

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

L'EFFET DU SUR-APPRENTISSAGE DE CATÉGORIES VISUELLES SUR LA PERCEPTION CATÉGORIELLE
ET SES CORRÉLATS NEURONAUX

THÈSE

PRÉSENTÉE

COMME EXIGENCE PARTIELLE DU

DOCTORAT EN PSYCHOLOGIE

PAR

MARIE VÉRONNEAU

MAI 2023

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.04-2020). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier mon directeur de recherche, Étienne Harnad, pour son écoute et son soutien tout au long de mon cheminement doctoral. Sa passion pour la recherche est inspirante, tout comme ses valeurs humaines. Je remercie aussi tous les membres du laboratoire de recherche cognition-communication de l'UQÀM, plus particulièrement Tomy Sicotte qui a su traduire mes nombreuses idées méthodologiques en code informatique.

Je tiens aussi à remercier mes superviseuses en clinique qui continuent de m'inspirer et de nourrir ma passion pour l'évaluation et l'intervention neuropsychologique : Julie Duval, Julie Pelletier, Anne-Marie Daoust, Catherine Dagenais et Amira Amane.

Je remercie aussi Anida et Sandrine qui ont toujours su m'écouter, me faire rire et me motiver. Merci d'être des amies exceptionnelles!

Finalement, je ne remercierai jamais assez ma famille qui m'a toujours encouragée à réaliser mes rêves et qui a su m'accompagner à travers ce parcours parsemé de défis et d'imprévus. Merci pour votre amour inconditionnel, votre support et votre grande confiance en moi!

DÉDICACE

À ma petite famille Ben et Clara
et ma plus grande famille Hélène & André, Jean et Emma

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	ii
DÉDICACE	iii
LISTE DES FIGURES	vii
LISTE DES TABLEAUX	x
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES.....	xi
RÉSUMÉ.....	xii
ABSTRACT.....	xiii
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 INTRODUCTION GÉNÉRALE	2
2.1 Catégorisation.....	2
2.2 Types d'apprentissage	4
2.2.1 Apprentissage non supervisé.....	4
2.2.2 Apprentissage supervisé.....	6
2.3 Surapprentissage	8
2.4 Perception catégorielle.....	9
2.4.1 L'hypothèse Sapir-Whorf et la PC innée	11
2.4.1.1 PC acquise.....	11
2.4.1.2 PC et surapprentissage	12
2.4.1.3 Mesures de la PC	13
2.4.2 Mesures physiologiques	15
2.4.2.1 Électroencéphalogramme et potentiels reliés à un événement (ERPs)	15
2.5 Réseaux neuronaux.....	17
2.6 Résumé	18
2.7 Objectifs et prédictions.....	19
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE	22
3.1 Participants	22
3.2 Matériel expérimental	23
3.2.1 Stimuli	23
3.2.1.1 Tâche de catégorisation.....	25
3.2.1.2 Mesures de distance perceptive (DISSIM et DISCRIM)	25
3.2.2 Activité cérébrale.....	25

3.3	Procédure	26
3.3.1	Étude 1 – Analyse des mesures de distance perceptive	26
3.3.1.1	Mesure de la DISSIM	27
3.3.1.2	Mesure de la DISCRIM	28
3.3.1.3	Apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI)	29
3.3.2	Étude 2 – Analyse de l’apprentissage long-terme (Apprentissage Long-terme)	30
3.3.2.1	Mesure de la DISCRIM	31
3.3.3	Apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI)	31
3.3.4	Apprentissage supervisé avec correction différée (SUPD)	31
3.3.5	Apprentissage non supervisé (NSUP)	32
3.4	Analyses statistiques.....	34
3.4.1	Étude 1 – Analyse des mesures de distance perceptive (Distance perceptive).....	34
3.4.1.1	Apprentissage.....	34
3.4.1.2	Mesure de la DISSIM	35
3.4.1.3	Mesure de la DISCRIM	36
3.4.1.4	Données physiologiques (ERPs).....	37
3.4.1.4.1	LPC et apprentissage	39
3.4.1.4.2	N1 et PC	39
3.4.2	Étude 2 – Analyse de l’apprentissage à long terme (Apprentissage long-terme).....	39
3.4.2.1	Apprentissage et surapprentissage	39
3.4.2.2	Mesure de DISCRIM	40
3.4.3	Données physiologiques (ERPs).....	41
3.4.3.1	LPC et apprentissage	41
3.4.3.2	N1 et PC	42
CHAPITRE 4	RÉSULTATS	43
4.1	Étude 1 – Analyse des mesures de distance catégorielle (Distance catégorielle).....	43
4.1.1	Apprentissage	43
4.1.2	LPC et apprentissage	44
4.1.3	Effets de PC.....	47
4.1.3.1	Séparation inter-catégorielle (DISSIM inter et DISCRIM inter).....	47
4.1.3.2	Distance intra-catégorielle (DISSIM intra et DISCRIM intra).....	50
4.1.3.3	Corrélations entre l’apprentissage et la PC	51
4.1.3.3.1	Jugements de dissimilarité (DISSIM)	51
4.1.3.3.2	Discriminabilité ABX (DISCRIM)	52
4.1.4	N1 et PC	53
4.1.4.1	Jugements de dissimilarité (DISSIM)	53
4.1.4.2	Discriminabilité ABX (DISCRIM)	55
4.2	Étude 2 – Analyse de l’apprentissage à long terme (Apprentissage long-terme).....	58
4.2.1	Apprentissage	58
4.2.1.1	Apprentissage supervisé (SUPI et SUPD).....	58
4.2.1.2	Apprentissage non supervisé (NSUP - tâche contrôle).....	59
4.2.2	Effets de PC.....	60
4.2.2.1	Séparation inter-catégorielle	60
4.2.2.2	Distance intra-catégorielle	62
4.2.2.3	Apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI)	64

4.2.2.4	Apprentissage avec correction différée (SUPD)	66
4.2.2.5	Apprentissage non supervisé (NSUP – tâche contrôle)	67
4.2.3	Données physiologiques (ERPs)	67
4.2.3.1	LPC et apprentissage	67
4.2.3.1.1	Essais-erreurs avec correction immédiate (SUPI).....	69
4.2.3.1.2	Essais-erreurs avec correction différée (SUPD).....	70
4.2.3.2	N1 et effets de PC.....	71
4.2.3.2.1	Apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI).....	73
4.2.3.2.2	Apprentissage supervisé avec correction différée (SUPD).....	75
4.2.3.2.3	Apprentissage non supervisé (NSUP – tâche contrôle).....	76
4.3	Analyses récapitulatives.....	77
CHAPITRE 5 DISCUSSION		79
5.1	Apprentissage des catégories	79
5.2	Perception catégorielle.....	80
5.3	Données physiologiques	82
5.3.1	LPC et apprentissage	82
5.3.2	N1 et PC.....	82
5.4	Pourquoi des effets perceptifs (PC)? Des explications provenant de la modélisation	84
CHAPITRE 6 CONCLUSION		87
6.1	Limites et ouverture	87
6.1.1	Mesures de distance perceptive.....	87
6.1.2	Validité écologique	88
6.1.3	Nombre de participants limité.....	88
6.1.4	Analyse des temps de réaction en appui aux effets de PC	89
6.1.5	Contextes polychotomiques	89
6.1.6	Apprentissage verbal	89
6.1.7	Explorer la PC à travers diverses modalités sensorielles	90
ANNEXE A Figures supplémentaires		91
ANNEXE B Tableaux supplémentaires.....		100
RÉFÉRENCES		104

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Sensibilité des 3 types de cônes aux différentes longueurs d'ondes de la lumière	3
Figure 2.2 Degré d'évidence des attributs qui distinguent des catégories.....	4
Figure 2.3 Exemple de perception catégorielle (PC) dans le spectre visible des couleurs.....	10
Figure 2.4 Exemple de profil de PC visuelle acquise (mesure de jugement de dissimilarité)	14
Figure 2.5 Potentiel relié à un événement (ERP) schématisé	16
Figure 3.1 Exemples de stimuli expérimentaux	24
Figure 3.2 Exemples de textures colorées utilisées pour les essais de pratique.....	24
Figure 3.3 Jugements de (dis)similarité (DISSIM - 40 essais)	27
Figure 3.4 Tâche de discriminabilité ABX (DISCRIM - 48 essais)	28
Figure 3.5 Apprentissage supervisé par essais et erreurs avec correction immédiate (SUPI)	30
Figure 3.6 Apprentissage supervisé par essais et erreurs avec correction différée (SUPD)	32
Figure 3.7 Apprentissage non-supervisé (NSUP - tâche contrôle)	33
Figure 4.1 Courbes d'apprentissage de chaque groupe à travers les 4 blocs de catégorisation (n=50)	44
Figure 4.2 Changement d'amplitude de la LPC pariétale (500=700 ms) par groupe	46
Figure 4.3 Corrélation entre l'indice d'amélioration de la capacité à catégoriser et le changement d'amplitude de la LPC concordant.....	47
Figure 4.4 DISSIM : PC avant/après l'entraînement à la catégorisation par groupe	48
Figure 4.5 DISCRIM : PC avant/après l'entraînement à la catégorisation par groupe.....	49
Figure 4.6 DISSIM: Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC	52
Figure 4.7 DISCRIM: Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC	53
Figure 4.8 DISSIM: Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1	55
Figure 4.9 DISCRIM: Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1.....	57
Figure 4.10 Évolution de l'apprentissage à travers les 6 séances d'entraînement à la catégorisation (% de bonnes réponses)	59

Figure 4.11 Évolution de la DISCRIM inter à travers les 6 séances (d-prime moyen) pour chaque condition d'apprentissage	61
Figure 4.12 Évolution de la DISCRIM intra à travers les 6 séances (d-prime moyen) pour chaque condition d'apprentissage	62
Figure 4.13 DISCRIM: PC avant/après pour chaque condition d'apprentissage	64
Figure 4.14 Correction immédiate (SUPI): Corrélacion entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC.....	65
Figure 4.15 Correction différée (SUPD): Corrélacion entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et la PC	67
Figure 4.16 Évolution de l'amplitude de la LPC à travers les 6 séances pour chaque condition d'apprentissage (SUPI, SUPD, NSUP).....	69
Figure 4.17 Corrélacion entre le changement de performance en catégorisation et le changement d'amplitude de la LPC concordant pour la condition d'apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI).....	70
Figure 4.18 Correction différée (SUPD): Corrélacion entre le changement de performance en catégorisation et le changement d'amplitude de la LPC concordant.....	71
Figure 4.19 Évolution de l'amplitude de la N1 à travers les 6 séances pour chaque condition d'apprentissage	72
Figure 4.20 Correction immédiate (SUPI): Corrélacion entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (séance d'apprentissage).....	74
Figure 4.21 Correction différée (SUPD): Corrélacion entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (séance d'apprentissage).....	76
Figure 4.22 Ensemble des corrélacions entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et la PC.....	78
Figure 5.1 Réseaux neuronaux.....	86
Figure 1 Emplacement des électrodes.....	91
Figure 2 DISSIM: Corrélacion entre la PC et les changements d'amplitude de la N1	91
Figure 3 DISCRIM: Corrélacion entre les effets de PC et les changements d'amplitude de la N1.....	92
Figure 4 Nombre cumulatif de participants N-APP (<80%), APP-80 (80-94%) et APP-95 (>95%) à travers les 6 séances	92
Figure 5 Pourcentage moyen de catégorisation correcte par condition (SUPI et SUPD) pour chaque bloc (100 essais) et écart-types.....	93

Figure 6 d-prime inter moyen par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque tâche de discriminabilité ABX et écart-types	94
Figure 7 d-prime intra moyen par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque tâche de discriminabilité ABX et écart-types	95
Figure 8 Amplitude moyenne de la LPC par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque bloc d'entraînement à la catégorisation (100 essais) et écart-types	96
Figure 9 Amplitude moyenne de la N1 par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque bloc de catégorisation (100 essais) et écart-types.....	97
Figure 10 Correction immédiate (SUPI): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance)	98
Figure 11 Correction différée (SUPD): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance)	98
Figure 12 Apprentissage non-supervisé (NSUP): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance).....	99

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 4.1 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC	45
Tableau 4.2 Analyse de l'effet de groupe sur la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la DISSIM	47
Tableau 4.3 Analyse de l'effet de groupe sur la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la DISCRIM.....	49
Tableau 4.4 Analyse de l'effet de groupe sur la distance intra-catégorielle telle que mesurée par la DISSIM	50
Tableau 4.5 Analyse de l'effet de groupe sur la distance intra-catégorielle telle que mesurée par la DISCRIM	50
Tableau 4.6 DISSIM: Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 et au temps 2.....	54
Tableau 4.7 DISCRIM : Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 et au temps 2.....	56
Tableau 1 Analyse de l'interaction entre la mesure de distance perceptive préalable (DISSIM ou DISCRIM) et le pourcentage moyen de bonnes réponses à chaque bloc de 100 essais de catégorisation.....	100
Tableau 2 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2).....	100
Tableau 3 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)	101
Tableau 4 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2).....	101
Tableau 5 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)	102
Tableau 6 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2).....	102
Tableau 7 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)	102
Tableau 8 Résumé des corrélations obtenues entre les effets de PC, l'apprentissage et la composante occipitale précoce N1	103
Tableau 9 Résumé des corrélations obtenues entre les effets de PC, l'apprentissage et la composante occipitale N1.....	103

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

NSUP : Apprentissage non supervisé
SUPI : Apprentissage supervisé avec correction immédiate
SUPD : Apprentissage supervisé avec correction différée
PC : Perception catégorielle
DISCRIM : Mesure de discriminabilité (d-prime)
DISSIM : Mesure de dissimilarité (0 à 100)
EEG : Électroencéphalogramme
ERP : Potentiel relié à un événement
LPC : Composante positive tardive
N1 : Composante précoce
CIEREH : comité institutionnel d'éthique de la recherche avec des êtres humains
UQAM : Université du Québec à Montréal
K : Catégorie Kalamyte ou temps de présentation Court
L : Catégorie Lakamyte ou temps de présentation Long
APP-I : Apprenants immédiats
APP : Apprenants
BD : Borderlines
N-APP : Non-apprenants
APP-80 : Apprenants ayant atteint le premier critère d'apprentissage (80%)
APP-95 : Apprenants ayant atteint le deuxième critère d'apprentissage (95%)
PC globale : Perception catégorielle globale (séparation inter-catégorielle moins compression intra-catégorielle)

RÉSUMÉ

Suite à un entraînement à la catégorisation, certains participants réussissent à apprendre les nouvelles catégories par essais-erreurs avec correction immédiate en une seule heure d'entraînement alors que d'autres n'y parviennent pas. Chez les apprenants, des changements dans leur perception sont observés: après avoir appris les catégories, les membres de différentes catégories leur paraissent plus différents (séparation inter-catégorielle) et les membres de la même catégorie leur paraissent plus similaires (compression intra-catégorielle). Ces effets de perception catégorielle (PC) sont absents chez les non-apprenants. Un changement d'amplitude dans une composante occipitale précoce (composante perceptive - N1) est aussi observé dans leurs potentiels électroencéphalographiques (EEG) reliés aux événements. Encore une fois, ce changement est absent chez les participants qui n'ont pas réussi à apprendre les catégories.

Par ailleurs, l'utilisation de jugements de similarité comme mesure de PC est parfois critiquée : des variables autres que de réels changements perceptuels pourraient influencer les résultats (p.ex., biais nominal). L'objectif de notre première étude (Analyse des mesures de distance perceptive) était donc de comparer l'utilisation des jugements de (dis)similarité (mesure subjective - DISSIM) à l'utilisation d'un test de discriminabilité ABX (mesure objective - DISCRIM) en tant que mesures de PC visuelle acquise. Deux profils de PC différents ont été obtenus avec les deux mesures. De la séparation inter-catégorielle a été obtenue avec la DISSIM (plus grande DISSIM inter après comparé à avant l'entraînement à catégoriser) de même que de la compression intra-catégorielle (moins grande DISSIM intra après comparé à avant l'apprentissage). Cependant, aucune corrélation n'a été obtenue entre la PC et la DISCRIM (ni inter ni intra). Par contre, seule la séparation inter telle que mesurée par la DISCRIM (mesure objective) était corrélée à une diminution de l'amplitude de la N1. Il est donc possible que la PC comme mesurée par la DISSIM (mesure subjective) soit plus facilement influencée par des changements autres que perceptifs.

D'autre part, l'utilisation d'une seule séance d'entraînement et d'un seul type d'apprentissage (essais-erreurs avec correction immédiate) diminue la validité écologique des résultats. La majorité des catégories que nous connaissons est surapprise. Nous avons donc réalisé une deuxième étude (Analyse de l'apprentissage à long terme) dans laquelle nous avons étendu l'entraînement à catégoriser vers un surentraînement qui dure six semaines. Différents paramètres d'apprentissage ont aussi été manipulés afin de décomposer le rôle de divers facteurs pouvant contribuer aux changements : (1) l'exposition passive aux formes visuelles et (2) le type de rétroaction (immédiate ou différée). Les résultats démontrent que l'apprentissage supervisé (peu importe le type de rétroaction) est suffisant pour apprendre les catégories alors que l'apprentissage non supervisé ne l'est pas. L'apprentissage des catégories mène une fois de plus aux effets de PC telle que mesurée par la DISCRIM : séparation inter (meilleure DISCRIM inter lors du tout dernier test ABX à comparer au tout premier ABX) et compression intra (moins bonne DISCRIM intra lors du tout dernier ABX à comparer au tout premier ABX). D'autre part, le surentraînement résulte en séparation inter et intra (meilleure DISCRIM inter et intra lors du tout dernier ABX à comparer au tout premier ABX). Cela concorde avec les effets d'apprentissage perceptifs résultant d'une exposition répétée. Finalement, la PC est corrélée à des changements d'amplitude d'une composante précoce du potentiel EEG relié à l'événement. Cependant la polarité est inconstante, ce qui peut s'expliquer par le contexte de mesures répétées (p.ex., confusion P1 / N1)

Mots clés : catégorisation, apprentissage supervisé, apprentissage non supervisé, surapprentissage, perception catégorielle, jugements de similarité, discriminabilité, EEG

ABSTRACT

Through trial-and-error training, some participants succeed in learning new categories by trial and error with immediate trial-by-trial corrective feedback in a single hour of training while others do not. In successful learners, changes in their perception are observed: after learning the categories: members of different categories appear more different to them (between-category separation) and members of the same category appear more similar (within-category compression). These categorical perception (CP) effects are absent in non-learners. A change in amplitude in an early perceptual component in the occipital waveform (N1) is also observed in learners' event-related potentials. Again, this change is absent in participants who fail to learn the categories.

The use of similarity judgments as a measure of CP is sometimes criticized: variables other than real perceptual changes could influence the results (e.g., bias from the category name). The purpose of our first study (the analysis of measures of perceptual distance) was therefore to compare the use of judgments of (dis)similarity (subjective measure - DISSIM) with the use of an ABX discriminability test (an objective measure - DISCRIM) as indices of acquired visual PC. Two different PC profiles were obtained with the two measurements. Increased between-category DISSIM (separation) and reduced within-category DISSIM (compression) after training compared to before was obtained. However, no correlation was found between learning and CP as measured by DISCRIM. In contrast, only separation as measured by DISCRIM (the objective measure) was correlated with a decrease in N1 amplitude. It is therefore possible that CP as measured by DISSIM (the subjective measure) is more readily influenced by changes other than perceptual ones.

The use of a single training session and a single type of learning (trial and error with immediate correction) reduces the ecological validity of the results. The majority of categories that we know are over-learned. We therefore carried out a second study (long-term learning) in which we extended the categorization training to overtraining over six weeks. Different learning parameters were also manipulated in order to decompose the role of various factors that may contribute to changes: (1) passive exposure to visual forms and (2) type of feedback (immediate or delayed). The results demonstrate that "supervised" (reinforcement) learning (i.e., with error-corrective feedback) is sufficient for category learning whereas unsupervised learning is not. Category learning leads once again to PC effects as measured by DISCRIM: separation (increased between-category separation, DISCRIM on the very last ABX test after the overtraining compared to the very first ABX before any training) and compression (reduced DISCRIM on the last ABX compared to the first). In addition to this, the 6-week overtraining results in some increase in DISCRIM both between and within categories. This is consistent with reports of perceptual learning effects from mere repeated exposure, with no feedback. Finally, CP is correlated with changes in the amplitude of an early ERP component. The polarity of this early change is inconsistent, which may be due to variations in electrode placement across the 6 weeks of overtraining trials (eg, confusion P1 / N1)

Keywords : categorization, supervised learning, unsupervised learning, over-learning, categorical perception, judgments of similarity, discriminability, EEG

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

La présente thèse porte sur l'apprentissage et le surapprentissage de nouvelles catégories visuelles et leur effet sur la perception catégorielle (PC) acquise. Afin d'investiguer différentes variables pouvant influencer l'apprentissage de nouvelles catégories et la PC, deux études sont proposées.

La première étude vise à comparer l'utilisation de deux mesures de distance perceptive sur les effets de PC acquise soit (1) une mesure subjective (jugements de (dis)similarité) versus (2) une mesure objective (tâche de discriminabilité ABX). La deuxième étude vise quant à elle à étudier différentes variables pouvant influencer l'apprentissage de nouvelles catégories et donc les effets de PC acquise soit (1) la durée de l'entraînement à la catégorisation (sur-entraînement de 6 séances) et (2) le type d'apprentissage (supervisé ou non supervisé). Le lien entre l'apprentissage/surapprentissage des catégories, la PC et deux corrélats neuronaux sont aussi explorés. Une composante tardive pariétale est mise en relation avec l'apprentissage des catégories alors qu'une composante précoce occipitale est mise en relation avec la PC.

Les cinq prochains chapitres visent à (1) décrire le contexte théorique motivant les questions de recherche, (2) décrire la méthodologie des deux études proposées, (3) présenter les résultats obtenus, (4) discuter des résultats principaux et de leurs implications dans le domaine et (5) conclure en illustrant les limites du présent projet et en proposant des pistes de recherche pour les futures études.

CHAPITRE 2

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Ce chapitre vise à expliquer les principales raisons pour lesquelles le présent projet s'intéresse aux changements perceptifs pouvant résulter de l'apprentissage ainsi que du surapprentissage de nouvelles catégories visuelles. En premier lieu, par l'entremise de la littérature scientifique, nous tenterons de répondre à diverses questions dont les principales sont: Pourquoi s'intéresser à la catégorisation? Comment apprenons-nous de nouvelles catégories? Comment mesure-t-on les changements perceptifs? Est-ce que les mesures subjectives et objectives donnent le même profil d'effets? Pourquoi s'intéresser au surapprentissage? Quel est le lien entre l'apprentissage, le surapprentissage et les changements de perception? De quelle manière les modèles informatiques de réseaux neuronaux peuvent contribuer à l'étude de l'apprentissage de nouvelles catégories et aux effets perceptifs pouvant en résulter? En dernier lieu, les principaux objectifs du présent projet de même que nos prédictions seront présentés.

2.1 Catégorisation

Nous sommes tous quotidiennement exposés à une multitude de stimulations (bruits, textures, couleurs, etc.). Cette quantité illimitée de stimuli peut être perçue, dès la naissance, grâce à nos capteurs sensoriels. Pour nous permettre de faire du sens de toute cette diversité, cette « great blooming, buzzing confusion » (James, 1890), notre cerveau a développé des mécanismes adaptatifs. Ces derniers nous permettent entre autres de déceler les régularités et les exigences de notre environnement, nous habilitant à percevoir et à interagir de manière adéquate avec les choses récurrentes du flux sensoriel. Cette capacité s'appelle la catégorisation.

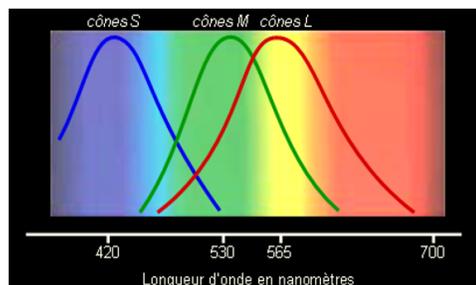
Une catégorie est un ensemble de choses (objets, êtres vivants, propriétés, abstractions, etc.) ayant des attributs communs. La catégorisation est la capacité à identifier individuellement les membres de tels ensembles et à les différencier des non-membres sur la base des attributs qui les distinguent. Les non-membres (C-) d'une catégorie (C) sont presque toujours des membres d'autres catégories (D, E, F). Les attributs sont à leur tour potentiellement des catégories aussi. La catégorisation est souvent considérée comme étant un synonyme de la classification. Pourtant, la simple action de trier des choses et de les regrouper ensemble n'est pas la forme de catégorisation la plus utile et générale. La forme de

catégorisation la plus adaptative est plutôt de faire l'action appropriée vis-à-vis la sorte de chose pour laquelle elle est appropriée (manger ce qui est comestible et ne pas manger ce qui est toxique, s'approcher de sa proie et s'éloigner de son prédateur, etc.).

Une forme de catégorisation spécialement importante pour notre espèce est la dénomination, c'est-à-dire identifier la chose verbalement avec le bon mot qui la désigne dans la langue partagée (Harnad, 2017 dans Lefebvre & Cohen 2017). Puisque la catégorisation nous permet d'interagir de manière appropriée avec notre environnement, c'est une capacité qui est observée très tôt dans le développement (Quinn, 2002; Barlow 1982; Barrett et Boesch 2012).

Les couleurs sont un exemple de catégories pour lesquelles nous possédons des détecteurs d'attributs innés. À moins d'anomalie génétique, notre système visuel nous permet de distinguer les couleurs dès la naissance. Cela est entre autres possible grâce à des cellules rétinienne appelées les cônes. Nous possédons trois types de cônes ayant des réactions optimales à différentes longueurs d'onde (Figure 2.1). La combinaison des réactions de ces cônes, incluant des réactions opposées entre certaines paires de cônes, est ensuite analysée par le cerveau (Walraven, 1966; Kim, Weyrich et Kautz, 2009). Cela permet la discrimination et ainsi l'identification (catégorisation) des couleurs. Des mécanismes biologiques similaires existent aussi pour la catégorisation des expressions faciales (Field et al., 1982; Etcoff et Magee, 1992) et, avec un peu de peaufinage à l'aide de l'expérience, pour les phonèmes (Eimas et al. 1971; Liberman et al. 1957; Dehaene- Lambertz et Dehaene 1994, 2004; Werker et Tees, 1984 ; Segal, Hejli-Assi et Kishon-Rabin, 2016).

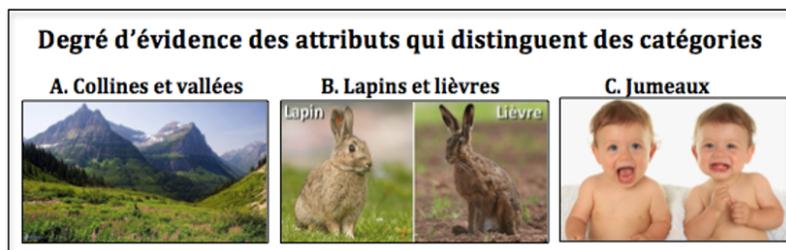
Figure 2.1 Sensibilité des 3 types de cônes aux différentes longueurs d'onde de la lumière



Note. Certains cônes ont une sensibilité maximale variant entre 400 et 450 nanomètres (cônes S), d'autres ont une sensibilité maximale entre 500 et 550 nanomètres (cônes M) et d'autres ont une sensibilité maximale entre 550 et 600 nanomètres (cônes L). Image adaptée de UVED, 2008 (<https://e-cours.univ-paris1.fr/modules/uvved/envcal/html/compositions-colorees/2-lumiere-visible-couleurs/3-3-vision-couleurs.html>). Accès libre au public.

Si nous consultons un dictionnaire, il est possible de constater que la plupart des mots (noms, verbes, adjectifs) qu'il contient sont des noms de catégories apprises plutôt qu'innées (types d'objets, d'attributs, d'actions, de concepts, etc.). Personne ne naît avec la connaissance de toutes ces catégories (p.ex., « chaise », « cheval », « charité », etc.). Les catégories innées telles que les couleurs ne représentent donc pas la norme, mais sont plutôt des exceptions. L'étude de l'apprentissage de nouvelles catégories est donc très pertinente. Mais comment réussissons-nous à apprendre toutes les catégories que nous connaissons? Cela dépend du degré d'évidence des attributs qui permettent de distinguer les membres des non-membres (qui sont presque toujours membres d'autres catégories). Plus les différences entre deux sortes de choses sont grandes, moins il faut de traitement interne pour apprendre à les catégoriser. Toutefois, plus les différences sont subtiles et difficiles à détecter, plus les membres peuvent être confondus avec les non-membres, plus l'apprentissage devient laborieux (voir Figure 2.2). Plusieurs mécanismes d'apprentissage existent.

Figure 2.2 Degré d'évidence des attributs qui distinguent des catégories



Note. Le degré d'évidence des attributs qui permettent de distinguer deux catégories influence directement le temps et les efforts nécessaires pour apprendre les catégories. Par exemple, la différence entre les collines et les vallées (image A) saute aux yeux. Aucun apprentissage n'est requis pour constater la concavité des vallées et la convexité des collines. Par contre, la différence entre un lapin et un lièvre (image B) est un peu plus difficile à faire. Plus de temps, d'observation et/ou de corrections sont nécessaires pour apprendre que le lapin est plus petit que le lièvre et différemment proportionné. La différence entre deux jumeaux identiques (image C) est encore plus difficile à apprendre. Nous devons avoir beaucoup de corrections dans des contextes variés avec ces personnes afin de pouvoir apprendre à les distinguer et à les identifier correctement (personnalités différentes, réactions différentes, etc.). Plus la distinction entre des catégories est difficile à faire à priori, plus cela demande de temps et d'effort pour les apprendre.

2.2 Types d'apprentissage

2.2.1 Apprentissage non supervisé

Une première façon d'apprendre de nouvelles catégories est en voyant (ou écoutant ou touchant) les membres et les non-membres fréquemment, sans indication de ce qui est membre et non-membre (Aslin et Newport, 2012). Ce type d'apprentissage est qualifié de « passif » puisqu'aucune réponse (action) ayant des conséquences positives ou négatives n'est produite par la personne exposée aux stimuli. Il est aussi

qualifié de « non supervisé » (**NSUP**) puisqu'aucune rétroaction (renforcement, correction) n'est en jeu. Ce type d'apprentissage peut donc se résumer comme étant des changements de perception résultant purement d'une exposition répétée (« mere exposure ») (Watanabe, Nanex et Sasaki, 2001).

Les changements induits par l'exposition non supervisée peuvent être divers. Un des impacts de l'exposition perceptive passive a été décrit par Segall, Campbell et Herskovits (1966), qui ont trouvé que la susceptibilité à l'illusion d'optique de Müller-Lyer fluctue selon l'orientation des lignes auxquelles nous sommes quotidiennement exposés dans notre environnement. Ainsi, les Autochtones vivant dans des villages entourés de tepees (lignes diagonales) sont moins susceptibles à l'illusion d'optique que les personnes vivant dans un environnement où les bâtiments qui sont formés de lignes horizontales et verticales. D'autre part, Watanabe, Nanex et Sasaki (2001) ont démontré qu'une exposition répétée à un mouvement cohérent de points dans une direction particulière permettait d'améliorer la capacité des individus à identifier et à détecter cette direction après l'exposition à comparer à avant. Notons que dans cette étude la direction était inutile pour la réalisation de la tâche principale (identification d'une lettre). De plus, elle était indétectable. En effet, le seuil de détection identifié dans une expérience préliminaire était de 8.3% (proportion minimale de points devant se déplacer dans la même direction pour que celle-ci puisse être détectée par les participants) et les participants étaient exposés à une proportion inférieure, soit 5%. L'autre proportion des points, soit 95%, se déplaçait de manière aléatoire. Ainsi, une exposition passive répétée, à un attribut sous le seuil de détection (la direction d'un mouvement), peut mener à un apprentissage perceptif et faciliter la réalisation de tâches subséquentes.

Plusieurs autres effets d'exposition passive peuvent aussi être observés et sont d'une grande importance pour la vie quotidienne (Sasaki et al. 2012; Mackintosh & Bennett 2014; Mundy et al. 2014 et Adolph et Kretch 2015). Par contre, l'exemple le plus souvent observé reste l'effet d'habituation, menant à une diminution de réponse aux attributs répétitifs des stimuli et à une augmentation de la sensibilité aux différences, aux changements et à la nouveauté (Ahissar et Hochstein, 2004). Cette « hypersensibilité » aux changements nous mène généralement à percevoir des stimuli répétés similaires mais non identiques comme étant de plus en plus distincts les uns des autres (Fahle, 2004). Cela rejoint aussi la théorie de la différenciation de l'apprentissage perceptif d'Eleanor Gibson (1969) selon laquelle une exposition répétée à des stimuli nous rend plus sensibles aux attributs qui les distinguent et peut faciliter un traitement sélectif des informations les plus pertinentes pour une tâche (Kellman et Garrigan, 2009). Notons que cela diffère de la notion d'accoutumance résultant parfois d'une exposition répétée à un ou plusieurs stimuli

identiques. En effet, l'exposition prolongée et répétée à des stimuli identiques ne mène pas en une perception plus distincte de ces derniers puisqu'ils ne possèdent aucun attribut distinctif.

Mais la sensibilisation aux différences n'est pas encore de la catégorisation. Cette dernière dépend de l'exécution d'une action différentielle envers les membres et les non-membres de la catégorie – action qui peut donc être soit correcte, soit incorrecte. Cette deuxième façon d'apprendre par essais-erreurs avec correction s'appelle l'apprentissage supervisé (ou renforcé), et c'est ce qui permet d'abstraire les attributs qui distinguent les membres des non-membres.

2.2.2 Apprentissage supervisé

Il est possible d'apprendre de nouvelles catégories par essais-erreurs avec correction (positive ou négative; Meyer & Offenbach, 1962; Buss & Buss, 1956; Maddox et Bohil, 2001). Dans ce type d'apprentissage « supervisé » ou « renforcé », les apprenants commencent par exécuter des actions (réponses) aux membres et aux non-membres d'une catégorie au hasard. Par la suite, guidés par la correction de leurs réponses par leurs conséquences positives ou négatives, les apprenants arrivent progressivement à catégoriser correctement en détectant explicitement ou implicitement les attributs qui distinguent les membres des non-membres (Ashby et al. 1998; Ashby and Maddox, 2005; Reber 2013; Maddox & Ashby, 2004; Smith & Grossman, 2008).

La correction peut prendre plusieurs formes. Elle peut provenir de conséquences différentielles d'une catégorisation correcte ou incorrecte, par exemple, devenir malade après avoir goûté une chose qui n'est pas comestible. Elle peut aussi prendre la forme de réactions verbales indiquant si la catégorisation était correcte ou incorrecte. La correction n'est qu'un renforcement positif ou négatif, une rétroaction signalant les conséquences d'avoir fait l'action correcte ou incorrecte. Cette supervision ne dévoile aucunement quels sont les attributs qui distinguent les membres des non-membres; elle ne fait que signaler si ce qui est fait était correct ou incorrect. Fournir la règle de catégorisation qui identifie les attributs distinctifs de la catégorie serait un troisième type d'apprentissage, soit l'apprentissage verbal (Miller & Gildea, 1987; Vincent-Lamarre et al. 2016), qui ne sera traité que brièvement dans la section Discussion.

L'apprentissage supervisé -- essais et erreurs suivis de renforcement correctif -- peut se faire de deux façons : soit avec le renforcement immédiat suite à chaque essai (**SUPI**), soit avec le renforcement différé suite à une série d'essais (**SUPD**). Basé sur la distinction de Garner (1976) entre les attributs «intégraux»

et «séparables», Smith et al. (2014) ont démontré que l'apprentissage **SUPD** est efficace pour l'apprentissage de catégories dont la règle de catégorisation est facilement verbalisable (attributs séparables, «*rule-based*»), alors que le **SUPD** était désavantageux pour l'apprentissage de catégories dont la règle est difficilement verbalisable («*information-integration*», attributs intégraux).

Dans cette étude, les stimuli utilisés étaient des rectangles contenant des petits points verts, qui variaient en taille et/ou en nombre (densité des points dans les rectangles). Dans la condition « *rule-based* », ce qui permettait de catégoriser les rectangles était la taille des points. Les rectangles contenant des petits points appartenaient à une catégorie, alors que les rectangles composés de gros points appartenaient à l'autre catégorie (peu importe la densité). La règle de catégorisation était donc très facilement verbalisable (par le participant). Dans la condition « *information-integration* », ce qui permettait de catégoriser les rectangles était une combinaison entre la taille et la densité des points. Prise de manière isolée, ni la densité ni la taille ne permettait de catégoriser les rectangles. C'était une interaction complexe entre ces deux attributs qui distinguait les membres des deux catégories « *information-integration* ». La règle était donc très difficile, voire même impossible à verbaliser.

La moitié des participants de l'étude de Smith et al. devait apprendre les catégories « *rule-based* » alors que l'autre moitié devait apprendre les catégories « *information-integration* ». De plus, la moitié des participants dans chaque condition avait une correction immédiate après chaque essai (**SUPI** : un *whoop sound* à chaque réponse correcte et un *buzz sound* à chaque réponse incorrecte) alors que l'autre moitié n'avait qu'une correction différée après six essais (**SUPD** : une série de *whoop sound* pour les réponses correctes suivie d'une série de *buzz sound* pour les réponses incorrectes). Le type de correction (immédiate versus différée) n'a pas influencé l'apprentissage des participants dans la condition « *rule-based* ». Tous ont réussi à apprendre durant la séance d'entraînement. Par contre, dans la condition « *information-integration* », aucun participant avec correction différée n'a réussi à apprendre les catégories en une seule séance. L'accès à une correction différée pourrait donc être désavantageuse, à court terme, pour l'apprentissage de catégories dont la règle de catégorisation est difficilement verbalisable.

Notons aussi que, outre le type de correction donnée, l'apprentissage de catégories « *rule-based* » versus « *information-integration* » est influencé par différents éléments tel que la variabilité des attributs non-pertinents à la catégorisation, c'est-à-dire les attributs qui ne permettent pas de distinguer les membres et les non-membres d'une catégorie (Rosedahl et Ashby, 2021). Une augmentation de la variabilité de ces

attributs rend plus difficile l'apprentissage des catégories « *information-integration* » (taux d'exactitude moins élevé), alors qu'elle n'affecte pas l'apprentissage des catégories « *rule-based* ». Ainsi, le niveau de difficulté de différentes catégories peut être complexe et multifactoriel.

2.3 Surapprentissage

Lorsque la catégorisation est simple et évidente (p.ex., distinguer les lièvres des lapins), peu d'apprentissage est nécessaire. Par contre, comme mentionné précédemment, plus les attributs propres à chaque catégorie sont difficiles à identifier et distinguer, plus la quantité d'entraînement et de répétitions requises augmentent. Par exemple, beaucoup de temps et d'entraînement sont nécessaires pour que les radiologistes réussissent à bien identifier et discriminer les images médicales présentant des anomalies (p.ex., fractures, nodules, lésions) de celles qui n'en présentent pas (Waite et al, 2019; Frank et al., 2019). Afin d'automatiser leur catégorisation, ces experts font un long entraînement dont le résultat est le surapprentissage. Ils poursuivent et maintiennent la pratique d'un apprentissage déjà bien maîtrisé, augmentant entre autres leur rapidité (Kellman, 2002) et créant une résistance à l'oubli (Edwards, 2010). Sans nécessairement en être conscients, c'est d'ailleurs ce que nous faisons avec la majorité des catégories que nous apprenons.

En effet, nous surentraînons nos habiletés à catégoriser un grand nombre de choses (p.ex., dénommer les objets qui nous entourent). Les études s'intéressant aux expertises fournissent donc des informations pertinentes sur la catégorisation quotidienne. Elles peuvent aussi aider à valider les résultats obtenus dans les études portant sur un apprentissage de courte durée, plus fragile et partiel. Plusieurs études s'intéressant à l'apprentissage de nouvelles catégories ne comportent qu'une seule séance d'entraînement. Or, il est très rare qu'une personne apprenne de nouvelles catégories de manière intensive durant une heure pour ensuite ne jamais réutiliser cet apprentissage. De plus, les critères d'apprentissage utilisés dans ces études sont variables et souvent choisis de manière arbitraire (p.ex., taux de 80% d'exactitude : Pérez-Gay et al., 2017; 2019, taux de 70% d'exactitude : Krigolson et al., 2009). Cela n'est pas représentatif de nos habiletés quotidiennes. Dans le monde réel, lorsque nous apprenons des catégories, l'apprentissage est beaucoup plus profond et durable. L'étude du surapprentissage est donc pertinente et permet d'obtenir des résultats plus représentatifs et fiables.

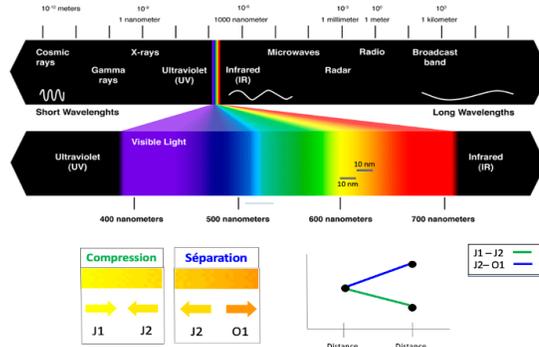
D'autre part, puisque le surapprentissage mène à une meilleure performance plus durable et automatisée (Arthur et al., 1998), l'expertise de certains individus est impressionnante. Par exemple, une étude a

démontré que des radiologistes et des cytologistes ayant en moyenne 20 ans d'expérience étaient capables de détecter la présence d'anomalie(s) dans des images médicales étant présentées seulement 250 ms (Evans, Georgian-Smith, Tambouret, Birdwell et Wolfe, 2013). En se basant sur ces performances exceptionnelles, il est possible de faire l'hypothèse que le surapprentissage modifie la manière de percevoir les choses, en créant un type de filtre perceptif qui privilégie certains attributs (qui font en sorte que les catégories qu'ils distinguent « sautent aux yeux ») et inhibe ou ignore d'autres attributs, non pertinents à la catégorisation. Cette hypothèse concernant les effets perceptifs de l'apprentissage (et la dénomination) des catégories, a été dénommée « la perception catégorielle (PC) » par le psycholinguiste Alvin Liberman en 1961 dans le contexte de la perception de la parole (Liberman et al., 1961). Mais l'hypothèse avait déjà été anticipée par deux linguistes, Sapir et Whorf, quarante ans avant.

2.4 Perception catégorielle

L'hypothèse Sapir-Whorf, originellement émise par le linguiste Edward Sapir en 1921 puis reprise et appuyée par son étudiant Benjamin Lee Whorf en 1940, était que l'apprentissage des catégories dénommées créait un type de filtre perceptuel adaptatif (Sapir, 1921; Whorf, 1940; Kay et Kempton, 1984 ; Koerner 1992 ; O'Neil 2015). Ces deux linguistes étaient convaincus que nous percevons le monde à travers un filtre linguistique. L'exemple le plus connu de l'hypothèse Sapir-Whorf est celui des couleurs (bien que S & W n'ont pas utilisé cet exemple). Les couleurs d'un arc-en-ciel sont des dégradés quantitatifs continus de longueurs d'onde de lumière. Malgré cela, nous percevons les arcs-en-ciel comme étant composés de bandes qualitatives de couleurs (que nous appelons bleu, vert, jaune, etc.). Ce phénomène s'appelle la perception catégorielle (PC), nom qui provient du domaine de la perception des phonèmes de la parole (Liberman et al., 1961). Plus précisément, dans le cas des phonèmes et des couleurs, la PC consiste à percevoir des différences physiques égales sur un continuum comme étant plus grandes lorsqu'elles traversent la frontière entre deux catégories (séparation) que lorsqu'elles font partie d'une même catégorie (compression). Par exemple, dans le cas du spectre visible des couleurs (de 400 à 700 nanomètres), une différence de 50 nm traversant la frontière entre deux catégories (ex. vert et jaune) sera perçue comme étant plus grande qu'une même différence de 50 nm à l'intérieur d'une même catégorie (p.ex. vert foncé et vert clair). Pourtant, la distance physique réelle est la même (voir Figure 2.3).

Figure 2.3 Exemple de perception catégorielle (PC) dans le spectre visible des couleurs



Note. J1= Jaune 1, J2 = Jaune 2 et O1 = Orange 1. Les effets de PC des couleurs se traduisent par une perception plus similaire entre deux couleurs d'une même catégorie qu'entre deux couleurs de catégories différentes malgré une distance physique identique (longueur d'onde en nanomètres). Par exemple, ci-haut, deux points à une distance de 10 nm à l'intérieur d'une même catégorie (605 nm [J1] → 615 nm [J2]) sont perçus comme étant plus similaires (droite verte descendante, compression) que deux points à égale distance traversant la frontière entre deux catégories ou plus (615 nm [J2] → 625 nm [O1]) (droite bleue ascendante, séparation). Image adaptée de ABAVALA, 2013 (<https://www.abavala.com/en-li-fi-c-lumiere-transporte-l-information/>). Accès libre au public.

Selon l'hypothèse Sapir-Whorf, cela s'expliquerait par l'apprentissage à dénommer les couleurs. Le fait d'apprendre à nommer les différentes teintes de verts comme étant toutes du vert et les différentes teintes de jaunes comme étant toutes du jaune résulterait en une perception discontinue (catégorielle) des couleurs. Toutefois, cela ne semble pas s'appliquer à l'exemple particulier des couleurs. Comme mentionné précédemment, des cellules rétinienne (détecteurs innés d'attributs) et ensuite leurs homologues dans le cortex occipital et temporal nous permettent de percevoir les couleurs comme membres de catégories qualitativement distinctes dès la naissance, indépendamment de leur dénomination, qui est acquise plus tard dans le développement. Bien que certaines études indiquent que la perception des couleurs peut aussi être influencée par la culture et le langage (Roberson, Davies et Davidoff, 2000; Roberson et Hanley, 2007; Winawer, Witthoft, Frank, Wu, Wade et Boroditsky, 2007), plusieurs tests empiriques démontrent que la PC humaine des couleurs est innée et universelle et ne dépend pas du langage (Bornstein et al., 1976; Franklin, Clifford, Williamson et Davies, 2005).

Comme mentionné, le nom « perception catégorielle (PC) » n'a pas été inventé pour désigner le phénomène de PC dans le domaine visuel de la perception de la couleur, mais dans le domaine auditif de la perception de la parole. Les effets homologues aux effets en perception des couleurs s'observent aussi pour les phonèmes, les composantes minimales de la parole (Liberman, Harris, Kinney, & Lane, 1961; Eimas, Siqueland, Jusczyk, et Vigorito, 1971). Ces effets de PC phonémique ont été observés sur les dimensions acoustiques comme la deuxième transition de formant acoustique («ba/da/ga»), synthétisées

pour générer une dimension continue (comme les « *morphing* »). Sur cette dimension, comme avec les couleurs vert et jaune, une même distance acoustique qui traverse la frontière entre deux catégories phonémiques comme «da» et «ga» sera beaucoup plus discriminable que la même distance à l'intérieur d'une même catégorie phonémique comme «da». Comme avec les couleurs, il s'agit respectivement d'un effet de séparation inter-catégorielle (percevoir les membres de différentes catégories comme étant plus différents) relatif à un effet de compression intra-catégorielle (percevoir les membres d'une même catégorie comme étant plus semblables). Toutefois, ces effets innés, présents dès les premiers mois de vie (p.ex., voir l'étude de Eimas et al. (1971) effectuée auprès de poupons de 1 à 4 mois et l'étude de Eimas (1975) effectuée auprès de poupons de 2 à 3 mois), ne se maintiennent que pour les phonèmes utilisés dans les langues apprises durant cette période critique. Les effets de PC pour les phonèmes sont en partie innés et en partie appris. Ils dépendent d'éléments d'exposition auditive (apprentissage non supervisé, de mouvements articulatoires associés et d'apprentissage supervisé, sans quoi les capteurs d'attributs innés peuvent s'affaiblir ou même disparaître (Wang et Geva, 2003; Rau et al., 2009). Finalement, notons qu'à l'origine, la compression intra-catégorielle dans le domaine des phonèmes avait été décrite comme une non discriminabilité totale entre les membres d'une même catégorie, comme si la tâche relative de discrimination et la tâche absolue de catégorisation étaient les mêmes (Liberman, 1957). C'était une exagération. Il s'agissait d'une discriminabilité plus aiguë à travers la frontière entre deux catégories qu'à l'intérieur des catégories. Par exemple, des chercheurs ont démontré que les nourrissons sont sensibles à la variation intra-catégorielle phonémique (McMurray & Aslin, 2005) tout comme les adultes (McMurray, Clayards, Tanenhaus et Aslin, 2008).

2.4.1 L'hypothèse Sapir-Whorf et la PC innée

2.4.1.1 PC acquise

Ces exemples de PC sont exceptionnels puisqu'ils sont innés et les stimuli utilisés varient sur un continuum physique unidimensionnel. Ils sont donc difficilement généralisables, car comme mentionné précédemment, la majorité des catégories que nous connaissons est acquise plutôt qu'innée. De plus, très peu de ces catégories se situent sur un continuum unidimensionnel. Elles sont plutôt multidimensionnelles (dimensions discrètes et/ou continues) et possèdent beaucoup d'attributs. Contrairement aux couleurs et aux phonèmes, ce qui distingue les membres des non-membres n'est pas une frontière sur un dégradé unidimensionnel, mais un certain nombre d'attributs invariants. L'appartenance à une catégorie n'est pas une question de degré. Les catégories sont tout ou rien (c'est pour cela qu'on les appelle « catégoriques

»). Par exemple, rien n'est à 70% un chat ou à 45% un oiseau. Un exemplaire est soit membre (à 100%) ou non (à 0%) d'une catégorie. Leurs attributs, par contre, peuvent être en partie partagés et en partie distincts. Ce sont les attributs qui distinguent les membres des non-membres qui sont critiques pour l'apprentissage des catégories (Harnad, 1987).

Pour appuyer l'hypothèse Sapir-Whorf, il faudrait démontrer un effet de PC acquise par l'apprentissage. Cet effet devrait être généré par l'expérience, plus particulièrement par le fait d'avoir appris à accorder le même nom à un ensemble de choses faisant partie d'une même catégorie grâce à la détection des attributs qui distinguent les membres des non-membres (et à une certaine suppression des attributs qui ne les distinguent pas). Des études ont obtenu des effets de séparation inter-catégorielle suite à un entraînement à la catégorisation d'une seule séance (p.ex., Goldstone et al., 1994; de Leeuw, Andrews, Linvingston et Chin, 2016; Folstein, Palmeri, Van Gulick et Gauthier, 2015; Goldstone et Hendrickson, 2010)

2.4.1.2 PC et surapprentissage

Des effets s'apparentant à de la PC acquise ont aussi été observés dans l'étude de Myles-Worsley, Johnston et Simons (1988) et illustrent bien le côté adaptatif de la séparation inter-catégorielle et la compression intra-catégorielle. Ces chercheurs ont étudié l'habileté de radiologistes (ayant entre 1 et 22 ans d'expérience) à reconnaître différentes radiographies. Pour commencer, les participants étaient exposés à une série de radiographies de cages thoraciques dont seulement la moitié présentait des anomalies cliniques. Des visages étaient aussi présentés comme stimuli de contrôle. Par la suite, les participants étaient exposés à une autre série de radiographies et de visages. Ils devaient alors indiquer lesquelles avaient déjà été présentées lors de la première série. Les résultats démontrent que la reconnaissance des radiographies présentant des anomalies cliniques s'améliore en fonction du niveau d'expertise. Les radiologistes ayant plus de 22 ans d'expérience avaient même une capacité de rappel aussi bonne pour ces radiographies que pour les visages. Par contre, à l'inverse, la reconnaissance des radiographies de patients sains diminue en fonction du degré d'expertise. Les radiologistes ayant le plus d'expérience avaient les performances les plus basses (niveau du hasard) pour la reconnaissance des radiographies de poumons sains. Il semble donc que l'expérience mène à une meilleure détection et rétention des attributs pertinents pour les interventions futures (meilleur rappel des radiographies présentant des anomalies). Cela s'apparente à un effet de séparation puisque les anomalies sont les attributs pertinents pour distinguer et administrer les traitements appropriés. Le fait que les experts soient beaucoup moins bons pour se rappeler des radiographies de patients sains ressemble plus à un effet de compression. Les

radiographies de patients sains n'étant pas utiles pour un traitement futur, elles sont confondues et donc toutes traitées comme « équivalentes ». Dans le même sens, Thompson, Tangen et McCarthy (2013) ont démontré que des experts en analyse d'empreintes digitales (moyenne de 17.5 ans d'expérience) étaient significativement meilleurs que des individus peu entraînés (5 semaines d'expérience) et des novices (aucune expérience) pour discriminer des paires d'empreintes digitales très similaires mais non-identiques, ce qui s'apparente à des effets de séparation inter-catégorielle.

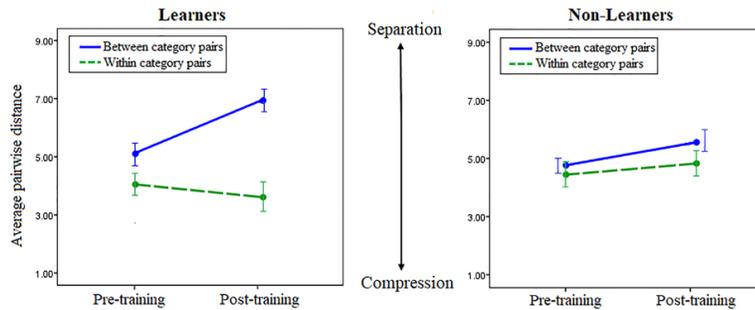
Ces effets de PC acquise, combinés aux performances déjà décrites de certains experts (section 1.3), appuient l'idée selon laquelle un filtre perceptif pourrait se créer suite à l'apprentissage et au surapprentissage de nouvelles catégories, nous aidant à catégoriser de manière beaucoup plus robuste et fiable.

2.4.1.3 Mesures de la PC

Dans le cas des catégories multidimensionnelles acquises, les effets de PC peuvent se mesurer en comparant des paires de stimuli (membre/membre ou membre/non-membre) avant et après l'apprentissage des catégories. La comparaison peut se faire à l'aide de jugements de similarité ou de mesures de discriminabilité psychophysique (Harnad, 1987; McGuire, 2010; de Leeuw, Andrews et Livingston, 2014; Gerrits et Schouten, 2004).

Dans ces cas, la PC ne se manifeste pas dans la forme d'une compression/séparation sur un continuum physique réel comme dans le cas des couleurs ou des phonèmes ou les expressions faciales. Il s'agit plutôt d'une séparation inter-catégorielle et/ou une compression intra-catégorielle en termes des mesures de (dis)similarité (**DISSIM**) ou de discriminabilité (**DISCRIM**) perçue suite à l'apprentissage des catégories. Il s'agit d'une différence perceptive mesurée avant versus après l'apprentissage plutôt que d'une différence physique versus une différence perceptive. Un effet de séparation inter-catégorielle se traduit donc par le fait de percevoir les items appartenant à deux catégories différentes comme étant moins similaires (ou plus discriminables) après avoir appris la catégorie en comparaison avec avant l'avoir appris. Dans le même sens, un effet de compression intra-catégorielle se manifeste par le fait de percevoir les items appartenant à une même catégorie comme étant plus similaires (ou moins discriminables) après avoir appris la catégorie en comparaison avec avant avoir l'avoir appris. Un exemple de profil de PC visuelle acquise (séparation inter et compression intra) est illustrée dans la Figure 2.4.

Figure 2.4 Exemple de profil de PC visuelle acquise (mesure de jugement de dissimilarité)



Note. Le **bleu** représente la séparation inter-catégorielle et le **vert** représente la distance intra-catégorielle telle que mesurée par des jugements de DISSIM avant et après un entraînement à la catégorisation. À gauche est illustré le profil de PC acquise obtenu chez des participants ayant appris (à 80%) les nouvelles catégories. La droite **bleue** est ascendante (**séparation inter**) et la droite **verte** est descendante (**compression intra**). À droite est illustrée l'absence de PC acquise chez des participants n'ayant pas appris. Image provenant de «Category learning can alter perception and its neural correlates» par Perez-Gay, et al., 2019, PloS one, 14(12), e0226000 (doi: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226000.g005>) reproduite avec la permission des auteurs.

Dans la recherche sur l'apprentissage des catégories visuelles, les jugements de similarité (ensuite transformés en mesures de dissimilarité [**DISSIM**] pour indiquer la distance plutôt que la proximité) peuvent être utilisés afin de mesurer les effets PC (Angeli, Davidoff et Valentine, 2008 ; Pérez-Gay Juarez, 2017 ; 2019 ; Ashby, Bowman et Zeithamova, 2019; Livingston, Andrews et Harnad, 1998).

Cependant, la **DISSIM** est une mesure subjective; les résultats peuvent être biaisés par de facteurs non perceptifs (Goldstone, Lippa & Shiffrin, 2001). Par exemple, les participants peuvent évaluer la **DISSIM** entre deux stimuli non pas en fonction de leur apparence perceptive, mais en fonction du nom qu'ils portent (nom des catégories). Un exemple extrême de ce « biais nominal » serait qu'un participant évalue chaque paire de stimuli appartenant à une même catégorie (c.-à-d. ayant le même nom) comme étant systématiquement identique et vice versa pour les paires de stimuli de différentes catégories (c.-à-d. ayant des noms différents). Ainsi, le jugement des participants pourrait être influencé par le nom des catégories composant les paires présentées plutôt que par les différences réellement perçues.

Par contre, dans le contexte des catégories apprises, la capacité de dénommer correctement les membres et les non-membres d'une nouvelle catégorie est dérivée du fait d'avoir appris la catégorie au préalable en détectant les attributs perceptifs qui distinguent les membres des non-membres. Ceci n'est pas juste une association entre un exemple perçu et un nom verbal. Il faut avoir appris à reconnaître tout exemple perceptif qui est membre et le distinguer de tout exemple qui n'est pas membre à partir des attributs perceptifs qui les distinguent. Donc, il n'est pas évident que l'influence du nom sur le jugement de

similarité soit un biais nominal ou l'effet perceptif d'avoir appris à détecter et abstraire les attributs perceptifs qui permettaient de catégoriser les membres et les non-membres.

Des tests psychophysiques plus objectifs comme la discriminabilité ABX (**DISCRIM**) existent pour mesurer la PC visuelle et auditive. C'est d'ailleurs la mesure qui a été utilisée pour démontrer et définir la PC phonémique par Liberman et al (1957). Dans ce type de test, trois stimuli sont présentés séquentiellement. Les deux premiers stimuli sont toujours différents (AB) et le troisième stimulus (X) est toujours identique soit au premier (ABA) soit au second (ABB) (Greenaway, 2017). Les participants doivent indiquer si le troisième stimulus (X) est identique au premier stimulus (A) ou au second (B). La mesure de la **DISCRIM**, le d' , est dérivée d'une analyse de détection de signal basée sur le nombre et le type de bonnes réponses (positif vrai / négatif vrai) ainsi que sur le nombre et le type d'erreurs (positif faux / négatif faux). Plus le d' est grand, meilleur est le participant pour discriminer. Une différence de d' (p.ex., avant versus après l'apprentissage de nouvelles catégories) est une différence psychophysique objective de **DISCRIM**. Ce type de tâche est bien établi et utilisé couramment en modalité auditive (Correia, Butler, Vigarito & Frota, 2015 ; Potter et Saffran, 2015 ; Voyer & Flight, 2000 ; Chaabouni et al., 2017). C'est lui qui a été utilisé pour mesurer les effets de PC des phonèmes (Liberman et al. 1957) ainsi que certains effets de PC visuelle (Levin et Angelone, 2002 ; Rakowski, 2014). Un avantage de l'ABX est que les participants sont moins enclins à utiliser la stratégie du même nom (biais nominal), car elle est inefficace pour toutes les paires où A et B sont dans la même catégorie.

Afin d'appuyer les données comportementales obtenues, des études se sont aussi intéressées à l'activité cérébrale en lien avec la catégorisation et les effets de PC et ce, tant en modalité visuelle (Rabi et al, 2018; Maier et al., 2014; Campanella et al., 2002; Ganis, Smith et Schendan, 2012; Holmes et al., 2009; Liu et al., 2010) qu'auditive (Shen et Froud, 2019; Zhu, Chen et Yang, 2021).

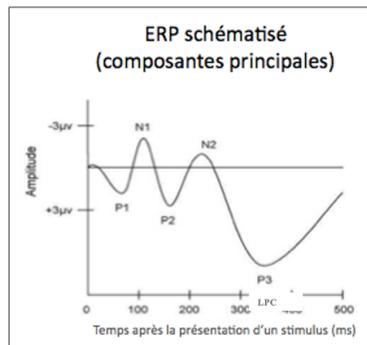
2.4.2 Mesures physiologiques

2.4.2.1 Électroencéphalogramme et potentiels reliés à un événement (ERPs)

L'électroencéphalogramme (EEG) est un outil couramment utilisé pour mesurer l'activité cérébrale de participants durant des tâches de catégorisation (ex. catégorisation de sons (Liu et Holt, 2011), catégorisation de visages (Rossion et Caharel, 2011), catégorisation de paysages (Fabre-Thorpe, Delorme, Marlot et Thorpe, 2001). Bien que la résolution spatiale de l'EEG ne soit pas optimale et ne permette pas

l'identification de régions spécifiques à la catégorisation (tel que décrit dans la section précédente), sa résolution temporelle est excellente. C'est pour cette raison qu'il est utilisé pour mesurer les potentiels reliés aux événements (ERPs). L'activité EEG corrélée avec un événement comme un stimulus ou une réponse peut être moyennée à plusieurs reprises. Ceci permet entre autres de dériver des ondes avec des composantes pouvant être corrélées avec des fonctions perceptives et cognitives. Les ondes du tracé de l'EEG sont présentées sous forme de vagues (Figure 2.5).

Figure 2.5 Potentiel relié à un événement (ERP) schématisé



Note. Les composantes précoces (<300 ms) telles que la P1 et la N1 sont associées à des changements perceptifs et les composantes tardives (>300 ms) telles que la «late positive component» (LPC) sont plutôt associées à des changements reliés à des fonctions cognitives de haut niveau. Précisons que dans le schéma ci-haut, les voltages négatifs sont au-dessus de l'abscisse et que les voltages positifs sont au-dessous. Image adaptée de Laboratoire des Neurosciences de la Parole et de l'Audition, 2013-2019 (<https://speechneurolab.ca/fr/blogue/item/267-l-electroencephalographie-eeeg>). Accès libre au public.

Un intérêt particulier est porté à deux composantes ERP dans l'étude des effets de PC acquise : (1) une composante positive tardive (LPC) (500-900 ms), laquelle est associée à différents processus cognitifs souvent impliqués dans l'apprentissage des catégories telles que l'attention, la mémoire de travail, la prise de décision et les fonctions mnésiques (Dolu, Başar-Eroğlu, Özesmi et Süer, 2005 ; Gray, Ambady, Lowenthal, et Deldin, 2004; Nieuwenhuis, Aston-Jones & Cohen, 2005 ; Polich & Criado, 2006) ; et (2) une composante postérieure négative précoce (N1) (150-220 ms), laquelle a été rapportée comme étant corrélée avec une attention accrue aux attributs locaux dans la catégorisation des stimuli (Vogel & Luck, 2000).

Bien que d'autres composantes soient aussi d'intérêt dans l'étude de la PC telle que la P1 (Klimesch, 2011; Luck, Woodman, & Vogel, 2000; Sanders & Astheimer, 2008; Taylor, 2002) et la P300 (St-Louis et al., 2008; Liu et Holt 2011; Dieciuc, Roque et Folstein 2016), une attention particulière est portée à la composante occipitale précoce N1 ainsi qu'à la composante pariétale tardive LPC puisque ces dernières ont été

corrélées à des effets de PC acquise dans une étude utilisant les mêmes stimuli que ceux générés pour le présent projet (Pérez-Gay et al., 2019).

2.5 Réseaux neuronaux

La modélisation de l'apprentissage de nouvelles catégories par des réseaux neuronaux est aussi pertinente pour l'étude de la PC acquise. Bien que des distinctions importantes existent entre la cognition humaine et les modèles informatiques de réseaux neuronaux, plusieurs parallèles peuvent être faits entre (1) les types d'apprentissage (supervisé et non supervisé) et les effets (2) de PC acquise et (3) de surapprentissage.

La phase d'auto-encodage durant laquelle le réseau développe sa capacité à tout simplement reproduire en sortie ce qu'il reçoit en entrée est une forme d'apprentissage non supervisé. En effet, aucune indication sur l'appartenance ou non à une catégorie n'est disponible pour le réseau durant cette phase. La phase d'apprentissage durant laquelle le réseau développe sa capacité à *catégoriser* correctement en *sortie* ce qu'il reçoit en *entrée* grâce à des corrections par rétropropagation est quant à elle une forme d'apprentissage supervisé. Lors de cette phase, le réseau renforce et consolide les connexions menant aux *sorties* corrects (bonne catégorisation de l'*entrée*) et atténue les connexions menant aux *sorties* incorrectes (mauvaise catégorisation de l'*entrée*). [Voir la Figure 5.1 dans la Discussion, où nous expliquons le lien entre (1) l'apprentissage non supervisé et supervisé et (2) les effets de PC (séparation inter catégorielle compression intra catégorielle.)]

Tout comme chez les humains, la correction offerte au réseau peut être immédiate (après chaque essai, **SUPI**), ou différée/groupée (après X nombre d'essais, **SUPD**; Lange, Gabel et Riedmiller, 2012). Notons que l'apprentissage par correction différée (**SUPD**) peut être avantageux (courbe d'apprentissage plus constante et rapide) pour les réseaux lorsque les catégories sont simples alors qu'il peut être désavantageux (courbe d'apprentissage constante mais plus lente) lorsque les catégories sont complexes et nécessitent plus d'ajustements en cours de route (Goodfellow, Bengio et Courville, 2017; Bengio, 2012). Dans ce cas, une correction immédiate est avantageuse, car elle permet au réseau de modifier ses réponses au fur et à mesure et de ne pas répéter la ou les mêmes erreurs durant un grand nombre d'essais.

Thériault et al (2018) ont démontré que dans leur modèle la phase d'apprentissage non supervisé était déjà suffisante pour apprendre les catégories les plus faciles. Tout comme chez les humains, les catégories pouvant être apprises dans cette phase non supervisée avaient la plus grande proportion d'attributs

distinguant les membres des non-membres, permettant une catégorisation correcte. Pour celles-ci l'apprentissage ne produisait pas d'effet de PC acquise : La raison pour cela était que dans ces cas faciles, après la phase d'apprentissage non supervisé, et avant la phase supervisée, la distance inter-catégorielle (entre les représentations internes des stimuli qui étaient membres de catégories différentes) était déjà beaucoup plus importante que la distance intra-catégorielle entre les représentations internes des stimuli qui étaient membres de la même catégorie. L'étude a aussi démontré que l'apprentissage des catégories plus « difficiles » (faible proportion des attributs distinguant les membres des non-membres) n'était possible qu'après la phase d'apprentissage supervisé (essai-erreur suivie de correction immédiate) et que cela menait à des effets de PC acquise. Les expériences humaines montraient la même tendance (mais cet effet est toujours sous investigation; Thériault et al., en préparation).

Finalement, il est important de souligner que les réseaux de neurones sont souvent entraînés sur un très grand nombre d'essais dépassant ce qui peut être réalisé avec les humains en une seule séance d'entraînement. La comparaison entre les résultats obtenus par l'entremise de réseaux neuronaux et le surapprentissage chez les humains pourra donc être pertinente (Palmeri, Wong et Gauthier, 2004).

2.6 Résumé

La majorité des catégories que nous connaissons est acquise. D'une part, des études démontrent que l'apprentissage de nouvelles catégories peut induire des changements perceptifs tels que la PC acquise, c'est-à-dire une meilleure habileté à distinguer les membres de catégories différentes (séparation inter) et/ou une moins bonne habileté à distinguer les membres d'une même catégorie (compression intra) après l'apprentissage à comparer à avant. Cependant, le type de mesure utilisé pour quantifier les changements perceptifs fluctue à travers les études. Certains chercheurs priorisent l'utilisation de mesures subjectives (p.ex., jugements de similarité) alors que d'autres priorisent l'utilisation de mesures objectives (p.ex., discrimination ABX) ou encore physiologiques (p.ex., ERPs). L'utilisation de tâches de discriminabilité telles que ABX est plus prévalente dans l'étude de la PC auditive et visuelle innée (p.ex., phonèmes, couleurs, expressions faciales). Cependant, elle est moins courante dans l'étude de la PC visuelle acquise. De plus, peu d'études ont cherché à comparer les effets de PC visuelle acquise obtenus par l'entremise d'une mesure subjective versus objective en utilisant la même tâche d'entraînement à la catégorisation pour tous les participants. Cela gagnerait à être investigué davantage puisque des critiques ont été formulées à ce sujet. En effet, il a été suggéré que les mesures subjectives soient plus sensibles que les mesures objectives à des facteurs autres que perceptifs (p.ex., le biais du nom).

D'autre part, la littérature démontre que différentes variables peuvent influencer l'apprentissage de nouvelles catégories telles que l'absence ou la présence de rétroaction (apprentissage non supervisé et apprentissage supervisé), le type de rétroaction donnée (immédiate ou différée) et la durée de l'entraînement (apprentissage et surapprentissage). Cependant, ces variables sont généralement étudiées de manière individuelle. Ainsi, certaines études s'intéressent plus au type de rétroaction alors que d'autres s'intéressent plus à la durée de l'entraînement. Il peut alors être difficile de comparer les résultats entre eux et de départager l'effet des variables étudiées des divergences méthodologiques telles que le choix des stimuli à apprendre. Il serait donc pertinent d'élaborer plus d'études cherchant à intégrer un plus grand nombre de variables.

2.7 Objectifs et prédictions

L'objectif général de cette thèse était donc d'étudier l'impact de différentes variables pouvant influencer les effets de PC visuelle acquise, soit (1) le type de mesure de changements perceptifs et (2) le type d'apprentissage/surapprentissage. Le lien entre l'apprentissage de nouvelles catégories, la PC acquise et certains corrélats neuronaux a aussi été exploré.

Ainsi, le premier objectif de cette thèse était de tester si les changements perceptifs rapportés sur la base d'une mesure subjective (jugements de (dis)similarité - **DISSIM**) comme mesure de PC acquise étaient présents aussi (et dans le même sens) sur la base d'une mesure objective de discriminabilité psychophysique (mesure de discriminabilité ABX - **DISCRIM**).

La première étude portait donc sur l'Analyse des Mesures de Distance Perceptive (**étude 1**, Distance perceptive). Une mesure de **DISSIM** a été comparée à une mesure de **DISCRIM** avant et après une tâche d'entraînement à la catégorisation par essais et erreurs avec correction immédiate (**SUPI**). Une seule séance d'entraînement a été réalisée. Nous prédisions que les deux types de mesures donneraient le même profil PC (séparation/compression), confirmant que la PC acquise est un effet perceptif et non un biais verbal.

Le second objectif de cette thèse était d'analyser certaines variables pouvant influencer l'apprentissage des catégories et par le fait même, les effets de PC acquise. Les variables d'intérêt étaient l'exposition passive aux stimuli (**NSUP**) le type de rétroaction (immédiate **SUPI** ou différée **SUPD**) et le surentraînement (entraînement de plus longue durée).

La deuxième étude visait donc l'Analyse de l'Apprentissage à long terme (**étude 2**, Apprentissage Long terme). Trois groupes de participants ayant complété 6 séances d'entraînement à la catégorisation chacun (à raison d'une par semaine) ont été comparés. Le premier groupe faisait un entraînement **SUPI** (correction immédiate). Le deuxième groupe faisait l'entraînement **SUPD** (correction différée) où une correction était donnée après chaque 6 essais consécutifs indiquant le nombre de bonnes réponses (1/6, 2/6, 3/6, etc.). Pour estimer la contribution d'une exposition passive lors d'un entraînement **NSUP** (non supervisé), un groupe contrôle a complété un entraînement où les corrections n'avaient aucun lien avec les catégories (la tâche étant d'estimer la durée d'apparition de chaque stimulus présenté : longue ou courte). Notons que la fréquence et l'ordre d'exposition aux mêmes stimuli étaient identiques pour les trois groupes. Chaque séance débutait et se terminait par une mesure de **DISCRIM**.

La comparaison entre l'entraînement **SUPI** et **SUPD** était exploratoire. Pour la mesure d'apprentissage (pourcentage de catégorisation correcte), la prédiction était que **SUPI** serait supérieure à **SUPD**. Pour la mesure de distance perceptive (**DISCRIM**), notre prédiction était que la PC (séparation/compression) de **SUPI** serait forte et que la taille de la PC de **SUPD** serait proportionnelle à la proximité entre les scores d'apprentissage avec **SUPI**: de la PC plus faible dans le cas où les scores d'apprentissage **SUPD** seraient plus bas que **SUPI**.

Pour l'exposition passive non supervisée **NSUP** nos prédictions étaient qu'elle ne suffirait pas pour apprendre les catégories, car les attributs qui distinguent les membres des non-membres ne sont pas évidents sans essai et correction. Ainsi, pour la PC, nous prédisions soit aucune PC pour **NSUP** ou juste une très faible séparation partout (inter ainsi que intra : effet de différenciation grâce à l'exposition passive répétée) de E. Gibson (1969), n'ayant aucun rapport avec le fait d'être inter ou intra-catégorielle.

En ce qui concerne l'expertise accrue grâce au surapprentissage à long terme avec 6 sessions, nous prédisions une hausse de scores de catégorisation progressive avec l'entraînement à long terme ainsi qu'une corrélation positive avec la PC (**DISCRIM**).

Le troisième objectif était d'examiner les corrélations entre (1) les mesures de la performance (taux de succès en apprentissage des catégories), (2) les mesures de la perception (**DISSIM** et **DISCRIM** inter et intra catégorielle, avant et après l'apprentissage), et (3) les mesures physiologiques (ERPs composantes précoce [**N1**, sensorielle] et tardive [**LPC**, décisionnelle]).

Ainsi, des données EEG ont été enregistrées pour l'ensemble des participants ayant pris part à l'Analyse des Mesures de Distance Perceptive (**étude 1**, Distance perceptive) ainsi que les participants ayant pris part à l'Analyse de l'Apprentissage à long terme (**étude 2**, Apprentissage long-terme). À partir des résultats rapportés par d'autres chercheurs, nous prédisions que l'apprentissage serait positivement corrélé à une augmentation d'amplitude d'une composante pariétale tardive (LPC). Nous prédisions aussi que les changements perceptifs PC (séparation/compression) seraient corrélés négativement (pour la séparation) et positivement (pour la compression) à une diminution d'amplitude de la composante occipitale précoce (N1).

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE

Dans ce chapitre, le lecteur est invité à mieux comprendre l'opérationnalisation du projet, du recrutement des participants aux analyses statistiques ayant permis de répondre aux principales questions de recherche.

3.1 Participants

Le projet a été accepté par le comité institutionnel d'éthique de la recherche avec des êtres humains (CIEREH) de l'UQAM. Tous les participants ont signé un formulaire de consentement expliquant l'objectif principal du projet, l'absence de risque connu en lien avec la participation à l'étude, la confidentialité des résultats, l'aspect volontaire de la participation et la possibilité de se retirer de l'étude en tout temps sans aucun préjudice.

L'Analyse des mesures de distance perceptive (**étude 1**, Distance perceptive) visait à tester si les effets de PC acquise ayant été rapportés sur la base d'une mesure subjective (jugements de dissimilarité : **DISSIM**) étaient également détectables sur la base d'une mesure objective (discriminabilité ABX : **DISCRIM**). Soixante-deux participants droitiers âgés de 20 à 35 ans ont été recrutés en ligne via le bassin de participants de McGill (SONA) et Kijiji. Ils avaient une vision normale (ou corrigée) et n'avaient aucune condition neurologique ou psychiatrique connue. Les participants SONA ont reçu des crédits (2%) pour leur participation et les autres ont été payés 10\$/h. Un bonus de 5\$ a été offert aux participants ayant atteint le critère d'apprentissage (maintenir 80% de bonnes réponses pour un minimum de 40 essais). Au total, 12 participants ont été rejetés, 2 en raison de temps de réaction excessifs (scores $Z > 3,29$) et 10 en raison de problèmes d'enregistrement EEG. Par conséquent, un total de 50 participants ont été inclus dans l'étude dont 26 étaient dans la condition dont la mesure de distance perceptive était subjective (**DISSIM**) et 24 étaient dans la condition dont la mesure de distance perceptive était objective (**DISCRIM**). Chaque participant a été assigné au hasard dans la condition **DISSIM** ou **DISCRIM**.

L'Analyse de l'apprentissage à long terme (**étude 2**, Apprentissage long-terme) visait à explorer l'effet (1) du type de rétroaction (2) de l'exposition passive aux stimuli, (immédiate ou différée) et (3) du surentraînement sur l'apprentissage et les effets de PC acquise. Trente-neuf participants ont été recrutés

par affiches (UQAM, McGill et Facebook). Tous étaient des étudiants universitaires âgés entre 20 et 35 ans. Ils avaient une vision normale (ou corrigée) et n'avaient aucune condition neurologique ou psychiatrique connue. Une compensation financière de 20\$ a été remise pour chaque séance complétée. La compensation totale après la complétion des 6 séances était donc de 120\$.

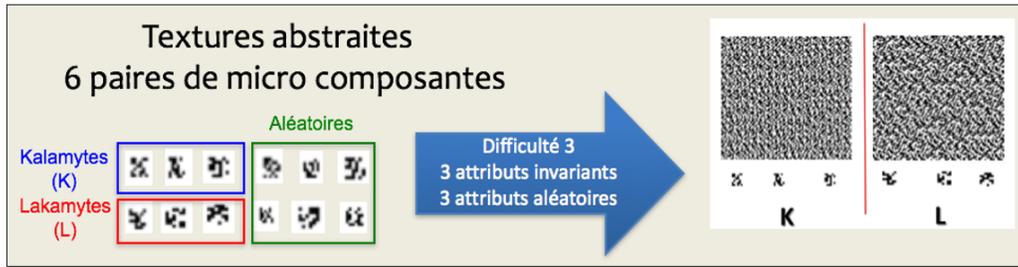
Les participants ont été aléatoirement répartis dans trois conditions d'apprentissage soit (1) apprentissage supervisé avec correction immédiate (**SUPI**), (2) apprentissage supervisé avec correction différée (**SUPD**) ou (3) apprentissage non supervisé (**NSUP**, tâche contrôle). Au total, 15 participants ont complété la condition **SUPI** et 15 autres participants ont complété la condition **SUPD**. Par ailleurs, en raison du contexte de pandémie, seulement 13 participants ont pu compléter l'ensemble des six séances **NSUP** dont 9 en laboratoire et 4 à distance.

3.2 Matériel expérimental

3.2.1 Stimuli

La même procédure a été employée afin de créer les stimuli à catégoriser pour l'étude 1 (Distance Perceptive) et l'étude 2 (Apprentissage Long terme). Les stimuli que les participants devaient apprendre à catégoriser ont été créés pour que la règle de catégorisation soit difficilement verbalisable. Il s'agissait de textures abstraites. Un très grand nombre de textures carrées noires et blanches de 270x270 pixels a été généré par ordinateur en utilisant le même programme que Pérez-Gay et al. (2017), lequel est disponible en ligne (<https://percept.uqam.ca/textures>). Chaque ensemble de textures était divisé en deux catégories dénommées Lakamytes (L) et Kalamytes (K). Les L et les K se distinguaient toujours par des ensembles d'attributs invariants leur étant propres (voir Figure 3.1). Ainsi, certains attributs étaient présents uniquement dans les L alors que d'autres n'étaient présents que dans les K. Le nombre d'attributs invariants choisi était le même pour tous les participants (3/6). Toutefois, différentes combinaisons d'invariants ont été utilisées afin d'éviter qu'il n'y ait des effets d'apprentissage propres à des invariants particuliers. Ces combinaisons ont été choisies arbitrairement par l'expérimentatrice. Chaque participant n'a été exposé qu'à une seule combinaison. Un nombre suffisant de textures (4 800) a été créé afin de s'assurer qu'aucune texture ne soit répétée durant l'entraînement à la catégorisation.

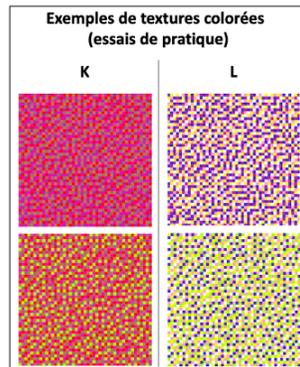
Figure 3.1 Exemples de stimuli expérimentaux



Note. L'ensemble des stimuli expérimentaux (textures) a été généré à partir du même logiciel (<https://percept.uqam.ca/textures>). Chaque texture était composée de six micro composantes agglomérées de manière aléatoire et sélectionnées arbitrairement par l'expérimentatrice parmi les 6 paires de micro composantes présentées ci-haut. Les textures étaient de forme carrée (270x270 pixels). Dans l'exemple ci-haut, une texture Kalamyte (K) était composée de 3 attributs distinctifs (invariants, dans l'encadré bleu) et de 3 attributs aléatoires (pouvant être n'importe quels attributs présentés dans l'encadré vert). La texture Lakamyte (L) était composée de 3 attributs invariants (différents de ceux composant les K, encadré rouge) et de 3 attributs aléatoires (pouvant être n'importe quels attributs présentés dans l'encadré vert).

Pour les essais de pratique, des textures colorées ont été générées (voir Figure 3.2). Nous avons choisi des textures colorées faciles à distinguer pour les essais de pratique afin de faciliter la compréhension des tâches expérimentales par les participants.

Figure 3.2 Exemples de textures colorées utilisées pour les essais de pratique



Note. Ce type de textures colorées a été utilisé afin de permettre aux participants de compléter les essais de pratique pour l'ensemble des tâches. En début de séance, tous les participants ont complété des essais de pratique pour la mesure de distance perceptive (10 essais de pratique avant les jugements de (dis)similarité [DISSIM, Fig.7] ou 16 essais de pratique avant la tâche de discriminabilité ABX [DISCRIM, Fig. 8]). Par la suite, ils ont complété 5 essais de pratique avant l'entraînement à la catégorisation. Finalement, certains participants ont complété des essais de pratique pour lors de la deuxième passation de la mesure de distance perceptive (aucun essai de pratique pour DISSIM, 5 essais de pratique pour DISCRIM).

3.2.1.1 Tâche de catégorisation

Pour l'**étude 1** (Distance Perceptive : **DISSIM, DISCRIM**), les participants ne complétaient qu'une seule séance d'entraînement à la catégorisation. Un total de 26 configurations différentes (ensembles de L et de K) a été généré. Les 26 participants dont la mesure de distance était la **DISSIM** ont donc été exposés à des configurations différentes. Parmi celles-ci, 24 ont été choisies au hasard pour les participants dont la mesure de distance était la **DISCRIM**.

Pour l'**étude 2** (Apprentissage Long terme), 15 configurations ont été choisies au hasard. Les trois attributs invariants étaient donc différents pour les participants d'une même condition d'apprentissage. Par ailleurs, les mêmes 15 configurations ont été utilisées à travers les conditions d'apprentissage **SUPI** (correction immédiate) et **SUPD** (correction différée) afin de contrôler d'éventuels effets propres à certaines configurations. Pour la condition d'apprentissage **NSUP** (tâche contrôle), 13 configurations sur les 15 disponibles ont été sélectionnées aléatoirement.

3.2.1.2 Mesures de distance perceptive (**DISSIM** et **DISCRIM**)

En ce qui concerne les stimuli ayant été utilisés pour la **DISSIM** et la **DISCRIM**, un algorithme a été utilisé afin de s'assurer que chaque paire de textures présentée partageait systématiquement trois caractéristiques. Par conséquent, chaque paire intra-catégorielle partageant déjà les trois attributs invariants pertinents à la catégorisation, ne partageait jamais les trois autres attributs non pertinents pour la catégorisation. De même, chaque paire inter-catégorielle, ne partageant jamais les trois mêmes attributs invariants pertinents pour la catégorisation, partageait toujours les trois autres attributs non pertinents pour la catégorisation. De cette façon, la distance physique entre chaque paire de textures était maintenue aussi similaire que possible pendant la tâche conçue pour mesurer les effets de PC.

3.2.2 Activité cérébrale

Pour les participants ayant réalisé l'expérience en laboratoire, l'utilisation d'un électroencéphalogramme (EEG) à 64 canaux a permis de mesurer leur activité cérébrale, et ce, pour l'ensemble des séances d'entraînement à la catégorisation. Plusieurs tailles de casques étaient disponibles (XS, S, M, L et XL). La sélection de la taille du casque était basée sur la circonférence de la tête de chaque participant. Cette mesure était inscrite dans le dossier du participant et le même casque était utilisé à chaque séance. Par la suite, la longueur de la tête de chaque participant était mesurée du milieu des sourcils à l'occiput. Cette

mesure était aussi inscrite dans le dossier du participant. Ensuite, une marque était faite au dixième de cette mesure à partir du milieu des sourcils et donc sur le front de chaque participant à l'aide d'un marqueur cutané. Finalement, le milieu du rebord avant du casque était placé sur cette marque. Le logiciel EEGLab 13.4.4b open source (Delorme and Makeig, 2004) a été utilisé pour analyser les données brutes.

Pour l'**étude 1** (Distance Perceptive) à séance unique, nous avons obtenu un enregistrement EEG pour chacun des 50 participants.

Pour l'**étude 2** (Apprentissage long-terme) à séances multiples, nous avons obtenu un enregistrement EEG pour chacune des 6 séances complétées pour 39 participants sur 43, soit les 15 participants de la condition **SUPI** (correction immédiate), les 15 participants de la condition **SUPD** (correction différée) et 9 participants sur 13 pour la condition **NSUP** (tâche contrôle). En raison de la pandémie, 4 participants de la condition **NSUP** ont complété l'expérience à distance ne permettant pas l'enregistrement de données EEG.

3.3 Procédure

Pour les 89 participants ayant réalisé l'expérience en laboratoire, l'expérimentation s'est déroulée dans une pièce anéchoïque. Les participants étaient assis face à un écran d'ordinateur, un clavier et une souris. Ils portaient un casque EEG durant l'ensemble des séances à compléter.

Pour 4 des 13 participants de la condition **NSUP** (tâche contrôle), les séances ont été réalisées à distance, dans leur milieu de résidence. Le logiciel TeamViewer a été utilisé afin de connecter l'ordinateur personnel des expérimentateurs et des participants à l'ordinateur du laboratoire. Les expérimentateurs pouvaient donc surveiller le déroulement de l'expérience en temps réel.

3.3.1 Étude 1 – Analyse des mesures de distance perceptive

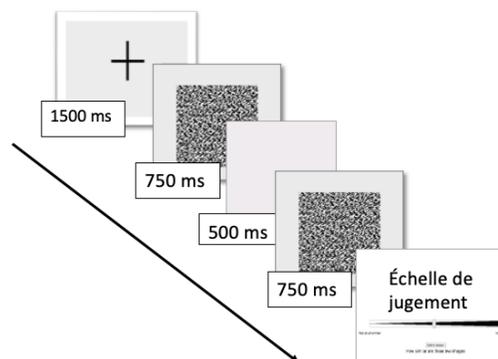
Pour l'**étude 1 (Distance perceptive)** visant à tester si les changements perceptifs obtenus sur la base d'une mesure subjective **DISSIM** (jugements de dissimilarité) étaient également détectables sur la base d'une mesure objective **DISCRIM** (discriminabilité ABX), une seule séance d'entraînement à la catégorisation a été complétée par les participants.

3.3.1.1 Mesure de la DISSIM

Pour 26 participants, la séance débutait par la complétion de 40 jugements de (dis)similarité (voir Figure 3.3). Le terme jugement de dissimilarité (**DISSIM**) est utilisé puisque les résultats obtenus à l'échelle de similarité ont été inversés afin de faciliter les interprétations statistiques. De cette manière, au même titre que la mesure objective de discriminabilité (**DISCRIM**), des scores plus élevés représentent des distances perçues plus grandes et des scores plus faibles des distances perçues plus petites.

Chaque essai commençait par une croix de fixation au milieu de l'écran (1,5 seconde). Ensuite, une première texture apparaissait (750 ms), suivie d'un écran vierge (500 ms) et d'une seconde texture (750 ms). Ensuite, une échelle d'évaluation de la similarité de 100 points était présentée et les participants avaient tout le temps nécessaire pour évaluer la similarité entre les textures composant la paire qu'ils venaient de voir. Ils devaient utiliser la souris et placer le curseur sur l'échelle quelque part entre 0 (totalement différent) et 100 (identiques). Ils étaient encouragés à utiliser toute l'étendue de l'échelle. La moitié des essais étaient des paires au sein de la même catégorie (comparaisons intra-catégorie) (10 L-L, 10 K-K) et l'autre moitié étaient des paires de catégories différentes (comparaisons inter-catégories) (10 K-L et 10 L-K).

Figure 3.3 Jugements de (dis)similarité (DISSIM - 40 essais)



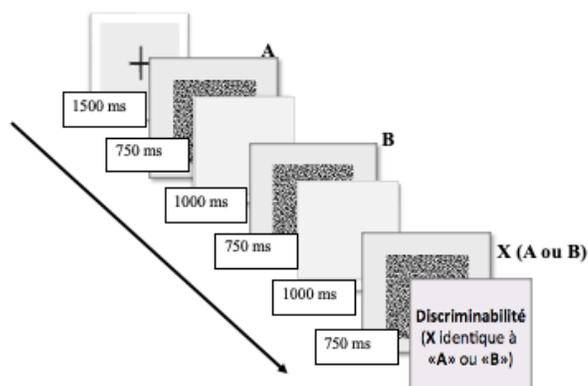
Note. La tâche de jugements de (dis)similarité a été accomplie par 26 participants avant et après leur entraînement à la catégorisation (Fig. 10). Elle était composée de 40 essais. Pour chaque essai, deux textures étaient présentées séquentiellement. Par la suite, les participants devaient juger leur degré de similarité sur une échelle de 0 (totalement différentes) à 100 (identiques). Notons que les résultats obtenus ont été inversés afin que des scores plus élevés représentent des distances perçues plus grandes et des scores plus faibles des distances perçues plus petites. Cette mesure est donc qualifiée de dissimilarité (DISSIM). Finalement, la moitié des paires étaient inter-catégorielles (K/L), permettant de mesurer la DISSIM inter et l'autre moitié était intra-catégorielle (K/K ou L/L), permettant de mesurer la DISSIM intra.

Dix essais de pratique avec des textures à carreaux colorés étaient complétés au début de la tâche afin de s'assurer que les participants avaient bien compris ce qu'ils devaient faire. Par la suite, après la complétion des 40 jugements de DISSIM, ils pouvaient faire une courte pause, poser des questions, puis commencer l'entraînement à la catégorisation SUPI (correction immédiate). Enfin, les 40 jugements de dissimilarité étaient refaits, après la fin de l'entraînement à la catégorisation (mêmes stimuli, même ordre de présentation, mais sans essai de pratique). Les deux mesures de DISSIM étaient donc identiques pour chaque participant. Cependant, ils différaient de participant en participant. Aucune rétroaction n'était donnée suite aux réponses des participants, ni durant les essais de pratique, ni durant les essais expérimentaux.

3.3.1.2 Mesure de la **DISCRIM**

Pour 24 participants, la séance commençait par une tâche de discriminabilité ABX de 48 essais (voir figure 3.4). Ce nombre a été déterminé à la suite d'une étude pilote. Chaque essai était structuré comme suit : une croix de fixation apparaissait au milieu de l'écran (1,5 seconde), puis une première texture (A) apparaissait (750 ms) suivie d'un écran vide (1 seconde) suivi d'une deuxième texture (B) (750 ms), un autre écran vierge (1 seconde) et enfin une troisième texture (X) (750 ms). Après cela, les participants avaient 2 secondes pour indiquer si X était identique à A (en appuyant sur la touche « 1 » du clavier) ou à B (en appuyant sur la touche « 2 » du clavier).

Figure 3.4 Tâche de discriminabilité ABX (DISCRIM - 48 essais)



Note. La tâche de discriminabilité ABX (DISCRIM) a été accomplie par 24 participants avant et après leur entraînement à la catégorisation (Fig. 10). Elle était composée de 48 essais. Pour chaque essai, trois textures étaient présentées séquentiellement. Par la suite, les participants devaient indiquer si la troisième texture était identique à la première (touche «1» du clavier numérique) ou la deuxième (touche «2»). Précisons que la troisième texture était toujours identique à la première ou à la deuxième. Un score plus élevé (d-prime) représente une meilleure habileté à discriminer alors qu'un score plus faible représente une moins bonne habileté à discriminer. Finalement, la moitié des paires étaient inter-catégorielles (ABB ou ABA), permettant de mesurer la DISCRIM inter et l'autre moitié était intra-catégorielle (AAA ou BBB), permettant de mesurer la DISCRIM intra.

Au début de chaque séance, les participants complétaient 16 essais de pratique à la **DISCRIM**. Pour ces essais, les textures colorées décrites plus haut étaient utilisées (voir Figure 3.2). Par la suite, après la complétion des 48 essais de **DISCRIM**, ils pouvaient faire une courte pause, poser des questions, puis commencer l'entraînement à la catégorisation **SUPI** (correction immédiate). À la suite de cet entraînement, les participants complétaient les mêmes 48 essais de **DISCRIM** effectués au début de la séance (mêmes stimuli, même ordre de présentation, mais avec seulement 5 essais de pratique). Les deux mesures de **DISCRIM** étaient donc identiques à chaque séance. Cependant, elles différaient de séance en séance. Aucune rétroaction n'était donnée suite aux réponses des participants, ni durant les essais de pratique, ni durant les essais expérimentaux.

La moitié des essais de **DISCRIM** était composée d'un A et d'un B appartenant à la même catégorie. Plus précisément, 24 des 48 essais étaient composés de paires intra-catégorielles : 12 ABA (6 L1-L2-L1 et 6 K1-K2-K1) et 12 ABB (6 L1-L2-L2, 6 K1-K2-K2). Pour les 24 autres essais de **DISCRIM**, A et B appartenaient à des catégories différentes. L'autre moitié des essais était donc composée de paires inter-catégorielles : 12 ABA (6 L-K-L, 6 K-L-K) et 12 ABB (6 L-K-K, 6 K-L-L).

Pour décourager l'utilisation de stratégies locales (p.ex., toujours fixer un point spécifique sur l'écran pour distinguer les stimuli), un algorithme a été utilisé afin de modifier aléatoirement l'endroit d'apparition des stimuli (légère déviation horizontale à +/-3 % de la largeur totale de l'écran).

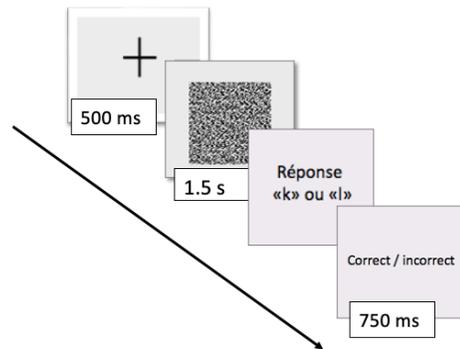
3.3.1.3 Apprentissage supervisé avec correction immédiate (**SUPI**)

Tous les participants de la première étude ont accompli la même tâche d'apprentissage, soit un entraînement à la catégorisation par essais et erreurs avec correction immédiate (voir Figure 3.5). Au total, les participants ont complété 400 essais d'entraînement lesquels étaient divisés en 4 blocs de 100 essais chacun. Entre chaque bloc, les participants étaient invités à prendre une courte pause.

Pour chaque essai, une croix de fixation se trouvait au milieu de l'écran (500 ms), suivie d'une texture à identifier, présentée pendant 1.5 s. Les participants étaient encouragés à répondre aussi vite que possible lorsque les textures apparaissaient en appuyant sur «K» (s'ils pensaient que c'était un «Kalamyte») ou sur «L» (s'ils pensaient que c'était un «Lakamyte»). Après la disparition des textures, les participants disposaient de 500 ms supplémentaires pour répondre. Dès l'apparition des textures, ils avaient donc un maximum de 2 secondes pour répondre, sans quoi un message apparaissait à l'écran leur indiquant de

répondre plus rapidement pour les essais suivants (« Veuillez répondre plus rapidement »). Cet avertissement était affiché pour 750 ms, après quoi le prochain essai débutait. Enfin, après chaque réponse émise, une correction indiquant si la catégorisation était bonne ou non s'affichait durant 750 ms à l'écran (un « correct » vert ou un « incorrect » rouge).

Figure 3.5 Apprentissage supervisé par essais et erreurs avec correction immédiate (SUPI)



Note. Chaque séance était composée de 400 essais de catégorisation divisés en 4 blocs de 100 essais chacun. Dans la condition SUPI, les participants essayaient de catégoriser les textures en appuyant soit sur la touche «k» (s'ils pensaient qu'il s'agissait d'un Kalamyte), soit sur la touche «l» (s'ils pensaient qu'il s'agissait d'un Lakamyte). Après chaque essai, une rétroaction visuelle était donnée, soit un correct en vert ou un incorrect en rouge.

Avant de commencer les 400 essais de catégorisation, les participants effectuaient cinq essais de pratique avec les textures colorées décrites plus haut (Figure 3.2). Le but de ces essais de pratique était de familiariser les participants à la tâche à venir (appuyer sur les touches K et L, voir le type de rétroaction donnée, etc.). Après la complétion de ces cinq essais de catégorisation SUPI, l'expérimentatrice s'assurait de leur compréhension et les invitait à poser des questions si nécessaire.

3.3.2 Étude 2 – Analyse de l'apprentissage long-terme (Apprentissage Long-terme)

Pour l'**étude 2 (Apprentissage long-terme)** visant entre autres à investiguer les effets du surapprentissage, six séances d'entraînement à la catégorisation ont été complétées par les participants (une séance par semaine) et ce, indépendamment de la condition d'apprentissage (**SUPI**, **SUPD** et **NSUP**). Ce choix a été basé sur l'étude de Hélie, Waldschmidt et Ashby (2010) qui s'intéressait à l'automatisation de la catégorisation. Ces derniers ont entraîné des participants à catégoriser des stimuli visuels durant 18 séances. La performance des participants a plafonné à 95% lors de la quatrième séance et aucune amélioration subséquente n'a été observée.

3.3.2.1 Mesure de la **DISCRIM**

Tous les participants de l'**étude 2** (Apprentissage long-terme) ont complété un total de 12 mesures de **DISCRIM**, soit une au début et une à la fin de chaque séance. La même méthodologie que celle décrite précédemment a été répliquée (Figure 3.4). Aucune mesure de **DISSIM** n'a été utilisée.

3.3.3 Apprentissage supervisé avec correction immédiate (**SUPI**)

Les 15 participants de cette condition devaient apprendre à catégoriser les textures par entraînement **SUPI** décrit précédemment (voir figure 3.5).

Chaque participant a été rencontré une fois par semaine durant 6 semaines. Au total, tous ont complété 24 blocs d'entraînement à la catégorisation (de 100 essais chacun), soit 4 blocs par séance pour 6 séances. Après chaque bloc de 100 essais, les participants étaient encouragés à prendre une courte pause.

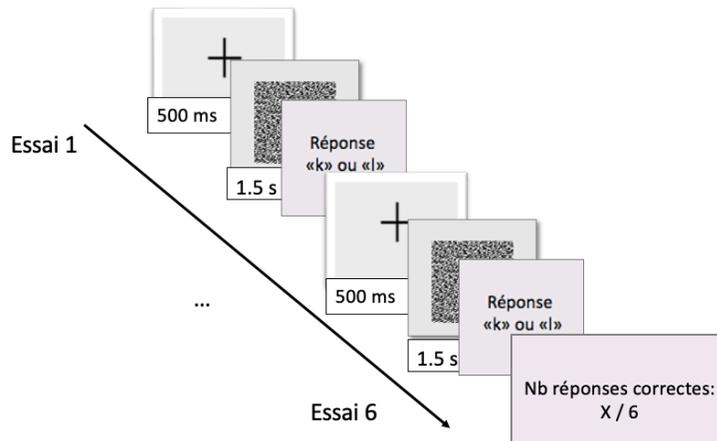
3.3.4 Apprentissage supervisé avec correction différée (**SUPD**)

Les 15 participants de cette condition devaient apprendre à catégoriser les textures par essais et erreurs avec une correction différée. La rétroaction était donnée après chaque 6 essais consécutifs indiquant leur proportion de bonnes réponses (voir Figure 3.6). Par exemple, une rétroaction de 3/6 indiquait au participant qu'il avait réussi 3 essais sur 6. Aucune autre information n'était transmise. Il était donc impossible pour eux d'identifier quels essais avaient été réussis et quels essais n'avaient pas été réussis.

Tout comme dans la première condition d'apprentissage, chaque essai de catégorisation débutait par une croix de fixation qui se trouvait au milieu de l'écran (500 ms), suivie d'une texture à identifier (1.5 secondes). Les participants étaient alors encouragés à répondre aussi vite que possible lorsque les textures apparaissaient en appuyant sur «**K**» (s'ils pensaient que c'était un «**Kalamyte**») ou «**L**» (s'ils pensaient que c'était un «**Lakamyte**»). Après la disparition des textures, les participants disposaient de 500 ms supplémentaires pour répondre. Dès l'apparition des textures, ils avaient donc un maximum de 2 secondes pour répondre, sans quoi un message apparaissait à l'écran leur indiquant de répondre plus rapidement pour les essais suivants («**Veillez répondre plus rapidement**»). Cet avertissement était affiché pour 750 ms, après quoi le prochain essai débutait.

Tous les participants ont été rencontrés une fois par semaine durant 6 semaines. Au total, chacun a donc complété 24 blocs de catégorisation (de 100 essais), soit 4 blocs par séance pour 6 séances. Après chaque bloc de 100 textures, les participants étaient encouragés à prendre une courte pause.

Figure 3.6 Apprentissage supervisé par essais et erreurs avec correction différée (SUPD)



Note. Chaque séance était composée de 400 essais de catégorisation divisés en 4 blocs de 100 essais chacun. Dans la condition **SUPD**, les participants essayaient de catégoriser les textures en appuyant soit sur la touche «k» (s'ils pensaient qu'il s'agissait d'un **Kalamyte**), soit sur la touche «l» (s'ils pensaient qu'il s'agissait d'un **Lakamyte**). Après chaque 6 essais consécutifs, une rétroaction visuelle était donnée, soit la proportion de réponses correctes obtenues (1/6, 2/6, 3/6, etc.).

3.3.5 Apprentissage non supervisé (**NSUP**)

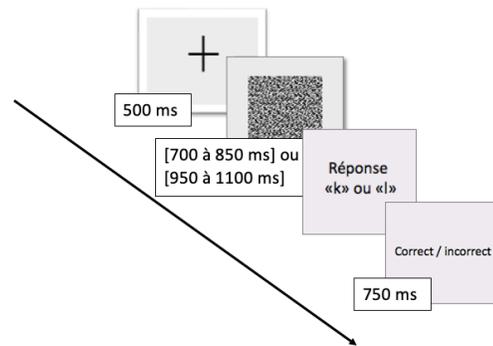
Les 13 participants de cette condition devaient accomplir une tâche n'ayant aucun lien avec les catégories «Kalamyte » et «Lakamyte» tout en étant exposés aux mêmes stimuli que les participants des conditions d'apprentissage supervisé. La tâche contrôle était une tâche d'estimation de temps d'apparition des textures (voir Figure 3.7). Les participants de cette condition n'ont donc jamais été entraînés à catégoriser les stimuli en tant que «Lakamyte» ni «Kalamyte». Ils ont plutôt été entraînés à estimer le temps de présentation des textures.

Chaque essai d'estimation du temps de présentation débutait par une croix de fixation qui se trouvait au milieu de l'écran (500 ms), suivi d'une texture qui était présentée pour une durée variable, laquelle était soit « courte » [0.7 à 0.85 seconde] soit « longue » [0.95 à 1.1 secondes]. Les temps de présentation

minimaux et maximaux ont été déterminés selon l'étendue des temps de réaction des participants des deux conditions d'apprentissage supervisé (0.7 à 1.1 secondes).

À chaque présentation, les participants devaient indiquer si, selon eux, le temps de présentation était « **court** » [0.70 à 0.85 seconde] en appuyant sur la touche « **K** » du clavier, ou si le temps de présentation était « **long** » [0.95 à 1.1 seconde] en appuyant sur la touche « **L** ». Une rétroaction apparaissait à l'écran durant 750 ms après chaque essai, leur indiquant si leur estimation était bonne ou non (un « correct » vert ou un « incorrect » rouge).

Figure 3.7 Apprentissage non supervisé (NSUP - tâche contrôle)



Note. Chaque séance était composée de 400 essais de catégorisation divisés en 4 blocs de 100 essais chacun. Dans la condition **NSUP**, les participants devaient estimer la durée d'apparition des textures en appuyant sur la touche «l» s'ils pensaient que la présentation était **longue** [0.95 à 1.1 secondes] et «k» s'ils pensaient que la présentation était **courte** [0.7 à 0.85 seconde]. Après chaque essai, une rétroaction visuelle était donnée, soit un correct en vert ou un incorrect en rouge.

Tous les participants ont été rencontrés une fois par semaine durant 6 semaines. Au total, chaque participant a complété 24 blocs d'entraînement à l'estimation du temps (de 100 essais), soit 4 blocs par séance pour 6 séances. Après chaque bloc de 100 essais, les participants étaient encouragés à prendre une courte pause. Rappelons toutefois qu'en raison de la pandémie, 4 participants sur 13 ont complété l'étude à distance depuis leur domicile et ont donc été « rencontrés » à distance.

L'apprentissage des catégories « **Kalamyte** » et « **Lakamyte** » a été testé après les six séances **NSUP**. Ainsi, à la toute fin de l'expérience, les participants ont complété 40 essais de catégorisation «Kalamyte» «Lakamyte» par essais et erreurs sans correction. Cela nous a permis d'écarter la possibilité qu'ils aient appris les catégories auxquelles ils étaient passivement exposés en estimant le temps de présentation.

Pour chaque essai, une croix de fixation se trouvait au milieu de l'écran (500 ms), suivie d'une texture à identifier, présentée pendant 1,5 s. Les participants étaient encouragés à répondre aussi vite que possible lorsque les textures apparaissaient en appuyant sur «**K**» (s'ils pensaient que c'était un «**Kalamyte**») ou «**L**» (s'ils pensaient que c'était un «**Lakamyte**»). Après la disparition des textures, les participants disposaient de 500 ms supplémentaires pour répondre. Dès l'apparition des textures, ils avaient donc un maximum de 2 secondes pour répondre, sans quoi un message apparaissait à l'écran leur indiquant de répondre plus rapidement pour les essais suivants (« Veuillez répondre plus rapidement »). Cet avertissement était affiché pour 750 ms, après quoi le prochain essai débutait. Seule une rétroaction globale était émise à la fin des 40 essais de catégorisation (p.ex., une rétroaction de 22/40 indiquait au participant qu'il avait réussi 22 essais sur 40).

3.4 Analyses statistiques

Le logiciel statistique IBM SPSS 26 a été utilisé pour l'ensemble des analyses statistiques. Le seuil de significativité était de $p=0.05$. Toutes les corrélations dont le coefficient se situait entre $[-0.20$ à $0.20]$ ont été considérées comme étant nulles.

3.4.1 Étude 1 – Analyse des mesures de distance perceptive (Distance perceptive)

3.4.1.1 Apprentissage

Pour chaque participant, le pourcentage correct de catégorisation a été calculé pour chaque tranche consécutive de 20 essais de catégorisation (5 tranches par bloc de 100 essais et donc, 20 tranches en tout). Le critère d'apprentissage était de maintenir une précision de 80 % pour un minimum de 40 essais consécutifs (2 tranches) et de ne pas tomber en dessous de ce seuil pour le reste de la tâche (Pérez-Gay et al., 2017 ; 2019). Les participants qui ont atteint le critère au cours des 40 premiers essais ont été classés comme des « apprenants immédiats » (**APP-I**) et ceux qui ont atteint le critère plus tard au cours de la tâche ont été classés comme des « apprenants » (**APP**). Les participants qui ont atteint le critère plusieurs fois, mais qui ne sont pas parvenus à le maintenir ont été classés comme « borderlines » (**BD**). Ceux qui n'ont pas réussi à atteindre le critère d'apprentissage ont été classés comme des « non-apprenants » (**N-APP**).

Pour certaines analyses, un indice d'amélioration de la performance durant l'entraînement à la catégorisation a été calculé. Le pourcentage de bonnes réponses moyen de tous les participants au

premier bloc de catégorisation (100 premiers essais) a été soustrait à leur pourcentage moyen de bonnes réponses au dernier bloc de catégorisation (100 derniers essais).

Une AVOVA a été utilisée afin de s'assurer que la mesure de distance préalable à l'entraînement à la catégorisation (**DISSIM** ou **DISCRIM**) n'avait pas eu d'effet distinct sur l'apprentissage des catégories (pourcentage moyen de réponses correctes pour chaque bloc de 100 essais).

3.4.1.2 Mesure de la **DISSIM**

Comme mentionné précédemment, les scores de similarité ont été inversés pour toujours représenter la distance plutôt que la proximité (Figure 3.3). Nous nous y référons donc comme étant des cotes de dissimilarité (**DISSIM**).

Pour chaque participant (n=26), une **DISSIM** moyenne a été calculée pour les paires inter-catégorielles et les paires intra-catégorielles séparément, ainsi que pour la première et la deuxième mesure de **DISSIM** indépendamment. Nous avons ensuite créé une mesure de séparation inter-catégorielle ou **DISSIM inter** (cote moyenne de **DISSIM** inter-catégorielle après la tâche d'entraînement à la catégorisation moins cote moyenne de **DISSIM** inter-catégorielle avant la tâche d'entraînement à la catégorisation) ainsi qu'une mesure de distance intra-catégorielle ou **DISSIM intra** (cote moyenne de **DISSIM** intra-catégorielle après moins avant la tâche d'entraînement à la catégorisation). Plus la **DISSIM inter** était élevée, plus les participants jugeaient les paires de textures inter-catégorielles comme étant différentes après versus avant la tâche d'entraînement à la catégorisation (séparation inter). Plus la **DISSIM intra** était faible, plus les participants jugeaient les paires de textures intra-catégorielles comme étant similaires après versus avant la tâche d'entraînement à la catégorisation (compression intra-catégorielle). Une mesure de PC globale a aussi été calculée (**PC globale** = **DISSIM inter** - **DISSIM intra**). Une **DISSIM inter** plus élevée (séparation inter) et une **DISSIM intra** plus faible (compression intra) résultait donc en un score de **PC globale** positif.

Par la suite, nous avons moyenné les résultats des participants appartenant à chaque groupe, résultant en une mesure de distance intra-catégorielle distincte pour les **APP-I**, les **APP**, les **BD** et les **N-APP**.

Des ANOVAs ont été utilisées afin de tester si les groupes de participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**) différaient selon leurs résultats de séparation inter-catégorielle et/ou leurs résultats de distance intra-catégorielle.

Des analyses continues (corrélations de Pearson) ont aussi été effectuées afin de tester si, nonobstant le critère d'apprentissage arbitraire utilisé pour créer les différents groupes, la performance des participants au dernier bloc de catégorisation était corrélée à plus ou moins de **séparation inter-catégorielle** et/ou de **distance intra-catégorielle** et/ou à un score de **PC globale** plus ou moins élevé.

3.4.1.3 Mesure de la **DISCRIM**

Les résultats **ABX** ont été analysés à l'aide de l'indice **d-prime** de discriminabilité (**DISCRIM**) dérivé d'une analyse de détection de signal. Nous avons utilisé un calculateur Excel open source (<https://diplopi.wordpress.com/2014/03/11/signal-detection-theory/>). Tous les paramètres étaient basés sur l'étude de Macmillan & Creelman (2004).

Pour chaque participant (n=24), un **d-prime moyen** a été calculé pour les paires inter-catégorielles et les paires intra-catégorielles séparément, ainsi que pour la première et la deuxième mesure de **DISCRIM** indépendamment. Nous avons ensuite créé une mesure de séparation inter-catégorielle ou **DISCRIM inter** (d-prime moyen inter-catégoriel après la tâche d'entraînement à la catégorisation moins d-prime moyen inter-catégoriel avant la tâche d'entraînement à la catégorisation) ainsi qu'une mesure de distance intra-catégorielle ou **DISCRIM intra** (d-prime moyen intra-catégoriel après moins avant la tâche d'entraînement à la catégorisation).

Plus la **DISCRIM inter** était élevée, meilleurs étaient les participants à discriminer les paires de textures inter après versus avant la tâche d'entraînement à la catégorisation (séparation inter). Plus la **DISCRIM intra** était faible, moins bons ils étaient à discriminer les paires de textures intra après versus avant la tâche d'entraînement à la catégorisation (compression intra-catégorielle). Une mesure de PC globale a aussi été calculée (**PC globale**= **DISCRIM inter** - **DISCRIM intra**). Une **DISCRIM inter** plus élevée (séparation inter) et une **DISCRIM intra** plus faible (compression intra) résultait donc en un score de **PC globale** positif.

Par la suite, nous avons moyenné les résultats des participants appartenant à chaque groupe, résultant en mesures de séparation inter, distance intra et PC globale distincte pour les **APP-I**, les **APP**, les **BD** et les **N-APP**.

Des ANOVAs ont été utilisées afin de tester si les différents groupes de participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**) différaient selon leurs résultats de **DISCRIM inter** et/ou **DISCRIM intra**.

Des analyses continues (corrélations de Pearson) ont aussi été effectuées afin de tester si, indépendamment du critère d'apprentissage arbitraire utilisé pour créer les différents groupes, la performance des participants au dernier bloc de catégorisation était corrélée avec la **séparation inter** et/ou **distance intra** et/ou **PC globale**

3.4.1.4 Données physiologiques (ERPs)

Les données EEG ont été traitées de la même manière pour l'étude 1 (**DISSIM**, **DISCRIM**) et pour l'**étude 2 (Apprentissage long-terme)**.

Le logiciel open source EEGLab 13.4.4b (Delorme & Makeig, 2004) a été utilisé pour traiter les fichiers EEG, en suivant les mêmes 10 étapes que Pérez-Gay (2019). (1) Les données ont été sous-échantillonnées à 500 Hz. (2) Un low-pass filter (100 Hz), un high-pass filter (3 Hz) et un notch filter (60 Hz) ont ensuite été appliqués. (3) Les canaux défectueux ont été identifiés par EEGLAB et ont ensuite été interpolés. (4) Les électrodes ont été référencées à une référence moyenne virtuelle incluant toutes les électrodes. (5) Les données ont été divisées en segments de 3000 ms avec des epoch individuels allant de 1000 à 2000 ms autour du temps zéro (présentation du stimulus / de la texture). (6) Une baseline a été ajustée sur la base des 200 ms précédant chaque début de stimulus (texture). (7) La fonction EEGLAB Runica (Makeig & Jung, 1996) a été utilisée pour identifier les composantes indépendantes. (8) Les 10 premières composantes ont été inspectées visuellement par trois membres du laboratoire. Les composantes associées aux clignements et aux mouvements oculaires ont été rejetées en fonction de la topographie et du spectre de puissance et de la fiabilité interjuge. (9) Les données ont été séparées en deux parties : avant l'apprentissage et après l'apprentissage pour les apprenants ou la première moitié et la seconde moitié pour les autres participants. (10) Les epochs bruités ont été filtrés à l'aide d'un extreme value filter (+/- 100 μ V), puis d'un probability filter avec une limite d'écart type de 2 pour un seul canal et une limite d'écart type de 6 entre les canaux.

Les mêmes régions d'intérêt pour les ERPs ont été utilisées pour les deux études, lesquelles ont été choisies a priori sur la base des résultats de Pérez-Gay (2017 ; 2019). Le lecteur est invité à consulter l'image 1 en annexe afin de connaître l'emplacement de chaque électrode. Pour la composante précoce **N1**, nous avons utilisé le même groupe d'électrodes occipitales (O1, Oz, Iz, O2, POz) ainsi que la même fenêtre temporelle ERP (150-220 ms). Pour la composante tardive **LPC**, nous avons utilisé le même groupe d'électrodes pariétales (Pz, P1, P2, PCz, PC1, PC2) avec une fenêtre temporelle légèrement plus précoce et mieux ajustée (500-700 ms) basée sur l'inspection visuelle des résultats. Cette fenêtre temporelle coïncide avec celle rapportée par d'autres ayant réalisé des études similaires (p.ex., Morrison et al. 2015 ; Schendan et Maher, 2009 ; Sim et Kiefer, 2005). En raison de la localisation des électrodes, les expressions «composante positive tardive » et « composante pariétale tardive » sont utilisées de manière interchangeable dans le texte.

Pour certaines analyses, les changements d'amplitude de la **LPC** ont été calculés différemment. Pour les **APP**, une amplitude moyenne au Temps 1 a été calculée pour tous les essais de catégorisation avant l'atteinte du critère d'apprentissage (maintien d'un taux de bonnes réponses pour un minimum de 40 essais consécutif jusqu'à la fin de l'entraînement) de même qu'une amplitude moyenne au Temps 2 pour les essais après avoir atteint le critère. Pour les autres participants (**APP-I**, **BD** et **N-APP**), une amplitude moyenne au Temps 1 a été calculée pour les 200 premiers essais de catégorisation (moitié 1) et une amplitude moyenne au Temps 2 a été calculée pour les 200 derniers essais (moitié 2).

Pour d'autres analyses visant à étudier les effets indépendamment de l'atteinte ou non du critère d'apprentissage, les changements d'amplitude de la **LPC** ont été calculés de la manière suivante pour tous les participants : une amplitude moyenne au temps 1 pour les 200 premiers essais de catégorisation (moitié 1) et une amplitude moyenne au Temps 2 pour les 200 derniers essais (moitié 2). Des analyses complémentaires ont aussi été effectuées en utilisant une amplitude moyenne au Temps 1 basée sur le premier bloc d'entraînement (100 premiers essais) et une amplitude moyenne au Temps 2 basée sur le dernier bloc (100 derniers essais).

Ces mêmes calculs ont été faits avec l'amplitude de la **N1**.

3.4.1.4.1 LPC et apprentissage

Trois ANOVAs mixtes ont été effectuées afin de déterminer si l'amplitude de la composante pariétale tardive **LPC** différait selon les groupes au temps 1 ou au temps 2.

Des corrélations ont aussi été effectuées afin de mesurer le lien entre l'indice d'amélioration de la performance des participants et les changements d'amplitude de la **LPC** concordants (dernier bloc de 100 essais de catégorisation moins premier bloc de 100 essais).

3.4.1.4.2 N1 et PC

*Mesure de **DISSIM**.* Trois ANOVAs mixtes ont été effectuées afin de déterminer si l'amplitude de la composante occipitale précoce **N1** différait selon les groupes au temps 1 ou au temps 2.

Des corrélations de Pearson ont aussi été effectuées afin de mesurer le lien entre les effets de PC (séparation inter, distance intra et PC globale) et les changements d'amplitudes de la **N1** concordants.

*Mesure de **DISCRIM**.* Les mêmes analyses ont été utilisées pour les participants ayant accompli la tâche ABX, soit trois ANOVAs mixtes visant à déterminer si le changement d'amplitude de la composante occipitale précoce **N1** différait selon les groupes au Temps 1 et/ou 2 et des corrélations de Pearson visant à mesurer le lien entre les effets de PC (séparation inter, séparation intra et PC globale) et les changements d'amplitudes de la **N1** concordants.

3.4.2 Étude 2 – Analyse de l'apprentissage à long terme (Apprentissage long-terme)

3.4.2.1 Apprentissage et surapprentissage

Un premier critère d'apprentissage a été appliqué aux participants des deux conditions d'apprentissage supervisé (correction immédiate et correction groupée), soit le maintien d'un taux de 80% de bonnes réponses jusqu'à la fin de chaque séance pour un minimum de 40 essais consécutifs. Un second critère plus élevé a aussi été déterminé pour les conditions d'apprentissage supervisé, soit le maintien d'un taux de bonnes réponses de 95% ou plus jusqu'à la fin de chaque séance pour un minimum de 40 essais consécutifs.

Cela nous a permis de diviser les données des participants en trois stades : (1) stade **N-APP** (taux de bonnes réponses <80%), (2) stade **APP-80** (taux de bonnes réponses [80%-94%]) et (3) stade **APP-95** (taux de bonnes réponses [95%-100%]).

Le taux moyen de bonnes réponses (% correct) aux 100 derniers essais de catégorisation (24e bloc), a été utilisé comme indice d'apprentissage général et indépendant de l'atteinte ou non des critères d'apprentissage pour les deux conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI**, **SUPD**).

Pour les participants de la condition d'apprentissage non supervisé (**NSUP**), le taux de bonnes réponses a été calculé via les 40 essais de catégorisation par essais et erreurs sans correction effectués à la toute fin de l'expérience. Comme mentionné précédemment, ces essais ont été réalisés après la complétion des six séances durant lesquelles les participants ont appris à estimer le temps d'apparition des textures (Court ou Long) et non les différentes catégories (K ou L).

Des tests khi-carré ont été utilisés afin de vérifier si le nombre total d'**APP-80** et/ou d'**APP-95** différaient entre les conditions **SUPI** (correction immédiate) et **SUPD** (correction différée) après la complétion de la première et de la dernière séance d'entraînement à la catégorisation.

Une ANOVA mixte a aussi été effectuée afin de tester si les courbes d'apprentissage des catégories différaient selon les conditions **SUPI** ou **SUPD** à travers le temps, c'est-à-dire à travers les 6 séances d'apprentissage (24 blocs d'entraînement à la catégorisation).

3.4.2.2 Mesure de **DISCRIM**

Les résultats de la mesure **DISCRIM** ont été traités de la même manière que pour l'étude 1 (**Distance perceptive**; voir section 2.4.1.3). La séparation inter-catégorielle (**DISCRIM inter**) et la distance intra-catégorielle (**DISCRIM intra**) ont été calculées pour chacune des 6 séances d'entraînement, de même que la **PC globale**.

Par ailleurs, une mesure complémentaire de **DISCRIM inter** et de **DISCRIM intra** a été calculée afin de mieux détailler l'évolution des effets de PC à travers les 6 séances. Ainsi, nous avons soustrait les résultats de la toute première mesure de **DISCRIM** (c.-à-d. celle effectuée avant le premier entraînement à la catégorisation) aux résultats obtenus à la deuxième mesure de **DISCRIM** de chaque séance (c.-à-d. la

mesure de DISCRIM réalisée après l'entraînement à la catégorisation des séances 1 à 6). Les calculs ont été effectués de manière séparée pour les DISCRIM inter et les DISCRIM intra. Puisque les participants n'ont pas appris au même rythme, cela nous a permis d'explorer la trajectoire des effets de PC à travers les séances d'entraînement sur la base d'un point de départ commun, soit le tout premier ABX lors duquel aucun participant ne connaissait l'existence des catégories.

Par la suite, une ANOVA mixte a été utilisée afin de vérifier si la séparation inter-catégorielle à travers les 6 séances (**12 DISCRIM inter**) différait selon les conditions d'apprentissage (**SUPI, SUPD, NSUP**). Une ANOVA mixte a aussi été effectuée afin de vérifier si la distance intra-catégorielle à travers les 6 séances (**12 DISCRIM intra**) différait selon les conditions d'apprentissage (**SUPI, SUPD, NSUP**).

De plus, pour chaque condition, des corrélations de Pearson ont été effectuées afin de vérifier le lien entre l'indice de performance en catégorisation à la fin des six séances (% de réponses correctes lors du dernier bloc d'entraînement à la catégorisation) et les effets de PC (**DISCIM inter, DISCRIM intra et PC globale**).

3.4.3 Données physiologiques (ERPs)

Les données EEG ont été traitées de la même que pour l'**étude 1 (Distance perceptive)**. Le lecteur est donc invité à se référer à la section 2.4.1.4 pour obtenir tous les détails de la procédure.

Les mêmes régions d'intérêt pour les ERPs choisies pour la première étude ont été utilisées pour la deuxième étude. Pour la composante **N1**, nous avons utilisé le même groupe d'électrodes occipitales (O1, Oz, Iz, O2, POz) ainsi que la même fenêtre temporelle (150-220 ms). Pour la **LPC**, nous avons utilisé le même groupe d'électrodes pariétales (Pz, P1, P2, PCz, PC1, PC2) ainsi que la fenêtre temporelle (500-700 ms).

3.4.3.1 LPC et apprentissage

Une ANOVA mixte a été effectuée afin de vérifier si l'amplitude de la **LPC** différait selon les conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI, SUPD et NSUP**) à travers les 24 blocs de catégorisation.

Des corrélations de Pearson ont été réalisées afin de vérifier si le degré d'apprentissage des participants (% de bonnes réponses lors du dernier bloc d'entraînement à la catégorisation moins % de bonnes réponses lors du premier bloc d'entraînement) était corrélé à un changement d'amplitude de la **LPC**

(amplitude moyenne lors du dernier bloc d'entraînement à la catégorisation moins l'amplitude moyenne lors du premier bloc d'entraînement).

3.4.3.2 N1 et PC

Une ANOVA mixte a aussi été réalisée afin de vérifier si l'amplitude de la **N1** différait selon les conditions d'apprentissage (**SUPI**, **SUPD**, **NSUP**) à travers les 24 blocs de catégorisation.

Des corrélations de Pearson ont aussi été effectuées afin de vérifier si les effets de PC (**DISCRIM inter**, **DISCRIM intra**, **PC globale**) étaient corrélés à un changement d'amplitude de la **N1** (amplitude moyenne lors du dernier bloc d'entraînement à la catégorisation moins l'amplitude moyenne lors du premier bloc d'entraînement).

CHAPITRE 4

RÉSULTATS

Dans ce chapitre le lecteur sera guidé à travers les différents résultats obtenus. Rappelons que l'Analyse des Mesures de Distance Perceptive (**étude 1**) avait pour but d'investiguer les effets de PC acquise tels que mesurés par une tâche subjective (**DISSIM**) et objective (**DISCRIM**). D'autre part, l'Analyse de l'Apprentissage à Long-Terme (**étude 2**) avait pour objectif d'analyser le rôle de divers facteurs pouvant influencer l'apprentissage des catégories et ainsi les effets de **PC acquise**, soit (1) l'exposition passive aux stimuli (**NSUP**) (2) le type de rétroaction (immédiate **SUPI** ou différée **SUPD**) et (3) l'entraînement à long terme (6 sessions d'une heure d'entraînement, une par semaine, 6 semaines consécutives). L'étude des corrélats neuronaux en lien avec l'**apprentissage** (composante ERP pariétale tardive **LPC** – composante cognitive) et les changements perceptifs (composante ERP occipitale précoce **N1**- composante perceptive) était un objectif commun aux deux études.

4.1 Étude 1 – Analyse des mesures de distance catégorielle (**Distance catégorielle**)

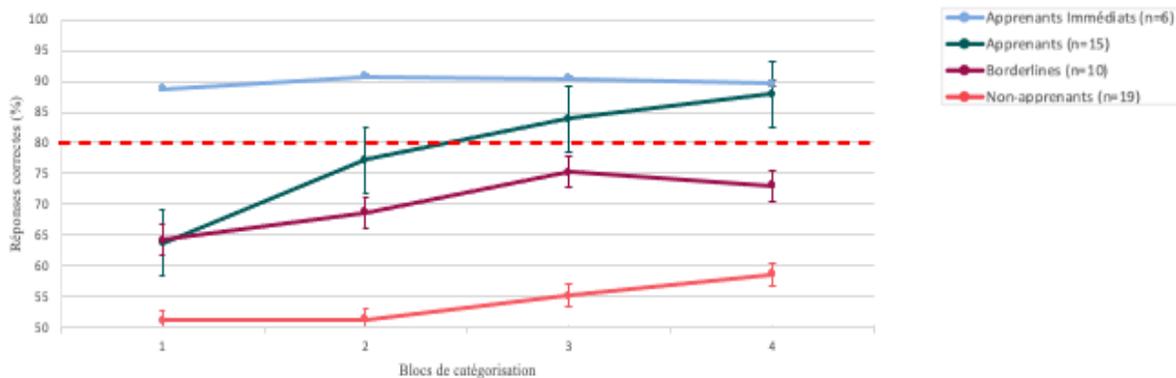
4.1.1 Apprentissage

Afin de s'assurer que la mesure de distance perceptive préalable à l'entraînement à la catégorisation n'avait pas eu d'effet distinct sur l'apprentissage des catégories, nous avons effectué une ANOVA mixte. La variable indépendante était le type de mesure (**DISSIM** ou **DISCRIM**) et la variable dépendante était le pourcentage moyen de réponses correctes pour chaque bloc de 100 essais d'entraînement à la catégorisation (**4 blocs**). L'interaction entre la mesure de distance préalable et le pourcentage moyen de bonnes réponses à travers les blocs d'entraînement était non significative ($F_{(1, 48)}=0.68$, $p=0.68$, $\eta^2<0.01$, voir Tableau 1 en Annexe). Ainsi, **DISSIM** vs. **DISCRIM** n'a pas eu d'effet distinct sur l'apprentissage. Nous avons donc combiné les résultats de tous les participants pour les analyses portant sur l'apprentissage des catégories ($N_{DISSIM}=26$, $N_{DISCRIM}=24$, $N_{TOTAL}=50$).

Par la suite, nous avons divisé les participants en quatre groupes: les apprenants immédiats (**APP-I** : atteinte et maintien du critère d'apprentissage de 80% durant les 40 premiers essais de catégorisation), les apprenants (**APP** : atteinte et maintien du critère de 80% après les 40 premiers essais de catégorisation), les borderlines (**BD** : atteinte du critère de 80%, mais avec une incapacité à le maintenir pour plus de 40 essais consécutifs) et les non-apprenants (**N-APP** : aucune atteinte du critère de 80%). Cela nous a permis

d'obtenir un groupe de 6 **APP-I** ($N_{DISCRIM}=2$; $N_{DISSIM}=4$), 15 **APP** ($N_{DISCRIM}=7$; $N_{DISSIM}=8$), 10 **BD** ($N_{DISCRIM}=5$; $N_{DISSIM}=5$) et 19 **N-APP** ($N_{DISCRIM}=10$ et $N_{DISSIM}=9$). La courbe d'apprentissage de chacun des groupes est illustrée dans la Figure 4.1.

Figure 4.1 Courbes d'apprentissage de chaque groupe à travers les 4 blocs de catégorisation (n=50)



Note. *Étude 1 (Distance perceptive)*. La courbe d'apprentissage de chaque groupe est représentée par le pourcentage moyen de bonnes réponses à chaque bloc de 100 essais de catégorisation (nombre total de blocs : 4). La ligne pointillée rouge représente le critère d'apprentissage, soit le maintien d'un taux de bonnes réponses de 80% jusqu'à la fin de la tâche pour un minimum de 40 essais consécutifs. La courbe bleue représente les **APP-I**, soit les participants ayant atteint le critère d'apprentissage durant les 40 premiers essais de catégorisation. La courbe verte représente les **APP**, soit les participants ayant atteint le critère d'apprentissage après les 40 premiers essais de catégorisation. La courbe bourgogne représente les **BD**, soit les participants atteignant parfois le critère, mais ne parvenant pas à le maintenir pour plus de 20 essais consécutifs. La courbe corail représente les **N-APP**, soit les participants n'ayant jamais atteint le critère d'apprentissage.

4.1.2 LPC et apprentissage

Afin de vérifier si les groupes avaient obtenu des changements d'amplitude différents pour la composante pariétale tardive LPC, nous avons effectué une ANOVA mixte (voir Tableau 4.1). La variable indépendante était le groupe (**APP-I**, **APP**, **BD**, **N-APP**) et la variable dépendante était l'amplitude moyenne de la LPC à travers le temps (**Temps 1** et **Temps 2**). Pour les **APP**, l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur les essais de catégorisation avant l'atteinte du critère d'apprentissage (maintien de 80 % de taux d'exactitude jusqu'à la fin de la tâche pour un minimum de 40 essais consécutifs) et l'amplitude moyenne au Temps 2 était basée sur les essais après avoir atteint le critère. Pour les trois autres groupes (**APP-I**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au Temps 1 était plutôt basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au Temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais).

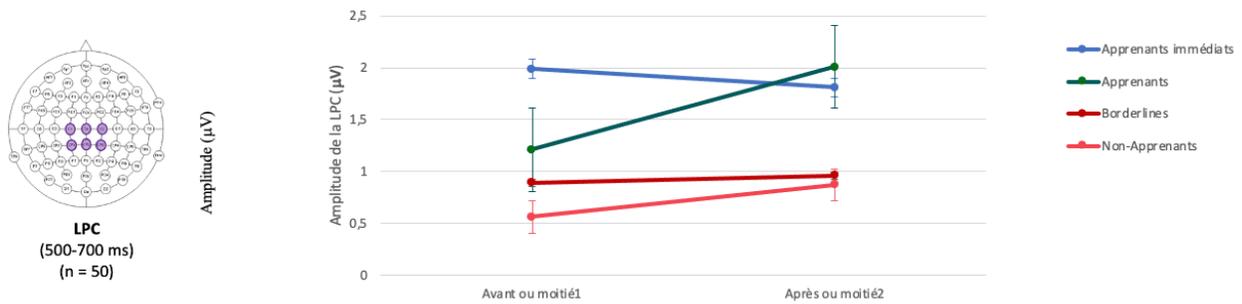
Tableau 4.1 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC

Variable	Apprenants Immédiats (APP-Is, n=6)		Apprenants (APPs, n=15)		Borderlines (BDs, n=10)		Non-Apprenants (N-APPs, n=19)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
Temps 1 (avant ou moitié1)	1.99	1.62	1.21	1.10	0.89	1.40	0.56	1.13
Temps 2 (après ou moitié2)	1.81	1.12	2.01	1.00	0.96	1.41	0.87	1.32
ANOVA mixte								
Effet	F _(3,46)	p	η^2					
Groupe x Temps	3.09	0.04	0.17					
Groupe	2.58	0.07	0.14					
Temps	10.01	<0.01	0.18					

Note. Étude 1 (Distance perceptive). L'interaction est significative et les tests post-hoc permettent de constater que les **APP** ont une amplitude plus grande au Temps 2 que les **N-APP** et les **BD**. L'apprentissage des catégories mène donc à une augmentation significative de l'amplitude de la LPC. D'autre part, l'effet principal de temps démontre que de manière générale, l'amplitude tend à augmenter, peu importe leur groupe d'appartenance (à la possible exception des **APP-I** pour lesquels il y a une légère diminution).

L'interaction était significative ($F_{(3,46)}=3.09$, $p=0.04$, $\eta^2=0.17$). Ainsi, l'amplitude de la LPC au Temps 1 et/ou au Temps 2 diffère selon les groupes (voir Figure 4.2). Les tests post-hoc (ANOVAs) ont permis de constater que la différence se situait au Temps 2 ($F_{(3,46)}= 3.03$, $p=0.04$) et non au Temps 1 ($F_{(3,46)}=3.42$, $p=0.10$). Les résultats aux contrastes simples indiquent que l'amplitude moyenne de la LPC après l'apprentissage était plus grande chez les **APP** que l'amplitude moyenne des 200 derniers essais chez les **N-APP** ($p=0.01$) et les **BD** ($p=0.04$). Ainsi, comme prédit, l'apprentissage des catégories a mené à une augmentation de l'amplitude de la LPC. Rappelons que cette composante tardive est associée à des processus cognitifs de haut niveau pouvant être impliqués dans l'apprentissage de nouvelles catégories telles que la mémoire de travail et la prise de décision.

Figure 4.2 Changement d'amplitude de la LPC pariétale (500=700 ms) par groupe

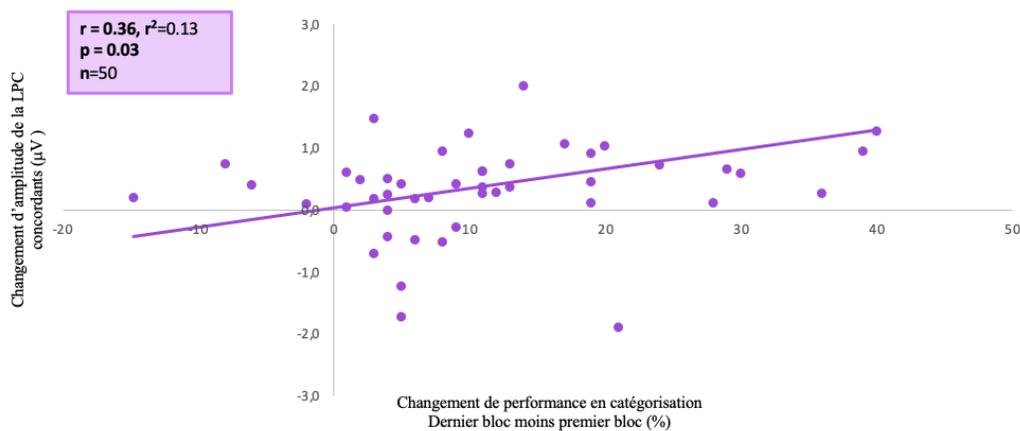


Note. Étude 1 (Distance perceptive): Les participants de la condition **DISSIM** et **DISCRIM** ont été combinés (n=50). La localisation des électrodes pariétales ayant permis de mesurer la LPC (500-700 ms) est en mauve. Les **APP-I** sont en bleu (n=6), les **APP** en vert (n=15), les **BD** en bourgogne (n=10) et les **N-APP** en corail (n=19). L'évolution de l'amplitude de la LPC (µV) de chaque groupe est représentée au temps 1 (avant ou moitié1) et au temps 2 (après ou moitié2). Les analyses démontrent que les seules différences significatives se situent au temps 2: l'amplitude moyenne des **APP** est plus grande que celle des **N-APP** et des **BD**.

Une tendance similaire est obtenue indépendamment du critère d'apprentissage. Les **APP** ont une amplitude LPC moyenne plus élevée au Temps 2 qu'au Temps 1 lorsque les moyennes sont basées sur les 200 premiers essais de catégorisation vs les 200 derniers (moitié1 vs moitié2; voir Tableau 2 de l'Annexe B) de même que lorsque les moyennes sont basées sur les 100 premiers essais de catégorisation vs les 100 derniers (bloc1 vs bloc4; voir Tableau 3 de l'Annexe B).

Finalement, une analyse de performance continue a aussi été réalisée afin de vérifier si indépendamment de l'atteinte ou non du critère d'apprentissage, l'indice d'amélioration de la capacité à catégoriser de chaque participant était corrélé à un changement d'amplitude de la LPC (voir Figure 4.3). La corrélation était positive et significative ($r=0.36$, $p=0.03$, $n=50$). Une amélioration dans la capacité à catégoriser est donc corrélée à une augmentation de l'amplitude de la LPC, et ce, peu importe l'atteinte ou non du critère d'apprentissage.

Figure 4.3 Corrélation entre l'indice d'amélioration de la capacité à catégoriser et le changement d'amplitude de la LPC concordant



Note. Étude 1 (Distance perceptive): Chaque point représente un participant ($n=50$). Une corrélation positive et significative est obtenue entre l'amélioration des participants durant l'entraînement à la catégorisation (pourcentage moyen de réponses correctes au dernier bloc de 100 essais moins premier bloc) et le changement d'amplitude de la LPC concordant. Une plus grande amélioration durant l'entraînement à la catégorisation est corrélée à une plus grande augmentation d'amplitude de la LPC. La corrélation est de taille moyenne.

4.1.3 Effets de PC

4.1.3.1 Séparation inter-catégorielle (**DISSIM inter** et **DISCRIM inter**)

Deux ANOVAs ont été utilisées afin de vérifier si la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la (1) **DISSIM inter** et (2) **DISCRIM inter** différait entre les groupes de participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**).

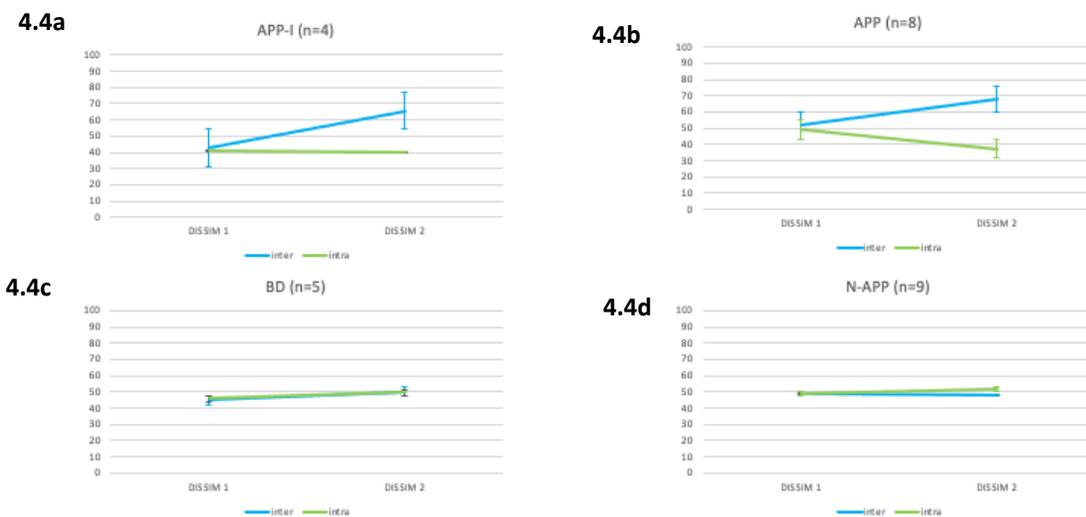
Pour la **DISSIM inter**, l'effet de groupe était significatif ($F_{(3,22)}=3.21$, $p=0.04$, $\eta^2=0.44$; voir Tableau 4.2). Il existe donc des différences entre les effets de séparation de certains groupes.

Tableau 4.2 Analyse de l'effet de groupe sur la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la DISSIM

Variable	Apprenants Immédiats ($n=4$)		Apprenants ($n=8$)		Borderlines ($n=5$)		Non-Apprenants ($n=9$)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
DISSIM inter	23.11	18.16	16.33	14.42	5.16	18.24	-0.79	12.00
ANOVA								
Effet	$F_{(3,22)}$	p	η^2					
Groupe	3.21	0.04	0.44					

Les test-t effectués en post hoc démontrent que les **APP-I** et les **APP** ont de plus grands effets de séparation inter-catégorielle que les **N-APP** ($t=2.97, p<0.01$ et $t=2.61, p=0.01$ respectivement; voir courbes bleues de la Figure 4.4). Aucune autre différence significative n'est obtenue entre les groupes (p variant de 0.12 à 0.44). Ainsi, comme prédit, les effets de séparation inter-catégorielle mesurés par la **DISSIM** sont significativement plus grands chez les participants ayant appris les catégories à comparer à ceux n'ayant pas appris. Basé sur la **DISSIM**, l'apprentissage semble donc mener à un changement perceptif adaptatif : percevoir les membres de catégories différentes comme étant plus dissimilaires.

Figure 4.4 **DISSIM**: PC avant/après l'entraînement à la catégorisation par groupe



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISSIM. **APP-I** = Apprenants immédiats, **APP** = Apprenants, **BD** = borderlines, **N-APP** = Non-apprenants. **DISSIM 1** = DISSIM avant l'entraînement à la catégorisation, **DISSIM 2** = DISSIM après l'entraînement à la catégorisation. Les droites bleues montrent la **DISSIM inter** avant et après l'entraînement à la catégorisation. Les droites vertes montrent la **DISSIM intra** avant et après l'entraînement.

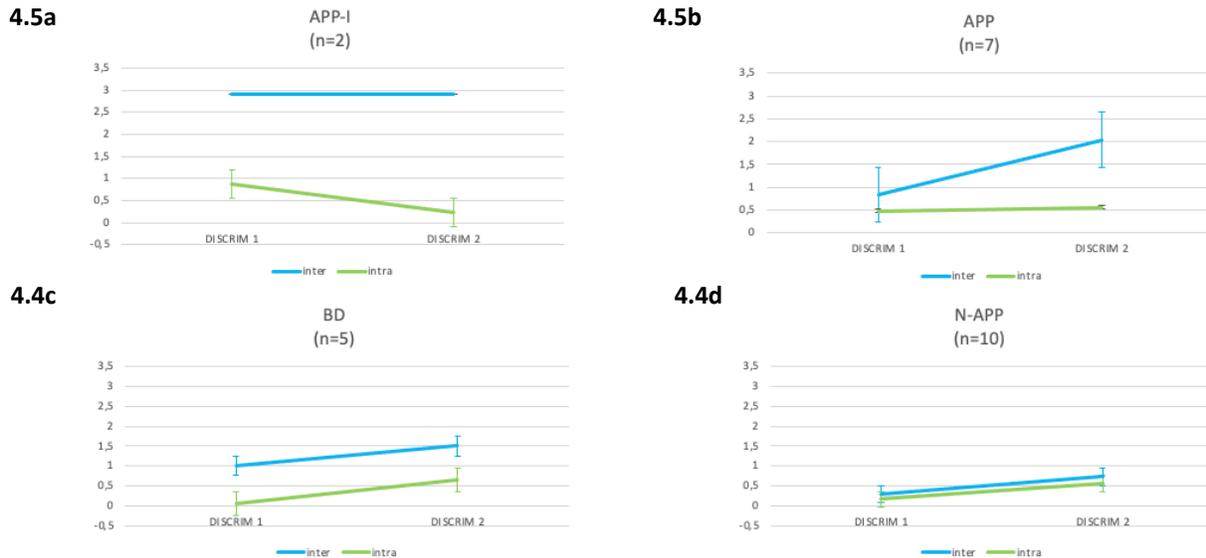
Pour la **DISCRIM inter**, l'effet de groupe n'était pas significatif ($F_{(3,20)}=1.05, p=0.39, \eta^2=0.16$; voir Tableau 4.3). Il n'était donc pas justifié d'effectuer des analyses séparées pour chaque groupe

Tableau 4.3 Analyse de l'effet de groupe sur la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la DISCRIM

Variable	Apprenants Immédiats (n=2)		Apprenants (n=7)		Borderline s (n=5)		Non-Apprenants (n=10)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
DISCRIM inter	0.00	0.00	0.43	1.1	0.50	1.17	0.44	1.08
ANOVA								
Effet	F _(3,20)	p	η ²					
Groupe	1.05	0.39	0.16					

Le lecteur peut toutefois se référer à la Figure 4.5 pour connaître les profils de PC avant/après l'entraînement à la catégorisation pour chaque groupe (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**). Notons que la séparation inter est observée chez les APP (pente bleue ascendante de la Figure 4.5b), ce qui concorde avec les résultats obtenus avec la **DISSIM**.

Figure 4.5 **DISCRIM**: PC avant/après l'entraînement à la catégorisation par groupe



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISCRIM. **APP-I** = Apprenants immédiats, **APP** = Apprenants, **BD** = borderlines, **N-APP** = Non-apprenants, **DISCRIM 1** = DISCRIM avant l'entraînement à la catégorisation, **DISCRIM 2** = DISCRIM après l'entraînement à la catégorisation. Les droites **bleues** montrent la **DISCRIM inter** avant et après l'entraînement à la catégorisation. Les droites **vertes** montrent la **DISCRIM intra** avant et après l'entraînement. Notons que les APP démontrent de la séparation inter (pente bleue ascendante), ce qui concorde aux résultats obtenus avec la **DISSIM**.

4.1.3.2 Distance intra-catégorielle (**DISSIM intra** et **DISCRIM intra**)

Deux ANOVAs ont aussi été utilisées afin de vérifier si la distance intra-catégorielle telle que mesurée par la (1) **DISSIM intra** et (2) **DISCRIM intra** différait entre les groupes de participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**).

Pour la **DISSIM intra**, l'effet de groupe n'était pas significatif ($F_{(3,22)}=2.38$, $p=0.10$, $\eta^2=0.32$; voir Tableau 4.4). Il n'était donc pas justifié d'effectuer des analyses séparées pour chaque groupe.

Tableau 4.4 Analyse de l'effet de groupe sur la distance intra-catégorielle telle que mesurée par la DISSIM

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
DISSIM intra	-0.99	6.62	-11.72	14.54	3.69	11.77	2.88	12.97
ANOVA								
Effet	$F_{(3,22)}$	p	η^2					
Groupe	2.38	0.10	0.32					

Pour la **DISCRIM intra**, l'effet de groupe n'était pas significatif non plus ($F_{(3,20)}=1.22$, $p=0.32$, $\eta^2=0.18$; voir Tableau 4.5). Nous avons donc combiné tous les groupes et nous avons privilégié l'utilisation de corrélations pour les analyses subséquentes.

Tableau 4.5 Analyse de l'effet de groupe sur la distance intra-catégorielle telle que mesurée par la DISCRIM

Variable	Apprenants Immédiats (n=2)		Apprenants (n=7)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=10)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
DISCRIM intra	-0.64	0.01	0.07	0.72	0.59	0.80	0.40	0.99
ANOVA								
Effet	$F_{(3,20)}$	p	η^2					
Groupe	1.22	0.32	0.18					

4.1.3.3 Corrélations entre l'apprentissage et la PC

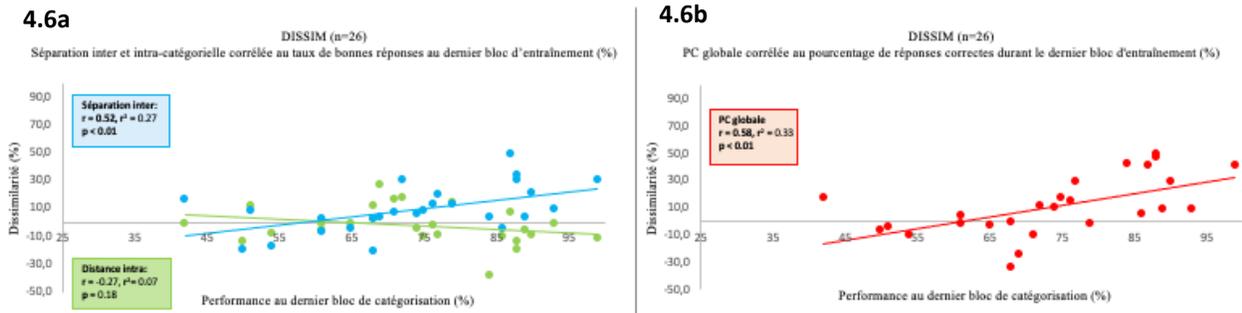
Des corrélations de Pearson ont été utilisées afin de déterminer si, indépendamment de l'atteinte ou non du critère d'apprentissage, la performance des participants au cours du dernier bloc de catégorisation (pourcentage moyen de réponses correctes) était corrélée à une plus grande séparation inter et/ou une plus petite distance intra.

4.1.3.3.1 Jugements de dissimilarité (**DISSIM**)

La corrélation entre la séparation (**DISSIM inter**) et la performance au dernier bloc de catégorisation était positive et significative ($r=0.52$, $p<0.01$, $n=26$; voir courbe bleue de la Figure 4.6a). Ainsi, meilleurs étaient les participants à la fin de la tâche d'entraînement à la catégorisation (100 derniers essais), plus ils jugeaient les paires inter-catégories comme tant dissimilaires après la tâche comparé à avant. Cela concorde une fois de plus avec notre prédiction selon laquelle l'apprentissage de nouvelles catégories peut corrélérer à des changements perceptifs adaptatifs : augmenter la **DISSIM** entre deux membres de différentes catégories (séparation inter).

La même corrélation pour la distance intra-catégorielle (**DISSIM intra**) s'est quant à elle révélée négative, mais non significative ($r=-0.27$, $p=0.18$, $n=26$; voir courbe verte de la Figure 4.6a). Bien que le résultat ne soit pas significatif, cette corrélation suit le sens prédit. L'apprentissage tend à corrélérer avec une diminution de la **DISSIM** entre les membres d'une même catégorie (compression intra). Enfin, nous avons effectué la même corrélation avec la mesure de **PC globale**. En accord avec les résultats préalablement obtenus, la corrélation était positive et significative ($r=0.58$, $p<0.01$, $n=26$, Figure 4.6b).

Figure 4.6 DISSIM: Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISSIM: Chaque point représente un participant (n=26). Figure 4.6a : Le **bleu** montre la corrélation **positive significative** entre le succès à catégoriser à la fin de l'entraînement et la séparation inter-catégorielle (**DISSIM inter**). Le **vert** montre la corrélation négative non significative entre le succès à catégoriser après l'entraînement et la distance intra-catégorielle (**DISSIM intra**). Figure 4.6b: Le **rouge** illustre la corrélation positive significative entre le succès des participants à catégoriser à la fin de leur entraînement et la mesure de **PC globale** (séparation inter moins distance intra). Ainsi, comme prédit, un plus grand succès à catégoriser à la fin de l'entraînement est corrélé avec de plus grands effets de PC (augmentation de la DISSIM inter [séparation inter - significative] et diminution de la DISSIM intra [compression intra – non significative]).

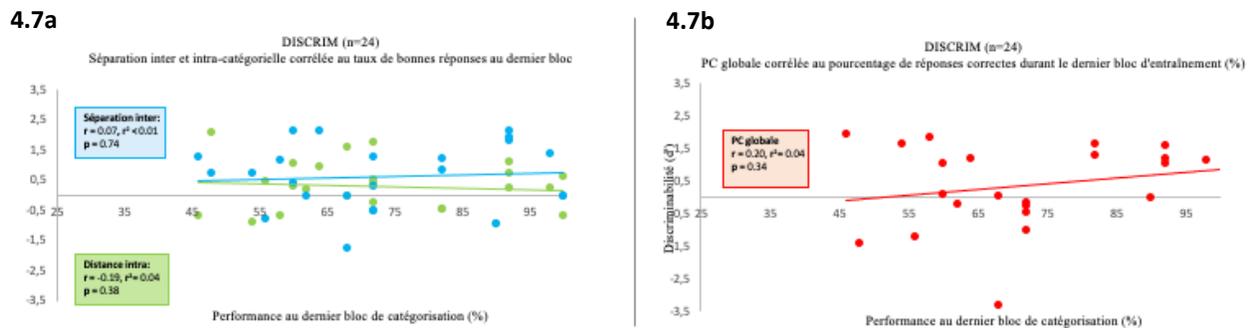
En résumé, les participants ayant appris les catégories (**APP-I et APP**) démontrent plus de séparation inter que les N-APP selon la mesure de **DISSIM** (voir courbes bleues de la Figure 4.4). De plus, tout groupe confondu, une meilleure capacité à catégoriser lors du dernier bloc d'entraînement est fortement corrélée avec de la séparation inter : meilleurs sont les participants pour catégoriser à la fin de l'entraînement, plus ils jugent les paires inter comme étant dissimilaires (voir courbe bleue ascendante de la Figure 4.6a).

4.1.3.3.2 Discriminabilité ABX (**DISCRIM**)

La corrélation entre la séparation (**DISCRIM inter**) et la performance au dernier bloc de catégorisation était nulle et non significative ($r = 0.07, p = 0.74, n=24$; voir la courbe bleue de la Figure 4.7a). Selon les résultats, une meilleure performance lors du dernier bloc de catégorisation ne semble donc pas corrélée à une meilleure DISCRIM inter (séparation inter). La même corrélation a été effectuée pour la distance intra-catégorielle (**DISCRIM intra**, voir la courbe verte de la Figure 4.7a), laquelle s'est aussi avérée nulle et non significative ($r=-0.19, p=0.38, n=24$). Une meilleure performance lors du dernier bloc de catégorisation ne semble donc pas non plus corrélée à une moins bonne DISCRIM intra (compression intra). Finalement, la corrélation avec la mesure de **PC globale** était positive, mais non significative ($r = 0.20, p = 0.34, n=24$; Figure 4.7b).

En résumé, l'absence de séparation inter (**DISCRIM inter**) et de distance intra (**DISCRIM intra**) ne concorde pas avec le profil obtenu avec la DISSIM. Les effets de PC semblent donc plus difficiles à détecter avec la mesure objective de DISCRIM.

Figure 4.7 DISCRIM: Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=24). Figure 4.7a : Le **bleu** montre la corrélation nulle non significative entre le succès à catégoriser à la fin de l'entraînement et la séparation inter-catégorielle (DISCRIM inter). Le **vert** montre la corrélation nulle non significative entre le succès à catégoriser après l'entraînement et la distance intra-catégorielle (DISCRIM intra). Figure 4.7b: Le **rouge** illustre la corrélation nulle non significative entre le succès des participants à catégoriser à la fin de leur entraînement et la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra).

4.1.4 N1 et PC

4.1.4.1 Jugements de dissimilarité (DISSIM)

Afin de vérifier si les changements d'amplitude de la composante occipitale précoce N1 différaient selon les groupes, nous avons effectué une ANOVA mixte. La variable indépendante était le groupe (**APP-I**, **APP**, **BD**, **N-APP**) et la variable dépendante était l'amplitude moyenne de la N1 à travers le temps (Temps 1 et Temps 2, voir Tableau 4.6 pour les calculs).

L'interaction entre les changements d'amplitude et les groupes était non significative ($F_{(3,22)}=0.33, p=0.80, \eta^2=0.04$). L'amplitude de la N1 ne diffère donc pas entre les groupes ni au début ni à la fin de l'entraînement à la catégorisation. De plus, l'effet principal de groupe n'était pas significatif ($F_{(3,22)}=1.05, p=0.39, \eta^2=0.13$), tout comme l'effet principal de temps ($F_{(3,22)}=0.63, p=0.44, \eta^2=0.03$). Ainsi, bien que l'apprentissage des catégories mène à des changements perceptifs tels que mesurés par la **DISSIM**, cela ne se reflète pas dans l'amplitude de la N1 : contrairement à nos prédictions, l'amplitude N1 moyenne n'a pas diminuée de manière significative.

Tableau 4.6 DISSIM: Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 et au temps 2

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	0.14	7.04	0.57	4.63	-2.05	3.66	2.79	4.32
N1_Temps2	0.42	7.07	0.51	5.05	-1.46	4.15	2.91	3.96
ANOVA mixte								
Effet	F _(3,22)	p	η^2					
Temps x Groupe	0.33	0.80	0.04					
Groupe	1.05	0.39	0.13					
Temps	0.63	0.44	0.03					

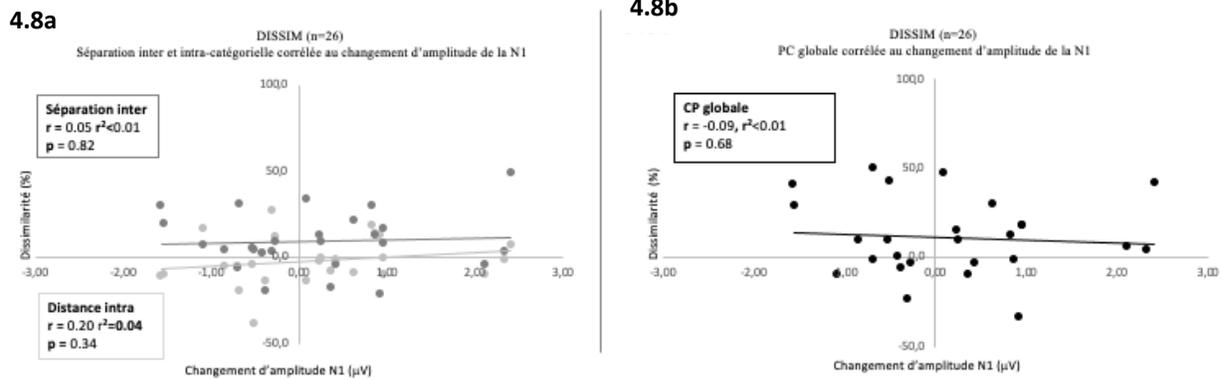
Note. *Étude 1 (Distance perceptive), DISSIM.* Pour les **APP**, l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur les essais de catégorisation avant l'atteinte du critère d'apprentissage (maintien d'un taux d'exactitude de 80% jusqu'à la fin de la tâche pour un minimum de 40 essais consécutifs) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur les essais après avoir atteint le critère. Pour les trois autres groupes (**APP-I**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au temps 1 était plutôt basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais).

Des résultats similaires sont obtenus indépendamment du critère d'apprentissage, soit lorsque l'amplitude moyenne N1 au temps 1 vs temps 2 est basée, pour tous les participants, sur les 200 premiers essais de catégorisation vs les 200 derniers (moitié1 vs moitié2; Tableau 4 dans l'Annexe B) et sur les 100 premiers essais de catégorisation vs les 100 derniers (bloc1 vs bloc4; voir Tableau 5 dans l'Annexe B).

Finalement, des corrélations de Pearson ont été effectuées afin de vérifier si les changements perceptifs tels que mesurés par la **DISSIM** étaient corrélés à une diminution de l'amplitude N1 moyenne indépendamment des groupes et donc de l'atteinte ou non du critère d'apprentissage. Le changement d'amplitude a été calculé comme suit: amplitude N1 moyenne au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation moins amplitude N1 moyenne au premier bloc.

La corrélation entre le changement d'amplitude N1 et la séparation inter était nulle et non significative (**DISSIM inter**, $r=0.05$, $p=0.82$, $n=26$; voir courbe gris foncé de la Figure 4.8a), tout comme la corrélation avec la distance intra (**DISSIM intra**, $r=0.20$, $p=0.34$, $n=26$; voir courbe gris pâle de la Figure 4.8a) et la **PC globale** était négative et non significative ($r=-0.09$, $p=0.68$, $n=26$; Figure 4.8b). La grande variance des résultats ne permet pas de confirmer nos prédictions : une meilleure habileté à distinguer des stimuli telle que mesurée par la DISSIM n'est pas associée à une diminution d'amplitude de la N1.

Figure 4.8 DISSIM: Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1



Note. *Étude 1 (Distance perceptive) DISSIM*: Chaque point représente un participant (n=26). Figure 4.8a : Le gris foncé montre la corrélation nulle non significative entre la séparation inter-catégorielle (**DISSIM inter**) et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation nulle non significative entre la distance intra-catégorielle (**DISSIM intra**) et le changement d'amplitude de la N1. Figure 4.8b: Le noir illustre la corrélation nulle non significative entre la mesure de **PC globale** (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Contrairement à nos prédictions, plus de séparation inter telle que mesurée par la DISSIM n'est pas associée à une diminution d'amplitude de la N1 (séparation – corrélation positive non significative).

D'autre part, lorsque le critère d'apprentissage est pris en compte afin de mesurer les changements d'amplitude N1 (avant-après l'apprentissage pour les apprenants et première-deuxième moitié pour les autres groupes), la corrélation avec la séparation inter est négative, bien qu'elle demeure non significative (**DISSIM inter**, $r = -0.33$, $p = 0.65$, $n = 26$; voir courbe gris foncé de la Figure 1a dans l'Annexe A).

En résumé, la PC acquise (séparation inter et compression intra) telle que mesurée par la **DISSIM** (mesure subjective) n'est pas significativement corrélée avec un changement dans la composante occipitale précoce N1. Cela contraste avec la forte corrélation obtenue entre l'apprentissage et la séparation inter (voir Figure 4.6), suggérant que la **DISSIM** puisse être sensible à des facteurs autres que perceptuels (voir Discussion section 5.3.2).

4.1.4.2 Discriminabilité ABX (**DISCRIM**)

Les mêmes analyses pour la DISSIM ont été réalisées pour la **DISCRIM**.

Les résultats de l'ANOVA mixte visant à vérifier si l'amplitude moyenne de la N1 (temps 1 et temps 2; voir Tableau 4.7 pour les calculs) différerait selon les groupes (**APP-I**, **APP**, **BD**, **N-APP**) étaient non significatifs. Tout comme pour la DISSIM, l'amplitude de la N1 ne diffère pas entre les groupes ni au début, ni à la fin de l'entraînement à la catégorisation (interaction changements d'amplitude x groupes : $F_{(3,20)} = 1.80$, $p = 0.18$, $\eta^2 = 0.21$). De plus, tous les groupes obtiennent une amplitude N1 moyenne globale comparable (effet

principal de groupe : $F_{(3,20)}=2.02$, $p=0.14$, $\eta^2=0.23$). L'amplitude N1 moyenne de tous les participants est aussi indisociable entre le Temps 1 et le Temps 2 (effet principal de temps : $F_{(3,20)}=0.89$, $p=0.36$, $\eta^2=0.04$). Ainsi, au même titre que pour la DISSIM, l'amplitude N1 moyenne n'a pas diminuée de manière significative suite à l'apprentissage des catégories.

Tableau 4.7 DISCRIM : Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 et au temps 2

Variable	Apprenants Immédiats (n=2)		Apprenants (n=7)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=10)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	-8.50	2.17	-0.41	2.67	-1.40	6.01	-2.79	3.48
N1_Temps2	-8.01	1.13	-0.90	1.92	-1.64	6.91	-1.73	3.67
ANOVA mixte								
Effet	$F_{(3,20)}$	p	η^2					
Temps x Groupe	1.80	0.18	0.21					
Groupe	2.02	0.14	0.23					
Temps	0.89	0.36	0.04					

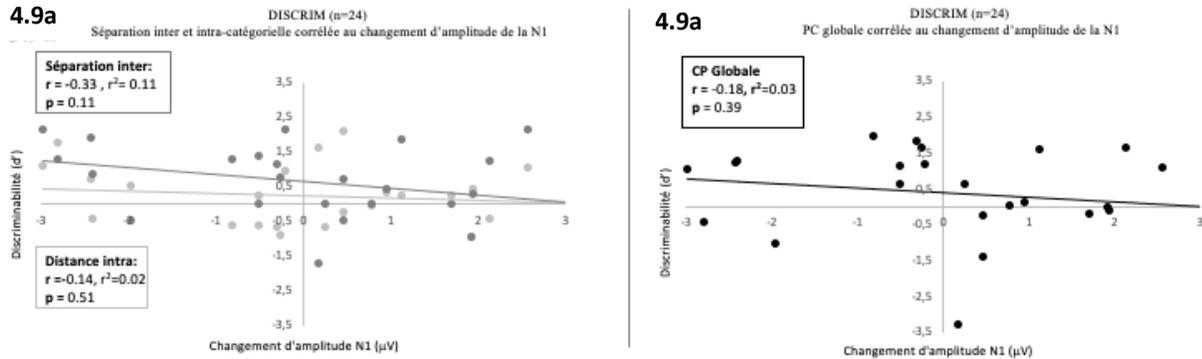
Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISCRIM: Pour les **APP**, l'amplitude N1 moyenne au temps 1 était basée sur les essais de catégorisation avant l'atteinte du critère d'apprentissage (maintien de 80 % de taux d'exactitude jusqu'à la fin de la tâche pour un minimum de 40 essais consécutifs) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur les essais après avoir atteint le critère. Pour les trois autres groupes (**APP-I**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au temps 1 était plutôt basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais).

Des résultats similaires sont obtenus indépendamment du critère d'apprentissage, soit lorsque les moyennes d'amplitude au temps 1 vs temps 2 sont basées sur les 200 premiers essais de catégorisation vs les 200 derniers (moitié1 vs moitié2; Tableau 6 dans l'Annexe B) et lorsque les moyennes sont basées sur les 100 premiers essais de catégorisation vs les 100 derniers (bloc1 vs bloc4; Tableau 7 dans l'Annexe B).

Par ailleurs, la corrélation entre la séparation inter (**DISCRIM inter**) et le changement d'amplitude N1 (dernier bloc moins premier bloc d'entraînement à la catégorisation) était négative et non significative ($r=-0.33$, $p=0.11$, $n=24$; voir courbe gris foncé de la Figure 4.9a). La corrélation avec la distance intra (**DISCRIM intra**), était quant à elle nulle et non significative ($r=-0.14$, $p=0.51$, $n=24$, voir courbe gris pâle de la Figure 4.9a), tout comme la corrélation avec la mesure de **PC globale** ($r=-0.18$, $p=0.39$, $n=24$, voir Figure 4.9b). Bien que l'interprétation de ces résultats soit difficile en raison du manque de puissance statistique, il est possible de constater qu'une plus grande séparation inter telle que mesurée par la **DISCRIM** tend à corrélér

à une diminution d'amplitude de la N1 tel qu'attendu. Contrairement aux résultats obtenus avec la DISSIM, ce profil correspond à nos prédictions.

Figure 4.9 DISCRIM: Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=24). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé comme suit: dernier bloc moins premier bloc. Figure 4.9a : Le gris foncé montre la corrélation négative non significative entre la séparation inter-catégorielle (**DISCRIM inter**) et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation nulle non significative entre la distance intra-catégorielle (**DISCRIM intra**) et le changement d'amplitude de la N1. Figure 4.9b: Le noir illustre la corrélation nulle non significative entre la mesure de **PC globale** (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Malgré le manque de puissance, il est possible de constater que, comme prédit, une augmentation de la **DISCRIM inter** tend à corrélérer à une diminution de l'amplitude de la N1 (séparation – corrélation négative non significative).

De plus, lorsque le critère d'apprentissage est pris en compte pour calculer le changement d'amplitude de la N1 (moitié2 moins moitié1), la corrélation entre le changement d'amplitude N1 et la **séparation inter** se renforce et devient significative ($r=-0.48$, $p=0.02$, $n=24$; voir courbe gris foncé de la Figure 2a dans l'Annexe A). La corrélation avec la mesure de **PC globale** se renforce aussi, mais demeure non significative ($r=0.34$, $p=0.11$, $n=24$, voir Figure 2b dans l'Annexe A). Par ailleurs, le résultat obtenu avec la **distance intra** demeure le même ($r=-0.14$, $p=0.52$, $n=24$, voir courbe gris pâle de la Figure 2a dans l'Annexe A). Ainsi, dans ce contexte, une plus grande **DISCRIM inter** est fortement corrélée à une diminution de l'amplitude de la composante précoce N1 tel que prédit.

En résumé, contrairement à la DISSIM, la séparation inter telle que mesurée par la **DISCRIM** (mesure objective) corrèle à un effet physiologique, soit une diminution de l'amplitude de la composante occipitale précoce N1. Bien que les tailles d'effet varient, la tendance reste toujours la même. Une telle diminution de l'amplitude moyenne N1 était attendue, laquelle est généralement associée à des changements perceptifs résultant de l'apprentissage de nouvelles catégories (p.ex., saillance de certains attributs).

4.2 Étude 2 – Analyse de l'apprentissage à long terme (**Apprentissage long-terme**)

4.2.1 Apprentissage

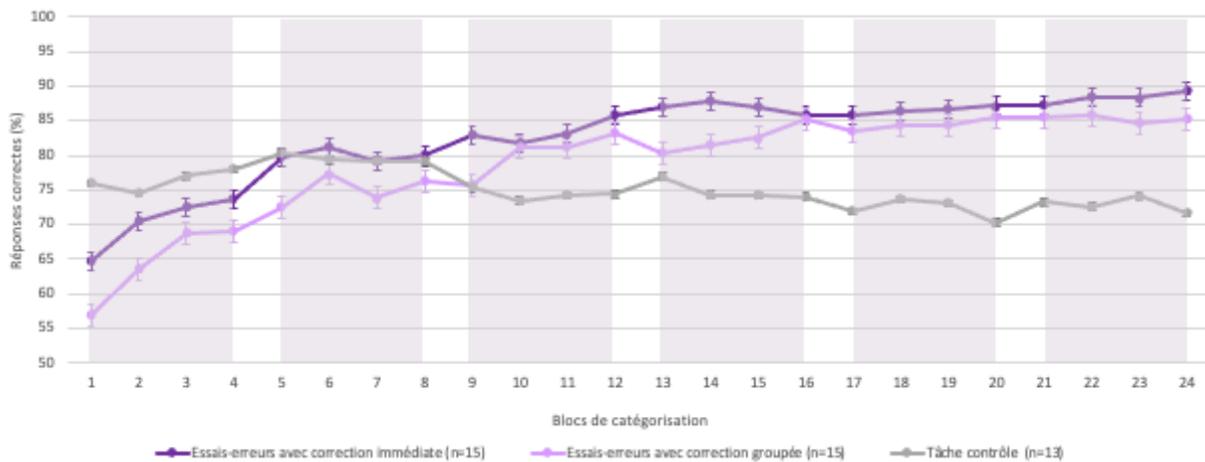
Chaque participant de l'étude 2 a complété 6 séances d'entraînement (**SUPI**, **SUPD** ou **NSUP**) à raison d'une par semaine. Deux critères d'apprentissage ont été utilisés : **APP-80** (maintien d'un taux de bonnes réponses de 80% ou plus jusqu'à la fin de la séance pour un minimum de 40 essais consécutifs) et **APP-95** (maintien d'un taux de bonnes réponses de 95% ou plus jusqu'à la fin de la séance pour un minimum de 40 essais consécutifs).

4.2.1.1 Apprentissage supervisé (**SUPI** et **SUPD**)

Des tests Khi-carré démontrent que l'accès à une rétroaction immédiate (**SUPI**) ou différée (**SUPD**) résulte en un nombre d'apprenants (**APP-80** et **APP-95**) comparable à la première séance d'entraînement ($\chi^2=1.14$, $p=0.29$; voir première bande gris pâle de la Figure 3 dans l'Annexe A) ainsi qu'à la dernière ($\chi^2=0.18$, $p=0.67$; voir dernière bande gris pâle de la Figure 3 dans l'Annexe A). L'accès à une correction immédiate ou différée n'a donc pas eu d'effet distinct sur le nombre d'apprenants. Par ailleurs, l'accès à une rétroaction (**SUPI** ou **SUPD**) a permis à un nombre significatif de participants d'apprendre les catégories ($n=22$, incluant les **APP-95**; $\chi^2=10.80$, $p<0.01$).

Afin de tester si l'apprentissage des catégories différait à travers le temps selon les conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI** ou **SUPD**), nous avons effectué une ANOVA mixte. La variable indépendante était la condition d'apprentissage (2) et la variable dépendante était le pourcentage moyen de réponses correctes à travers les blocs d'entraînement durant les 6 séances (24). Les pourcentages moyens sont illustrés dans la Figure 4.10 et le lecteur est invité à consulter la Figure 4 dans l'Annexe A pour connaître les moyennes et écarts-types précis.

Figure 4.10 Évolution de l'apprentissage à travers les 6 séances d'entraînement à la catégorisation (% de bonnes réponses)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Chaque point représente le pourcentage moyen de bonnes réponses à chaque bloc de catégorisation (100 essais) à travers les 6 séances d'entraînement. Les bandes gris pâle délimitent le début et la fin de chaque séance. Les courbes d'apprentissage des participants de la condition **SUPI** (violet) et de la condition **SUPD** (mauve) sont ascendantes : la majorité des participants a appris les catégories Kalamytes/Lakamytes (taux de bonnes réponses $\geq 80\%$). Par ailleurs, la courbe grise de la condition **NSUP** est horizontale : la majorité des participants n'a pas réussi à apprendre les catégories Courts/Longs (taux de bonnes réponses $< 80\%$). Rappelons que la tâche contrôle de la condition **NSUP** consistait en un entraînement à catégoriser le temps de présentation des textures (court [0.70 à 0.85 seconde] ou long [0.95 à 1.1 secondes]). Ils n'ont jamais été entraînés à catégoriser les stimuli en tant que Kalamyte ou Lakamyte.

L'interaction entre les conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI** et **SUPD**) et le pourcentage moyen de réponses correctes durant les 24 blocs d'entraînement n'était pas significative ($F_{(23,28)}=0.62$, $p=0.92$, $\eta^2=0.02$). Ainsi, la **SUPI** et la **SUPD** ont mené à des courbes d'apprentissage comparables à travers les 6 séances d'entraînement. L'effet principal de condition n'était pas significatif non plus ($F_{(1,28)}=0.59$, $p=0.45$, $\eta^2=0.02$). La capacité globale des participants à catégoriser (performance moyenne pour l'ensemble des 24 blocs de catégorisation) ne différait donc pas selon le type de rétroaction (**SUPI** ou **SUPD**). Par ailleurs, l'effet principal de temps était significatif ($F_{(23, 28)}=26.12$, $p<0.01$, $\eta^2=0.48$). De manière générale, les participants des deux conditions d'apprentissage supervisé se sont améliorés au fil des 24 blocs de catégorisation, indépendamment du type de rétroaction reçue.

4.2.1.2 Apprentissage non supervisé (**NSUP** - tâche contrôle)

Aucun des 13 participants de la condition **NSUP** n'a été entraîné à catégoriser les «Kalamyte » et «Lakamyte ». Afin d'être exposés passivement aux stimuli, ces participants étaient plutôt entraînés à catégoriser le temps de présentation des stimuli («courts» ou «longs») durant les 6 séances

d'entraînement. Les temps de présentation « courts » variaient entre 0.7 et 0.85 seconde et les temps de présentation « longs » variaient entre 0.95 et 1.1 secondes inclusivement. Après chaque essai de catégorisation « courts » « longs », les participants obtenaient une rétroaction immédiate : un « correct » vert ou un « incorrect » rouge.

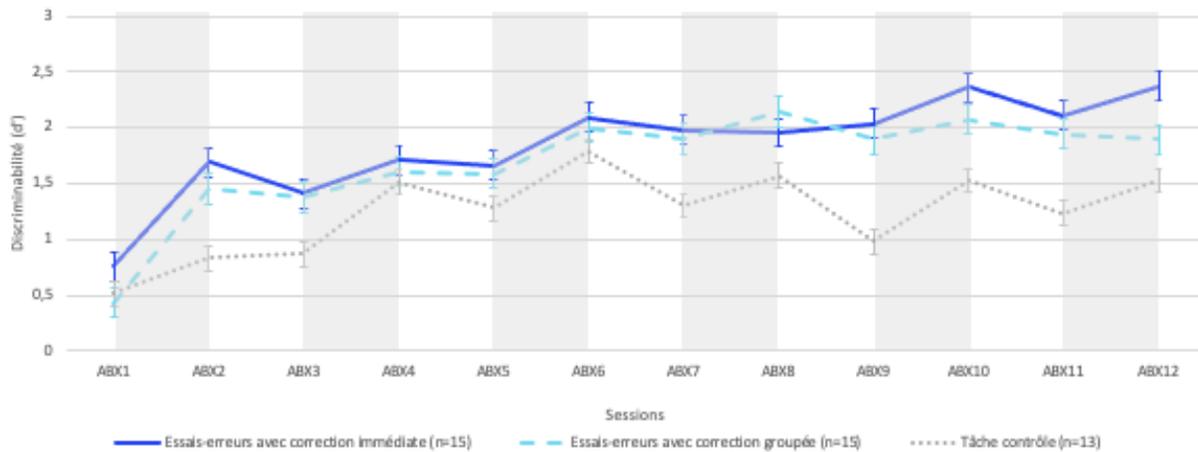
D'autre part, afin de s'assurer que cette tâche contrôle (estimation du temps de présentation des stimuli) n'avait pas résulté en un apprentissage implicite des catégories «Kalamyte» et «Lakamyte», les participants ont complété 40 essais de catégorisation Kalamytes/Lakamytes non-supervisés à la toute fin de l'expérience. Ils étaient alors informés que les stimuli (textures) pouvaient être séparés en 2 catégories (« kalamyte » ou « lakamyte »), non pas en fonction du temps de présentation (lequel était constant durant ces 40 essais), mais plutôt en fonction de leur apparence physique. Le taux de bonnes réponses moyen à ces 40 essais était de 47.31% (écart-type de 15.96%). Comme prédit, l'exposition passive durant la tâche d'estimation du temps de présentation n'a pas été suffisante pour que les participants apprennent les catégories «Kalamyte» et «Lakamyte». Ainsi, les changements perceptifs de la condition **NSUP** ne sont pas attribuables à l'apprentissage des catégories « lakamyte » et « kalamyte », mais résultent plutôt de l'exposition répétée aux stimuli.

4.2.2 Effets de PC

4.2.2.1 Séparation inter-catégorielle

Une ANOVA mixte a été utilisée afin de vérifier si la capacité des participants à discriminer les paires de textures inter (**12 DISCRIM inter**) à travers les 6 séances différait selon les conditions d'apprentissage (**SUPI** n=15, **SUPD** n=15, **NSUP** n=13). La variable indépendante était la condition (3) et la variable dépendante le d-prime inter moyen de chaque ABX (12). Les d-prime inter moyens sont illustrés dans la Figure 4.11 et le lecteur est invité à se référer à la Figure 5 dans l'Annexe A afin de connaître les moyennes et écarts-types exacts.

Figure 4.11 Évolution de la DISCRIM inter à travers les 6 séances (d-prime moyen) pour chaque condition d'apprentissage



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Chaque courbe représente la capacité moyenne des participants à discriminer les paires inter-catégorielles (**12 DISCRIM inter**) pour chaque tâche ABX complétée (total de 12). Les bandes grises délimitent le début et la fin de chaque séance. La courbe **bleu foncé continue** illustre les résultats de la condition avec correction immédiate (**SUPI**, n=15). La courbe **bleu pâle discontinue** représente les résultats de la condition avec correction différée (**SUPD**, n=15). Finalement la courbe **grise pointillée** illustre les résultats de la condition non supervisée (**NSUP** tâche contrôle, n=13). Les analyses démontrent que de manière générale, les participants de la condition **SUPI** sont meilleurs pour discriminer les paires de textures inter (L/K) que les participants de la condition **NSUP**. La même tendance est observée entre les participants de la condition **SUPD** et les participants de la condition **NSUP**, mais la différence n'est pas significative.

L'interaction **12 DISCRIM inter** par condition d'apprentissage (3) n'était pas significative ($F_{(22,40)}=0.92$, $p=0.58$, $\eta^2=0.04$). Ainsi, la capacité des participants à discriminer les paires inter-catégorielles à travers les 12 tâches ABX n'est pas statistiquement différente entre les conditions **SUPI**, **SUPD** et **NSUP**. L'analyse visuelle des courbes permet de constater qu'effectivement, les participants des trois conditions d'apprentissage s'améliorent en DISCRIM inter.

Cela concorde avec l'effet principal de temps significatif ($F_{(11,40)}=14.54$, $p<0.01$, $\eta^2=0.23$). Tous les participants se sont améliorés dans leur capacité à discriminer les paires de textures inter-catégorielles, indépendamment de la condition d'apprentissage. En résumé, ils deviennent tous meilleurs pour discriminer les membres de catégories différentes.

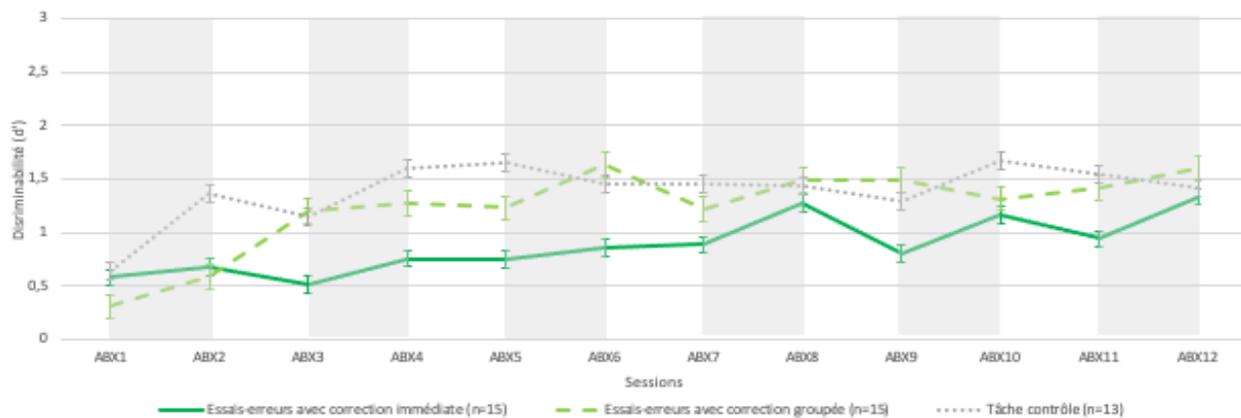
Finalement, l'effet principal de condition était significatif ($F_{(2,40)}=3.21$, $p=0.05$, $\eta^2=0.14$). Les tests post-hoc (comparaisons a posteriori) permettent de constater que la seule différence significative se situe entre la condition **SUPI** et la condition **NSUP** ($p=0.05$). De manière générale, les participants de la condition **SUPI** sont meilleurs pour discriminer les paires de textures inter-catégorielles que les participants de la

condition **NSUP** (différence moyenne de 0.60). Ainsi, bien que tous les participants tendent à s'améliorer pour discriminer les paires de stimuli inter, la séparation inter suite à l'apprentissage **SUPI** est supérieure à celle observée suite à une simple exposition passive (**NSUP**). L'exposition répétée aux stimuli ne peut donc pas expliquer à elle seule les effets de séparation inter obtenus dans la condition **SUPI**.

4.2.2.2 Distance intra-catégorielle

Une seconde ANOVA factorielle mixte a été utilisée afin de vérifier si la capacité des participants à discriminer les paires de textures intra à travers les 6 séances différait selon la condition d'apprentissage (**SUPI** n=15, **SUPD** n=15, **NSUP** n=13). La variable indépendante était la condition d'apprentissage (3) et la variable dépendante le d-prime intra moyen de chaque ABX (12). Les d-prime intra moyens sont illustrés dans la Figure 4.12 et le lecteur est invité à consulter la Figure 6 dans l'Annexe A afin de connaître les moyennes et écarts-types exacts.

Figure 4.12 Évolution de la DISCRIM intra à travers les 6 séances (d-prime moyen) pour chaque condition d'apprentissage



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Chaque courbe représente la capacité moyenne des participants à discriminer les paires intra-catégorielles (**12 DISCRIM intra**) pour chaque tâche **ABX** complétée (total de 12). Les bandes grises délimitent le début et la fin de chaque séance. La courbe **vert foncé** continue illustre les résultats de la condition avec correction immédiate (**SUPI**, n=15). La courbe **vert pâle** discontinue représente les résultats de la condition avec correction différée (**SUPD**, n=15). Finalement la courbe **grise** pointillée illustre les résultats de la condition non-supervisé (**NSUP**, tâche contrôle, n=13). Les analyses démontrent qu'à la fin de la séance 1 (ABX2), les participants de la condition **NSUP** discriminent mieux les paires intra que ceux de la condition **SUPI**. Cette différence se maintient lors de la séance 2 (ABX3 et ABX4) et disparaît à la fin de la séance 3 (ABX6). Pour la condition **SUPD**, la même différence est obtenue. Les participants de cette condition étaient moins bons pour discriminer les paires intra-catégorielles que les participants de la condition **NSUP**, mais seulement à la fin de la séance 1 (ABX2).

L'interaction temps (12) par conditions d'apprentissage (3) était significative ($F_{(22,40)}=1.57$, $p=0.05$, $\eta^2=0.07$).

Ainsi, la capacité des participants à discriminer les paires intra-catégorielles à travers les 12 tâches ABX

différait entre les conditions d'apprentissage. Les tests post-hoc (ANOVAs) ont permis de constater que les résultats obtenus pour chaque condition ne différaient pas lors du premier ABX ($F_{(2,40)}=1.14, p=0.33$), ni du dernier ($F_{(2,40)}=0.22, p=0.80$). Des différences significatives étaient plutôt obtenues lors du ABX2, c'est-à-dire à la fin de la première séance ($F_{(2,40)}=3.60, p=0.04$). Les tests de contrastes simples démontrent que les participants de la condition **SUPI** et **SUPD** étaient significativement moins bons que les participants de la condition **NSUP** pour discriminer les paires de textures intra-catégorielles ($p=0.03$ et $p=0.02$ respectivement). Des différences significatives étaient aussi obtenues lors des séances 2 et 3 (**ABX3, ABX4** et **ABX5**). Cependant, les tests de contrastes simples démontrent que seuls les participants de la condition **SUPI** demeuraient moins bons que les participants de la condition **NSUP** pour discriminer les paires de textures intra durant cette période. Finalement, cette différence s'apparentant à de la compression intra disparaît à la fin de la 3e séance (**ABX6, $p>0.05$**).

Cela concorde avec l'effet principal de temps significatif ($F_{(11,40)}=7.41, p<0.01, \eta^2=0.16$). De manière générale, les participants des trois conditions se sont améliorés dans leur capacité à discriminer les paires de textures intra-catégorielles au fil des 12 tâches ABX.

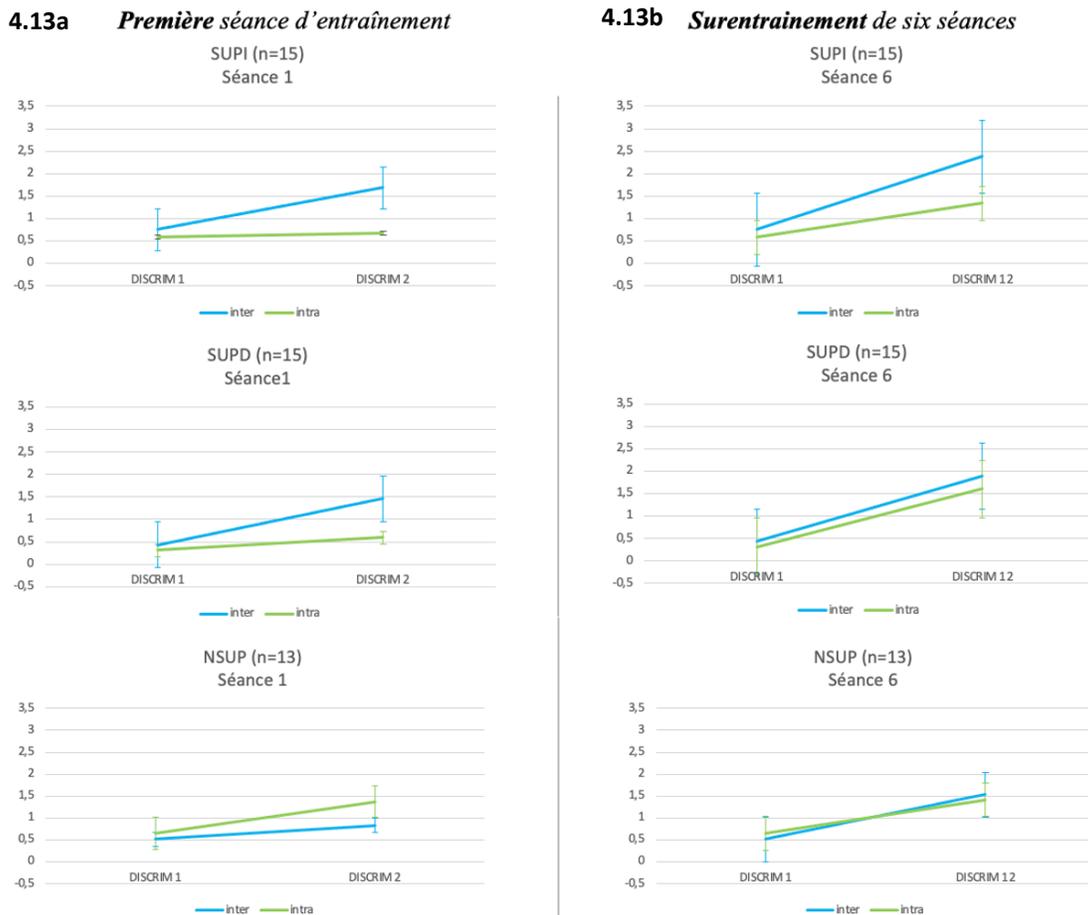
D'autre part, l'effet principal de condition n'était pas significatif ($F_{(2,40)}=2.47, p=0.10, \eta^2=0.12$). La capacité globale des participants à discriminer les paires de textures intra-catégorielles (performance moyenne pour l'ensemble des 12 tâches ABX) ne diffère pas significativement selon les conditions.

Ainsi, le surapprentissage et l'exposition passive répétée aux stimuli mènent non seulement à une amélioration dans la capacité à discriminer des paires de stimuli inter, mais aussi intra. Cet effet d'expansion générale (meilleure DISCRIM inter et intra) s'appelle « acquired distinctiveness », « perceptual enrichment », et « mere exposure effect » (Hall, 2009). Cela concorde avec la théorie de l'apprentissage perceptuel (voir section 5.2 de la Discussion).

Finalement, une comparaison entre les effets de PC obtenus après la complétion de la première séance d'entraînement et ceux obtenus suite au surentraînement de 6 séances est présentée dans la Figure 4.13. L'analyse visuelle des courbes permet de constater qu'après la première séance, la séparation inter est plus grande que la distance intra dans les conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI** et **SUPD**) contrairement à **NSUP** (Figure 4.13a). Cependant, la différence s'estompe suite au surentraînement au

cours duquel tous les participants s'améliorent en DISCRIM intra (Figure 4.13b). Cela concorde avec les effets d'apprentissage perceptif mentionnés précédemment.

Figure 4.13 DISCRIM: PC avant/après pour chaque condition d'apprentissage



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) DISCRIM. **SUPI** = Apprentissage supervisé avec correction immédiate, **SUPD** = Apprentissage supervisé avec correction différée, **NSUP** = Apprentissage non supervisé (tâche d'estimation de temps), **DISCRIM 1** = d-prime moyen pour le ABX avant la première séance d'entraînement (ABX1), **DISCRIM 2** = d-prime moyen pour le ABX après la première séance d'entraînement (ABX2), **DISCRIM 12** = d-prime moyen pour le ABX après la dernière séance d'entraînement (ABX12). Figure 4.13a: Les droites bleues montrent la DISCRIM inter avant et après le premier entraînement à la catégorisation. Les droites vertes montrent la DISCRIM intra avant et après le premier entraînement. Notons que les profils SUPI et SUPD sont identiques au profil des APP de l'étude 1 à séance unique (droites bleues ascendantes et droites vertes horizontales, voir Figure 4.5b). Figure 4.13b: Les droites bleues montrent la DISCRIM inter avant et après le surentraînement de 6 séances. Les droites vertes montrent la DISCRIM intra avant et après le surentraînement.

4.2.2.3 Apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI)

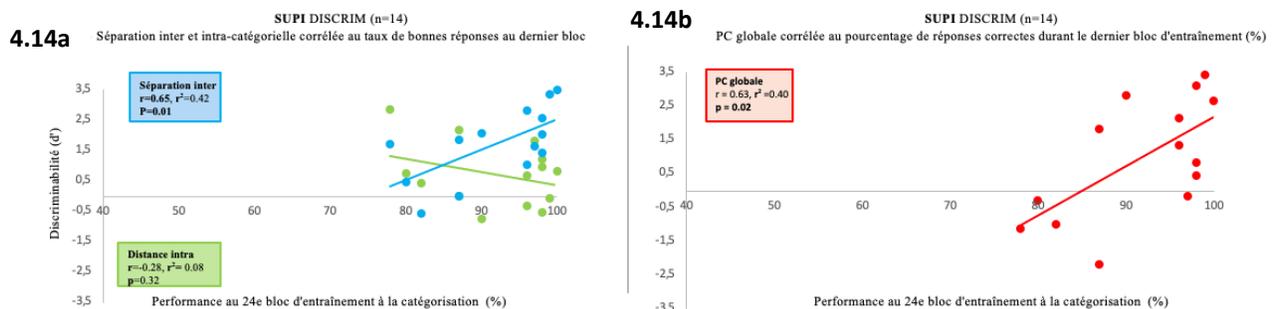
Afin d'étudier le lien entre les effets de PC acquise et la capacité des participants de la condition SUPI à bien catégoriser à la fin du surentraînement, nous avons réalisé des corrélations de Pearson.

Une corrélation positive significative a été obtenue entre la **DISCRIM inter** et l'habileté des participants à catégoriser lors des 100 derniers essais de catégorisation ($r=0.69$, $p<0.01$, $n=15$; voir droite bleue ascendante Figure 4.14a). L'apprentissage à long terme est donc corrélé à une meilleure habileté à discriminer les membres de catégories différentes telle que mesurée par la DISCRIM (**séparation inter**). Le surentraînement appuie et renforce les effets plus faibles obtenus lors de l'étude 1 à séance unique (voir section 4.1.3.2).

Une corrélation négative non significative a été obtenue entre la **DISCRIM INTRA** et l'habileté des participants à catégoriser lors des 100 derniers essais de catégorisation ($r=-0.28$, $p=0.32$, $n=15$; voir courbe verte Figure 4.14a). Meilleurs étaient les participants **SUPI** à catégoriser la fin de l'entraînement, moins bons ils étaient pour discriminer les paires de textures intra lors du dernier ABX à comparer au premier (**compression intra**). Cette corrélation, bien que non significative, appuie nos prédictions ainsi que les résultats préalablement obtenus dans l'étude 1 (voir section 4.1.3.2).

La mesure de **PC globale** combinant les effets de séparation inter et de distance intra était quant à elle positivement et significativement corrélée au pourcentage de bonnes réponses obtenu lors du dernier bloc de catégorisation ($r=0.70$, $p<0.01$, $n=15$; Figure 4.14b).

Figure 4.14 Correction immédiate (SUPI): Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et PC



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) correction immédiate (**SUPI**): Chaque point représente un participant ($n=14$). Figure **4.14a** : Le **bleu** montre la corrélation positive significative entre le succès à catégoriser à la fin du surentraînement de 6 séances et la séparation inter-catégorielle (DISCRIM inter). Le **vert** montre la corrélation négative non significative entre le succès à catégoriser après le surentraînement et la distance intra-catégorielle (DISCRIM intra). Figure **4.14b**: Le **rouge** illustre la corrélation positive significative entre le succès des participants à catégoriser à la fin de leur surentraînement et la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra). Comme prédit, un plus grand succès à catégoriser à la fin du surentraînement de 6 séances est corrélé avec de plus grands effets de PC (augmentation de la DISCRIM inter [séparation inter – corrélation positive significative] et diminution de la DISCRIM intra [compression intra – corrélation négative non significative]).

Cela concorde avec nos prédictions selon lesquelles l'apprentissage de nouvelles catégories par **SUPI** peut modifier la perception et ainsi corrélérer avec une meilleure capacité à discriminer des paires de stimuli inter après vs avant l'apprentissage (**séparation** – corrélation positive significative) et inversement pour les paires de stimuli intra (**compression** – corrélation négative non significative).

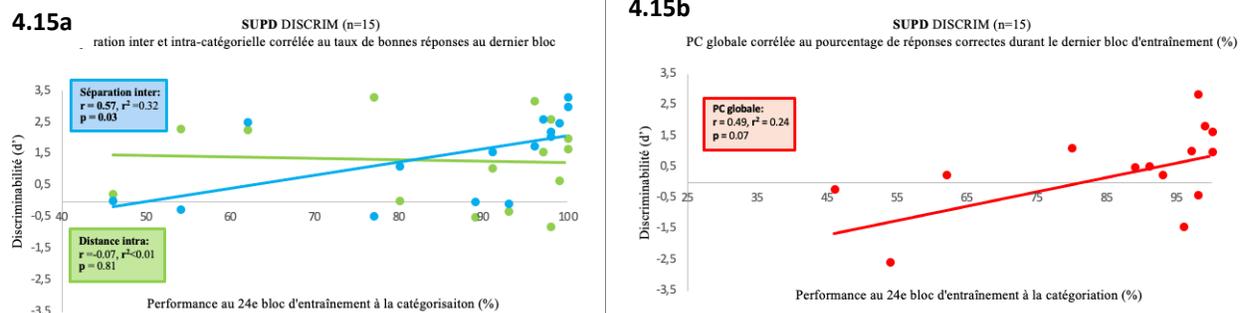
4.2.2.4 Apprentissage avec correction différée (**SUPD**)

Des résultats comparables ont été obtenus dans la condition **SUPD**.

La corrélation entre les effets de **DISCRIM inter** et le degré d'apprentissage des participants de la condition **SUPD** était positive et significative ($r=0.57$, $p=0.03$, $n=15$; voir courbe bleue Figure 4.15a). Ainsi, meilleurs étaient les participants à catégoriser lors du dernier bloc de catégorisation, meilleurs ils étaient pour discriminer les paires de textures inter-catégorielles lors du dernier ABX à comparer au premier.

D'autre part, une corrélation nulle non significative a été obtenue entre la **DISCRIM intra** et le degré d'apprentissage des participants **SUPD** ($r=-0.07$, $p=0.81$, $n=15$; voir courbe verte Figure 4.15a). En d'autres termes, les participants qui avaient une meilleure habileté à catégoriser lors du dernier bloc de catégorisation n'avaient pas tendance à avoir une moins bonne habileté à discriminer les paires de textures intra-catégorielles lors du dernier ABX à comparer au premier (compression intra). Finalement, la mesure de **PC globale** était positivement corrélée au pourcentage de bonnes réponses obtenu lors du dernier bloc de catégorisation, mais de manière non significative ($r=0.49$, $p=0.07$, $n=15$; voir Figure 4.15b).

Figure 4.15 Correction différée (SUPD): Corrélation entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et la PC



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) correction différée (SUPD): Chaque point représente un participant (n=15). Figure 4.15a : Le **bleu** montre la corrélation positive significative entre le succès à catégoriser à la fin du surentraînement de 6 séances et la séparation inter-catégorielle (DISCRIM inter). Le **vert** montre la corrélation nulle non significative entre le succès à catégoriser après le surentraînement et la distance intra-catégorielle (DISCRIM intra). Figure 4.15b: Le **rouge** illustre la corrélation positive significative entre le succès des participants à catégoriser à la fin de leur surentraînement et la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra). Comme prédit, un plus grand succès à catégoriser à la fin du surentraînement de 6 séances est corrélé avec de plus grands effets de PC (augmentation de la DISCRIM inter [séparation inter – corrélation positive significative] et diminution de la DISCRIM intra [compression intra – corrélation négative non significative]).

Une fois de plus, les résultats obtenus concordent avec nos prédictions et appuient l'idée selon laquelle l'apprentissage de nouvelles catégories peut mener à des changements perceptifs tels que mesurés par la **DISCRIM** et ce, peu importe le type de rétroaction (immédiate ou différée). Les résultats obtenus suite au surentraînement concordent avec ceux obtenus lors de l'étude 1 à séance unique, ajoutant de la puissance statistique. Malgré les petits N, les effets sont plus grands et les corrélations entre l'apprentissage et la séparation inter sont significatives.

4.2.2.5 Apprentissage non supervisé (NSUP – tâche contrôle)

Comme mentionné précédemment, les participants de la condition **NSUP** sont devenus meilleurs en **DISCRIM inter** ainsi qu'en **DISCRIM intra** au fil des 6 séances d'exposition, ce qui concorde avec les effets attendus d'apprentissage perceptif (séparation partout).

4.2.3 Données physiologiques (ERPs)

4.2.3.1 LPC et apprentissage

Afin de vérifier si les participants des différentes conditions d'apprentissage (**SUPI** n=15, **SUPD** n=15, **NSUP** n=9) avaient obtenu des changements d'amplitude de la LPC différents à travers les 24 blocs de

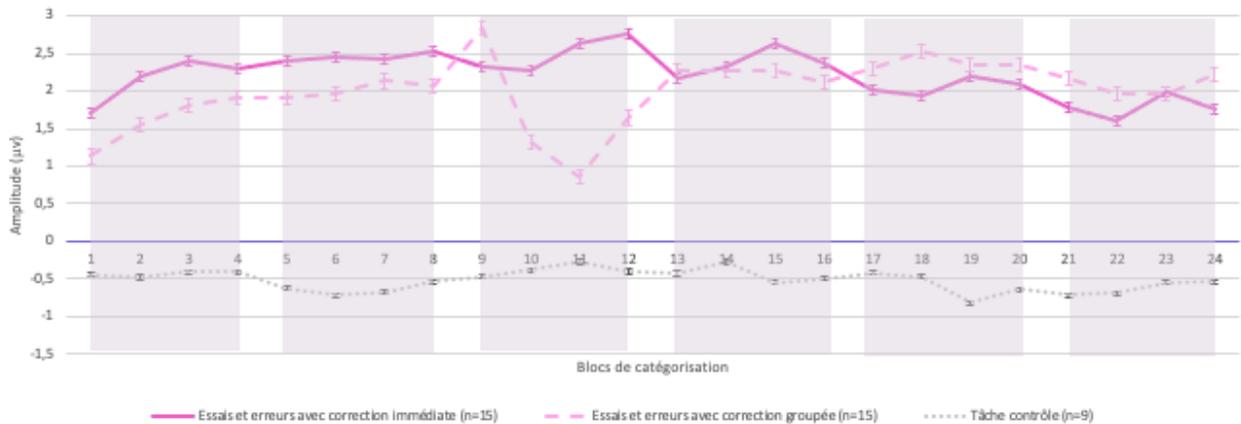
catégorisation (100 essais chacun), nous avons effectué une ANOVA mixte. La variable indépendante était les conditions d'apprentissage (3) et la variable dépendante était l'amplitude moyenne de la LPC à travers chaque bloc d'entraînement à la catégorisation (24). L'amplitude moyenne de la LPC à travers le temps est illustrée dans la Figure 4.16. Les moyennes et écarts-types se trouvent dans l'Annexe A (Figure 7).

L'interaction entre les conditions d'apprentissage et les changements d'amplitude de la LPC n'était pas significative ($F_{(46, 759)}=0.99$, $p=0.50$, $\eta^2=0.06$). Ainsi, les participants de la condition **SUPI**, **SUPD** et **NSUP** ont obtenu des changements d'amplitude de la LPC comparables à travers l'ensemble des blocs de catégorisation.

L'effet principal de temps n'était pas significatif non plus ($F_{(23, 759)}=1.11$, $p=0.33$, $\eta^2=0.03$). Ainsi, lorsque tous les groupes sont combinés, l'amplitude de la LPC ne change pas significativement à travers les 24 blocs de catégorisation.

Par ailleurs, l'effet principal de condition était significatif ($F_{(2, 33)}=14.67$, $p<0.01$, $\eta^2=0.47$). Les tests post-hoc (comparaisons multiples) démontrent que les participants de la condition **SUPI** obtiennent une amplitude globale moyenne plus élevée que la condition **NSUP** (différence moyenne entre les deux conditions = $2.69\mu\text{V}$, $p<0.01$). Ainsi, le fait d'apprendre les catégories suite à un apprentissage **SUPI** résulte en une plus grande amplitude de la composante tardive cognitive associée à des processus cognitifs de haut niveau tels que la mémoire de travail et la prise de décision.

Figure 4.16 Évolution de l'amplitude de la LPC à travers les 6 séances pour chaque condition d'apprentissage (SUPI, SUPD, NSUP)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Chaque point représente l'amplitude moyenne (µV) pour un bloc de catégorisation (100 essais). Chaque courbe illustre l'amplitude moyenne de la LPC à travers les 6 séances d'entraînement à la catégorisation. Les bandes grises délimitent le début et la fin de chaque séance. La courbe **fuchsia** continue illustre les résultats de la condition avec correction immédiate (**SUPI**, n=15). La courbe **rose** discontinue représente les résultats de la condition avec correction différée (**SUPD**, n=15). Finalement la courbe **grise** pointillée illustre les résultats de la condition non supervisée (**NSUP** tâche contrôle, n=9). Les analyses démontrent que de manière générale, l'amplitude de la LPC des participants de la condition **SUPI** et **SUPD** est plus positive que pour la condition **NSUP** dans laquelle aucun participant n'a appris les catégories.

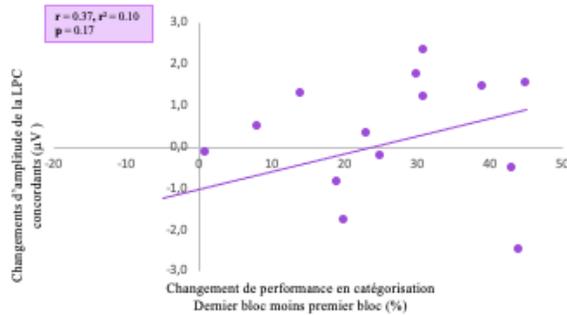
4.2.3.1.1 Essais-erreurs avec correction immédiate (**SUPI**)

Afin de vérifier si une meilleure capacité à catégoriser était corrélée à une amplitude plus positive de la LPC dans la condition **SUPI**, nous avons corrélé le changement de performance en catégorisation (% de bonnes réponses lors du dernier bloc d'entraînement à la catégorisation moins % de bonnes réponses lors du premier bloc) aux changements d'amplitude de la LPC concordants. La corrélation était positive, mais non significative ($r=0.37$, $p=0.17$, $r^2=0.14$, voir Figure 4.17a). Des résultats plus faibles ont été obtenus en procédant avec la dernière et la première séance plutôt que les premiers et derniers blocs ($r=0.13$, $p=0.63$, $r^2=0.02$, voir Figure 4.17b).

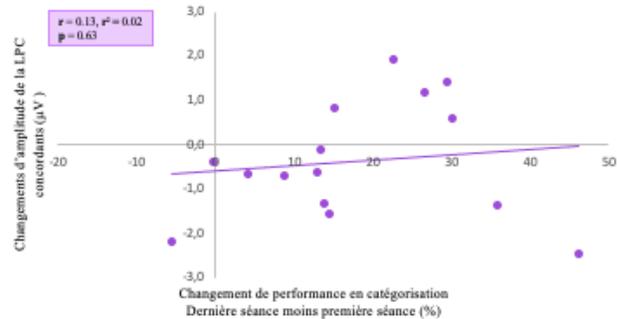
L'apprentissage tend donc à corrélérer avec une augmentation d'amplitude dans la composante tardive LPC souvent associée à des processus de haut niveau impliqués dans la catégorisation (corrélations faibles à moyennes). Cela concorde avec nos prédictions de même qu'avec les résultats de l'étude 1 à séance unique (voir Figure 4.3).

Figure 4.17 Corrélation entre le changement de performance en catégorisation et le changement d'amplitude de la LPC concordant pour la condition d'apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI)

4.17a



4.17b



Note. Étude 2 (Apprentissage Long terme): Chaque point représente un participant (SUPI, n=15). Figure 4.17a: Une corrélation positive non significative est obtenue entre l'amélioration des participants durant l'entraînement à la catégorisation (dernier bloc moins premier bloc) et le changement d'amplitude de la LPC concordant. Une plus grande amélioration durant l'entraînement à la catégorisation tend à être corrélée à une plus grande augmentation d'amplitude de la LPC. La corrélation est de taille moyenne. Figure 4.17b: Une corrélation nulle non significative est obtenue lorsque nous corrélons l'amélioration des participants durant l'entraînement à la catégorisation (dernière séance moins première séance) et le changement d'amplitude LPC concordant.

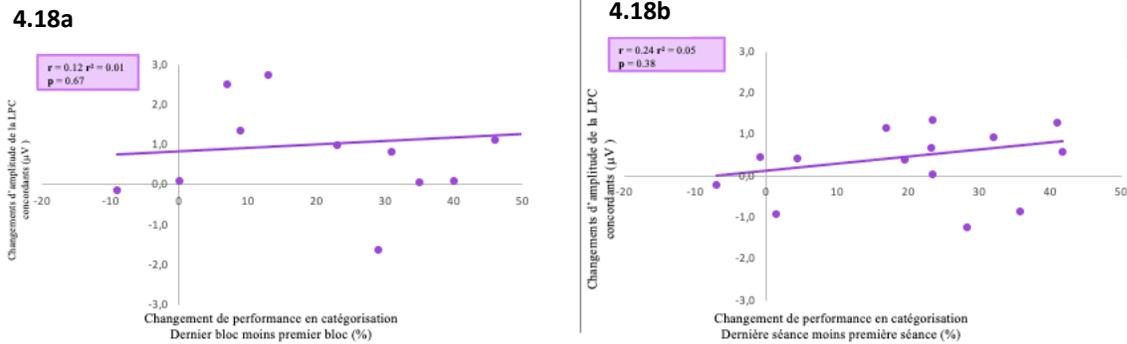
4.2.3.1.2 Essais-erreurs avec correction différée (SUPD)

Des résultats similaires ont été obtenus dans la condition SUPD.

La corrélation entre le changement de performance en catégorisation (dernier bloc moins premier bloc d'entraînement) et les changements d'amplitude de la LPC concordants était nulle et non significative ($r=0.12$, $p=0.67$, $r^2=0.01$, Figure 4.18a). Par ailleurs, le résultat obtenu en procédant avec la dernière et la première séance plutôt que les premiers et derniers blocs était positif, quoique toujours non significatif ($r=0.24$, $p=0.38$, $r^2=0.06$, Figure 4.18b).

L'apprentissage par correction différée tend donc aussi à corréler avec une augmentation d'amplitude de la LPC. Bien que les corrélations soient plus faibles qu'en SUPI, elles concordent avec les résultats obtenus dans la condition SUPI (voir Figure 4.17) ainsi que celle obtenue dans l'étude 1 à séance unique (voir Figure 4.3).

Figure 4.18 Correction différée (SUPD) : Corrélation entre le changement de performance en catégorisation et le changement d'amplitude de la LPC concordant

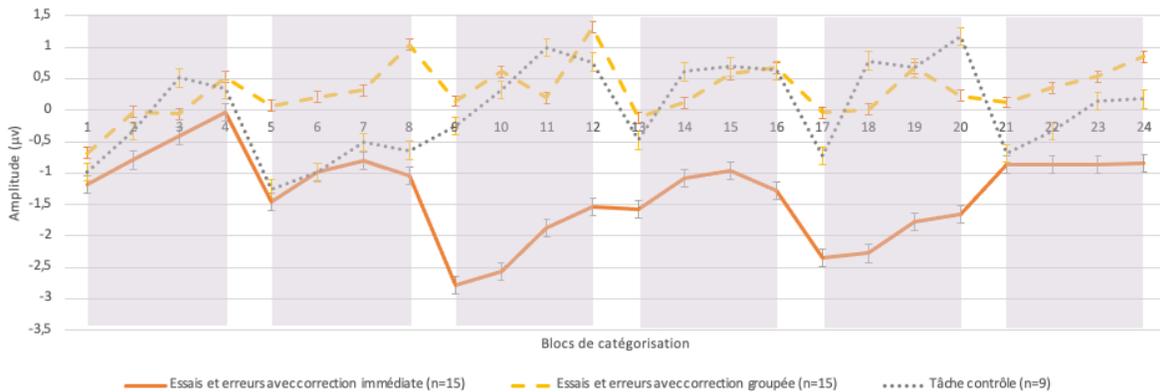


Note. Étude 2 (Apprentissage Long terme): Chaque point représente un participant (SUPD, n=15). Figure **4.18a**: Une corrélation positive non significative est obtenue entre l'amélioration des participants durant l'entraînement à la catégorisation (dernier bloc moins premier bloc) et le changement d'amplitude de la LPC concordant. Une plus grande amélioration durant l'entraînement à la catégorisation tend à être corrélée à une plus grande augmentation d'amplitude de la LPC. La corrélation est faible. Figure **4.18b**: Une corrélation positive non significative est aussi obtenue lorsque nous corrélons l'amélioration des participants durant l'entraînement à la catégorisation (dernière séance moins première séance) et le changement d'amplitude LPC concordant. La corrélation est faible.

4.2.3.2 N1 et effets de PC

Afin de vérifier si l'amplitude moyenne de la N1 différait selon les conditions d'apprentissage (SUPI n=15, SUPD n=15 et NSUP n=9) à travers le temps nous avons effectué une ANOVA mixte. La variable indépendante était la condition d'apprentissage (3) et la variable dépendante l'amplitude moyenne N1 à travers chaque bloc d'entraînement à la catégorisation (24). L'amplitude N1 moyenne à travers les 24 blocs de catégorisation est illustrée dans la Figure 4.19. Les moyennes et écarts-types se trouvent dans l'Annexe A (Figure 8).

Figure 4.19 Évolution de l'amplitude de la N1 à travers les 6 séances pour chaque condition d'apprentissage



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Chaque point représente l'amplitude (μV) pour un bloc de catégorisation (100 essais). Chaque courbe illustre l'amplitude moyenne de la N1 à travers les 6 séances d'apprentissage. Les bandes grises délimitent le début et la fin de chaque séance. La courbe orange continue illustre les résultats de la condition avec correction immédiate (**SUPI**, $n=15$). La courbe jaune discontinue représente les résultats de la condition avec correction différée (**SUPD**, $n=15$). Finalement la courbe grise pointillée illustre les résultats de la condition non-supervisée (**NSUP** tâche contrôle, $n=9$). Les analyses démontrent que l'amplitude de la N1 des participants de la condition **SUPI** est plus négative que pour la condition **NSUP** lors des séances 3 (blocs 9, 11 et 12) et 5 (blocs 18, 19 et 20). Sinon, de manière générale, l'amplitude de la N1 des participants des trois conditions est devenue plus positive au fil des 24 blocs de catégorisation.

L'interaction entre les conditions d'apprentissage et l'amplitude moyenne de la N1 à travers les 24 blocs de catégorisation était significative ($F_{(46, 759)}=1.58$, $p=0.01$, $\eta^2=0.09$). Ainsi, l'amplitude de la N1 évoluait différemment selon les conditions à travers l'entraînement. Les tests post-hoc (ANOVAs) ont permis de constater que les résultats obtenus pour chaque condition ne différaient pas lors du premier bloc de catégorisation ($F_{(2,41)}=0.10$, $p=0.91$), ni du dernier ($F_{(2,36)}=2.20$, $p=0.13$). Des différences significatives étaient plutôt obtenues lors de la séance 3, pour les blocs de catégorisation 1, 2 et 4 ($F_{(2,34)}=3.60$, $p=0.04$; $F_{(2,34)}=5.80$, $p<0.01$ et $F_{(2,34)}=3.91$, $p=0.03$ respectivement). Les tests de contrastes simples démontrent que pour ces blocs, l'amplitude de la N1 des participants de la condition **SUPI** était significativement plus négative que celle des participants de la condition **NSUP** ($p=0.02$, $p=0.02$ et $p=0.01$ respectivement). Par la suite, cette différence perd sa significativité jusqu'à la séance 5. À la 5e séance, des différences significatives étaient à nouveau obtenues pour les blocs de catégorisation 2, 3 et 4 ($F_{(2,35)}=4.60$, $p=0.02$; $F_{(2,35)}=3.48$, $p=0.04$ et $F_{(2,35)}=3.55$, $p=0.04$ respectivement). Les tests de contrastes simples démontrent que pour ces blocs, l'amplitude de la N1 des participants de la condition **SUPI** était une fois de plus significativement plus négative que celle des participants de la condition **NSUP** ($p<0.01$, $p=0.02$ et $p=0.02$ respectivement). L'amplitude de la N1 des participants de la condition **SUPI** était aussi significativement plus négative que celle des participants de la condition **SUPD** pour les blocs 2 et 3 de cette séance ($p=0.02$ et $p=0.02$ respectivement).

Ainsi, de manière générale, les participants de la condition **SUPI** ont une composante précoce N1 plus négative que les participants de la condition **SUPD** et de la condition **NSUP** et cette différence est en partie significative pour les séances 3 et 5. Aucune autre différence significative n'est obtenue. Cela concorde avec l'habileté à discriminer les paires de stimuli inter (**SUPI** > **NSUP**, voir Figure 4.11). L'amplitude plus négative de la N1 en **SUPI** pourrait donc représenter des effets perceptifs en lien avec la séparation inter (ex. saillance des attributs pertinents à la catégorisation).

L'effet principal de condition était non significatif ($F_{(2,33)}=2.82$, $p=0.07$, $\eta^2=0.15$). L'amplitude moyenne de la N1 pour les 24 blocs de catégorisation n'était pas différente selon les conditions.

L'effet principal de temps était quant à lui significatif ($F_{(23,759)}=2.27$, $p<0.01$, $\eta^2=0.06$). L'amplitude moyenne N1 des participants est plus faible au début de la séance 3 (9e bloc de catégorisation) et au début de la séance 5 (17e bloc de catégorisation). Cela concorde avec l'analyse visuelle des courbes de la Figure 3.19. Cependant, cela ne semble s'expliquer que par la grande diminution d'amplitude obtenue par les participants **SUPI**.

4.2.3.2.1 Apprentissage supervisé avec correction immédiate (**SUPI**)

Afin d'étudier le lien entre les effets de PC acquise et les changements d'amplitude de la N1 des participants de la condition **SUPI** ($n=15$), nous avons réalisé deux corrélations de Pearson.

La première corrélation tient compte de la session à laquelle les APP-80 et APP-95 ont atteint le premier critère d'apprentissage. Pour les APP-80 et APP-95 ($n=13$), le changement d'amplitude de la N1 a été calculé à partir de la séance où ils ont appris (100 derniers essais moins 100 premiers essais de la séance d'apprentissage). La séparation inter (**DISCRIM inter**) et la distance intra (**DISCRIM intra**) ont été calculées à partir de cette même séance (ABX2 moins ABX1 de la séance d'apprentissage). Pour les autres participants ($n=2$), les effets de PC et les changements d'amplitude ont été calculés à partir de la dernière séance d'entraînement (séance 6).

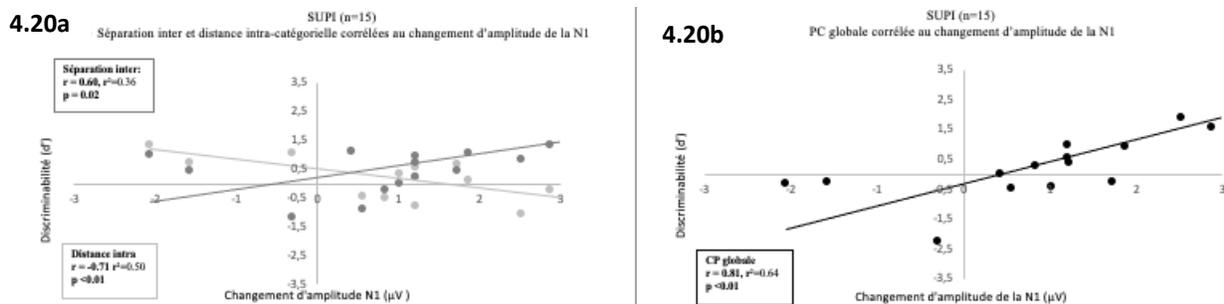
Dans ce contexte, la corrélation entre la **séparation inter** et les changements d'amplitude de la N1 était positive et significative ($r=0.60$, $p=0.02$, $n=15$, voir courbe gris foncé de la Figure 4.20a). La séparation inter est fortement corrélée à une augmentation de l'amplitude de la composante précoce. La corrélation était prédite, mais son sens est contraire à nos prédictions et pourrait s'expliquer par le fait que les résultats

ERPs obtenus suite à des mesures répétées sont moins fiables (p.ex., l'emplacement des électrodes peut fluctuer de séance en séance de même que la fenêtre temporelle de chaque composante, la composante P1 et N1 pourraient être confondues, lesquelles sont de polarité inverse (+/-); voir section 5.3.2 de la Discussion).

D'autre part, une corrélation négative significative est obtenue entre la **distance intra** et le changement d'amplitude de la N1 ($r=0.71$, $p<0.01$, $n=15$, voir courbe gris pâle de la Figure 4.20a). Ainsi, la distance intra est fortement corrélée à une diminution d'amplitude de la N1. Finalement, la **PC globale** était positivement corrélée à un changement d'amplitude de la N1 ($r=0.81$, $p<0.01$, $n=15$, Figure 4.20b). La corrélation était forte et significative.

Ainsi, lorsque nous considérons la séance durant laquelle les APP-80 et APP-95 de la condition **SUPI** ont atteint le premier critère d'apprentissage (80%), les effets de PC (**séparation inter**, **distance intra** et **PC globale**) sont fortement et significativement corrélés à des changements physiologiques perceptifs (amplitude d'une composante précoce). Les résultats ne peuvent cependant pas être associés à une composante précise telle que la N1. Dans un contexte de mesures répétées, cette composante peut facilement être confondue avec d'autres telle que la P1 dont la polarité est inverse.

Figure 4.20 Correction immédiate (SUPI): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (séance d'apprentissage)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long terme) DISCRIM: Chaque point représente un participant ($n=15$). Figure 4.20a : Le gris foncé montre la corrélation positive significative entre la séparation inter-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation négative significative entre la distance intra-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Figure 4.20b: Le noir illustre la corrélation positive significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Rappelons qu'il est fort probable que ce résultat s'explique par le manque de fiabilité des données ERPs en mesures répétées (ex. confusion P1/N1).

Les mêmes tendances sont obtenues lorsque les mesures sont basées sur la même séance pour tous les

participants : **d-prime moyen** du tout dernier ABX (**ABX12**) moins **d-prime moyen** du tout premier (**ABX1**) pour les paires inter et intra séparément et changements d'amplitude N1 respectifs (voir Figure 9 dans l'Annexe A).

4.2.3.2.2 Apprentissage supervisé avec correction différée (**SUPD**)

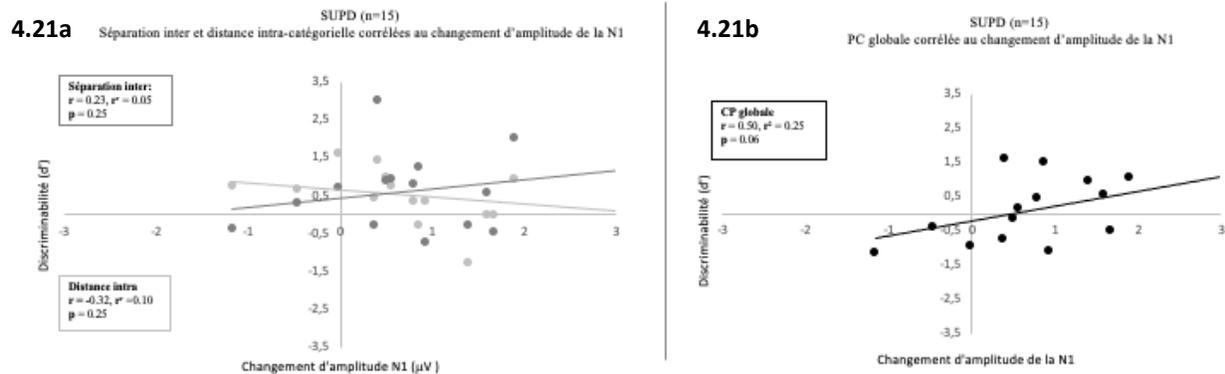
Les mêmes corrélations entre les effets de PC (**séparation inter**, **distance intra** et **PC globale**) et les mesures physiologiques (changements d'amplitude de la N1) ont été effectuées pour la condition **SUPD** (Figure 4.21).

Pour la corrélation tenant compte de la session à laquelle les APP-80 et APP-95 ont atteint le premier critère d'apprentissage de 80% (n=11), la **séparation inter** et les changements d'amplitude de la N1 respectifs était négative et non significative ($r=-0.23$, $p=0.25$, $n=15$, voir courbe gris foncé de la Figure 4.21a). Le sens est contraire à nos prédictions et pourrait s'expliquer, comme mentionné précédemment, par la difficulté à cibler une composante précise en contexte de mesures répétées (p.ex. possible confusion de la composante cible N1 avec la composante P1 de polarité inverse).

La corrélation entre la **distance intra** et les changements d'amplitude de la N1 respectifs était positive et non significative ($r=0.32$, $p=0.25$, $n=15$, voir courbe gris pâle de la Figure 4.21a). La corrélation entre la **PC globale** et le changement d'amplitude de la N1 était positive et non significative ($r=-0.50$, $p=0.06$, $n=15$, voir Figure 4.21b).

Bien que les corrélations soient faibles et non-significatives pour la condition **SUPD**, nous obtenons le même patron de résultats qu'en **SUPI** (voir Figure 4.20).

Figure 4.21 Correction différée (SUPD): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (séance d'apprentissage)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=15). Pour les APP-80 et APP-95 (n=11), le changement d'amplitude de la N1 a été calculé à partir de la séance où ils ont appris (100 derniers essais moins 100 premiers essais de la séance d'apprentissage). La séparation inter (**DISCRIM inter**) et la distance intra (**DISCRIM intra**) ont été calculées à partir de cette même séance (ABX2 moins ABX1 de la séance d'apprentissage). Pour les autres participants (n=4), les effets de PC et les changements d'amplitude ont été calculés à partir de la dernière séance d'entraînement (séance 6). Figure 4.21a : Le gris foncé montre la corrélation négative non significative entre la séparation inter-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation positive non significative entre la distance intra-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Figure 4.21b: Le noir illustre la corrélation négative non significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. À l'inverse des prédictions, une augmentation de la séparation inter est corrélée à une augmentation de l'amplitude de la N1, ce qui pourrait s'expliquer par une confusion entre les composantes P1 et N1 en contexte de mesures répétées.

Par ailleurs, la majorité des tendances s'inverse lorsque les effets de PC et les changements d'amplitude de la N1 sont basés sur les mêmes séances pour tous les participants (la toute dernière et la toute première; voir Figure 11 dans l'Annexe A). Cela appuie l'explication selon laquelle le contexte de mesures répétées diminue grandement la fiabilité des mesures EEG et peut mener à une confusion entre deux composantes de polarité inverse.

4.2.3.2.3 Apprentissage non supervisé (NSUP – tâche contrôle)

Puisqu'aucun participant n'a appris dans la condition **NSUP**, seule la corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 basée sur les mêmes séances pour tous les participants (la toute dernière et la toute première) a été réalisée (voir Figure 12 dans l'Annexe A). Bien que les résultats soient difficilement comparables aux autres conditions de par la nature de la tâche **NSUP** (les effets de PC résultent ici d'une exposition passive répétée aux stimuli et non d'un apprentissage supervisé), il est possible de constater que les tendances obtenues sont similaires à celles obtenues en condition **SUPI** (voir Figure 10 dans l'Annexe A).

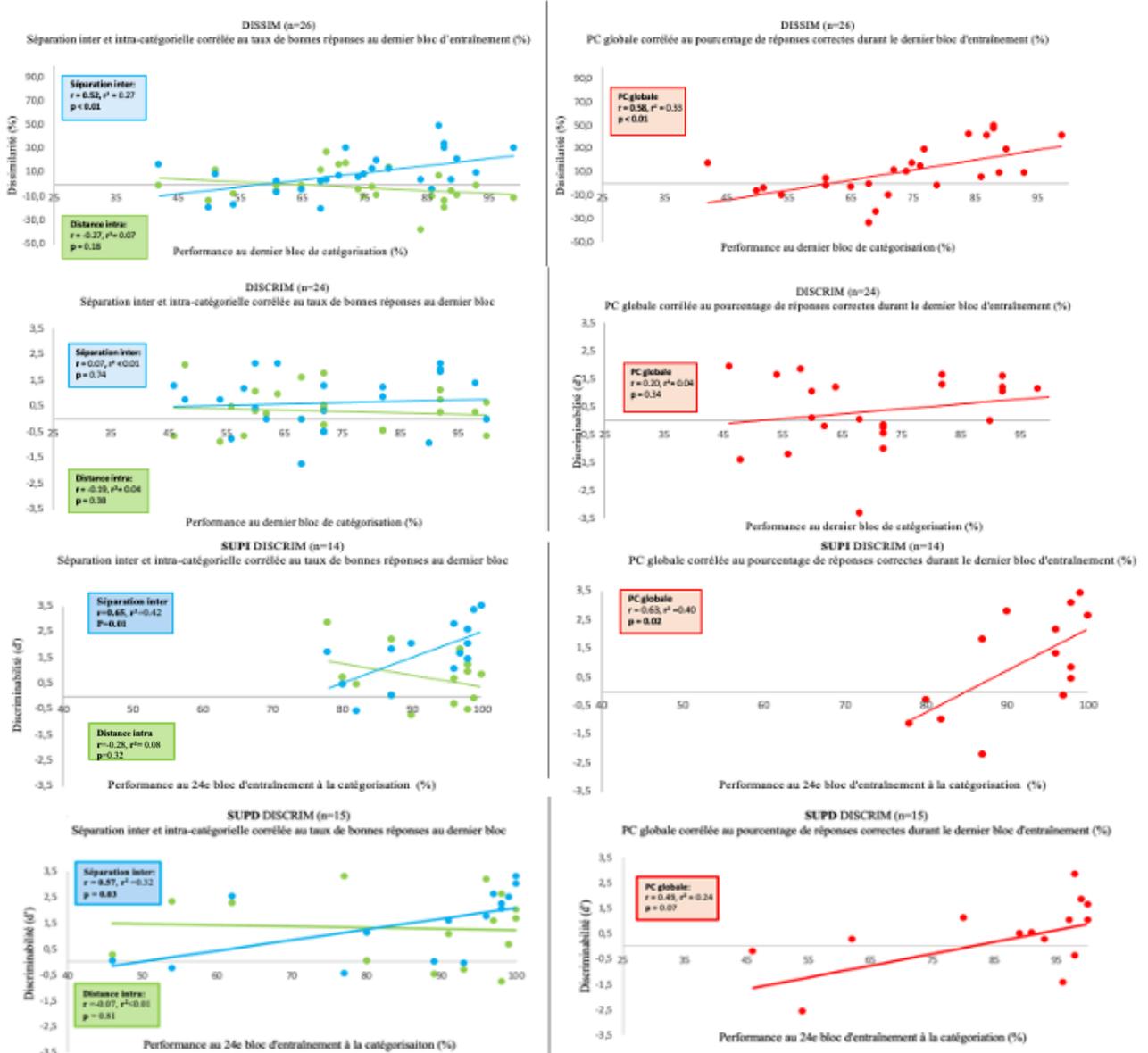
4.3 Analyses récapitulatives

De manière générale, l'apprentissage de nouvelles catégories suite à une seule séance d'entraînement corrèle avec de la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la **DISSIM**, mais pas la **DISCRIM**. Par ailleurs, lorsque l'entraînement se poursuit sur plusieurs séances, de la séparation inter-catégorielle est aussi obtenue avec la **DISCRIM** et ce, tant pour la condition **SUPI** ainsi **SUPD** (voir Figure 4.7 vs 4.14 et 4.15). Ainsi, la majorité des corrélations entre l'apprentissage et la séparation inter est positive (corrélations faible à moyenne, voir la majorité des droites bleues qui est ascendante dans la Figure 4.22). Cela appuie l'hypothèse selon laquelle l'apprentissage de nouvelles catégories (apprendre à faire la bonne chose avec le bon type de chose) peut changer notre manière de les percevoir, résultant principalement en effets de **séparation inter-catégorielle**. De plus, la séparation inter moyenne durant le surentraînement **SUPI** de 6 séances est significativement plus grande que celle obtenue en **NSUP** (voir Figure 4.11). La séparation inter ne peut donc pas être expliquée entièrement par une simple exposition passive répétée : l'abstraction des attributs distinctifs lors du surentraînement à la catégorisation augmente la **DISCRIM inter**.

Dans le même sens, lorsque les corrélations obtenues entre la PC (DISSIM/DISCRIM inter et DISSIM/DISCRIM intra) et l'apprentissage pour l'**étude 1 (Distance perceptive)** et l'**étude 2 (Apprentissage long-terme)** sont combinées (total de 8 corrélations), un test khi-carré révèle que le nombre de corrélations obtenues correspondant aux prédictions (7/8) dépasse ce qui aurait été obtenu de manière aléatoire (voir Tableaux 8 et 9 dans l'Annexe B, $\chi^2=4,5$, $p=0.03$).

D'autre part, les corrélations entre la PC et les mesures physiologiques de l'étude 1 sont inverses aux corrélations obtenues entre l'apprentissage et la PC : la **DISSIM inter** ne corrèle pas avec un changement d'amplitude de la **N1** alors que la **DISCRIM inter** corrèle positivement et fortement à une diminution de la **N1** comme prédit. Cela appuie la critique selon laquelle la DISSIM est plus sujette à être influencée par des variables autres que des changements perceptifs. Pour l'étude 2, les résultats fluctuent. En effet, les corrélations sont parfois négatives, parfois positives, parfois significatives et parfois non. Dans le cas de l'étude 2, cela peut s'expliquer par le contexte de mesures répétées, lequel augmente autant la variabilité intra-sujet qu'inter-sujet (p.ex., variabilité de la fenêtre temporelle de séance en séance et de participant en participant). Il devient alors très difficile d'identifier avec certitude la composante mesurée (p.ex., N1 vs P1). De manière générale, les résultats ne sont donc pas concluants pour l'étude 2.

Figure 4.22 Ensemble des corrélations entre la performance au dernier bloc d'entraînement à la catégorisation et la PC



CHAPITRE 5

DISCUSSION

5.1 Apprentissage des catégories

Les résultats de l'**étude 1** (Distance perceptive) démontrent que la complétion d'une tâche **DISSIM** ou **DISCRIM** avant l'entraînement à la catégorisation mène à un apprentissage des catégories comparable lors d'une séance d'entraînement par essais-erreurs avec correction immédiate subséquente [**SUPI**].

Ainsi, les résultats suggèrent que l'apprentissage de certaines catégories nécessite l'accès à une rétroaction, qu'elle soit immédiate ou différée. Par ailleurs, certaines questions persistent. Par exemple, la courte période d'entraînement à la catégorisation de l'**étude 1** (Distance perceptive, 1 séance) et de plusieurs études réalisées dans le domaine de l'apprentissage de nouvelles catégories (Pothos et Repp, 2014; Minda et Smith, 2001; Pérez-Gay et al. 2017;2019; Feldman, 2021) soulève des questions sur l'évolution et la capacité d'apprentissage des participants. Les non-apprenants après un entraînement d'une heure peuvent-ils apprendre les catégories avec davantage d'entraînement? Les participants peuvent-ils atteindre et maintenir un taux d'exactitude de catégorisation de 100%? Est-ce que le surentraînement a un effet sur la perception des stimuli telle que la PC acquise (séparation inter, compression intra)?

L'**étude 2** (Apprentissage long-terme) durant laquelle les participants ont complété 6 séances d'entraînement à la catégorisation (1 par semaine) permet de répondre partiellement à ces questions. Ainsi, dans les conditions d'apprentissage supervisé (**SUPI** et **SUPD**), des participants initialement non-apprenants ou borderlines sont devenus, avec davantage d'entraînement, des apprenants. Certains ont même réussi à atteindre une performance très élevée (maintien d'un taux d'exactitude variant entre 95 et 100%). Cela signifie qu'avec davantage de pratique, ils sont parvenus à abstraire les attributs permettant de distinguer les membres d'une catégorie des non-membres. Ils ont développé des «capteurs» des attributs distinguant les Lakamytes et les Kalamytes, au même titre que les participants ayant appris les catégories dès la première séance. Cependant, d'autres n'y sont pas parvenus. Certains participants ont maintenu une performance variant entre 80% et 90%, mais n'ont jamais atteint le 100%. Cela signifie-t-il qu'ils n'ont pas réussi à abstraire l'ensemble des attributs permettant de distinguer les catégories? Ou alors que le développement des détecteurs peut être partiel et/ou graduel? Peuvent-ils tout de même être

considérés comme des apprenants? Aurait-il été possible pour eux d'atteindre le taux de 100% avec plus de séances d'entraînement? La présente étude ne permet pas de répondre à ces questions.

Une étude comportant plus de séances d'apprentissage pourrait aider à répondre. L'étude de certaines variables individuelles pouvant influencer la capacité des participants à apprendre de nouvelles catégories pourrait aussi aider à répondre à certaines questions (p.ex., passation de tests psychométriques afin d'étudier le rôle de certaines fonctions cognitives). De fait, la catégorisation est un processus cognitif considéré de haut niveau qui nécessite la mise en place de plusieurs fonctions cognitives telle que la capacité à générer des idées/stratégies de catégorisation, la flexibilité qui permet d'adapter ses réponses en fonction de la rétroaction reçue et la mémoire de travail qui permet de maintenir en tête les bonnes et les mauvaises réponses afin d'en abstraire une règle plus générale (Diamond, 2013; Nemeth et Chustz, 2020). Cela a d'ailleurs motivé l'évaluation du profil cognitif des participants de la présente étude (Louis, Véronneau, Prévost & Harnad, 2021). Certaines limites cognitives pourraient aussi expliquer pourquoi les participants peinent à atteindre et maintenir une performance plus près du 100% (p.ex., fatigue cognitive, fluctuations, attentionnelles, etc.).

5.2 Perception catégorielle

Dans l'**étude 1** (Distance perceptive), des effets de PC acquise (séparation inter, compression intra et PC globale) ont été obtenus avec la mesure **DISSIM**. Meilleurs étaient les participants pour catégoriser à la fin de l'entraînement à la catégorisation (1 séance), plus grande était leur **séparation inter-catégorielle** et leur **compression intra-catégorielle**. Par contre, les corrélations étaient nulles pour la **DISCRIM**.

Par ailleurs, les résultats de l'**étude 2** (Apprentissage long-terme) démontrent qu'avec plus d'entraînement (6 séances), des corrélations fortes et significatives sont aussi obtenues entre l'apprentissage supervisé (**SUPI** et **SUPD**) et la PC acquise avec la **DISCRIM**. Notons aussi que les effets de PC acquise par apprentissage supervisé sont plus grands que ceux obtenus suite à une simple exposition répétée aux stimuli, sans renforcement correctif (apprentissage **NSUP**). Ces résultats appuient l'hypothèse que l'apprentissage de nouvelles catégories mène à des changements perceptifs adaptatifs.

D'autre part, les corrélations entre l'apprentissage et la **séparation inter-catégorielle** sont souvent plus fortes et significatives que celles entre l'apprentissage et la **compression intra-catégorielle** (voir Tableaux 7 et 8 dans l'Annexe B). Cela pourrait s'expliquer par le fait que, quelles que soient les tâches utilisées, la

séparation a une valeur adaptative souvent supérieure à la compression. En effet, la capacité à distinguer les membres par rapport aux non-membres d'une catégorie est ce qui nous permet d'agir de manière appropriée envers les membres (faire la bonne chose). Cependant, une diminution de la capacité à discriminer les membres d'une même catégorie n'est pas aussi primordiale. Il est possible de percevoir des différences dans les stimuli intra-catégoriels tout en étant capable de les catégoriser tous correctement comme membres de la même catégorie. Par conséquent, il serait plus adaptatif d'avoir une capacité accrue à distinguer les stimuli inter-catégories que de réduire la capacité à distinguer les stimuli intra-catégorie. Comprimer les membres d'une même catégorie en discriminant *moins bien* les différences intra serait un effet secondaire de la séparation des catégories, mais pas une valeur adaptative en soi.

De plus, les études en phonologie et en perception de la parole d'où provient le concept de PC basée sur une mesure de DISCRIM ont décrit la séparation inter-catégorielle comme étant une meilleure habileté à discriminer des stimuli inter et la compression intra-catégorielle comme étant une incapacité totale à discriminer des stimuli intra (Liberman, 1957). Cela provient du fait que la **DISCRIM** a été confondue avec la catégorisation, comme si la tâche relative de discrimination et la tâche absolue de catégorisation étaient les mêmes. Cela peut donc, de manière exagérée, nous amener à croire des effets de séparation inter-catégorielle à de forts effets de compression intra-catégorielle. De plus, ces effets provenaient du cas particulier des phonèmes, c'est-à-dire des catégories rangées sur un continuum – et aucun test de l'apprentissage, qui aurait donné la comparaison après moins avant. Une relation directe entre la séparation et la compression est souvent observée lorsqu'on étudie un continuum bipolaire comme le voisement: plus on sépare inter, plus on comprime intra, pour des raisons purement géométriques. Toutefois, dans un monde multidimensionnel où les membres des catégories ne se situent pas sur des continuums sensoriels, mais dans un espace d'attributs souvent discrets où l'apprentissage des catégories dépend de la capacité à abstraire et à privilégier les attributs qui distinguent membre/non-membre en ignorant le reste, il n'est pas du tout évident que la séparation inter nécessite la compression intra.

Notons tout de même que, dans l'**étude 2** (Apprentissage Long terme), les analyses statistiques démontrent que les participants **SUPI** et **SUPD** étaient significativement moins bons pour distinguer les paires de catégories intra-catégorielles que les participants **NSUP** après la deuxième séance d'entraînement. Toutefois, cette différence disparaît à la troisième séance. Par la suite, de manière générale, tous les participants s'améliorent dans leur capacité à discriminer des paires de stimuli intra-catégorielles, au même titre que les stimuli inter. Cela concorde avec les effets de

sensibilisation/enrichissement attendus, lesquels résultent en une « hypersensibilité » aux changements facilitant la discrimination de tous les stimuli suite à une exposition répétée. Cela concorde aussi avec les effets de l'apprentissage perceptuel tel que décrit par Eleanor Gibson (1969; Adolph & Kretch 2015). L'exposition passive répétée et non supervisée à des stimuli (**NSUP**) permet entre autres de détecter l'invariance et la redondance de certains attributs, facilitant ainsi leur distinction et leur identification. Bref, tout devient plus distinct de tout grâce à l'exposition fréquente non supervisée, dans un effet plus faible qui est surajouté aux effets supervisés inter, qui séparent sélectivement les catégories

5.3 Données physiologiques

5.3.1 LPC et apprentissage

L'**étude 1** (Distance perceptive) démontre que les groupes ne diffèrent pas en ce qui a trait à l'amplitude moyenne de la **LPC** avant l'apprentissage et/ou lors des 200 premiers essais de catégorisation. Cependant, ils diffèrent après l'apprentissage et/ou lors des 200 derniers essais de catégorisation. Dans le même sens, une corrélation moyenne positive a été obtenue entre l'amélioration des participants lors de l'entraînement à la catégorisation et le changement d'amplitude de la LPC. Meilleurs étaient devenus les participants à catégoriser, plus positive était devenue la LPC. Le même profil est obtenu dans l'**étude 2** (Apprentissage long-terme).

Ainsi, nos résultats soutiennent l'idée selon laquelle l'apprentissage de nouvelles catégories implique certains processus post-perceptuels tels que la prise de décision (Ito & Cacioppo, 2000 ; Philiastides, Ratcliff & Sajda, 2006; Ratcliff, Philiastides & Sajda, 2009; Rokszin, Györi-Dani, Nyul & Csifcsák, 2016). Il est aussi intéressant de noter que l'amplitude globale de la **LPC** des participants de la condition **NSUP** (tâche contrôle, exposition sans réponse et sans correction) est inférieure à celle des participants des deux conditions d'apprentissage supervisé (SUPI et SUPD), avec réponse et correction. Cela indique que le changement d'amplitude ne peut être expliqué par la simple exposition aux stimuli.

5.3.2 N1 et PC

Dans l'**étude 1** (Distance perceptive), un changement d'amplitude de la composante précoce occipitale **N1** était corrélé à la séparation inter-catégorielle telle que mesurée par la **DISCRIM** (voir Figure 3.8 et Figure 3 dans l'Annexe A). Comme prédit, une plus grande **séparation inter-catégorielle** était corrélée à une diminution d'amplitude de la **N1**. D'autre part, la corrélation obtenue avec la **DISSIM** était nulle. Les grands

effets de séparation inter suite à l'apprentissage des catégories tels que mesurés par la DISSIM (voir Figure 4.5) contrastent grandement avec les corrélations nulles entre la **DISSIM** et le changement d'amplitude N1 (voir Figure 4.7). Cela porte à croire que la **DISSIM** est plus sensible à certains facteurs qui ne sont pas perceptuels tels que le «biais nominal». Le fait de juger la (dis)similarité en se basant sur le nom des images présentées plutôt que sur les similitudes/différences perçues pourrait expliquer le contraste entre les corrélations apprentissage/PC et PC/mesures physiologiques. Le présent projet ne permet donc pas d'éliminer l'hypothèse selon laquelle l'utilisation de cette mesure subjective peut biaiser les résultats de PC obtenus.

Pourtant il faut prendre en compte aussi que *la seule raison pour laquelle les apprenants savent quel stimulus porte quel nom c'est qu'ils ont appris les attributs perceptifs qui les distinguent*. C'est pour cela que les non-apprenants n'ont pas produit cet effet. Donc le nom correct d'un membre d'une catégorie n'est pas juste un biais verbal; il est l'issu d'un apprentissage perceptif. Autre fait pertinent : les réponses correctes et incorrectes dans l'entraînement à la catégorisation n'étaient pas les noms propres des catégories, mais des coups de clavier K et L (dans une pièce obscure). Donc d'autant qu'il pouvait avoir un biais de réponse, ça serait la disposition motrice à appuyer sur la bonne clé avec le bon doigt, et non un biais nominal.

Dans l'**étude 2** (Apprentissage long-terme), les liens entre la composante ERP précoce et les effets de séparation sont très variables d'une séance à l'autre et d'une condition à l'autre. Le lien entre la séparation inter et les mesures physiologiques (changement d'amplitude de la **N1**) est parfois positif, parfois négatif, parfois significatif et parfois non significatif. Cela pourrait s'expliquer en partie par la difficulté générale à obtenir des mesures EEG répétées équivalentes et comparables pour chaque séance. Par exemple, le positionnement du casque était peut-être légèrement différent d'une séance à l'autre, ce qui a pu influencer l'emplacement des électrodes. De plus, la fenêtre de temps de la composante cible pouvait varier entre les participants ainsi qu'à travers les séances. En ce sens, les composantes ERPs précoces **P1** et **N1**, dont les polarités sont inverses, peuvent être difficiles à distinguer, même à l'intérieur d'une seule séance. Il est donc possible que la fenêtre de temps choisi ait parfois mesuré la **P1** plutôt que la **N1** ou encore, un peu des deux composantes. À cela s'ajoute le petit nombre de participants par condition (**SUPI** n=15, **SUPD** n=15 et **NSUP** n=9). Cependant, malgré la grande variance des résultats, la taille des corrélations entre la PC globale et les mesures physiologiques (moyenne à élevée) appuie l'hypothèse que la PC acquise reflète bel et bien des changements perceptifs.

Les résultats physiologiques corrélés à la PC telle que mesurée par la **DISCRIM** lors de l'**étude 1** (Distance perceptive) et l'**étude 2** (Apprentissage long-terme) représentent un indice important appuyant la possibilité de développer des détecteurs d'attributs lors de l'apprentissage de nouvelles catégories. La capacité d'abstraire les attributs pertinents pour distinguer les membres d'une catégorie des non-membres est ce qui nous permet d'apprendre à catégoriser (« faire la chose correcte avec la correcte sorte de chose »), une capacité qui est centrale à l'adaptativité cognitive de l'espèce humaine ainsi que toutes les autres espèces qui sont capables d'apprendre à catégoriser (Prather et al. 2009; Smith et al. 2010; Pérez-Gay et al. 2017). Sans cela, nous n'aurions que des catégories innées, codées par nos gènes et implantées dans nos cerveaux. Les catégories innées sont acquises par une autre sorte d'apprentissage supervisé/renforcé/corrigé: l'évolution darwinienne. Mais d'acquérir toutes nos catégories par l'essai et erreur génétique, corrigés par le succès ou l'échec en survie et reproduction, serait lent, en termes de temps requis. C'est comme cela que nous avons acquis nos détecteurs d'attributs pour les couleurs de l'arc-en-ciel (Figures 2.1 et 2.3). Plusieurs centaines de millions d'années ont été nécessaires afin de développer une vision trichromate des couleurs (Magnus, 1878 ; King, 2005). Les catégories acquises directement par l'évolution génétique ne sont pas seulement lentes à acquérir, mais aussi inflexibles. La capacité d'apprendre les catégories par essais, erreurs et correction durant la vie (qui est elle aussi une capacité innée) est incomparablement plus rapide et flexible, ainsi que générale et puissante. Nous partageons avec beaucoup d'autres espèces la capacité d'acquérir les catégories par apprentissage non supervisé ainsi que supervisé.

5.4 Pourquoi des effets perceptifs (PC)? Des explications provenant de la modélisation

Certaines modélisations mathématiques sur les réseaux neuronaux expliquent comment l'apprentissage de nouvelles catégories mène à de la séparation inter-catégorielle (Bonnasse-Gahot et Nadal, 2008; 2022; Pérez-Guay et al., 2017 ; 2019). Notons que les réseaux neuronaux sont composés de plusieurs couches dont la première est « l'entrée » (stimuli à catégoriser) et la dernière est la « sortie » (réponse). Le nombre de couches intermédiaires (unités cachées) varie d'un réseau à l'autre. Ces dernières permettent un apprentissage non supervisé (**NSUP** – autoencodage) et un apprentissage supervisé (**SUPI** ou **SUPD** – rétropropagation).

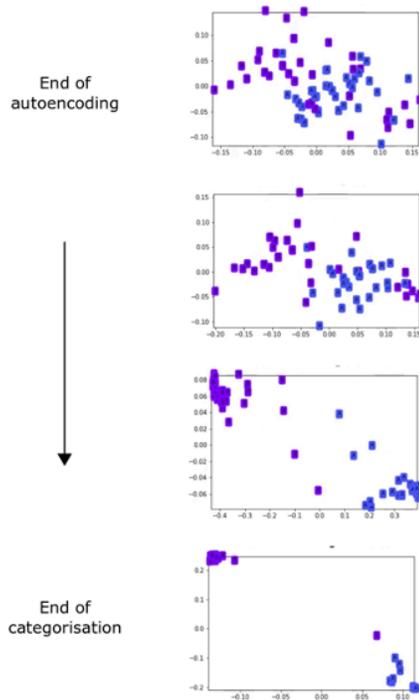
Dans ce type de modèle, l'apprentissage non supervisé peut être représenté par l'autoencodage (le réseau est entraîné à donner « l'entrée » en « sortie »). Cette exposition passive (**NSUP**) ne permet pas au réseau d'apprendre les catégories. Cela lui permet simplement de se familiariser avec l'ensemble des attributs

présents dans les stimuli présentés, leurs fréquences et leur intercorrélations. Ainsi, les catégories restent indistinguables à la fin de l'autoencodage (chevauchement des points bleus et violets au haut de la Figure 5.1a). Par la suite, le réseau est entraîné à catégoriser par apprentissage supervisé (**SUPI** ou **SUPD**).

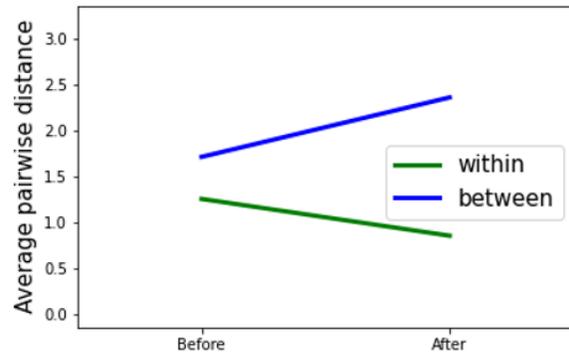
L'apprentissage se fait graduellement par l'ajustement du niveau d'activation des unités cachées résultant de la correction donnée (rétropropagation). Le réseau augmente le poids des activations corrélées aux attributs qui distinguent les catégories et à l'inverse, il diminue le poids des activations corrélées aux attributs non distinctifs qui sont inutiles pour catégoriser. La Figure 5.1a illustre l'évolution de cet apprentissage : les points bleus et violets se séparent et se polarisent chacun dans un coin opposé. En d'autres termes, l'apprentissage des catégories par le réseau (**SUPI** ou **SUPD**) résulte en une séparation des catégories dans l'espace d'activation (polarisation de l'activation des unités : augmentation de l'activation des unités menant à une catégorisation correcte). L'apprentissage des catégories renforce les « détecteurs d'attributs distinctifs », ce qui génère de la séparation inter-catégorielle. Le même profil de PC avant/après l'apprentissage obtenu chez les participants humains (Figure 2.4) est obtenu avec les réseaux neuronaux (Figure 5.1b. droite bleue ascendante). Cependant, la compression est plus grande dans les réseaux neuronaux que chez nos participants humains. Bien que la comparaison entre les réseaux et la cognition humaine soit limitée, les réseaux fournissent une possible explication de comment et pourquoi l'apprentissage de nouvelles catégories peut changer notre perception, laquelle peut être comparée aux représentations internes des réseaux (Thériault 2018; Bonnasse-Gahot & Nadal 2022).

Figure 5.1 Réseaux neuronaux

5.1a



5.1b



Note. Dans cette image, les membres d'une catégorie sont en **bleu** et les membres d'une autre catégorie sont en **violet**. Figure 5.1a : Après l'apprentissage non supervisé (NSUP - autoencodage), les membres des deux catégories se chevauchent dans l'espace catégoriel (image du haut). Le réseau ne les distingue pas, il ne peut les catégoriser à ce stade. Cependant, au fur et à mesure qu'il apprend à catégoriser correctement (abstraction des attributs permettant de distinguer les membres respectifs de chaque catégorie par essais et erreurs avec correction rétroactive des liens et activations des unités internes), les membres de chaque catégorie s'éloignent dans l'espace d'activation (séparation progressive des représentations internes des membres de chaque catégorie). Cela résulte en une séparation évidente entre les membres des différentes catégories (séparation inter) ainsi qu'une compression intra (image du bas). Figure 5.1b : Le même profil de PC acquise avant/après l'apprentissage supervisé obtenu avec les réseaux neuronaux est obtenu avec les participants humains. Il y a de la séparation inter-catégorielle (droite ascendante **bleue** représentant l'éloignement des points bleus versus violets après l'apprentissage dans la Figure 5.1a) et de la compression intra-catégorielle (droite descendante **verte** représentant le rapprochement des points mauves dans un même coin et le rapprochement des points bleus dans le coin opposé dans la Figure 5.1a). Cependant, la compression intra est beaucoup plus faible et souvent absente chez les apprenants humains, en partie parce que, contrairement aux réseaux qui apprennent à catégoriser à 100%, peu de participants humains atteignent une performance parfaite, et ce, même après un surentraînement de 6 séances. Rappelons aussi que la compression intra a une valeur adaptative moindre que la séparation inter (voir section 5.2). Image provenant de «Learning-induced categorical perception in a neural network model» par Thériault, Pérez-Gay, Rivas & Harnad, 2018, (<https://arxiv.org/abs/1805.04567>) reproduite avec la permission des auteurs.

CHAPITRE 6

CONCLUSION

En conclusion, nous croyons que la présente thèse contribue à la compréhension de l'apprentissage et du surapprentissage de nouvelles catégories visuelles et de la perception catégorielle acquise. Cependant, nous sommes conscients que les études présentées comportent plusieurs limites et nous croyons que des études futures seraient utiles afin de valider les résultats obtenus.

6.1 Limites et ouverture

6.1.1 Mesures de distance perceptive

En premier lieu, bien que la **DISCRIM** soit une mesure plus objective que la **DISSIM**, elle peut être critiquée à d'autres niveaux (Gerrits & Schouten, 2004). Par exemple, les participants pourraient modifier la tâche en cherchant à utiliser différentes stratégies. Ils pourraient décider d'ignorer les premiers stimuli et de se concentrer uniquement sur les deux derniers (Van Hessa & Schouten, 1999). Cela deviendrait alors une tâche AX et des biais tels que le biais nominal pourraient influencer les résultats. Cependant, nous croyons que cela est peu probable puisque la séparation inter-catégorielle suite au surapprentissage telle que mesurée par la **DISCRIM** était significativement corrélée avec un changement physiologique perceptif. En effet, une corrélation positive de taille moyenne est obtenue entre la **DISCRIM** inter et un changement d'amplitude d'une composante occipitale précoce (150-220 ms après la vue du stimulus). De plus, une étude en cours dans le laboratoire (House, en prép) visant à mesurer des effets de PC visuelle acquise par l'entremise d'une tâche de détection de cibles et un effet physiologique nommé le mismatch negativity (**MMN**) obtient des résultats comparables à ceux obtenus dans le présent projet avec la **DISCRIM**.

Les participants l'étude de House sont entraînés à catégoriser par apprentissage **SUPI** (séance unique). Afin de mesurer la PC, un groupe de participants accomplissent une tâche de détection de cible et un autre groupe accomplit une tâche oddball permettant de mesurer l'effet physiologique **MMN** (voir Garrido et al., 2009 pour plus de détails sur cet effet). Lors de la tâche de détection de cible, les participants sont exposés à des stimuli placés en cercle, lesquels sont tous identiques -- à l'exception d'un seul stimulus. Le stimulus différent peut appartenir à la même catégorie que les autres stimuli (paires intra-catégorielles) ou non (paires inter-catégorielles). Les participants doivent alors indiquer si le stimulus différent se trouve à droite ou à gauche du cercle ou encore dans la moitié supérieure ou inférieure et ce, le plus rapidement

possible. Les résultats préliminaires démontrent que meilleurs sont les participants à catégoriser à la fin de l'entraînement à la catégorisation (**SUPI** séance unique), plus rapides et plus exacts ils sont pour détecter une cible non-membre parmi plusieurs membres après, à comparer à avant l'entraînement (séparation inter-catégorielle). Cette corrélation n'est pas obtenue lorsque les participants doivent détecter une cible différente appartenant à la même catégorie que les autres (compression intra-catégorielle). Finalement, d'autres participants accomplissent une tâche oddball ou le oddball appartient parfois à la même catégorie que les autres stimuli (oddball intra-catégoriel) et parfois à une autre catégorie (oddball inter-catégoriel). Dans le même sens, les résultats préliminaires démontrent que meilleurs sont les participants à catégoriser à la fin de l'entraînement, plus négative est l'amplitude de leur MMN pour les oddball inter-catégoriels après l'entraînement à comparer à avant (**séparation inter-catégorielle**). Cela n'est pas observé pour les oddball intra-catégoriels (**compression intra-catégorielle**). Ces résultats apportent donc un appui supplémentaire important à l'hypothèse que l'apprentissage de nouvelles catégories (c.-à-d. apprendre à faire la correcte chose avec la correcte sorte de chose) peut résulter en changements perceptifs tels que la PC.

6.1.2 Validité écologique

En deuxième lieu, la validité écologique de l'**étude 1** (Distance perceptive) est faible. En effet, il est rare d'apprendre quelque chose en seulement 1 heure d'entraînement pour ensuite ne plus jamais utiliser ces nouvelles connaissances. La seconde étude démontre d'ailleurs que les faibles liens entre les effets de PC tels que mesurés par la DISCRIM et l'apprentissage en une séance (voir Figure 4.7) se solidifient grandement lorsque l'entraînement se prolonge sur plusieurs séances et ce, tant en condition **SUPI** (voir Figure 4.14) que **SUPD** (voir Figure 4.15). Comme mentionné précédemment, il serait donc pertinent de réaliser plus d'études sur le surapprentissage de nouvelles catégories. Cela permettrait une meilleure comparaison entre les résultats obtenus en laboratoire et les expertises que nous développons au quotidien (p.ex., panneaux de circulation) ou encore en lien avec certains métiers (p.ex., mycologues, cytologues, ornithologues). Très peu d'études ont tenté d'opérationnaliser ce type de surapprentissage à plus petite échelle afin d'étudier les changements perceptifs pouvant en résulter.

6.1.3 Nombre de participants limité

En troisième lieu, le petit nombre de participants de l'**étude 2** (Apprentissage Long terme) résulte en un manque de puissance nuisant à la détection de certains effets statistiques. De plus, le fait d'avoir peu de

participants dans chaque condition d'apprentissage et un plan expérimental comportant des mesures répétées mène à une difficulté additionnelle pour l'identification des composantes ERPs (grande variabilité entre les participants, entre les séances et entre les conditions, manque de concordance dans les fenêtres de temps, possibilité que les casques et les électrodes n'aient pas été placés exactement au même endroit de séance en séance). Par ailleurs, rappelons que le nombre de corrélations dont la polarité obtenue concordait avec la polarité prédite est significativement plus élevé que le hasard.

6.1.4 Analyse des temps de réaction en appui aux effets de PC

En quatrième lieu, il serait intéressant de faire des analyses supplémentaires afin de savoir si le temps de réaction moyen lors de la DISCRIM inter diffère du temps de réaction moyen lors de la DISCRIM intra. Des études ont démontré que la séparation inter peut se refléter à la fois en une plus grande rapidité et une meilleure habileté à discriminer des paires inter-catégories qu'intra (p.ex., Franklin et al., 2008; Winawer et al., 2007; Calder et al. 1996).

6.1.5 Contextes polychotomiques

En cinquième lieu, il serait important d'aller au-delà des catégories dichotomiques membre/non-membre (p.ex., champignons chanterelles et shiitakes) et d'étudier des contextes polychotomiques, c'est-à-dire d'utiliser des ensembles catégoriels composés de plus de deux catégories (p.ex., chanterelles, morilles, shiitakes, cèpes). Cela permettrait une comparaison plus réaliste avec les ensembles catégoriels présents dans notre environnement de tous les jours.

6.1.6 Apprentissage verbal

En sixième lieu, il serait intéressant d'étudier l'effet de l'apprentissage verbal sur la PC acquise. En effet, il est possible d'apprendre des nouvelles catégories par instruction verbale. Ce moyen d'acquérir les catégories est encore plus puissant que l'apprentissage supervisé et non supervisé et il est unique à notre espèce. On ne traite pas ce troisième moyen – le langage – dans cette thèse, mais il est à noter qu'il est « ancré » dans les catégories acquises par les deux moyens analysés dans cette thèse (Harnad 1990 ; Blondin-Massé et al. 2010 ; Vincent-Lamarre et al. 2016). De plus, les attributs distinctifs appris par l'instructeur et explicités dans l'instruction doivent déjà être connus par l'apprenant: ils doivent être des catégories qui ont déjà été apprises (par apprentissage supervisé ou non supervisé) et dénommées. Ce type d'apprentissage est courant et, par définition, toujours explicite (Biederman et Shiffrar, 1987; Ruge et

Wolfensteller 2009). Son étude permettrait des comparaisons intéressantes entre la PC résultant d'un apprentissage « en direct » (supervisé et non supervisé) et la PC résultant d'un apprentissage verbal.

6.1.7 Explorer la PC à travers diverses modalités sensorielles

En dernier lieu, nous sommes d'avis que l'étude des effets de PC résultant d'un surapprentissage à travers d'autres modalités (p.ex., ouïe, odorat) ou encore résultant d'un apprentissage de stimuli multimodaux pourrait être intéressante. Il est rare de n'utiliser qu'un seul sens à la fois afin d'interpréter le monde qui nous entoure. Le fait d'étudier l'apprentissage et/ou le surapprentissage de catégories multimodales pourrait rendre les résultats plus comparables à la catégorisation de la vie quotidienne.

ANNEXE A

Figures supplémentaires

Figure 1 Emplacement des électrodes

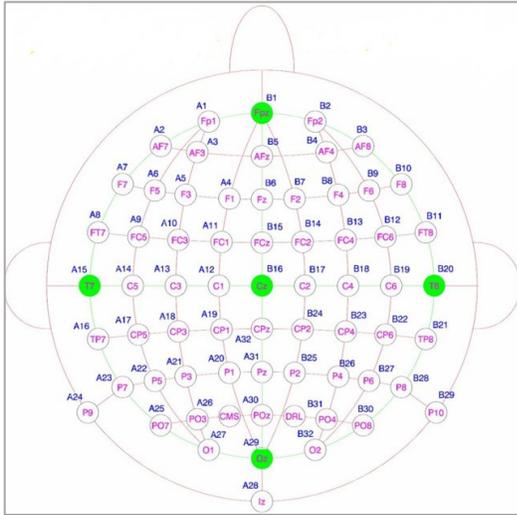
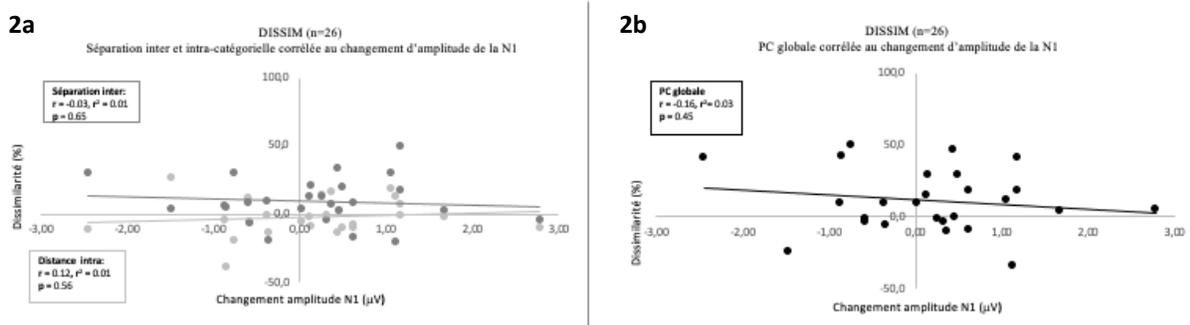
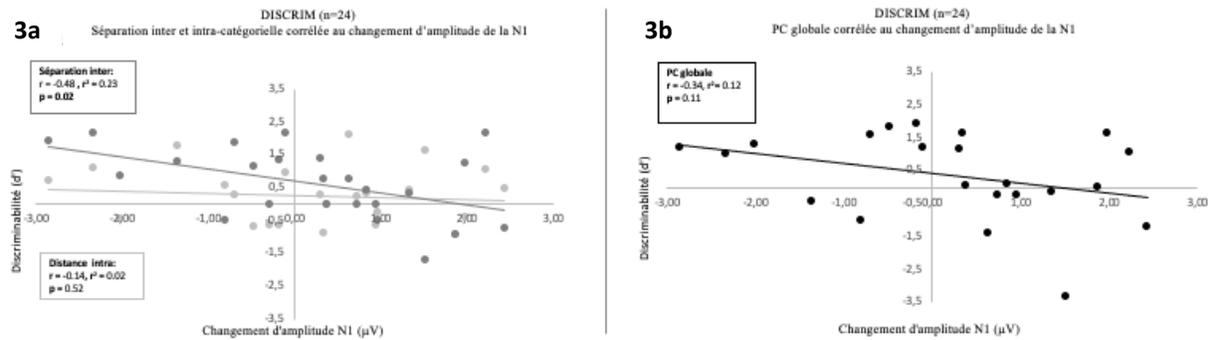


Figure 2 DISSIM: Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1



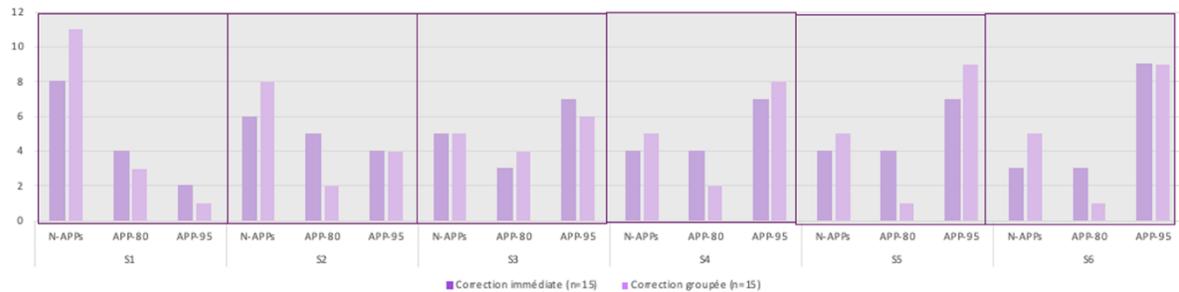
Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISSIM: Chaque point représente un participant (n=26). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé comme suit: après moins avant apprentissage pour les apprenants et dernière moitié moins première moitié pour les autres groupes. Figure 2a : Le gris foncé montre la corrélation négative non significative entre la séparation inter-catégorielle (DISSIM inter) et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation négative non significative entre la distance intra-catégorielle (DISSIM intra) et le changement d'amplitude de la N1. Figure 2b: Le noir illustre la corrélation positive non significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Tel que prédit, une augmentation de la DISSIM inter (séparation inter) tend à être corrélée à une diminution de l'amplitude de la N1.

Figure 3 DISCRIM: Corrélation entre les effets de PC et les changements d'amplitude de la N1



Note. Étude 1 (Distance perceptive) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=24). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé comme suit: après moins avant apprentissage pour les apprenants et dernière moitié moins première moitié pour les autres groupes. Figure 3a : Le gris foncé montre la corrélation négative significative entre la séparation inter-catégorielle (DISCRIM inter) et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation négative non significative entre la distance intra-catégorielle (DISCRIM intra) et le changement d'amplitude de la N1. Figure 3b: Le noir illustre la corrélation négative non significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Tel que prédit, une augmentation de la DISCRIM inter (séparation inter) est corrélée à une diminution de l'amplitude de la N1.

Figure 4 Nombre cumulé de participants N-APP (<80%), APP-80 (80-94%) et APP-95 (>95%) à travers les 6 séances



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): Les participants de la condition d'apprentissage supervisé avec correction immédiate (SUPI) et correction différée (SUPD) figurent dans le graphique. Aucun participant de la condition d'apprentissage non supervisé (NSUP) n'a appris les catégories, laquelle n'apparaît donc pas dans le graphique. Chaque séance est délimitée par un rectangle gris pâle. Pour la condition SUPI en violet (n=15), il y avait 6/15 APP-80 après la complétion de la séance de catégorisation 1 dont 2 APP-95 et 13/15 APP-80 suite à la complétion des 6 séances dont 9 APP-95. Pour la condition SUPD en mauve (n=15), il y avait 4/15 APP-80 donc 1 APP-95 après la complétion de la séance 1 et 11/15 APP-80 à la fin des 6 séances, dont 9 APP-95. Les tests khi-carré révèlent que le nombre de APP-80 et APP-95 ne diffère pas entre les deux conditions et ce, tant pour les résultats de la première séance que de la sixième. La correction immédiate et groupée ont permis à un nombre équivalent de participants d'apprendre les catégories. De manière générale, le nombre de sur-apprenants croît de manière graduelle de la première à la dernière séance (dernières barres de chaque séance/rectangle gris pâle : APP-95).

Figure 5 Pourcentage moyen de catégorisation correcte par condition (SUPI et SUPD) pour chaque bloc (100 essais) et écart-types

Statistiques descriptives				
	Condition	Moyenne	Ecart type	N
Accuracy1_1	SUPI	64,6000	12,44301	15
	SUPD	56,9333	15,30857	15
	Total	60,7667	14,25067	30
Accuracy2_1	SUPI	70,4269	16,16529	15
	SUPD	63,5333	16,37449	15
	Total	66,9801	16,36710	30
Accuracy3_1	SUPI	72,3992	17,22112	15
	SUPD	68,8000	15,46517	15
	Total	70,5996	16,18588	30
Accuracy4_1	SUPI	73,7640	15,22471	15
	SUPD	69,0000	14,63362	15
	Total	71,3820	14,87105	30
Accuracy1_2	SUPI	79,6667	15,69198	15
	SUPD	72,5333	17,47188	15
	Total	76,1000	16,71537	30
Accuracy2_2	SUPI	81,1162	15,85737	15
	SUPD	77,2667	17,16503	15
	Total	79,1914	16,35433	30
Accuracy3_2	SUPI	79,1809	15,77491	15
	SUPD	73,8000	18,60184	15
	Total	76,4904	17,16595	30
Accuracy4_2	SUPI	80,0584	15,88955	15
	SUPD	76,2000	19,40250	15
	Total	78,1292	17,53493	30
Accuracy1_3	SUPI	82,8667	14,95644	15
	SUPD	75,7333	16,76504	15
	Total	79,3000	16,02616	30
Accuracy2_3	SUPI	81,6768	15,19282	15
	SUPD	81,0667	16,99356	15
	Total	81,3717	15,84105	30
Accuracy3_3	SUPI	83,0619	14,27349	15
	SUPD	81,2667	15,66829	15
	Total	82,1643	14,75473	30
Accuracy4_3	SUPI	85,7474	12,31494	15
	SUPD	83,1333	16,54374	15
	Total	84,4404	14,39132	30
Accuracy1_4	SUPI	86,9333	12,73615	15
	SUPD	80,2667	18,10472	15
	Total	83,6000	15,74933	30
Accuracy2_4	SUPI	87,7219	11,83325	15
	SUPD	81,5333	16,47451	15
	Total	84,6276	14,44052	30
Accuracy3_4	SUPI	86,8526	12,28726	15
	SUPD	82,4667	17,49231	15
	Total	84,6596	15,01916	30
Accuracy4_4	SUPI	85,7816	13,92744	15
	SUPD	85,1333	17,71144	15
	Total	85,4575	15,65855	30
Accuracy1_5	SUPI	85,8667	14,92298	15
	SUPD	83,4667	15,84689	15
	Total	84,6667	15,17333	30
Accuracy2_5	SUPI	86,3634	15,47748	15
	SUPD	84,3333	17,65004	15
	Total	85,3484	16,34327	30
Accuracy3_5	SUPI	86,6877	13,88702	15
	SUPD	84,3333	17,65004	15
	Total	85,5105	15,65005	30
Accuracy4_5	SUPI	87,1107	12,38835	15
	SUPD	85,4667	14,96599	15
	Total	86,2887	13,52469	30
Accuracy1_6	SUPI	87,2000	13,31594	15
	SUPD	85,6000	16,82175	15
	Total	86,4000	14,92880	30
Accuracy2_6	SUPI	88,3111	14,69449	15
	SUPD	85,8000	15,52970	15
	Total	87,0556	14,90971	30
Accuracy3_6	SUPI	88,2623	13,24707	15
	SUPD	84,6000	18,62333	15
	Total	86,4312	15,98812	30
Accuracy4_6	SUPI	89,1333	12,89998	15
	SUPD	85,3333	17,85524	15
	Total	87,2333	15,42654	30

Note. Etude 2 (Apprentissage LT): **SUPI**= Apprentissage supervisé avec correction immédiate; **SUPD**= Apprentissage supervisé avec correction différée; **AccuracyX_Y** = pourcentage moyen de catégorisation correcte pour le bloc X de la séance d'entraînement Y (p.ex., Accuracy1_1 = pourcentage moyen de catégorisation correcte pour le bloc 1 de la séance d'entraînement 1 ; Accuracy2_1= pourcentage moyen de catégorisation correcte pour le bloc 2 de la séance d'entraînement 1, etc.).

Figure 6 d-prime inter moyen par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque tâche de discriminabilité ABX et écart-types

Statistiques descriptives				
	Condition	Moyenne	Ecart type	N
d'inter 1	SUPI	,7558	,69442	15
	SUPD	,4314	,75439	15
	NSUP	,5122	,60158	13
	Total	,5690	,68853	43
d'inter 2	SUPI	1,6872	,94037	15
	SUPD	1,4532	,99865	15
	NSUP	,8308	,68087	13
	Total	1,3466	,94207	43
d'inter 3	SUPI	1,4129	,97716	15
	SUPD	1,3759	,71975	15
	NSUP	,8686	,90566	13
	Total	1,2354	,88614	43
d'inter 4	SUPI	1,7124	,74056	15
	SUPD	1,6092	,82536	15
	NSUP	1,5132	,78065	13
	Total	1,6162	,76851	43
d'inter 5	SUPI	1,6628	1,11427	15
	SUPD	1,5910	,90017	15
	NSUP	1,2808	,64328	13
	Total	1,5222	,91049	43
d'inter 6	SUPI	2,0955	,86426	15
	SUPD	2,0022	1,11595	15
	NSUP	1,7882	,83322	13
	Total	1,9701	,93737	43
d'inter 7	SUPI	1,9847	1,12037	15
	SUPD	1,9035	,77692	15
	NSUP	1,3008	,87750	13
	Total	1,7496	,96445	43
d'inter 8	SUPI	1,9566	1,21440	15
	SUPD	2,1471	,99478	15
	NSUP	1,5735	,79330	13
	Total	1,9072	1,02818	43
d'inter 9	SUPI	2,0358	,96565	15
	SUPD	1,8960	1,05044	15
	NSUP	,9793	,83722	13
	Total	1,6676	1,04525	43
d'inter 10	SUPI	2,3617	1,13203	15
	SUPD	2,0751	,93398	15
	NSUP	1,5265	1,03346	13
	Total	2,0092	1,06823	43
d'inter 11	SUPI	2,1140	1,04915	15
	SUPD	1,9441	,98507	15
	NSUP	1,2336	,84701	13
	Total	1,7886	1,01840	43
d'inter 12	SUPI	2,3759	1,10134	15
	SUPD	1,8943	1,12765	15
	NSUP	1,5301	,86992	13
	Total	1,9522	1,07929	43

Note. Étude 2 (Apprentissage LT) DISCRIM: d'inter moyen et écart-type pour chacune des 12 tâches de discriminabilité ABX. **SUPI**= Apprentissage supervisé avec correction immédiate; **SUPD**= Apprentissage supervisé avec correction différée; **NSUP** = Apprentissage non-supervisé (tâche contrôle).

Figure 7 d-prime intra moyen par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque tâche de discriminabilité ABX et écart-types

Statistiques descriptives				
	Condition	Moyenne	Ecart type	N
d'intra 1	SUPI	,5843	,68812	15
	SUPD	,3113	,50503	15
	NSUP	,6485	,71044	13
	Total	,5085	,63959	43
d'intra 2	SUPI	,6780	,69637	15
	SUPD	,5913	,85539	15
	NSUP	1,3747	,95206	13
	Total	,8584	,88552	43
d'intra 3	SUPI	,5184	,69573	15
	SUPD	1,2052	,95582	15
	NSUP	1,1488	,60126	13
	Total	,9486	,81925	43
d'intra 4	SUPI	,7573	,76489	15
	SUPD	1,2779	,94513	15
	NSUP	1,5985	1,00667	13
	Total	1,1932	,95057	43
d'intra 5	SUPI	,7503	,79923	15
	SUPD	1,2326	1,12203	15
	NSUP	1,6500	,98340	13
	Total	1,1905	1,02179	43
d'intra 6	SUPI	,8629	,82985	15
	SUPD	1,6413	,89875	15
	NSUP	1,4522	,90423	13
	Total	1,3126	,92156	43
d'intra 7	SUPI	,8932	,93535	15
	SUPD	1,2220	,95221	15
	NSUP	1,4553	,91811	13
	Total	1,1778	,94242	43
d'intra 8	SUPI	1,2772	,82470	15
	SUPD	1,4895	,86705	15
	NSUP	1,4364	,87640	13
	Total	1,3994	,83989	43
d'intra 9	SUPI	,8099	1,07031	15
	SUPD	1,4923	,76090	15
	NSUP	1,2880	,93165	13
	Total	1,1925	,95397	43
d'intra 10	SUPI	1,1659	,80466	15
	SUPD	1,3219	,78949	15
	NSUP	1,6782	,99470	13
	Total	1,3752	,86681	43
d'intra 11	SUPI	,9483	,64620	15
	SUPD	1,4222	,80039	15
	NSUP	1,5546	,86893	13
	Total	1,2969	,79875	43
d'intra 12	SUPI	1,3402	,98228	15
	SUPD	1,6012	1,13260	15
	NSUP	1,4170	1,18466	13
	Total	1,4545	1,07842	43

Note. Étude 2 (Apprentissage LT) DISCRIM: **d' intra** moyen et écart-type pour chacune des 12 tâches de discriminabilité ABX. **SUPI**= Apprentissage supervisé avec correction immédiate; **SUPD**= Apprentissage supervisé avec correction différée; **NSUP** = Apprentissage non-supervisé (tâche contrôle).

Figure 8 Amplitude moyenne de la LPC par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque bloc d'entraînement à la catégorisation (100 essais) et écart-types

Statistiques descriptives				
Condition	Moyenne	Ecart type	N	
LPC_1_1	SUPI	1,5594	1,63147	13
	SUPD	1,1289	1,12062	15
	NSUP	-,5706	,51432	8
	Total	,9067	1,46494	36
LPC_1_2	SUPI	2,0531	1,78347	13
	SUPD	1,5593	1,37959	15
	NSUP	-,8382	,76795	8
	Total	1,2048	1,80138	36
LPC_1_3	SUPI	2,3144	1,89920	13
	SUPD	1,8103	1,02235	15
	NSUP	-,7836	,89993	8
	Total	1,4159	1,81356	36
LPC_1_4	SUPI	2,1871	1,70162	13
	SUPD	1,9053	1,30725	15
	NSUP	-,7923	,73690	8
	Total	1,4076	1,79526	36
LPC_2_1	SUPI	2,3264	1,99071	13
	SUPD	1,9211	,95532	15
	NSUP	-,6541	,82545	8
	Total	1,4952	1,80284	36
LPC_2_2	SUPI	2,2730	1,67619	13
	SUPD	1,9571	,86437	15
	NSUP	-,8372	1,18016	8
	Total	1,4502	1,76017	36
LPC_2_3	SUPI	2,1819	1,39249	13
	SUPD	2,1294	,94876	15
	NSUP	-,8397	1,17157	8
	Total	1,4886	1,70087	36
LPC_2_4	SUPI	2,2997	1,17207	13
	SUPD	2,0614	1,05300	15
	NSUP	-,5688	1,05232	8
	Total	1,5630	1,57567	36
LPC_3_1	SUPI	2,3311	1,62882	13
	SUPD	2,8239	2,10374	15
	NSUP	-,4806	,91069	8
	Total	1,9116	2,13914	36
LPC_3_2	SUPI	2,2813	1,88803	13
	SUPD	1,3240	4,18331	15
	NSUP	-,4132	,68568	8
	Total	1,2837	3,05692	36
LPC_3_3	SUPI	2,6347	2,05854	13
	SUPD	,8500	5,97765	15
	NSUP	-,2313	,84161	8
	Total	1,2542	4,14364	36
LPC_3_4	SUPI	2,7555	2,31525	13
	SUPD	1,6415	2,94139	15
	NSUP	-,3934	1,01715	8
	Total	1,5915	2,62875	36
LPC_4_1	SUPI	2,1909	1,90534	13
	SUPD	2,2687	1,12719	15
	NSUP	-,1364	,82878	8
	Total	1,7061	1,69975	36
LPC_4_2	SUPI	2,3389	1,59908	13
	SUPD	2,2776	1,08752	15
	NSUP	-,0549	,98326	8
	Total	1,7814	1,59212	36
LPC_4_3	SUPI	2,6298	1,01108	13
	SUPD	2,2694	1,20544	15
	NSUP	-,2545	1,05026	8
	Total	1,8387	1,57026	36
LPC_4_4	SUPI	2,4804	,79411	13
	SUPD	2,1266	1,07804	15
	NSUP	-,2219	,85885	8
	Total	1,7325	1,40572	36
LPC_5_1	SUPI	2,0103	1,59621	13
	SUPD	2,2971	1,38373	15
	NSUP	-,2687	,86461	8
	Total	1,6233	1,69036	36
LPC_5_2	SUPI	1,9428	1,59673	13
	SUPD	2,5217	1,29923	15
	NSUP	-,3011	,70994	8
	Total	1,6854	1,69603	36
LPC_5_3	SUPI	2,1430	1,93704	13
	SUPD	2,3401	1,39101	15
	NSUP	-,6838	1,10468	8
	Total	1,5969	1,95982	36
LPC_5_4	SUPI	2,0612	1,67473	13
	SUPD	2,3370	1,23420	15
	NSUP	-,4211	1,14324	8
	Total	1,6245	1,75419	36
LPC_6_1	SUPI	1,6981	1,20060	13
	SUPD	2,1695	1,37661	15
	NSUP	-,8200	1,05554	8
	Total	1,3349	1,69823	36
LPC_6_2	SUPI	1,5137	1,09492	13
	SUPD	1,9615	1,45852	15
	NSUP	-,7604	,82387	8
	Total	1,1949	1,60039	36
LPC_6_3	SUPI	1,8480	1,00957	13
	SUPD	1,9664	1,50389	15
	NSUP	-,6342	,67681	8
	Total	1,3457	1,58131	36
LPC_6_4	SUPI	1,6431	,87554	13
	SUPD	2,2093	1,53120	15
	NSUP	-,6192	,72934	8
	Total	1,3763	1,59405	36

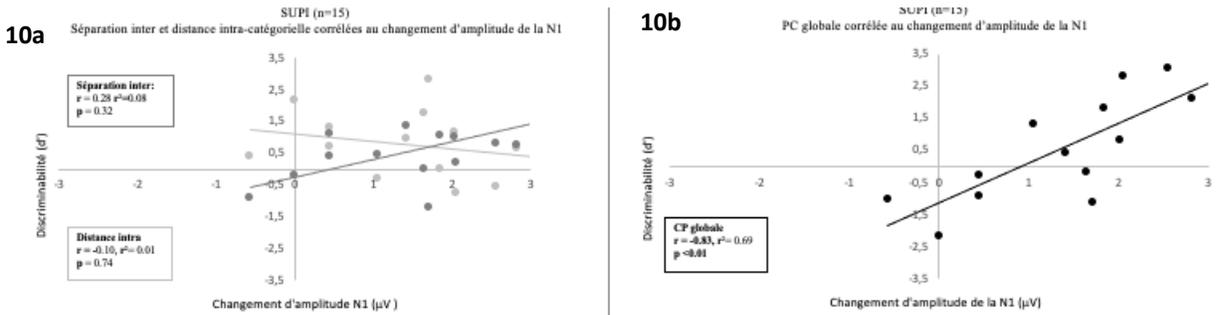
Note. Étude 2 (Apprentissage LT): **SUPI**= Apprentissage supervisé avec correction immédiate; **SUPD**= Apprentissage supervisé avec correction différée; **NSUP**= Apprentissage non-supervisé (tâche contrôle); **LPC_x_y** = amplitude moyenne (μV) pour le bloc X de la séance d'entraînement Y (p.ex., LPC_1_1 = amplitude moyenne pour le bloc 1 de la séance d'entraînement 1 ; LPC_2_1= amplitude moyenne pour le bloc 2 de la séance d'entraînement 1, etc.).

Figure 9 Amplitude moyenne de la N1 par condition (SUPI, SUPD, NSUP) pour chaque bloc de catégorisation (100 essais) et écart-types

Statistiques descriptives				
Condition	Moyenne	Ecart type	N	
N1_1_1	SUPI	-1,6553	2,66874	13
	SUPD	-,6844	2,35835	15
	NSUP	,4647	3,93093	8
	Total	-,7796	2,89822	36
N1_1_2	SUPI	-1,2956	2,84222	13
	SUPD	-,0297	1,67989	15
	NSUP	,0679	3,07550	8
	Total	-,4652	2,48849	36
N1_1_3	SUPI	-,8367	2,77307	13
	SUPD	-,0589	1,92082	15
	NSUP	1,4076	3,78964	8
	Total	-,0139	2,77468	36
N1_1_4	SUPI	-,4094	2,85317	13
	SUPD	,5223	1,95183	15
	NSUP	,8852	3,32226	8
	Total	,2665	2,60914	36
N1_2_1	SUPI	-1,9570	3,14894	13
	SUPD	,0682	2,46732	15
	NSUP	-,5573	3,27563	8
	Total	-,8021	2,96891	36
N1_2_2	SUPI	-1,3775	3,15003	13
	SUPD	,2126	2,40981	15
	NSUP	-,5282	3,90267	8
	Total	-,5262	3,04535	36
N1_2_3	SUPI	-1,0569	3,22818	13
	SUPD	,3150	2,32458	15
	NSUP	,0860	3,39312	8
	Total	-,2313	2,90537	36
N1_2_4	SUPI	-1,3411	3,32877	13
	SUPD	1,0375	2,27830	15
	NSUP	,0361	3,18966	8
	Total	-,4440	3,00630	36
N1_3_1	SUPI	-2,7844	2,85442	13
	SUPD	,1426	2,62898	15
	NSUP	,0960	3,93227	8
	Total	-,9247	3,26520	36
N1_3_2	SUPI	-2,5743	2,66409	13
	SUPD	,6154	2,18032	15
	NSUP	,7509	3,18669	8
	Total	-,5063	2,97571	36
N1_3_3	SUPI	-1,8645	3,11893	13
	SUPD	,1980	4,21591	15
	NSUP	1,3967	3,67327	8
	Total	-,2804	3,84920	36
N1_3_4	SUPI	-1,5401	2,67821	13
	SUPD	1,3121	2,43260	15
	NSUP	1,1811	3,43957	8
	Total	-,2530	3,01068	36
N1_4_1	SUPI	-1,7171	2,14634	13
	SUPD	-,1161	2,56547	15
	NSUP	-,0938	3,56530	8
	Total	-,6893	2,71452	36
N1_4_2	SUPI	-1,3265	2,39467	13
	SUPD	,1211	2,55145	15
	NSUP	1,0372	3,14838	8
	Total	-,1981	2,72358	36
N1_4_3	SUPI	-1,1019	2,39235	13
	SUPD	,5762	2,16877	15
	NSUP	1,0186	3,92449	8
	Total	,0685	2,78382	36
N1_4_4	SUPI	-1,4480	2,51643	13
	SUPD	,6725	2,53630	15
	NSUP	,8466	3,76394	8
	Total	-,0546	2,95145	36
N1_5_1	SUPI	-2,4522	2,55558	13
	SUPD	-,0379	2,33809	15
	NSUP	-,3707	3,65755	8
	Total	-,9837	2,89341	36
N1_5_2	SUPI	-2,3799	2,52869	13
	SUPD	,0093	2,33366	15
	NSUP	1,0059	3,34514	8
	Total	-,6320	2,92113	36
N1_5_3	SUPI	-1,9367	2,68834	13
	SUPD	,6692	2,73661	15
	NSUP	1,0078	2,92003	8
	Total	-,1966	2,99270	36
N1_5_4	SUPI	-1,8215	2,38470	13
	SUPD	,2305	2,62817	15
	NSUP	1,5005	3,11887	8
	Total	-,2283	2,89383	36
N1_6_1	SUPI	-1,2225	1,73479	13
	SUPD	,1240	2,32339	15
	NSUP	-,7836	2,94965	8
	Total	-,5640	2,30350	36
N1_6_2	SUPI	-1,2586	1,81304	13
	SUPD	,3525	2,09319	15
	NSUP	-,3652	3,15745	8
	Total	-,3888	2,32167	36
N1_6_3	SUPI	-1,3542	1,75582	13
	SUPD	,5367	2,01491	15
	NSUP	,1565	3,07286	8
	Total	-,2306	2,30758	36
N1_6_4	SUPI	-1,2853	1,88250	13
	SUPD	,8515	1,83196	15
	NSUP	,1942	3,01533	8
	Total	-,0662	2,30312	36

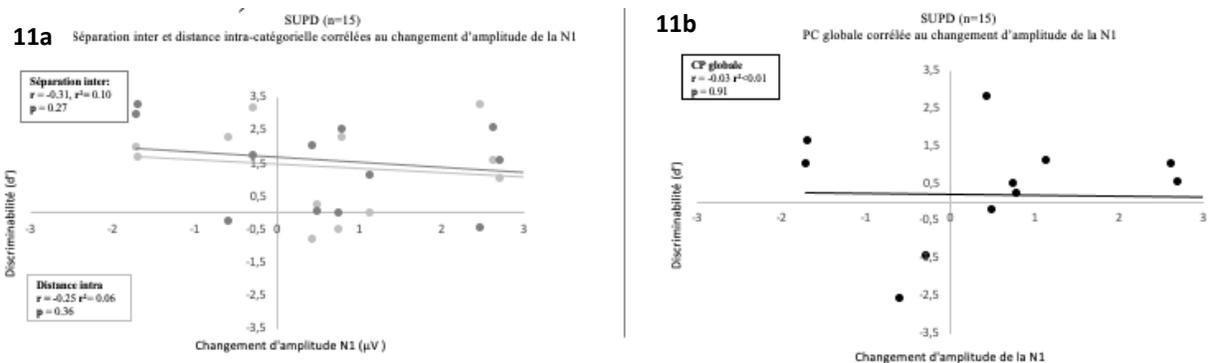
Note. Étude 2 (Apprentissage LT): **SUPI**= Apprentissage supervisé avec correction immédiate; **SUPD**= Apprentissage supervisé avec correction différée; **NSUP**= Apprentissage non-supervisé (tâche contrôle); **N1_x_y** = amplitude moyenne (μ V) pour le bloc X de la séance d'entraînement Y (p.ex., N1_1_1 = amplitude moyenne pour le bloc 1 de la séance d'entraînement 1 ; N_2_1= amplitude moyenne pour le bloc 2 de la séance d'entraînement 1, etc.).

Figure 10 Correction immédiate (**SUPI**): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance)



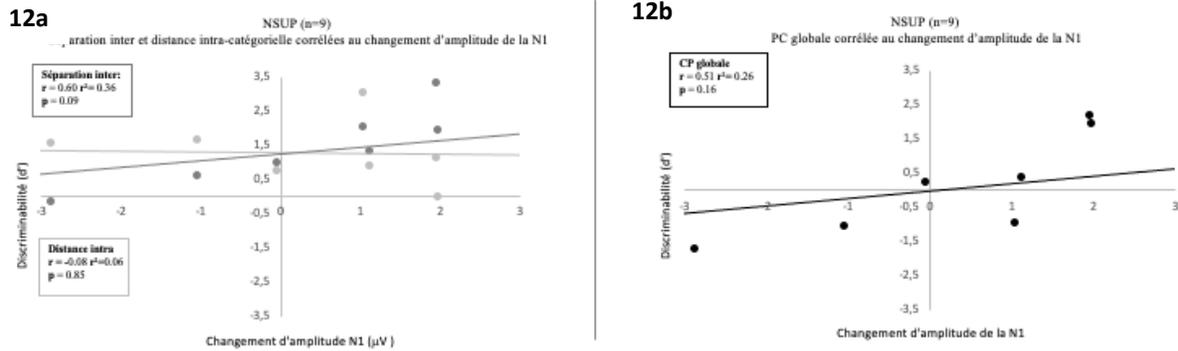
Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=15). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé à partir du premier et du dernier bloc de catégorisation (100 derniers essais de la séance 6 moins 100 premiers essais de la séance 1). La séparation inter (DISCRIM inter) et la distance intra (DISCRIM intra) ont été calculée à partir du premier et du dernier ABX (ABX12 moins ABX1). Figure 3.22a : Le gris foncé montre la corrélation positive non significative entre la séparation inter-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation négative non significative entre la distance intra-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Figure 3.22b: Le noir illustre la corrélation positive significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Une fois de plus, ce résultat peut s'expliquer par le manque de fiabilité des données ERPs en mesures répétées (confusion P1/N1).

Figure 11 Correction différée (**SUPD**): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=15). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé à partir du premier et du dernier bloc de catégorisation (100 derniers essais de la séance 6 moins 100 premiers essais de la séance 1). La séparation inter (DISCRIM inter) et la distance intra (DISCRIM intra) ont été calculée à partir du premier et du dernier ABX (ABX12 moins ABX1). Figure 11a : Le gris foncé montre la corrélation négative non significative entre la séparation inter-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Le gris pâle montre la corrélation négative non significative entre la distance intra-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Figure 11b: Le noir illustre la corrélation négative non significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. Comme prédit, une augmentation de la séparation inter tend à être corrélée à une diminution de l'amplitude de la N1.

Figure 12 Apprentissage non-supervisé (**NSUP**): Corrélation entre la PC et les changements d'amplitude de la N1 (dernière moins première séance)



Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme) DISCRIM: Chaque point représente un participant (n=9). Le changement d'amplitude de la N1 a été calculé à partir du premier et du dernier bloc de catégorisation (100 derniers essais de la séance 6 moins 100 premiers essais de la séance 1). La séparation inter (DISCRIM inter) et la distance intra (DISCRIM intra) ont été calculées à partir du premier et du dernier ABX (ABX12 moins ABX1). Figure **12a**: Le **gris foncé** montre la corrélation positive non significative entre la séparation inter-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Le **gris pâle** montre la corrélation négative non significative entre la distance intra-catégorielle et le changement d'amplitude de la N1. Figure **12b**: Le **noir** illustre la corrélation positive non significative entre la mesure de PC globale (séparation inter moins distance intra) et le changement d'amplitude de la N1. À l'inverse des prédictions, une augmentation de la séparation inter est corrélée à une augmentation de l'amplitude de la N1.

ANNEXE B

Tableaux supplémentaires

Tableau 1 Analyse de l'interaction entre la mesure de distance perceptive préalable (DISSIM ou DISCRIM) et le pourcentage moyen de bonnes réponses à chaque bloc de 100 essais de catégorisation

Variable	DISSIM (n=26)		DISCRIM (n=24)	
	<i>M</i>	<i>ET</i>	<i>M</i>	<i>ET</i>
Bloc 1	60.77	14.12	63.95	14.04
Bloc 2	66.08	15.34	69.21	16.80
Bloc 3	72.54	14.93	71.58	16.36
Bloc 4	73.74	14.65	74.96	15.42
ANOVA mixte				
Effet	<i>F</i> _(1,48)	<i>p</i>	η^2	
Mesure préalable x Bloc	0.68	0.68	<0.01	

Tableau 2 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2)

Variable	Apprenants Immédiats (n=6)		Apprenants (n=15)		Borderlines (n=10)		Non-Apprenants (n=19)	
	<i>M</i>	<i>ET</i>	<i>M</i>	<i>ET</i>	<i>M</i>	<i>ET</i>	<i>M</i>	<i>ET</i>
Temps 1	1.99	1.72	1.53	1.16	0.90	1.39	0.55	1.10
Temps 2	1.81	1.19	2.11	1.08	0.96	1.41	0.82	1.32
ANOVA mixte								
Effet	<i>F</i> _(3,46)	<i>p</i>	η^2					
Temps x Groupe	1.68	0.18	0.10					
Groupe	3.44	0.24	0.18					
Temps	5.92	0.02	0.11					

Note. Étude 1 (Distance perceptive): Pour tous les participants (n=50), l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des APPs augmente au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.2). D'autre part, l'effet principal de temps démontre que de manière générale, l'amplitude tend à augmenter pour tous les participants.

Tableau 3 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la LPC au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)

Variable	Apprenants Immédiats (n=6)		Apprenants (n=15)		Borderlines (n=10)		Non-Apprenants (n=19)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
Temps 1	1.96	1.81	1.39	1.27	0.95	1.52	0.44	1.20
Temps 2	1.81	1.13	2.31	1.30	0.86	1.17	0.92	1.29
ANOVA								
Effet	F(3,46)	p	η^2					
Temps x Groupe	2.00	0.11	0.12					
Groupe	3.67	0.02	0.19					
Temps	6.70	0.01	0.13					

Note. Étude 1 (Distance perceptive): Pour tous les participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au temps 1 était basée sur le premier blocs d'entraînement à la catégorisation (100 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur le dernier bloc (100 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des **APP** augmente au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.2). D'autre part, les post-hoc (test-t) de l'effet principal de groupe démontrent que les **APP** obtiennent une amplitude moyenne plus élevée que les **N-APP** ($p=0.03$) et les **BD** ($p=0.04$). De plus, l'effet principal de temps démontre que de manière générale, l'amplitude tend à augmenter peu importe leur groupe d'appartenance.

Tableau 4 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2)

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	0.27	6.16	0.72	4.25	-2.16	3.43	2.38	3.80
N1_Temps2	0.49	6.24	0.29	4.39	-1.67	3.93	2.59	4.39
ANOVA								
Effet	F(3,22)	p	η^2					
Temps x Groupe	1.53	0.24	0.17					
Groupe	1.14	0.36	0.13					
Temps	0.17	0.69	0.01					

Note. Étude 1 (Distance perceptive) **DISSIM**: Pour tous les participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des **APP** diminue au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.7).

Tableau 5 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	-0.46	6.48	0.27	4.05	-2.12	3.92	2.30	3.67
N1_Temps2	0.41	6.42	0.01	3.90	-1.77	3.94	2.45	3.89
ANOVA								
Effet	F(3,22)	p	η^2					
Temps x Groupe	1.08	0.38	0.13					
Groupe	1.54	0.35	0.02					
Temps	0.72	0.40	0.03					

Note. Étude 1 (Distance perceptive) **DISSIM**: Pour tous les participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur le premier blocs d'entraînement à la catégorisation (100 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur le dernier bloc (100 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des **APP** diminue au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.7).

Tableau 6 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (moitié1) et au temps 2 (moitié2)

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	-7.67	1.87	-0.62	2.00	-1.29	5.28	-2.38	3.22
N1_Temps2	-7.78	1.70	-0.91	1.56	-1.45	6.08	-1.55	3.45
ANOVA								
Effet	F(3,20)	p	η^2					
Temps x Groupe	1.01	0.15	0.23					
Groupe	2.11	0.13	0.24					
Temps	1.04	0.32	0.05					

Note. Étude 1 (Distance perceptive) **DISCRIM**: Pour tous les participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur la première moitié de la tâche de catégorisation (200 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur la seconde moitié (200 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des **APP** diminue au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.8).

Tableau 7 Analyse de l'interaction entre les groupes et l'amplitude moyenne de la N1 au temps 1 (bloc1) et au temps 2 (bloc4)

Variable	Apprenants Immédiats (n=4)		Apprenants (n=8)		Borderlines (n=5)		Non-Apprenants (n=9)	
	M	ET	M	ET	M	ET	M	ET
N1_Temps1	-7.86	2.39	-0.37	2.14	-0.80	5.16	-2.60	-7.86
N1_Temps2	-7.97	1.86	-0.82	1.74	-1.54	6.10	-1.52	-7.97
ANOVA								
Effet	F(3,20)	p	η^2					
Temps x Groupe	1.66	0.21	0.20					
Groupe	2.32	0.11	0.26					
Temps	0.18	0.67	0.01					

Note. Étude 1 (Distance perceptive) **DISCRIM**: Pour tous les participants (**APP-I**, **APP**, **BD** et **N-APP**), l'amplitude moyenne au Temps 1 était basée sur le premier blocs d'entraînement à la catégorisation (100 premiers essais) et l'amplitude moyenne au temps 2 était basée sur le dernier bloc (100 derniers essais). L'interaction n'est pas significative, mais les moyennes permettent de constater que l'amplitude des **APP** diminue au temps 2, ce qui concorde avec les résultats obtenus avec le critère d'apprentissage (voir Tableau 3.8).

Tableau 8 Résumé des corrélations obtenues entre les effets de PC, l'apprentissage et la composante occipitale précoce N1

Corrélations obtenues	Négative ($r < 0.20$)	Nulle ($r = [-0.20 \text{ à } 0.20]$)	Positive ($r > 0.20$)
Jugements de dissimilarité (DISSIM, n=26)			
DISSIM inter et apprentissage			$r = 0.52^{**}$
DISSIM intra et apprentissage	$r = -0.27$		
Tâche de discriminabilité ABX (DISCRIM, n=24)			
DISCRIM inter et apprentissage		$r = 0.07$	
DISCRIM intra et apprentissage		$r = -0.19$	

Note. Étude 1 (Distance perceptive): * = $p < 0.05$ et ** = $p < 0.01$. Le **bleu** représente les corrélations avec la séparation inter. Le **vert** représente les corrélations avec la distance intra. Nos prédictions étaient que les changements perceptifs (séparation inter et compression intra) seraient positivement corrélés à l'apprentissage. Les corrélations prédites sont en **gras**. Pour la condition **DISSIM**, les 2 corrélations obtenues étaient dans le sens prédit. Pour la condition **DISCRIM**, les 2 corrélations n'étaient dans le sens prédit (corrélations nulles).

Tableau 9 Résumé des corrélations obtenues entre les effets de PC, l'apprentissage et la composante occipitale N1

Corrélations obtenues	Négative ($r < 0.00$)	Nulle ($r = [-0.20 \text{ à } 0.20]$)	Positive ($r > 0.00$)
Condition avec correction immédiate (SUPI, n=15)			
DISCRIM inter et apprentissage			$r = 0.69^{**}$
DISCRIM intra et apprentissage	$r = -0.28$		
Condition avec correction différée (SUPD, n=15)			
DISCRIM inter et apprentissage			$r = 0.57^*$
DISCRIM intra et apprentissage		$r = -0.07$	

Note. Étude 2 (Apprentissage Long-terme): * = $p < 0.05$ et ** = $p < 0.01$. Le **bleu** représente les corrélations avec la séparation inter. Le **vert** représente les corrélations avec la distance intra. Nos prédictions étaient que les changements perceptifs (séparation inter et compression intra) seraient positivement corrélés à l'apprentissage. Les corrélations prédites sont en **gras**. Au total, 3 corrélations sur 4 sont dans le sens prédit. Ainsi, l'apprentissage à long terme résulte en séparation inter et en compression intra telles que mesurer par la DISCRIM et ce, tant pour l'apprentissage **SUPI** que **SUPD**.

RÉFÉRENCES

- Adolph, K. E., & Kretch, K. S. (2015). Gibson's Theory of Perceptual Learning. Adolph, K. E., & Kretch, K. S. (2015). Gibson's theory of perceptual learning. *International Encyclopedia of the Social and Behavioral Sciences*, 10, 127-34.
- Ahissar, M., & Hochstein, S. (2004). The reverse hierarchy theory of visual perceptual learning. *Trends in cognitive sciences*, 8(10), 457-464.
- Angeli, A., Davidoff, J., & Valentine, T. (2008). Face familiarity, distinctiveness, and categorical perception. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 61(5), 690-707.
- Arthur W., Bennett W., Stanush, P. L., & McNelly, T. L. (1998). Factors that influence skill decay and retention: A quantitative review and analysis. *Human Performance*, 11(1), 57-101.
- Ashby, F. G., Alfonso-Reese, L. A., Turken, U., & Waldron, E. M. (1998). A Neuropsychological Theory of Multiple Systems in Category Learning. *Psychological Review*, 105(3), 442-481.
- Ashby, S. R., Bowman, C., & Zeithamova, D. (2019). Perceived similarity ratings predict generalization success after traditional category learning and a new paired-associate learning task.
- Ashby, F. G., & Maddox, W. T. (2005). Human category learning. *Annual Reviews Psychology*, 56, 149-178. Doi: 10.1146/annurev.psych.56.091103.070217
- Aslin, R. N., & Newport, E. L. (2014). Distributional language learning: Mechanisms and models of category formation. *Language learning*, 64(s2), 86-105.
- Barlow, H. B. (1982). The past, present and future of feature detectors. (pp. 4-32) In *Recognition of Pattern and Form: Proceedings of a Conference Held at the University of Texas at Austin, March 22-24, 1979*. Springer Berlin Heidelberg.
- Barrett, H. C., & Broesch, J. (2012). Prepared social learning about dangerous animals in children. *Evolution and Human Behavior*, 33(5), 499-508.
- Bengio, Y. (2012). Practical recommendations for gradient-based training of deep architectures. (pp. 437-478) In *Neural networks: Tricks of the trade*. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Biederman, I., & Shiffrar, M. M. (1987). Sexing day-old chicks: a case study and expert systems analysis of a difficult perceptual-learning task. *Journal of Experimental Psychology: Learning, memory, and cognition*, 13(4), 640.
- Blondin-Massé, A., Harnad, S., Picard, O. & St-Louis, B. (2010) Symbol Grounding and the Origin of Language: From Show to Tell. In: Lefebvre, C, Comrie, B & Cohen, H. *New Perspectives on the Origins of Language*. Benjamins 279-97.
- Bonnasse-Gahot, L., & Nadal, J. P. (2008). Neural coding of categories: information efficiency and optimal population codes. *Journal of computational neuroscience*, 25(1), 169-187.

- Bonnasse-Gahot, L., & Nadal, J. P. (2022). Categorical Perception: A Groundwork for Deep Learning. *Neural Computation*, 34(2), 437-475
- Bornstein, M. H., Kessen, W., & Weiskopf, S. (1976). Color vision and hue categorization in young human infants. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 2(1), 115.
- Buss, A. H., & Buss, E. H. (1956). The effect of verbal reinforcement combinations on conceptual learning. *Journal of experimental Psychology*, 52(5), 283.
- Calder, A. J., Young, A. W., Perrett, D. I., Etcoff, N. L., & Rowland, D. (1996). Categorical perception of morphed facial expressions. *Visual Cognition*, 3(2), 81-118.
- Campanella, S., Quinet, P., Bruyer, R., Crommelinck, M., & Guerit, J. M. (2002). Categorical perception of happiness and fear facial expressions: an ERP study. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 14(2), 210-227.
- Chaabouni, R., Dunbar, E., Zeghidour, N., & Dupoux, E. (2017). Learning weakly supervised multimodal phoneme embeddings.
- Correia, S., Butler, J., Vigário, M., & Frota, S. (2015). A stress “deafness” effect in European Portuguese. *Language and speech*, 58(1), 48-67.
- de Leeuw, J., Andrews, J., & Livingston, K. (2014). Learned Visual Categorical Perception Effects Depend on Method of Assessment and Stimulus Discriminability. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society* (Vol. 36, No. 36).
- De Leeuw, J.R., Andrews, J.K., Livingston, K.R., Chin, B.M. (2016) The Effects of Categorization on Perceptual Judgment are Robust across Different Assessment Tasks. *Collabra*, 2(1),1–9, DOI: <http://dx.doi.org/10.1525/collabra.32>.
- Dehaene-Lambertz, G., & Dehaene, S. (1994). Speed and cerebral correlates of syllable discrimination in infants. *Nature*, 370(6487), 292-295.
- Dehaene-Lambertz, G., & Gliga, T. (2004). Common neural basis for phoneme processing in infants and adults. *Journal of cognitive neuroscience*, 16(8), 1375-1387.
- Delorme, A., & Makeig, S. (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of neuroscience methods*, 134(1), 9-21.
- Diamond, A. (2013). Executive functions. *Annual Review of Psychology*, 64, 135–168. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-113011-143750>
- Dieciuc, M., Roque, N., & Folstein, J. (2016). Category learning causes a stable advantage for category relevant shape dimensions during a task requiring attention to all dimensions: erp evidence. *Journal of Vision*, 16(12), 257-257.
- Dolu, N., Başar-Eroğlu, C., Özesmi, Ç., & Süer, C. (2005). An assessment of working memory using P300 wave in healthy subjects. In *International Congress Series* (Vol. 1278, pp. 7-10). Elsevier.

- Edwards, W. (2010). *Motor learning and control: From theory to practice*. Cengage Learning.
- Eimas, P. D. (1975). Auditory and phonetic coding of the cues for speech: Discrimination of the (r-l) distinction by young infants. *Perception & Psychophysics*, 18(5), 341–347. <https://doi.org/10.3758/BF03211210>
- Eimas, P. D., Siqueland, E. R., Jusczyk, P., & Vigorito, J. (1971). Speech perception in infants. *Science*, 171(3968), 303–306. <https://doi.org/10.1126/science.171.3968.303>
- Etcoff, N. L., & Magee, J. J. (1992). Categorical perception of facial expression. *Cognition*, 44, 227–240.
- Evans, K. K., Georgian-Smith, D., Tambouret, R., Birdwell, R. L., & Wolfe, J. M. (2013). The gist of the abnormal: Above-chance medical decision making in the blink of an eye. *Psychonomic bulletin & review*, 20(6), 1170-1175.
- Fabre-Thorpe, M., Delorme, A., Marlot, C., & Thorpe, S. (2001). A limit to the speed of processing in ultra-rapid visual categorization of novel natural scenes. *Journal of cognitive neuroscience*, 13(2), 171-180.
- Feldman, J. (2021). Mutual information and categorical perception. *Psychological Science*, 32(8), 1298-1310.
- Field, T. M., Woodson, R. W., Greenberg, R. & Cohen, C. (1982). Discrimination and imitation of facial expressions by neonates. *Science*, 218, 179-181.
- Folstein, J. R., Palmeri, T. J., Van Gulick, A. E., & Gauthier, I. (2015). Category learning stretches neural representations in visual cortex. *Current directions in psychological science*, 24(1), 17-23.
- Frank, S. M., Qi, A., Ravasio, D., Sasaki, Y., Rosen, E., & Watanabe, T. (2019). Perceptual learning of lesions in mammograms induced by response feedback during training. *bioRxiv*, p.752246 preprint.
- Franklin, A., Clifford, A., Williamson, E., & Davies, I. (2005). Color term knowledge does not affect categorical perception of color in toddlers. *Journal of experimental child psychology*, 90(2), 114-141.
- Franklin, A., Drivonikou, G. V., Clifford, A., Kay, P., Regier, T., & Davies, I. R. (2008). Lateralization of categorical perception of color changes with color term acquisition. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(47), 18221-18225.
- Ganis, G., Smith, D., & Schendan, H. E. (2012). The N170, not the P1, indexes the earliest time for categorical perception of faces, regardless of interstimulus variance. *Neuroimage*, 62(3), 1563-1574.
- Garrido, M. I., Kilner, J. M., Stephan, K. E., & Friston, K. J. (2009). The mismatch negativity: a review of underlying mechanisms. *Clinical neurophysiology*, 120(3), 453-463.

- Garner, W. R. (1976). Interaction of stimulus dimensions in concept and choice processes. *Cognitive Psychology*, 8(1), 98-123.
- Gerrits, E., & Schouten, M. E. (2004). Categorical perception depends on the discrimination task. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 66(3), 363-376.
- Gibson, E.J., 1969. *Principles of Perceptual Learning and Development*. Appleton-Century Crofts, New York.
- Goldstone, R. L. (1994). Influences of categorization on perceptual discrimination. *Journal of Experimental Psychology: General*, 123(2), 178. Goldstone, R. L., & Hendrickson, A. T. (2010). Categorical perception. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 1(1), 69-78.
- Goldstone, R. L., & Hendrickson, A. T. (2010). Categorical perception. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 1(1), 69-78.
- Goldstone, R. L., Lippa, Y., & Shiffrin, R. M. (2001). Altering object representations through category learning. *Cognition*, 78(1), 27-43.
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2017). Deep learning (adaptive computation and machine learning series). (p.321-359) Cambridge Massachusetts.
- Gray, H. M., Ambady, N., Lowenthal, W. T., & Deldin, P. (2004). P300 as an index of attention to self-relevant stimuli. *Journal of experimental social psychology*, 40(2), 216-224.
- Greenaway, R. E. (2017). ABX Discrimination Task. In *Discrimination Testing in Sensory Science* (pp. 267-288). Woodhead Publishing.
- Harnad, S. (1987) Psychophysical and cognitive aspects of categorical perception: A critical overview, (p.1-25), Chapter 1 of: Harnad, S. (ed.) *Categorical Perception: The Groundwork of Cognition*. New York: Cambridge University Press.
- Harnad, S. (1990). The symbol grounding problem. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 42(1-3), 335-346.
- Harnad, S. (2017) To Cognize is to Categorize: Cognition is Categorization. In, Lefebvre, Claire and Cohen, Henri (eds.) *Handbook of Categorization*. Elsevier.
- Hélie, S., Waldschmidt, J. G., & Ashby, F. G. (2010). Automaticity in rule-based and information-integration categorization. *Attention, Perception, & Psychophysics*, 72(4), 1013-1031.
- Holmes, A., Franklin, A., Clifford, A., & Davies, I. (2009). Neurophysiological evidence for categorical perception of color. *Brain and cognition*, 69(2), 426-434.
- Ito, T. A., & Cacioppo, J. T. (2000). Electrophysiological evidence of implicit and explicit categorization processes. *Journal of Experimental Social Psychology*, 36(6), 660-676.
- James, W. (1890). *The Principles of Psychology*.
- Kay, P., & Kempton, W. (1984). What is the Sapir-Whorf hypothesis?. *American Anthropologist*, 65-79.

- Kellman, P. J. (2002). Perceptual learning. *Stevens' handbook of experimental psychology*, 3, 259-299.
- Kellman, P. J., & Garrigan, P. (2009). Perceptual learning and human expertise. *Physics of life reviews*, 6(2), 53-84.
- Kim, M. H., Weyrich, T., & Kautz, J. (2009, July). Modeling human color perception under extended luminance levels. In *ACM transactions on graphics (TOG)* (Vol. 28, No. 3, p. 27). ACM.
- Klimesch, W. (2011). Evoked alpha and early access to the knowledge system: the P1 inhibition timing hypothesis. *Brain research*, 1408, 52-71.
- King, T. D. (2005, January). Human color perception, cognition, and culture: why red is always red. In *Color imaging X: processing, hardcopy, and applications* (Vol. 5667, pp. 234-242). SPIE.
- Koerner, E. F. (1992). The Sapir - Whorf Hypothesis: A Preliminary History and a Bibliographical Essay. *Journal of Linguistic Anthropology*, 2(2), 173-198.
- Lange, S., Gabel, T., & Riedmiller, M. (2012). Batch reinforcement learning. In *Reinforcement learning* (pp. 45-73). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Kotsoni, E., de Haan, M., & Johnson, M. H. (2001). Categorical perception of facial expressions by 7-month-old infants. *Perception*, 30(9), 1115-1125.
- Krigolson, O. E., Pierce, L. J., Holroyd, C. B., & Tanaka, J. W. (2009). Learning to become an expert: Reinforcement learning and the acquisition of perceptual expertise. *Journal of cognitive neuroscience*, 21(9), 1833-1840.
- Lange, S., Gabel, T., & Riedmiller, M. (2012). Batch reinforcement learning. In *Reinforcement learning* (pp. 45-73). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Lefebvre, Claire and Cohen, Henri (eds.) (2005) *Handbook of Categorization*. Elsevier.
- Levin, D. T., & Angelone, B. L. (2002). Categorical perception of race. *Perception*, 31(5), 567-578.
- Lieberman, A. M., Harris, K. S., Hoffman, H. S., & Griffith, B. C. (1957). The discrimination of speech sounds within and across phoneme boundaries. *Journal of experimental psychology*, 54(5), 358.
- Lieberman, A. M., Harris, K. S., Kinney, J. A., & Lane, H. (1961). The discrimination of relative onset-time of the components of certain speech and nonspeech patterns. *Journal of experimental psychology*, 61(5), 379.
- Liu, R., & Holt, L. L. (2011). Neural changes associated with nonspeech auditory category learning parallel those of speech category acquisition. *Journal of cognitive neuroscience*, 23(3), 683-698.
- Liu, Q., Li, H., Campos, J. L., Teeter, C., Tao, W., Zhang, Q., & Sun, H. J. (2010). Language suppression effects on the categorical perception of colour as evidenced through ERPs. *Biological Psychology*, 85(1), 45-52.
- Livingston, K. R., Andrews, J. K., & Harnad, S. (1998). Categorical perception effects induced by category learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 24(3), 732.
- Louis, P., Véronneau, M., Prévost, C. & Harnad, S. (2021). Psychometric correlates of categorization: and exploratory study. *Applied and Clinical Neuropsychology* 4.

- Luck, S.J., Woodman, G.F., & Vogel, E.K. (2000). Event-related potential studies of attention. *Trends in Cognitive Sciences*, 4, 432-440.
- Mackintosh, N. J., Bennett, C. H., Sabourin, M., Craik, F., & Roberts, M. (2014). Perceptual learning in animals and humans. *Advances in psychological science*, 2, 317-333.
- Magnus, H. (1878). *Histoire de l'évolution du sens des couleurs*. C. Reinwald.
- Maier, M., Glage, P., Hohlfeld, A., & Rahman, R. A. (2014). Does the semantic content of verbal categories influence categorical perception? An ERP study. *Brain and Cognition*, 91, 1-10.
- Macmillan, N. A., & Creelman, C. D. (2004). *Detection theory: A user's guide* [Internet].
- Maddox, W. T., & Bohil, C. J. (2001). Feedback effects on cost-benefit learning in perceptual categorization. *Memory & cognition*, 29(4), 598-615.
- Maddox, W. T., Ashby, F. G., David, A., & Pickering, A. D. (2004). Disrupting feedback processing interferes with rule-based but not information-integration category learning. *Memory & cognition*, 32(4), 582-591.
- McGuire, G. (2010). A brief primer on experimental designs for speech perception research. *Laboratory Report*, 77.
- McMurray, B., & Aslin, R. N. (2005). Infants are sensitive to within-category variation in speech perception. *Cognition*, 95(2), B15–B26. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2004.07.005>
- McMurray, B., Clayards, M. A., Tanenhaus, M. K., & Aslin, R. N. (2008). Tracking the time course of phonetic cue integration during spoken word recognition. *Psychonomic Bulletin & Review*, 15(6), 1064–1071. <https://doi.org/10.3758/PBR.15.6.1064>
- Meyer, W. J., & Offenbach, S. I. (1962). Effectiveness of reward and punishment as a function of task complexity. *Journal of Comparative and Physiological Psychology*, 55(4), 532.
- Miller, G. A., & Gildea, P. M. (1987). How children learn words. *Scientific American*, 257(3), 94-99.
- Minda, J. P., & Smith, J. D. (2001). Prototypes in category learning: the effects of category size, category structure, and stimulus complexity. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 27(3), 775.
- Morrison, R. G., Reber, P. J., Bharani, K. L., & Paller, K. A. (2015). Dissociation of category-learning systems via brain potentials. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9, 389.
- Mundy, M. E., Downing, P. E., Honey, R. C., Singh, K. D., Graham, K. S., & Dwyer, D. M. (2014). Brain correlates of experience-dependent changes in stimulus discrimination based on the amount and schedule of exposure. *PloS One*, 9(6), e101011.
- Myles-Worsley, M., Johnston, W. A., & Simons, M. A. (1988). The influence of expertise on X-ray image processing. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14(3), 553.

- Nemeth, D. G., & Chustz, K. M. (2020). Executive functions defined. *Evaluation and Treatment of Neuropsychologically Compromised Children*, 107-120.
- Nieuwenhuis, S., Aston-Jones, G., & Cohen, J. D. (2005). Decision making, the P3, and the locus coeruleus--norepinephrine system. *Psychological bulletin*, 131(4), 510.
- O'Neill, S. P. (2015). Sapir–Whorf Hypothesis. *The International Encyclopedia of Language and Social Interaction*.
- Palmeri, T. J., Wong, A. C., & Gauthier, I. (2004). Computational approaches to the development of perceptual expertise. *Trends in cognitive sciences*, 8(8), 378-386.
- Pérez-Gay Juárez, F., Thériault, C., Gregory, M., Rivas, D., Sabri, H., & Harnad, S. (2017). How and why does category learning cause categorical perception?. *International journal of comparative psychology*, 30.
- Pérez-Gay Juárez F, Sicotte T, Thériault C, Harnad S (2019) Category learning can alter perception and its neural correlates. *PLoS ONE* 14(12): e0226000. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226000>
- Philiastides, M. G., and Sajda, P. (2006). Temporal characterization of the neural correlates of perceptual decision making in the human brain. *Cereb. Cortex* 16, 509–518. doi: 10.1093/cercor/bhi130.
- Polich, J., & Criado, J. R. (2006). Neuropsychology and neuropharmacology of P3a and P3b. *International Journal of Psychophysiology*, 60(2), 172-185.
- Pothos, E. M., & Reppa, I. (2014). The fickle nature of similarity change as a result of categorization. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 67, 2425–2438.
- Potter, C.E., Saffran, J.R., 2015. The role of experience in children’s discrimination of unfamiliar languages. *Frontiers in Psychology* 6, 1587.
- Prather, J. F., Nowicki, S., Anderson, R. C., Peters, S., & Mooney, R. (2009). Neural correlates of categorical perception in learned vocal communication. *Nature Neuroscience*, 12(2), 221-228.
- Quinn, P. C. (2002). Category representation in young infants. *Current Directions in Psychological Science*, 11(2), 66-70.
- Berlin, B., & Kay, P. (1969). Basic color terms: Their universality and evolution. California UP.
- Rabi, R., Joanisse, M. F., Zhu, T., & Minda, J. P. (2018). Cognitive changes in conjunctive rule-based category learning: An ERP approach. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 18(5), 1034-1048.
- Rakowski, A. (2014). Categorical perception in absolute pitch. *Archives of Acoustics*, 18(4), 515-523.
- Ratcliff, R., Philiastides, M. G., & Sajda, P. (2009). Quality of evidence for perceptual decision making is indexed by trial-to-trial variability of the EEG. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 106(16), 6539-6544.
- Rau, D. V., Chang, H. H. A., & Tarone, E. E. (2009). Think or sink: Chinese learners' acquisition of the English voiceless interdental fricative. *Language Learning*, 59(3), 581-621.

- Reber, P. J. (2013). The neural basis of implicit learning and memory: A review of neuropsychological and neuroimaging research. *Neuropsychologia*, 51(10), 2026-2042.
- Riedmiller, M. (2012). Batch reinforcement learning. In *Reinforcement learning* (pp. 45-73). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Roberson, D., Davies, I., & Davidoff, J. (2000). Color categories are not universal: replications and new evidence from a stone-age culture. *Journal of Experimental Psychology: General*, 129(3), 369.
- Roberson, D. & Hanley, J. R. (2007). Color vision: Color categories vary with language after all. *Current Biology*, 17(15), R605-R607.
- Rosedahl, L. A., & Ashby, F. G. (2021). Linear separability, irrelevant variability, and categorization difficulty. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*.
- Rossion, B., & Caharel, S. (2011). ERP evidence for the speed of face categorization in the human brain: Disentangling the contribution of low-level visual cues from face perception. *Vision research*, 51(12), 1297-1311.
- Rokszin, A. A., Györi-Dani, D., Nyul, L. G., & Csifcsák, G. (2016). Electrophysiological correlates of top-down effects facilitating natural image categorization are disrupted by the attenuation of low spatial frequency information. *International Journal of Psychophysiology*, 100, 19-27.
- Ruge, H., & Wolfensteller, U. (2010). Rapid formation of pragmatic rule representations in the human brain during instruction-based learning. *Cerebral Cortex*, 20(7), 1656-1667.
- Sanders, L.D., & Astheimer, L.B. (2008). Temporally selective attention modulates early perceptual processing: Event-related potential evidence. *Perception and Psychophysics*, 70, 732-742.
- Sapir, E. (1921). *Language: An introduction to the study of speech*.
- Sasaki, Y., Náñez, J. E., & Watanabe, T. (2012). Recent progress in perceptual learning research. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Cognitive Science*, 3(3), 293-299.
- Shen, G., & Froud, K. (2019). Electrophysiological correlates of categorical perception of lexical tones by English learners of Mandarin Chinese: an ERP study. *Bilingualism: Language and Cognition*, 22(2), 253-265.
- Schendan, H. E., & Maher, S. M. (2009). Object knowledge during entry-level categorization is activated and modified by implicit memory after 200 ms. *Neuroimage*, 44(4), 1423-1438.
- Segall, M. H., Campbell, D. T., & Herskovits, M. J. (1966). *The influence of culture on visual perception* (p. 32). Indianapolis: Bobbs-Merrill.
- Segal, O., Hejli-Assi, S., & Kishon-Rabin, L. (2016). The effect of listening experience on the discrimination of /ba/and /pa/ in Hebrew-learning and Arabic-learning infants. *Infant Behavior and Development*, 42, 86-99.
- Seitz, A. R. (2020). Perceptual expertise: How is it achieved?. *Current Biology*, 30(15), R875-R878.

- Sim, E. J., & Kiefer, M. (2005). Category-related brain activity to natural categories is associated with the retrieval of visual features: Evidence from repetition effects during visual and functional judgments. *Cognitive Brain Research*, 24(2), 260-273.
- Smith, E. E. (2008). The case for implicit category learning. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience*, 8(1), 3-16.
- Smith, J. D., Beran, M. J., Crossley, M. J., Boomer, J., & Ashby, F. G. (2010). Implicit and explicit category learning by macaques (*Macaca mulatta*) and humans (*Homo sapiens*). *Journal of Experimental Psychology: Animal Behavior Processes*, 36(1), 54.
- Smith, J. D., Boomer, J., Zakrzewski, A. C., Roeder, J. L., Church, B. A., & Ashby, F. G. (2014). Deferred feedback sharply dissociates implicit and explicit category learning. *Psychological science*, 25(2), 447-457.
- St-Louis, B., Corbeil, M., Achim, A., & Harnad, S. (2008). Acquiring the mental lexicon through sensorimotor category learning.
- Taylor, M. (2002). Non-spatial attentional effects on P1. *Clinical Neurophysiology*, 113, 1903-1908.
- Thériault, C., Pérez-Gay, F., Rivas, D., & Harnad, S. (2018). Learning-induced categorical perception in a neural network model. arXiv preprint arXiv:1805.04567.
- Vincent-Lamarre, P., Massé, A. B., Lopes, M., Lord, M., Marcotte, O., & Harnad, S. (2016). The latent structure of dictionaries. *Topics in Cognitive Science*, 8(3), 625-659.
- Vogel, E. K., & Luck, S. J. (2000). The visual N1 component as an index of a discrimination process. *Psychophysiology*, 37(2), 190-203.
- Voyer, D., & Flight, J. (2000). Reliability of a dichotic consonant-vowel pairs task using an ABX procedure. *Brain and cognition*, 43(1-3), 417.
- Waite, S., Grigorian, A., Alexander, R. G., Macknik, S. L., Carrasco, M., Heeger, D. J., & Martinez-Conde, S. (2019). Analysis of perceptual expertise in radiology—Current knowledge and a new perspective. *Frontiers in human neuroscience*, 13, 213.
- Walraven, P. L. (1966). A zone theory of colour vision. *Tagungsband Luzern 1965, Farbe*, 15, 137-140.
- Wang, M., & Geva, E. (2003). Spelling acquisition of novel English phonemes in Chinese children. *Reading and Writing*, 16(4), 325-348.
- Watanabe, T., Nanez, J. E., & Sasaki, Y. (2001). Perceptual learning without perception. *Nature*, 413(6858), 844-848.
- Werker, J. F., & Tees, R. C. (1984). Cross-language speech perception: Evidence for perceptual reorganization during the first year of life. *Infant behavior and development*, 7(1), 49-63.

Winawer, J., Witthoft, N., Frank, M. C., Wu, L., Wade, A. R., & Boroditsky, L. (2007). Russian blues reveal effects of language on color discrimination. *Proceedings of the national academy of sciences*, 104(19), 7780-7785.

Whorf, B. L. (1940). *Science and linguistics* (pp. 207-219). Indianapolis, IN, USA:: Bobbs-Merrill.

Zhu, J., Chen, X., & Yang, Y. (2021). Effects of amateur musical experience on categorical perception of lexical tones by native Chinese adults: an ERP study. *Frontiers in Psychology*, 12, 690.