autres blocs d'essai, l'activation des cibles est faite de manière aléatoire. La performance de ce bloc aléatoire est généralement comparée à la performance aux blocs séquentiels précédents et suivants. Si un apprentissage statistique a eu lieu, les participants font plus d'erreurs et prennent plus de temps pour déterminer l'emplacement des cibles tout au long du bloc aléatoire par rapport aux blocs séquentiels. Enfin, nous avons utilisé une tâche d'apprentissage statistique visuelle (VSL) et une tâche d'apprentissage statistique auditive (ASL), car ces tâches de segmentation sont des mesures d'apprentissage statistique les plus couramment utilisées et il a été constaté qu'elles étaient liées à la capacité de lecture (Qi et al., 2019). En particulier, nous avons utilisé les nouvelles tâches VSL et ASL développées par Siegelman et al. (2017), dans lesquelles ils ont réussi à augmenter la sensibilité et la fiabilité de la mesure des différences interindividuelles en apprentissage statistique. Pour la tâche ASL, des stimuli auditifs non linguistiques sont générés, n'impliquant donc pas de connaissance préalable sur les transitions des phonèmes et des syllabes (i.e., comme dans la tâche ASL princeps de Saffran et al., 1996). Seize sons familiers constituaient les éléments de base d'un flux auditif constant (e.g., bris de verre, aboiement de chien, tic-tac d'horloge, etc.). Les 16 sons étaient organisés en huit

triplets : quatre avec des probabilités de transition (TP) de 0,33 (i.e., faible) et quatre avec des TP de 1 (i.e., forte). Les huit triplets sont apparus 24 fois, l'un après l'autre, dans un ordre aléatoire, pour créer un flux de familiarisation de 10 minutes, au cours duquel les participants avaient pour instruction d'écouter le flux sans rien faire. Dans une phase de test, les participants devaient indiquer s'ils reconnaissaient ou non les triplets de sons présentés. Le principe de la tâche VSL est identique (i.e., phase de familiarisation et phase de test). Si un apprentissage statistique a eu lieu, le score de performance des participants à la phase de test est plus élevé. Pour la tâche VSL, seize formes visuelles complexes ont été utilisées (empruntées de l'étude de Fiser & Aslin, 2001) pour construire le même protocole que dans la tâche ASL précédemment décrite.

L'une des hypothèses les plus fascinantes est de savoir si la capacité à faire des prédictions dans le domaine du langage (i.e., liée à des processus plus « dynamiques » contrairement aux mesures « statiques » des performances de la lecture utilisées dans la littérature) repose sur la capacité générale d'apprentissage statistique, et si ce lien permettrait d'expliquer les différences interindividuelles dans les capacités de lecture. Nous faisons donc l'hypothèse que les mesures d'apprentissage statistique devraient prédire plus fortement la capacité à faire des prédictions linguistiques que les mesures de vitesse de lecture ou de fluidité de lecture. La question se pose aussi d'un possible lien entre compétence en lecture et compétence en prédition dans la dyslexie. Les étudiants dyslexiques, compenseraient-ils leurs difficultés de bas niveau (i.e., production orthophonologique des mots) en s'appuyant sur les informations linguistiques de haut niveau (i.e., sémantique et syntaxique) des contextes prédictifs ? L'objectif sera de mettre en lumière ces questions et d'apporter des résultats supplémentaires aux débats de la littérature concernant le lien entre lecture et apprentissage statistique ou encore des déficits d'apprentissage statistique dans une population dyslexique. Enfin, un dernier intérêt de cette thèse sera d'apporter des nouvelles connaissances théoriques sur ce sujet en précisant la localisation des réseaux neuronaux qui sous-tendent les processus de prédition linguistique (i.e., sémantique et syntaxique dissocié) et de prédition non linguistique (i.e., apprentissage statistique) dans une population d'étudiants normlecteurs et d'étudiants dyslexiques.

PARTIE 2

Chapitres **EXPÉRIMENTAUX**

Chapitre 6

Le rôle de la prédition sémantique et syntaxique dans la lecture à voix haute

Les effets de prédition sémantique et syntaxique ont été étudiés dans une tâche de dénomination de mots utilisant des contextes sémantiques ou syntaxiques variant entre trois et six mots. Les participants devaient lire les contextes silencieusement et nommer un mot cible, indiqué par un changement de couleur. Les contextes sémantiques étaient composés de listes de mots sémantiquement associés sans aucune information syntaxique. Les contextes syntaxiques étaient composés de phrases sémantiquement neutres, dans lesquelles la catégorie grammaticale, mais pas l'identité lexicale du mot final était hautement prévisible. Lorsque le temps de présentation des mots du contexte était long (i.e., 1200 ms), les contextes sémantiquement et syntaxiquement liés facilitaient les latences de lecture à haute voix des mots cibles et les contextes liés à la syntaxe produisaient des effets d'amorçage plus importants que les contextes liés à la sémantique dans deux analyses sur trois. Cependant, lorsque le temps de présentation était court (i.e., 200 ms), les effets du contexte syntaxique disparaissaient, tandis que les effets du contexte sémantique restaient significatifs. Dans les trois expériences, les contextes plus longs produisaient des latences de réponse plus rapides, mais les contextes plus longs ne produisaient pas d'effets d'amorçage plus importants. Les résultats sont discutés dans le contexte de la littérature existante sur l'amorçage sémantique et syntaxique et des preuves plus récentes suggérant que l'information syntaxique limite la reconnaissance des mots simples.

Article 1

Gavard, E., Ziegler, J.C., (2022). The effects on semantic and syntactic prediction on reading aloud. *Experimental Psychology*, 69(6), 309-319.

<https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000568>

Running Title: SEMANTIC AND SYNTACTIC PREDICTION

The effects on semantic and syntactic prediction on reading aloud.

Elisa Gavard and Johannes C. Ziegler

Aix-Marseille Univ, CNRS, LPC (UMR 7290), Marseille, France

Author Note

Elisa Gavard  <https://orcid.org/0000-0001-5144-7767>

Johannes C. Ziegler  <https://orcid.org/0000-0002-2061-5729>

Correspondence should be addressed to Elisa Gavard or Johannes Ziegler, CRPN, Aix-Marseille University, 3, place Victor Hugo, 13003 Marseille. France. Email: elisa.gavard@univ-amu.fr or johannes.ziegler@univ-amu.fr

The information needed to reproduce all the reported results and methodology is available at <https://osf.io/geyhs/>

Abstract

Semantic and syntactic prediction effects were investigated in a word naming task using semantic or syntactic contexts that varied between three and six words. Participants were asked to read the contexts silently and name a target word, which was indicated by a color change. Semantic contexts were composed of lists of semantically associated words without any syntactic information. Syntactic contexts were composed of semantically neutral sentences, in which the grammatical category of the final word but not its lexical identity was highly predictable. Each related context was compared to an unrelated context. The target words were identical across all conditions. The results showed that both semantically and syntactically related contexts facilitated reading aloud latencies of target words compared to the unrelated control conditions. There was no difference between semantic and syntactic priming. Context length had an effect on overall latencies but did not affect the size of the priming effects. Results show that syntactic context affects naming even if it provides no cue as to the lexical identity of the target word. Results are discussed in the context of the extant literature on semantic and syntactic priming and more recent evidence suggesting that syntactic information constrains single word recognition.

Keywords: semantic prediction, syntactic prediction, reading aloud, word recognition

INTRODUCTION

The idea of the predictive brain has become a key concept in neuroscience (Friston & Kiebel, 2009), cognitive science, and psychology (Hohwy, 2013; Lupyan & Clark, 2015) over the past decade. In the context of this theory, the brain could be viewed as a “prediction engine” rather than a passive receiver of data (Clark, 2013). That is, it makes predictions about future events and seeks to minimize errors in these predictions, which is the basis for implicit and adaptive learning (Grossberg, 2012). The key idea is that the brain proactively anticipates what will happen next (Bar, 2009; den Ouden et al., 2012; Friston, 2010; Rao & Ballard, 1999), and this is seen as having two advantages in information processing. First, if an outcome conforms to expectations, the processing of that event might be facilitated because some of the features of an upcoming event might have been preactivated (priming). Second, if an outcome does not conform to expectations, then the brain must update its model of that domain, which provides an opportunity for adaptive learning and the formation of rich and accurate representations.

This idea about the brain being a prediction engine has been rather influential in psycholinguistics, where prediction is seen as one of the cognitive mechanisms involved in language comprehension, language production, and reading (Chang et al., 2006; Federmeier & Kutas, 1999; Pickering & Garrod, 2013; Staub, 2015). For instance, it has been argued that effective language processing in children and adults results from efficient use of prediction in both word and speech perception (Bar, 2011; Drake & Corley, 2015; Mani & Huettig, 2012; Pickering & Gambi, 2018). In word production, speakers constantly predict their own utterances for the purpose of speech planification and speech monitoring. Similarly, listeners predict future utterances as they listen (Johnson et al., 2013).

The influence of word predictability on reading has been extensively investigated in research on eye movements. Ehrlich and Rayner (1981) were the first to show that fixations were shorter and less frequent to highly predictable words than to less predictable words. Moreover, when a word can be predicted from the preceding context, the eyes are relatively likely to skip over the word rather than directly fixate it. These effects have been replicated in dozens of eye movement experiments (for review, see Staub, 2015). Typically, predictability is operationalized in terms of a word’s cloze probability (Taylor, 1953), that is the proportion of subjects who provide a given word in

an offline sentence completion task. For example, in the sentence “It was a windy day, the boy went outside to fly his . . .,” “kite” has a higher cloze probability than “airplane” although both words perfectly fit the context. Indeed, predictability along with word frequency is one of the two main variables that affect eye movements in current computational models of eye movements in reading, such as E-Z Reader (Reichle et al., 1998) and SWIFT (Engbert et al., 2005). Word predictability also plays an important role in language processing models in which processing difficulty is a function of a word’s probability in its context (Hale, 2001; Levy, 2008).

The influence of word predictability on reading and online language comprehension has also been studied using event-related brain potentials (for reviews, see DeLong et al., 2005; Kutas & Federmeier, 2011). The N400, which is the brain’s electrophysiological response to any potentially meaningful item, is especially large to nouns that do not meaningfully fit with their preceding contexts (“the pizza is on the shoe”; Kutas & Hillyard, 1980). Even when there is no semantic mismatch and both target words fit the context (“airplane” vs. “kite” in the above example), the N400 is strongly inversely related ($\sim .90$) to the most expected target (Kutas & Hillyard, 1984).

Note that most of the above research focused on semantic rather than syntactic predictions or a mix of both (i.e., cloze probability). In the sentence “it was a windy day, so the boy went outside to fly his __” people not only make a semantic prediction (the target word must be a flying object) but also a syntactic prediction (the target word must be a noun). Indeed, any time a semantic prediction is made, a syntactic prediction is generated as well (Ferreira & Qiu, 2021). However, this does not work the other way around. That is, people can make a syntactic prediction without being able to make a semantic prediction. For example, if the sentence starts with “Those__” people would be able to predict a plural noun phrase, but it would be difficult to make a semantic prediction about the upcoming word (see Ferreira & Qiu, 2021).

Both semantic and syntactic prediction effects have extensively been investigated using the priming paradigm in which a single word prime influences the reading of a subsequent, related target word (Becker, 1980; den Heyer et al., 1985; Forster, 1998). The seminal finding goes back to Meyer and Schvaneveldt (1971) who showed that the recognition of a target word (e.g., “nurse”) was facilitated if was preceded by a highly associated priming word (e.g., “doctor”), rather than an unrelated prime (e.g., “chair”).

Although there has been some discussion as to whether semantic priming effects require associative relations between primes and targets (Fischler, 1977; Lupker, 1984) and whether semantic priming can be obtained with short or subliminal primes (Draine & Greenwald, 1998; Fischler & Goodman, 1978; Hohenstein et al., 2010), it seems to be the case that pure semantic priming effects can be observed in both lexical decision and naming even at relatively short stimulus-onset asynchronies (SOAs; Perea & Gotor, 1997), suggesting that at least one part of the effect reflects the automatic “spreading of activation” to words that are semantically related to the primes (Collins & Loftus, 1975).

Much less research has been conducted on syntactic priming. In the seminal study by Goodman et al. (1981), the authors used single words as primes (e.g., articles and pronouns) that unequivocally predicted the syntactic class of the target (i.e., noun and verb, respectively). They found that lexical decision latencies to targets were significantly shorter when they were preceded by a syntactically appropriate word (e.g., my oven) compared to a syntactically inappropriate word (e.g., he oven). Seidenberg et al. (1984) replicated their study in both a lexical decision and naming task. They found significant syntactic priming effects only in lexical decision but not in naming. Finally, Sereno (1991) investigated orthographic, associative, and syntactic priming effects in both a lexical decision and naming using fast masked priming with a prime duration of only 60 ms. She found that primes that were orthographically similar or identical to targets facilitated both lexical decision and naming. However, associatively, or syntactically related primes facilitated only lexical decision but not naming. She argued that fast-acting semantic and syntactic priming affects a post lexical decision stage that would be operative in lexical decision but not in naming. Together then, it seems that different processes underlie semantic and syntactic priming.

In the present study, we decided to move away from the classic priming paradigm and use longer contexts to build up stronger semantic and syntactic predictions. We also used a task that allowed us to dissociate semantic from syntactic contexts while investigating responses to exactly the same target words. Finally, we focused on naming rather than lexical decision because naming is not subject to postlexical decision strategies (e.g., Seidenberg et al., 1984). In our task, a succession of words (between 4 and 7) was presented on the screen and participants were asked to read the words silently until a color change indicated a target word that had to be read aloud as quickly as possible. To

assess the effects of semantic prediction, we compared a context of semantically related nouns (cat – dog – rabbit – mouse) with a context of unrelated nouns (table – green – flower – mouse). To assess the effects of syntactic prediction for the same target words, we compared syntactically correct sentences (she – likes – this – mouse) with syntactically incorrect scrambled sentences (this – likes – she – mouse). Predictive strength of the context was manipulated by using contexts that varied between three and six words. Experiments 1 and 2 used a rather long presentation time of the context words (1,200 ms) to give more time for semantic and syntactic predictions to build up; Experiment 3 used a shorter presentation time (200 ms) to test semantic and syntactic prediction in more ecological reading conditions.

We obtained the semantic relatedness between our context words and between the context and target words using a common vector space model (word2vec, Mikolov, Le, et al., 2013; Mikolov, Sutskever, et al., 2013) trained on a large French database (WikiFr). To compute syntactic prediction strength, we calculated conditional probabilities for grammatical categories of targets words as a function of preceding contexts using the Universal Dependencies corpus (de Marneffe et al., 2021). This allowed us to create sentences with syntactically highly predictive target words, for which the semantic relatedness was extremely weak.

We expected related contexts to facilitate reading aloud compared to unrelated or scrambled context. Given that highly predictive semantic contexts made it possible to preactivate the precise target word, whereas highly predictive syntactic contexts could only preactivate the grammatical class of the target word, we expected stronger context effects for semantic as opposed to syntactic contexts. We also predicted that the size of the priming effects should vary as a function of context length and SOA with greater priming effects for longer contexts and longer SOAs.

EXPERIMENT 1

METHOD

Participants

We recruited 20 participants from Aix-Marseille University (Marseille, France), all French native speakers (13 women), reported normal or corrected-to-normal vision, no learning disorders (dyslexia) and no neurological or psychiatric disorders. They were between 19 and 23 years old ($M = 21.8$; $SD = 1.5$) and signed informed-consent forms prior to participation.

Design and Stimuli

Semantic prediction. We first selected semantic contexts, for which we could find a relatively large number of semantically related words (e.g., flowers, animals, transportation etc.). We then calculated the semantic relatedness between all context words using a distributional vector space model of semantic associations trained on a very large number of words (Frwiki, 11GB, 914,601,321 tokens, DISCO, Kolb, 2008). This allowed us to select from these semantic contexts 80 target words that were the most predictive in a given context (average cosine value = .75). Note that vector space models compute semantic similarities rather than co-occurrences or associative relationships (for a discussion, see Günther et al., 2019). For the same target words, we created 80 unrelated contexts matched in word length and frequency that had no semantic relatedness according to DISCO (average cosine value = .12). Context length varied systematically with 20 target words per context length (3, 4, 5, 6). Note that in terms of cosine similarities (semantic prediction), shorter context were as predictive as longer contexts ($F(1,3) = 1.32$, $p = .27$). An example is given in Table 1.

Table 1. Example of target words presented in a semantic or syntactic context, in a related or unrelated context for one subject (length of 4 words).

	Context	
Condition	Related	Unrelated
Semantic	cat – dog – rabbit – mouse	table – green – flower – car
Syntactic	they – want – a – car	this – likes – she – mouse

Syntactic Prediction. For the syntactic condition, we constructed 80 sentences using the same target words as in the semantic condition. Importantly, the syntactic contexts were constructed such that the target word was highly predictive on a syntactic basis but not at all on a semantic basis (verified using the same vector space model as above). Syntactic predictability was calculated using the Universal Dependencies corpus (de Marneffe et al., 2021). For each target word and sentence length, we calculated conditional probabilities of predicting the grammatical class of the target word taken account the preceding context ($P(\text{target}/\text{context}) > .60$). Eighty syntactically nonpredictive contexts were created by using the same target words but scrambling the words of the context such that syntactic prediction was close to zero ($P(\text{target}/\text{context}) < .01$). As in the semantic condition, context length varied systematically with 20 target words per context length (3, 4, 5, 6). Note that in terms of probabilities (syntactic prediction), shorter context were as predictive as longer contexts ($F(1,3) = .94, p = .43$).

Experimental Design. As illustrated in Table 1, we had three factors that were fully crossed: condition (semantic vs. syntactic), context (related vs. unrelated) and context length (3, 4, 5, 6 words). To limit target repetition, we created two stimulus lists (for two groups of participants) such that a related target in the semantic condition would be an unrelated target in the syntactic condition and vice versa. This was done such that a given participant would not encounter the same target word twice in the same condition. Altogether, the experiment consisted of two lists of 160 trials composed of 80-word sequences in the semantic condition (40 related and 40 unrelated) and 80 sentences in the syntactic condition (40 related and 40 unrelated). Semantic and syntactic conditions were blocked, and their order of presentation was counterbalanced across subjects. In each condition, the word sequences or sentences were presented in random order to each participant.

Procedure

All participants agreed to take part in the study by filling out a consent form after the experimenter had explained the course of the study. The experiment was programmed with E-Prime 2.0. Stimuli were presented on a computer screen. Each trial began with the presentation of a fixation cross in the center of the screen for 1000 ms. Context words in both conditions were presented one by one in the center of the screen for 1200 ms with a

100 ms inter-stimuli-interval (ISI). The target word remained on the screen until the participant read it out loud. The next trial started after an inter-trial-interval (ITI) of 350 ms. The words were displayed in the center of the screen, in lowercase 30-point Arial font. Participants received instructions verbally by the experimenter and visually on the screen. Participants were instructed to read all context words silently and read aloud the target word as quickly as possible. The presence of a target word was indicated by a color change. Participants could not fully anticipate when exactly a target word appeared because the contexts varied in length. The experimenter registered the accuracy of the pronunciations using a Chronos® device. Responses were recorded using a microphone and response latencies (RTs) were calculated as the differences between the onset of the target word presentation and the onset of the naming response. The onset of the naming response was automatically detected by the Eprime software, and the onset tags were verified manually for each response. A session typically lasted for about 20 minutes.

Analyses

We used R (Version 4.0.2) and *lme4* (Bates et al., 2015a) to perform a linear mixed-effects (LME) analysis with participants and items as random effects and condition, context, and length as fixed effects. Out of all 3200 observations (RTs), 339 were removed because of a dysfunction of the microphone. We then removed extreme values (i.e., RTs below 200 ms or above 4000 ms) and we further considered as outliers data points that were above or below 2.5 standard deviations from each individual participant's mean RT. Outliers were replaced by the cutoff RT corresponding to each participant's ± 2.5 standard deviation (see Hoaglin et al., 1986). We report unstandardized regression coefficients (*b*), standard errors (*SEs*), and t-values. Fixed effects were considered significant if $|t|$ was greater than 1.96 (Baayen, 2008). Fixed effects, random effects, and random slopes were only included if they significantly improved the model's fit in a forward stepwise model selection procedure.

RESULTS

Participants did not make any naming errors. Thus, accuracy was not further analyzed. Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in a perfectly normal RT distribution (Skewness: -.14, Kurtosis: -.21) (Blanca et

al., 2013a). For the LME analysis, the final model included condition, context, length, and all interactions between these variables. As random effects, we included by-participant intercepts, random slopes for condition and random slopes for context by participants. The results showed a significant effect of context ($b = 0.02$, $SE = 0.006$, $t = 3.14$) but no effect of condition. Although the syntactic priming effect appeared larger than the semantic priming effect, the interaction between the effects of context and condition failed to reach significance ($b = 0.01$, $SE = 0.01$, $t = 1.14$). Contrast analysis confirmed that participants were faster at reading the target word following related than unrelated contexts in both the semantic ($b = -0.02$, $SE = 0.003$, $t = -4.58$) and syntactic condition ($b = -0.02$, $SE = 0.004$, $t = -6.31$) (see Figure 1). There was also an effect of context length ($b = -0.02$, $SE = 0.007$, $t = -3.3$), which reflected the fact that participants were faster as the context was getting longer, but this effect did not interact with the context (related versus scrambled).

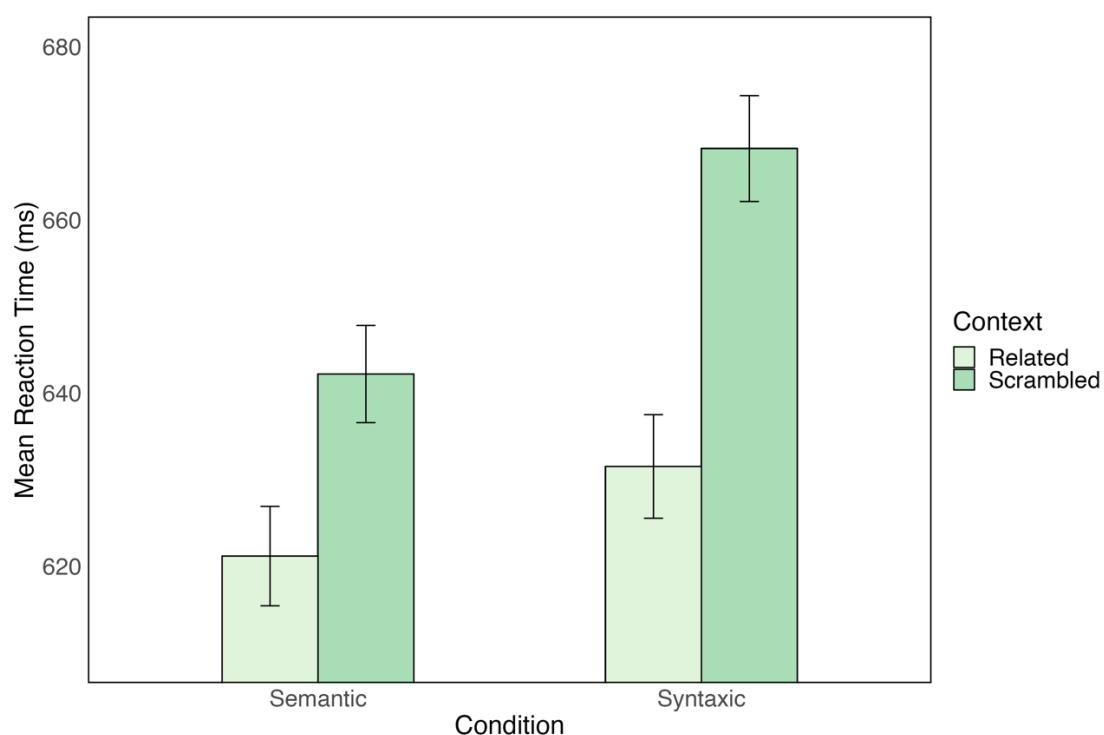


Figure 1. Mean reaction time (ms) as a function of context (related vs scrambled) and condition (semantic vs syntactic) in Experiment 1. Errors bars indicate within-participant standard errors.

DISCUSSION

In line with our hypotheses, we found a rather large and significant prediction effect for both conditions. Semantically and syntactically related contexts, as compared to

unrelated contexts, facilitated reading aloud of single target words. Although the priming effect appeared stronger in the syntactic than the semantic condition, the interaction between the effects of context and condition was not significant. Furthermore, both types of contexts (semantic and syntactic) produced an increase in response latencies as a function of context length (the longer the context, the faster the responses). However, this effect occurred whether the context was related or scrambled, which suggests that the effect was due to general response preparation (i.e., the longer participants wait, the faster they get in responding to the target word).

EXPERIMENT 2

Experiment 2 was designed as a replication of Experiment 1 with two main differences. First, we used the same target word in each of the four conditions (semantically related and unrelated, syntactically related, and unrelated) for each participant. Second, we introduced a prediction error condition in the semantically and syntactically related condition. That is, on 20% of the trials, a semantically or syntactically related context was followed by a mismatching (incongruent) target word. All other aspects of the design and procedure were identical to those of Experiment 1.

METHOD

Participants

We recruited 20 participants (17 women) at Aix-Marseille University (Marseille, France). All were native speakers of French and reported normal or corrected-to-normal vision, no learning disorders (dyslexia) and no neurological or psychiatric disorders. They were between 18 and 21 years old ($M = 19.4$; $SD = 0.8$) and signed informed consent forms prior to participation.

Design and Stimuli

Because each target word was seen in all contexts by all participants, we selected 40 target words that were yoked with related and unrelated semantic and syntactic contexts (see Table 2 for examples). In addition, we added 8 sequences in each related condition where the target word violated the semantic or syntactic prediction (incongruous condition). Thus, in the semantic condition, we had 88 sequences composed of 40 semantically

related targets, 40 unrelated targets, and 8 incongruous targets. The target words were identical in each condition, only the semantic context changed. The unrelated condition was made up of the same context words as the related condition, but they were randomly scrambled, controlling for word length and frequency. Analyses with the vector space model (DISCO) confirmed that the related context had an average cosine value off .75, whereas unrelated context had an average cosine value off .12. Context length was evenly distributed with 22 targets per context length (3, 4, 5, 6). Note that in terms of cosine similarities (semantic prediction), shorter contexts were also as predictive as longer contexts than in Experiment 1. Similarly, in the syntactic condition, we had 88 sentences made up of 40 syntactically correct, 40 incorrect (scrambled), and 8 incongruent sentences (see Table 2 for examples). The same target words were the same in each condition. As for the semantic condition, the unrelated context was composed of the same sentences as in the related context, but context words were scrambled such that conditional syntactic prediction probability ($P(\text{target}/\text{context})$) was lower than .01. Context length was evenly distributed with 22 targets per context length (3, 4, 5, 6). Note that in terms of probabilities (syntactic prediction), shorter contexts were also as predictive as longer contexts than in Experiment 1. The semantic and syntactic conditions were blocked, and the order was counterbalanced across participants. The trials were presented in a different random order for each participant.

Table 2. Example of target words presented in a semantic or syntactic condition, in a related, unrelated, or incongruent context for one subject (length of 4 words).

	Context		
Condition	Related	Unrelated	Incongruent
Semantic	cat - dog - rabbit - mouse	table - green - flower - mouse	blue - red - yellow - mouse
Syntactic	she - likes - this - mouse	this - likes - she - mouse	The - dog - comes - mouse

Procedure

The procedure was identical to Experiment 1.

Analyses

Analyses were identical to Experiment 1. Out of all 3520 observations (RTs), 243 were removed because of a dysfunction of the microphone. Extreme values were removed (i.e., RTs below 200 ms or above 4000 ms) and outliers were replaced by the cutoff RT corresponding to each participant's ± 2.5 standard deviation (see Hoaglin et al., 1986). We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and t -values. Fixed effects were considered significant if $|t|$ was greater than 1.96 (Baayen, 2008). Fixed effects, random effects, and random slopes were only included if they significantly improved the model's fit in a forward stepwise model selection procedure.

RESULTS

Participants did not make any naming errors. Thus, accuracy was not further analyzed. Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in an acceptable normal RT distribution (Skewness: -.24, Kurtosis: 1.05) (Blanca et al., 2013a). We separated the analyses of the standard context by condition effect (as in Experiment 1) from the analysis of prediction errors. We then provide a combined analysis of Experiment 1 and 2.

Standard Analysis

This analysis was identical to that of Experiment 1. The final model included condition, context (related vs scrambled), length, and all interactions. As random effects, we included by-participant intercepts, random slopes for condition and random slopes for context by participants. The results showed a significant effect of context ($b = 0.02$, $SE = 0.005$, $t = 3.79$), no effect of condition, but a significant interaction between the effects of condition and context ($b = 0.02$, $SE = 0.01$, $t = 2.01$), which reflected the fact that the context effect was stronger for the syntactic than for the semantic condition. Contrast analyses confirmed that participants were faster at reading the target word following related than scrambled contexts in both the semantic ($b = -0.01$, $SE = 0.005$, $t = -2.69$) and syntactic condition ($b = -0.02$, $SE = 0.007$, $t = -3.23$) (see Figure 2). There was also an effect of context length ($b = -0.03$, $SE = 0.009$, $t = -3.32$), which reflected that participants were faster when the context was longer, but this effect did not interact with the context (related versus scrambled).

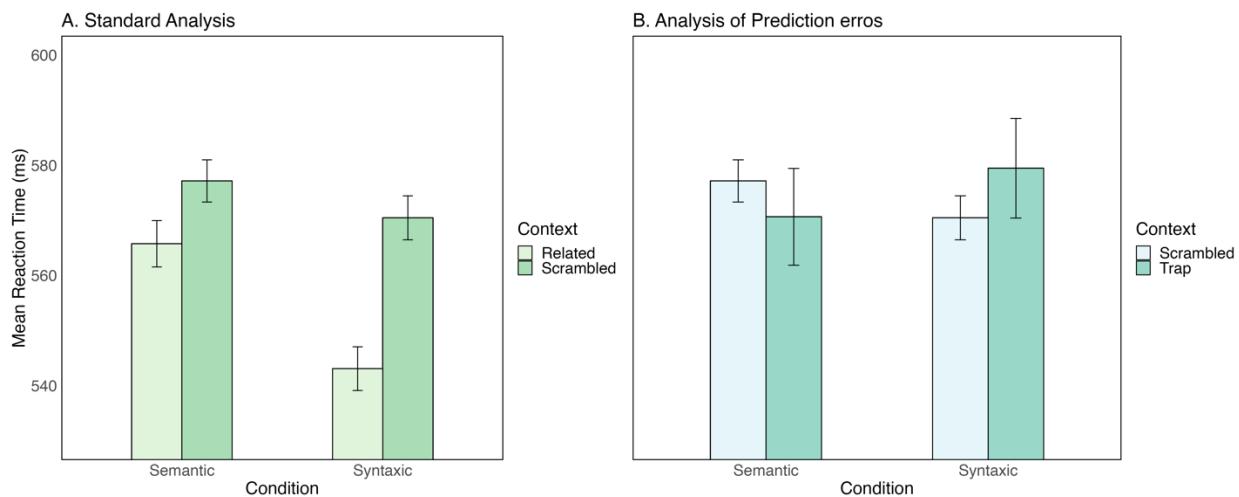


Figure 2. Mean reaction time (ms) in Experiment 2. **Panel A** presents the classic analysis with context (related vs scrambled) and condition (semantic vs syntactic) as factors. **Panel B** presents the prediction error analysis with context (scrambled vs incongruent) and condition (semantic vs syntactic) as factors. Errors bars indicate within-participant standard errors.

Analysis of Prediction errors

To analyze the effects of prediction errors, the context factor now opposed incongruent (prediction error) with scrambled contexts. The final model included condition, context (scrambled vs incongruent), length, and all interactions. As random effects, we had by-participant intercepts, random slopes for condition and random slopes for context by participants. The results showed no effect of condition or context and no interaction between the fixed effects. There was an effect of length ($b = -0.03, SE = 0.01, t = -2.95$) which reflected that participants were faster when the context was longer, but this effect did not interact with the context (scrambled or incongruent).

Experiment 1 and 2 combined

In the combined LME analyses, the final model included experiment (experiment 1 vs experiment 2), condition, context, length, and all interactions. As random effects, we included by-participant intercepts, random slopes for condition and random slopes for context by participants. Because the participants were faster in the second experiment ($M = 565; SD = 110$) than in the first ($M = 641; SD = 158$), we z-scored the raw data for each subject to eliminate absolute speed differences between Experiment 1 and 2 (see Faust et al., 1999). The results showed a significant effect of context ($b = 0.17, SE = 0.04, t = 4.79$), no effect of condition but a significant interaction between the effects of condition and

context ($b = 0.22, SE = 0.07, t = 2.92$). This interaction indicates that the context effect was stronger for the syntactic condition (effect size = .22) than for the semantic condition (effect size = .13). Contrast analyses confirmed that participants were faster to read the target word for related than for scrambled contexts in the semantic condition ($b = -0.13, SE = 0.03, t = -4.8$) and in the syntactic condition ($b = -0.22, SE = 0.03, t = -8.4$). There was also an effect of length ($b = -0.26, SE = 0.08, t = -3.29$) which reflected that participants were faster when the context is longer, but this effect did not interact with the context (related versus scrambled). The results of the combined analysis are shown in Figure 3.

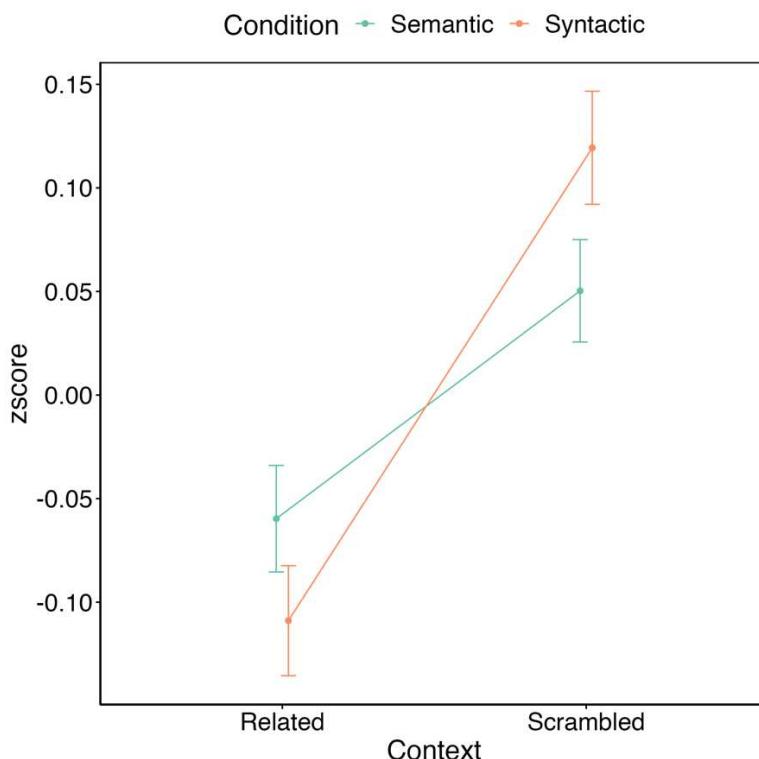


Figure 3. Combined analysis of Experiments 1 and 2 (z-score-transformed data) with context (related vs scrambled) and condition (semantic vs syntactic) as factors. Error bars show within-participant standard errors.

DISCUSSION

As in Experiment 1, we replicated both semantic and syntactic prediction effects on reading aloud latencies using the exact same target words across all conditions in a within-subject design. Unlike Experiment 1, we observed a significantly stronger context effect for the syntactic than the semantic condition. The combined analysis confirmed this result suggesting that the failure to find a significant context by condition interaction in Experiment 1, despite the apparent trend for larger context effects in the syntactic

condition, was due to a lack of power. In contrast to our expectations, however, trials that induced prediction errors did not show additional costs compared to scrambled contexts. As in Experiment 1, we found context length effects for both conditions but again this effect occurred whether the context was related or unrelated, which suggests that the effect was due to response preparation.

EXPERIMENT 3

In the previous experiments, the presentation time for the context words was quite long (1200 ms). Such a long presentation time was chosen to make sure there was enough time to build strong expectations about upcoming target words. Thus, the question arose as to whether the prediction effects would persist if context words were presented for much shorter times (i.e., 200 ms). Indeed, Perea and Gotor (1997) found that reliable semantic priming effects with rather short prime durations (SOA = 67 ms) and Snell and Grainger (2017) found strong syntactic effects on word identification (i.e., better partial report for words embedded in syntactically correct sequences) when 4-word sentences were presented for only 200 ms (see also Massol et al., 2021; Wen et al., 2021). We therefore replicated Experiment 2 while reducing the presentation times of the context words to 200 ms.

METHOD

Participants

We recruited 21 participants (18 women) at Aix-Marseille University (Marseille, France). All were native speakers of French and reported normal or corrected-to-normal vision, no learning disorders (dyslexia) and no neurological or psychiatric disorders. They were between 18 and 26 years old ($M = 20,7$; $SD = 2,1$) and signed informed consent forms prior to participation.

Design and Stimuli

Design and stimuli were identical to Experiment 2, each target word was seen in all contexts by all participants, but we have removed the incongruent condition. Participants saw 160 target words: 80 in the semantic condition (40 in a related context and 40 in an unrelated context) and 80 in the syntactic condition (same pattern).

Procedure

The procedure was identical to Experiment 1 and 2 except for the timing of the context words, that is, context words in both conditions were presented one by one in the center of the screen for 200 ms with a 100 ms ISI. The experiment lasted about 6 minutes.

Analyses

Analyses were identical to Experiment 1 and 2. Out of the 3360 observations (RTs), 89 were removed because of a dysfunction of the microphone. Extreme values were removed (i.e., RTs below 200 ms or above 4000 ms) and outliers were replaced by the cutoff RT corresponding to each participant's ± 2.5 standard deviation (see Hoaglin et al., 1986). We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and t-values. Fixed effects were considered significant if $|t|$ was greater than 1.96 (Baayen, 2008). Fixed effects, random effects, and random slopes were only included if they significantly improved the model's fit in a forward stepwise model selection procedure.

RESULTS

Participants did not make any naming errors except for one participant who uttered the word “isocèle” as “isolé” in all four conditions. Those trials were removed. Otherwise, accuracy was not further analyzed. Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in an acceptable normal RT distribution (Skewness: .7, Kurtosis: 3.2) (Blanca et al., 2013a). The final model included condition, context (related vs scrambled), length, and all interactions. As random effects, we included by-participant intercepts, random slopes for condition and random slopes for context by participants. The results showed a small effect but significant of context ($b = 0.005, SE = 0.003, t = 1.92$), but no effect of condition, nor an interaction between these two effects. Contrast analyses confirmed that priming effects were significant in the semantic condition ($b = -0.008, SE = 0.004, t = -2.31$) but not in the syntactic condition ($b = -0.002, SE = 0.003, t = -0.47$) (see Figure 4). There was also an effect of length ($b = -0.03, SE = 0.007, t = -5.2$) which reflected that participants were faster when the context is longer, but this effect did not interact with the context (related or scrambled).

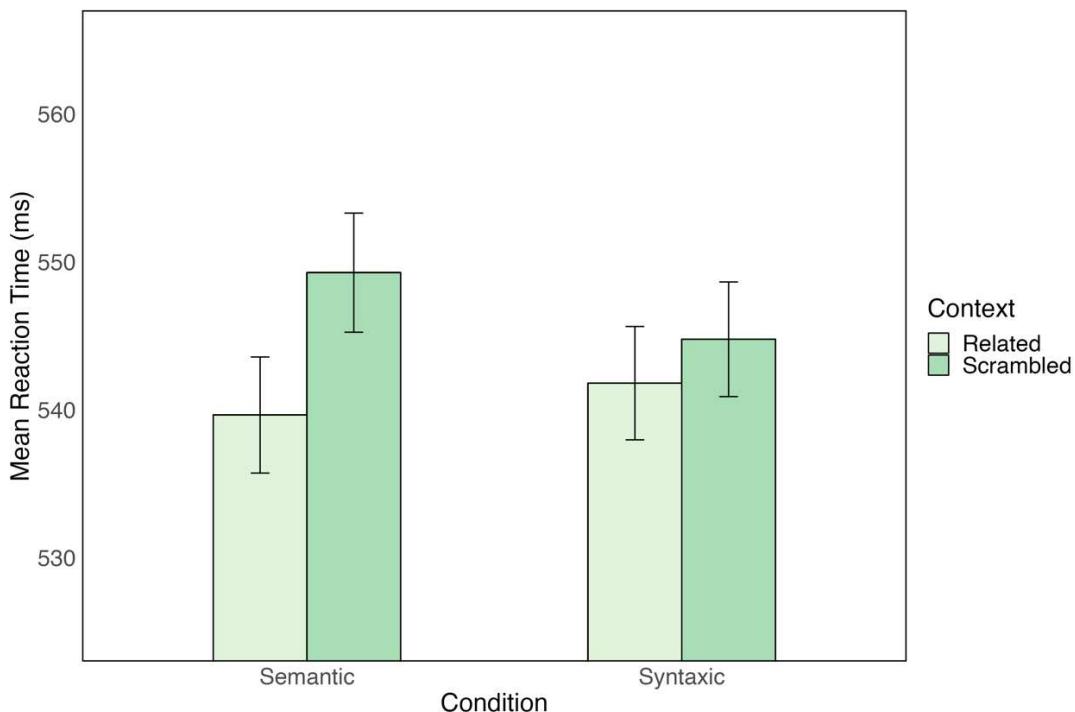


Figure 4. Mean reaction time (ms) in Experiment 3 as a function of context (related vs scrambled) and condition (semantic vs syntactic). Errors bars show within-participant standard errors.

DISCUSSION

The results showed that the syntactic context effect disappeared with shorter SOAs while the semantic context effect remained significant. The effect size of the latter effect was smaller in Experiment 3 than the two previous experiments, which suggests that strong semantic and syntactic predictions need time to build up. As in Experiment 1 and 2, we found context length effects for both conditions but again this effect occurred whether the context was related or unrelated.

GENERAL DISCUSSION

Semantic priming effects have been previously reported in lexical decision and naming (see Neely, 1991 for a review). However, syntactic priming effects have only been obtained in lexical decision but not naming (Carello et al., 1988; Seidenberg et al., 1984; Sereno, 1991) except for a study by Farrar (1998) who obtained syntactic priming effects for high frequency words in naming when presenting primes and targets together ("her cars" versus "she cars"). The present study showed that syntactic priming effects can be found in reading aloud but only when context words were presented for a long time (1200

ms). Under these presentation conditions, syntactic priming was even bigger than semantic priming. However, syntactic priming effects disappeared when the context words were presented more swiftly (200 ms), while semantic priming effects remained significant, although somewhat smaller in size.

This result suggests that syntactic constraints on reading aloud require time to build up. The finding is consistent with our initial assumption that the syntactic context does not allow to pre-activate a specific target word but only its grammatical class, whereas semantic contexts allow to pre-activate specific target words. It seems that short SOAs tap this automatic pre-activation phase of individual target words. Syntactic constraints cannot pre-activate individual target words, but they can considerably reduce the search space. For example, syntactic constraints make certain continuations strictly impossible (“He wants to → table”), whereas semantic constraints make them only highly implausible (“He pets his → table”). However, our data suggest that this process (i.e., reduction of search space) needs time to affect reading aloud responses to individual words.

Our results are somewhat different from those of Snell and Grainger (2017) who found strong syntactic effects (i.e., faster partial report word identification accuracy for words that were embedded in syntactically correct sentences as opposed to scrambled agrammatical sequences) when 4-word sequences were presented for only 200 ms in a rapid parallel visual presentation (RPVP). However, there is a notable difference between their and our experiments. In Snell and Grainger, the 4-word sequences were presented all at once for only 200 ms, they were backward-masked, and participants had to make a partial report of one of the words. Thus, we are clearly in an “iconic memory” situation (Sperling, 1960), where the contents of brief alphanumeric displays are initially held in a high-capacity fast-decay visual-information store (“iconic memory”). In Sperling’s (1960) famous partial report experiments, it has been shown that partial-report performance decreases until it finally reaches the level of whole report at cue delays of about 500-800 ms. According to Coltheart (1983), “the ability to report material from brief visual displays is seen as depending upon parallel (and perhaps unlimited) transfer from iconic memory to a post-categorical memory mode, followed by a limited (and perhaps serial) transfer to an output stage” (p. 283). It seems plausible that in Snell and Grainger’s experiments syntactic information provides important constraints about which items are transferred from the rapidly decaying iconic memory into a longer lasting storage or output stage.

This is very different from our experiment, in which context words were presented one by one for 200 ms followed by the target word. Clearly, the serial presentation mode of our experiment does not put any constraints on iconic memory. Despite these differences, both experiments show that syntactic constraints can affect word identification at various stages and time scales in conditions that minimized any potential influence of between-word semantic relatedness or predictability (i.e., cloze probability measures).

Coming back to our experiments, we would argue that semantically related contexts make it possible to make specific, discrete predictions of the upcoming target words. Given that we find semantic priming effects in a (non-semantic) naming task and at short SOAs, we believe that the pre-activation of a potential upcoming word facilitates letter and word identification rather later stages of lexical access. This is also in line with the observation that, in eye movements, predictability influences very early eye movement measures, including word skipping, which is the earliest possible measure (Staub, 2015). Syntactically predictive contexts, however, cannot pre-activate a specific word. They can only broadly activate words that are likely to appear in the input or exclude or inhibit categories of words that are impossible to occur, thus considerably reducing the lexical search space. This is in line with the observation that predictability effects are present even at the low end of the cloze probability range. According to Staub (2015), “it seems unlikely that readers would specifically predict a word that has relatively low cloze probability” (p. 322).

Note that these explanations would assume that the locus of semantic and syntactic context effects are different, and it would be interesting to investigate to what extent they can be separated in such a tightly controlled paradigm. Indeed, previous research suggested that semantic and syntactic priming mechanisms can be dissociated. Kutas and Hillyard (1980) initially observed a N400 in response to a semantically incongruent word placed at the end of a sentence and in syntactically unrelated word pairs (Bentin, McCARTHY, et al., 1985). In contrast, syntactic violations seem to generate P600 components (Friederici, 2003; Osterhout & Holcomb, 1992). Finally, Dapretto and Bookheimer (1999) indicated that part of Broca's area and the inferior part of the left inferior frontal gyrus are involved in the processing of syntactic information and semantic aspects of a sentence, respectively. However, the claim that the locus of semantics and syntax can be dissociated at the neural level is still a matter of considerable debate (M.

Siegelman et al., 2019). The design of our study is ideal to examine a dissociation at the electrophysiological or neural level because the last word is identical in all conditions, which allows one to investigate the locus and time course of syntactic versus semantic prediction in a more controlled fashion.

Context length had a strong effect on latencies (the longer the context, the faster the response latencies) but context length did not interact with context (related versus unrelated). That is, we did not find that context length increased the size of the semantic or syntactic priming effects. This result suggests that context length only affected response preparation. We initially predicted that longer contexts should make semantic and syntactic predictions stronger thus producing bigger priming effects. It therefore seems that a three-word context is sufficient to generate strong semantic and/or syntactic expectations. Note that in terms of conditional probabilities (syntactic prediction) and cosine similarities (semantic prediction), shorter contexts were as predictive as longer contexts (see Methods).

Altogether our results are consistent with the concept of a “predictive brain” (Clark, 2013). An aim for future research is to test these prediction effects at various time scales in a larger sample while adding measures of reading skill and statistical learning to further investigate whether semantic and syntactic prediction skills predict reading skills and whether genuinely predictive or anticipatory processes (e.g., statistical learning) predict linguistic prediction skills (Arciuli, 2018; Hung et al., 2018; Isbilen et al., 2022).

ACKNOWLEDGEMENTS

This research was supported by the Institute of Convergence ILCB (ANR-16-CONV-0002) and the Excellence Initiative of Aix-Marseille University A*MIDEX (ANR-11-IDEX-0001-02). The work that led to this publication was also supported by AMPIRIC, a center of excellence on research in education and teacher training.

REFERENCES

- Arciuli, J. (2018). Reading as Statistical Learning. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools*, 49(3S), 634-643. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0135
- Baayen, R. H. (2008). *Analyzing linguistic data: A practical introduction to statistics using R*. Cambridge University Press.

- Bar, M. (2009). Predictions : A universal principle in the operation of the human brain. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1521), 1181-1182. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0321>
- Bar, M. (2011). *Predictions in the Brain: Using our past to generate a future*. Oxford University Press.
<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195395518.001.0001>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using lme4. *Journal of Statistical Software*, 67(1).
<https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Becker, C. A. (1980). Semantic context effects in visual word recognition : An analysis of semantic strategies. *Memory & Cognition*, 8(6), 493-512.
<https://doi.org/10.3758/BF03213769>
- Bentin, S., McCARTHY, G., & Wood, C. C. (1985). Event-related potentials, lexical decision and semantic priming. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 60(4), 343-355. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(85\)90008-2](https://doi.org/10.1016/0013-4694(85)90008-2)
- Blanca, M. J., Arnau, J., López-Montiel, D., Bono, R., & Bendayan, R. (2013). Skewness and Kurtosis in Real Data Samples. *Methodology*, 9(2), 78-84.
<https://doi.org/10.1027/1614-2241/a000057>
- Carello, C., Lukatela, G., & Turvey, M. T. (1988). Rapid naming is affected by association but not by syntax. *Memory & Cognition*, 16(3), 187-195.
<https://doi.org/10.3758/BF03197751>
- Chang, F., Dell, G. S., & Bock, K. (2006). Becoming syntactic. *Psychological Review*, 113(2), 234-272. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.2.234>
- Clark, A. (2013). Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(3), 181-204.
<https://doi.org/10.1017/S0140525X12000477>
- Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A Spreading-Activation Theory of Semantic Processing. *Psychological Review*, 82(6), 407. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.82.6.407>
- Coltheart, M. (1983). Iconic memory. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. B, Biological Sciences*, 302(1110), 283-294.
<https://doi.org/10.1098/rstb.1983.0055>
- Dapretto, M., & Bookheimer, S. Y. (1999). Form and Content : Dissociating Syntax and Semantics in Sentence Comprehension. *Neuron*, 24(2), 427-432.
[https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(00\)80855-7](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(00)80855-7)
- DeLong, K. A., Urbach, T. P., & Kutas, M. (2005). Probabilistic word pre-activation during language comprehension inferred from electrical brain activity. *Nature Neuroscience*, 8(8), 1117-1121. <https://doi.org/10.1038/nn1504>
- de Marneffe, M.-C., Manning, C. D., Nivre, J., & Zeman, D. (2021). Universal Dependencies. *Computational Linguistics*, 1-54. https://doi.org/10.1162/coli_a_00402
- den Heyer, K., Briand, K., & Smith, L. (1985). Automatic and strategic effects in semantic priming : An examination of Becker's verification model. *Memory & Cognition*, 13(3), 228-232. <https://doi.org/10.3758/BF03197685>
- den Ouden, H. E. M., Kok, P., & de Lange, F. P. (2012). How Prediction Errors Shape Perception, Attention, and Motivation. *Frontiers in Psychology*, 3, 548.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00548>
- Draine, S. C., & Greenwald, A. G. (1998). Replicable Unconscious Semantic Priming. *Journal of Experimental Psychology: General*, 127(3), 286.
<https://doi.org/10.1037/0096-3445.127.3.286>

- Drake, E., & Corley, M. (2015). Effects in production of word pre-activation during listening : Are listener-generated predictions specified at a speech-sound level? *Memory & Cognition*, 43(1), 111-120. <https://doi.org/10.3758/s13421-014-0451-9>
- Ehrlich, S. F., & Rayner, K. (1981). Contextual effects on word perception and eye movements during reading. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 20(6), 641-655. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(81\)90220-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(81)90220-6)
- Engbert, R., Nuthmann, A., Richter, E. M., & Kliegl, R. (2005). SWIFT: a dynamical model of saccade generation during reading. *Psychological review*, 112(4), 777. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.4.777>
- Farrar, W. T. F. (1998). Investigating Single-Word Syntactic Primes in Naming Tasks : A Recurrent Network Approach. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 24(2), 648. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.24.2.648>
- Faust, M. E., Balota, D. A., & Spieler, D. H. (1999). Individual Differences in Information-Processing Rate and Amount : Implications for Group Differences in Response Latency. *Psychological Bulletin*, 125(6), 777-799. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.125.6.777>
- Federmeier, K. D., & Kutas, M. (1999). A Rose by Any Other Name : Long-Term Memory Structure and Sentence Processing. *Journal of Memory and Language*, 41(4), 469-495. <https://doi.org/10.1006/jmla.1999.2660>
- Ferreira, F., & Qiu, Z. (2021). Predicting syntactic structure. *Brain Research*, 1770, 147632. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2021.147632>
- Fischler, I. (1977). Semantic facilitation without association in a lexical decision task. *Memory & Cognition*, 5(3), 335-339. <https://doi.org/10.3758/BF03197580>
- Fischler, I., & Goodman, G. O. (1978). Latency of Associative Activation in Memory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 4(3), 455. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.4.3.455>
- Forster, K. I. (1998). The Pros and Cons of Masked Priming. *Journal of Psycholinguistic Research*, 27(2), 203-233. <https://doi.org/10.1023/A:1023202116609>
- Friederici, A. D. (2003). The Role of Left Inferior Frontal and Superior Temporal Cortex in Sentence Comprehension : Localizing Syntactic and Semantic Processes. *Cerebral Cortex*, 13(2), 170-177. <https://doi.org/10.1093/cercor/13.2.170>
- Friston, K. (2010). The free-energy principle : A unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*, 11(2), 127-138. <https://doi.org/10.1038/nrn2787>
- Friston, K., & Kiebel, S. (2009). Predictive coding under the free-energy principle. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1521), 1211-1221. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0300>
- Goodman, G. O., McClelland, J. L., & Gibbs., R. W. (1981). The role of syntactic context in word recognition. *Memory & Cognition*, 9(6), 580-586. <https://doi.org/10.3758/BF03202352>
- Grossberg, S. T. (2012). *Studies of mind and brain: Neural principles of learning, perception, development, cognition, and motor control* (Vol. 70). Springer Science & Business Media.
- Günther, F., Rinaldi, L., & Marelli, M. (2019). Vector-Space Models of Semantic Representation From a Cognitive Perspective : A Discussion of Common Misconceptions. *Perspectives on Psychological Science*, 14(6), 1006-1033. <https://doi.org/10.1177/1745691619861372>.

- Hale, J. 2001. A probabilistic Earley parser as a psycholinguistic model. *Proceedings of NAACL 2*. 159–166.
- Hoaglin, D. C., Iglewicz, B., & Tukey, J. W. (1986). Performance of Some Resistant Rules for Outlier Labeling. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 991-999. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478363>
- Hohenstein, S., Laubrock, J., & Kliegl, R. (2010). Semantic preview benefit in eye movements during reading : A parafoveal fast-priming study. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 36(5), 1150-1170. <https://doi.org/10.1037/a0020233>
- Hohwy, J. (2013). *The predictive mind*. Oxford University Press.
- Hung, Y.-H., Frost, S. J., & Pugh, K. R. (2018). Domain Generality and Specificity of Statistical Learning and its Relation with Reading Ability. In T. Lachmann & T. Weis (Éds.), *Reading and Dyslexia* (Vol. 16, p. 33-55). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90805-2_2
- Isbilen, E. S., McCauley, S. M., & Christiansen, M. H. (2022). Individual differences in artificial and natural language statistical learning. *Cognition*, 225, 105123. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2022.105123>
- Johnson, M. A., Turk-Browne, N. B., & Goldberg, A. E. (2013). Prediction plays a key role in language development as well as processing. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 360-361. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12002609>
- Kolb, P. (2008). DISCO: A Multilingual Database of Distributionally Similar Words. *Proceedings of KONVENS-2008*, 156, 8.
- Kutas, M., & Federmeier, K. D. (2011). Thirty Years and Counting : Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology*, 62(1), 621-647. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.093008.131123>
- Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1980). Reading senseless sentences: Brain potentials reflect semantic incongruity. *Science (American Association for the Advancement of Science)*, 207(4427), 203-205. <https://doi.org/10.1126/science.7350657>
- Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1984). Brain potentials during reading reflect word expectancy and semantic association. *Nature*, 307(5947), 161-163. <https://doi.org/10.1038/307161a0>
- Levy, R. (2008). Expectation-based syntactic comprehension. *Cognition*, 106(3), 1126-1177. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2007.05.006>
- Lupker, S. J. (1984). Semantic priming without association : A second look. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 23(6), 709-733. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(84\)90434-1](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(84)90434-1)
- Lupyan, G., & Clark, A. (2015). Words and the World : Predictive Coding and the Language-Perception-Cognition Interface. *Current Directions in Psychological Science*, 24(4), 279-284. <https://doi.org/10.1177/0963721415570732>
- 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), 843-847. <https://doi.org/10.1037/a0029284>
- Massol, S., Mirault, J., & Grainger, J. (2021). The contribution of semantics to the sentence superiority effect. *Scientific Reports*, 11, 1-6. 20148. <https://doi.org/10.1038/s41598021-99565-6>

- 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), 227-234. <https://doi.org/10.1037/h0031564>
- Mikolov, T., Le, Q. V., & Sutskever, I. (2013). *Exploiting Similarities among Languages for Machine Translation* (arXiv:1309.4168). arXiv. <http://arxiv.org/abs/1309.4168>
- Neely, J. H. (1991). Semantic priming effects in visual word recognition: A selective review of current findings and theories. Dans Besner, D., & Humphreys, G.W. (Eds.), *Basic processes in reading: Visual ord REcognition (1st ed.)* (p. 272-344). Routledge.
- Osterhout, L., & Holcomb, P. J. (1992). Event-related brain potentials elicited by syntactic anomaly. *Journal of Memory and Language*, 31(6), 785-806. [https://doi.org/10.1016/0749-596X\(92\)90039-Z](https://doi.org/10.1016/0749-596X(92)90039-Z)
- Perea, M., & Gotor, A. (1997). Associative and semantic priming effects occur at very short stimulus-onset asynchronies in lexical decision and naming. *Cognition*, 62(2), 223-240. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(96\)00782-2](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(96)00782-2)
- Pickering, M. J., & Gambi, C. (2018). Predicting while comprehending language : A theory and review. *Psychological Bulletin*, 144(10), 1002-1044. <https://doi.org/10.1037/bul0000158>
- Pickering, M. J., & Garrod, S. (2013). An integrated theory of language production and comprehension. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 329-347. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12001495>
- Rao, R. P. N., & Ballard, D. H. (1999). Predictive coding in the visual cortex : A functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects. *Nature Neuroscience*, 2(1), 79-87. <https://doi.org/10.1038/4580>
- Reichle, E. D., Pollatsek, A., Fisher, D. L., & Rayner, K. (1998). Toward a model of eye movement control in reading. *Psychological review*, 105(1), 125. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.105.1.125>
- Seidenberg, M. S., Waters, G. S., Sanders, M., & Langer, P. (1984). Pre- and postlexical loci of contextual effects on word recognition. *Memory & Cognition*, 12(4), 315-328. <https://doi.org/10.3758/BF03198291>
- Sereno, J. A. (1991). Graphemic, Associative, and Syntactic Priming Effects at a Brief Stimulus Onset Asynchrony in Lexical Decision and Naming. *Journal of experimental psychology. Learning, memory, and cognition*, 17(3), 459-477. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.17.3.459>
- Siegelman, M., Blank, I. A., Mineroff, Z., & Fedorenko, E. (2019). An Attempt to Conceptually Replicate the Dissociation between Syntax and Semantics during Sentence Comprehension. *Neuroscience*, 413, 219-229. <https://doi.org/10.1016/j.neuroscience.2019.06.003>
- Snell, J., & Grainger, J. (2017). The sentence superiority effect revisited. *Cognition*, 168, 217-221. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.07.003>
- Sperling, G. (1960). The information available in brief visual presentations. *Psychological monographs: General and applied*, 74(11), 1. <https://doi.org/10.1037/h0093759>
- Staub, A. (2015). The effect of lexical predictability on eye movements in reading: Critical review and theoretical interpretation. *Language and Linguistics Compass*, 9(8), 311-327. <https://doi.org/10.1111/lnc3.12151>.
- Taylor, W. L. (1953). "Cloze procedure" : a new tool for measuring readability. *Journalism Quarterly*, 30(4), 415-433. <https://doi.org/10.1177/107769905303000401>
- Wen, Y., Mirault, J. & Grainger, J. (2021). Fast syntax in the brain: Electrophysiological evidence from the rapid parallel visual presentation paradigm (RPVP). *Journal of*

Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition, 47(1), 99-112.
<https://doi.org/10.1037/xlm0000811>

Chapitre 7

Les bons prédicteurs sont-ils de bons « statistical learners » ?

Des recherches récentes suggèrent que l'acquisition de la lecture peut reposer en partie sur un mécanisme d'apprentissage statistique qui permet à une personne d'extraire automatiquement des modèles prévisibles à partir de l'entrée sensorielle. L'objectif de la présente étude était d'examiner un lien potentiel entre l'apprentissage statistique et la capacité à faire des prédictions linguistiques. Les études de la littérature ont porté sur des niveaux assez généraux d'aptitude à la lecture plutôt que sur le processus dynamique consistant à faire des prédictions linguistiques. Nous avons donc utilisé une tâche de lecture prédictive récemment développée, qui consistait à demander aux participants de lire à haute voix des mots précédés de contextes prédictifs sur le plan sémantique ou syntaxique. Pour mesurer la nature componentielle de l'apprentissage statistique, nous avons utilisé une tâche d'apprentissage statistique visuelle et une tâche d'apprentissage statistique auditive (i.e., VSL, ASL) ainsi que la tâche classique de temps de réaction en série (i.e., SRT). Les capacités générales de lecture ont été évaluées à l'aide d'un test de vitesse de lecture/compréhension. L'étude a été menée en ligne sur un échantillon de 120 participants pour permettre d'explorer les différences interindividuelles. Les résultats n'ont montré que des corrélations faibles, voire négatives, entre les différentes mesures de l'apprentissage statistique. L'ASL est positivement corrélée et permet de prédire les capacités générales de lecture, mais pas les effets de prédition sémantique ou syntaxique. De même, l'une des mesures SRT était associée de manière significative au niveau et à la vitesse de lecture, mais pas aux effets de prédition linguistique. En résumé, peu d'éléments indiquent que l'apprentissage statistique générale est un bon prédicteur de la capacité des personnes à faire des prédictions linguistiques spécifiques à un domaine. En revanche, l'apprentissage statistique présente une association faible, mais significative avec l'aptitude générale à la lecture.

Article 2

Gavard, E., Ziegler, J.C., (2024). Semantic and Syntactic Predictions in Reading Aloud: Are Good Predictors Good Statistical Learners? *Journal of Cognition*, 7(1): 40, pp. 1-17. <https://doi.org/10.5334/joc.363>

Running Title: STATISTICAL LEARNING AND READING

**Semantic and syntactic predictions in reading aloud: are good predictors
good statistical learners?**

Elisa Gavard and Johannes C. Ziegler

Aix-Marseille Univ, CNRS, CRPN (UMR 7077), Marseille, France

Author Note

Elisa Gavard  <https://orcid.org/0000-0001-5144-7767>

Johannes C. Ziegler  <https://orcid.org/0000-0002-2061-5729>

Correspondence should be addressed to Elisa Gavard or Johannes Ziegler, CRPN, Aix-Marseille University, 3, place Victor Hugo, 13003 Marseille. France. Email: elisa.gavard@univ-amu.fr or johannes.ziegler@univ-amu.fr

The information needed to reproduce all the reported results and methodology is available at <https://osf.io/e2msk/>

Abstract

Recent research suggests that becoming a fluent reader may partially rely on a domain-general statistical learning (SL) mechanism that allows a person to automatically extract predictable patterns from the sensory input. The goal of the present study was to investigate a potential link between SL and the ability to make linguistic predictions. All previous studies investigated quite general levels of reading ability rather than the dynamic process of making linguistic predictions. We thus used a recently developed predictive reading task, which consisted of having participants read aloud words that were preceded by either semantically or syntactically predictive contexts. To measure the componential nature of SL, we used a visual and an auditory SL task (VSL, ASL) and the classic serial reaction time task (SRT). General reading ability was assessed with a reading speed/comprehension test. The study was conducted online on a sample of 120 participants to make it possible to explore interindividual differences. The results showed only weak and sometimes even negative correlations between the various SL measures. ASL correlated positively and predicted general reading ability but neither semantic nor syntactic prediction effects. Similarly, one of the SRT measures was significantly associated with reading level and reading speed but not with linguistic prediction effects. In sum, there is little evidence that domain-general SL is a good predictor of people's ability to make domain-specific linguistic predictions. In contrast, SL shows a weak but significant association with general reading ability.

Keywords: context effect, reading aloud, semantic prediction, syntactic prediction, statistical learning.

INTRODUCTION

An important part of fluent and skilled reading is the ability to predict upcoming words and integrate them into the preceding context (DeLong et al., 2005; Ehrlich & Rayner, 1981; Smith & Levy, 2013). Such predictions can be made on the basis of semantic (Kutas & Federmeier, 2011), syntactic (Ferreira & Clifton, 1986) or pragmatic (Ni et al., 1996) information. Prediction is a rather general mechanism in cognition (Bar, 2009; Lupyan & Clark, 2015) and it is seen as one of the main cognitive mechanisms involved in language comprehension, language production and reading (Chang et al., 2006; Federmeier & Kutas, 1999; Pickering & Garrod, 2013; Staub, 2015). Indeed, listeners constantly predict future utterances as they listen (Johnson et al., 2013), speakers predict their own utterances as they speak (Pickering & Gambi, 2018) and readers predict upcoming words as they read (Staub, 2015). Linguistic predictions are already made in very young children. For instance, when two-year old children hear the sentence “The boy eats a big cake” they will fixate edible objects in a visual scene (a cake) right after they hear the semantically constraining verb eats and prior to hearing the word cake (Mani & Huettig, 2012). One of the most fascinating hypotheses is whether the ability to make predictions in the domain of language relies on the domain-general ability of extracting regularities from a quasi-regular system and apply this statistical knowledge to predict future events, which is referred to as *statistical learning* or SL (Arciuli & Conway, 2018; Saffran et al., 1996; N. Siegelman, Bogaerts, Christiansen, et al., 2017).

In their seminal work, Saffran et al. (1996) showed that young infants as early as 8 months were able to track statistical patterns in continuous speech and use that information for detecting word boundaries. Subsequent research confirmed that SL ability was associated with different aspects of language acquisition, such as word segmentation (Swingley, 2005; Thiessen et al., 2013), phonological learning (Maye et al., 2002; Spencer et al., 2015; Thiessen & Saffran, 2003, 2007), and syntactic learning (Kidd, 2012; Kidd & Arciuli, 2016; Thompson & Newport, 2007). It has been shown that individual differences in SL tasks predict sentence comprehension in adults (J. B. Misjak & Christiansen, 2012). A recent meta-analysis by Ren et al. (2023) based on 42 articles with 53 independent samples confirmed a significant relation between SL and language-related outcomes even though the size of that relation was only moderate ($r = 0.236$).

In recent years, there has been growing interest in investigating the link between SL and reading. Indeed, the initial stages of learning-to-read are all about learning the quasi-regular mapping of letters onto sounds (Plaut et al., 1996; Ziegler et al., 2014), which might well rely on statistical learning (Seidenberg & MacDonald, 2018). In one of the first studies, Arciuli & Simpson (2012) investigated the relationship between SL and reading ability in typically developing children and healthy adults. SL was measured using visually presented stimuli within a triplet learning paradigm and reading ability was assessed with a standardized reading test. SL accounted for a small but significant amount of variance in reading ability, even after controlling for age and attention, suggesting that more effective SL is related to higher reading ability in the general population. Subsequent research showed that individual differences in an auditory but not visual SL were correlated with sentence and nonword reading in both children and adults (Qi et al., 2019).

However, a number of studies found no or extremely weak correlations between SL and reading (Haebig et al., 2017; N. Siegelman & Frost, 2015). For example, Witteloostuijn et al. (2021) studied the link between literacy skills (reading and spelling) and SL using a Serial Reaction Time (SRT) and a visual SL task and found no evidence for a link between SL and reading. Similarly, Schmalz et al. (2019) used an SRT and an artificial grammar learning (AGL) task to assess SL and found again no significant correlation between these SL measures and word and nonword reading fluency. The picture does not get much clearer when considering studies that investigated SL deficits in developmental dyslexia (DD). Indeed, some studies found that children or adults with DD had a significant SL deficit (Lukasova et al., 2016; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017), while others did not find such an SL deficit in DD (Inácio et al., 2018; Staels & Van Den Broeck, 2017).

Given the mixed findings in the literature concerning the link between SL abilities and cognitive capacities, Siegelman et al. (2017) argued that one should be cautious drawing firm conclusions from a lack of correlations in a single study for a number of reasons. First, different SL tasks do not seem to measure a general unified capacity because they tend to correlate weakly and produce qualitatively different results across modalities (Frost et al., 2015). Indeed, Arciuli and colleagues call for a refinement of SL theory, which should be thought of as a componential, rather than a domain-general construct (Arciuli, 2018;

Arciuli & Conway, 2018; Ren et al., 2023). Admittedly, if SL is a componential ability rather than a unified construct, no single task can fully capture the various facets of SL. Second, most studies that were interested in inter-individual differences in SL have employed the original tasks that were designed for group-level differences. As nicely demonstrated by Siegelman et al. (2017), the original tasks, however, tend to be psychometrically weak for testing inter-individual differences mainly because the number of trials in the test phase is often too small, a large proportion of the sample performs at chance level, and test items following familiarization are all of the same type and level of difficulty. They argue that “these factors lead to high measurement error, inevitably resulting in low reliability, and thereby doubtful validity” (p. 418). Siegelman et al. (2017), therefore, developed a novel method specifically designed for the measurement of individual differences in visual and auditory SL, which displays substantially superior psychometric properties than previous SL measures.

The goal of the present study was to investigate a potential link between SL and the ability to make linguistic predictions. Indeed, all previous studies investigated quite general levels of reading ability using standardized reading tests (Arciuli & Simpson, 2012; Misjak & Christiansen, 2012) or reading fluency measures (Qi et al., 2019). These are “static” reading performance measures that are not directly linked to the “dynamic” process of making linguistic predictions. We hypothesized that, if anything, SL measures should more strongly predict the ability to make linguistic predictions rather than measures of reading speed or reading fluency.

To measure linguistic predictions, we used our recently developed *predictive reading task*, which consisted of having participants read aloud words that were preceded by either semantically or syntactically predictive contexts (Gavard & Ziegler, 2022). We have shown that this task produced strong semantic and syntactic context (priming) effects, that is, reading aloud latencies for the final word in a sequence were faster when it was preceded by a semantically related context (doc - cat - rat - rabbit - mouse) than an unrelated context (shirt - flower - plane - table - mouse). Similarly, reading aloud latencies for the final word were faster when it was preceded by a syntactically predictive context (she - likes - this - little - mouse) as opposed to a syntactically incorrect context (this - likes - little - she - mouse). Note that in all cases the target words were identical making it possible to really measure the effects of making linguistic predictions on the upcoming

words. Interestingly, when enough time was given to process the context (~1000 ms per word), syntactic context effects were even larger than semantic context effects despite the fact that syntactic contexts did not make it possible to predict the exact lexical identity of the target word (for discussion see Gavard & Ziegler, 2022).

As concerns the SL tasks, given the concerns about the validity of SL tasks (Siegelman et al., 2017) and the arguments in favor of the componential nature of SL (Arciuli, 2018; Arciuli & Conway, 2018; Ren et al., 2023; Siegelman et al., 2017), we decided to use three SL tasks. First, we used both a visual and an auditory SL task (VSL, ASL) as these segmentation tasks are probably the most commonly used SL measures and they have been found to be related to reading ability (Qi et al., 2019). In particular, we used the novel VSL and ASL tasks developed by Siegelman et al. (2017), in which they managed to increase the sensitivity of measuring interindividual differences in SL. Second, we used a sequential motor learning task, the classic serial reaction time task (SRT, Nissen & Bullemer, 1987), because it allowed us to capture a different, more “dynamic”, measure of implicit (statistical) learning. Implicit learning refers to the acquisition of knowledge without conscious awareness or intention and is thought to rely on the procedural memory system (Berry & Dienes, 1993; Christiansen, 2019; Perruchet & Pacton, 2006; Shanks, 2005). Finally, to measure general reading ability, we added a standardized reading task, in which participants have to read short sentences and must decide as quickly as possible whether they make sense or not (SLS-Berlin, Lüdtke et al., 2019). The SLS is an excellent measure of reading ability that taps both reading speed and reading comprehension.

METHOD

All material (stimuli), data (except the raw audio recordings due to privacy concerns), and statistical analyses are available on the OSF (<https://osf.io/e2msk/>).

PARTICIPANTS

We recruited 170 native French-speaking participants for this study (95 females, 75 males, age = 26.02 years, SD = 5.51 years) through Prolific, a platform for online subject

recruitment². Participants self-reported normal or corrected-to-normal vision, no learning disorders (dyslexia), and no neurological or psychiatric disorders. All participants gave online written informed consent and were paid £9 average reward per hour. Of this sample, 120 participants (61 females, 59 males, age = 26.73 years, SD = 5.86 years) were employed for the primary phase of the study and 50 participants (34 females, 16 males, age = 23.2 years, SD = 3.31 years) in the assessment of the test-retest reliability of the predictive reading tasks and the serial reaction time task.

MATERIALS

Predictive reading task

To assess the effects of semantic prediction, participants had to read aloud target words preceded by a context of semantically related nouns (cat - dog - rabbit - mouse) compared to a sequence of unrelated nouns (table - green - flower - mouse). To assess the effects of syntactic prediction, they had to read aloud the same target words preceded by a context of syntactically correct sentences (she - likes - this - mouse) compared to syntactically incorrect sentences (this - likes - she - mouse). The design and materials were identical to Experiment 3 of Gavard & Ziegler (2022), except that the current study was run online.

For the semantic prediction task, we used 80 target words that were preceded by semantically related or unrelated contexts. The semantic relatedness between all context words was calculated using a distributional vector space model of semantic associations trained on a very large number of words (Frwiki, 11GB, 914,601,321 tokens, DISCO, Kolb, 2008). This allowed us to select from these semantic contexts 80 target words that were the most predictive in a given related context (average cosine value = .75). Note that vector space models compute semantic similarities rather than cooccurrences or associative relationships (for a discussion, see Günther et al., 2019). For the same 80 target words, we created 80 unrelated contexts matched in word length and frequency that had no semantic relatedness according to DISCO (average cosine value = .12).

For the syntactic condition, we constructed 80 sentences, which had the same target words as in the semantic condition. The syntactic contexts were constructed such that the target word was strongly predicted on a syntactic basis but not at all on a semantic basis

² www.prolific.co

(verified using the same vector space model as above). Syntactic predictability was calculated using the Universal Dependencies corpus (de Marneffe et al., 2021). For each target word, we calculated conditional probabilities of predicting the grammatical class of the target word taking into account the preceding context ($P(\text{target}/\text{context}) > 0.60$). Eighty syntactically nonpredictive contexts were created by using the same target words but scrambling the words of the context such that syntactic prediction was close to zero ($P(\text{target}/\text{context}) < 0.01$).

Each trial began with the presentation of a fixation cross in the center of the screen for 500 ms (intertrial interval, ITI). Context words were presented one by one in the center of the screen for 500 ms with a 200 ms interstimulus interval (ISI), in 24pt Lato using black font (or red for the target words) in a white background (see Figure 1). Participants were instructed to read silently (context words) and read aloud words indicated in red (target words) as quickly as possible. Responses were recorded using the microphone of the participants' computer. Participants received instructions visually at the beginning of each task.

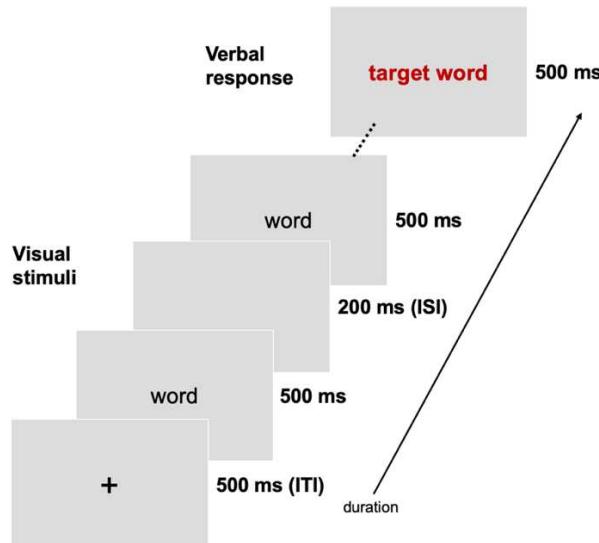


Figure 1. Experimental design and timing of the predictive reading task.

Individual prediction scores in the predictive reading task were calculated by dividing for all participants the difference between their speed on scrambled minus related trials by their overall response speed (for distributional analyses, see Appendix, Table S1). Test-retest reliability for this novel task was obtained from an independent sample of 50 participants (34 females, 16 males, age = 23.2 years, SD = 3.31 years) who performed the

predictive reading task twice separated by a minimum of one day and no more than one week (mean time between sessions = 2.98 days, SD = 2.14 days) between the two sessions. We examined cross-session correlations using Pearson correlation on our individual prediction scores and we found a significant test-retest reliability for the predictive reading task of $r = 0.56$ ($p < 0.001$, FDR corrected).

Serial Reaction Time task

To investigate interindividual differences in SL, we used a classic version of the serial reaction time task (SRT, Nissen & Bullemer, 1987), i.e., a sequential motor learning task in which participants were usually presented with visual stimuli at different locations on a screen and are instructed to press a button corresponding to the location of the stimulus. In some blocks, the order of stimulus locations follows a sequential pattern, in others, stimulus locations are presented randomly.

For this task, we created a fixed second order conditional (SOC) sequence, ideal for studying implicit sequence learning (Schwarb & Schumacher, 2012): 24231413. The repetition of this sequence constitutes the sequential condition presented during six blocks of 12 sequences of eight positions. During the 7th block, 96 random positions are presented. A final block (the 8th) is added at the end of this task, again with 12 fixed sequences of the sequential condition. Participants were not informed of the repetition of the eight consecutive positions of the sequential condition.

Each trial began with four horizontal spatial black squares on a light grey background presented in the center of a monitor screen for 500 ms.. Each position was displayed for 500 ms (with a 200 ms inter-stimuli interval) and was indicated by a color change of the square (one of the black squares lights up in white indicating one of the 4 positions of the sequence). Participants were instructed to press a key on a keyboard corresponding to the position of appearance of the white square as quickly and as accurately as possible (press the S key for the 1st position, the F key for the 2nd one, the H one for the 3rd one, and the K key for the 4th position) (see Figure 2).

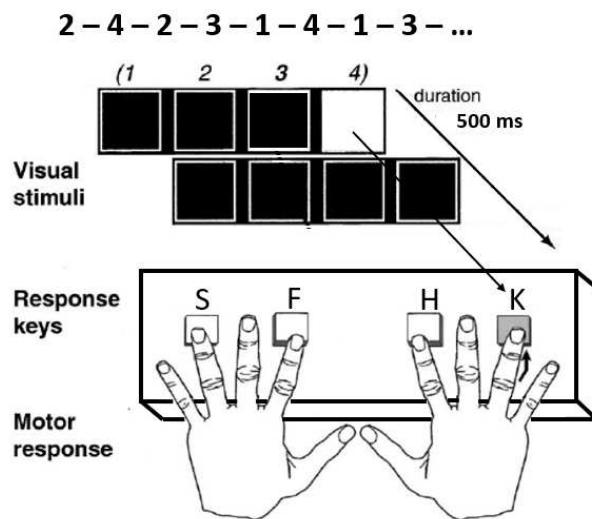


Figure 2. Experimental design and timing of the SRT task (adapted from Schendan et al. (2003)).

Individual SL scores in the SRT task were computed in different ways (Schmalz et al., 2019). Two variables measured the change of performance across repeated blocks: (a) “SRT12” subtracts the mean RT of the 2nd sequential block from the mean RT of the 1st sequential block and (b) “SRT16” subtracts the mean RT of the 6th sequential block from the mean RT of the 1st sequential block. Three variables measured the change of performance between repeated and random blocks: (c) “SRT67” subtracts the mean RT of the 6th sequential block from the mean RT of the 7th random block, (d) “SRT78” subtracts the mean RT of the 8th sequential block from the mean RT of the 7th random block, and (e) “SRT” subtracts the average of the two sequential blocks that preceded and followed the random block (i.e., block 6 and 8) from the mean RT of the 7th random block (Witteloostuijn et al., 2021). The psychometric properties and distributions for all variables are found in Figure S1 of the Appendix. As for the predictive reading scores, we calculated ratio scores by dividing the difference between the participants’ speed on scrambled minus related trials by their overall response speed (Oliveira et al., 2023).

The test-retest reliability of our SRT task was obtained on a new sample of 50 participants (34 females, 16 males, age = 23.2 years, SD = 3.31 years) who did the SRT task twice with a minimum of one day and no more than one week between sessions (mean time between sessions = 2.98 days, SD = 2.14 days. We examined cross-session correlations using Pearson correlation on the individual prediction scores and we found a significant test-retest reliability of $r = 0.62$ ($p < 0.001$, FDR corrected).

Auditory Statistical Learning task

For the auditory modality, we used the exact same task of Siegelman et al. (2018) in which they generated auditory stimuli that do not implicate prior knowledge regarding co-occurrence of elements (as in the typical auditory SL task of Saffran et al., 1996). Sixteen familiar sounds as basic elements in the stream (e.g., glass breaking, dog barking, clock ticking, etc) were used³. The 16 sounds are organized into eight triplets: four with transitional probabilities (TP) of 0.33 and four with TP of 1. The eight triplets appear 24 times, one after the other in a random order to create a 10-min familiarization stream in which participants are instructed to listen as they will later be tested. The task consists of a 42-item test phase with a block of 34 pattern recognition items and a block of eight pattern completion items. In each test trial, all options appear together on the screen (with the internal positions of the target and foils randomized for each item) and participants are asked to select the correct answer using the keyboard (see Supplementary file 2.2.2: Appendix). For full details regarding the construction of foils and test trials, see Table 3 in Siegelman, Bogaerts, & Frost (2017).

Visual Statistical Learning task

For the visual modality, we used the exact same new visual SL task of Siegelman, Bogaerts, & Frost (2017) including 16 complex visual shapes (taken from Fiser & Aslin, 2001) (see Supplementary file 2.2.3: Appendix). The 16 shapes are organized into eight triplets: 4 with TP of 0.33 and 4 with TP of 1. As in the ASL task, the task consists of a first phase of 10-min familiarization in which the 8 triplets previously organized appear 24 times randomly. Each shape appears on the screen for 800 ms, with a 200-ms break between shapes. The same second phase is the test phase with 34 “pattern recognition” items and 8 “pattern completion” items. The total score of the ASL and VSL tasks ranges from 0 to 42, based on the number of correct responses in the test.

Reading level task

To measure interindividual differences in reading fluency and reading comprehension, we translated the SLS-Berlin (Lüdtke et al., 2019), which is an adult version of the

³ The 16 sounds are available online at: <http://osf.io/x25tu>

Salzburger Lese Screening (SLS) test (Wimmer & Mayringer, 2014). In this task, participants are presented with short sentences, and they are asked to make plausibility judgments as quickly and as accurately as possible after reading each of the sentences (e.g., “The cello is an animal belonging to the category of birds”). Each sentence was shown individually at the center of the screen in 24pt Lato using black font on white background. Participants were asked to press the S key if the sentence was incorrect or the L key if it was correct). Individual reading level score was derived from the number of correctly judged sentences within a 3-min time frame. The 3-min cut-off was not mentioned.

ONLINE TESTING PROCEDURE

The study was run online using LabVanced, a unified JavaScript framework for online studies (Finger et al., 2017)⁴. Participants ran the experiment using a web browser and they began by reading through the consent form and general experiment instructions. Demographic variables for participants were collected, such as age and gender, but all the inclusion criterion (native language, learning disorders) were controlled using Prolific before beginning the experiment. A session typically lasted for about one hour.

STATISTICAL ANALYSES

Predictive reading task

The reading aloud responses were recorded via Prolific (wav files). We used CheckVocal (Protopapas, 2007) to determine the onset of each reading aloud response (RT) and judge whether the word pronounced correctly. Out of all 30,400 observations (RT), 254 were removed because of missing data. We then removed extreme values (i.e. RT below 150 ms or above 1500 ms) and we further considered as outliers data points that were above or below 2.5 SD from each individual participant's mean RT. Outliers were replaced by the cutoff RT corresponding to each participant's ± 2.5 SD (see Hoaglin et al., 1986). For the RT analysis, we used R (Version 4.3.1.) and *lme4* package (Bates et al., 2015b) to perform a linear mixed-effects (LME) analysis with participants as random effects and condition and context as fixed effects. We report unstandardized regression coefficients (*b*), standard errors (SEs), and t-values. Fixed effects were considered significant if $|t|$ was

⁴ www.labvanced.com

greater than 1.96 (Baayen, 2008). Fixed effects, random effects, and random slopes were only included if they significantly improved the model's fit in a forward stepwise model selection procedure.

SRT task

We used R to perform two LME analyses, first with blocks as the independent variable and accuracy as the dependent variable, and then with reaction time (RT) of correct responses as the dependent variable. Out of all 92,160 observations (RT), 7134 were removed because of incorrect responses. We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and t-values, considered significant if $|t|$ was greater than 1.96 (Baayen, 2008).

Correlations

Because we were interested in SL, linguistic prediction and reading ability, we conducted a series of correlational analyses using R and the *Hmisc* and *PerformanceAnalytics* packages.

RESULTS

PREDICTIVE READING TASK

Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RT. This resulted in a perfectly normal RT distribution (Skewness: .13, Kurtosis: -0.03; Blanca et al., 2013). For the LME analysis, the final model included condition, context, and the interaction between these variables. As random effects, we included by-participant intercepts, random slopes for condition and context by participants. The results showed a significant effect of context ($b = 0.008$, $SE = 0.001$, $t = 7.07$), no effect of condition but a significant effect of the interaction between the effects of context and condition ($b = 0.006$, $SE = 0.002$, $t = 3.31$). Contrast analysis confirmed that participants were faster at reading the target word following related than unrelated contexts in both conditions with a larger effect of the syntactic condition ($b = -0.01$, $SE = 0.001$, $t = -10.38$; see Figure 3).

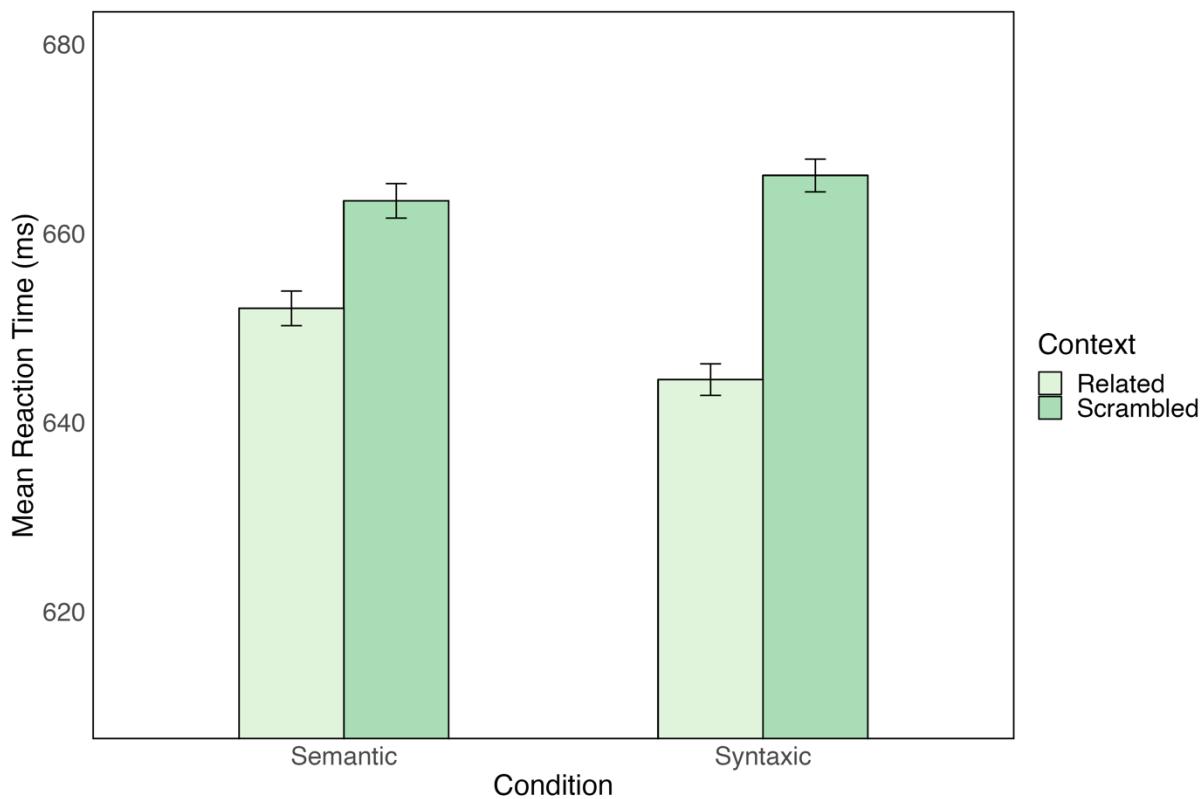


Figure 3. Mean reaction times (ms) as a function of context (related vs. scrambled) and condition (semantic vs. syntactic). Errors bars indicate within-participant standard errors.

SRT TASK

Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in a more normal RT distribution (Skewness: .74, Kurtosis: 4.24; Blanca et al., 2013). For the LME analysis of the accuracy, the model included by-participant intercepts and random slopes for blocks as random effects. The results showed that the performance of the participants decreased considerably during the 7th random block compared to the other sequential blocks ($b = -0.47$, $SE = 0.003$, $t = -162.3$; see Figure 4A). For the LME analysis of the reaction time of correct responses, the results showed a learning effect during the first 6 blocks, that is, the participants were faster to do the fixed sequence in the 6th sequential block than in the first sequential blocks ($b = -0.07$, $SE = 0.006$, $t = -12.11$). Furthermore, a contrast analysis showed that participants were slower in the 7th random block compared to the sequential blocks just before ($b = -0.09$, $SE = 0.005$, $t = -20.12$) or just after ($b = 0.07$, $SE = 0.004$, $t = 16.08$) (see Figure 4B).

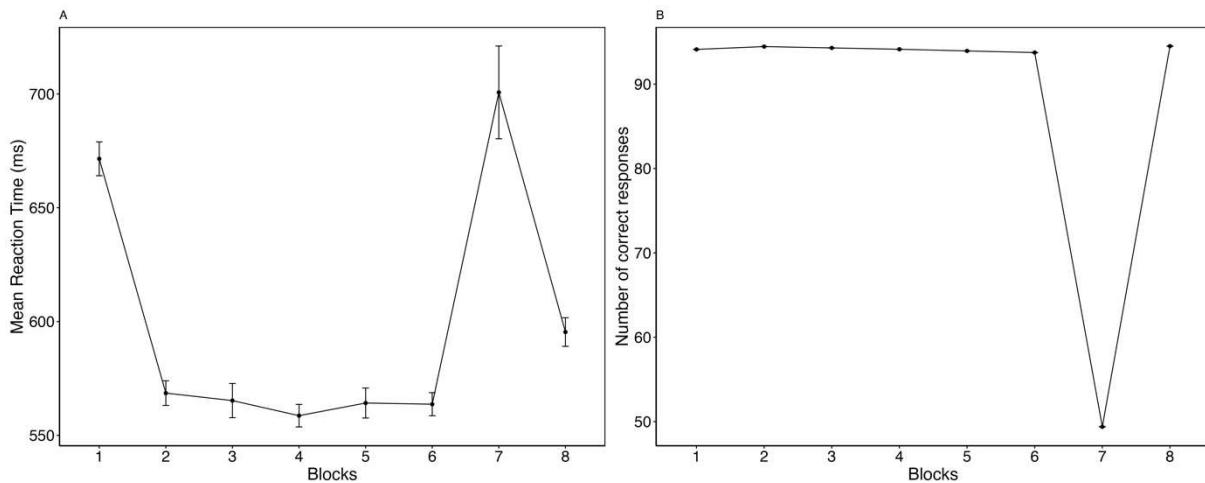


Figure 4. **Panel A** presents Mean reaction time (ms) as a function of blocks (sequential blocks 1 to 6 and 8, random block 7). Errors bars indicate within-participant standard errors. **Panel B** presents correct responses (/96) as a function of blocks.

ASL & VSL TASKS

Average performance of the ASL task was 18.8 trials correct out of 42 trials ($SD = 4.13$), which was significantly better than the task's chance-level of 16.67 ($t(49) = 3.68$, $p < 0.001$) (see Figure 5A). Average performance of the VSL task was 26.9 trials correct out of 42 trials ($SD = 6.71$), which was significantly better than the task's chance-level of 16.67 ($t(49) = 10.80$, $p < 0.001$) (see Figure 5B).

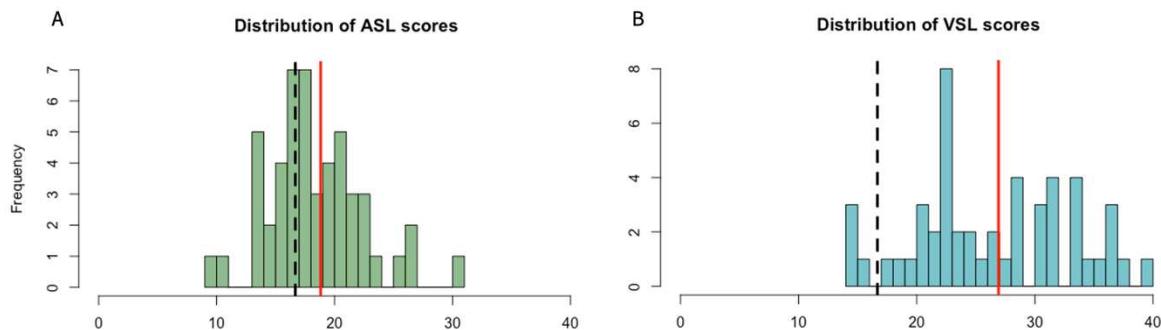


Figure 5. **Panel A** presents distribution of ASL scores. **Panel B** presents distribution of VSL scores. The black dashed lines indicate the chance level (16.67 trials) and the solid black lines the group averages.

CORRELATIONS

Inter-correlations between SL variables

The correlations between the three statistical learning tasks (SRT, ASL, VSL) are presented in Table 1. The analyses showed a significant positive correlation between the ASL and the VSL task ($r = 0.34$, $p < 0.05$, FDR corrected) but no significant correlations

between ASL or VSL and the various SRT measures. Note also that the two SRT measures that take into account performance across repeated blocks (i.e., SRT12, SRT16) correlated with each other. Similarly, significant correlations were also found for the three SRT measures that compared performance in predictive blocks versus performance in random blocks (i.e., SRT67, SRT78, SRT).

Table 1. Correlation coefficients for our three statistical learning tasks (SRT, ASL, VSL). Significant Pearson correlations are marked by asterisks: * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001 (FDR correction).

	VSL ^a	SRT12 ^b	SRT16 ^c	SRT67 ^d	SRT78 ^e	SRT ^f
ASL ^a	0.336* <i>(<.05)</i>	0.059 (.801)	0.074 (.750)	-0.149 (.497)	-0.144 (.497)	-0.168 (.497)
VSL		-0.127 (.500)	-0.165 (.497)	-0.136 (.497)	0.149 (.497)	0.002 (.987)
SRT12			0.793*** <i>(<.001)</i>	0.102 (.191)	-0.015 (.986)	0.050 (.497)
SRT16				0.260*** <i>(<.001)</i>	-0.025 (.962)	0.134 (.083)
SRT67					0.509*** <i>(<.001)</i>	0.877*** <i>(<.001)</i>
SRT78						0.859*** <i>(<.001)</i>

Computed correlation used Pearson-method with listwise-deletion.

^a raw score

^b mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 2nd sequential block

^c mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 6th sequential block

^d mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th sequential block

^e mean RT of the 7th random block - mean RT of the 8th sequential block

^f mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th and 8th sequential block

Correlations between SL and predictive reading variables

The correlations between the three SL tasks and the predictive reading tasks are presented in Table 2. The analyses showed no significant correlation between semantic or syntactic prediction (or the average of the two) and any of the SL measures. Surprisingly, there was also no significant correlation between semantic and syntactic

prediction, which suggests that the two tasks seem to measure different kinds of prediction.

Table 2. Correlation coefficients of our three statistical learning tasks (SRT, ASL, VSL) and our predictive reading task. Significant Pearson correlations are marked by asterisks: * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001 (FDR correction).

	Syntactic prediction	ASL ^a	VSL ^a	SRT12 ^b	SRT16 ^c	SRT67 ^d	SRT78 ^e	SRT ^f
Semantic prediction	0.065 (0.83)	0.088 (0.83)	-0.108 (0.83)	0.134 (0.55)	-0.006 (0.98)	-0.077 (0.75)	-0.213 (0.18)	-0.171 (0.36)
Syntactic prediction		0.123 (0.82)	0.327 (0.36)	0.010 (0.98)	-0.031 (0.98)	0.075 (0.76)	-0.153 (0.41)	-0.048 (0.83)
Prediction in reading (average)		0.146 (0.62)	0.169 (0.60)	0.043 (0.83)	-0.022 (0.91)	0.034 (0.85)	-0.139 (0.41)	-0.062 (0.78)

Computed correlation used Pearson-method with listwise-deletion.

^a raw score

^b mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 2nd sequential block

^c mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 6th sequential block

^d mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th sequential block

^e mean RT of the 7th random block - mean RT of the 8th sequential block

^f mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th and 8th sequential block

Correlations between reading level, SL, and predictive reading variables

The correlations between the predictive reading scores and the reading level and the reading speed of our participant are presented in Table 3. The analyses showed a significant negative correlation between overall reading level in the standardized reading task and overall reading speed in the predictive reading task ($r = -0.33$, $p < 0.001$, FDR corrected). A negative correlation means that people with a good reading/comprehension ability are also faster readers in our experimental task. Interestingly, we found a significant positive correlation between our predictive reading score and overall reading ability ($r = 0.21$, $p < 0.05$, FDR corrected). This correlation indicates that good readers/comprehenders tend to be good language predictors. Given that reading ability and reading speed are correlated negatively, it is not surprising to also find a significant

negative correlation between the participants' reading speed in our experimental task and their predictive reading score ($r = -0.20$, $p < 0.05$, FDR corrected). This negative correlation suggests that faster readers are better language predictors or the other way around.

Table 3. Correlation coefficients between the reading level and the reading speed of our participant, and the predictive reading measures. Significant Pearson correlations are marked by asterisks: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$ (FDR corrected).

	Reading speed	Prediction in reading	Semantic prediction	Syntactic prediction
Reading level	-0.327*** <i>(<.001)</i>	0.207* <i>(<.05)</i>	0.101 (.369)	0.208 (.070)
Reading speed		-0.204* <i>(<.05)</i>	-0.195 (.085)	-0.178 (.104)

Computed correlation used Pearson-method with listwise-deletion.

The correlations between the three statistical learning tasks (SRT, ASL, VSL) and reading level and reading speed are presented in Table 4. The analyses showed a significant positive correlation between overall reading ability and the ASL score ($r = 0.42$, $p < 0.01$, FDR corrected). Reading ability also correlated with SRT67, one of the SRT measures that is based on the drop of performance in the random block that follows a predictive block ($r = 0.24$, $p < 0.05$, FDR corrected). These correlations suggest that good readers/comprehenders tend to be good statistical learners in the auditory modality and to some extent in the motor modality. We also found a significant negative correlation between the participants' reading speed in our predictive reading task and the SRT67 score ($r = -0.28$, $p < 0.05$, FDR corrected), which indicates that faster readers tend to be better implicit learners. These correlations could also be interpreted the other way around: good statistical learners and good language predictors tend to be better readers/comprehenders.

Table 4. Correlation coefficients between the reading level and the reading speed of our participant, and our three statistical learning tasks (SRT, ASL, VSL). Significant Pearson correlations are marked by asterisks: * p < 0.05, ** p < 0.01, *** p < 0.001 (FDR corrected).

	ASL ^a	VSL ^a	SRT12 ^b	SRT16 ^c	SRT67 ^d	SRT78 ^e	SRT ^f
Reading level	0.419** (<.01)	0.282 (.142)	0.107 (.455)	0.110 (.455)	0.236* (<.05)	0.023 (.929)	0.149 (.250)
Reading speed	-0.211 (.319)	0.048 (.891)	-0.094 (.475)	0.010 (.986)	-0.276* (<.05)	0.005 (.986)	-0.156 (.231)

Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.

^a raw score

^b mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 2nd sequential block

^c mean RT of the 1st sequential block - mean RT of the 6th sequential block

^d mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th sequential block

^e mean RT of the 7th random block - mean RT of the 8th sequential block

^f mean RT of the 7th random block - mean RT of the 6th and 8th sequential block

DISCUSSION

There is a growing interest in the potential link between SL and normal and impaired reading. Some studies have found that SL is associated with reading (Arciuli & Simpson, 2012) and sentence processing (Misyak & Christiansen, 2012), while others have found null correlations with reading or reading-related skills (Haebig et al., 2017; Schmalz et al., 2019; Siegelman & Frost, 2015).

Because all previous studies investigated quite general levels of reading ability (e.g., Arciuli & Simpson, 2011; Misyak & Christiansen, 2012), in the present study, we used a predictive reading task, in which participants could use semantic or syntactic contexts to facilitate the processing of a target word (Gavard & Ziegler, 2022). This task results in semantic and syntactic context effects that allowed us to calculate for each participant a linguistic prediction score (i.e., a semantic or syntactic priming effect). We hypothesized that, if anything, SL measures should be more strongly related to the ability to make linguistic predictions rather than global measures of reading speed or reading ability.

We will now summarize and discuss our findings in the context of the extant literature on SL and reading. First of all, we replicated the semantic and syntactic context effects on reading aloud (Gavard & Ziegler, 2022) in an on-line experiment using a large sample of participants (N= 120). Incidentally, this finding nicely demonstrates that reading aloud

experiments can be conducted online and produce high-quality results (Fairs & Strijkers, 2021). We also replicated the finding that syntactic context effects were stronger than semantic context effects despite the fact syntactic contexts cannot activate precise lexical entries, whereas semantic contexts could possibly pre-activate specific lexical entries. Our results support the findings of Snell and Grainger (2017), who found faster partial report word identification accuracy for words that were embedded in syntactically correct sequences as opposed to scrambled agrammatical sequences. Taken together, these results suggest that syntactic contexts provide a strong constraint on single word identification and reading aloud. It is also noteworthy that there was no correlation between semantic and syntactic prediction scores, which means that these two types of linguistic predictions are quite specific and do not seem to depend on a single common mechanism. It is possible that semantic priming is more associated with lexical processing and attention (i.e., pay attention to the context and activate lexical candidates that fit the semantic category), whereas syntactic priming might reflect more general language skills and working memory (i.e., activate a sentence frame in short term memory and predict the syntactic role of the target word).

Second, we did not find the expected link between semantic and/or syntactic prediction effects and SL abilities. One explanation might be that our predictive reading task was not suited for investigating interindividual differences although it produced quite strong effects at the group level. To address this concern, we assessed the test-retest reliability of this task, and we found a reasonable test-rest reliability of $r = .56$ for our prediction scores. As a comparison, Perry, Ziegler and Zorzi (2010) looked at the variance that is reproducible for the same items across different reading aloud databases and found that performance to identical items across four different databases correlated moderately, with r values ranging between .42 and .68 (i.e., 17.6% and 46.2% of the variance). Thus, the test-retest reliability of our prediction scores is quite close to the amount of variance that is reproducible for the same items in reading aloud (see also Perry, Evertz, Zorzi, & Ziegler, 2024). Together then, our results are not in favor of the idea that the ability to make linguistic predictions is based on a domain-general SL ability.

Third, although we failed to find a link between SL and linguistic prediction, there was a significant link between SL in the auditory segmentation task (ASL) and general reading ability, as measured by reading aloud speed in the predictive reading task and reading

ability in the standardized reading test. The size of the correlation ($r = 0.419$) was comparable to that recently reported by Ren et al. (2023) in a meta-analysis on SL and reading ($r = 0.260$). Thus, it seems to be the case that SL is related more generally to reading proficiency than more specifically to linguistic prediction. This could be because SL might have a very strong effect during reading development (Seidenberg & MacDonald, 2018), which in turn affects general reading proficiency. In contrast, linguistic predictions might rely on higher level factors, such as memory, attention, or vocabulary. In support of this idea, Mani and Huettig (2012) showed that children's linguistic prediction skills were significantly correlated with their productive vocabulary size (i.e., children with large production vocabularies were better at predicting upcoming linguistic input).

Fourth, we also replicated the finding that auditory SL seems to show stronger correlations with general reading ability than visual SL (Gabay et al., 2015). This result is in line with a previous study which showed that reading skills were more strongly associated with auditory SL than with visual SL in typically reading adults and children (Qi et al., 2019). It is also consistent with a recent study on dyslexia which showed that adults with dyslexia exhibited typical statistical learning for visual material, but impaired statistical learning for auditory material and only auditory statistical learning correlated positively with single-word reading performance both across all participants and in the group of dyslexics (Ozernov-Palchik et al., 2023).

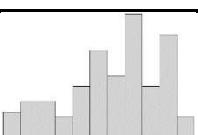
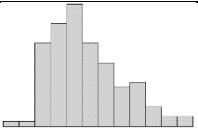
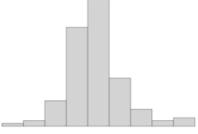
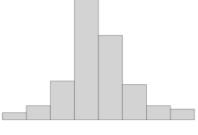
Fifth, the two types of SL tasks were not correlated suggesting that there was a clear dissociation between the two classes of SL tasks (SRT vs. ASL/VSL). As for the predictive reading tasks, this could be possibly due to the fact that, unlike the ASL and VSL tasks, the SRT task was not optimized for the investigation of interindividual differences. However, this explanation does not seem to hold because the test-retest reliability of the SRT task was actually quite high ($r = .62$). Thus, it is more plausible that these tasks measure different aspects of SL. Indeed, SRT is a spatial-motor skill learning task. Skill learning is a form of implicit learning that involves the acquisition of perceptual-motor skills through practice and feedback and relies on the procedural memory system (Nicolson & Fawcett, 2007, 2011; Ullman, 2004). In that respect, VSL and ASL segmentation tasks are quite different because they do not require explicit knowledge of the task goal or any motor engagement (Batterink et al., 2015; Song et al., 2007). The findings in the dyslexia study by Ozernov-Palchik et al. (2023) are clearly in favor of a dissociation between these two

types of SL tasks because they found deficits in adults with dyslexia in an ASL segmentation task but not in skill learning on mirror tracing and rotary pursuit tasks, two tasks that reflect purely procedural memory.

The differences between SL tasks in relation to reading and dyslexia are clearly consistent with the pluralist view of SL (Frost et al., 2015), according to which SL across modalities and domains operates through partially overlapping, but yet distinct mechanisms. If we take the componential view of SL, as advocated by Arciuli and colleagues (2012, 2018), it seems clear that extracting and learning auditory patterns from the environment (ASL) is more relevant to reading than implicit skill learning. In this respect, it is also less surprising why we did not find a link to the ability to make linguistic predictions because the nature of these tasks and the possibly associated SL computations are rather different. Performance in SL is a snapshot of a participant's ability to learn about sensory regularities. In contrast, the ability to make linguistic predictions is the end product of a long-lasting learning process that might be influenced by many other factors. Without a precise theory about the kinds of computations involved in different domains and modalities, it is unlikely to gain a better understanding of the link between SL and linguistic predictions skills.

APPENDIX

Table S1. Psychometric properties of all variables with their distributions

Variables	N	Min	Max	Mean	St.dev	Skewness	Kurtosis	Histogram
Reading level	120	25	77	56.98	13.51	-0.60	-0.53	
Reading speed	120	436.7	974	660.4	111.98	0.60	-0.17	
Prediction in reading (average)	120	-0.04	0.12	0.03	0.03	0.75	2.63	
Semantic prediction	94	-0.05	0.09	0.02	0.03	0.38	1.02	

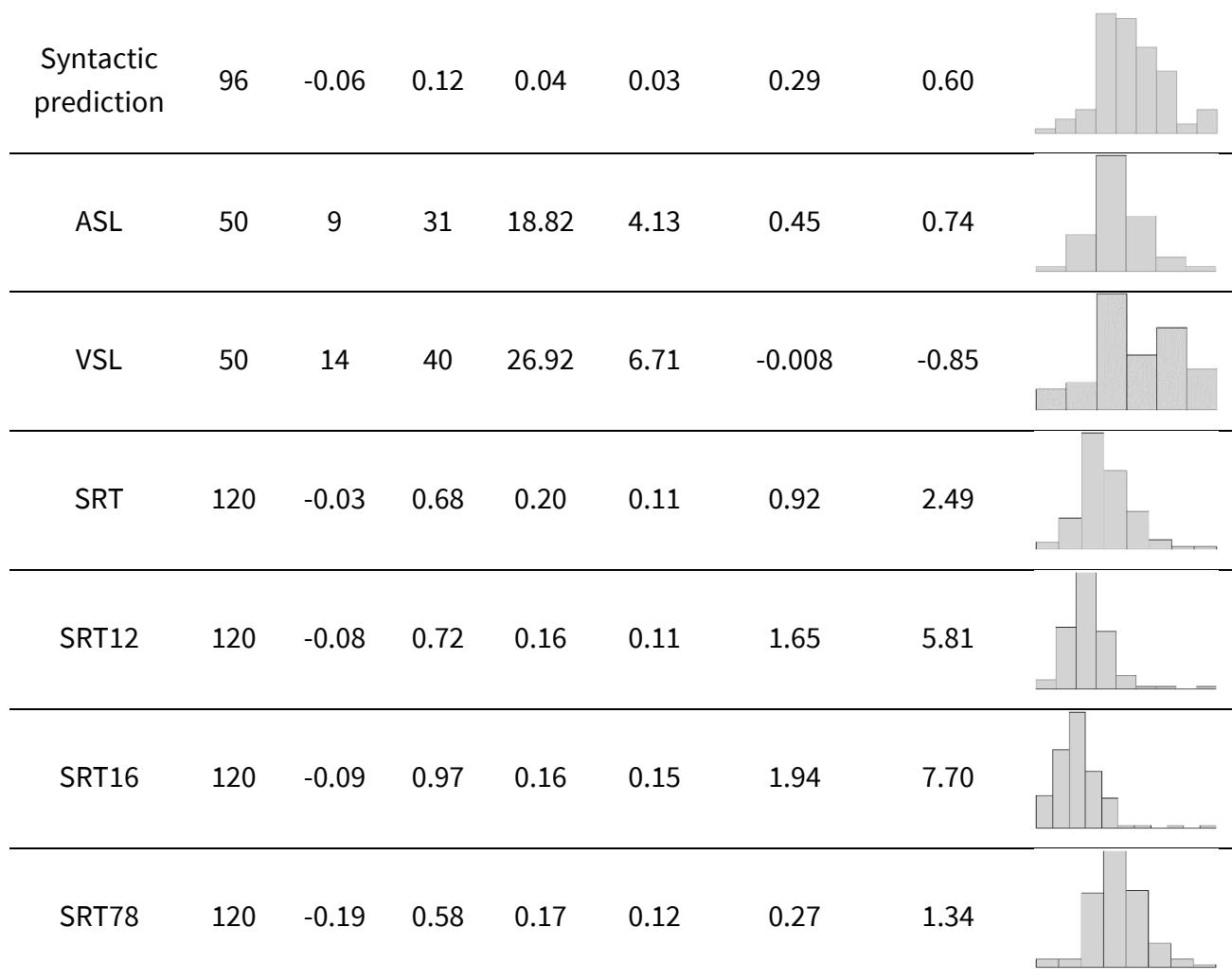


Figure S1. Example of three trials: two “pattern recognition” trials and 1 “pattern completion” trial (taken from Siegelman, Bogaerts, & Frost, 2017). The instructions were presented in French.

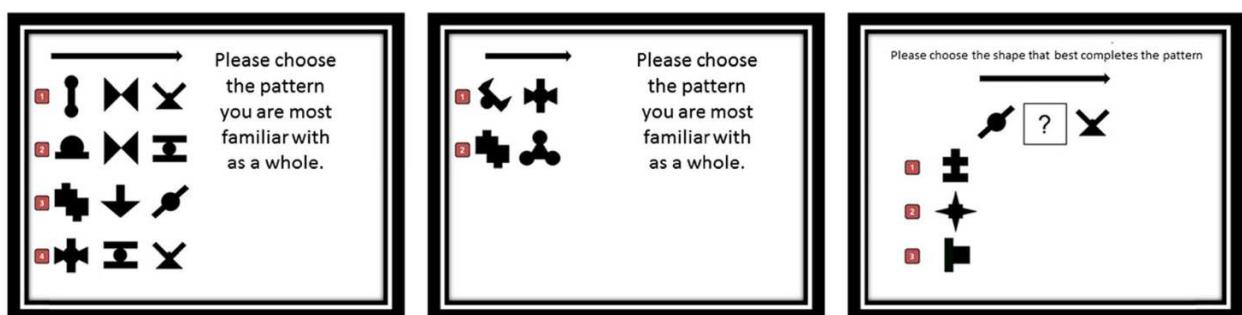
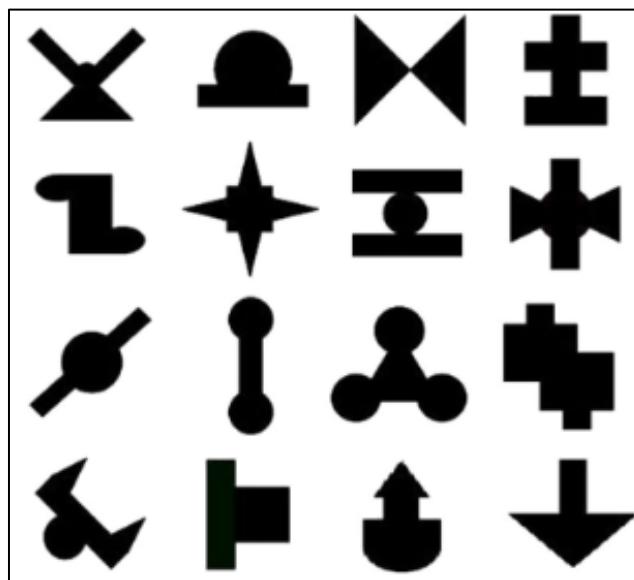


Figure S2. Shapes used in the VSL task (taken from Fiser & Aslin, 2001).



ETHICS AND CONSENT

The experiment was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki. All participants signed an informed consent form.

FUNDING INFORMATION

This research has been supported by grants from France 2023 (ILCB, AN-16-CONV-0002; EFRAN, ANR-22-FRAN-0004), and the Excellence Initiative of Aix-Marseille University A*MIDEX (ANR-11-IDEX-0001-02). The work that led to this publication was also supported by AMPIRIC, a center of excellence on research in education and teacher training.

COMPETING INTERESTS

The authors have no competing interests to declare.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Both authors contributed equally and approved the final version of the manuscript.

ACKNOWLEDGEMENTS

The article was written as a contribution for the special issue in honor of Jonathan Grainger, an amazing colleague, and a dear friend. We wish to thank the two anonymous reviewers who provided excellent feedback that helped to improve the present article.

REFERENCES

- Arciuli, J. (2018). Reading as Statistical Learning. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools*, 49(3S), 634-643. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0135
- Arciuli, J., & Conway, C. M. (2018). The Promise—And Challenge—Of Statistical Learning for Elucidating Atypical Language Development. *Current Directions in Psychological Science*, 27(6), 492-500.
<https://doi.org/10.1177/0963721418779977>
- Arciuli, J., & Simpson, I. C. (2011). Statistical learning in typically developing children: The role of age and speed of stimulus presentation. *Developmental science*, 14(3), 464-473. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2009.00937>.
- Arciuli, J., & Simpson, I. C. (2012). Statistical Learning Is Related to Reading Ability in Children and Adults : Cognitive Science. *Cognitive Science*, 36(2), 286-304.
<https://doi.org/10.1111/j.1551-6709.2011.01200>
- Baayen, R. H. (2008). *Analyzing linguistic data: A practical introduction to statistics using R*. Cambridge University Press
- Bar, M. (2009). Predictions : A universal principle in the operation of the human brain. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1521), 1181-1182. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0321>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using **lme4**. *Journal of Statistical Software*, 67(1).
<https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- 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.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2015.04.004>
- Berry, D. C., & Dienes, Z. (1993). *Implicit learning: theoretical and empirical issues*. Hove, UK: Lawrence Erlbaum.
- Blanca, M. J., Arnau, J., López-Montiel, D., Bono, R., & Bendayan, R. (2013). Skewness and Kurtosis in Real Data Samples. *Methodology*, 9(2), 78-84.
<https://doi.org/10.1027/1614-2241/a000057>
- Chang, F., Dell, G. S., & Bock, K. (2006). Becoming syntactic. *Psychological Review*, 113(2), 234-272. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.2.234>
- Christiansen, M. H. (2019). Implicit Statistical Learning : A Tale of Two Literatures. *Topics in Cognitive Science*, 11(3), 468-481. <https://doi.org/10.1111/tops.12332>
- DeLong, K. A., Urbach, T. P., & Kutas, M. (2005). Probabilistic word pre-activation during language comprehension inferred from electrical brain activity. *Nature Neuroscience*, 8(8), 1117-1121. <https://doi.org/10.1038/nn1504>

- de Marneffe, M.-C., Manning, C. D., Nivre, J., & Zeman, D. (2021). Universal Dependencies. *Computational Linguistics*, 1-54. https://doi.org/10.1162/coli_a_00402
- Ehrlich, S. F., & Rayner, K. (1981). Contextual effects on word perception and eye movements during reading. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 20(6), 641-655. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(81\)90220-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(81)90220-6)
- Fairs, A., & Strijkers, K. (2021). Can we use the internet to study speech production? Yes we can! Evidence contrasting online versus laboratory naming latencies and errors. *PLoS ONE*, 16(10), e0258908. <https://doi.org/doi.org/10.1371/journal.pone.0258908>
- Federmeier, K. D., & Kutas, M. (1999). A Rose by Any Other Name : Long-Term Memory Structure and Sentence Processing. *Journal of Memory and Language*, 41(4), 469-495. <https://doi.org/10.1006/jmla.1999.2660>
- Ferreira, F., & Clifton, C. (1986). The independence of syntactic processing. *Journal of Memory and Language*, 25(3), 348-368. [https://doi.org/10.1016/0749-596X\(86\)90006-9](https://doi.org/10.1016/0749-596X(86)90006-9)
- Finger, H., Goeke, C., Diekamp, D., Standvoß, K., & König, P. (2017). LabVanced : A Unified JavaScript Framework for Online Studies. *Science*, 349(6251), 1-3. <https://doi.org/10.1126/science.aac4716>
- Fiser, J., & Aslin, R. N. (2001). Unsupervised Statistical Learning of Higher-Order Spatial Structures from Visual Scenes. *Psychological Science*, 12(6), 499-504. <https://doi.org/10.1111/1467-9280.00392>
- Frost, R., Armstrong, B. C., Siegelman, N., & Christiansen, M. H. (2015). Domain generality versus modality specificity: The paradox of statistical learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(3), 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.12.010>
- Gabay, Y., Thiessen, E. D., & Holt, L. L. (2015). Impaired Statistical Learning in Developmental Dyslexia. *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, 58(3), 934-945. https://doi.org/10.1044/2015_JSLHR-L-14-0324
- Gavard, E., & Ziegler, J. C. (2022). The Effects of Semantic and Syntactic Prediction on Reading Aloud. *Experimental Psychology*, 69(6), 308-319. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000568>
- Grasso CL, Ziegler JC, Coull JT, Montant M (2022) Embodiment time: Effect of reading expertise on the spatial representation of past and future. *PLoS ONE* 17(10): e0276273. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0276273>
- Günther, F., Rinaldi, L., & Marelli, M. (2019). Vector-space models of semantic Representation from a cognitive perspective: A discussion of common misconceptions. *Perspectives on Psychological Science*, 14(6), 1006–1033. <https://doi.org/10.1177/1745691619861372>
- Haebig, E., Saffran, J. R., & Ellis Weismer, S. (2017). Statistical word learning in children with autism spectrum disorder and specific language impairment. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 58(11), 1251-1263. <https://doi.org/10.1111/jcpp.12734>
- Hoaglin, D. C., Iglewicz, B., & Tukey, J. W. (1986). Performance of Some Resistant Rules for Outlier Labeling. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 991-999. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478363>
- Hohwy, J. (2013). *The predictive mind*. Oxford University Press.
- Inácio, F., Faísca, L., Forkstam, C., Araújo, S., Bramão, I., Reis, A., & Petersson, K. M. (2018). Implicit sequence learning is preserved in dyslexic children. *Annals of Dyslexia*, 68(1), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s11881-018-0158-x>

- Johnson, M. A., Turk-Browne, N. B., & Goldberg, A. E. (2013). Prediction plays a key role in language development as well as processing. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 360-361. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12002609>
- Kidd, E. (2012). Implicit statistical learning is directly associated with the acquisition of syntax. *Developmental Psychology*, 48(1), 171-184. <https://doi.org/10.1037/a0025405>
- Kidd, E., & Arciuli, J. (2016). Individual Differences in Statistical Learning Predict Children's Comprehension of Syntax. *Child Development*, 87(1), 184-193. <https://doi.org/10.1111/cdev.12461>
- Kolb, P. (2008). DISCO: A Multilingual Database of Distributionally Similar Words. *Proceedings of KONVENS-2008*, 156, 8.
- Kutas, M., & Federmeier, K. D. (2011). Thirty Years and Counting : Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology*, 62(1), 621-647. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.093008.131123>
- Lüdtke, J., Froehlich, E., Jacobs, A. M., & Hutzler, F. (2019). The SLS-Berlin : Validation of a German Computer-Based Screening Test to Measure Reading Proficiency in Early and Late Adulthood. *Frontiers in Psychology*, 10, 1682. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.01682>
- Lukasova, K., Silva, I. P., & Macedo, E. C. (2016). Impaired Oculomotor Behavior of Children with Developmental Dyslexia in Antisaccades and Predictive Saccades Tasks. *Frontiers in Psychology*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00987>
- Lupyan, G., & Clark, A. (2015). Words and the World : Predictive Coding and the Language-Perception-Cognition Interface. *Current Directions in Psychological Science*, 24(4), 279-284. <https://doi.org/10.1177/0963721415570732>
- 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), 843-847. <https://doi.org/10.1037/a0029284>
- Maye, J., Werker, J. F., & Gerken, L. (2002). Infant sensitivity to distributional information can affect phonetic discrimination. *Cognition*, 82(3), B101-B111. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(01\)00157-3](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(01)00157-3)
- Misyak, J. B., & Christiansen, M. H. (2012). Statistical Learning and Language : An Individual Differences Study: Individual Differences in Statistical Learning. *Language Learning*, 62(1), 302-331. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9922.2010.00626.x>
- Ni, W., Crain, S., & Shankweiler, D. (1996). Sidestepping garden paths : Assessing the contributions of syntax, semantics and plausibility in resolving ambiguities. *Language & Cognitive Processes*, 11(3), 283-334. <https://doi.org/10.1080/016909696387196>
- Nicolson, R. I., & Fawcett, A. J. (2007). Procedural learning difficulties : Reuniting the developmental disorders? *Trends in Neurosciences*, 30(4), 135-141. <https://doi.org/10.1016/j.tins.2007.02.003>
- Nicolson, R. I., & Fawcett, A. J. (2011). Dyslexia, dysgraphia, procedural learning and the cerebellum. *Cortex*, 47(1), 117-127. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2009.08.016>
- Nissen, M. J., & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning : Evidence from performance measures. *Cognitive Psychology*, 19(1), 1-32. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(87\)90002-8](https://doi.org/10.1016/0010-0285(87)90002-8)
- Oliveira, C. M., Hayiou-Thomas, M. E., & Henderson, L. M. (2023). The reliability of the

- serial reaction time task: meta-analysis of test-retest correlations. *Royal Society Open Science*, 10(7), 221542.
<https://royalsocietypublishing.org/doi/10.1098/rsos.221542>
- Ozernov-Palchik, O., Qi, Z., Beach, S. D., & Gabrieli, J. D. E. (2023). Intact procedural memory and impaired auditory statistical learning in adults with dyslexia. *Neuropsychologia*, 188, 108638.
<https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2023.108638>
- Perruchet, P., & Pacton, S. (2006). Implicit learning and statistical learning : One phenomenon, two approaches. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(5), 233-238.
<https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.03.006>
- Perry, C., Evertz, R., Zorzi, M., & Ziegler, J. C. (2024). Understanding the complexity of computational models through optimization and sloppy parameter analyses: The case of the Connectionist Dual-Process Model. *Journal of Memory and Language*, 134, 104468. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2023.104468>
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2010). Beyond single syllables: Large-scale modeling of reading aloud with the Connectionist Dual Process (CDP++) model. *Cognitive Psychology*, 61(2), 106-151. <https://doi.org/10.1111/cogs.12030>
- Pickering, M. J., & Gambi, C. (2018). Predicting while comprehending language : A theory and review. *Psychological Bulletin*, 144(10), 1002-1044.
<https://doi.org/10.1037/bul0000158>
- Pickering, M. J., & Garrod, S. (2013). An integrated theory of language production and comprehension. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 329-347.
<https://doi.org/10.1017/S0140525X12001495>
- Plaut, D. C., McClelland, J. L., Seidenberg, M. S., & Patterson, K. (1996). Understanding Normal and Impaired Word Reading : Computational Principles in Quasi-Regular Domains. *Psychological Review*, 103(1), 56. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.103.1.56>
- Protopapas, A. (2007). Check Vocal : A program to facilitate checking the accuracy and response time of vocal responses from DMDX. *Behavior Research Methods*, 39(4), 859-862. <https://doi.org/10.3758/BF03192979>
- Przekoracka-Krawczyk, A., Brenk-Krakowska, A., Nawrot, P., Rusiak, P., & Naskrecki, R. (2017). Unstable Binocular Fixation Affects Reaction Times But Not Implicit Motor Learning in Dyslexia. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 58(14), 6470. <https://doi.org/10.1167/iovs.16-21305>
- Qi, Z., Sanchez Araujo, Y., Georgan, W. C., Gabrieli, J. D. E., & Arciuli, J. (2019). Hearing Matters More Than Seeing : A Cross-Modality Study of Statistical Learning and Reading Ability. *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 101-115.
<https://doi.org/10.1080/10888438.2018.1485680>
- Ren, J., Wang, M., & Arciuli, J. (2023). A meta-analysis on the correlations between statistical learning, language, and reading outcomes. *Developmental Psychology*.
<https://doi.org/10.1037/dev0001577>
- Saffran, J. R., Aslin, R. N., & work(s):, E. L. N. R. (1996). Statistical Learning by 8-Month-Old Infants. *Science, New Series*, 274(5294), 1926-1928. <https://doi.org/DOI:10.1126/science.274.5294.1926>
- Schendan, H. E., Searl, M. M., Melrose, R. J., & Stern, C. E. (2003). An fMRI Study of the Role of the Medial Temporal Lobe in Implicit and Explicit Sequence Learning. *Neuron*, 37(6), 1013-1025. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(03\)00123-5](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(03)00123-5)

- Schmalz, X., Moll, K., Mulatti, C., & Schulte-Körne, G. (2019). Is statistical learning ability related to reading ability, and if so, why? *Scientific Studies of Reading, 23*(1), 64-76. <https://doi.org/doi.org/10.1080/10888438.2018.1482304> SMASH
- Schwarb, H., & Schumacher, E. (2012). Generalized lessons about sequence learning from the study of the serial reaction time task. *Advances in Cognitive Psychology, 8*(2), 165-178. <https://doi.org/10.5709/acp-0113-1>
- Seidenberg, M. S., & MacDonald, M. C. (2018). The Impact of Language Experience on Language and Reading : A Statistical Learning Approach. *Topics in Language Disorders, 38*(1), 66-83. <https://doi.org/10.1097/TLD.0000000000000144>
- Shanks, D.R. (2005) Implicit learning. In *Handbook of Cognition* (Lamberts, K. and Goldstone, R., eds), pp. 202-220, Sage Publications
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2017). Towards a theory of individual differences in statistical learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 372*(1711), 20160059. <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0059>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Elazar, A., Arciuli, J., & Frost, R. (2018). Linguistic entrenchment: Prior knowledge impacts statistical learning performance. *Cognition, 177*, 198-213. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2018.04.011>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., & Frost, R. (2017). Measuring individual differences in statistical learning : Current pitfalls and possible solutions. *Behavior Research Methods, 49*(2), 418-432. <https://doi.org/10.3758/s13428-016-0719-z>
- Siegelman, N., & Frost, R. (2015). Statistical learning as an individual ability: Theoretical perspectives and empirical evidence. *Journal of Memory and Language, 81*, 105-120. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2015.02.001>
- Smith, N. J., & Levy, R. (2013). The effect of word predictability on reading time is logarithmic. *Cognition, 128*(3), 302-319. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2013.02.013>
- Snell, J., & Grainger, J. (2017). The sentence superiority effect revisited. *Cognition, 168*, 217-221. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.07.003>
- Song, S., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2007). Implicit probabilistic sequence learning is independent of explicit awareness. *Learning & Memory, 14*(3), 167-176. <https://doi.org/10.1101/lm.437407>
- Spencer, M., Kaschak, M. P., Jones, J. L., & Lonigan, C. J. (2015). Statistical learning is related to early literacy-related skills. *Reading and Writing, 28*(4), 467-490. <https://doi.org/10.1007/s11145-014-9533-0>
- Staels, E., & Van Den Broeck, W. (2017). A specific implicit sequence learning deficit as an underlying cause of dyslexia? Investigating the role of attention in implicit learning tasks. *Neuropsychology, 31*(4), 371-382. <https://doi.org/10.1037/neu0000348>
- Staub, A. (2015). The Effect of Lexical Predictability on Eye Movements in Reading : Critical Review and Theoretical Interpretation: Predictability and Eye Movements. *Language and Linguistics Compass, 9*(8), 311-327. <https://doi.org/10.1111/lnc3.12151>
- Swingley, D. (2005). 11-month-olds' knowledge of how familiar words sound 11-month-olds'phonologicalknowledge. *Developmental Science, 8*(5), 432-443. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2005.00432>
- 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), 792-814. <https://doi.org/10.1037/a0030801>

- Thiessen, E. D., & Saffran, J. R. (2003). When cues collide : Use of stress and statistical cues to word boundaries by 7- to 9-month-old infants. *Developmental Psychology, 39*(4), 706-716. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.39.4.706>
- Thiessen, E. D., & Saffran, J. R. (2007). Learning to Learn : Infants' Acquisition of Stress-Based Strategies for Word Segmentation. *Language Learning and Development, 3*(1), 73-100. <https://doi.org/10.1080/15475440709337001>
- Thompson, S. P., & Newport, E. L. (2007). Statistical Learning of Syntax : The Role of Transitional Probability. *Language Learning and Development, 3*(1), 1-42. <https://doi.org/10.1080/15475440709336999>
- Ullman, M. T. (2004). Contributions of memory circuits to language : The declarative/procedural model. *Cognition, 92*(1-2), 231-270. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2003.10.008>
- Wimmer, H., and Mayringer, H. (2014). *Salzburger Lese-Screening für die Schulstufen 2-9*. Bern: Huber.
- Witteloostuijn, M., Boersma, P., Wijnen, F., & Rispens, J. (2021). The contribution of individual differences in statistical learning to reading and spelling performance in children with and without dyslexia. *Dyslexia, 27*(2), 168-186. <https://doi.org/10.1002/dys.1678>
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2014). Modelling reading development through phonological decoding and self-teaching: Implications for dyslexia. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 369*(1634), 20120397. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0397>

Chapitre 8

L'exploration des réseaux neuronaux de la prédiction linguistique et de l'apprentissage statistique chez des étudiants dyslexiques et normolecteurs

Les recherches en psycholinguistique et en neuro-imagerie soulignent l'importance des mécanismes d'anticipation dans la compréhension et la production du langage, ainsi que dans la lecture. De plus, un nombre croissant d'études ont utilisé des paradigmes d'apprentissage statistique pour déterminer si les capacités d'apprentissage statistique peuvent expliquer les différences interindividuelles dans le traitement du langage et les capacités de lecture. L'objectif de la présente étude était de se concentrer spécifiquement sur le réseau neuronal qui sous-tend les processus de prédiction et de comprendre si les prédictions sémantiques et syntaxiques en lecture reposent sur des capacités d'apprentissage statistique générales et si les personnes souffrant de troubles de la lecture (i.e., dyslexie) présentent des déficits dans ces domaines. Pour étudier une relation possible entre la prédiction linguistique et les capacités d'apprentissage statistique dans la lecture normale et la lecture déficiente, nous avons mené une étude IRMf avec une tâche de temps de réaction en série (SRT), et une tâche de lecture prédictive dans laquelle 50 participants (i.e., 25 lecteurs typiques et 25 étudiants dyslexiques) devaient lire à haute voix les mêmes mots cibles (par exemple, souris) soit dans un contexte de mots sémantiquement liés ou non (chat - chien - lapin - souris vs. table - vert - fleur - souris), soit dans le contexte de phrases syntaxiquement correctes ou incorrectes (elle - aime - ceci - souris vs. ceci - aime - elle - souris). Les résultats ont révélé des réseaux neuronaux distincts sous-jacents à la prédiction sémantique et syntaxique dans la lecture (analyse du cerveau entier) et des différences entre les groupes pour la lecture prédictive dans le gyrus précentral gauche et l'insula antérieure droite (analyse par ROI). Nous avons également montré un lien entre la lecture prédictive et les tâches SRT chez les lecteurs typiques dans le gyrus précentral gauche, et chez les étudiants dyslexiques dans le gyrus frontal inférieur gauche (BA47) et droit (BA44), le gyrus frontal médian gauche, le gyrus fusiforme gauche et le gyrus lingual gauche. Ces résultats seront discutés dans le contexte des théories compensatoires actuelles de la dyslexie, de la base neuronale de la lecture et de l'apprentissage statistique, et du rôle de la prédiction dans le traitement du langage.

Article 3

Gavard, E., Chanoine, V., Geringswald, F., Anton, J-L., Cavalli, E., Ziegler, J.C., (in prep). Exploring neural networks of semantic and syntactic prediction in reading and visuo-motor statistical learning across university students with and without dyslexia.

RUNNING Title: PREDICTIVE READING AND SL IN DYSLEXIA

**Exploring neural networks of semantic and syntactic prediction in
reading and visuo-motor statistical learning across university students
with and without dyslexia.**

Elisa Gavard¹, Valérie Chanoine²³, Franziska Geringswald²³, Jean-Luc Anton⁴, Eddy Cavalli⁵ & Johannes C. Ziegler¹²

¹Aix-Marseille Université, CNRS, CRPN, Marseille France

²Aix-Marseille Université, CNRS, ILCB, Aix-en-Provence, France

³Aix-Marseille Université, CNRS, LPL, Aix-en-Provence, France

⁴Aix-Marseille Université, CNRS, Centre IRM-INT@CERIMED, Marseille, France

⁵Université Lumière Lyon 2, EMC, Lyon, France

Author Note

Elisa Gavard  <https://orcid.org/0000-0001-5144-7767>

Valérie Chanoine  <https://orcid.org/0000-0002-3492-8160>

Franziska Geringswald  <https://orcid.org/0000-0001-7956-1780>

Eddy Cavalli  <https://orcid.org/0000-0003-3944-1973>

Johannes C. Ziegler  <https://orcid.org/0000-0002-2061-5729>

Correspondence should be addressed to Elisa Gavard or Johannes Ziegler, Centre de Recherche en Psychologie et Neuroscience, Aix-Marseille Université, 3, place Victor Hugo, 13003 Marseille. France. Email: elisa.gavard@univ-amu.fr or johannes.ziegler@univ-amu.fr

Abstract

Prediction has become a key concept in language research and the predictive brain provides an influential theoretical framework for understanding how the brain works. Psycholinguistic and neuroimaging research highlights the importance of predictive mechanisms in language comprehension, language production, and reading. Indeed, a growing number of studies have used statistical learning (SL) paradigms to investigate whether SL abilities can explain inter-individual differences in language processing and reading. The aim of the present study was to focus specifically on the neural network underlying predictive processes and to understand whether making semantic and syntactic predictions in reading relies on domain-general SL abilities and whether people with reading impairments (i.e., dyslexia) show deficits in these domains. To investigate a possible relationship between linguistic prediction and SL abilities in normal and impaired reading, we conducted an fMRI study with a serial reaction time (SRT) task and a predictive reading task in which 50 participants (25 typical readers and 25 students with dyslexia) had to read aloud the same target words (e.g., mouse) either in a context of semantically related or unrelated words (cat – dog – rabbit – mouse vs. table – green – flower – mouse) or in the context of syntactically correct or incorrect sentences (she – likes – this – mouse vs. this – likes – she – mouse). Results revealed distinct neural networks underlying semantic and syntactic prediction in reading (whole brain analysis) and group differences for the predictive reading in the left precentral gyrus and the right anterior insula (ROI analysis). We also showed a link between the predictive reading and the SRT tasks in typical readers in the left precentral gyrus, and in students with dyslexia in the left inferior frontal gyrus (BA47), the right inferior frontal gyrus (BA44), the left medial frontal gyrus, the left fusiform gyrus, and the left lingual gyrus. These results are discussed in the context of current compensatory theories of dyslexia, the neural basis of reading and statistical learning, and the role of prediction in language processing.

Keywords: prediction, dyslexia, semantics, syntax, reading, sequence learning

INTRODUCTION

Prediction is a dominant theoretical framework for understanding the functioning of the brain (Favier et al., 2021). Psycholinguistics research increasingly emphasizes the importance of predictive mechanisms in language comprehension, language production, and reading (Chang et al., 2006; Federmeier & Kutas, 1999; Pickering & Garrod, 2013; Staub, 2015). When people are reading, they do not just interpret what they read, but they also predict upcoming content (Corps et al., 2022). Thus predictable words are not only easier to recognize (Kutas & Hillyard, 1984), but they are also easier to produce (Piai et al., 2014). Previous behavioral studies have consistently shown that the recognition of a word is quicker when it is preceded by a semantically related word (i.e., semantic priming), and a similar reaction time benefit is observed for words appearing in semantically or syntactically supportive sentence contexts (Fischler & Bloom, 1979; Stanovich & West, 1981). This effect of word predictability or behavioral contextual facilitation and the neural modulation associated with it could reflect the result of predictive mechanisms and rely on top-down processes to facilitate the integration of a word's meaning and support experience-based expectations about future words (Kliegl et al., 2014; Weiss et al., 2023). The influence of prediction on reading has been extensively investigated in paradigms that relied on reaction times (Seidenberg et al., 1984; Sereno, 1991), eye movements (Ehrlich & Rayner, 1981; Staub, 2015), event-related brain potentials (DeLong et al., 2005; Kutas & Federmeier, 2011; Kutas & Hillyard, 1984), or brain imaging (Bonhage et al., 2015; Carter et al., 2019; Hagoort et al., 2004; Himmelstoss et al., 2020; Schuster et al., 2020; Weiss et al., 2023). Moreover, a growing number of studies have used various statistical learning (SL) paradigms to find out whether SL abilities can explain the inter-individual differences observed in language processing and reading (see Ren et al., 2023 for a review).

The primary objective of the present study was to describe the neural networks underlying predictive reading processes using functional magnetic resonance imaging (fMRI). Additionally, we aimed to explore the potential association between the ability to make good semantic and syntactic predictions and domain-general SL abilities. We further wanted to advance understanding of the extent of heterogeneity in both SL and linguistic predictions by investigating whether these processes were indicative of specific

deficiencies and/or areas of relative strength in adult individuals with persistent reading impairments (i.e., Developmental Dyslexia; DD), as compared to Typical Readers (TR).

SEMANTIC AND SYNTACTIC PREDICTION IN READING

When people read the sentence “It was a windy day, the bow went outside to fly his ...”, they can quite naturally predict the semantic content of the final word (a flying object) and its syntactic class (a noun). Much pioneering research has focused on semantic predictions and what happens in the brain when semantic predictions are violated (Federmeier & Kutas, 1999; Kutas & Federmeier, 2011) but there is also some research on syntactic and morpho-syntactic prediction (Bonhage et al., 2015; J. M. Henderson et al., 2016; Luke & Christianson, 2016). For example, Luke and Christianson (2016) found that people continuously predict semantic and syntactic information even in weakly constrained contexts. These findings are consistent with many theories of language prediction, which suggest that prediction plays a key role in language comprehension and production (Pickering & Garrod, 2013). Taking advantage of the spatial resolution of fMRI, studies have aimed to delineate the neural networks involved in both semantic and syntactic processing. Regarding semantic processing, recent studies have suggested a link with a set of brain regions including the medial and lateral prefrontal regions (Newman et al., 2001; Zhu et al., 2009), the inferior frontal regions and the middle and superior temporal regions (Friederici, 2011; Price, 2012), the anterior temporal lobe (Kiehl et al., 2002), the angular gyrus and caudate nucleus (Friederici, 2003; Kuperberg et al., 2000, 2008). Syntactic processing has been associated with a network of brain regions including the left inferior frontal regions, the left superior and middle temporal regions, the left occipito-temporal regions (Lopopolo et al., 2017; Schuster et al., 2016) and the dorsal caudate nucleus (Bonhage et al., 2015; J. M. Henderson et al., 2016). Yet, although a variety of approaches using brain imaging methods have sought to characterize the regions implicated in semantic or syntactic processes (Dapretto & Bookheimer, 1999; Humphries et al., 2006; Pallier et al., 2011), only very few studies have used an index of the predictability of semantic information separate from syntactic information. Given that much semantic information is often predictable even when the full word form (lexical information) is not (Luke and Christianson, 2016), it is important to identify the cortical network underlying semantic prediction separately from lexical prediction. To our knowledge, the only study that investigated the predictability of semantic information

separately of lexical or syntactic information during normal reading of connected text was conducted by Carter and colleagues (2019). Sensitivity to syntactic predictability was localized primarily in the left occipital cortex and left angular gyrus, including the precuneus and precentral gyrus. Sensitivity to semantic predictability was localized in selected areas within the semantic network, including primarily the precuneus and the dorsomedial and ventromedial prefrontal cortices.

STATISTICAL LEARNING IN READING

In the context of the predictive brain framework, a growing number of studies have investigated whether domain-general statistical learning (SL) abilities could account for interindividual differences in language processing and reading abilities (Arciuli, 2018; Hung et al., 2018; Isbilen et al., 2022). In the non-linguistic domain, some species including humans are able to quickly and implicitly extract rules from a sequence and it has been proposed that this SL ability is at the origin of our ability to segment speech and to learn words (Saffran et al., 1996). In the domain of reading, it has been suggested that SL might be the basis of our ability to implicitly extract the regularities between spelling and sound (Treiman, 2018; Witteloostuijn et al., 2021; Ziegler et al., 2020). A recent meta-analysis by Ren and colleagues (2023) based on 42 articles with 53 independent samples, confirmed a significant albeit moderate relationship between SL and language-related outcome.

A potential relationship between SL and reading ability is also supported by findings from neuroimaging studies showing a strong neural overlap between motor sequence learning and word reading (Christiansen et al., 2012; Hung et al., 2018, 2019). For example, Hung et al. (2019) showed that various brain regions, including the occipitotemporal cortex, superior temporal gyrus, inferior frontal gyrus, inferior parietal lobule, insula, putamen and cerebellum were commonly involved both in a serial reaction time task (i.e., SRT, a motor sequence learning task) and a natural reading task. Furthermore, the authors found that the activations of the right insula and the right inferior frontal gyrus that are found both in the reading and the SRT task were associated with individual differences of reading skills. However, the nature of the relationship between SL and reading ability remains elusive. While some studies have found positive association between SL and language skills, other studies have found small and non-significant associations

(Lammertink et al., 2020; Schmalz et al., 2019; West et al., 2021). In addition, most of the research mentioned above has focused on reading skills such as fluency, spelling, and comprehension, but less attention has been devoted to investigating the relationship between SL and linguistic predictions.

INTERINDIVIDUAL DIFFERENCES IN SL AND READING

The facilitatory effect of word predictability has been shown to vary with reading ability, such that stronger facilitatory effects are found for slow than for fast readers (Ashby et al., 2005; Hawelka et al., 2015; Weiss et al., 2023). Specifically, the effects of sentence context facilitation exhibited by adults with reading impairments (or DD) are larger than those observed in both typical adult controls and reading-age typical readers, while the reading times of impaired readers remained significantly longer (Bruck, 1990). Consistent with this finding, the study conducted by Corkett and Parrila (2008) showed that word recognition was inhibited when the target word was preceded by an incongruent sentence and that the strength of the sentence context affected word recognition latencies differently in typical readers and adults with reading difficulties. This finding showed that performance of adults with reading difficulties was context-sensitive and suggest cognitive compensation which enables the development and use of reading procedures. Results from the few single-word reading and sentence processing neuroimaging studies on TR and DD that have specifically investigated semantic and/or syntactic processing typically found weaker activation in the left middle and superior temporal cortex (Helenius et al., 1999; Rüsseler et al., 2007), or reduced hippocampal activation for readers with DD relative to TR (Paz-Alonso et al., 2018).

Interestingly, recent evidence has suggested that hippocampal function may be associated with sequential procedural learning deficits observed in readers with dyslexia (Krishnan et al., 2016). In addition, it has been proposed that SL deficits might be at the origin of phonological deficits (e.g., categorizing phonemes) that are omnipresent in dyslexia (Gabay et al., 2015; Snowling, 1981; Vellutino et al., 2004). Results from neuroimaging studies on TR and adults with DD have shown weaker activation in brain areas involved in sequence learning in dyslexics compared to typical readers (Menghini et al., 2006; Nicolson et al., 1999). However, just as the mixed findings in the literature concerning the link between SL and reading skills (see for example Witteloostuijn et al., 2021), the

findings are also mixed as concerns the link between SL deficits and dyslexia. While some studies found that children or adults with DD had a significant SL deficit (Lukasova et al., 2016; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017), others did not find the same conclusions (Inácio et al., 2018; Staels & Van Den Broeck, 2017).

THE PRESENT STUDY

In the present study, we first wanted to specifically focus on the neural networks underlying semantic and syntactic context effect in a context where people can make linguistic predictions about upcoming words (Gavard & Ziegler, 2022). Second, we wanted to investigate whether the ability to make good semantic and syntactic predictions is associated with domain-general SL abilities. We further wanted to address whether adults with reading impairments (i.e., DD) exhibit deficits or strengths in the processes of SL and/or linguistic predictions as compared to TR. In this study, participants with dyslexia comprised university students who had been diagnosed with DD during childhood. In previous research, this particular subgroup of individuals has been referred to as high-functioning dyslexics, although only a relatively small number of them have compensated for their reading deficits (Pennington, 2006). A key approach to understanding compensation is the Interactive Compensatory Model of Reading (Stanovich, 1980, 1984). According to this model, individuals with dyslexia present considerable difficulties in low-level reading processes, particularly in the recognition of written words, which leads to a greater reliance on high-level processes, thereby providing sources of additional information for more fluid reading. For example, greater dependence on contextual information, semantic or morpho-semantic knowledge has been identified as a means of processing that contributes positively to reading proficiency (Cavalli, Colé, et al., 2016; Cavalli et al., 2018; Elbro & Arnbak, 1996; Frith & Snowling, 1983). Consequently, compensation is viewed as a potential mechanism used by individuals with dyslexia to overcome impairments in their reading-related neurocognitive networks (Livingston & Happé, 2017). In this context, we were interested to advance our understanding of the variability in SL and both semantic and syntactic predictions in reading, as well as their associated neural network. We aimed to investigate whether these abilities could explain the inter-individual differences observed in language processing and reading.

To achieve these objectives, we exposed both typical and dyslexic university students to our recently developed predictive reading task (Gavard & Ziegler, 2022, 2024) and to a classical sequential motor learning task (Gavard & Ziegler, 2024; Nissen & Bullemer, 1987 for the classic SRT task). The predictive reading task allowed us to measure semantic and syntactic context effects by having people read aloud a final word preceded by a semantic related context (rat – mouse – rabbit – cat – dog) or a syntactically related context (the – boy – sells – his – dog). The two conditions were compared to semantically unrelated (tomato – shirt – tulip – cloud – dog) or syntactically scrambled contexts (the – his – sells -boy – dog). The SRT task is a classic measure of implicit sequence-specific learning. Finally, to measure general reading ability, we used two standardized reading tests and a short reading assessment battery developed by Cavalli et al. (2018).

We expected that good readers should be good predictors in both linguistic (predictive reading aloud) and non-linguistic (SRT) domains. It was an open question whether students with dyslexia should be better predictors and rely more on contextual information and semantics in order to compensate for their lower-level orthographic deficits (Cavalli et al., 2016; Snowling, 2000; Stanovich, 1980), or whether they should be worse predictors, as suggested by some previous studies that found deficits in SL to be associated with dyslexia (Lukasova et al., 2016; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017). As very few neuroimaging studies have focused on semantic versus syntactic prediction (Carter and al., 2019), we also wanted to dissociate the neural networks underlying these predictive processes. It was also of interest to compare the neural underpinnings of linguistic and non-linguistic predictions in both typical readers and students with dyslexia.

METHODS

PARTICIPANTS

We recruited 25 typical adult readers (12 males and 13 females) and 25 adults with dyslexia (6 males and 19 females) aged between 19 and 30 years (23.3 ± 3.84 for typical readers and 21.4 ± 2.43 for dyslexic). All participants were university students, right-handed native speakers of French, and recruited at Aix-Marseille University (France) from a wide variety of academic programs (56% and 48% of typical readers and dyslexic participants respectively were enrolled in humanities and social sciences programs; 44%

and 52% were enrolled in natural sciences programs). They reported no history of psychiatric or neurological disorders, no current use of any psychoactive medications, and normal or corrected-to-normal hearing and vision. Participants gave written informed consent and received €50 for their participation. The experiment was conducted in accordance with the Declaration of Helsinki and received ethical approval (filed under Id 2017-A03614-49 from the regional ethical committee, Comité de Protection des Personnes Sud Méditerranée I).

All participants were administered a set of neuropsychological tasks and two standardized reading tests: the Adult Reading History Questionnaire (ARHQ, Lefly & Pennington, 2000) and the Alouette standardized reading fluency test (Cavalli et al., 2017). We added four additional reading tests developed by Cavalli et al. (2018): one-minute word reading, two-minute pseudoword reading, connected-text reading fluency test and phonemic awareness⁵. Verbal and non-verbal IQ was measured with the Vocabulary subtest of the Wechsler Adult Intelligence Scale-Fourth Edition (WAIS-IV) and with the Raven Progressive Matrices (RPM) tests (Raven, 2000). The group comparisons (ANOVA) on neuropsychological tasks are shown in Table 1.

Table 1. Characteristics of the typical readers (TR) and the dyslexic (DYS) participants.

	Group				
	TR (n=25)		DYS (n=25)		F
	Mean	SD	Mean	SD	
Age	23.32	3.84	21.36	2.43	4.66*
ARHQ ^a	0.29	0.11	0.56	0.08	100.74***
Reading					
Reading fluency ^{bc}	533.18	79.02	379.66	89.41	41.38***
One-minute word reading ^b	126.77	22.94	89.00	16.82	22.08***
Two-minute pseudoword reading ^b	162.23	38.24	89.52	24.19	64.55***
Connected-text reading fluency test ^b	221.00	40.32	157.32	33.71	36.70***
Phonemic awareness ^b	2.07	0.39	1.35	0.55	28.07***

⁵ These four tests are freely available here <https://osf.io/zmf82/>

Intelligence					
Vocabulary subtest (WAIS-IV) ^b	10.84	3.14	9.48	3.28	2.24
Raven's matrices ^a	47.96	6.02	42.48	6.24	10.00**

^a raw score

^b standard score

^c Alouette standardized reading fluency test

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$

STIMULI AND PROCEDURE

Each participant performed a single fMRI session including a T1-weighted anatomical scan, five predictive reading functional runs, three serial reaction time functional runs, and one localizer functional run. Stimuli were projected onto a semi-translucent projection screen at the rear of the scanner by a PROPixx DLP LED projector (VPixx Technologies, Saint-Bruno, QC, Canada) with a resolution of 1920 x 1080 pixels and a frame rate of 60 Hz and could be viewed through a mirror mounted on the MRI head coil just above the eyes. The visible area of the image subtended 500 x 440 mm, covering 20 x 18° of visual angle. Participants' eye position was recorded using an Eyelink 1000 Plus Long-Range Mount eye tracker (SR Research Ltd, Mississauga, Ontario, Canada), using corneal reflection and pupil tracking, with a temporal resolution of 1000 Hz. At the beginning of the fMRI session, the eye tracker was calibrated using a 5-point gaze-calibration. Before each functional run, the spatial accuracy of the eye tracker was validated using the same five points and the calibration was redone if the average deviation exceeded 1° of visual angle. Participants' responses for the predictive reading task were recorded using OptoAcoustics' FOMRI-III, an MRI-compatible optical audio recording system with real-time amplification and noise cancellation. Participants' responses for the serial reaction time task were recorded using an ergonomic 5-button keypads (right hand) with precise measurement of reaction time using electronic counters. Stimulus presentation, response collection and synchronization were implemented using LabVIEW (National Instrument). Participants were allowed self-determined breaks after each functional run.

Predictive reading task

For the predictive reading task, we used 160 French target words with frequencies ranging from 1 to 158 per million ($M = 13.63$, $SD = 26.4$) (New et al., 2004), and lengths ranging from 3 to 10 letters ($M = 6.44$, $SD = 1.7$). Participants had to read target words preceded by a context of semantically related or unrelated nouns (rat – mouse – rabbit – cat – dog vs. tomato – shirt – tulip – cloud – dog) or by a context of syntactically correct or incorrect sentences (the – boy – sells – his – dog vs the – his – sells – boy – dog). The design, materials and calculation of semantic relatedness and syntactic prediction strength were the same as reported in Gavard & Ziegler (2022). A scanning session consisted of five functional runs. A run comprised 64 trials, including eight repetitions of each condition (semantically related versus unrelated, syntactically related versus unrelated, reading task silent versus aloud). The toolbox NeuroDesign (<https://neurodesign.readthedocs.io/en/latest/index.html>) was used to optimize the inter-trial interval (ITI) and the order of the trials with respect to contrast estimation and minimization of the variance of the design matrix (Wager and Nichols, 2003; Kao et al., 2009). We created five different schedules for stimulus presentation, one for each functional run, that were constrained to a maximum of three consecutive repetitions of each condition and used ITIs drawn from an exponential distribution (minimum 0.8, mean 1, and maximum 3 s). The schedules were counterbalanced across participants. In total, participants read 320 trials distributed evenly across conditions and runs. The words were presented in 60-point, Arial font, in black or green against a light grey background. Each trial started with a fixed cross presented at the center of the screen for a variable duration from 800 to 3000 ms (jitter), followed by a sequence of 5 words. Each word was displayed for 500 ms with a 250 ms inter-stimuli interval. Participants were instructed to read silently words in black and read aloud words indicated in green as quickly as possible. For half of the trials, the target word was indicated in green, for the other half the target word was left in black (see Figure 1).

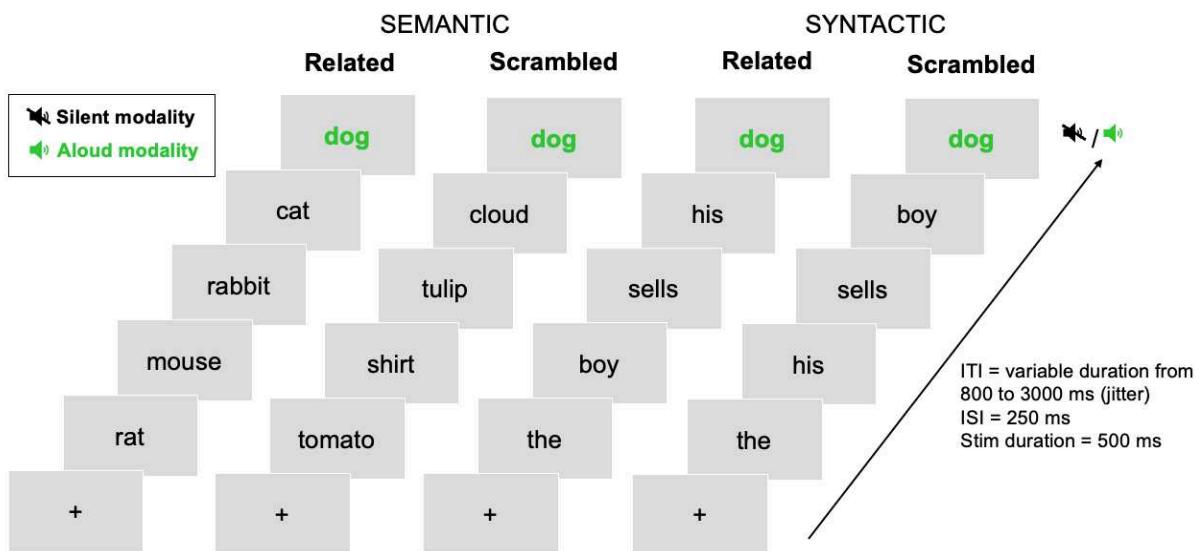


Figure 1. Illustration of the experimental procedure and stimuli in the predictive reading task that was performed in the scanner.

Serial Reaction Time task (SRT)

To investigate SL abilities, we used a modified version of the serial reaction time task (SRT, Nissen & Bullemer, 1987). The SRT is a sequential motor learning task in which participants are presented with visual stimuli at different locations on a screen and have to press a button corresponding to the location of the stimulus. Unbeknownst to the participants, the order of stimulus locations follows a fixed sequential pattern during a training phase. Implicit learning of this sequence leads to speeded responses compared to control blocks during which stimulus locations are presented randomly.

Training session. Participants were trained to execute a 8-digit finger sequence with their right hand over a period of one week before the fMRI scanning (a first training 7 days and a second one 1 day before the fMRI scanning). A fixed second order conditional (SOC) sequence was used, ideal for studying implicit sequence learning (Schwab & Schumacher, 2012): 24231413. Participants had to perform the sequences as fast and accurately as possible. The training session consisted of a first phase during which 50 repetitions of the sequences were presented and a second adaptive phase which was stopped after the participants had performed 10 sequences in a row without making any mistakes, in order to ensure an equal level of learning. Participants were instructed to press the keyboard button (S, R, T, J for index-little finger of the right hand) corresponding to the position of appearance of the target (white square) on the screen as fast and

accurately as possible. The 2 trainings were performed at home using LabVanced, a unified JavaScript framework for online studies⁶ (Finger et al., 2017).

During fMRI scanning. Participants performed the same 8-digit finger sequences learned in the training sessions at home (learned condition) with their right hand on an MRI-compatible keyboard, with keys numbered 1-4 for index-little finger. Blocks of the learned condition were intermixed with blocks of a random condition. In the random condition, the positions were presented in a pseudo-random order controlling for the frequency of the positions as well as for the direction and distance that the visual stimulus moved between successive responses. A scanning session consisted of three functional runs. Within each run, 10 blocks containing three repetitions of the eight positions of the learned sequence (learned condition) and 10 blocks containing 24 positions of the pseudo-random sequences (random condition) were presented. Each block started with a black fixation cross presented at the center of the screen for a variable duration from 800 to 3000 ms (jitter), followed by 24 successive images indicating the target responses. The images were composed of three black squares and one white square representing the target position on a light-grey background and were each displayed for 600 ms. The start positions of each block were chosen pseudo-randomly and counterbalanced across the learned and random condition. As for the predictive reading task, we used NeuroDesign toolbox to create three different schedules for stimulus presentation optimizing the ITI (exponential distribution; minimum 0.8, mean 1, and maximum 3 s) and the order of blocks that were constrained to a maximum of three repetitions of the same condition and counterbalanced across participants. As in the training, participants were instructed to press the key on the keyboard corresponding to the position of appearance of the target (white square) on the screen as fast and accurately as possible (see Figure 2). Participants were not informed of the repetitions prior to training and scanning.

⁶ www.labvanced.com

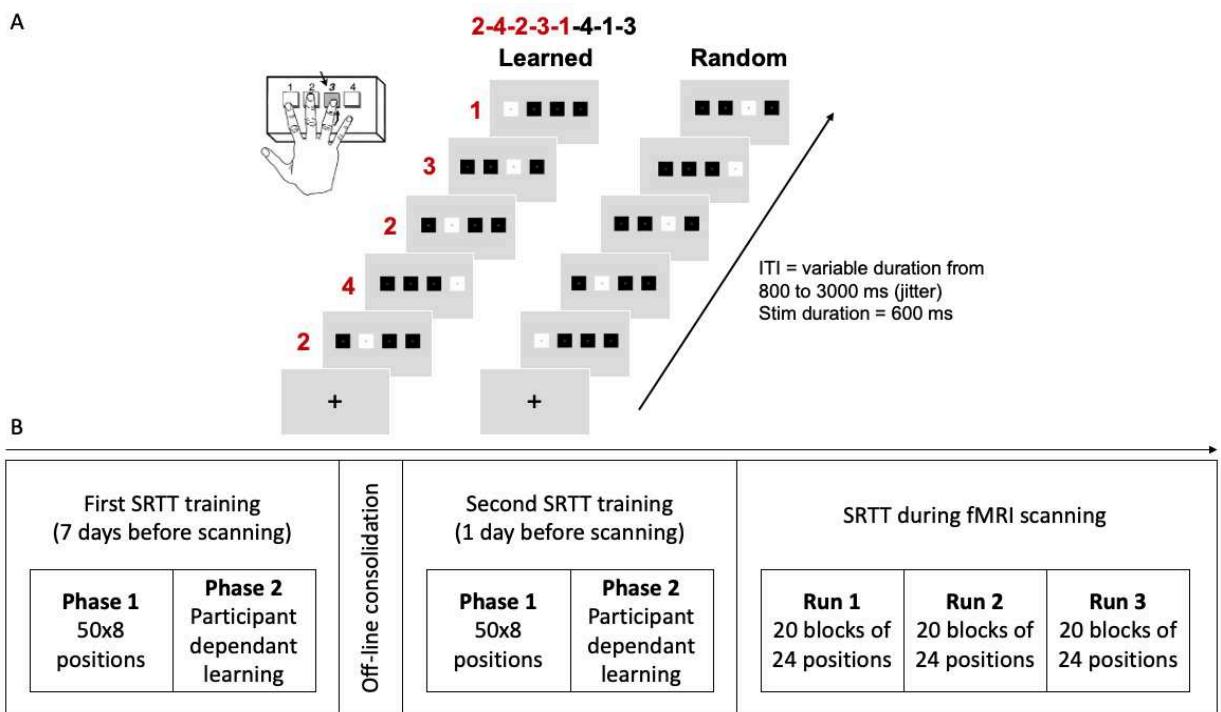


Figure 2. (A) Experimental design and timing of the SRT task in the fMRI scanning adapted from Schendan et al. (2003). In the training session, participants had to press the S, R, T and J keyboard button with the same 4 fingers of the right hand than in the fMRI scanning. **(B)** Experimental procedure of the SRT task in the training and scanner sessions.

Localizer task (in scanner)

The localizer task was adapted from a 5-min fast acquisition procedure designed by Pinel et al. (2007), which captures the cerebral bases of auditory and visual perception, motor actions, reading, language comprehension and mental calculation at an individual level. Eight types of stimuli were used: flashing horizontal and vertical checkboards, visual and auditory motor instructions (e.g., Press three times the left button), visual and auditory sentences (e.g., We easily find a taxi in Paris), visual and auditory subtractions (e.g., Subtract nine to eleven). Each type of stimuli was presented in 10 successive trials in a randomized order for each participant. Only the contrast between reading sentences versus viewing flashing checkerboards was retained for the subsequent analyses. This was done in order to define a subject-specific functional ROI representing the reading network.

DATA ACQUISITION

The experiment was conducted on a Siemens Magnetom Prisma 3T scanner at the Centre IRM-INT@CERIMED (UMR 7289 CNRS-Aix-Marseille University) using a 64-channel head

coil. The anatomical images were acquired using high-resolution structural T1-weighted image (repetition time (TR) = 2.3 s, echo time (TE) = 2.98 ms, voxel size = 1 mm x 1 mm x 1 mm, flip angle = 9°, field of view (FOV) = 256 x 240 x 192 mm³, matrix size = 256 x 240 x 192). A fieldmap acquisition (TR = 7.305 s, TE = 59 ms, voxel size = 2 mm x 2 mm x 2 mm, flip angle = 90°, FOV = 200 x 200 x 144 mm³, matrix size = 100 x 100 x 72) was collected to estimate and correct the B0 inhomogeneity. The functional images were acquired using a T2*-weighted gradient-echo planar sequence with 72 slices per volume (TR = 1.39 s, TE = 33.4 ms, multi-band acceleration factor = 4, voxel size = 2 mm x 2 mm x 2 mm, flip angle = 56°, FOV = 200 x 200 x 140 mm³, matrix size = 100 x 100 x 72). A total of 1025 functional scans were acquired over 5 runs (4.8 min per run) for the reading task, 711 functional scans were acquired in 3 runs (5.3 min per run) for the serial reaction time tasks, and 233 functional scans were acquired in one run (5.22 min) for the localizer task.

DATA PROCESSING

We preprocessed the fMRI data using fmriprep (version 21.0.2; Esteban et al. (2019)), a robust and standardized pipeline, which applies distortion correction, realignment, and normalization to MNI space. A detailed preprocessing report can be created automatically (see <https://fmriprep.org/en/21.0.2/workflows.html>) and is included in the Supplementary material.

DATA ANALYSIS

Behavioral and eye movement data analysis

Predictive reading task. The reading aloud responses were recorded in the scanner. Therefore, the wave files had to be denoised to determine the onset time. We then used CheckVocal (Protopapas, 2007) to determine the onset of each reading aloud response (RT) and judged whether the word pronounced correctly. As mentioned in section 2.5.3. one dyslexic participant (sub-49) was entirely excluded from the analyses. Out of all 7,840 observations (RT), 186 were removed because of missing data (2.37% of the data). We then excluded RTs exceeding 1,500ms (0.55% of the date), and we further considered as outliers data points that were above or below 2.5 SDs from each individual participant's mean RT. Outliers were replaced by the cutoff RT corresponding to each participant's ±2.5. SD (Hoaglin et al., 1986). For the RT analysis, we used R (Version 4.2.2) and *lme4*

(Bates et al., 2015b) to perform a linear mixed-effects models (LMMs). We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and p-values.

Serial Reaction Time task. We used R (Version 4.2.2) to perform two LMM analyses, first with accuracy as the dependent variable, and then with reaction time (RT) of correct responses as the dependent variable. Out of all 70,560 observations (RTs), 14,188 were removed because of incorrect responses (20,20% of the data). We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and p-values.

Eye movements. In addition to the manual response button presses, we analyzed saccadic responses to the visual stimuli as a more direct mapping between the visual cues and the anticipated response in the learned sequences in the SRT (Karatekin et al., 2007; Lum, 2020; Marcus et al., 2006). We only included blocks in which less than 25% of the eye movement data were missing due to signal loss or eye blinks and runs in which less than 50% of the blocks were excluded. Following this procedure, the dyslexic participant mentioned in section 2.5.3 (sub-49) was entirely excluded (100% missing data for all runs) and three runs from two controls and four runs from three dyslexic participants were not considered for analysis (60-90% missing data per run). For the remaining data, on average 19.5 blocks for controls (mean signal loss 2.30%) and 18.7 blocks for dyslexic participants (mean signal loss 4.47%) were entered in the analysis. Saccades were identified from the eye-tracking data with the Eyelink DataViewer Software (SR Research Ltd., Mississauga, Ontario, Canada), using velocity and acceleration thresholds of $35^{\circ}/s$ and $9500^{\circ}/s^2$, respectively. We included only saccades that had a minimum duration of 10 ms, whose start and end points fell within the screen area and that were directed to the left or to the right. To extract a score of predictive saccade performance, we defined a temporal window ranging from -300 to 200 ms around the target square onset. The distance of the landing point of the first saccade that was initiated within this temporal window was then analyzed with respect to the center of the white square in the visual stimulus indicating the target position. Predictive saccades were expected to result in smaller distances of the landing points to the target square specifically in the learned sequences compared to the random condition. Overall individual scores of predictive saccades as an indicator of SL performance were calculated for each participant as the difference between the mean distance of the saccade landing position to the target square in the blocks of the learned condition and the mean distance between the saccade landing

position to the target square of the random condition in the blocks and averaged across runs. Lme4 was used to perform LMM and GLMM (generalized linear mixed-effects models) analyses and lmerTest was used to perform t-tests using Satterthwaite approximation.

Correlation between tasks. Because we were interested in the relation between SL, linguistic prediction and reading ability, we conducted a series of correlation analyses using R and the *Hmisc* and *PerformanceAnalytics* packages. Individual prediction scores in the predictive reading task were calculated by dividing for all participants the difference between their speed on scrambled minus related trials by their overall response speed. Individual SRT “learning” scores in the SRT task (training session at home) were calculated by dividing for all participants the difference between their speed on first training (7 days before scanning) minus second training (1 day before scanning) of the second phase (participant dependent learning) by their overall response speed. Individual SRT score in the SRT task (during fMRI scanning) were calculated by dividing for all participants the difference between their speed on random minus learned sequences by their overall response speed.

Whole brain analysis

The post-processing was performed with Statistical Parametric Mapping software (SPM12, <https://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm12/>) on Matlab R2022b (MathWorks Inc., Natick, MA). The preprocessed images were spatially smoothed with a 4 mm full width at half-maximum (FWHM) isotropic Gaussian kernel and normalized in the MNI space MNI152NLin2009cAsym. The brain masks included Grey Matter (GM), White Matter (WM), and Cerebral Spinal Fluid (CSF). Prior to the first level analysis, the functional data in the first level model were high-pass filtered with a cut-off of 128s. Stimulus-specific BOLD effects were estimated by convolving the word-stimulus onsets with the canonical Hemodynamic Response Function (HFR).

For the first level, we used a general linear model (GLM) in SPM12 for each task with twelve nuisance regressors related to a head motion estimation (6 linear and 6 quadratic functions related to translation and rotation movements). Additionally, ten physiological regressors were also used as nuisance regressors from fmriprep to allow for component-based noise correction (CompCor, Behzadi et al., 2007): five anatomical principal

components from WM and five from CSF. Then, we added one more nuisance regressor related to spike (outliers) from Time Series Data. The number of spikes was calculated based on 2 cut-offs of the Time Series Data (find_spike function from nltools library from Python): one global spike cut-off identifying spikes in the global signal in standard deviations and one difference spike cut-off identifying spikes in the average frame difference in standard deviations. For excessive motion, we have adapted the procedure described in Siegel et al. (2014), censoring individual frames with framewise displacement (FD) > 0.5 and standardized version of DVARS (std_DVARS) > 2 (Power et al., 2012). If more than 15% of the frames in a run were censored, then the entire run was omitted (Etzel, 2023). Finally, one dyslexic participant (sub-49) was entirely excluded from analysis based on the participant's difficulty in remaining motionless during the acquisition, resulting in the omission of more than two runs calculated with the procedure used above (the only run of the Localizer task and two runs out of three of the SL task). We estimated the GLM with the following regressors of interest for each of the 3 tasks.

Predictive reading task: it included 8 regressors of interest modeling the condition (semantic [sem] vs syntactic [synt]), the context (related [rel] vs scrambled [scr]), and the modality (silent [sil] vs aloud [alo]): [sem_rel_alo], [sem_rel_sil], [sem_scr_alo], [sem_scr_sil], [synt_rel_alo], [synt_rel_sil], [synt_scr_alo], [synt_scr_sil].

Serial Reaction Time task: it included 2 regressors of interest modeling the condition (learned vs random): [lea], [ran]. **Localizer task:** it included 10 regressors of interest modeling the type of stimuli used: [audio_computation], [audio_left_hand_button], [audio_right_hand_button], [horizontal_checkerboard], [vertical_checkerboard], [sentence_listening], [sentence_reading], [visual_computation], [visual_left_hand_button], [visual_right_hand_button].

Statistical parametric maps for each experimental factor and each of the 49 participants were calculated at the first level and then entered into a second-level one-sample t-test analysis of variance (random effects analysis or RFX using a threshold at the voxel-level of 0.001 without correction for multiple correction). Whole-brain analysis results are displayed after controlling for the family wise error (FWE) at 0.05 for multiple comparisons at cluster-level.

Region of interest (ROI) analysis

The post-processing was similar to the univariate whole-brain analysis, however the images were not spatially normalized or smoothed to take advantage of the high spatial frequency pattern information within each participant's data (Kriegeskorte et al., 2006). All ROIs were converted into the native space of each participant using the inverse of the transformation matrix that was used to normalize the T1 image into the standard MNI152NLin2009cAsym space (using the ANTS library in python).

Anatomical ROIs. ROI based on MNI coordinates were identified in recent studies on word predictability (Schuster et al., 2020), on semantic/syntactic predictability (Carter et al., 2019), and in meta-analysis on single word reading (Murphy et al., 2019). They are shown in Figure 3. For the regions assumed to be related to word predictability, the following four ROIs located on the left hemisphere were defined: the inferior frontal gyrus pars triangularis (IFG tri, $x = -48, y = 18, z = 6$), the inferior frontal gyrus pars orbitalis (IFG orb, $x = -45, y = 30, z = -9$), the anterior temporal lobe (ATL, $x = -48, y = 9, z = -21$), and the middle temporal gyrus (MTG, $x = -54, y = -24, z = -9$). For the regions assumed to be related to semantic predictability, the four ROIs were considered: the left precentral gyrus (Precentral, $x = -49.5, y = -10.5, z = 40.5$), the left precuneus (Precuneus, $x = -1.5, y = -73.5, z = 52.5$), the left lingual gyrus (Lingual, $x = -1.5, y = -79.5, z = -10.5$) and the right anterior insula (alnsula, $x = 34.5, y = 16.5, z = -4.5$). For the regions assumed to be related to syntactic predictability, the four ROIs were selected: the left precentral gyrus (Precentral, $x = -52.5, y = -13.5, z = 37.5$), the left occipital cortex (Occipital, $x = -25.5, y = -100.5, z = -16.5$), the left cerebellum (Cerebellum, $x = -40.5, y = -79.5, z = -28.5$), the right lingual gyrus (Lingual, $x = 1.5, y = -85.5, z = -7.5$). For the regions assumed to be related to single word reading, the following 14 ROIs were considered: the left middle frontal gyrus (MidFG, $x = -40, y = 28, z = 24$), the left medial frontal gyrus (MedFG, $x = -4, y = -2, z = 56$), the bilateral inferior frontal gyrus pars opercularis (IFG oper, $x = -49, y = 11, z = 18; x = 50, y = 14, z = 20$), the bilateral inferior frontal gyrus pars triangularis (IFG tri, $x = -48, y = 18, z = 6; x = 50, y = 29, z = 13$), the left precentral gyrus (Precentral, $x = -50, y = -8, z = 44$), the left precuneus (Precuneus, $x = -22, y = -68, z = 48$), the left angular gyrus (AG, $x = -44, y = -68, z = 33$), the left superior temporal gyrus (STG, $x = -54, y = -16, z = 8$), the left fusiform gyrus (FG1, $x = -40, y = -48, z = -8$; FG2, $x = -42, y = -54, z = -18$), the left inferior occipital gyrus (IOG, $x = -24, y = -98, z = -4$) and the right superior parietal

lobule (SPL, $x = 34, y = -56, z = 50$). ROIs with a MNI coordinates center and a 6-mm-radius were first created as a binary mask using the MarsBar SPM toolbox (Brett et al. 2002). They were then converted into the native space (see above) and resampled to fit the spatial resolution of functional images previously defined in task-based general linear model (GLM).

Functional ROIs. Functional ROIs were defined from statistical and individual T-maps using a voxel-level threshold of $p < 0.001$ without correction for multiple comparisons and with an extent threshold of 5 voxels, to generate binary masks. These masks were then transformed into native space. One functional ROI was employed in this study: “deltaLoc” corresponding to the contrast “Sentence Reading minus Checkerboards” in the localizer task.

The parameter estimates (beta values) were extracted from each ROI using MarsBar toolbox and were used to calculate the percent signal change (PSC). PSC values were computed from the trial signal against the global signal (see https://marsbar-toolbox.github.io/aidocs/marsbar/@mardo/event_signal.html) and averaged (by the median) across voxels within a ROI.

From each experimental condition, we thus obtained one value of percent of signal change (PSC) per participant and per ROI. In the predictive reading task, we considered two levels of prediction: “PSem” for “Semantic-related Prediction minus Semantic-scrambled Prediction”, and “PSyn” for “Syntactic-related Prediction minus Syntactic-scrambled Prediction”. In the localizer task, one contrast was retained: “Sentence reading minus Checkerboards”.

For the PSC analysis, we used R (Version 4.2.2) and *lme4* (Bates et al., 2015b) to perform a LMM analysis with participants as random effects and (1) prediction, group, and reading fluency (behavioral score of the Alouette standardized, see section 2.1) as fixed effects for the predictive task ; and (2) group and a behavioral measure of the SRT task (Saccade, SRT score and SRT learning) for the link between the predictive reading and the SRT tasks. “Saccade” is a behavioral score of the oculomotor measure (see section 2.5.2), “SRT score” is a behavioral score of the SL ability during fMRI scanning (difference between RTs on random minus learned sequences), and “SRT learning” is a behavioral score of the sequence learning ability in the training session at home (difference between RTs on first

minus second training session). We report unstandardized regression coefficients (b), standard errors (SEs), and p-values.

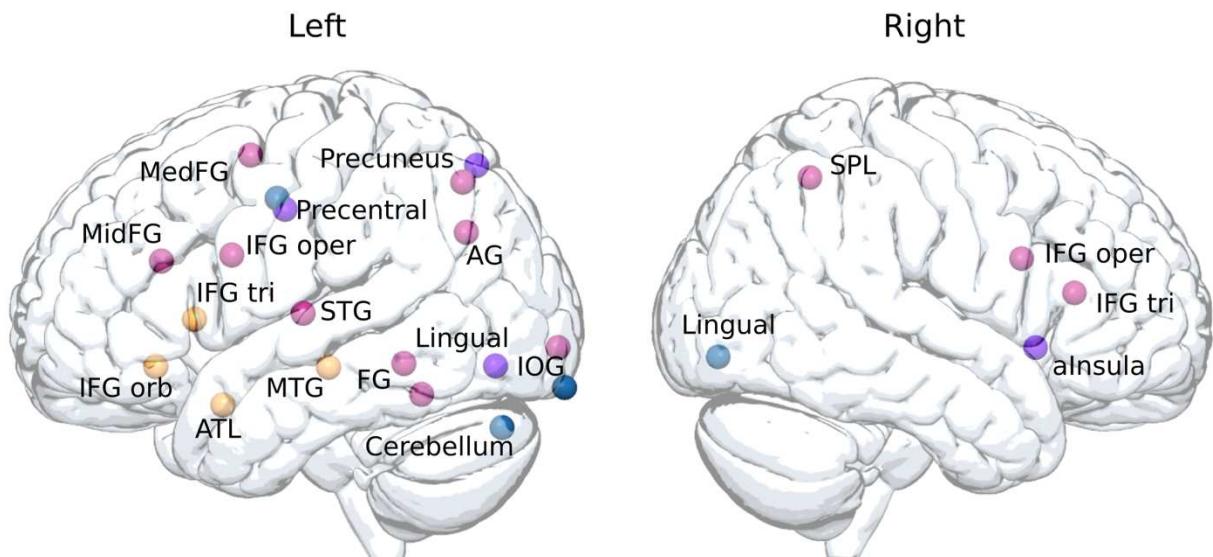


Figure 3. For the predictive reading network, anatomical ROIs were extracted from recent paper (Carter et al., 2019; Schuster et al., 2020). The regions assumed to be related to word predictability are shown in yellow, those related to semantic predictability are shown in purple, and those related to syntactic predictability are shown in blue. For the single word reading network, anatomical ROIs were extracted from a recent meta-analysis (Murphy et al., 2019) and are shown in pink. ROI spheres are projected respectively on left and right sides of MNI cortical surface.

RESULTS

BEHAVIORAL RESULTS

Predictive reading task

Participants did not make any naming errors. Thus, accuracy was not further analyzed. Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in a more normal RT distribution (Skewness: .29, Kurtosis: -.09; Blanca et al., 2013). For the LMM, the model included the maximum random structure that allowed convergence (Barr, 2013). The final model included condition, context, group, and all interactions between these variables. As random effects, we included by-participants intercepts and random slopes for condition and context by participants. The results showed a significant effect of context ($b = 0.008$, $SE = 0.003$, $p < .05$), of group ($b = 0.051$, $SE = 0.020$, $p < .05$), but no effect of condition nor an interaction between the fixed effects. Planned contrast analysis showed that typical readers, unlike the dyslexic readers, were faster at reading the target word following related than unrelated contexts in both the

semantic ($b = -0.008$, $SE = 0.003$, FDR -adjusted $p < .05$) and syntactic ($b = -0.009$, $SE = 0.004$, FDR -adjusted $p < .05$) conditions (see Figure 4).

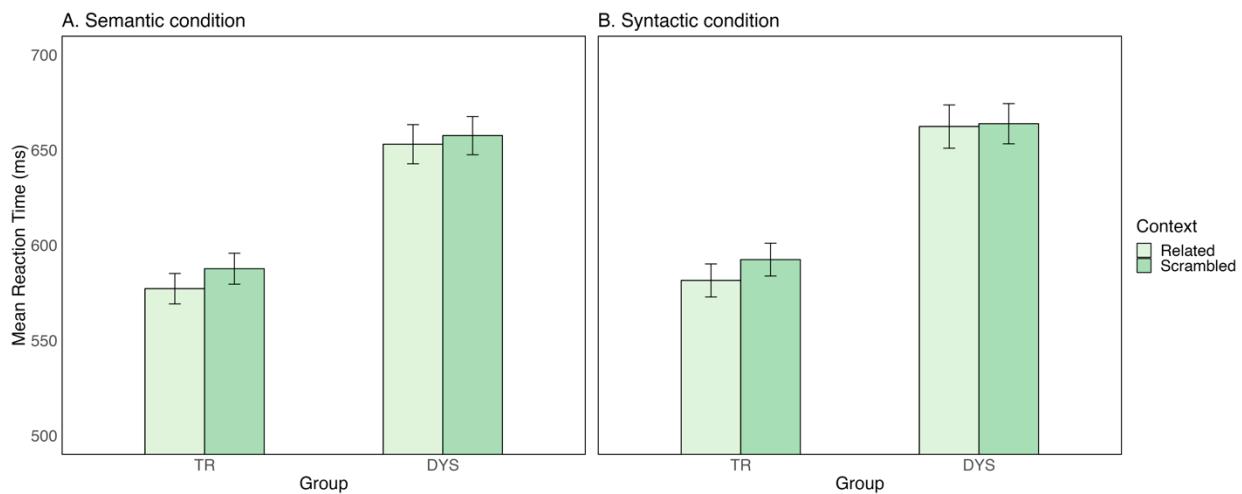


Figure 4. Mean reaction times (ms) as a function of group (typical readers vs dyslexic) and context (related vs scrambled) for the semantic and the syntactic condition. Errors bars indicate 95% confidence intervals.

Serial Reaction Time task

Training session. While students with dyslexia were slower and made more errors when learning the sequences during the first phase of the training session (during which 50 repetitions of the sequences were presented), they became as fast and as good as the typical readers during the second phase of the training session (which was stopped after the participants had performed 10 sequences in a row without making any mistakes, in order to ensure an equal level of learning). The LMM for the RTs of the second phase of the training session included training (first training 7 days before scanning and second training 1 day before scanning), group, and the interactions between these variables. The models included the maximum random structure that allowed convergence (Barr, 2013). As random effects, we included by-participants intercepts and random slopes for training by participants. The results showed a significant effect of training ($b = -0.09$, $SE = 0.01$, $p < .001$), both typical readers and dyslexic participants were faster in the second training (1 day before scanning), but no effect of group and no interaction between the fixed effects, showing that an equal level of learning was achieved for all participants.

During fMRI scanning. Because the RT distribution was slightly skewed, we log-transformed the RTs. This resulted in a more normal RT distribution (Skewness: -.56, Kurtosis: .13). For the LMM, the models included the maximum random structure that

allowed convergence (Barr, 2013). The final models included condition, group, and the interactions between these variables. As random effects, we included by-participants intercepts and random slopes for condition by participants. The LMM for the RTs showed a significant effect of condition ($b = 0.06, SE = 0.007, p < .001$) but no effect of group nor an interaction between the fixed effects. Contrast analysis showed that both typical readers and dyslexic participants were faster in the learned than in the random condition (TR: $b = -0.06, SE = 0.007$, FDR -adjusted $p < .05$; DYS: $b = -0.07, SE = 0.008$, FDR -adjusted $p < .05$) (see Figure 4A). The LMM for the accuracy showed a significant effect of condition ($b = -17.16, SE = 2.65, p < .001$) but no effect of group nor an interaction between the fixed effects. Contrast analysis showed that both typical readers and dyslexic participants were more accurate in the learned than in the random condition (TR: $b = 17.2, SE = 2.65$, FDR -adjusted $p < .001$; DYS: $b = 20.7, SE = 2.70$, FDR -adjusted $p < .001$) (see Figure 5B).

Eye movements. We first performed a GLMM on the number of saccades per block to test whether saccade number differed between condition or group. The GLMM included condition, group, and the interaction as fixed effects and by-participants intercepts and random slopes for condition by participants as random effects and did not reveal any significant effects (all absolute $b < 0.025, p > .35$), indicating that the overall amount of saccades was comparable (control, random 26.4 saccades; control, learned 26.1 saccades; dyslexic, random 26.7 saccades; dyslexic, learned 25.9 saccades). To investigate whether saccades were predictive in the learned sequences, we analyzed the distance of the post-saccadic fixations, that is, the euclidean distance of the saccade landing position to the center of the target square for the first saccade that was initiated during a time window ranging from 300 ms prior to visual stimulus onset to 200 ms post stimulus onset. Note that due to the temporal constraints the fMRI design, it was not possible to include blanks during the SRT task. The previous target stimulus was thus still present on screen during the initial 300 ms of the temporal window. We performed three LMM analyses comparing the distance of the saccade landing positions with respect to the previous stimulus, the current stimulus and the next stimulus of the sequences. If saccades were predictive in the learned sequences, we expected significantly reduced distances to the current stimulus, and significantly increased distances to the previous and next stimulus specifically for the learned condition. The models included condition, group, and the interaction as fixed effects and by-participants intercepts and random slopes for condition by participants as random effects. For all three analyses, condition was the only

significant effect (distance to previous stimulus, $b = 0.381$, $SE = 0.063$, $p < .001$; distance to current stimulus, $b = -0.444$, $SE = 0.066$, $p < .001$; distance to next stimulus, $b = 0.416$, $SE = 0.058$, $p < .001$) and followed the expected pattern. On average, saccade end positions were closer to the target center in the learned condition by 0.46 and 0.44 degrees of visual angle for controls and dyslexic participants respectively, but they were further away from the center of the previous stimulus by 0.38 and 0.36 degrees and by .42 and .44 degrees for the next stimulus for controls and dyslexic participants respectively (see Figure 5C).

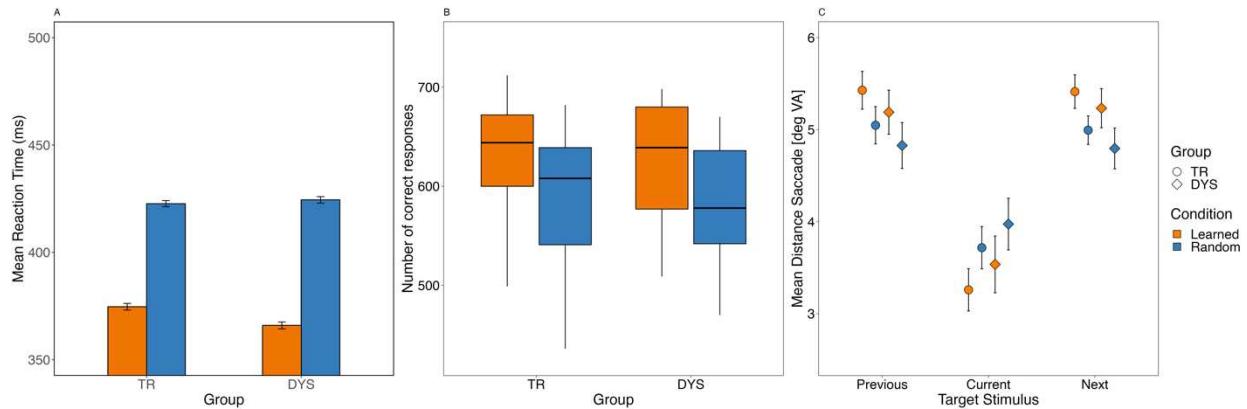


Figure 5. (A) Mean reaction time (ms) as a function of group (typical readers vs dyslexic) and condition (learned vs random). **(B)** Accuracy (raw score on 720 correct responses) as a function of group and condition. **(C)** Mean distance of saccade landing position to stimulus center in degrees of visual angle as a function of target stimulus (previous, current, next), separated for typical readers (circles) and dyslexic participants (diamonds) and learned (orange) and random condition (blue). Errors bars indicate 95% confidence intervals.

The link between predictive reading and SL

The correlations between the predictive reading task and the SRT task are presented in Table 2 for the dyslexic group only, as we found no significant correlations for the typical readers. The analyses showed no significant correlation between semantic or syntactic prediction (or the average of the two) and the SRT measures. However, we found a significant positive correlation between the reading level of the students with dyslexia and the overall predictive reading measure ($r = 0.49$, $p < .05$, FDR corrected) and with the syntactic predictive measure ($r = 0.49$, $p < .05$, FDR corrected). This positive correlation means that dyslexic readers who scored higher on the standardized reading tests were also better linguistic predictors, specifically in the syntactic condition. We also found a significant positive correlation between the reading level of the dyslexic participants and the performance (accuracy) in the SRT task during fMRI scanning ($r = 0.54$, $p < .05$, FDR corrected). Thus, dyslexic readers who scored higher on the standardized reading tests

were also better statistical learners. Note that these correlations could also be interpreted the other way around: good linguistic predictors or good statistical learners tend to be better readers. Finally, we found a significant positive correlation between the predictive SRT score and the anticipatory saccades in the SRT task ($r = 0.55, p < .05$, FDR corrected), which means dyslexic readers who are better predictors in the SRT task are also better at anticipating the positions of targets at the oculomotor level.

Table 2. Correlation coefficients for the SL task (SRT) and our predictive reading task in the dyslexic group. Significant Pearson correlations are marked by asterisks: * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$ (FDR corrected).

	SRT score	SRT accuracy	SRT learning	SRT saccades	Reading level
Prediction in reading	-0.114	0.395	0.023	0.046	0.490*
Semantic prediction	-0.076	0.404	0.195	0.151	0.238
Syntactic prediction	-0.097	0.221	-0.128	-0.066	0.491*
SRT score		0.170	0.069	0.547*	-0.106
SRT accuracy			0.104	0.284	0.541*
SRT learning				-0.044	0.009
SRT saccades					-0.019

Computed correlation used pearson-method with listwise-deletion.

WHOLE BRAIN RESULTS

We performed one-sample t -tests to obtain the mean activation of each contrast for the 3 tasks (predictive reading task, SRT task and localizer) in each group (typical readers and dyslexic). We compared the activation of each contrast between the 2 groups with two-sample t -tests. Statistically significant effects on the whole-brain level were identified using a voxel-level threshold of $p < .001$ (uncorrected) and a cluster-level threshold of $p < .05$ (FWE-corrected for multiple comparisons). Significant activations per voxel or per cluster were labeled using Neuromorphometrics atlas in SPM12.

Localizer task

The contrast “Sentence reading – Checkerboard” revealed a similar activation profile for the two groups of participants and was in line with the results reported by Pinel et colleagues (2007). The two-sample *t*-test did not show any significant differences between the two groups in silent sentence reading (at a voxel-level statistical threshold of $p < .001$ without correction, and a cluster-level threshold of $p < .05$ with FWE correction). We found a significant activation mainly in the left superior temporal gyrus (STG) and the right transverse temporal gyrus (TTG), in the bilateral precentral gyrus, the left supplementary motor cortex (SMA), the bilateral precuneus, the left caudate and the bilateral cerebellum exterior (see Figure 6). The full list of activation clusters (brain areas, extent, *t*-values and coordinates) is available in Supplementary Table S1.

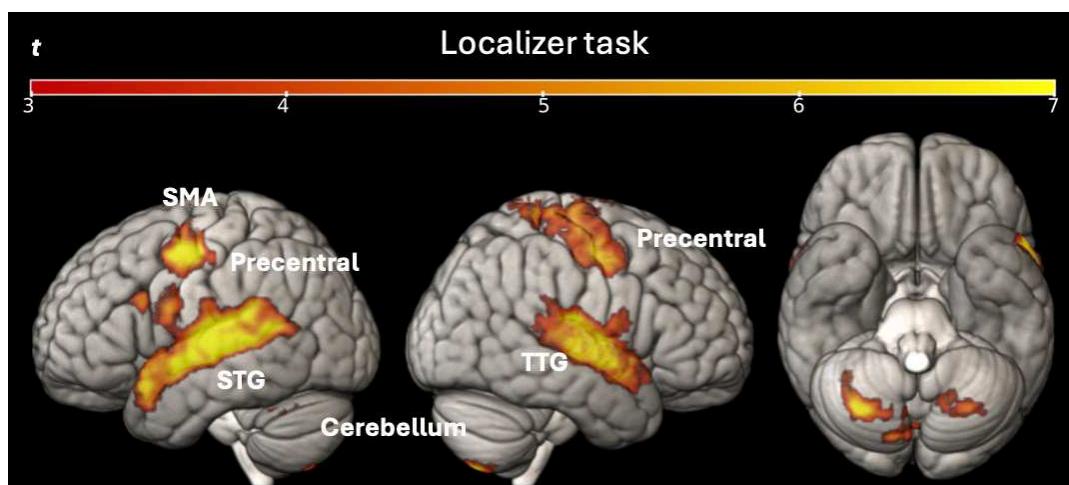


Figure 6. Univariate whole-brain results of sentence reading in the Localizer task (sentence reading minus checkerboards) for all participants. Statistical *t*-maps are projected respectively on left, right, and below sides of cortical surfaces (from MNI standard human cortex) using an uncorrected voxel-wise threshold of $p < 0.001$ and a cluster-wise threshold with FWE correction of $p < 0.05$.

Predictive reading task

For the main effect of group (typical readers vs dyslexic), we conducted two-sample *t*-tests for all the contrasts resulting from the 8 regressors of interest described in the section data analysis. The two-sample *t*-test did not show any significant differences between the two groups for any of the contrasts (at a voxel-level statistical threshold of $p < .001$ without correction, and a cluster-level threshold of $p < .05$ with FWE correction).

For the main effect of prediction (see Figure 7), we found a significant activation mainly in the middle frontal gyrus, the left inferior frontal gyrus (pars triangularis, BA45), the left middle temporal gyrus, the bilateral inferior temporal gyrus, the left supramarginal gyrus,

the bilateral angular gyrus, the left caudate, the left inferior occipital gyrus and the right occipital pole for the semantic prediction (semantic related minus semantic scrambled). For the syntactic prediction (syntactic related minus syntactic scrambled), we found a significant activation mainly in the left superior frontal gyrus, the left inferior frontal gyrus (pars triangularis, BA45 and pars orbitalis, BA47), the left temporal pole, the right middle temporal gyrus (right temporal pole), the right cuneus, the right lingual gyrus, the left posterior insula and the left putamen. The full list of activation clusters (brain areas, extent, t-values and coordinates) is available in Supplementary Table S2 and S3.

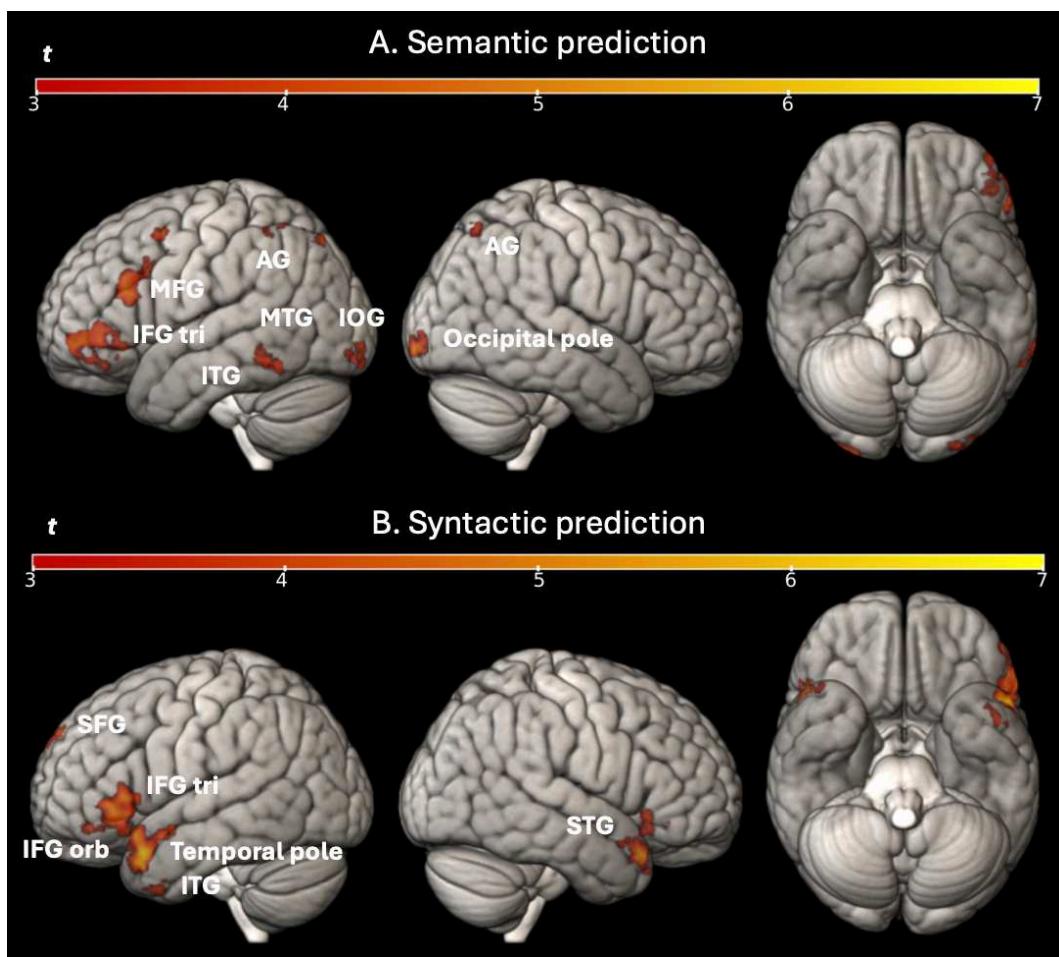


Figure 7. Univariate whole-brain results of aloud and silent reading in the predictive reading task in the **(A)** semantic and the **(B)** syntactic prediction (related minus scrambled) for all participants. Statistical t-maps are projected respectively on left, right and below sides of cortical surfaces (from MNI standard human cortex) using an uncorrected voxel-wise threshold of $p < 0.001$ and a cluster-wise threshold with FWE correction of $p < 0.05$.

Serial Reaction Time task

As in the predictive reading task, the two-sample *t*-test did not show any significant differences between the two groups for any of the contrasts resulting from the 2 regressors of interest described in the section data analysis (at a voxel-level statistical threshold of $p < .001$ without correction, and a cluster-level threshold of $p < .05$ with FWE correction). The one-sample *t*-test on condition (learned minus random) showed activation mainly in left superior frontal gyrus, the left middle frontal gyrus, the left inferior frontal gyrus, the left precentral gyrus, the left bilateral, the left angular gyrus, the right lingual gyrus, the bilateral middle temporal gyrus, the right cuneus, the bilateral thalamus, the left amygdala, the bilateral caudate, the right putamen, the bilateral cerebellum exterior (see Figure 8). The full list of activation clusters (brain areas, extent, *t*-values and coordinates) is available in Supplementary Table S4.

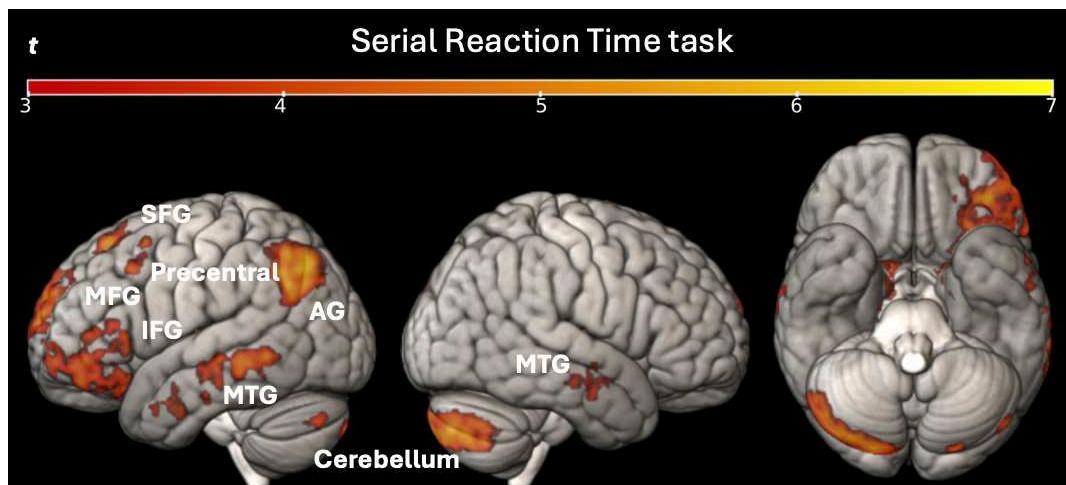


Figure 8. Univariate whole-brain results of SRT task (learning minus random) for all participants. Statistical t-maps are projected respectively on left, right, and below sides of cortical surfaces (from MNI standard human cortex) using an uncorrected voxel-wise threshold of $p < 0.001$ and a cluster-wise threshold with FWE correction of $p < 0.05$.

REGION OF INTEREST (ROI) RESULTS

Predictive reading task

For the LMM, the model included the maximum random structure that allowed convergence (Barr, 2013). The final model included prediction, group, reading fluency and all interactions between these variables. As random effects, we included by-participants intercepts and random slopes for prediction by participants. The results are summarized in Figure 9.

Results showed a significant effect of prediction in the left lingual ($b = -0.02, SE = 0.008, p < .05$), the right lingual ($b = -0.02, SE = 0.008, p < .05$), and the left inferior occipital gyrus ($b = 0.03, SE = 0.005, p < .001$), a significant effect of group in the left precentral gyrus ($b = -0.01, SE = 0.006, p < .05$) and in the right anterior insula ($b = 0.02, SE = 0.008, p < .01$), and a significant interaction between the prediction and the group in the left angular gyrus ($b = -0.02, SE = 0.006, p < .05$) but no effect of reading fluency nor significant interaction between the reading fluency, the prediction and the group.

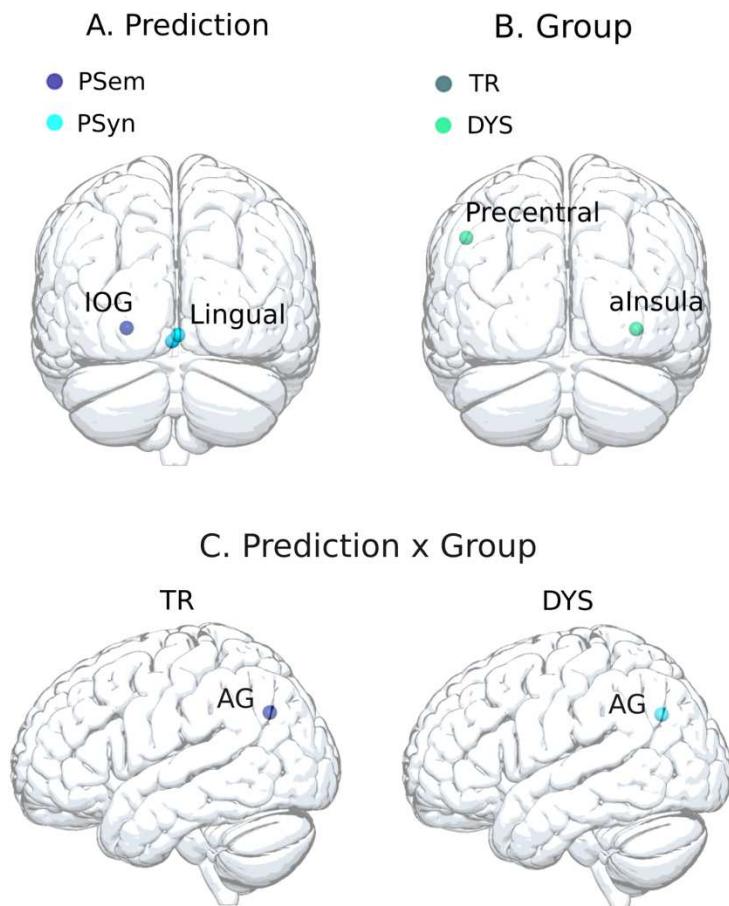


Figure 9. Results of the predictive reading task to assess the effect of prediction, group and the interaction between the prediction and the group. Only significant effects per ROI are illustrated. ROIs with significant **(A)** prediction effects (semantic compared to syntactic in dark blue and syntactic compared to semantic in light blue) and **(B)** group effects (typical readers compared to students with dyslexia in dark green and students with dyslexia compared to typical readers in light green) are projected on the posterior view of human brain. ROIs with significant **(C)** interaction between prediction and group effects are projected on the left view of human brain.

The link between predictive reading and SL

We performed three LMM analyses comparing the behavioral measures of the SRT task with respect to the “Saccades”, the “SRT score”, and the “SRT learning”. The models included the maximum random structure that allowed convergence (Barr, 2013). The final models included group and the behavioral measure (saccades / SRT score / SRT learning) and all interactions between these variables. As random effects, we included by-participants intercepts and random slopes. The results are summarized in the Figure 10.

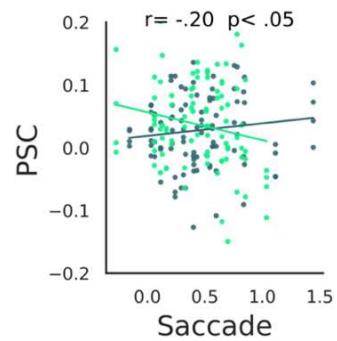
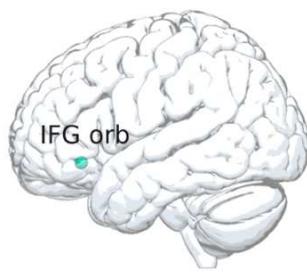
The first LMM analysis with the behavioral measure “saccades” showed a significant interaction between group and saccades in the left inferior frontal gyrus (pars orbitalis, BA47, $b = -0.06$, $SE = 0.03$, $p < .05$). Correlation analysis showed higher PSC in the predictive reading task when the students with dyslexia anticipate more the target in the SRT task ($r = -0.20$, $p = .05$, FDR corrected).

The second LMM analysis with the behavioral measure “SRT-score” showed a significant interaction between group and SRT score in the left medial frontal gyrus ($b = 0.28$, $SE = 0.13$, $p < .05$) and in the left precentral gyrus ($b = 0.18$, $SE = 0.09$, $p < .05$). Correlation analysis showed higher PSC in the predictive reading task for the students with dyslexia in the medial frontal gyrus ($r = 0.17$, $p = .09$, FDR corrected) and for the typical readers in the left precentral ($r = 0.29$, $p < .01$, FDR corrected) when they had higher score in the SRT task.

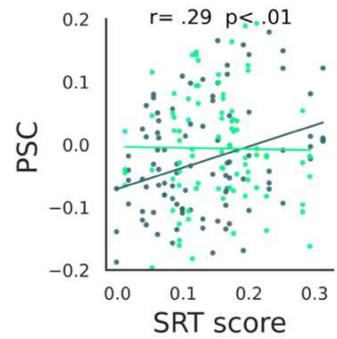
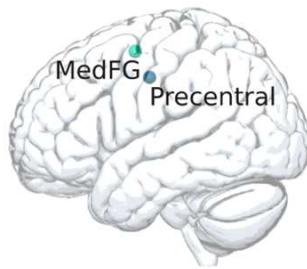
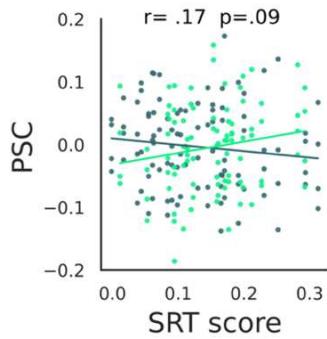
The third LMM analysis with the behavioral measure “SRT-learning” showed a significant interaction between group and SRT learning in the right inferior frontal gyrus (pars opercularis, BA44, $b = 0.08$, $SE = 0.04$, $p < .05$), in the left lingual gyrus ($b = 0.08$, $SE = 0.03$, $p < .05$) and in the left fusiform gyrus (FG2, $b = 0.07$, $SE = 0.03$, $p < .05$). Correlation analysis showed higher PSC for the students with dyslexia when they had a lower score in learning the sequence of the SRT task at home during the training (right BA44, $r = -0.29$, $p < .01$, FDR corrected; left lingual gyrus, $r = -0.22$, $p < .05$, FDR corrected; left fusiform gyrus, $r = -0.24$, $p < .05$).

A. Group x Saccade

Group
● TR
● DYS



B. Group x SRT score



C. Group x SRT learning

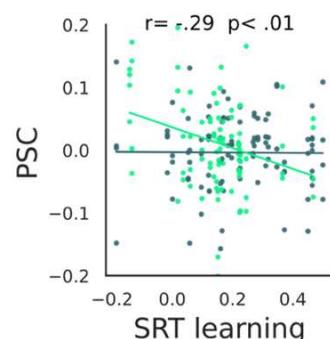
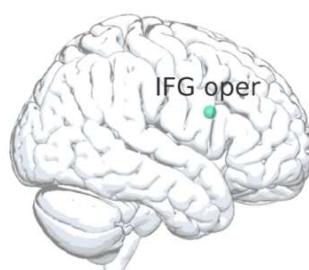
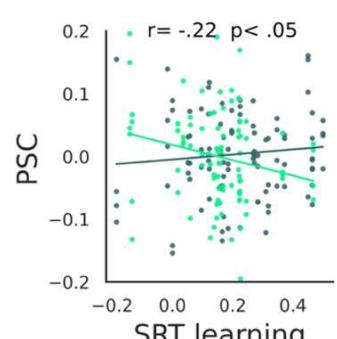
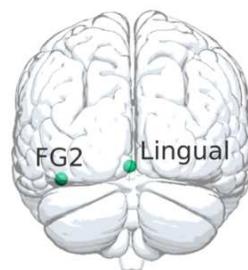
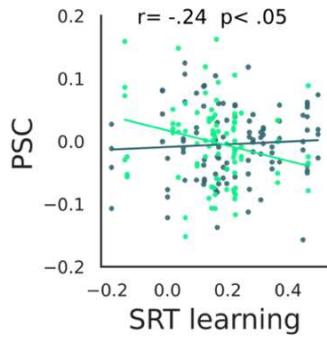


Figure 10. Results of the link between the predictive reading task and the SRT task in a behavioral level (with the Saccades, the SRT score and the SRT learning measures). Only significant effects per ROI are illustrated. ROI with significant **(A)** interaction between group and Saccades and **(B)** interaction between group and SRT-score are projected on the left view of human brain. ROI with significant **(C)** interaction between group and SRT learning are projected on the posterior and right views of human brain. Typical readers compared to students with dyslexia effect is represented in dark green; students with dyslexia compared to typical readers effect is represented in light green.

DISCUSSION

The goal of the present study was to investigate the neural network underlying predictive reading processes and to understand whether making semantic and syntactic predictions in reading relies on domain-general SL abilities and whether people with reading impairments (i.e., dyslexia) show deficits in these domains. We hypothesized that good readers should be good predictors in both linguistic (predictive reading) and non-linguistic (SL) domains but it was an open question whether students with dyslexia should be better predictors and rely more on contextual information and semantics in order to compensate for their lower-level orthographic deficits (Cavalli et al., 2016; Snowling, 2000; Stanovich, 1980), or whether they should be worse predictors, as suggested by previous studies showing SL deficits in dyslexia (Lukasova et al., 2016; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017). Our aims were the following: (1) investigate whether we can identify different neural networks for semantic and syntactic predictive processing in reading, (2) investigate whether there are group differences in predictive reading between dyslexic and typical readers; (3) investigate whether there are group differences in SL in a visuomotor task; and (4) investigate whether there is a link between predictive reading and sequence learning abilities in typical readers and students with dyslexia.

The results can be summarized as follows. First, regarding our aim of investigating the neural networks associated with semantic and syntactic predictions in reading, the whole brain analysis showed the following dissociation. For semantic prediction, we found activation in left frontal and temporal areas (left middle frontal gyrus, inferior frontal gyrus pars triangularis, middle temporal gyrus and inferior temporal gyrus), but also in the left angular gyrus and the left inferior occipital gyrus. For syntactic prediction, we found activation in the left inferior frontal gyrus pars triangularis and orbitalis and in the left temporal areas (as in the studies of Bonhage et al., 2015 and Henderson et al., 2016), in the left middle temporal gyrus (as found by Lopopolo et al., 2017 and Schuster et al., 2016) and in the left superior frontal gyrus. Note that, compared to the previous studies mentioned above, we moved away from the classical priming paradigm by using much longer contexts in order to build up stronger semantic and syntactic expectations. In contrast to studies that focus on semantic rather than syntactic prediction (or a mixture of both, as in the text-reading task of Carter et al., 2019), our task allowed us to dissociate

semantic and syntactic processing, and examine behavioral and neural responses to exactly the same target words in different contexts. Using such a tightly controlled paradigm, we were able to replicate the results of different activation patterns for semantic versus syntactic predictions. This dissociation based on their functional brain activation patterns is informative for understanding prediction during reading as it suggests that there are two different networks involved in making semantic and syntactic predictions, which is in line with Bonhage et al. (2015), who suggested that linguistic predictions can be based on different sources of high-level linguistic information (such as semantic and syntactic).

Second, regarding the question of group differences in predictive reading between dyslexic and typical readers, even though we did not find differences between neural activation profiles in the predictive reading task in the whole brain analysis, we did find group differences in the left precentral gyrus and right anterior insula in the ROI analysis. Indeed, we showed greater activation of the left precentral gyrus and in the right anterior insula in the dyslexic group. It has been suggested that university students may develop reading strategies that are different from those of typical adult readers (Callens et al., 2012; Cavalli et al., 2024; Warmington et al., 2013). In particular, it has been suggested that students with dyslexia may rely more on high-level processing (e.g., contextual information or semantic knowledge) to compensate for their slow and error-prone visual word recognition skills (Cavalli et al., 2016; Stanovich, 1980). In this study, we showed that the reading level of the dyslexic group correlated with predictive measures of reading aloud. Thus, more compensated students with dyslexia, that is, those with higher reading levels, were also better linguistic predictors in general, which is in line with the idea that the reading behavior of dyslexic readers is more sensitive to context and relied to a greater extent on feedback from higher-level representations (Corkett & Parrilla, 2008). In addition, we showed greater activation in left frontal area and right anterior insula during predictive reading, which also suggests that students with dyslexia rely on brain structures (precentral gyrus and precuneus) that are involved in semantic predictability (Carter et al., 2019), possibly to compensate for their difficulties in single word perception and production, which is also consistent with the compensatory hypothesis in dyslexia (Cavalli et al., 2024).

Third, regarding the question as to whether there are group differences in SL in a visuomotor task, the whole brain analysis did not show group differences in activation in the SRT task. Interestingly, the whole brain analysis revealed activation in the left caudate, the left cerebellum and the right putamen, structures that in the literature appear to play an important role in the early stages of sequence-specific learning in humans (Janacsek et al., 2020). The behavioral results of the SRT task showed a facilitatory effect of the learned sequences compared to the random sequences on reaction times and accuracy in typical readers and dyslexic participants. All participants were faster and more accurate when sequences were learned compared to random. In addition, the participants had to learn the sequence in two training sessions before fMRI scanning and the results showed that even though the dyslexic students were slower and made more errors at the beginning, by the end of the second training session they were just as fast and good statistical learners as typical readers. Thus, contrary to the literature suggesting a SL deficit in dyslexia, we did not find that students with dyslexia have problems with sequence learning and automatization (Ozernov-Palchik et al., 2023). Taken together, these findings seem to argue against an SL deficit in dyslexia and that perhaps SL skills could play a compensatory role in dyslexia, at least in a visuomotor modality.

Fourth, regarding our final question as to whether there was a link between predictive reading and sequence learning abilities, it is interesting to note that the whole brain analysis revealed brain areas activated during the SRT task which seems to be also involved in our predictive reading task (the left superior frontal gyrus, the middle frontal gyrus, the inferior frontal gyrus, the angular gyrus, the middle temporal gyrus, the right cuneus and the left caudate and the bilateral putamen). In the ROI analysis, we used behavioral measure of SL (saccades, the SRT scores during the fMRI scanning and the SRT score during the learning phase before the fMRI scanning) to link with the PSC obtained in the predictive reading task. The results highlighted group differences in frontal areas (bilateral inferior frontal gyrus, left medial frontal gyrus), in the left lingual gyrus and in the left fusiform gyrus for the students with dyslexia and in the left precentral gyrus for the typical readers. Although we used a specific predictive reading task instead of a simple word reading task as in the study by Hung et al. (2019) it is not quite surprising to found consistent results with the authors which also identified a network of regions common to SL and reading, specifically in the fusiform gyrus, the precentral area, the inferior frontal gyrus (pars triangularis and opercularis) and in the putamen. Therefore, it seems that

visual and motor processing, sequence coding (Friederici, 2011), consolidation and automatic performance of learned skills (Doyon, 2008; Nicolson & Fawcett, 2007; Ullman, 2004) were commonly involved in visuo-motor statistical learning and in predictive reading. In addition, in their study, Hung et al (2019) also found that activation of the right insula and right inferior frontal gyrus (pars triangularis) in the reading task and SRT task were associated with individual differences in reading ability. Although we did not find the same relationship with the right insula, we did find greater activation of the right anterior insula in predictive reading in students with dyslexia, suggesting that this structure appears to play a role in individual differences in (predictive) reading.

In summary, our results reveal distinct neural networks for semantic and syntactic predictive reading, providing additional evidence that these two types of linguistic predictions are quite specific, as shown in a behavioral study by Gavard and Ziegler (2024). The lack of differences in sequence learning between typical readers and students with dyslexia during visuomotor SL, may suggest a possible compensatory role of SL skills in dyslexia. Finally, we demonstrated the involvement of certain brain regions in both predictive reading and SL, although with different patterns in students with dyslexia during predictive reading, suggesting their role in individual differences in reading ability. However, as shown by Gavard and Ziegler (2024) and others (Frost et al., 2015; N. Siegelman, Bogaerts, Christiansen, et al., 2017), it is problematic to use of a single SL task to investigate the relationship between linguistic and non-linguistic predictions and the relationship between SL skills and dyslexia because different SL tasks do not seem to map onto a single SL component or construct. As suggested by Frost et al. (2015), the differences between SL tasks in relation to reading are in favor of a pluralist view of SL (Frost et al., 2015), according to which SL operates across modalities and domains through partially overlapping but distinct mechanisms. Future research should explore the relationship between SL and dyslexia across different modalities and tasks in order to better understand whether SL could play a compensatory role in reading disorder. It would also be important to understand why some studies in the literature found SL deficits in dyslexia while others have not. Another possibility is to move away from group comparisons (dyslexics vs. typical readers) and investigate individual differences in a large sample in order to find out to what extent variations in SL contribute to variability in reading skills.

DATA AND CODE AVAILABILITY

The data and the information needed to reproduce all the reported results and methodology will become available if the paper is accepted for publication.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Elisa Gavard: conceptualization, methodology, data curation, analysis, writing – original draft; Valérie Chanoine: conceptualization, methodology, fMRI analysis, writing – review & editing; Franziska Geringswald: conceptualization, methodology, oculomotor analysis, writing – review & editing; Eddy Cavalli: conceptualization, writing – review & editing, funding acquisition; Jean-Luc Anton: conceptualization, methodology, writing – review & editing, Johannes Ziegler: conceptualization, methodology, writing – review & editing, supervision, funding acquisition. All authors approved the final version of the manuscript.

FUNDING INFORMATION

This research has been supported by the French National Research Agency, Grant ANR-18-CE28-0006 DYSUCCES (Pi: Cavalli, E), by grants from France 2023 (ILCB, AN-16-CONV-0002; EFRAN, ANR-22-FRAN-0004) and by the Excellence Initiative of Aix-Marseille University A*MIDEX (ANR-11-IDEX-0001-02). The work that led to this publication has also been supported by AMPIRIC, a center of excellence on research in education and teacher training. Brain imaging was performed in the MRI center of the INT (UMR 7289, AMU-CNRS), platform member of France Life Imaging network (grant ANR-11-INBS-0006).

REFERENCES

- Arciuli, J. (2018). Reading as Statistical Learning. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools*, 49(3S), 634-643. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0135
- Ashby, J., Rayner, K., & Clifton, C. (2005). Eye Movements of Highly Skilled and Average Readers : Differential Effects of Frequency and Predictability. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 58(6), 1065-1086. <https://doi.org/10.1080/02724980443000476>
- Bates, D., Mächler, M., Bolker, B., & Walker, S. (2015). Fitting Linear Mixed-Effects Models Using **lme4**. *Journal of Statistical Software*, 67(1). <https://doi.org/10.18637/jss.v067.i01>
- Behzadi, Y., Restom, K., Liau, J., & Liu, T. T. (2007). A component based noise correction

- method (CompCor) for BOLD and perfusion based fMRI. *NeuroImage*, 37(1), 90-101. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.04.042>
- Blanca, M. J., Arnau, J., López-Montiel, D., Bono, R., & Bendayan, R. (2013). Skewness and Kurtosis in Real Data Samples. *Methodology*, 9(2), 78-84. <https://doi.org/10.1027/1614-2241/a000057>
- Bonhage, C. E., Mueller, J. L., Friederici, A. D., & Fiebach, C. J. (2015). Combined eye tracking and fMRI reveals neural basis of linguistic predictions during sentence comprehension. *Cortex*, 68, 33-47. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2015.04.011>
- Bruck, M. (1990). Word-recognition skills of adults with childhood diagnoses of dyslexia. *Developmental psychology*, 26(3), 439-454. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.26.3.439>
- Callens, M., Tops, W., & Brysbaert, M. (2012). Cognitive Profile of Students Who Enter Higher Education with an Indication of Dyslexia. *PLoS ONE*, 7(6), e38081. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0038081>
- Carter, B. T., Foster, B., Muncy, N. M., & Luke, S. G. (2019). Linguistic networks associated with lexical, semantic and syntactic predictability in reading : A fixation-related fMRI study. *NeuroImage*, 189, 224-240. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.01.018>
- Cavalli, E., Chanoine, V., Tan, Y., Anton, J.-L., Giordano, B. L., Pegado, F., & Ziegler, J. C. (2024). Atypical hemispheric re-organization of the reading network in high-functioning adults with dyslexia: Evidence from representational similarity analysis. *Imaging Neuroscience*, 2, 1-23. https://doi.org/10.1162/imag_a_00070
- Cavalli, E., Colé, P., Badier, J.-M., Zielinski, C., Chanoine, V., & Ziegler, J. C. (2016). Spatiotemporal Dynamics of Morphological Processing in Visual Word Recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 28(8), 1228-1242. https://doi.org/10.1162/jocn_a_00959
- Cavalli, E., Colé, P., Leloup, G., Poracchia-George, F., Sprenger-Charolles, L., & El Ahmadi, A. (2018). Screening for Dyslexia in French-Speaking University Students : An Evaluation of the Detection Accuracy of the Alouette Test. *Journal of Learning Disabilities*, 51(3), 268-282. <https://doi.org/10.1177/0022219417704637>
- Chang, F., Dell, G. S., & Bock, K. (2006). Becoming syntactic. *Psychological Review*, 113(2), 234-272. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.2.234>
- Christiansen, M. H., Conway, C. M., & Onnis, L. (2012). Similar neural correlates for language and sequential learning : Evidence from event-related brain potentials. *Language and Cognitive Processes*, 27(2), 231-256. <https://doi.org/10.1080/01690965.2011.606666>
- Corkett, J. K., & Parrila, R. (2008). Use of context in the word recognition process by adults with a significant history of reading difficulties. *Annals of Dyslexia*, 58(2), 139-161. <https://doi.org/10.1007/s11881-008-0018-1>
- 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. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2021.104298>
- DeLong, K. A., Urbach, T. P., & Kutas, M. (2005). Probabilistic word pre-activation during language comprehension inferred from electrical brain activity. *Nature Neuroscience*, 8(8), 1117-1121. <https://doi.org/10.1038/nrn1504>
- Ehrlich, S. F., & Rayner, K. (1981). Contextual effects on word perception and eye movements during reading. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 20(6), 641-655. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(81\)90220-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(81)90220-6)
- Elbro, C., & Arnbak, E. (1996). The role of morpheme recognition and morphological

- awareness in dyslexia. *Annals of Dyslexia*, 46(1), 209-240. <https://doi.org/10.1007/BF02648177>
- Esteban, O., Markiewicz, C. J., Blair, R. W., Moodie, C. A., Isik, A. I., Erramuzpe, A., Kent, J. D., Goncalves, M., DuPre, E., Snyder, M., Oya, H., Ghosh, S. S., Wright, J., Durneze, J., Poldrack, R. A., & Gorgolewski, K. J. (2019). FMRIprep : A robust preprocessing pipeline for functional MRI. *Nature Methods*, 16(1), 111-116. <https://doi.org/10.1038/s41592-018-0235-4>
- Etzel, J. A. (2023). Efficient evaluation of the Open QC task fMRI dataset. *Frontiers in Neuroimaging*, 2, 6. <https://doi.org/10.3389/fnimg.2023.1070274>
- Favier, S., Meyer, A. S., & Huettig, F. (2021). Literacy can enhance syntactic prediction in spoken language processing. *Journal of Experimental Psychology: General*, 150(10), 2167-2174. <https://doi.org/10.1037/xge0001042>
- Federmeier, K. D., & Kutas, M. (1999). A Rose by Any Other Name : Long-Term Memory Structure and Sentence Processing. *Journal of Memory and Language*, 41(4), 469-495. <https://doi.org/10.1006/jmla.1999.2660>
- Finger, H., Goeke, C., Diekamp, D., Standvoß, K., & König, P. (2017). LabVanced : A Unified JavaScript Framework for Online Studies. *Science*, 349(6251), 1-3. <https://doi.org/10.1126/science.aac4716>
- Fischler, I., & Bloom, P. A. (1979). Automatic and attentional processes in the effects of sentence contexts on word recognition. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 18(1), 1-20. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(79\)90534-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(79)90534-6)
- Friederici, A. D. (2003). The Role of Left Inferior Frontal and Superior Temporal Cortex in Sentence Comprehension : Localizing Syntactic and Semantic Processes. *Cerebral Cortex*, 13(2), 170-177. <https://doi.org/10.1093/cercor/13.2.170>
- Friederici, A. D. (2011). The Brain Basis of Language Processing : From Structure to Function. *Physiological Reviews*, 91(4), 1357-1392. <https://doi.org/10.1152/physrev.00006.2011>
- Frith, U., & Snowling, M. (1983). Reading for meaning and reading for sound in autistic and dyslexic children. *British Journal of Developmental Psychology*, 1(4), 329-342. <https://doi.org/10.1111/j.2044-835X.1983.tb00906.x>
- Frost, R., Armstrong, B. C., Siegelman, N., & Christiansen, M. H. (2015). Domain generality versus modality specificity : The paradox of statistical learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(3), 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.12.010>
- Gavard, E., & Ziegler, J. C. (2022). The Effects of Semantic and Syntactic Prediction on Reading Aloud. *Experimental Psychology*, 69(6), 308-319. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000568>
- Hagoort, P., Hald, L., Bastiaansen, M., & Petersson, K. M. (2004). Integration of Word Meaning and World Knowledge in Language Comprehension. *Science*, 304(5669), 438-441. <https://doi.org/10.1126/science.1095455>
- Hawelka, S., Schuster, S., Gagl, B., & Hutzler, F. (2015). On forward inferences of fast and slow readers. An eye movement study. *Scientific Reports*, 5(1), 8432. <https://doi.org/10.1038/srep08432>
- Helenius, P., Tarkiainen, A., Cornelissen, P., Hansen, P. C., & Salmelin, R. (1999). Dissociation of Normal Feature Analysis and Deficient Processing of Letter-strings in Dyslexic Adults. *Cerebral Cortex*, 9(5), 476-483. <https://doi.org/10.1093/cercor/9.5.476>
- Henderson, J. M., Choi, W., Lowder, M. W., & Ferreira, F. (2016). Language structure in the brain : A fixation-related fMRI study of syntactic surprisal in reading. *NeuroImage*, 132, 293-300. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2016.02.050>

- Himmelstoss, N. A., Schuster, S., Hutzler, F., Moran, R., & Hawelka, S. (2020). Co-registration of eye movements and neuroimaging for studying contextual predictions in natural reading. *Language, Cognition and Neuroscience*, 35(5), 595-612. <https://doi.org/10.1080/23273798.2019.1616102>
- Hoaglin, D. C., Iglewicz, B., & Tukey, J. W. (1986). Performance of Some Resistant Rules for Outlier Labeling. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 991-999. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478363>
- Hung, Y.-H., Frost, S. J., Molfese, P., Malins, J. G., Landi, N., Mencl, W. E., Rueckl, J. G., Bogaerts, L., & Pugh, K. R. (2019). Common Neural Basis of Motor Sequence Learning and Word Recognition and Its Relation With Individual Differences in Reading Skill. *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 89-100. <https://doi.org/10.1080/10888438.2018.1451533>
- Hung, Y.-H., Frost, S. J., & Pugh, K. R. (2018). Domain Generality and Specificity of Statistical Learning and its Relation with Reading Ability. In T. Lachmann & T. Weis (Éds.), *Reading and Dyslexia* (Vol. 16, p. 33-55). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90805-2_2
- Inácio, F., Faísca, L., Forkstam, C., Araújo, S., Bramão, I., Reis, A., & Petersson, K. M. (2018). Implicit sequence learning is preserved in dyslexic children. *Annals of Dyslexia*, 68(1), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s11881-018-0158-x>
- Isbilen, E. S., McCauley, S. M., & Christiansen, M. H. (2022). Individual differences in artificial and natural language statistical learning. *Cognition*, 225, 105123. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2022.105123>
- Karatekin, C., Marcus, D. J., & White, T. (2007). Oculomotor and manual indexes of incidental and intentional spatial sequence learning during middle childhood and adolescence. *Journal of Experimental Child Psychology*, 96(2), 107-130. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2006.05.005>
- Kiehl, K. A., Laurens, K. R., & Liddle, P. F. (2002). Reading Anomalous Sentences : An Event-Related fMRI Study of Semantic Processing. *NeuroImage*, 17(2), 842-850. <https://doi.org/10.1006/nimg.2002.1244>
- Kliegl, R., Dambacher, M., Dimigen, O., & Sommer, W. (2014). Oculomotor Control, Brain Potentials, and Timelines of Word Recognition During Natural Reading. In M. Horsley, M. Eliot, B. A. Knight, & R. Reilly (Éds.), *Current Trends in Eye Tracking Research* (p. 141-155). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02868-2_10
- Kriegeskorte, N., Goebel, R., & Bandettini, P. (2006). Information-based functional brain mapping. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(10), 3863-3868. <https://doi.org/10.1073/pnas.0600244103>
- Kuperberg, G. R., McGuire, P. K., Bullmore, E. T., Brammer, M. J., Rabe-Hesketh, S., Wright, I. C., Lythgoe, D. J., Williams, S. C. R., & David, A. S. (2000). Common and Distinct Neural Substrates for Pragmatic, Semantic, and Syntactic Processing of Spoken Sentences : An fMRI Study. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 12(2), 321-341. <https://doi.org/10.1162/089892900562138>
- Kuperberg, G. R., Sitnikova, T., & Lakshmanan, B. M. (2008). Neuroanatomical distinctions within the semantic system during sentence comprehension : Evidence from functional magnetic resonance imaging. *NeuroImage*, 40(1), 367-388. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.10.009>
- Kutas, M., & Federmeier, K. D. (2011). Thirty Years and Counting : Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology*, 62(1), 621-647.

- <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.093008.131123>
- Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1984). Brain potentials during reading reflect word expectancy and semantic association. *Nature*, 307(5947), 161-163.
<https://doi.org/10.1038/307161a0>
- Lefly, D. L., & Pennington, B. F. (2000). Reliability and Validity of the Adult Reading History Questionnaire. *Journal of Learning Disabilities*, 33(3), 286-296.
<https://doi.org/10.1177/002221940003300306>
- Livingston, L. A., & Happé, F. (2017). Conceptualising compensation in neurodevelopmental disorders: Reflections from autism spectrum disorder. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 80, 729-742.
<https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2017.06.005>
- Lopopolo, A., Frank, S. L., Van Den Bosch, A., & Willems, R. M. (2017). Using stochastic language models (SLM) to map lexical, syntactic, and phonological information processing in the brain. *PLOS ONE*, 12(5), e0177794.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177794>
- Lukasova, K., Silva, I. P., & Macedo, E. C. (2016). Impaired Oculomotor Behavior of Children with Developmental Dyslexia in Antisaccades and Predictive Saccades Tasks. *Frontiers in Psychology*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00987>
- Luke, S. G., & Christianson, K. (2016). Limits on lexical prediction during reading. *Cognitive Psychology*, 88, 22-60. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2016.06.002>
- Lum, J. A. G. (2020). Incidental learning of a visuo-motor sequence modulates saccadic amplitude: Evidence from the serial reaction time task. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 46(10), 1881-1891.
<https://doi.org/10.1037/xlm0000917>
- Marcus, D. J., Karatekin, C., & Markiewicz, S. (2006). Oculomotor evidence of sequence learning on the serial reaction time task. *Memory & Cognition*, 34(2), 420-432.
<https://doi.org/10.3758/BF03193419>
- Menghini, D., Hagberg, G. E., Caltagirone, C., Petrosini, L., & Vicari, S. (2006). Implicit learning deficits in dyslexic adults: An fMRI study. *NeuroImage*, 33(4), 1218-1226.
<https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.08.024>
- New, B., Pallier, C., Brysbaert, M., & Ferrand, L. (2004). Lexique 2 : A new French lexical database. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(3), 516-524.
<https://doi.org/10.3758/BF03195598>
- Newman, A. J., Pancheva, R., Ozawa, K., Neville, H. J., & Ullman, M. T. (2001). An Event-Related fMRI Study of Syntactic and Semantic Violations. *Journal of Psycholinguistic Research*, 30, 339-364. <https://doi.org/10.1023/A:1010499119393>
- Nicolson, R. I., Fawcett, A. J., Berry, E. L., Jenkins, I. H., Dean, P., & Brooks, D. J. (1999). Association of abnormal cerebellar activation with motor learning difficulties in dyslexic adults. *The Lancet*, 353(9165), 1662-1667.
[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(98\)09165-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(98)09165-X)
- Nissen, M. J., & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning: Evidence from performance measures. *Cognitive Psychology*, 19(1), 1-32.
[https://doi.org/10.1016/0010-0285\(87\)90002-8](https://doi.org/10.1016/0010-0285(87)90002-8)
- Ozernov-Palchik, O., Qi, Z., Beach, S. D., & Gabrieli, J. D. E. (2023). Intact procedural memory and impaired auditory statistical learning in adults with dyslexia. *Neuropsychologia*, 188, 108638.
<https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2023.108638>
- Paz-Alonso, P. M., Oliver, M., Lerma-Usabiaga, G., Caballero-Gaudes, C., Quiñones, I., Suárez-Coalla, P., Duñabeitia, J. A., Cuetos, F., & Carreiras, M. (2018). Neural

- correlates of phonological, orthographic and semantic reading processing in dyslexia. *NeuroImage: Clinical*, 20, 433-447. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2018.08.018>
- Pennington, B. (2006). From single to multiple deficit models of developmental disorders. *Cognition*, 101(2), 385-413. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2006.04.008>
- Piai, V., Roelofs, A., & Maris, E. (2014). Oscillatory brain responses in spoken word production reflect lexical frequency and sentential constraint. *Neuropsychologia*, 53, 146-156. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2013.11.014>
- Pickering, M. J., & Garrod, S. (2013). An integrated theory of language production and comprehension. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 329-347. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12001495>
- Pinel, P., Thirion, B., Meriaux, S., Jobert, A., Serres, J., Le Bihan, D., Poline, J.-B., & Dehaene, S. (2007). Fast reproducible identification and large-scale databasing of individual functional cognitive networks. *BMC Neuroscience*, 8(1), 91. <https://doi.org/10.1186/1471-2202-8-91>
- Power, J. D., Barnes, K. A., Snyder, A. Z., Schlaggar, B. L., & Petersen, S. E. (2012). Spurious but systematic correlations in functional connectivity MRI networks arise from subject motion. *NeuroImage*, 59(3), 2142-2154. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.10.018>
- Price, C. J. (2012). A review and synthesis of the first 20 years of PET and fMRI studies of heard speech, spoken language and reading. *NeuroImage*, 62(2), 816-847. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.04.062>
- Protopapas, A. (2007). Check Vocal : A program to facilitate checking the accuracy and response time of vocal responses from DMDX. *Behavior Research Methods*, 39(4), 859-862. <https://doi.org/10.3758/BF03192979>
- Przekoracka-Krawczyk, A., Brenk-Krakowska, A., Nawrot, P., Rusiak, P., & Naskrecki, R. (2017). Unstable Binocular Fixation Affects Reaction Times But Not Implicit Motor Learning in Dyslexia. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 58(14), 6470. <https://doi.org/10.1167/iovs.16-21305>
- Raven, J. (2000). The Raven's Progressive Matrices : Change and Stability over Culture and Time. *Cognitive Psychology*, 41(1), 1-48. <https://doi.org/10.1006/cogp.1999.0735>
- Ren, J., Wang, M., & Arciuli, J. (2023). A meta-analysis on the correlations between statistical learning, language, and reading outcomes. *Developmental Psychology*. <https://doi.org/10.1037/dev0001577>
- Rüsseler, J., Becker, P., Johannes, S., & Münte, T. F. (2007). Semantic, syntactic, and phonological processing of written words in adult developmental dyslexic readers : An event-related brain potential study. *BMC Neuroscience*, 8(1), 52. <https://doi.org/10.1186/1471-2202-8-52>
- Saffran, J. R., Aslin, R. N., & work(s);, E. L. N. R. (1996). Statistical Learning by 8-Month-Old Infants. *Science, New Series*, 274(5294), 1926-1928. <https://doi.org/DOI: 10.1126/science.274.5294.1926>
- Schendan, H. E., Searl, M. M., Melrose, R. J., & Stern, C. E. (2003). An fMRI Study of the Role of the Medial Temporal Lobe in Implicit and Explicit Sequence Learning. *Neuron*, 37(6), 1013-1025. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(03\)00123-5](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(03)00123-5)
- Schuster, S., Hawelka, S., Himmelstoss, N. A., Richlan, F., & Hutzler, F. (2020). The neural correlates of word position and lexical predictability during sentence reading : Evidence from fixation-related fMRI. *Language, Cognition and Neuroscience*, 35(5), 613-624. <https://doi.org/10.1080/23273798.2019.1575970>
- Schuster, S., Hawelka, S., Hutzler, F., Kronbichler, M., & Richlan, F. (2016). Words in

- Context : The Effects of Length, Frequency, and Predictability on Brain Responses During Natural Reading. *Cerebral Cortex*, 26(10), 3889.2-3904. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhw184>
- Schwarb, H., & Schumacher, E. (2012). Generalized lessons about sequence learning from the study of the serial reaction time task. *Advances in Cognitive Psychology*, 8(2), 165-178. <https://doi.org/10.5709/acp-0113-1>
- Seidenberg, M. S., Waters, G. S., Sanders, M., & Langer, P. (1984). Pre- and postlexical loci of contextual effects on word recognition. *Memory & Cognition*, 12(4), 315-328. <https://doi.org/10.3758/BF03198291>
- Sereno, J. A. (1991). Graphemic, Associative, and Syntactic Priming Effects at a Brief Stimulus Onset Asynchrony in Lexical Decision and Naming. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 17(3), 459-477. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.17.3.459>
- Siegel, J. S., Power, J. D., Dubis, J. W., Vogel, A. C., Church, J. A., Schlagger, B. L., & Petersen, S. E. (2014). Statistical improvements in functional magnetic resonance imaging analyses produced by censoring high-motion data points : Censoring High Motion Data in fMRI. *Human Brain Mapping*, 35(5), 1981-1996. <https://doi.org/10.1002/hbm.22307>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2017). Towards a theory of individual differences in statistical learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 372(1711), 20160059. <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0059>
- Snowling, M. J. (1981). Phonemic deficits in developmental dyslexia. *Psychological Research*, 43(2), 219-234. <https://doi.org/10.1007/BF00309831>
- Staels, E., & Van Den Broeck, W. (2017). A specific implicit sequence learning deficit as an underlying cause of dyslexia? Investigating the role of attention in implicit learning tasks. *Neuropsychology*, 31(4), 371-382. <https://doi.org/10.1037/neu0000348>
- Stanovich, K. E. (1980). Toward an Interactive-Compensatory Model of Individual Differences in the Development of Reading Fluency. *Reading Research Quarterly*, 16(1), 32. <https://doi.org/10.2307/747348>
- Stanovich, K. E. (1984). The Interactive-Compensatory Model of Reading : A Confluence of Developmental, Experimental, and Educational Psychology. *Remedial and Special Education*, 5(3), 11-19. <https://doi.org/10.1177/074193258400500306>
- Stanovich, K. E., & West, R. F. (1981). The effect of sentence context on ongoing word recognition : Tests of a two-process theory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 7(3), 658. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.112.1.1>
- Staub, A. (2015). The Effect of Lexical Predictability on Eye Movements in Reading : Critical Review and Theoretical Interpretation: Predictability and Eye Movements. *Language and Linguistics Compass*, 9(8), 311-327. <https://doi.org/10.1111/lnc3.12151>
- Treiman, R. (2018). Statistical Learning and Spelling. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools*, 49(3S), 644-652. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0122
- Vellutino, F. R., Fletcher, J. M., Snowling, M. J., & Scanlon, D. M. (2004). Specific reading disability (dyslexia) : What have we learned in the past four decades? *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 45(1), 2-40. <https://doi.org/10.1046/j.0021-9630.2003.00305.x>
- Warmington, M., Stothard, S. E., & Snowling, M. J. (2013). Assessing dyslexia in higher

- education : The York adult assessment battery-revised. *Journal of Research in Special Educational Needs*, 13(1), 48-56. <https://doi.org/10.1111/j.1471-3802.2012.01264.x>
- Weiss, K.-L., Hawelka, S., Hutzler, F., & Schuster, S. (2023). Stronger functional connectivity during reading contextually predictable words in slow readers. *Scientific Reports*, 13(1), 5989. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33231-x>
- Witteloostuijn, M., Boersma, P., Wijnen, F., & Rispens, J. (2021). The contribution of individual differences in statistical learning to reading and spelling performance in children with and without dyslexia. *Dyslexia*, 27(2), 168-186. <https://doi.org/10.1002/dys.1678>
- Zhu, Z., Zhang, J. X., Wang, S., Xiao, Z., Huang, J., & Chen, H.-C. (2009). Involvement of left inferior frontal gyrus in sentence-level semantic integration. *NeuroImage*, 47(2), 756-763. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.04.086>
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2020). Learning to Read and Dyslexia : From Theory to Intervention Through Personalized Computational Models. *Current Directions in Psychological Science*, 29(3), 293-300. <https://doi.org/10.1177/0963721420915873>

PARTIE 3

Chapitres de DISCUSSION

Chapitre 9

Synthèse et discussion des résultats

Dans la première partie de cette thèse (chapitres théoriques), nous avons développé l'hypothèse selon laquelle les capacités à faire des prédictions dans le domaine du langage reposent sur une capacité plus « générale » d'apprentissage statistique. Dans ce cas, les différences interindividuelles dans le domaine non linguistique (i.e., apprentissage statistique) devraient expliquer les différences interindividuelles dans le domaine linguistique (i.e., performances de lecture). Dans la seconde partie (chapitres expérimentaux), nous avons présenté les trois études réalisées afin de répondre à nos questions. La première étude (chapitre 6) a permis de développer une tâche de lecture prédictive nous permettant de dissocier les traitements sémantiques et syntaxiques et d'observer les effets de ces contextes prédictifs sur la lecture à voix haute. La deuxième étude (chapitre 7) a apporté des réponses concernant l'hypothèse d'un lien entre les compétences non linguistiques (i.e., apprentissage statistique) et les compétences linguistiques (i.e., lecture) chez les lecteurs étudiants et s'il existe un lien entre « faire des prédictions » dans le domaine non linguistique (i.e., apprentissage statistique visuel, auditif et visuomoteur) et « faire des prédictions » dans le domaine linguistique (i.e., amorçage sémantique, amorçage syntaxique). Enfin, la troisième étude en neuroimagerie (chapitre 8) a permis d'étudier les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique dans une population de lecteurs étudiants sans troubles de la lecture et dyslexiques développementales. Nous avons également apporté des résultats supplémentaires au débat de la littérature concernant l'existence d'un déficit ou non des compétences d'apprentissage statistique dans la dyslexie en comparant les performances dans une tâche de lecture prédictive et dans une tâche d'apprentissage statistique visuomotrice. Enfin, dans la troisième partie de cette thèse (chapitres de discussion), les résultats de ces trois études seront synthétisés et discutés dans le contexte du rôle de la prédiction dans le traitement du langage, des modèles de l'apprentissage statistique et des théories compensatoires de la dyslexie.

9.1 Le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique dans la lecture

La première étude (chapitre 6) portait spécifiquement sur le rôle de la prédiction sémantique et syntaxique dans la production de mots à voix haute chez des lecteurs typiques adultes. Les participants devaient effectuer une tâche de lecture prédictive dans laquelle ils devaient lire à voix haute les mêmes mots cibles (e.g., chien), soit dans un contexte de mots sémantiquement liés ou non (e.g., rat – souris – lapin – chat – chien vs. table – vert – fleur – tomate – chien), soit dans le contexte de phrases syntaxiquement correctes ou incorrectes (e.g., la – fille – vend – son – chien vs. la – son – vend – fille – chien). Nous avons montré que les effets d'amorçage syntaxique peuvent être constatés lors de la lecture à voix haute, mais uniquement lorsque les mots du contexte sont présentés pendant une longue période (i.e., 1200 ms). Dans ces conditions de présentation, l'amorçage syntaxique était même plus important que l'amorçage sémantique. Cependant, les effets d'amorçage syntaxique disparaissent lorsque les mots du contexte sont présentés plus rapidement (i.e., 200 ms), tandis que les effets d'amorçage sémantique restent significatifs, bien qu'un peu moins importants. Ces résultats suggèrent que les informations syntaxiques ont besoin plus de temps pour exercer un effet sur la lecture à voix haute que les effets sémantiques. Cette observation est cohérente avec notre hypothèse initiale selon laquelle le contexte syntaxique ne permet pas de préactiver un mot cible spécifique, mais seulement sa classe grammaticale, alors que les contextes sémantiques permettent de préactiver des mots cibles spécifiques. En effet, une durée de présentation assez courte (200 ms) semble permettre la préactivation d'un mot sémantiquement relié. Bien que les informations syntaxiques ne puissent pas préactiver un mot spécifique, mais elles peuvent considérablement réduire l'espace de recherche (i.e., « search space ») en indiquant la classe grammaticale. Par exemple, les contraintes syntaxiques rendent certaines continuations strictement impossibles (e.g., "Il veut → table"), alors que les contraintes sémantiques ne les rendent que très peu plausibles (e.g., "Il aime cette → table"). Nos résultats suggèrent que ce processus (i.e., la réduction de l'espace de recherche) a besoin de temps pour avoir un effet mesurable sur la lecture à voix haute de mots individuels.

Nos résultats sont quelque peu différents de ceux de Snell & Grainger (2017) qui ont mis en évidence des effets syntaxiques rapides (i.e., 200 ms), montrant une meilleure identification de mots lorsqu'ils apparaissent dans des phrases syntaxiquement correctes par rapport à des séquences agrammaticales. Il existe toutefois une différence notable entre leur expérience et la nôtre. Dans l'expérience de Snell et Grainger, les participants ont été exposés à des séquences de 4 mots pendant 200 ms dans une méthode de présentation visuelle en série rapide (RSVP), suivies d'un masquage, et ils devaient ensuite rapporter l'un des mots de la séquence. Ainsi, on se trouve dans un contexte de « mémoire iconique » selon la théorie de Sperling (1960), où les informations visuelles sont initialement conservées dans une mémoire visuelle à capacité élevée, mais à décomposition rapide. Coltheart (1983) a suggéré que les informations stockées dans la mémoire iconique doivent ensuite être transférées vers une mémoire sémantique et verbale. Dans l'expérience de Snell et Grainger, l'information syntaxique semble jouer un rôle important dans ce transfert, guidant le passage des informations de la mémoire iconique vers une mémoire langagière. Dans notre expérience, les mots du contexte ont été présentés un par un pendant 200 ms, suivi du mot cible. Cette méthode de présentation serielle n'impose aucune contrainte à la mémoire iconique. Malgré ces différences, les deux expériences révèlent que les contraintes syntaxiques peuvent influencer l'identification des mots isolés même dans des conditions où l'influence potentielle du lien sémantique est minimisée.

En résumé, nos résultats sur les effets de prédiction linguistique, qu'ils soient sémantiques ou syntaxiques, sont en accord avec les recherches en mouvements oculaires, montrant que la prédictibilité influence les mesures les plus précoces des mouvements oculaires, comme les saccades (Staub, 2015). Cependant, contrairement aux contextes sémantiques, les contextes syntaxiquement prédictifs ne peuvent pas préactiver un mot spécifique, mais ils peuvent activer de manière générale les mots probables ou exclure les catégories de mots improbables, réduisant ainsi l'espace de recherche lexicale. Cette observation est soutenue par l'idée que les effets de prédiction persistent même lorsque la probabilité de présence du mot est relativement faible. Ainsi, nos résultats mettent en évidence les différentes façons dont les contextes sémantiques et syntaxiques influencent la préparation et l'accès aux mots dans le processus de lecture.

9.2 Le lien entre prédiction linguistique et apprentissage statistique

La deuxième étude (chapitre 7) portait spécifiquement sur le lien entre les prédictions linguistiques (i.e., sémantique et syntaxique) dans la lecture et les capacités de prédiction non linguistique plus « générales » (i.e., apprentissage statistique). En effet, comme discuté dans les premiers chapitres théoriques, le lien potentiel entre l'apprentissage statistique et la lecture suscite un intérêt croissant. Certaines études ont révélé que l'apprentissage statistique est associé à la lecture (Arculi & Simpson, 2012) et au traitement des phrases (Misyak & Christiansen, 2012), tandis que d'autres ne sont pas arrivés aux mêmes conclusions (Haebig et al., 2017; Schmalz et al., 2019; N. Siegelman & Frost, 2015). Étant donné que toutes ces recherches ont porté sur des niveaux assez généraux de capacité de lecture (e.g., Arculi & Simpson, 2011 ; Misyak & Christiansen, 2012), nous avons utilisé la même tâche de lecture prédictive que dans notre première étude, nous permettant ainsi de calculer pour chaque participant un score de prédiction linguistique (i.e., un effet d'amorçage sémantique ou syntaxique). Pour rappel, nous avions émis l'hypothèse que les mesures d'apprentissage statistique (i.e., visuomotrice avec une tâche SRT, visuelle avec une tâche VSL et auditive une tâche ASL) doivent être plus fortement liées à la capacité de faire des prédictions linguistiques qu'aux mesures globales de la vitesse de lecture ou de capacité de lecture.

Premièrement, nous n'avons pas trouvé le lien attendu entre les effets de prédiction sémantique et/ou syntaxique et d'apprentissage statistique. Cela aurait pu être attribué au fait que notre tâche de lecture prédictive n'était pas adaptée à l'étude des différences interindividuelles, bien qu'elle ait produit des effets assez robustes au niveau du groupe. Cependant, nous avons évalué la fiabilité test-retest de cette tâche et nous avons trouvé un coefficient r de 0,56 pour nos scores de prédiction. À titre de comparaison, Perry et al. (2010) ont évalué la variance reproductible pour les mêmes items dans différentes bases de données de lecture à voix haute et ont constaté que les performances pour des éléments identiques dans quatre bases de données différentes étaient modérément corrélées, avec des valeurs r comprises entre 0,42 et 0,68 (i.e., entre 17,6 % et 46,2 % de la variance). Ainsi, la fiabilité test-retest de nos scores de prédiction est assez proche de la quantité de variances reproductible pour les mêmes éléments dans la lecture à voix haute. Mais dans l'ensemble, nos résultats ne soutiennent pas l'idée selon laquelle la

capacité à faire des prédictions linguistiques est basée sur une capacité plus générale d'apprentissage statistique.

Deuxièmement, bien que nous n'ayons pas trouvé de lien entre l'apprentissage statistique et la prédiction linguistique, nous avons mis en évidence un lien significatif entre l'apprentissage statistique dans la modalité auditive (ASL) et la capacité générale de lecture de nos participants, mesurée par leur vitesse de lecture à voix haute dans la tâche de lecture prédictive et mesurée par leurs compétences en lecture dans un test de lecture standardisé. La taille de la corrélation ($r = 0,419$) était comparable et plus élevée que celle récemment rapportée par Ren et al. (2023) dans une méta-analyse sur les corrélations entre les mesures d'apprentissage statistique et de lecture ($r = 0,260$). Il semble donc que l'apprentissage statistique soit lié plus généralement à la maîtrise de la lecture que plus spécifiquement à la prédiction linguistique. Cette relation pourrait s'expliquer par l'impact de l'apprentissage statistique sur le développement de la lecture (Seidenberg & MacDonald, 2018), qui à son tour affecte la compétence générale en lecture. En revanche, les prédictions linguistiques pourraient s'appuyer sur des facteurs de plus haut niveau, tels que la mémoire, l'attention ou le vocabulaire. Cette idée est soutenue par une étude de Mani et Huetting (2012) montrant que les enfants ayant un vocabulaire plus étendu sont meilleurs pour faire des prédictions linguistiques. De plus, nos résultats reproduisent ceux de Gabay et al. (2015) ou de Qi et al. (2019) selon lesquels les compétences en lecture étaient plus fortement associées à l'apprentissage statistique auditif qu'à l'apprentissage statistique visuel chez les lecteurs typiques. Ils sont également cohérents avec une étude récente sur la dyslexie, qui a montré que les adultes dyslexiques présentaient de bonnes compétences en apprentissage statistique pour un matériel visuel, mais des compétences altérées pour un matériel auditif (Ozernov-Palchik et al., 2023).

Troisièmement, il est intéressant de noter que les trois tâches d'apprentissage statistique utilisées n'étaient pas corrélées entre elles, ce qui suggère une dissociation claire entre les deux types de tâches (i.e., SRT vs. ASL/VSL). De même que pour la tâche de lecture prédictive, cela pourrait être dû au fait que, contrairement aux tâches ASL et VSL (développées par Siegelman et al., 2017), la tâche SRT n'a pas été optimisée pour l'étude des différences interindividuelles. Toutefois, la fiabilité test-retest de la tâche SRT que nous avons calculée dans cette étude était assez élevée ($r = 0,62$). Il est donc plus plausible

que ces tâches mesurent des aspects différents de l'apprentissage statistique. En effet, la tâche SRT implique l'apprentissage de compétences spatiomotrices, reposant sur le système de mémoire procédurale (Nicolson & Fawcett, 2007; Ullman, 2004), tandis que les tâches de segmentation ASL et VSL ne nécessitent pas de connaissance explicite de l'objectif de la tâche ni d'engagement moteur (Batterink et al., 2015; Song et al., 2007). En résumé, ces résultats semblent être clairement cohérents avec la vision pluraliste de l'apprentissage statistique (Frost et al., 2015) qui suggère que cet apprentissage opère à travers des mécanismes partiellement superposés, mais néanmoins distincts. Cette théorie sera discutée plus en détail dans le chapitre 10.

9.3 Les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique et de l'apprentissage statistique dans la dyslexie développementale

La troisième étude (chapitre 8) portait spécifiquement sur les bases cérébrales de la prédiction sémantique et syntaxique, le lien au niveau de l'activation cérébrale entre prédiction linguistique et non-linguistique et sur le lien potentiel entre prédiction et dyslexie développementale. Nous avons émis l'hypothèse que les bons lecteurs devraient être de bons prédicteurs à la fois dans les domaines linguistiques (i.e., lecture prédictive) et non linguistiques (i.e., apprentissage statistique). Sur la base des théories de la compensation dans la dyslexie, nous avons voulu savoir si les étudiants dyslexiques seraient de meilleurs prédicteurs et s'appuieraient davantage sur les informations syntaxiques et sémantiques pour compenser leurs déficits orthophonologiques de bas niveau, ou s'ils seraient de moins bons prédicteurs, comme le suggèrent certaines études antérieures montrant des déficits d'apprentissage statistique dans la dyslexie (Lukasova et al., 2016; Ozernov-Palchik et al., 2023; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017). Nos objectifs étaient de (1) mettre en évidence différents réseaux neuronaux pour le traitement prédictif sémantique et syntaxique dans la lecture ; (2) déterminer si les étudiants dyslexiques étaient plus influencés par le contexte que les lecteurs typiques lors des tâches de lecture ; (3) déterminer si les étudiants dyslexiques étaient déficitaires dans l'apprentissage statistique et plus particulièrement dans une tâche visuomotrice ; et (4) examiner s'il existe un lien entre les effets de prédictions dans le domaine langagier et les capacités d'apprentissage de séquences chez les lecteurs typiques et dyslexiques.

En ce qui concerne notre premier objectif (i.e., mettre en évidence différents réseaux neuronaux pour le traitement prédictif sémantique et syntaxique dans la lecture), l'analyse de l'ensemble du cerveau a révélé une activation dans les aires frontales et temporales gauches pour la prédiction sémantique (gyrus frontal moyen, gyrus frontal inférieur part triangularis, gyrus temporal moyen et gyrus temporal inférieur), mais aussi dans le gyrus angulaire gauche et dans le gyrus occipital inférieur gauche. Pour la prédiction syntaxique, l'activation était plus spécifiquement localisée dans le gyrus frontal inférieur part triangularis et orbitalis gauche et dans les aires temporales gauches (comme retrouvé dans les études de Bonhage et al., 2015 et Henderson et al., 2016), dans le gyrus temporal moyen gauche (comme retrouvé par Lopopolo et al., 2017 et Schuster et al., 2016) et dans le gyrus frontal supérieur gauche. À noter cependant que nous avons adopté une approche différente des études de la littérature en utilisant des contextes plus longs pour construire des prédictions plus fortes, et en dissociant clairement le contexte sémantique du contexte syntaxique (contrairement à certaines études se focalisant plutôt sur les prédictions sémantiques que syntaxiques, ou en confondant les deux, Carter et al., 2019). Malgré ces différences méthodologiques, nous avons pu reproduire des patterns d'activation distincts pour les contextes sémantiques et syntaxiques. Cette dissociation est en accord avec l'absence de corrélation entre les effets d'amorçage sémantiques et syntaxiques de la deuxième étude et suggère qu'il existe différents mécanismes de prédiction lors de la lecture. Ce résultat est également en accord avec les travaux antérieurs qui montrent que les prédictions linguistiques peuvent être basées sur différentes sources d'informations linguistiques de haut niveau (Bonhage et al., 2015).

En ce qui concerne notre deuxième objectif (i.e., existe-t-il des différences de prédiction entre les étudiants dyslexiques ou normolecteurs lors de la lecture), bien que l'activation cérébrale ne fût pas différente entre nos deux groupes d'étudiants dans la tâche de lecture lors de l'analyse de l'ensemble du cerveau (« whole brain analyses »), une analyse par régions d'intérêts (ROI) a révélé quelques différences. En effet, les étudiants dyslexiques ont montré une plus grande activation dans le gyrus précentral gauche et l'insula antérieure droite dans des contextes de prédiction sémantique et syntaxique confondus. Ce résultat suggère que les étudiants dyslexiques utilisent potentiellement différentes stratégies de lecture que des lecteurs typiques, en se basant davantage sur le traitement de haut niveau pour compenser leurs difficultés en lecture de bas niveau (Callens et al.,

2012; Cavalli et al., 2024; Warmington et al., 2013). De plus, les données comportementales ont révélé une corrélation positive entre le niveau de lecture des étudiants dyslexiques et leurs effets de prédiction en lecture à haute voix (les « meilleurs » dyslexiques utilisaient davantage le contexte), soulignant l'importance du contexte dans la performance des individus rencontrant des difficultés de lecture (Corkett & Parilla, 2008). L'activation accrue des régions frontales gauches et de l'insula antérieure droite chez les étudiants dyslexiques pendant la lecture prédictive suggère donc qu'ils utilisent des structures cérébrales impliquées dans la prédiction (sémantique notamment, Carter et al., 2019) pour compenser leurs difficultés lors de la lecture des mots, soutenant ainsi l'hypothèse compensatoire dans la dyslexie (Cavalli et al., 2024). Ces résultats mettent ainsi en lumière l'importance des mécanismes compensatoires et du contexte dans la lecture chez les étudiants dyslexiques.

En ce qui concerne notre troisième objectif (i.e., déterminer s'il existe des différences entre les étudiants dyslexiques et normolecteurs dans l'apprentissage statistique des séquences motrices), l'analyse de l'ensemble du cerveau n'a pas révélé de différences significatives dans l'activation neuronale lors de la tâche SRT. Il est également intéressant de noter que l'analyse du cerveau entier a révélé une activation de structures cérébrales telles que le noyau caudé gauche, le cervelet gauche et le putamen droit, qui selon la littérature, semblent jouer un rôle important dans les premières étapes de l'apprentissage spécifique des séquences (Janacsek et al., 2020). De même, les résultats comportementaux ont montré un effet facilitateur des séquences apprises par rapport aux séquences aléatoires (en termes de vitesse et de justesse de la réalisation des séquences motrices), tant chez les lecteurs typiques que chez les lecteurs dyslexiques. De plus, les participants ont dû apprendre la séquence présentée lors de la tâche SRT au cours de deux séances d'entraînement hors du scanner. Les résultats ont montré que même si les étudiants dyslexiques étaient plus lents et faisaient plus d'erreurs au début de l'entraînement, ils étaient aussi rapides et avaient d'aussi bonnes capacités d'apprentissage que les lecteurs typiques à la fin de la deuxième séance d'entraînement. Dans l'ensemble, ces résultats semblent aller à l'encontre d'un déficit d'apprentissage statistique dans le domaine visuomoteur dans la dyslexie (Ozernov-Palchik et al., 2023) et indiquent que les compétences en apprentissage statistique pourraient peut-être jouer un rôle

compensatoire dans la dyslexie, au moins dans une modalité visuomotrice. Cette théorie sera discutée plus en détail dans le chapitre 10.

En ce qui concerne notre quatrième objectif (i.e., examiner s'il existe un lien entre la lecture prédictive et l'apprentissage statistique), l'analyse de l'ensemble du cerveau semble révéler des zones d'activation qui se recoupent avec celles impliquées dans la lecture prédictive (régions frontales gauches, le gyrus angulaire gauche, le gyrus temporal moyen gauche, le cunéus droit, le noyau caudé gauche et le putamen droit et gauche). Dans l'analyse par ROI, les mesures comportementales de l'apprentissage statistique ont été utilisées pour établir un lien avec l'activité cérébrale observée lors de la lecture prédictive. Des différences entre nos groupes de participants ont été observées dans des régions frontales gauches, dans le gyrus lingual gauche et dans le gyrus fusiforme gauche chez les étudiants dyslexiques, et dans le gyrus précentral gauche chez les lecteurs typiques. Ces résultats s'alignent avec des études antérieures qui ont également identifié un réseau de régions communes aux tâches SRT et à la lecture, notamment dans le gyrus fusiforme et le gyrus frontal inférieur (Hung et al., 2019). Ainsi, il semble que des processus tels que le traitement visuel et moteur, le codage des séquences (Friederici, 2011), la consolidation et l'automatisation des compétences acquises (Doyon, 2008; Nicolson & Fawcett, 2007; Ullman, 2004) soient impliqués à la fois dans l'apprentissage statistique visuomoteur et dans la lecture prédictive. De plus, Hung et al. (2019) ont relevé que l'activation de l'insula droite, tant dans une tâche de lecture de mots que dans une tâche SRT, était liée à des variations individuelles dans la compétence en lecture. Bien que notre étude n'ait pas mis en évidence ce même lien, nous avons observé une activation accrue de l'insula antérieure droite lors de la lecture prédictive chez les étudiants dyslexiques suggérant que cette structure pourrait jouer un rôle dans les différences individuelles de la lecture (prédictive).

En résumé, nos résultats mettent en évidence (1) des réseaux neuronaux différents pour le traitement prédictif sémantique et syntaxique dans la lecture ainsi que (2) des différences de groupe suggérant que les étudiants dyslexiques sollicitent davantage des structures cérébrales impliquées dans la prédiction (sémantique notamment) pour compenser des difficultés de lecture, (3) que les étudiants dyslexiques ne semblent pas être en difficulté dans une tâche d'apprentissage statistique visuomotrice et que ces compétences pourraient peut-être jouer un rôle compensatoire dans la dyslexie, et (4) qu'il existerait un lien entre les prédictions linguistiques et non linguistiques au niveau des activations cérébrales., notamment chez les lecteurs dyslexiques, soutenant encore une fois l'hypothèse compensatoire dans la dyslexie.

Chapitre 10

Implications théoriques, limites et perspectives

Dans cette thèse, nous avons montré que lecture ne se limite pas à l'identification et l'interprétation des mots isolés, mais qu'elle implique une anticipation active de ce qui pourrait suivre, basée sur le contexte linguistique. La lecture n'est donc pas fondamentalement différente des phénomènes et mécanismes de prédiction observés dans le domaine du langage oral. L'activation des représentations linguistiques avant un stimulus attendu est conforme à l'hypothèse de la prédiction active (telle que spécifiée dans la théorie du codage prédictif, Rao & Ballard, 1999) et se trouve également être en accord avec les modèles de prédiction linguistique basés sur la production (Dell & Chang, 2014) qui proposent que le traitement du langage implique une prédiction incrémentale effectuée par le système de production. De plus, Kuperberg et Jaeger (2016) suggèrent que la compréhension du langage implique des processus prédictifs à plusieurs niveaux de la hiérarchie linguistique. Selon les auteurs, la facilitation des représentations de niveau inférieur résulte de l'utilisation d'inférences de niveau supérieur pour préactiver les informations du niveau inférieur. De la même manière, nous avons montré que le contexte sémantique et syntaxique influence la lecture de mots à voix haute, un phénomène de production de la parole de bas niveau qui peut être réalisé exclusivement sur la base des informations graphophonologiques sans aucune influence du système sémantique ou syntaxique (Coltheart et al., 2001; Perry et al., 2007, 2010). Ces résultats sont compatibles avec plusieurs modèles de prédiction dans le langage (Huettig, 2015 ; Kutas & Federmeier, 2011 ; Kuperberg & Jaeger, 2016 ; Pickering & Gambi, 2018). Cette thèse a essayé de faire le lien entre les processus de prédiction et la lecture en abordant les questions suivantes. Quel est l'effet de la prédiction sémantique et syntaxique sur la lecture à voix haute de mots isolés ? Les bons lecteurs et bons « compreneurs » sont-ils de bons prédicteurs ? Quel est le rôle des mécanismes de prédiction non linguistiques dans la prédiction linguistique ? Existe-t-il des différences interindividuelles dans les capacités de prédiction linguistique et non-linguistique ? Et si oui, quel serait le rôle de l'apprentissage statistique et de la prédiction linguistique dans la lecture normale ou dans la lecture pathologique (comme la dyslexie) ?

10.1 La prédition, différents mécanismes et fondements théoriques

La conception de notre tâche de lecture prédictive est idéale pour examiner s'il existe différents mécanismes de prédition selon le contexte sémantique ou syntaxique, car le dernier mot était toujours identique dans toutes les conditions, ce qui a permis d'étudier la prédition sémantique indépendamment de la prédition syntaxique d'une manière plus contrôlée que dans d'autres études de la littérature dans lesquelles les informations sémantiques et syntaxiques sont souvent combinées (e.g., paradigmes de « cloze probability » ou de priming).

Le résultat le plus novateur et important est l'existence d'un effet de contexte syntaxique sur la lecture de mots isolés en l'absence de prédictibilité sémantique. Un tel effet a rarement été observé et, dans ces rares cas, a été associé à une influence post-lexicale et stratégique (Seidenberg et al., 1984). Cet effet de contexte syntaxique est important pour comprendre qu'il y a différents mécanismes de prédition en jeu, car le contexte syntaxique ne permet pas de préactiver un mot spécifique contrairement au contexte sémantique. Le contexte syntaxique ne peut qu'activer de manière générale les mots susceptibles d'apparaître ou exclure / inhiber les catégories de mots qui ne peuvent pas apparaître, réduisant ainsi considérablement l'espace de recherche lexicale. Malgré cela, les effets syntaxiques sont aussi forts que les effets sémantiques lorsque le temps de présentation des contextes est long (>500 ms), et disparaissent lorsque la présentation du contexte est rapide (~ 200 ms). Cela suggère que les effets du contexte syntaxique nécessitent plus de temps pour la construction d'un modèle interne (i.e., « sentence frame ») qui facilitera par la suite l'identification des mots de la phrase, probablement par un mécanisme de rétroaction (McClelland & Rumelhart, 1981).

Les effets de contexte sémantique, quant à eux, sont plus directs et ne disparaissent pas lorsque les contextes sont présentés rapidement (~ 200 ms). Ce résultat était prévisible, car des effets d'amorçage sémantique ont également été observés dans des contextes de présentation subliminale (Draine & Greenwald, 1998; Fischler & Goodman, 1978; Hohenstein et al., 2010), ce qui suggère qu'au moins une partie de l'effet reflète la « propagation de l'activation » automatique vers les mots qui sont sémantiquement liés aux amorceurs (Collins & Loftus, 1975). Le contexte sémantique permet ainsi d'activer un

mot spécifique, aussi bien sa forme (i.e., traitement orthographique et lexical) que son sens. À noter également que les aires cérébrales rapportées dans notre troisième étude de neuroimagerie (chapitre 8) comme étant impliquées dans la prédiction sémantique étaient un sous-ensemble du réseau cérébral du traitement sémantique de manière plus large (Jobard et al., 2003; Planton & Démonet, 2013). Cela pourrait suggérer que la prédiction sémantique n'est pas un processus unique en dehors du traitement normal du langage, mais serait plutôt le résultat de la préactivation lexicale par le contexte des mêmes représentations sémantiques que celles qui sont activées lorsque le mot lui-même est rencontré (Carter et al., 2019).

Ainsi, nous avons montré que ces deux mécanismes de prédiction sémantique et syntaxique opèrent de façon automatique lorsque le contexte le permet. L'absence de corrélation entre les scores de prédiction sémantique et syntaxique dans notre deuxième étude (chapitre 7), semble signifier que ces deux types de prédictions linguistiques sont assez spécifiques et ne dépendent pas d'un mécanisme commun unique. Il est possible que l'amorçage sémantique soit davantage associé au traitement lexical et attentionnel (i.e., porter attention au contexte et activer les potentiels mots qui correspondent à la catégorie sémantique), tandis que l'amorçage syntaxique pourrait refléter des compétences linguistiques plus générales et la mémoire de travail (i.e., activer une structure grammaticale de phrase en mémoire à court terme et prédire le rôle syntaxique du mot cible). Les résultats de notre troisième étude (chapitre 8) confortent également l'idée de deux mécanismes de prédictions en mettant en évidence une dissociation fonctionnelle au niveau cérébral entre les deux types de prédictions (i.e., réseaux neuronaux différents activés lors de la prédiction sémantique ou syntaxique). En accord avec les travaux antérieurs de Bonhage et al. (2015), les prédictions linguistiques reposeraient donc sur diverses sources d'informations linguistiques de haut niveau, telles que la sémantique et la syntaxe.

En résumé, cette thèse met en lumière une dissociation fonctionnelle des réseaux neuronaux liés à la prédiction sémantique et syntaxique dans le processus de lecture. Nos résultats indiquent que ces deux types de prédiction mobilisent des régions cérébrales distinctes, soulignant ainsi une séparation dans les mécanismes de prédiction. Ces observations suggèrent que la plupart des prédictions linguistiques sont de nature

graduelle, activant des composants du système linguistique existant. En outre, la prédiction dans le cerveau se produit à plusieurs niveaux de spécificité et les prédictions de différents types d'informations sont générées par des réseaux neuronaux distincts (Carter et al., 2019 ; Luke & Christianson, 2016). L'ensemble de ces résultats révèlent la complexité intrinsèque des processus cognitifs impliqués dans la lecture, démontrant que la lecture prédictive serait une combinaison complexe de plusieurs sources d'informations linguistiques de haut niveau (i.e., la sémantique et la syntaxe). La mise en évidence de cette dissociation souligne l'importance de reconnaître la variabilité des processus de prédiction linguistique dans la compréhension du langage écrit. En distinguant les mécanismes sous-jacents à la prédiction sémantique et syntaxique, nos résultats enrichissent notre compréhension des processus cognitifs complexes qui interviennent dans la lecture.

10.2 La prédiction, un mécanisme domain-specific ou domain-general ?

L'apprentissage statistique est un concept clé dans notre compréhension de l'acquisition du langage. De nombreux travaux ont mis en évidence son rôle dans de nombreuses fonctions linguistiques, telles que le développement de la segmentation des mots chez les enfants (Aslin et al., 1998), l'acquisition de la structure orthographique (Pacton et al., 2001), la correspondance graphème-phonème (Apfelbaum et al., 2013), ainsi que le développement de la lecture, de l'orthographe et du vocabulaire (Arciuli & Simpson, 2012). Bien que toutes ces études fassent référence à l'apprentissage statistique, il n'est pas certain qu'elles conceptualisent ce mécanisme de la même façon. De plus, bien que l'apprentissage statistique soit généralement discuté et étudié comme un mécanisme d'apprentissage « domain-general » qui unit de nombreux processus cognitifs, la recherche suggère que l'apprentissage statistique varie considérablement en fonction des différentes caractéristiques d'entrée, même au sein des modalités et des domaines (Frost et al., 2015). Ainsi, les études de cette thèse tentent d'apporter des éléments supplémentaires sur le lien entre l'apprentissage statistique dans le domaine non linguistique et la prédiction dans le domaine linguistique.

Au niveau comportemental, les résultats de notre deuxième étude (chapitre 7) ne sont pas en faveur de l'idée que la capacité à faire des prédictions linguistiques est basée sur une

capacité générale d'apprentissage statistique. Cependant, nous avons trouvé des résultats en accord avec la littérature, indiquant un lien entre l'apprentissage statistique auditive (ASL) et les compétences globales en lecture. Cette observation est également cohérente avec celle d'Isbilen et Christiansen (2022) qui avance que l'apprentissage statistique auditif-linguistique est un mécanisme assez robuste pour jouer un rôle fondamental dans l'acquisition du langage. Étant donné le rôle important du langage oral et du développement phonologique pour l'apprentissage de la lecture (Snowling & Melby-Lervåg, 2016; Ziegler et al., 2014), il n'est pas étonnant que l'ASL soit plus associé aux compétences de lecture que le VSL. D'une manière intéressante, l'utilisation de trois modalités différentes d'apprentissage statistique dans notre étude (i.e., auditive, visuelle, et visuomotrice) a permis de montrer que les performances à ces tâches ne corrèlent pas toujours. En effet, les compétences aux tâches de segmentation auditive et visuelle utilisées (Siegelman et al., 2017) ne semblent pas reliées aux compétences d'apprentissage statistique de la tâche SRT visuomotrice. Ces différents résultats retrouvés entre les tâches d'apprentissage statistique et leur lien avec les compétences en lecture sont clairement cohérents avec la vision pluraliste de l'apprentissage statistique (Frost et al., 2015), selon laquelle l'apprentissage statistique, à travers les modalités et les domaines, fonctionne par le biais de mécanismes qui se chevauchent partiellement, mais qui sont néanmoins distincts. Dans cette idée, telle qu'également défendue par Arciuli et ses collègues (2012, 2018), il semble clair que l'extraction et l'apprentissage implicite de modèles auditifs de l'environnement (ASL) sont plus pertinents pour la lecture que d'autres. Comment expliquer que nous n'ayons pas trouvé de lien entre l'apprentissage statistique et la capacité à faire des prédictions linguistiques ? Une explication serait que la performance en apprentissage statistique est une compétence instantanée de la capacité d'un participant à apprendre des régularités sensorielles, tandis que la capacité à faire des prédictions linguistiques est le produit final d'un processus d'apprentissage de longue durée qui peut être influencé par de nombreux autres facteurs.

Au niveau neural, les résultats de notre troisième étude (chapitre 8) mettent en évidence un lien entre la prédiction linguistique et l'apprentissage statistique. En effet, des régions cérébrales communes semblent être activées lors de notre tâche de lecture prédictive et une tâche d'apprentissage statistique visuomotrice (i.e., tâche SRT). Comme discuté dans le chapitre 9, ces résultats sont cohérents avec une récente étude de Hung et al. (2019)

qui fournit pour la première fois une preuve de l'existence d'un réseau neuronal commun pour l'apprentissage de séquences non linguistiques (i.e., avec une tâche SRT) et la lecture de mots individuels. Ainsi, les auteurs suggèrent que le traitement séquentiel est couramment impliqué dans l'apprentissage des séquences motrices et la récupération des séquences graphémiques/phonémiques dans la lecture. Bien que nous ayons utilisé une tâche de lecture prédictive spécifique au lieu d'une simple tâche de lecture de mots, il n'est pas très surprenant de trouver des résultats cohérents avec les auteurs. De plus, une récente méta-analyse a montré des associations significatives entre l'apprentissage statistique et le langage et entre l'apprentissage statistique et la lecture (Ren et al., 2023). Les auteurs ont montré une association plus forte entre des tâches d'apprentissage de grammaire artificielle (i.e., tâches AGL, Reber, 1967) et la lecture qu'avec les tâches SRT. Des recherches supplémentaires en neuroimagerie pourraient apporter des résultats concernant la relation entre le langage, la lecture, la lecture prédictive et différents domaines ou modalités de l'apprentissage statistique.

En résumé, cette thèse suggère que les compétences de prédiction linguistiques (i.e., lecture prédictive) et de prédiction non linguistique (i.e., apprentissage statistique) peuvent être interconnectées. Mais des questions restent ouvertes quant à la nature cette relation. En effet, les compétences d'apprentissage statistique, souvent étudiées comme un mécanisme d'apprentissage « domain-general », devraient être considérées comme un ensemble de compétences spécifiques plutôt que comme une compétence unique (Figure 3). L'ensemble des résultats de cette thèse soulignent l'importance de mieux comprendre la relation entre l'apprentissage statistique, le langage et la lecture (prédictive), ainsi que les facteurs qui peuvent modérer cette relation, pour le développement théorique et l'orientation pratique concernant le développement et l'intervention en matière d'enseignement du langage et de lecture (Ren et al., 2023). Des recherches supplémentaires sont nécessaires afin de vérifier l'hypothèse selon laquelle des pratiques pédagogiques efficaces axées sur l'utilisation ou le renforcement des capacités d'apprentissage statistique seraient en mesure de soutenir le développement du langage et de la lecture. Avec l'accumulation de preuves, les recherches dans ce domaine pourraient donner une indication de la force de l'association entre l'apprentissage statistique et les compétences en lecture et en écriture, ce qui à son tour peut clarifier sa

pertinence pour la pratique clinique et son utilisation potentielle dans l'accompagnement des personnes avec des troubles de la lecture comme la dyslexie.

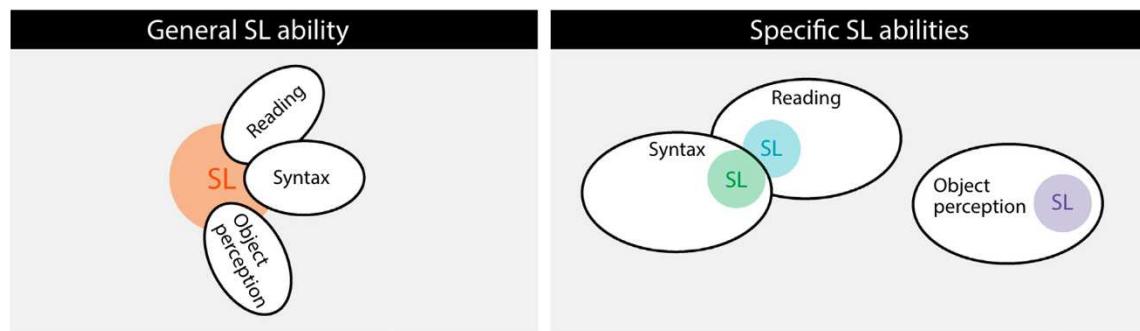


Figure 5. Représentation de (Bogaerts et al., 2022) illustrant les compétences générales de l'apprentissage statistique, en la contrastant avec une approche théorique alternative qui postule des compétences spécifiques dans différents domaines cognitifs. Selon les auteurs, la différence entre les deux approches se manifeste surtout dans la présence d'une construction d'apprentissage unique impliquée dans l'assimilation d'une série de régularités de l'environnement, par opposition à des compétences d'apprentissage indépendantes liées à un domaine donné.

10.3 La prédiction, un facteur de compensation dans la dyslexie ?

Des recherches récentes suggèrent que les étudiants dyslexiques peuvent développer des stratégies de lecture qui sont susceptibles d'être différentes de celles des lecteurs adultes normaux (Callens et al., 2012 ; Warmington et al., 2013). Toutefois, on sait peu de choses sur les stratégies compensatoires utilisées par les étudiants dyslexiques qui, malgré leurs déficits, parviennent à faire face aux contraintes que la dyslexie peut avoir sur leurs études (Cavalli et al., 2020). Les étudiants dyslexiques rencontrent des difficultés marquées dans le traitement orthographique et phonologique, en particulier dans la reconnaissance des mots (Cavalli et al., 2018). Pour compenser ces difficultés, des études suggèrent qu'ils pourraient davantage s'appuyer sur le traitement linguistique de haut niveau, comme les informations contextuelles ou les connaissances sémantiques (Bruck, 1990 ; Nation & Snowling, 1998 ; Corkett & Parilla, 2008). Cette hypothèse de compensation pourrait expliquer les différences dans les performances de lecture, notamment l'utilisation du contexte pour faciliter la reconnaissance des mots. Les capacités d'apprentissage statistique ont également été explorées pour comprendre les différences individuelles dans le traitement du langage et les capacités de lecture chez les lecteurs dyslexiques puisque l'apprentissage de la lecture nécessite l'apprentissage de

régularités entre les graphèmes et les phonèmes (Treiman, 2018 ; Witteloostujin et al., 2021 ; Ziegler et al., 2020). La littérature montre que les déficits dans le traitement phonologique (e.g., la catégorisation des phonèmes) jouent un rôle important dans la dyslexie (Vandermosten et al., 2010) et les difficultés dans l'apprentissage statistique ont également été proposées comme étant le problème sous-jacent (Vandermosten et al., 2019). Cependant, les résultats de la littérature sont mitigés concernant le lien entre les capacités en apprentissage statistique et les capacités de lecture ainsi que concernant un déficit en apprentissage statistique dans la dyslexie. Si certaines études ont montré que les enfants ou les adultes atteints de dyslexie présentaient un déficit significatif d'apprentissage statistique (Lukasova et al., 2016 ; Ozernov-Palchik et al., 2023 ; Przekoracka-Krawczyk et al., 2017), d'autres n'ont pas abouti aux mêmes conclusions (Inácio et al., 2018 ; Staels & Van Den Broeck, 2017).

Les résultats de notre troisième étude (chapitre 8) mettent en évidence un lien entre le niveau de lecture des étudiants dyslexiques avec les compétences à faire des prédictions linguistiques durant la lecture de mots à voix haute, au niveau comportemental et neural. Ces observations sont en accord avec les résultats de la littérature suggérant que les étudiants dyslexiques pourraient s'appuyer davantage sur le traitement linguistique de haut niveau pour compenser des difficultés orthophonologiques de bas niveau lors de l'identification et de la production des mots (Cavalli et al., 2016 ; Stanovich, 1980). Nous avons également montré que les étudiants dyslexiques sollicitent davantage certaines structures cérébrales pendant la lecture prédictive, ce qui est conforme à l'hypothèse compensatoire dans la dyslexie et met en évidence l'adaptabilité du cerveau dans la recherche de solutions alternatives pour compenser les difficultés de lecture (Cavalli et al., 2024). De plus, nos résultats sur l'apprentissage statistique visuomotrice semblent aller à l'encontre d'un déficit en apprentissage statistique, du moins dans cette modalité, dans la dyslexie et indiquent que les compétences dans ce domaine de l'apprentissage statistique pourraient peut-être jouer un rôle compensatoire chez les étudiants dyslexiques. Ainsi, contrairement à la littérature qui suggère un déficit en apprentissage statistique dans la dyslexie, nous n'avons pas trouvé de problème d'apprentissage et d'automatisation des séquences chez ces étudiants dyslexiques (Ozernov-Palchik et al., 2023).

Une perspective intéressante aux résultats de cette thèse consisterait à explorer plus en détail les mécanismes compensatoires utilisés par les étudiants dyslexiques pour surmonter leurs difficultés de lecture. L'hétérogénéité au sein de la dyslexie pourrait expliquer les résultats partagés de la littérature sur l'apprentissage statistique (Ziegler et al., 2019). En effet, ces capacités pourraient être considérées comme un déficit dans la dyslexie lorsque l'apprentissage statistique est affecté ou comme des stratégies compensatoires lorsque les compétences en apprentissage statistique sont intactes. Le lien entre l'apprentissage statistique et la lecture (prédictive) dans la dyslexie semble être complexe et des recherches supplémentaires devraient prendre en compte la variabilité liée aux tâches utilisées, aux participants (e.g., l'âge) ainsi qu'à la variabilité des compétences de lecture chez les personnes atteintes de dyslexie (Singh & Conway, 2021). En effet, il existe une variabilité des compétences en lecture chez les personnes atteintes de dyslexie, tout comme chez les lecteurs typiques (Arciuli, 2018; Arciuli & Conway, 2018; Perry et al., 2019). Cette variabilité est certainement due à un certain nombre de facteurs, dont l'un pourrait être l'apprentissage statistique. L'abandon des comparaisons de groupe (i.e., groupe « dyslexique » vs groupe « contrôle ») au profit d'une approche axée sur les différences individuelles et les facteurs contextuels pourrait s'avérer utile pour découvrir dans quelle mesure l'apprentissage statistique contribue à cette variabilité (Gabay et al., 2015; Perry et al., 2019). Il pourrait également être intéressant d'élucider la trajectoire développementale de l'apprentissage statistique, ce qui nécessite des recherches qui explorent à la fois le développement typique et atypique dans des études transversales et longitudinales afin que nous puissions comprendre comment les différentes composantes de l'apprentissage statistique évoluent au cours du développement, ou peut-être ne changent pas dans certaines populations et chez certains individus (Arciuli & Conway, 2018). Des futures recherches sur une population d'enfants atteints ou non de troubles du développement de la lecture ou à risque de développer une dyslexie, pourraient fournir une vue d'ensemble de l'évolution de l'apprentissage statistique et du développement de différents profils de compensation dans la dyslexie. Ainsi, en identifiant les mécanismes sous-jacents à la dyslexie, en comprenant mieux les stratégies adaptatives utilisées par les personnes dyslexiques et en ciblant ces stratégies compensatoires efficaces, il serait possible de développer des interventions éducatives plus efficaces et d'offrir un soutien individualisé et personnalisé dès les premières étapes du développement de la lecture (Ziegler et al., 2020).

Conclusion générale

Dans l'ensemble, nos résultats sont cohérents avec le concept de « cerveau prédictif » dans la lecture (Clark, 2013). Ils mettent dans un premier temps en évidence les différentes façons dont les contextes sémantiques et syntaxiques influencent la préparation et l'accès aux mots dans le processus de lecture à voix haute. Comme discuté dans notre première étude, les effets d'amorçage syntaxique semblent plus forts que les effets d'amorçage sémantique, mais les mécanismes de prédiction syntaxique ont besoin de plus de temps pour influencer l'identification et la production des mots isolés. De plus, notre deuxième étude a montré une absence de relation entre ces deux mesures de prédiction (i.e., sémantique et syntaxique) suggérant que la prédiction sémantique pourrait être davantage associée au traitement lexical et aux processus attentionnels tandis que la prédiction syntaxique pourrait davantage refléter des compétences plus générales telle que la mémoire de travail. Enfin, notre troisième étude a permis de révéler des activations cérébrales spécifiques aux deux types de prédiction.

De plus, nous avons montré que certains aspects de l'apprentissage statistique corrèlent avec des mesures globales de la lecture, mais pas spécifiquement avec la capacité à faire des prédictions linguistiques, qu'elles soient sémantiques ou syntaxiques. Par ailleurs, différentes tâches d'apprentissage statistique ne corrèlent pas entre elles ce qui rend son opérationnalisation comme un concept singulier et l'étude de son effet sur la lecture assez compliquée. Ces résultats nos résultats semblent cohérents avec la vision pluraliste de l'apprentissage statistique (Frost et al., 2015), selon laquelle l'apprentissage statistique fonctionne par le biais de mécanismes qui se chevauchent partiellement, mais qui sont néanmoins distincts. En effet, les compétences d'apprentissage statistique, souvent étudié comme un mécanisme d'apprentissage « domain-general », devraient être considérées comme un ensemble de compétences spécifiques plutôt que comme une compétence unique. Toutefois, les résultats de notre troisième étude mettent en évidence une activation de structures cérébrales fronto-temporales commune aux prédictions linguistiques et à l'apprentissage statistique de séquences motrices. Ce résultat suggère qu'il n'est pas impossible que le système linguistique « recycle » ou « réutilise » des structures impliquées dans le traitement non linguistique, comme cela a été montré pour

le système sensori-moteur dans la compréhension des mots abstraits (Grasso et al., 2022a, 2022b; Grasso et al., 2022).

Enfin, nos résultats suggèrent que les étudiants dyslexiques peuvent développer des stratégies de lecture différentes de celles des normolecteurs, en se basant davantage sur des traitements de haut niveau (i.e., comme la lecture prédictive, notamment sémantique) pour compenser leurs difficultés en lecture de bas niveau (i.e., identification et production des mots isolés). Les données comportementales de nos études montrent également que les « meilleurs » étudiants dyslexiques (i.e., les plus compensés) étaient également de meilleurs prédicteurs linguistiques, soulignant l'importance potentielle du contexte pour les individus rencontrant des difficultés de lecture (Corkett & Parrila, 2008 ; Nation & Snowling, 1998). De plus, nos résultats suggèrent que les étudiants dyslexiques n'ont pas de difficultés dans d'apprentissage statistique (de séquences motrices) et que l'apprentissage statistique pourrait jouer un rôle compensatoire dans la dyslexie (Cavalli et al., 2024).

Références bibliographiques

- American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders DSM-5* (5e éd.). <https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596>
- Apfelbaum, K. S., Hazeltine, E., & McMurray, B. (2013). Statistical learning in reading : Variability in irrelevant letters helps children learn phonics skills. *Developmental Psychology, 49*(7), 1348-1365. <https://doi.org/10.1037/a0029839>
- Arciuli, J. (2018). Reading as Statistical Learning. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools, 49*(3S), 634-643. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0135
- Arciuli, J., & Conway, C. M. (2018). The Promise—And Challenge—Of Statistical Learning for Elucidating Atypical Language Development. *Current Directions in Psychological Science, 27*(6), 492-500. <https://doi.org/10.1177/0963721418779977>
- Arciuli, J., & Simpson, I. C. (2011). Statistical learning in typically developing children : The role of age and speed of stimulus presentation: Statistical learning. *Developmental Science, 14*(3), 464-473. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2009.00937.x>
- Arciuli, J., & Simpson, I. C. (2012). Statistical Learning Is Related to Reading Ability in Children and Adults : Cognitive Science. *Cognitive Science, 36*(2), 286-304. <https://doi.org/10.1111/j.1551-6709.2011.01200.x>
- Ashby, J., Rayner, K., & Clifton, C. (2005). Eye Movements of Highly Skilled and Average Readers : Differential Effects of Frequency and Predictability. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A, 58*(6), 1065-1086. <https://doi.org/10.1080/02724980443000476>
- 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. <https://doi.org/10.1111/1467-9280.00063>
- Attneave, F. (1959). *Applications of information theory to psychology: A summary of basic concepts, methods and results*. New York: Holt, Rinehart and Winston.
- Bar, M. (2009). Predictions : A universal principle in the operation of the human brain. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 364*(1521), 1181-1182. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0321>
- Bar, M. (2011). *Predictions in the Brain*. Oxford University Press.

<https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780195395518.001.0001>

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.
<https://doi.org/10.1016/j.jml.2015.04.004>

Becker, C. A. (1980). Semantic context effects in visual word recognition : An analysis of semantic strategies. *Memory & Cognition*, 8(6), 493-512.
<https://doi.org/10.3758/BF03213769>

Behzadi, Y., Restom, K., Liau, J., & Liu, T. T. (2007). A component based noise correction method (CompCor) for BOLD and perfusion based fMRI. *NeuroImage*, 37(1), 90-101. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.04.042>

Ben-Dror, I., Pollatsek, A., & Scarpati, S. (1991). Word identification in isolation and in context by college dyslexic students*1. *Brain and Language*, 40(4), 471-490.
[https://doi.org/10.1016/0093-934X\(91\)90144-P](https://doi.org/10.1016/0093-934X(91)90144-P)

Bentin, S., McCarthy, G., & Wood, C. C. (1985). Event-related potentials, lexical decision and semantic priming. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 60(4), 343-355. [https://doi.org/10.1016/0013-4694\(85\)90008-2](https://doi.org/10.1016/0013-4694(85)90008-2)

Boets, B., Op De Beeck, H. P., Vandermosten, M., Scott, S. K., Gillebert, C. R., Mantini, D., Bulthé, J., Sunaert, S., Wouters, J., & Ghesquière, P. (2013). Intact But Less Accessible Phonetic Representations in Adults with Dyslexia. *Science*, 342(6163), 1251-1254. <https://doi.org/10.1126/science.1244333>

Bogaerts, L., Siegelman, N., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2022). Is there such a thing as a 'good statistical learner'? *Trends in Cognitive Sciences*, 26(1), 25-37.
<https://doi.org/10.1016/j.tics.2021.10.012>

Bonhage, C. E., Mueller, J. L., Friederici, A. D., & Fiebach, C. J. (2015). Combined eye tracking and fMRI reveals neural basis of linguistic predictions during sentence comprehension. *Cortex*, 68, 33-47. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2015.04.011>

Boston, M. F., Hale, J., Kliegl, R., Patil, U., & Vasishth, S. (2008). Parsing costs as predictors of reading difficulty : An evaluation using the Potsdam Sentence Corpus. *Journal of Eye Movement Research*, 2(1). <https://doi.org/10.16910/jemr.2.1.1>

Brown, C., & Hagoort, P. (1993). The Processing Nature of the N400 : Evidence from Masked Priming. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 5(1), 34-44.
<https://doi.org/10.1162/jocn.1993.5.1.34>

Bruck, M. (1990). Word-recognition skills of adults with childhood diagnoses of dyslexia.

- Developmental psychology*, 26(3), 439-454.
<https://doi.org/doi.org/10.1037/0012-1649.26.3.439>
- Callens, M., Tops, W., & Brysbaert, M. (2012). Cognitive Profile of Students Who Enter Higher Education with an Indication of Dyslexia. *PLoS ONE*, 7(6), e38081. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0038081>
- Carello, C., Lukatela, G., & Turvey, M. T. (1988). Rapid naming is affected by association but not by syntax. *Memory & Cognition*, 16(3), 187-195. <https://doi.org/10.3758/BF03197751>
- Carter, B. T., Foster, B., Muncy, N. M., & Luke, S. G. (2019). Linguistic networks associated with lexical, semantic and syntactic predictability in reading : A fixation-related fMRI study. *NeuroImage*, 189, 224-240. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.01.018>
- Cavalli, E., Casalis, S., Ahmadi, A. E., Zira, M., Poracchia-George, F., & Colé, P. (2016). Vocabulary skills are well developed in university students with dyslexia : Evidence from multiple case studies. *Research in Developmental Disabilities*, 51, 89-102. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2016.01.006>
- Cavalli, E., Chanoine, V., Tan, Y., Anton, J.-L., Giordano, B. L., Pegado, F., & Ziegler, J. C. (2024). Atypical hemispheric re-organization of the reading network in high-functioning adults with dyslexia : Evidence from representational similarity analysis. *Imaging Neuroscience*, 2, 1-23. https://doi.org/10.1162/imag_a_00070
- Cavalli, E., Colé, P., Badier, J.-M., Zielinski, C., Chanoine, V., & Ziegler, J. C. (2016). Spatiotemporal Dynamics of Morphological Processing in Visual Word Recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 28(8), 1228-1242. https://doi.org/10.1162/jocn_a_00959
- Cavalli, E., Colé, P., Leloup, G., Poracchia-George, F., Sprenger-Charolles, L., & El Ahmadi, A. (2018). Screening for Dyslexia in French-Speaking University Students : An Evaluation of the Detection Accuracy of the Alouette Test. *Journal of Learning Disabilities*, 51(3), 268-282. <https://doi.org/10.1177/0022219417704637>
- Chang, F., Dell, G. S., & Bock, K. (2006). Becoming syntactic. *Psychological Review*, 113(2), 234-272. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.2.234>
- Chetail, F. (2015). Reconsidering the role of orthographic redundancy in visual word recognition. *Frontiers in Psychology*, 6. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00645>
- Christiansen, M. H. (2019). Implicit Statistical Learning : A Tale of Two Literatures. *Topics*

in Cognitive Science, 11(3), 468-481. <https://doi.org/10.1111/tops.12332>

Christiansen, M. H., Conway, C. M., & Onnis, L. (2012). Similar neural correlates for language and sequential learning : Evidence from event-related brain potentials. *Language and Cognitive Processes*, 27(2), 231-256. <https://doi.org/10.1080/01690965.2011.606666>

Clark, A. (2013). Whatever next? Predictive brains, situated agents, and the future of cognitive science. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(3), 181-204. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12000477>

Clark, G. M., & Lum, J. A. G. (2017). Procedural memory and speed of grammatical processing : Comparison between typically developing children and language impaired children. *Research in Developmental Disabilities*, 71, 237-247. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2017.10.015>

Colé, P., Cavalli, E., & Duncan, L. (2020). *La dyslexie à l'âge adulte: Approche neuropsychologique*. De Boeck Supérieur.

Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A Spreading-Activation Theory of Semantic Processing. *Psychological Review*, 82(6), 407. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.82.6.407>

Coltheart, M. (1983). Iconic memory. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B, Biological Sciences*, 302(1110), 283-294. <https://doi.org/10.1098/rstb.1983.0055>

Coltheart, M., Rastle, K., Perry, C., Langdon, R., & Ziegler, J. (2001). DRC : A dual route cascaded model of visual word recognition and reading aloud. *Psychological Review*, 108(1), 204-256. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.108.1.204>

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. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2009.10.009>

Corkett, J. K., & Parrila, R. (2008). Use of context in the word recognition process by adults with a significant history of reading difficulties. *Annals of Dyslexia*, 58(2), 139-161. <https://doi.org/10.1007/s11881-008-0018-1>

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. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2021.104298>

Dapretto, M., & Bookheimer, S. Y. (1999). Form and Content : Dissociating Syntax and

- Semantics in Sentence Comprehension. *Neuron*, 24(2), 427-432. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(00\)80855-7](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(00)80855-7).
- Dell, G. S., & Chang, F. (2014). The P-chain : Relating sentence production and its disorders to comprehension and acquisition. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369(1634), 20120394. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0394>
- DeLong, K. A., Urbach, T. P., & Kutas, M. (2005). Probabilistic word pre-activation during language comprehension inferred from electrical brain activity. *Nature Neuroscience*, 8(8), 1117-1121. <https://doi.org/10.1038/nn1504>
- de Marneffe, M.-C., Manning, C. D., Nivre, J., & Zeman, D. (2021). Universal Dependencies. *Computational Linguistics*, 1-54. https://doi.org/10.1162/coli_a_00402
- Demberg, V., & Keller, F. (2008). Data from eye-tracking corpora as evidence for theories of syntactic processing complexity. *Cognition*, 109(2), 193-210. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2008.07.008>
- Den Heyer, K., Briand, K., & Smith, L. (1985). Automatic and strategic effects in semantic priming : An examination of Becker's verification model. *Memory & Cognition*, 13(3), 228-232. <https://doi.org/10.3758/BF03197685>
- Den Ouden, H. E. M., Kok, P., & De Lange, F. P. (2012). How Prediction Errors Shape Perception, Attention, and Motivation. *Frontiers in Psychology*, 3, 548. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00548>
- Doyon J (2008). Motor sequence learning and movement disorders. *Current Opinion in Neurology*, 21(4), 478–483. <https://doi.org/10.1097/WCO.0b013e328304b6a3>
- Draine, S. C., & Greenwald, A. G. (1998). Replicable Unconscious Semantic Priming. *Journal of Experimental Psychology: General*, 127(3), 286. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.127.3.286>
- Drake, E., & Corley, M. (2015). Effects in production of word pre-activation during listening : Are listener-generated predictions specified at a speech-sound level? *Memory & Cognition*, 43(1), 111-120. <https://doi.org/10.3758/s13421-014-0451-9>
- Ehrlich, S. F., & Rayner, K. (1981). Contextual effects on word perception and eye movements during reading. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 20(6), 641-655. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(81\)90220-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(81)90220-6)
- Elbro, C., & Arnbak, E. (1996). The role of morpheme recognition and morphological

- awareness in dyslexia. *Annals of Dyslexia*, 46(1), 209-240. <https://doi.org/10.1007/BF02648177>
- Engbert, R., Nuthmann, A., Richter, E. M., & Kliegl, R. (2005). SWIFT : A Dynamical Model of Saccade Generation During Reading. *Psychological Review*, 112(4), 777-813. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.4.777>
- Esteban, O., Markiewicz, C. J., Blair, R. W., Moodie, C. A., Isik, A. I., Erramuzpe, A., Kent, J. D., Goncalves, M., DuPre, E., Snyder, M., Oya, H., Ghosh, S. S., Wright, J., Durnez, J., Poldrack, R. A., & Gorgolewski, K. J. (2019). FMRIprep : A robust preprocessing pipeline for functional MRI. *Nature Methods*, 16(1), 111-116. <https://doi.org/10.1038/s41592-018-0235-4>
- Etzel, J. A. (2023). Efficient evaluation of the Open QC task fMRI dataset. *Frontiers in Neuroimaging*, 2, 6. <https://doi.org/10.3389/fnimg.2023.1070274>
- Farrar, W. T. F. (1998). Investigating Single-Word Syntactic Primes in Naming Tasks : A Recurrent NetworkApproach. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 24(2), 648. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.24.2.648>
- Faust, M. E., Balota, D. A., & Spieler, D. H. (1999). Individual Differences in Information-Processing Rate and Amount: Implications for Group Differences in Response Latency. *Psychological Bulletin*, 125(6), 777-799. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.125.6.777>
- Favier, S., Meyer, A. S., & Huettig, F. (2021). Literacy can enhance syntactic prediction in spoken language processing. *Journal of Experimental Psychology: General*, 150(10), 2167-2174. <https://doi.org/10.1037/xge0001042>
- Federmeier, K. D. (2007). Thinking ahead : The role and roots of prediction in language comprehension. *Psychophysiology*, 44(4), 491-505. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.2007.00531.x>
- Federmeier, K. D., & Kutas, M. (1999). A Rose by Any Other Name : Long-Term Memory Structure and Sentence Processing. *Journal of Memory and Language*, 41(4), 469-495. <https://doi.org/10.1006/jmla.1999.2660>
- Ferreira, F., Bailey, K. G. D., & Ferraro, V. (2002). Good-Enough Representations in Language Comprehension. *Current Directions in Psychological Science*, 11(1), 11-15. <https://doi.org/10.1111/1467-8721.00158>
- Ferreira, F., & Clifton, C. (1986). The independence of syntactic processing. *Journal of*

Memory and Language, 25(3), 348-368. [https://doi.org/10.1016/0749-596X\(86\)90006-9](https://doi.org/10.1016/0749-596X(86)90006-9)

Ferreira, F., & Lowder, M. W. (2016). Prediction, Information Structure, and Good-Enough Language Processing. In *Psychology of Learning and Motivation* (Vol. 65, p. 217-247). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/bs.plm.2016.04.002>

Ferreira, F., & Patson, N. D. (2007). The 'Good Enough' Approach to Language Comprehension : The 'Good Enough' Approach. *Language and Linguistics Compass*, 1(1-2), 71-83. <https://doi.org/10.1111/j.1749-818X.2007.00007.x>

Ferreira, F., & Qiu, Z. (2021). Predicting syntactic structure. *Brain Research*, 1770, 147632. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2021.147632>

Finger, H., Goeke, C., Diekamp, D., Standvoß, K., & König, P. (2017). LabVanced : A Unified JavaScript Framework for Online Studies. *Science*, 349(6251), 1-3. <https://doi.org/10.1126/science.aac4716>

Fischler, I. (1977). Semantic facilitation without association in a lexical decision task. *Memory & Cognition*, 5(3), 335-339. <https://doi.org/10.3758/BF03197580>

Fischler, I., & Bloom, P. A. (1979). Automatic and attentional processes in the effects of sentence contexts on word recognition. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 18(1), 1-20. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(79\)90534-6](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(79)90534-6)

Fischler, I., & Goodman, G. O. (1978). Latency of Associative Activation in Memory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 4(3), 455. <https://doi.org/10.1037/0096-1523.4.3.455>

Fiser, J., & Aslin, R. N. (2001). Unsupervised Statistical Learning of Higher-Order Spatial Structures from Visual Scenes. *Psychological Science*, 12(6), 499-504. <https://doi.org/10.1111/1467-9280.00392>

Fodor, J. D., & Frazier, L. (1980). Is the human sentence parsing mechanism an ATN? *Cognition*, 8(4), 417-459. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(80\)90003-7](https://doi.org/10.1016/0010-0277(80)90003-7)

Forster, K. I. (1998). The Pros and Cons of Masked Priming. *Journal of Psycholinguistic Research*, 27(2), 203-233. <https://doi.org/10.1023/A:1023202116609>

Foss, D. J. (1982). A discourse on semantic priming. *Cognitive Psychology*, 14(4), 590-607. [https://doi.org/10.1016/0010-0285\(82\)90020-2](https://doi.org/10.1016/0010-0285(82)90020-2)

Frazier, L., Clifton, C., & Randall, J. (1983). Filling gaps : Decision principles and structure in sentence comprehension. *Cognition*, 13(2), 187-222. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(83\)90022-7](https://doi.org/10.1016/0010-0277(83)90022-7)

- Friederici, A. D. (2003). The Role of Left Inferior Frontal and Superior Temporal Cortex in Sentence Comprehension : Localizing Syntactic and Semantic Processes. *Cerebral Cortex*, 13(2), 170-177. <https://doi.org/10.1093/cercor/13.2.170>
- Friederici, A. D. (2011). The Brain Basis of Language Processing : From Structure to Function. *Physiological Reviews*, 91(4), 1357-1392. <https://doi.org/10.1152/physrev.00006.2011>
- Friston, K. (2010). The free-energy principle : A unified brain theory? *Nature Reviews Neuroscience*, 11(2), 127-138. <https://doi.org/10.1038/nrn2787>
- Friston, K., & Kiebel, S. (2009). Predictive coding under the free-energy principle. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 364(1521), 1211-1221. <https://doi.org/10.1098/rstb.2008.0300>
- Frith, U., & Snowling, M. (1983). Reading for meaning and reading for sound in autistic and dyslexic children. *British Journal of Developmental Psychology*, 1(4), 329-342. <https://doi.org/10.1111/j.2044-835X.1983.tb00906.x>
- Frost, R., Armstrong, B. C., Siegelman, N., & Christiansen, M. H. (2015). Domain generality versus modality specificity : The paradox of statistical learning. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(3), 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2014.12.010>
- Frost, R., Siegelman, N., Narkiss, A., & Afek, L. (2013). What Predicts Successful Literacy Acquisition in a Second Language? *Psychological Science*, 24(7), 1243-1252. <https://doi.org/10.1177/0956797612472207>
- Gabay, Y., Thiessen, E. D., & Holt, L. L. (2015). Impaired Statistical Learning in Developmental Dyslexia. *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, 58(3), 934-945. https://doi.org/10.1044/2015_JSLHR-L-14-0324
- Gathercole, S. E., Alloway, T. P., Willis, C., & Adams, A.-M. (2006). Working memory in children with reading disabilities. *Journal of Experimental Child Psychology*, 93(3), 265-281. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2005.08.003>
- Gavard, E., & Ziegler, J. C. (2022). The Effects of Semantic and Syntactic Prediction on Reading Aloud. *Experimental Psychology*, 69(6), 308-319. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000568>
- Gavard, E., & Ziegler, JC. (2024). Semantic and Syntactic Predictions in Reading Aloud: Are Good Predictors Good Statistical Learners? *Journal of Cognition*, 7(1): 40, pp. 1-17. <https://doi.org/10.5334/joc.363>

- Gerken, L., Wilson, R., & Lewis, W. (2005). Infants can use distributional cues to form syntactic categories. *Journal of Child Language*, 32(2), 249-268. <https://doi.org/10.1017/S0305000904006786>
- Gómez, R. L., & Gerken, L. (2000). Infant artificial language learning and language acquisition. *Trends in Cognitive Sciences*, 4(5), 178-186. [https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(00\)01467-4](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(00)01467-4)
- Goodman, G. O., McClelland, J. L., & Gibbs., R. W. (1981). The role of syntactic context in word recognition. *Memory & Cognition*, 9(6), 580-586. <https://doi.org/10.3758/BF03202352>
- Grasso, C. L., Ziegler, J. C., Coull, J. T., & Montant, M. (2022a). Embodied time : Effect of reading expertise on the spatial representation of past and future. *PLOS ONE*, 17(10), e0276273. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0276273>
- Grasso, C. L., Ziegler, J. C., Coull, J. T., & Montant, M. (2022b). Space-Time Congruency Effects Using Eye Movements During Processing of Past- and Future-Related Words. *Experimental Psychology*, 69(4), 210-217. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000559>
- Grasso, C. L., Ziegler, J. C., Mirault, J., Coull, J. T., & Montant, M. (2022). As time goes by : Space-time compatibility effects in word recognition. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 48(2), 304-319. <https://doi.org/10.1037/xlm0001007>
- Grossberg, S. T. (2012). *Studies of mind and brain: Neural principles of learning, perception, development, cognition, and motor control* (Vol. 70). Springer Science & Business Media.
- Günther, F., Rinaldi, L., & Marelli, M. (2019). Vector-Space Models of Semantic Representation From a Cognitive Perspective: A Discussion of Common Misconceptions. *Perspectives on Psychological Science*, 14(6), 1006-1033. <https://doi.org/10.1177/1745691619861372>
- Habib, M. (2021). The Neurological Basis of Developmental Dyslexia and Related Disorders : A Reappraisal of the Temporal Hypothesis, Twenty Years on. *Brain Sciences*, 11(6), 708. <https://doi.org/10.3390/brainsci11060708>
- Haebig, E., Saffran, J. R., & Ellis Weismer, S. (2017). Statistical word learning in children with autism spectrum disorder and specific language impairment. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 58(11), 1251-1263.

<https://doi.org/10.1111/jcpp.12734>

Hagoort, P., Hald, L., Bastiaansen, M., & Petersson, K. M. (2004). Integration of Word Meaning and World Knowledge in Language Comprehension. *Science*, 304(5669), 438-441. <https://doi.org/10.1126/science.1095455>

Hale, J. (2001). A probabilistic earley parser as a psycholinguistic model. *Second Meeting of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics on Language Technologies 2001 - NAACL '01*, 1-8. <https://doi.org/10.3115/1073336.1073357>

Hawelka, S., Schuster, S., Gagl, B., & Hutzler, F. (2015). On forward inferences of fast and slow readers. An eye movement study. *Scientific Reports*, 5(1), 8432. <https://doi.org/10.1038/srep08432>

Helenius, P., Tarkiainen, A., Cornelissen, P., Hansen, P. C., & Salmelin, R. (1999). Dissociation of Normal Feature Analysis and Deficient Processing of Letter-strings in Dyslexic Adults. *Cerebral Cortex*, 9(5), 476-483. <https://doi.org/10.1093/cercor/9.5.476>

Henderson, J. M., Choi, W., Lowder, M. W., & Ferreira, F. (2016). Language structure in the brain : A fixation-related fMRI study of syntactic surprisal in reading. *NeuroImage*, 132, 293-300. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2016.02.050>

Henderson, L. M., & Warmington, M. (2017). A sequence learning impairment in dyslexia? It depends on the task. *Research in Developmental Disabilities*, 60, 198-210. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2016.11.002>

Hillary, F. G. (2008). Neuroimaging of working memory dysfunction and the dilemma with brain reorganization hypotheses. *Journal of the International Neuropsychological Society*, 14(4), 526-534. <https://doi.org/10.1017/S1355617708080788>

Himmelstoss, N. A., Schuster, S., Hutzler, F., Moran, R., & Hawelka, S. (2020). Co-registration of eye movements and neuroimaging for studying contextual predictions in natural reading. *Language, Cognition and Neuroscience*, 35(5), 595-612. <https://doi.org/10.1080/23273798.2019.1616102>

Hoaglin, D. C., Iglewicz, B., & Tukey, J. W. (1986). Performance of Some Resistant Rules for Outlier Labeling. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), 991-999. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478363>

Hoeft, F., McCandliss, B. D., Black, J. M., Gantman, A., Zakerani, N., Hulme, C., Lyytinen, H., Whitfield-Gabrieli, S., Glover, G. H., Reiss, A. L., & Gabrieli, J. D. E. (2011). Neural

- systems predicting long-term outcome in dyslexia. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(1), 361-366. <https://doi.org/10.1073/pnas.1008950108>
- Hohenstein, S., Laubrock, J., & Kliegl, R. (2010). Semantic preview benefit in eye movements during reading: A parafoveal fast-priming study. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 36(5), 1150-1170. <https://doi.org/10.1037/a0020233>
- Hohwy, J. (2013). *The predictive mind*. OUP Oxford.
- Howard, 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. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2005.10.015>
- Huetting, F. (2015). Four central questions about prediction in language processing. *Brain Research*, 1626, 118-135. <https://doi.org/10.1016/j.brainres.2015.02.014>
- Humphries, C., Binder, J. R., Medler, D. A., & Liebenthal, E. (2006). Syntactic and Semantic Modulation of Neural Activity during Auditory Sentence Comprehension. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 18(4), 665-679. <https://doi.org/10.1162/jocn.2006.18.4.665>
- Hung, Y.-H., Frost, S. J., Molfese, P., Malins, J. G., Landi, N., Mencl, W. E., Rueckl, J. G., Bogaerts, L., & Pugh, K. R. (2019). Common Neural Basis of Motor Sequence Learning and Word Recognition and Its Relation With Individual Differences in Reading Skill. *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 89-100. <https://doi.org/10.1080/10888438.2018.1451533>
- Hung, Y.-H., Frost, S. J., & Pugh, K. R. (2018). Domain Generality and Specificity of Statistical Learning and its Relation with Reading Ability. In T. Lachmann & T. Weis (Éds.), *Reading and Dyslexia* (Vol. 16, p. 33-55). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90805-2_2
- Hutchison, K. A., Balota, D. A., Cortese, M. J., & Watson, J. M. (2008). Predicting Semantic Priming at the Item Level. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 61(7), 1036-1066. <https://doi.org/10.1080/17470210701438111>
- Inácio, F., Faísca, L., Forkstam, C., Araújo, S., Bramão, I., Reis, A., & Petersson, K. M. (2018). Implicit sequence learning is preserved in dyslexic children. *Annals of Dyslexia*, 68(1), 1-14. <https://doi.org/10.1007/s11881-018-0158-x>
- Isbilen, E. S., McCauley, S. M., & Christiansen, M. H. (2022). Individual differences in

- artificial and natural language statistical learning. *Cognition*, 225, 105123. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2022.105123>
- Janacsek, K., Shattuck, K. F., Tagarelli, K. M., Lum, J. A. G., Turkeltaub, P. E., & Ullman, M. T. (2020). Sequence learning in the human brain: A functional neuroanatomical meta-analysis of serial reaction time studies. *NeuroImage*, 207, 116387. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2019.116387>
- Jobard, G., Crivello, F., & Tzourio-Mazoyer, N. (2003). Evaluation of the dual route theory of reading: A metanalysis of 35 neuroimaging studies. *NeuroImage*, 20(2), 693-712. [https://doi.org/10.1016/S1053-8119\(03\)00343-4](https://doi.org/10.1016/S1053-8119(03)00343-4)
- Johnson, M. A., Turk-Browne, N. B., & Goldberg, A. E. (2013). Prediction plays a key role in language development as well as processing. *Behavioral and Brain Sciences*, 36, 1-22. <https://doi.org/10.1017/S0269964012000023>
- Kamide, Y., Altmann, G. T. M., & Haywood, S. L. (2003). The time-course of prediction in incremental sentence processing: Evidence from anticipatory eye movements. *Journal of Memory and Language*, 49(1), 133-156. [https://doi.org/10.1016/S0749-596X\(03\)00023-8](https://doi.org/10.1016/S0749-596X(03)00023-8)
- Karatekin, C., Marcus, D. J., & White, T. (2007). Oculomotor and manual indexes of incidental and intentional spatial sequence learning during middle childhood and adolescence. *Journal of Experimental Child Psychology*, 96(2), 107-130. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2006.05.005>
- Kidd, E. (2012). Implicit statistical learning is directly associated with the acquisition of syntax. *Developmental Psychology*, 48(1), 171-184. <https://doi.org/10.1037/a0025405>
- Kidd, E., & Arciuli, J. (2016). Individual Differences in Statistical Learning Predict Children's Comprehension of Syntax. *Child Development*, 87(1), 184-193. <https://doi.org/10.1111/cdev.12461>
- Kidd, E., Donnelly, S., & Christiansen, M. H. (2018). Individual Differences in Language Acquisition and Processing. *Trends in Cognitive Sciences*, 22(2), 154-169. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2017.11.006>
- Kiehl, K. A., Laurens, K. R., & Liddle, P. F. (2002). Reading Anomalous Sentences: An Event-Related fMRI Study of Semantic Processing. *NeuroImage*, 17(2), 842-850. <https://doi.org/10.1006/nimg.2002.1244>
- Kliegl, R., Dambacher, M., Dimigen, O., & Sommer, W. (2014). Oculomotor Control, Brain Potentials, and Timelines of Word Recognition During Natural Reading. In M.

- Horsley, M. Eliot, B. A. Knight, & R. Reilly (Éds.), *Current Trends in Eye Tracking Research* (p. 141-155). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-02868-2_10
- Kolb, P. (2008). DISCO: A Multilingual Database of Distributionally Similar Words. *Proceedings of KONVENS-2008*, 156, 8.
- Kraft, I., Schreiber, J., Cafiero, R., Metere, R., Schaadt, G., Brauer, J., Neef, N. E., Müller, B., Kirsten, H., Wilcke, A., Boltze, J., Friederici, A. D., & Skeide, M. A. (2016). Predicting early signs of dyslexia at a preliterate age by combining behavioral assessment with structural MRI. *NeuroImage*, 143, 378-386. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2016.09.004>
- Kriegeskorte, N., Goebel, R., & Bandettini, P. (2006). Information-based functional brain mapping. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 103(10), 3863-3868. <https://doi.org/10.1073/pnas.0600244103>
- Krishnan, S., Watkins, K. E., & Bishop, D. V. M. (2016). Neurobiological Basis of Language Learning Difficulties. *Trends in Cognitive Sciences*, 20(9), 701-714. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2016.06.012>
- Kuperberg, G. R., & Jaeger, T. F. (2016). What do we mean by prediction in language comprehension? *Language, Cognition and Neuroscience*, 31(1), 32-59. <https://doi.org/10.1080/23273798.2015.1102299>
- Kuperberg, G. R., McGuire, P. K., Bullmore, E. T., Brammer, M. J., Rabe-Hesketh, S., Wright, I. C., Lythgoe, D. J., Williams, S. C. R., & David, A. S. (2000). Common and Distinct Neural Substrates for Pragmatic, Semantic, and Syntactic Processing of Spoken Sentences: An fMRI Study. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 12(2), 321-341. <https://doi.org/10.1162/089892900562138>
- Kuperberg, G. R., Sitnikova, T., & Lakshmanan, B. M. (2008). Neuroanatomical distinctions within the semantic system during sentence comprehension: Evidence from functional magnetic resonance imaging. *NeuroImage*, 40(1), 367-388. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2007.10.009>
- Kutas, M., & Federmeier, K. D. (2011). Thirty Years and Counting: Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology*, 62(1), 621-647. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.093008.131123>
- Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1980). Reading senseless sentences: Brain potentials reflect

- semantic incongruity. *Science*, 207(4427), 203-205.
<https://doi.org/10.1126/science.7350657>
- Kutas, M., & Hillyard, S. A. (1984). Brain potentials during reading reflect word expectancy and semantic association. *Nature*, 307(5947), 161-163.
<https://doi.org/10.1038/307161a0>
- Lammertink, I., Boersma, P., Wijnen, F., & Rispens, J. (2020). Statistical Learning in the Visuomotor Domain and Its Relation to Grammatical Proficiency in Children with and without Developmental Language Disorder : A Conceptual Replication and Meta-Analysis. *Language Learning and Development*, 16(4), 426-450.
<https://doi.org/10.1080/15475441.2020.1820340>
- Lefly, D. L., & Pennington, B. F. (2000). Reliability and Validity of the Adult Reading History Questionnaire. *Journal of Learning Disabilities*, 33(3), 286-296.
<https://doi.org/10.1177/002221940003300306>
- Levy, R. (2008). Expectation-based syntactic comprehension. *Cognition*, 106(3), 1126-1177. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2007.05.006>
- Livingston, L. A., & Happé, F. (2017). Conceptualising compensation in neurodevelopmental disorders : Reflections from autism spectrum disorder. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 80, 729-742.
<https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2017.06.005>
- Lopopolo, A., Frank, S. L., Van Den Bosch, A., & Willem, R. M. (2017). Using stochastic language models (SLM) to map lexical, syntactic, and phonological information processing in the brain. *PLOS ONE*, 12(5), e0177794.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177794>
- Lüdtke, J., Froehlich, E., Jacobs, A. M., & Hutzler, F. (2019). The SLS-Berlin : Validation of a German Computer-Based Screening Test to Measure Reading Proficiency in Early and Late Adulthood. *Frontiers in Psychology*, 10, 1682.
<https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.01682>
- Lukasova, K., Silva, I. P., & Macedo, E. C. (2016). Impaired Oculomotor Behavior of Children with Developmental Dyslexia in Antisaccades and Predictive Saccades Tasks. *Frontiers in Psychology*, 7. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2016.00987>
- Luke, S. G., & Christianson, K. (2015). Predicting inflectional morphology from context. *Language, Cognition and Neuroscience*, 30(6), 735-748.
<https://doi.org/10.1080/23273798.2015.1009918>

- Luke, S. G., & Christianson, K. (2016). Limits on lexical prediction during reading. *Cognitive Psychology*, 88, 22-60. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2016.06.002>
- Lum, J. A. G. (2020). Incidental learning of a visuo-motor sequence modulates saccadic amplitude : Evidence from the serial reaction time task. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 46(10), 1881-1891. <https://doi.org/10.1037/xlm0000917>
- Lum, J. A. G., Ullman, M. T., & Conti-Ramsden, G. (2013). Procedural learning is impaired in dyslexia : Evidence from a meta-analysis of serial reaction time studies. *Research in Developmental Disabilities*, 34(10), 3460-3476. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2013.07.017>
- Lupker, S. J. (1984). Semantic priming without association : A second look. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 23(6), 709-733. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(84\)90434-1](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(84)90434-1)
- Lupyan, G., & Clark, A. (2015). Words and the World : Predictive Coding and the Language-Perception-Cognition Interface. *Current Directions in Psychological Science*, 24(4), 279-284. <https://doi.org/10.1177/0963721415570732>
- 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), 843-847. <https://doi.org/10.1037/a0029284>
- Marcus, D. J., Karatekin, C., & Markiewicz, S. (2006). Oculomotor evidence of sequence learning on the serial reaction time task. *Memory & Cognition*, 34(2), 420-432. <https://doi.org/10.3758/BF03193419>
- Maye, J., Werker, J. F., & Gerken, L. (2002). Infant sensitivity to distributional information can affect phonetic discrimination. *Cognition*, 82(3), B101-B111. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(01\)00157-3](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(01)00157-3)
- McClelland, J. L., & Rumelhart, D. E. (1981). An Interactive Activation Model of Context Effects in Letter Perception : Part 1. An Account of Basic Findings. *Psychological Review*, 88(5), 375-407. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.88.5.375>
- Menghini, D., Hagberg, G. E., Caltagirone, C., Petrosini, L., & Vicari, S. (2006). Implicit learning deficits in dyslexic adults : An fMRI study. *NeuroImage*, 33(4), 1218-1226. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2006.08.024>
- 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), 227-234. <https://doi.org/10.1037/h0031564>

Misyak, J. B., & Christiansen, M. H. (2012). Statistical Learning and Language : An Individual Differences Study: Individual Differences in Statistical Learning. *Language Learning*, 62(1), 302-331. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9922.2010.00626.x>

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. <https://doi.org/10.1111/j.1756-8765.2009.01072.x>

Misyak, J., Christiansen, M. H., & Tomblin, J. (2010). On-line individual differences in statistical learning predict language processing. *Frontiers in Psychology*, 1(31). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2010.00031>

Nation, K., & Snowling, M. J. (1998). Individual Differences in Contextual Facilitation : Evidence from Dyslexia and Poor Reading Comprehension. *Child Development*, 69(4), 996-1011. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8624.1998.tb06157.x>

New, B., Pallier, C., Brysbaert, M., & Ferrand, L. (2004). Lexique 2 : A new French lexical database. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(3), 516-524. <https://doi.org/10.3758/BF03195598>

Newman, A. J., Pancheva, R., Ozawa, K., Neville, H. J., & Ullman, M. T. (2001). An Event-Related fMRI Study of Syntactic and Semantic Violations. *Journal of Psycholinguistic Research*, 30, 339-364. <https://doi.org/10.1023/A:1010499119393>

Ni, W., Crain, S., & Shankweiler, D. (1996). Sidestepping garden paths : Assessing the contributions of syntax, semantics and plausibility in resolving ambiguities. *Language & Cognitive Processes*, 11(3), 283-334. <https://doi.org/10.1080/016909696387196>

Nicolson, R. I., & Fawcett, A. J. (2007). Procedural learning difficulties : Reuniting the developmental disorders? *Trends in Neurosciences*, 30(4), 135-141. <https://doi.org/10.1016/j.tins.2007.02.003>

Nicolson, R. I., Fawcett, A. J., Berry, E. L., Jenkins, I. H., Dean, P., & Brooks, D. J. (1999). Association of abnormal cerebellar activation with motor learning difficulties in dyslexic adults. *The Lancet*, 353(9165), 1662-1667. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(98\)09165-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(98)09165-X)

Nissen, M. J., & Bullemer, P. (1987). Attentional requirements of learning : Evidence from performance measures. *Cognitive Psychology*, 19(1), 1-32.

[https://doi.org/10.1016/0010-0285\(87\)90002-8](https://doi.org/10.1016/0010-0285(87)90002-8)

Norton, E. S., Beach, S. D., & Gabrieli, J. D. (2015). Neurobiology of dyslexia. *Current Opinion in Neurobiology*, 30, 73-78. <https://doi.org/10.1016/j.conb.2014.09.007>

Oliveira, C. M., Hayiou-Thomas, M. E., & Henderson, L. M. (2023). The reliability of the serial reaction time task : Meta-analysis of test-retest correlations. *Royal Society Open Science*, 10(7), 221542. <https://doi.org/10.1098/rsos.221542>

Osterhout, L., & Holcomb, P. J. (1992). Event-related brain potentials elicited by syntactic anomaly. *Journal of Memory and Language*, 31(6), 785-806. [https://doi.org/10.1016/0749-596X\(92\)90039-Z](https://doi.org/10.1016/0749-596X(92)90039-Z)

Ozernov-Palchik, O., Norton, E. S., Wang, Y., Beach, S. D., Zuk, J., Wolf, M., Gabrieli, J. D. E., & Gaab, N. (2019). The relationship between socioeconomic status and white matter microstructure in pre-reading children : A longitudinal investigation. *Human Brain Mapping*, 40(3), 741-754. <https://doi.org/10.1002/hbm.24407>

Ozernov-Palchik, O., Qi, Z., Beach, S. D., & Gabrieli, J. D. E. (2023). Intact procedural memory and impaired auditory statistical learning in adults with dyslexia. *Neuropsychologia*, 188, 108638. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2023.108638>

Pacton, S., Perruchet, P., Fayol, M., & Cleeremans, A. (2001). Implicit learning out of the lab : The case of orthographic regularities. *Journal of experimental psychology: General*, 130(3), 401. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.130.3.401>

Pallier, C., Devauchelle, A.-D., & Dehaene, S. (2011). Cortical representation of the constituent structure of sentences. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(6), 2522-2527. <https://doi.org/10.1073/pnas.1018711108>

Paz-Alonso, P. M., Oliver, M., Lerma-Usabiaga, G., Caballero-Gaudes, C., Quiñones, I., Suárez-Coalla, P., Duñabeitia, J. A., Cuetos, F., & Carreiras, M. (2018). Neural correlates of phonological, orthographic and semantic reading processing in dyslexia. *NeuroImage: Clinical*, 20, 433-447. <https://doi.org/10.1016/j.nicl.2018.08.018>

Pennington, B. (2006). From single to multiple deficit models of developmental disorders. *Cognition*, 101(2), 385-413. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2006.04.008>

Perea, M. (1997). Associative and semantic priming effects occur at very short stimulus-onset asynchronies in lexical decision and naming. *Cognition*, 62(2), 223-240. [https://doi.org/10.1016/S0010-0277\(96\)00782-2](https://doi.org/10.1016/S0010-0277(96)00782-2)

- Perruchet, P., & Pacton, S. (2006). Implicit learning and statistical learning : One phenomenon, two approaches. *Trends in Cognitive Sciences*, 10(5), 233-238. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2006.03.006>
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2007). Nested incremental modeling in the development of computational theories : The CDP+ model of reading aloud. *Psychological Review*, 114(2), 273-315. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.114.2.273>
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2010). Beyond single syllables : Large-scale modeling of reading aloud with the Connectionist Dual Process (CDP++) model. *Cognitive Psychology*, 61(2), 106-151. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2010.04.001>
- Perry, C., Zorzi, M., & Ziegler, J. C. (2019). Understanding Dyslexia Through Personalized Large-Scale Computational Models. *Psychological Science*, 30(3), 386-395. <https://doi.org/10.1177/0956797618823540>
- Piai, V., Roelofs, A., & Maris, E. (2014). Oscillatory brain responses in spoken word production reflect lexical frequency and sentential constraint. *Neuropsychologia*, 53, 146-156. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2013.11.014>
- Pickering, M. J., & Gambi, C. (2018). Predicting while comprehending language : A theory and review. *Psychological Bulletin*, 144(10), 1002-1044. <https://doi.org/10.1037/bul0000158>
- Pickering, M. J., & Garrod, S. (2004). Toward a mechanistic psychology of dialogue. *Behavioral and Brain Sciences*, 27(02), 169-190. <https://doi.org/10.1017/S0140525X04000056>
- Pickering, M. J., & Garrod, S. (2013). An integrated theory of language production and comprehension. *Behavioral and Brain Sciences*, 36(4), 329-347. <https://doi.org/10.1017/S0140525X12001495>
- Pinel, P., Thirion, B., Meriaux, S., Jobert, A., Serres, J., Le Bihan, D., Poline, J.-B., & Dehaene, S. (2007). Fast reproducible identification and large-scale databasing of individual functional cognitive networks. *BMC Neuroscience*, 8(1), 91. <https://doi.org/10.1186/1471-2202-8-91>
- Planton, S., & Démonet, J.-F. (2013). Neurophysiologie du langage : Apports de la neuro-imagerie et état des connaissances: *Revue de neuropsychologie*, Volume 4(4), 255-266. <https://doi.org/10.1684/nrp.2012.0237>
- Plaut, D. C., McClelland, J. L., Seidenberg, M. S., & Patterson, K. (1996). Understanding

Normal and Impaired Word Reading : Computational Principles in Quasi-Regular Domains. *Psychological Review*, 103(1), 56. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.103.1.56>

Power, J. D., Barnes, K. A., Snyder, A. Z., Schlaggar, B. L., & Petersen, S. E. (2012). Spurious but systematic correlations in functional connectivity MRI networks arise from subject motion. *NeuroImage*, 59(3), 2142-2154. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2011.10.018>

Price, C. J. (2012). A review and synthesis of the first 20 years of PET and fMRI studies of heard speech, spoken language and reading. *NeuroImage*, 62(2), 816-847. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.04.062>

Protopapas, A. (2007). Check Vocal : A program to facilitate checking the accuracy and response time of vocal responses from DMDX. *Behavior Research Methods*, 39(4), 859-862. <https://doi.org/10.3758/BF03192979>

Przekoracka-Krawczyk, A., Brenk-Krakowska, A., Nawrot, P., Rusiak, P., & Naskrecki, R. (2017). Unstable Binocular Fixation Affects Reaction Times But Not Implicit Motor Learning in Dyslexia. *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, 58(14), 6470. <https://doi.org/10.1167/iovs.16-21305>

Qi, Z., Sanchez Araujo, Y., Georgan, W. C., Gabrieli, J. D. E., & Arciuli, J. (2019). Hearing Matters More Than Seeing : A Cross-Modality Study of Statistical Learning and Reading Ability. *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 101-115. <https://doi.org/10.1080/10888438.2018.1485680>

Rao, R. P. N., & Ballard, D. H. (1999). Predictive coding in the visual cortex : A functional interpretation of some extra-classical receptive-field effects. *Nature Neuroscience*, 2(1), 79-87. <https://doi.org/10.1038/4580>

Raven, J. (2000). The Raven's Progressive Matrices : Change and Stability over Culture and Time. *Cognitive Psychology*, 41(1), 1-48. <https://doi.org/10.1006/cogp.1999.0735>

Rayner, K., Carlson, M., & Frazier, L. (1983). The interaction of syntax and semantics during sentence processing : Eye movements in the analysis of semantically biased sentences. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 22(3), 358-374. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(83\)90236-0](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(83)90236-0)

Reber, A. S. (1967). Implicit learning of artificial grammars. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 6(6), 855-863. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(67\)80149-X](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(67)80149-X)

- Ren, J., Wang, M., & Arciuli, J. (2023). A meta-analysis on the correlations between statistical learning, language, and reading outcomes. *Developmental Psychology*. <https://doi.org/10.1037/dev0001577>
- Richlan, F., Kronbichler, M., & Wimmer, H. (2013). Structural abnormalities in the dyslexic brain: A meta-analysis of voxel-based morphometry studies. *Human Brain Mapping*, 34(11), 3055-3065. <https://doi.org/10.1002/hbm.22127>
- Roark, B., Bachrach, A., Cardenas, C., & Pallier, C. (2009). Deriving lexical and syntactic expectation-based measures for psycholinguistic modeling via incremental top-down parsing. *Proceedings of the 2009 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing Volume 1 - EMNLP '09*, 1, 324. <https://doi.org/10.3115/1699510.1699553>
- Rüsseler, J., Becker, P., Johannes, S., & Münte, T. F. (2007). Semantic, syntactic, and phonological processing of written words in adult developmental dyslexic readers: An event-related brain potential study. *BMC Neuroscience*, 8(1), 52. <https://doi.org/10.1186/1471-2202-8-52>
- Ryskin, R., & Nieuwland, M. S. (2023). Prediction during language comprehension : What is next? *Trends in Cognitive Sciences*, S1364661323001997. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2023.08.003>
- Saffran, J. R. (2002). Constraints on Statistical Language Learning. *Journal of Memory and Language*, 47(1), 172-196. <https://doi.org/10.1006/jmla.2001.2839>
- Saffran, J. R., Aslin, R. N., & work(s); E. L. N. R. (1996). Statistical Learning by 8-Month-Old Infants. *Science, New Series*, 274(5294), 1926-1928. <https://doi.org/DOI:10.1126/science.274.5294.1926>
- Saffran, J. R., & Wilson, D. P. (2003). From Syllables to Syntax : Multilevel Statistical Learning by 12-Month-Old Infants. *Infancy*, 4(2), 273-284. https://doi.org/doi.org/10.1207/S15327078IN0402_07
- Sanford, A. J., & Sturt, P. (2002). Depth of processing in language comprehension : Not noticing the evidence. *Trends in Cognitive Sciences*, 6(9), 382-386. [https://doi.org/10.1016/S1364-6613\(02\)01958-7](https://doi.org/10.1016/S1364-6613(02)01958-7)
- Schendan, H. E., Searl, M. M., Melrose, R. J., & Stern, C. E. (2003). An fMRI Study of the Role of the Medial Temporal Lobe in Implicit and Explicit Sequence Learning. *Neuron*, 37(6), 1013-1025. [https://doi.org/10.1016/S0896-6273\(03\)00123-5](https://doi.org/10.1016/S0896-6273(03)00123-5)
- Schiff, R., Sasson, A., Star, G., & Kahta, S. (2017). The role of feedback in implicit and explicit

artificial grammar learning : A comparison between dyslexic and non-dyslexic adults. *Annals of Dyslexia*, 67(3), 333-355. <https://doi.org/10.1007/s11881-017-0147-5>

Schmalz, X., Moll, K., Mulatti, C., & Schulte-Körne, G. (2019). Is statistical learning ability related to reading ability, and if so, why? *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 64-76. [https://doi.org/doi.org/10.1080/10888438.2018.1482304 SMASH](https://doi.org/doi.org/10.1080/10888438.2018.1482304)

Schulz, E., Maurer, U., Vandermark, S., Bucher, K., Brem, S., Martin, E., & Brandeis, D. (2008). Impaired semantic processing during sentence reading in children with dyslexia: Combined fMRI and ERP evidence. *NeuroImage*, 41(1), 153-168. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.02.012>

Schuster, S., Hawelka, S., Himmelstoss, N. A., Richlan, F., & Hutzler, F. (2020). The neural correlates of word position and lexical predictability during sentence reading : Evidence from fixation-related fMRI. *Language, Cognition and Neuroscience*, 35(5), 613-624. <https://doi.org/10.1080/23273798.2019.1575970>

Schuster, S., Hawelka, S., Hutzler, F., Kronbichler, M., & Richlan, F. (2016). Words in Context : The Effects of Length, Frequency, and Predictability on Brain Responses During Natural Reading. *Cerebral Cortex*, 26(10), 3889.2-3904. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhw184>

Schwarb, H., & Schumacher, E. (2012). Generalized lessons about sequence learning from the study of the serial reaction time task. *Advances in Cognitive Psychology*, 8(2), 165-178. <https://doi.org/10.5709/acp-0113-1>

Seidenberg, M. S., & MacDonald, M. C. (2018). The Impact of Language Experience on Language and Reading : A Statistical Learning Approach. *Topics in Language Disorders*, 38(1), 66-83. <https://doi.org/10.1097/TLD.0000000000000144>

Seidenberg, M. S., Waters, G. S., Sanders, M., & Langer, P. (1984). Pre- and postlexical loci of contextual effects on word recognition. *Memory & Cognition*, 12(4), 315-328. <https://doi.org/10.3758/BF03198291>

Sereno, J. A. (1991). Graphemic, Associative, and Syntactic Priming Effects at a Brief Stimulus Onset Asynchrony in Lexical Decision and Naming. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 17(3), 459-477. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.17.3.459>

Shannon, C., & Weaver, W. (1948). The Mathematical Theory of Communication. *The Bell System Technical Journal*, 27(3), 379-423. <https://doi.org/10.1002/j.1538->

7305.1948.tb01338.x

- Siegel, J. S., Power, J. D., Dubis, J. W., Vogel, A. C., Church, J. A., Schlaggar, B. L., & Petersen, S. E. (2014). Statistical improvements in functional magnetic resonance imaging analyses produced by censoring high-motion data points : Censoring High Motion Data in fMRI. *Human Brain Mapping*, 35(5), 1981-1996. <https://doi.org/10.1002/hbm.22307>
- Siegelman, M., Blank, I. A., Mineroff, Z., & Fedorenko, E. (2019). An Attempt to Conceptually Replicate the Dissociation between Syntax and Semantics during Sentence Comprehension. *Neuroscience*, 413, 219-229. <https://doi.org/10.1016/j.neuroscience.2019.06.003>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Christiansen, M. H., & Frost, R. (2017). Towards a theory of individual differences in statistical learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 372(1711), 20160059. <https://doi.org/10.1098/rstb.2016.0059>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., Elazar, A., Arciuli, J., & Frost, R. (2018). Linguistic entrenchment: Prior knowledge impacts statistical learning performance. *Cognition*, 177, 198-213. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2018.04.011>
- Siegelman, N., Bogaerts, L., & Frost, R. (2017). Measuring individual differences in statistical learning: Current pitfalls and possible solutions. *Behavior Research Methods*, 49(2), 418-432. <https://doi.org/10.3758/s13428-016-0719-z>
- Siegelman, N., & Frost, R. (2015). Statistical learning as an individual ability : Theoretical perspectives and empirical evidence. *Journal of Memory and Language*, 81, 105-120. <https://doi.org/10.1016/j.jml.2015.02.001>
- Singh, S., & Conway, C. M. (2021). Unraveling the Interconnections Between Statistical Learning and Dyslexia : A Review of Recent Empirical Studies. *Frontiers in Human Neuroscience*, 15, 734179. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2021.734179>
- Smith, N. J., & Levy, R. (2013). The effect of word predictability on reading time is logarithmic. *Cognition*, 128(3), 302-319. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2013.02.013>
- Snell, J., & Grainger, J. (2017). The sentence superiority effect revisited. *Cognition*, 168, 217-221. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.07.003>
- Snowling, M. J. (1981). Phonemic deficits in developmental dyslexia. *Psychological Research*, 43(2), 219-234. <https://doi.org/10.1007/BF00309831>

- Snowling, M. J., & Melby-Lervåg, M. (2016). Oral language deficits in familial dyslexia : A meta-analysis and review. *Psychological Bulletin*, 142(5), 498-545. <https://doi.org/10.1037/bul0000037>
- Song, S., Howard, J. H., & Howard, D. V. (2007). Implicit probabilistic sequence learning is independent of explicit awareness. *Learning & Memory*, 14(3), 167-176. <https://doi.org/10.1101/lm.437407>
- Spencer, M., Kaschak, M. P., Jones, J. L., & Lonigan, C. J. (2015). Statistical learning is related to early literacy-related skills. *Reading and Writing*, 28(4), 467-490. <https://doi.org/10.1007/s11145-014-9533-0>
- Sperling, G. (1960). The information available in brief visual presentations. *Psychological Monographs: General and Applied*, 74(11), 1-29. <https://doi.org/10.1037/h0093759>
- Staels, E., & Van Den Broeck, W. (2017). A specific implicit sequence learning deficit as an underlying cause of dyslexia? Investigating the role of attention in implicit learning tasks. *Neuropsychology*, 31(4), 371-382. <https://doi.org/10.1037/neu0000348>
- Stanovich, K. E. (1980). Toward an Interactive-Compensatory Model of Individual Differences in the Development of Reading Fluency. *Reading Research Quarterly*, 16(1), 32. <https://doi.org/10.2307/747348>
- Stanovich, K. E. (1984). The Interactive-Compensatory Model of Reading : A Confluence of Developmental, Experimental, and Educational Psychology. *Remedial and Special Education*, 5(3), 11-19. <https://doi.org/10.1177/074193258400500306>
- Stanovich, K. E., & West, R. F. (1981). The effect of sentence context on ongoing word recognition : Tests of a two-process theory. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 7(3), 658. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.112.1.1>
- Staub, A. (2015). The Effect of Lexical Predictability on Eye Movements in Reading : Critical Review and Theoretical Interpretation: Predictability and Eye Movements. *Language and Linguistics Compass*, 9(8), 311-327. <https://doi.org/10.1111/lnc3.12151>
- Stoltz, J. A., Besner, D., & Carr, T. H. (2005). Implications of measures of reliability for theories of priming: Activity in semantic memory is inherently noisy and uncoordinated. *Visual Cognition*, 12(2), 284-336. <https://doi.org/10.1080/13506280444000030A>

- Su, M., Zhao, J., Thiebaut De Schotten, M., Zhou, W., Gong, G., Ramus, F., & Shu, H. (2018). Alterations in white matter pathways underlying phonological and morphological processing in Chinese developmental dyslexia. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 31, 11-19. <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2018.04.002>
- Swingley, D. (2005). 11-month-olds' knowledge of how familiar words sound 11-month-olds' phonological knowledge. *Developmental Science*, 8(5), 432-443. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2005.00432>
- 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), 792-814. <https://doi.org/10.1037/a0030801>
- Thiessen, E. D., & Saffran, J. R. (2003). When cues collide : Use of stress and statistical cues to word boundaries by 7- to 9-month-old infants. *Developmental Psychology*, 39(4), 706-716. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.39.4.706>
- Thiessen, E. D., & Saffran, J. R. (2007). Learning to Learn : Infants' Acquisition of Stress-Based Strategies for Word Segmentation. *Language Learning and Development*, 3(1), 73-100. <https://doi.org/10.1080/15475440709337001>
- Thompson, S. P., & Newport, E. L. (2007). Statistical Learning of Syntax : The Role of Transitional Probability. *Language Learning and Development*, 3(1), 1-42. <https://doi.org/10.1080/15475440709336999>
- Treiman, R. (2018). Statistical Learning and Spelling. *Language, Speech, and Hearing Services in Schools*, 49(3S), 644-652. https://doi.org/10.1044/2018_LSHSS-STLT1-17-0122
- Ullman, M. T. (2004). Contributions of memory circuits to language : The declarative/procedural model. *Cognition*, 92(1-2), 231-270. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2003.10.008>
- Van Witteloostuijn, M., Boersma, P., Wijnen, F., & Rispens, J. (2017). Visual artificial grammar learning in dyslexia : A meta-analysis. *Research in Developmental Disabilities*, 70, 126-137. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2017.09.006>
- Vanderauwera, J., Wouters, J., Vandermosten, M., & Ghesquière, P. (2017). Early dynamics of white matter deficits in children developing dyslexia. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 27, 69-77. <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2017.08.003>
- Vandermosten, M., Boets, B., Luts, H., Poelmans, H., Golestani, N., Wouters, J., & Ghesquière, P. (2010). Adults with dyslexia are impaired in categorizing speech and nonspeech

sounds on the basis of temporal cues. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(23), 10389-10394. <https://doi.org/10.1073/pnas.0912858107>

Vandermosten, M., Boets, B., Poelmans, H., Sunaert, S., Wouters, J., & Ghesquiere, P. (2012). A tractography study in dyslexia : Neuroanatomic correlates of orthographic, phonological and speech processing. *Brain*, 135(3), 935-948. <https://doi.org/10.1093/brain/awr363>

Vandermosten, M., Boets, B., Wouters, J., & Ghesquière, P. (2012). A qualitative and quantitative review of diffusion tensor imaging studies in reading and dyslexia. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 36(6), 1532-1552. <https://doi.org/10.1016/j.neubiorev.2012.04.002>

Vandermosten, M., Poelmans, H., Sunaert, S., Ghesquière, P., & Wouters, J. (2013). White matter lateralization and interhemispheric coherence to auditory modulations in normal reading and dyslexic adults. *Neuropsychologia*, 51(11), 2087-2099. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2013.07.008>

Vandermosten, M., Wouters, J., Ghesquière, P., & Golestani, N. (2019). Statistical Learning of Speech Sounds in Dyslexic and Typical Reading Children. *Scientific Studies of Reading*, 23(1), 116-127. <https://doi.org/10.1080/10888438.2018.1473404>

Vellutino, F. R., Fletcher, J. M., Snowling, M. J., & Scanlon, D. M. (2004). Specific reading disability (dyslexia) : What have we learned in the past four decades? *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 45(1), 2-40. <https://doi.org/10.1046/j.0021-9630.2003.00305.x>

Warmington, M., Stothard, S. E., & Snowling, M. J. (2013). Assessing dyslexia in higher education : The York adult assessment battery-revised. *Journal of Research in Special Educational Needs*, 13(1), 48-56. <https://doi.org/10.1111/j.1471-3802.2012.01264.x>

Weiss, K.-L., Hawelka, S., Hutzler, F., & Schuster, S. (2023). Stronger functional connectivity during reading contextually predictable words in slow readers. *Scientific Reports*, 13(1), 5989. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-33231-x>

West, G., Shanks, D. R., & Hulme, C. (2021). Sustained Attention, Not Procedural Learning, is a Predictor of Reading, Language and Arithmetic Skills in Children. *Scientific Studies of Reading*, 25(1), 47-63. <https://doi.org/10.1080/10888438.2020.1750618>

West, G., Vadillo, M. A., Shanks, D. R., & Hulme, C. (2018). The procedural learning deficit

hypothesis of language learning disorders : We see some problems. *Developmental Science*, 21(2), e12552. <https://doi.org/10.1111/desc.12552>

Wicha, N. Y. Y., Moreno, E. M., & Kutas, M. (2004). Anticipating Words and Their Gender : An Event-related Brain Potential Study of Semantic Integration, Gender Expectancy, and Gender Agreement in Spanish Sentence Reading. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 16(7), 1272-1288. <https://doi.org/10.1162/0898929041920487>

Willems, R. M., Frank, S. L., Nijhof, A. D., Hagoort, P., & Van Den Bosch, A. (2016). Prediction During Natural Language Comprehension. *Cerebral Cortex*, 26(6), 2506-2516. <https://doi.org/10.1093/cercor/bhv075>

Witteloostuijn, M., Boersma, P., Wijnen, F., & Rispens, J. (2021). The contribution of individual differences in statistical learning to reading and spelling performance in children with and without dyslexia. *Dyslexia*, 27(2), 168-186. <https://doi.org/10.1002/dys.1678>

Wolf, M., & Bowers, P. G. (1999). The Double-Deficit Hypothesis for the Developmental Dyslexias. *Journal of Educational Psychology*, 91(3), 415. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.91.3.415>

Yap, M. J., Hutchison, K. A., & Tan, L. C. (2016). Individual Differences in Semantic Priming Performance : Insights from the Semantic Priming Project. In M. N. Jones, *Big Data in Cognitive Science* (0 éd., p. 212-235). Psychology Press. <https://doi.org/10.4324/9781315413570-22>

Zhao, J., Yueye Zhao, Song, Z., & de Schotten, M. T. (2023). Adaptive compensation of arcuate fasciculus lateralization in developmental dyslexia. *Cortex*, 167, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.cortex.2023.05.017>

Zhu, Z., Zhang, J. X., Wang, S., Xiao, Z., Huang, J., & Chen, H.-C. (2009). Involvement of left inferior frontal gyrus in sentence-level semantic integration. *NeuroImage*, 47(2), 756-763. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.04.086>

Ziegler, J. C., & Goswami, U. (2006). Becoming literate in different languages : Similar problems, different solutions. *Developmental Science*, 9(5), 429-436. <https://doi.org/10.1111/j.1467-7687.2006.00509.x>

Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2014). Modelling reading development through phonological decoding and self-teaching : Implications for dyslexia. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 369(1634), 20120397.

<https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0397>

Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2019). Modeling the Variability of Developmental Dyslexia. In L. Verhoeven, C. Perfetti, & K. Pugh (Éds.), *Developmental Dyslexia across Languages and Writing Systems* (1^{re} éd., p. 350-371). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108553377.016>

Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2020). Learning to Read and Dyslexia : From Theory to Intervention Through Personalized Computational Models. *Current Directions in Psychological Science*, 29(3), 293-300.

<https://doi.org/10.1177/0963721420915873>