

Université de Montréal

L'apprentissage perceptif sans signal

Par  
Nicolas Dupuis-Roy

Département de psychologie  
Faculté des arts et des sciences

Mémoire présenté à la Faculté des études supérieures  
en vue de l'obtention du grade de maître ès science (M.Sc.)  
en psychologie

Août 2004

© Nicolas Dupuis-Roy, 2004

Université de Montréal  
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :  
L'apprentissage perceptif sans signal

présenté par :

Nicolas Dupuis-Roy

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Martin Arguin  
Président-rapporteur

Frédéric Gosselin  
Directeur de recherche

Pascal Belin  
Membre du jury

## RÉSUMÉ

L'apprentissage perceptif (AP) correspond à l'amélioration des performances à la suite d'un entraînement dans une tâche perceptive. D'une part, plusieurs études ont démontré l'importance des processus ascendants («bottom-up») (Gold, Bennett et Sekuler, 1999, 2004; Karni et Sagi, 1991; Watanabe, Náñez et Sasaki, 2001). D'autre part, plusieurs découvertes empiriques suggèrent que des processus descendants («top-down») tels que l'attention sélective, soient nécessaires à l'AP (Ahissar et Hochstein, 1993, 2000, 2002; Fahle et Morgan, 1996; Seitz et Watanabe, 2003; Shiu et Pashler, 1992). Ce mémoire présente trois études empiriques isolant les processus descendants par le biais d'une *procédure sans signal* (Gosselin et Schyns, 2003). Nos principaux résultats indiquent un apport significatif des processus descendants dans l'AP.

Mots clés : Apprentissage perceptif, processus descendants, attention sélective, analyse de classification, procédure sans signal, perception superstitieuse.

## ABSTRACT

Perceptual learning is characterized by an improvement in a perceptual task following practice. On the one hand, perceptual learning is known to be driven by low-level, bottom-up processes (Gold, Bennett et Sekuler, 1999, 2004; Karni et Sagi, 1991; Watanabe, Náñez et Sasaki, 2001). On the other hand, several experiments suggest that top-down processes, such as selective attention, are necessary components of perceptual learning (Ahissar et Hochstein, 1993, 2000, 2002; Fahle et Morgan, 1996; Seitz et Watanabe, 2003; Shiu et Pashler, 1992). In the following master's thesis, we present three empirical studies that isolated top-down processes using the *no signal procedure* (Gosselin et Schyns, 2003). Our main results show a significant involvement of top-down processes in perceptual learning.

Keywords : Perceptual Learning, Top-Down Processes, Selective Attention, Classification Analysis, No Signal Procedure, Superstitious Perception.

## TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ .....	iii
MOTS CLÉS .....	iii
ABSTRACT .....	iv
KEYWORDS .....	iv
TABLE DES MATIÈRES .....	v
LISTE DES TABLEAUX.....	vii
LISTE DES FIGURES .....	viii
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	xi
REMERCIEMENTS.....	xii
<b>INTRODUCTION GÉNÉRALE.....</b>	<b>1</b>
1. Introduction aux processus descendants .....	2
1.1. La perception visuelle en tant que processus conjectural.....	3
1.2. Processus descendants : importance des connaissances abstraites .....	6
1.3. Processus descendants : importance des postulats de niveau moyen.....	8
2. Introduction à l'AP .....	12
2.1. Bref historique de l'AP .....	12
2.2. Imperméabilité du cortex visuel primaire : preuve empirique.....	13
2.3. Perméabilité du cortex visuel primaire : preuves empiriques physiologiques et comportementales .....	14
2.4. L'AP et la diversité de ses manifestations .....	16
3. Problématique : l'apport des processus descendants dans l'AP .....	20
3.1. Continuum allant de la suffisance des processus ascendants à la suffisance des processus descendants.....	21
3.2. Hypothèse générale .....	26
4. Méthodologie.....	27
4.1. Corrélacion <i>inversée</i> et image de classification (IC) .....	27
4.2. La procédure sans signal.....	29
<b>ÉTUDES PRÉLIMINAIRES .....</b>	<b>34</b>
5. Première étude préliminaire .....	35
6. Méthode.....	37
6.1. Participants.....	37
6.2. Appareillage.....	39
6.3. Procédure .....	39
6.4. Stimuli .....	40
7. Résultats .....	41
7.1. Analyse de classification .....	41
7.2. Apprentissage perceptif (AP).....	45
8. Discussion .....	47
9. Justification du choix de la procédure de la deuxième expérience préliminaire .....	48
10. Méthode.....	49
10.1. Participants.....	49

10.2.	Appareillage .....	50
10.3.	Procédure .....	51
10.4.	Stimuli.....	52
11.	Résultats .....	53
11.1.	Apprentissage perceptif (AP).....	53
11.2.	Analyse de classification .....	59
11.3.	Prévalence des perceptions superstitieuses.....	62
12.	Discussion.....	65
<b>ÉTUDE PRINCIPALE</b> .....		69
13.	Justification de la procédure .....	70
14.	Méthode.....	71
14.1.	Participants.....	71
14.2.	Appareillage .....	71
14.3.	Procédure .....	72
14.4.	Stimuli.....	75
15.	Hypothèses.....	77
16.	Résultats et discussion.....	80
16.1.	Apprentissage perceptif (AP).....	80
16.2.	L'apport des facteurs descendants dans l'AP.....	82
16.3.	Manifestations de l'AP sur le plan de l'image .....	89
17.	Modèle linéaire de l'AP sans signal .....	92
17.1.	Présentation du LAM.....	92
17.2.	Interprétation de nos résultats dans le cadre du LAM.....	94
<b>DISCUSSION GÉNÉRALE</b> .....		99
18.	Les perceptions superstitieuses.....	100
19.	AP sans signal et suffisance des processus descendants .....	101
19.1.	Locus physiologique de l'AP.....	102
19.2.	Analyse de classification .....	104
20.	Dicussion sur la linéarité .....	105
21.	Leçons tirées de l'histoire.....	108
22.	Conclusion générale.....	110
<b>RÉFÉRENCES</b> .....		113
<b>ANNEXES</b> .....		xiv

**LISTE DES TABLEAUX**

Tableau 1	Répartition des participants de la première étude préliminaire selon la condition de détection (signal et sans signal) et le nombre de séances d'entraînement (1 à 5). .....	38
Tableau 2	Le stimulus d'entraînement pour le groupe sans signal des deux études préliminaires. Le 'X' de la deuxième étude préliminaire est le seul qui corresponde à la description verbale fournie par l'expérimentateur. ....	41
Tableau 3	Répartition des participants de la deuxième étude préliminaire selon la condition de détection lors de l'entraînement (signal et sans signal) et le nombre de séances d'entraînement (1, 5 et 0 pour le groupe contrôle). .....	50
Tableau 4	Les quatre textures (deux paires de T1 et T2) non familières utilisées dans l'expérience principale. Elles ont un profil spectral équivalent à $1/f^2$ et un contraste similaire. Chacune des textures est assignée à deux participants. ....	77

## LISTE DES FIGURES

Figure 1	Le motif lumineux sur la rétine est le résultat de la projection d'une structure tridimensionnelle distale tandis que les formes verte, noire et rouge sont quelques-unes des formes pouvant être inférées à partir de ce motif bidimensionnel. La forme noire est la plus fréquente donc la plus probable.....	3
Figure 2	Trois illustrations de l'illusion de Ponzo. L'objet le plus près de la ligne d'horizon ou du point de fuite semble de plus grande taille bien qu'il ne le soit pas. ....	10
Figure 3	Le système visuel ne s'explique pas les variations d'intensité lumineuse selon la provenance de l'illuminant mais plutôt en fonction de la profondeur de l'objet. ....	11
Figure 4	Le carreau A semble plus foncé que le carreau B même si ces deux carreaux possèdent la même brillance (figure d'Adelson (1995)). ....	12
Figure 5	Stimuli utilisés dans deux tâches de détection. La tâche locale consiste à détecter l'élément cible tandis que la tâche globale consiste à discriminer l'orientation du patron global formé par l'ensemble des éléments (figure adaptée d'Ahissar et Hochstein (1993)). ....	24
Figure 6	Graphique de l'énergie à chacune des fréquences spatiales de l'IC brute. (a) l'IC brute, (b) l'IC sur laquelle fut appliqué un filtre Butterworth laissant passer les basses fréquences totalisant 66% de l'énergie spectrale, (c) la lettre la plus corrélée avec l'IC parmi 11 284 lettres incluses dans les polices de caractères standards de Mac OS 9 (figure tirée de Gosselin et Schyns (2003)). ....	30
Figure 7	(a) Images de classification brutes des deux participants de l'expérience de détection superstitieuse du signe '+' dans du bruit visuel en disparité. Les images présentent des structure distinctes (figure tirée de Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004). ....	32
Figure 8	Plan expérimental de la première étude préliminaire. ....	37
Figure 9	Les quatre panneaux du haut : les profils spectraux (énergie à chacune des fréquences spatiales) des IC brutes des quatre participants du groupe sans signal ainsi que la courbe exponentielle la mieux ajustée au profil observé. Le panneau en bas à gauche : le profil spectral de l'IC brute cumulant les 12 096 essais sans signal de tous les participants ainsi que la courbe exponentielle la mieux ajustée au profil observé. (a) IC brutes et leur corrélation avec (c) le 'X' le plus corrélé parmi les 744 lettres 'x'. (b) IC brutes filtrées (passe-bas de type Butterworth) et leur corrélation avec la lettre présentée en (c). Les flèches indiquent la fréquence spatiale à laquelle ont été filtrées les IC brutes. La figure en bas à droite : le profil spectral du 'X' généré en additionnant les 744 lettres 'X'. ....	43
Figure 10	Moyenne des $d'$ de chacun des groupes (sans signal en gris et avec signal en noir) en fonction du nombre de sessions d'entraînement. Les $d'$ ont été calculés à partir des essais tests seulement. ....	46

Figure 11	Disposition des images sur l'écran lors de la deuxième expérience préliminaire et la distance qui les sépare en degré d'angle visuel. L'astérisque, qui n'était pas visible pendant l'expérience, représente le centre de l'écran. ....	53
Figure 12	Efficacité en fonction du groupe (contrôle, sans signal et avec signal) et du nombre de séances d'entraînement (0, 1 et 5). ....	54
Figure 13	Évolution de la corrélation entre l'IC brute de l'observateur idéal et l'IC brute des participants au fil des cinq séances de pratique sans signal . Les IC brutes, filtrées et idéales de chaque séance sont présentées. ....	57
Figure 14	Moyennes des corrélations entre les IC brutes des participants du groupe sans signal et les IC idéales correspondantes en fonction du nombre de séances. ....	59
Figure 15	Énergie à chacune des fréquences spatiales de l'IC idéale cumulant tous les essais des 22 participants sans signal ....	61
Figure 16	Profils spectraux des IC brutes des neuf participants du groupe sans signal ayant fait 1000 essais d'entraînement. La courbe exponentielle la mieux ajustée à l'énergie observée est superposée au profil. (a) IC brute, (b) IC brute filtrée (passe-bas Butterworth) et (c) IC brute idéale. Les chiffres sous (a) et (b) sont les corrélations avec l'IC brute idéale (c). ....	62
Figure 17	Distribution des coefficients de corrélation entre les IC brutes des sujets (n=74) et les IC idéales. Distribution des coefficients de corrélation entre les IC générées au hasard et les IC idéales (en bleu). Notez bien que les effectifs des deux distributions ne sont pas sur la même échelle. ....	65
Figure 18	Déroulement d'un essai d'entraînement. D'abord, le mot T1 ou T2 est affiché au centre de l'écran (pendant une seconde) afin de prévenir l'observateur du stimulus à détecter. Ensuite, une première plage de bruit visuel gaussien (32 X 32 pixels) est présentée au centre de l'écran (500 ms). Celle-ci est suivie de la présentation d'une deuxième plage de bruit visuel gaussien (500 ms) après un intervalle inter-stimulus de 100 ms. La deuxième plage est présentée au centre de l'écran (500 ms) et est suivie immédiatement par un même masque gris (100 ms). Le participant doit appuyer sur l'une de deux touches de réponse selon que le stimulus lui semblait davantage corrélé à la première ou à la seconde plage de bruit visuel. Aucune rétroaction n'est fournie. ....	74
Figure 19	Illustration de trois hypothèses envisagées : (1) l'hypothèse d'une contribution majeure de $\delta$ , (2) l'hypothèse d'un transfert de la contribution $\delta$ entre les essais T1 et T2 et (3) l'hypothèse d'une contribution nulle de $\delta$ . ....	79
Figure 20	Le pourcentage d'accord entre la performance des participants et celle de l'observateur idéal à chacune des séances expérimentales T1. Les barres d'erreur représentent une erreur type. La courbe bleue correspond à la droite la mieux ajustée aux moyennes une fois les séances transformées en logarithme. (a) IC calculées sur 240 essais aux T1 et lissées par un filtre spectral de profil $1/f^2$ .....	81

- Figure 21 Droites les mieux ajustées au pourcentage d'accord avec l'observateur idéal de T1 (ligne bleue) et T2 (ligne noire) pour les quatre participants du groupe expérimental. Chaque pourcentage est calculé sur dix essais. La pente ( $m$ ) de chacune des lignes est indiquée et l'ordonnée à l'origine est arbitraire. ....83
- Figure 22 Moyenne des performances à T1 au début et à la fin de l'expérience. La moyenne de la première séance tient compte des performances de tous les participants tandis que deux moyennes ont été calculées à la 36<sup>e</sup> séance (retest pour la condition contrôle); une pour la condition expérimentale (en vert) et l'autre pour la condition contrôle (en rouge). Les barres d'erreur représentent une erreur type. ....85
- Figure 23 Performance de I.F., E.M. et F.L. aux 36 essais et aux deux tests de transfert. Le test 1 (bleu) mesure la performance à T2 sur 240 essais et le test 2 (rouge) à T1 lorsqu'en rotation à 90 degrés. Les barres d'erreur représentent un écart-type. ....87
- Figure 24 L'énergie à chacune des fréquences spatiales des IC brutes de chaque participant de la condition expérimentale. La courbe  $1/f^2$  la mieux ajustée à ce profil spectral  $y$  est superposée. (a) IC brute du participant et sa corrélation avec l'IC brute de l'observateur idéal; (b) IC brute de l'observateur idéal et (c) IC brute de l'observateur humain filtrée selon le profil attendu ( $1/f^2$ ). Ces IC brutes de T1 ont été calculées sur l'ensemble des essais expérimentaux.. ....91
- Figure 25 Un modèle de la boîte noire d'un observateur humain dans une tâche de détection. Les fonctions de la boîte sont modélisées comme suit: d'abord l'entrée comprend un signal externe qui est altéré par du bruit visuel, ensuite des variations stochastiques altèrent le signal interne et finalement, un calcul invariable au contraste mène à une décision (figure adaptée de Gold, Bennett et Sekuler, 2004). ....94
- Figure 26 Groupe rassemblés devant ce qu'ils croient être une manifestation de la vierge Marie (Clearwater, Etats-Unis, 1998). ©Tilman Hausherr, 1998.....111
- Figure 27 Exemple de calcul d'une IC après quatre essais d'une tâche de détection en 2AFC. Deux plages de bruit visuel sont présentées à chaque essai, l'une menant à une détection positive d'un 'X' et l'autre menant à une détection négative. La matrice résultante de la sommation des plages de bruit visuel ayant mené à une détection positive est soustraite à la matrice résultante de la sommation des plages de bruit visuel restantes. .... xvi

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

2AFC	Abréviation pour «two alternative force choice». Ceci se traduit par tâche de détection forcée à deux choix.
AP	Apprentissage perceptif
IC	Image de classification
LAM	Abréviation pour «linear amplifier model». Ceci se traduit par modèle d'amplificateur linéaire.
SS1	Sans signal ayant fait une séance d'entraînement
SS5	Sans signal ayant fait cinq séances d'entraînement
T1	Texture 1
T2	Texture 2

## REMERCIEMENTS

Contrairement à l'opinion de plusieurs de mes condisciples étudiants, la rédaction du mémoire ne m'est, en aucun temps, apparue comme un fardeau. Cependant, je ne peux en dire autant de la période ayant précédé la rédaction. À ce sujet, j'aimerais tout particulièrement rendre hommage à Frédéric puisqu'il a su, dans mes moments d'aliénation profonde, raviver mon appétit pour la *découverte* scientifique tout en faisant preuve d'une grande sensibilité à mon égard. Je dois aussi le remercier pour les expériences écossaises et floridiennes qu'il m'a généreusement offertes. Et que dire du G3? Il m'a permis de guérir chez nous les maux de tête informatiques du lab. Merci d'avoir compris l'être tourmenté que je suis!

J'aimerais aussi exprimer ma gratitude et mon amour envers France, ma compagne de vie, de voyage et de procrastination. Nos débats d'idées, toujours très émotifs, ont grandement renforcé mon entêtement (qualité indéniable du bon chercheur) et ses réflexions philosophiques nocturnes ont su calmé ce que j'appelle l'impétuosité du fuyard. Notre expérience africaine m'a ouvert les yeux. Tu es mon modèle de courage...

Je désire remercier Céline qui fut d'abord une comparse d'étude faisant preuve d'une générosité mère térésienne et qui est maintenant devenue une amie. Sa sagacité a souvent eu raison de mes défenses psychologiques, mais les émois causés ont toujours eu un dénouement heureux. Je dois aussi souligner que ses histoires abracadabrantes ont mis de la couleur dans notre terne laboratoire.

J'aimerais aussi remercier Zulie pour nos innombrables sessions de divan. Ça fait du bien de comprendre et d'être compris. Heureusement, nos délires et nos «laughing

trip» avaient souvent raison de mon autisme informatique. Éric, Isabelle, Mathieu et Catherine, je ne vous oublie pas. J'ai vraiment passé du bon temps en votre présence.

Et finalement, je remercie Norm pour ses appels d'encouragement dominical, Lise pour son soutien moral, Yvette pour son inspiration et sa capacité de me «regrounder» dans le réel et Yvon d'avoir tenu tête à mes arguments douteux comme raisonnés. À mes deux «set» de parents : «MERCI!!!».

Ces deux années d'étude ont été subventionnées par une bourse du Fond de Recherche en Santé du Québec (FRSQ).

## **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

La résistance à l'incertitude perceptive est un enjeu crucial et en va de la survie de tout organisme qui évolue dans un environnement dynamique. Bien que constamment confronté à des situations où l'information utile est obstruée, dégradée ou tout simplement manquante, le système perceptif humain peut parvenir à des conclusions qui semblent, d'un point de vue évolutif, adaptées à son environnement. Cette capacité est d'autant plus surprenante que l'humain doit constamment modifier son comportement pour répondre aux exigences toujours changeantes de son environnement symbolique et physique. Pour le chercheur en vision, un objectif qui s'ensuit est de comprendre comment l'observateur humain se maintient adapté dans de telles conditions de dégradation de l'information. Pour parvenir à cette fin, les psychophysiciens ont observé prioritairement les situations où le système perceptif pose des jugements soit adéquats, soit erronés. Une option encore peu explorée est d'observer systématiquement les conclusions du système et son évolution dans des situations *sans signal* où aucune information structurée n'est présente, donc lorsque toute décision, quelle qu'elle soit, est jugée ni fausse ni vraie par l'expérimentateur. Comme il sera démontré ultérieurement, des situations de ce type permettent de saisir l'influence des *a priori* – les biais phylogénétiques et ontogénétiques – sur la formulation d'hypothèses perceptives et les décisions qui en découlent. Le présent mémoire se donne comme but premier l'étude de l'apprentissage perceptif (AP) dans des tâches psychophysiques *sans signal*.

## 1. Introduction aux processus descendants

### 1.1. La perception visuelle en tant que processus conjectural

L'observateur humain perçoit les objets distaux en trois dimensions. Pourtant, il n'a accès qu'à l'information projetée sur ses deux rétines, c'est-à-dire deux images bidimensionnelles et bruitées. Comment le système visuel restitue-t-il la tridimensionnalité à partir d'éléments bidimensionnels? Une solution possible à ce problème de la *projection inverse* consiste à utiliser les régularités de l'environnement pour restreindre la quantité d'objets tridimensionnels pouvant être projetés à partir d'une même structure bidimensionnelle (Hoffman, 1998). Prenons l'exemple illustré par la figure 1 : les trois structures tridimensionnelles suivantes (la verte, la noire et la rouge) peuvent être inférées à partir de la structure bidimensionnelle se trouvant sur la rétine. Les solutions présentées par les segments verts et rouges ne surviennent que très rarement dans l'environnement, c'est pourquoi le système visuel privilégiera la forme noire, l'option la plus fréquente.

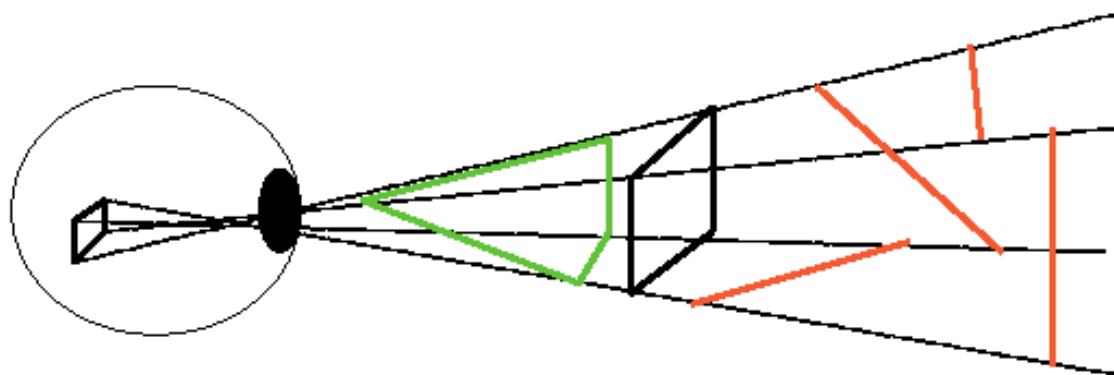


Figure 1 Le motif lumineux sur la rétine est le résultat de la projection d'une structure tridimensionnelle distale tandis que les formes verte, noire et rouge sont quelques-unes des formes pouvant être inférées à partir de ce motif bidimensionnel. La forme noire est la plus fréquente donc la plus probable.

Un problème persiste tout de même : comment le système visuel peut-il intégrer ces régularités s'il ne les perçoit pas d'abord? Fort probablement, l'assimilation de ces régularités lors de notre développement (ontogenèse) est prédéterminée par la phylogenèse, c'est-à-dire par une structure visuelle ayant évolué depuis la naissance du premier système visuel dont nous ayons hérité en tant qu'espèce (Hoffman, 1998).

Outre le problème de la projection inverse, l'observateur humain rencontre constamment des situations où l'information parvenant à la rétine est dégradée. Étonnamment, il parvient habituellement à identifier *correctement* les objets en moins d'une fraction de seconde. La solution entrevue par les premiers chercheurs en vision s'apparente grandement à la solution au problème de la projection inverse. Considérons cet exemple tiré des écrits de Helmholtz (2001) :

«A person in a familiar room [...] in the evening twilight [...] will not be able to recognize any objects except the brighter ones, especially the windows. But whatever he does actually recognize will be so intermingled with his recollections of the furniture that he can still move about in the room with safety and locate articles he is trying to find, even when they are only dimly visible. *These images would be utterly insufficient to enable him to recognize the objects without some previous acquaintance with them.*»<sup>1</sup> (p.31, italique ajouté).

---

<sup>1</sup> Un individu se situant dans une pièce familière faiblement éclairée, ne pourra reconnaître les objets à l'exception des plus brillants, particulièrement les fenêtres. Et tous ce qu'il reconnaîtra sera tellement entremêlé à ses souvenirs de la pièce, qu'il pourra s'y mouvoir sécuritairement et localiser les objets qu'il recherche, même ceux qui sont les plus faiblement éclairés. Sans une connaissance antérieure de ceux-ci, les images de ces objets seraient insuffisantes à la reconnaissance. (traduction libre)

L'exemple de Helmholtz (2001), tout comme l'exemple de la projection inverse, démontre que la perception d'objets ne se résume pas simplement au traitement des informations rétiniennes. En ce sens, le recours à d'autres sources d'information telles que les expériences antérieures (tant au niveau de l'ontogenèse que de la phylogenèse) sont critiques à la perception de l'objet.

Comme l'ont déjà souligné certains chercheurs (Bruner, 1957; Gregory, 1979), les processus perceptifs s'apparentent à la démarche scientifique. Certaines hypothèses sont inférées à partir des informations provenant de notre historique perceptif, du contexte, des besoins, etc. – étape impliquant les *processus descendants*<sup>2</sup> ou «top-down»; ces hypothèses sont corroborées ou réfutées selon des données bruitées parvenant au système – étape impliquant les *processus ascendants*<sup>3</sup> ou «bottom-up»; et si nécessaire, ce cycle est repris. L'expérience de Bruner et Mintum (1955) appuie cette conception : différentes *erreurs* de catégorisation ont pu être induites en modifiant le contexte – et conséquemment, les hypothèses perceptives. Par exemple, en haussant la probabilité que le stimulus à identifier soit une lettre, les participants ont classé un stimulus ambigu (p. ex. un B dont la barre verticale est légèrement distancée de ses barres horizontales, **13**) dans la catégorie des lettres plutôt que des nombres. Par contre, il était classé comme un nombre quand il était entouré de 12 et 14. Cette conception de

---

<sup>2</sup> Dans un système de traitement de l'information hiérarchique, les processus descendants («top-down») désignent l'enchaînement d'opérations internes débutant aux étapes de traitement d'information élaborées et se répercutant sur des traitements de plus bas niveau. Typiquement, le terme descendant est employé dans le cas de phénomènes influencés par les expériences antérieures (mémoire), l'éducation, les émotions, les valeurs, les mobiles, la personnalité, les attentes, etc.

<sup>3</sup> Dans un système de traitement de l'information hiérarchique, les processus ascendants («bottom-up») désignent l'enchaînement d'opérations internes débutant avec la réception de l'«input» (p. ex. les récepteurs rétiniens) et se poursuivant jusqu'aux étapes de traitements élaborés (p. ex. la perception de la forme).

la perception a pris de l'ampleur après que Bruner et Goodman (1947) eurent démontré que, chez les enfants, la perception de la taille d'une pièce de monnaie est inversement liée à son statut socio-économique. C'est-à-dire que moins l'enfant est nanti, plus le diamètre d'une pièce de monnaie est surestimé. À la suite de cette expérience, les observations empiriques corroborant l'importance des processus descendants – relatifs aux attentes, à la personnalité, aux motifs, aux expériences antérieures, etc. – impliqués dans une gamme de tâches perceptives ont afflué. Par exemple, Solomon et Postman (1952) ont montré que le seuil de détection d'un mot est inversement lié à sa probabilité d'occurrence. D'autres chercheurs (Bruner et Postman, 1949) ont établi que le seuil d'identification d'une carte à jouer dépend directement des attentes formées en fonction des expériences passées. En effet, l'identification des cartes inhabituelles (p. ex. un cœur noir) est en moyenne quatre fois plus lente que l'identification de cartes normales. Au niveau auditif, on retrouve des démonstrations analogues. Par exemple, la grande majorité des sujets sera incapable de percevoir une phrase de laquelle ont été retirés certains indices spectraux (le «sine wave speech»). Il suffit de les prévenir que le stimulus ambigu sera, en fait, une voix humaine, pour hausser la probabilité de reconnaissance (Remez, Rubin, Pisoni et Carrell, 1981). Miller (1962) a aussi montré que la détection d'un mot est reliée au contexte : le seuil de reconnaissance sonore d'un mot diminue lorsqu'il fait partie d'une phrase.

## 1.2. Processus descendants : importance des connaissances abstraites

Un corpus de recherche a mis en évidence l'influence des connaissances de haut

niveau comme les croyances, le contexte, les valeurs, les motifs, les besoins, l'attitude ou la personnalité, sur la perception. Plus récemment, des chercheurs accumulent des preuves en faveur de la thèse selon laquelle les processus perceptifs sont flexibles et perméables à la cognition.

À ce chapitre, Özgen, Sowden et Schyns (2003) ont démontré que le choix de canaux fréquentiels perceptifs ne repose pas entièrement sur l'information disponible comme le prétendent certains (Majaj, Pelli, Kurshan et Palomares, 2002; Solomon et Pelli, 1994). En effet, leurs participants ont catégorisé des images de scènes hybrides (images contenant les hautes fréquences d'une scène et les basses fréquences d'une autre) conformément à l'indice verbal qui précédait la présentation du stimulus : lorsqu'ils ont entendu «coarse» (formes grossières), ils ont perçu la scène en basses fréquences alors qu'ils ont vu la scène en hautes fréquences lorsqu'ils ont entendu «fine» (formes fines). Des chercheurs en catégorisation étayent également cette thèse. Dans l'expérience de Schyns et Rodet (1997), deux groupes de sujets ont appris à catégoriser correctement trois classes d'objets non-familiers ( $X$ ,  $Y$  et  $XY$ ) dans un ordre particulier (groupe 1:  $X \rightarrow Y \rightarrow XY$ ; groupe 2:  $XY \rightarrow X \rightarrow Y$ ). Même si tous les sujets ont été exposés aux mêmes stimuli qu'ils ont dû classer dans les mêmes catégories, les participants du premier groupe ont classé un nouveau stimulus ( $X-Y$ ) dans la catégorie  $XY$  contrairement au participants du groupe deux qui l'ont classé indistinctement dans les catégories  $X$  ou  $Y$ . Cette différence de perception n'étant attribuable qu'à l'ordre d'entraînement, les auteurs ont conclu que l'apprentissage des catégories avait donné lieu à des attributs («features») distincts dans chacune des conditions. En continuité avec ces observations, Schyns, Goldstone et Thibaut (1998) ont défendu l'idée selon laquelle les attributs qui

sous-tendent le processus de catégorisation sont flexibles et que cette flexibilité est guidée par la diagnosticité des informations présentes ainsi que par l'histoire catégorielle de l'individu (connaissances taxinomiques antérieures). Une étude sur la catégorisation de scènes naturelles (Gosselin et Schyns, soumis) arrive à des conclusions analogues. Les participants devaient tous catégoriser quatre scènes visuelles (montagne, désert, champs et dunes) variant sur deux dimensions : la chrominance (sablonneux ou verdoyant) et la luminance (plat ou vallonneux). Lors d'un bref entraînement (huit essais), le groupe LUMI devait les catégoriser au niveau général selon la luminance alors que le groupe CHRO devait les classer selon la chrominance. Dans la phase test, tous les participants devaient catégoriser les scènes au niveau spécifique (montagne, désert, champs et dunes). Les paramètres du modèle SLIP (Gosselin et Schyns, 2001), ajustés afin d'expliquer la variance des données, indiquent que les participants ont pondéré davantage la dimension qui leur permettait de catégoriser au niveau général – le groupe CHRO a pondéré davantage la chrominance et le groupe LUMI a donné davantage de poids à la luminance. Les auteurs en ont conclu que l'extraction des informations pertinentes à la catégorisation était tributaire des connaissances taxinomiques antérieures.

### 1.3. Processus descendants : importance des postulats de niveau moyen

Si bien des études ont démontré que les connaissances abstraites influencent la perception, des chercheurs ont remis en question la nécessité même du recours à des

représentations de si haut niveau (p. ex. Helmholtz (2001), Hoffman (1998) et Marr (1982)). D'après ces derniers, le rôle de telles représentations serait secondaire puisque la plupart des processus de bas niveau peuvent être expliqués sans l'apport d'interactions complexes avec des traitements de haut niveau. Par exemple, la tâche primordiale du système visuel est l'identification d'objet dans un environnement instable. Une telle tâche contraint le système à l'analyse des régularités et des caractéristiques non-accidentelles de l'environnement. Ainsi, les régularités dérivées des expériences passées détermineront au moins partiellement les perceptions actuelles, en ce sens que nos connaissances des régularités et des propriétés non-accidentelles des stimuli distaux (c'est-à-dire les connaissances de niveau moyen) deviennent le point de départ de la formulation d'hypothèses perceptives adaptées et cohérentes à propos de la nature du motif lumineux qui s'imprègne sur la rétine.

Les démonstrations empiriques de tels *a priori* abondent (voir Kersten, Mamassian et Yuille (2004) pour une revue de la littérature sur les *a priori* et leurs implications dans les modèles bayésiens). Par exemple, afin de juger de la taille ou de la distance d'un objet distal, un observateur humain prend en compte la taille que celui-ci occupe sur sa rétine. Étant donné son expérience prolongée dans un monde tridimensionnel, un tel observateur est à même d'inférer la valeur d'un des inconnus, disons la taille de l'objet distal, afin de résoudre le calcul lui permettant d'évaluer sa distance. Cependant, ces *a priori* peuvent mener à des perceptions peu adaptées lorsque l'observateur rencontre des situations très peu fréquentes. Pour s'en convaincre, considérons l'explication que donne Gregory (1979) de l'illusion de Ponzo (voir figure 2). Les objets éloignés se trouvent habituellement plus près du point de fuite. Cette régularité environnementale amène le système à surestimer la taille de l'objet lorsqu'il est situé plus près du point de fuite, et ce, même si les indices picturaux sont minimaux

– comme c'est le cas dans l'image de droite de la figure 2.

Comme ce fut présenté dans la section 1.1, la restitution de la tridimensionnalité d'un objet à partir des deux images rétinienne constitue un problème pour le système visuel. L'ombrage véhicule des informations sur la structure tridimensionnelle d'un objet. La prise en compte de cet indice nécessite l'emploi d'*a priori* sur la provenance de l'illuminant. En effet, un ombrage inversé sur un même objet modifie la forme



Figure 2. Trois illustrations de l'illusion de Ponzo. L'objet le plus près de la ligne d'horizon ou du point de fuite semble de plus grande taille bien qu'il ne le soit pas.

tridimensionnelle attribuée à cet objet seulement si le système postule que l'illuminant ne change pas de position, en l'occurrence qu'il provient du haut (Ramachandran, 1988). Par exemple, il suffit d'une rotation de 180 degrés des convexités circulaires de la figure 3 pour qu'elles deviennent concaves. Récemment, des chercheurs ont trouvé que le

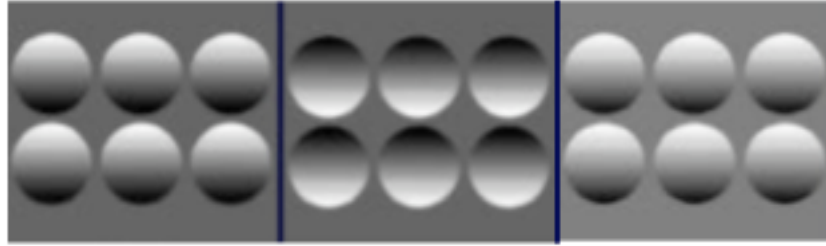
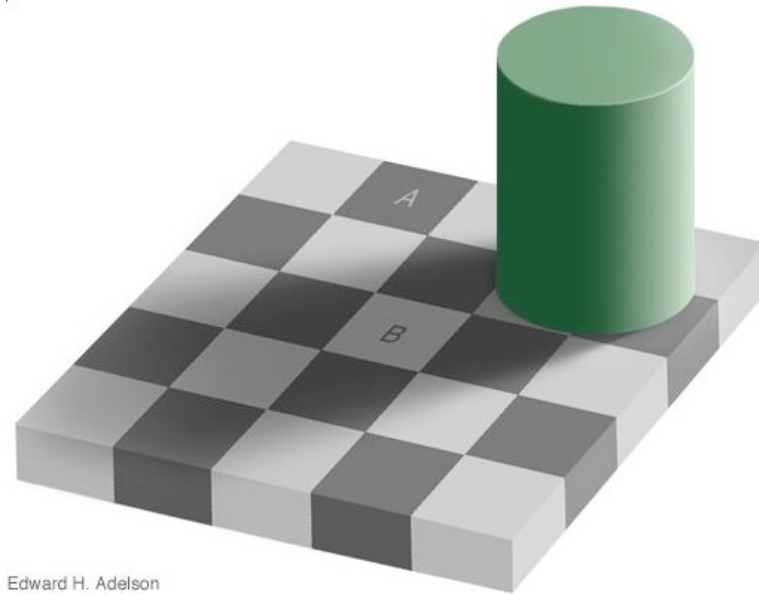


Figure 3. Le système visuel ne s'explique pas les variations d'intensité lumineuse selon la provenance de l'illuminant mais plutôt en fonction de la profondeur de l'objet.

système visuel postule que l'illuminant garde en effet une position constante relativement à l'observateur et qu'il provient du haut à environ 30 degrés vers la droite (Mamassian et Goutcher, 2001).

Le système visuel fait aussi appel à certains *a priori* afin de régler l'ambiguïté inhérente à l'évaluation de la couleur des surfaces. Prenons l'exemple de l'illusion d'Adelson (1995) présentée à la figure 4 : la surface A semble plus foncée que la surface B même si, physiquement, elles sont d'égale brillance. Ceci s'explique d'abord par le fait que la clarté d'un objet est évaluée en fonction du contraste local. En effet, la brillance du carreau B est inférieure à la brillance moyenne des carreaux gris pâle mais le contraste de B demeure localement plus élevé que le contraste des carreaux foncés voisins. D'autre part, le système visuel associe les contrastes abrupts aux surfaces peintes d'un objet – c'est-à-dire à son patron de réflectance – tandis que les contrastes graduels («smooth») sont reliés à l'ombrage.



Edward H. Adelson

Figure 4. Le carreau A semble plus foncé que le carreau B même si ces deux carreaux possèdent la même brillance (figure d'Adelson (1995)).

L'ensemble des recherches rapportées aux points 1.1, 1.2 et 1.3 soutient que les décisions rendues par le système perceptif reposent sur un processus de formulation d'hypothèse, lequel tient compte d'*a priori*. Quoique les théories divergent sur la nature de ces *a priori* (inférences inconscientes, connaissances abstraites, etc.), les expériences précédemment rapportées suggèrent (1) que ceux-ci doivent être inclus dans les modèles de la perception parce qu'ils en sont inextricables et (2) qu'il est possible de les étudier indirectement à partir des comportements. Dans le présent mémoire, nous présenterons trois expériences qui isolent les *a priori* impliqués dans l'apprentissage perceptif (AP).

## 2. Introduction à l'AP

### 2.1. Bref historique de l'AP

En 1858, Volkman constate que la plus petite distance nécessaire pour discriminer deux pressions contiguës sur la peau diminue considérablement avec la pratique. Similairement, Dresslar démontre en 1894 que cette acuité tactile se transfère à la même région sur l'autre main. Par l'entremise de ce phénomène, les stimuli auparavant indistincts deviennent, avec l'expérience, progressivement distinguables (Gibson, 1969). Ce type d'apprentissage est maintenant qualifié de perceptif principalement parce qu'il survient dans des tâches perceptives et qu'il opère des transformations sur le traitement des attributs de bas niveau. Cependant, à l'époque où Dresslar et Volkman expérimentaient, il était difficile de savoir à quel niveau se trouvait cet apprentissage.

## 2.2. Imperméabilité du cortex visuel primaire : preuve empirique

Il y a une trentaine d'années, les observations physiologiques du cortex visuel primaire soutenaient l'hypothèse d'une absence de plasticité sensorielle chez les adultes. Sur le plan du développement, les études sur le strabisme démontraient que les déficiences visuelles de bas niveau qui en résultaient ne pouvaient être corrigées après l'adolescence (Fahle, 2002a; Fahle et Poggio, 2002). Cette idée d'une période critique était aussi corroborée par des études physiologiques comme celle de Hubel et Wiesel (1970) sur le développement du cortex visuel primaire du chat. Par exemple, ces chercheurs démontrèrent que les effets dégénératifs de l'obstruction d'un œil sur des cellules monoculaires du chaton étaient irréversibles une fois l'âge de maturité atteint.

Ces observations allaient de pair avec l'idée selon laquelle le système visuel primaire adulte est hiérarchique, unidirectionnel et rigide. C'est-à-dire que les étapes du traitement des attributs se succèdent avec une complexité croissante (p. ex. les contours, les ombrages, la forme 2-D, la forme 3-D, l'objet, etc.) et que les étapes ultérieures ne modulent pas le traitement des attributs de base comme l'orientation ou la fréquence spatiale (Marr, 1982). Cette idée était tout à fait conforme aux données physiologiques puisqu'une réorganisation des connexions du cortex primaire suite à l'expérience interférerait avec nombre d'autres tâches reposant sur le traitement d'attributs similaires (Fahle et Poggio, 2002).

### 2.3. Perméabilité du cortex visuel primaire : preuves empiriques physiologiques et comportementales

En 1983, Merzenich et al. apportent des preuves à l'effet que le cortex somatosensoriel primaire de singes adultes peut compenser pour les pertes subies à la suite d'une lésion. En effet, la représentation topographique de la surface de la peau se réorganise de sorte que le champ récepteur des neurones avoisinant les neurones *déafférentés*<sup>4</sup> s'agrandit pour inclure la région *silencieuse*<sup>5</sup> de la peau. Plus tard, plusieurs chercheurs ont démontré que pareille réorganisation topographique n'est pas conditionnelle à la *déafférentation* et qu'elle peut se manifester dans d'autres modalités

---

<sup>4</sup> Caractère de ce qui est sans afférence.

<sup>5</sup> Surface de la peau précédemment représentée par les neurones dont on a éliminé les afférences.

sensorielles. Par exemple, elle peut survenir suite à la pratique ou à l'apprentissage (Jenkins, Merzenich, Ochs, Allard et Guic-Robles, 1990), après une adaptation de longue durée (Sugita, 1996) ou en sollicitant l'attention de l'organisme (Crist, Li et Gilbert, 2001; Gilbert, Ito, Kapadia et Westheimer, 2000).

Un imposant corpus de recherches psychophysiques et électrophysiologiques récentes fait état de la plasticité du cortex primaire de plusieurs modalités sensorielles. Sur le plan microcellulaire, des chercheurs ont dénoté une modification de la taille des champs récepteurs (voir Gilbert, 1996) et une modification de la courbe de sélectivité («tuning curve») (Eysel, 2002; Schoups, Vogels, Qian et Orban, 2001) Sur le plan macrocellulaire, une différence d'activation au niveau des cortex strié et extrastrié a été enregistrée (Schiltz et al., 1999; Watanabe, Sasaki et al., 2002).

Sur le plan comportemental, les études psychophysiques indiquent que les performances sont spécifiques aux attributs du stimulus d'entraînement. En s'appuyant sur le postulat selon lequel la plasticité se situe au niveau des populations de cellules qui encodent ces attributs, les trouvailles des psychophysiciens font écho aux observations physiologiques : les performances sont spécifiques à des attributs encodés au niveau du cortex visuel primaire (Fahle et Edelman, 1993; Fiorentini et Berardi, 1980, 2002; Karni et Sagi, 1991, 1993).

La coïncidence entre les observations comportementales et électrophysiologiques suggère que même le cortex primaire de l'adulte est perméable à la pratique et, par conséquent, que la conception du système visuel primaire de l'adulte comme étant rigide est désuète.

#### 2.4. L'AP et la diversité de ses manifestations

Les multiples expériences psychophysiques et physiologiques sur l'AP permettent de saisir la grande diversité de ses manifestations. Premièrement, il a cours dans une grande variété de tâches perceptives : discrimination de segments orientés (Ahissar et Hochstein, 1993); détection (Sowden, Rose et Davies, 2002); catégorisation (Sinha et Poggio, 2002); identification de taches («blobs») aléatoires et de visages (Gold, et al., 1999); tâche de bissection et de vernier (Fahle et Morgan, 1996); identification de la direction du mouvement (Ball et Sekuler, 1987; Watanabe, Náñez, Koyama, Mukai, Liederman et Sasaki, 2002); recherche visuelle (Sigman et Gilbert, 2000); etc.

Deuxièmement, ses effets sur le comportement persistent à long terme : des chercheurs n'ont pas observé de baisse significative des performances plusieurs mois (6 mois : Sowden et al., 2002) et même plusieurs années (2-3 ans : Karni et Sagi, 1993) après l'entraînement. Troisièmement, l'AP peut survenir très rapidement (environ 100 essais : Fahle, Edelman et Poggio, 1995) et de façon très abrupte comme c'est le cas dans l'AP par «insight»<sup>6</sup> (Rubin, Nakayama et Shapley, 2002). À l'opposé, les améliorations peuvent être lentes, nécessitant quelquefois des mois d'entraînement (Watanabe, et al., 2002; consulter Karni et Sagi (1993) ainsi que Rubin et al. (2002) pour une bonne discussion de cet aspect). Quatrièmement, sa présence n'est pas toujours conditionnelle à une rétroaction externe (Shiu et Pashler, 1992; voir Herzog et Fahle (1997) pour une observation systématique des effets de la rétroaction). Cinquièmement, l'AP est souvent

---

<sup>6</sup> Éclaire de génie.

spécifique à certaines conditions de l'expérience de sorte que le transfert à d'autres conditions s'accompagne d'une baisse des performances. En effet, l'AP est quelquefois restreint à certains attributs du stimulus tels que son orientation (Fahle, 2002b; Fahle et Edelman, 1993; Fiorentini et Berardi, 1980, 2002), ses fréquences spatiales (Fiorentini et Berardi, 1980, 2002; Sowden et al., 2002) et sa direction (dans le cas du mouvement) (Ball et Sekuler, 1987; Watanabe et al., 2002). De plus, les performances sont quelquefois spécifiques à l'œil entraîné (Chubb, Spearling et Solomon, 1989; Karni et Sagi, 1991), à la taille (Ahissar et Hochstein, 1993; Rubin et al., 2002) ou à la position qu'occupe le stimulus sur la rétine (Ahissar et Hochstein, 1996; Karni et Sagi, 1991; consulter Dill (2002) pour une discussion sur cet aspect) et même, dans certains cas, à la tâche (Ahissar et Hochstein, 1993; Fahle, 2002b; Fahle et Morgan, 1996;). Quoi qu'il en soit, on dénote au niveau de la spécificité, une grande variabilité entre les participants (Ahissar et Hochstein, 2002).

Comme en fait foi la précédente recension, le qualificatif perceptif désigne des apprentissages aux manifestations très différentes. À la base, le concept de l'AP repose sur la distinction entre la perception et la cognition. Généralement, la perception comprend le traitement des attributs composant l'objet tel que la chrominance, l'orientation, le contour et la fréquence spatiale tandis que la cognition inclut les traitements effectués sur l'objet – lui-même caractérisé par une invariance aux attributs perceptifs. L'étude comportementale de l'AP requiert nécessairement un traitement cognitif dans la mesure où le participant reçoit des instructions verbales et qu'il doit émettre, le plus souvent, une réponse discrète. Pareille réponse est le résultat d'un processus décisionnel incorporant non seulement les éléments perceptifs contrôlés par

l'expérimentateur, mais aussi les dispositions cognitives constituant l'historique perceptif du participant (ses attentes, sa personnalité, etc.). Même si les chercheurs en perception appliquent des contrôles expérimentaux visant à minimiser ces contributions cognitives, il n'en demeure pas moins que des mécanismes autant perceptifs que cognitifs pourraient régir le même phénomène. Afin de délimiter la frontière entre la perception et la cognition, la plupart des chercheurs étudiant l'AP adoptent un critère physiologique, c'est-à-dire le locus de plasticité. L'apprentissage est dit perceptif lorsqu'il est localisé dans les aires corticales dont les champs récepteurs sont davantage sélectifs à la position rétinienne ou à des attributs de bas niveau (p. ex. de V1 à V5), tandis qu'on le qualifie de cognitif lorsqu'il désigne le traitement de représentations davantage invariantes (p. ex. IT et STS). Dans les études comportementales, le locus de l'apprentissage est inféré sur la base de la spécificité des performances – ou, similairement, les conditions du transfert:

«Improvement in performance is said to reflect perceptual learning, as opposed to cognitive learning, strategy selection, or motor learning, when the improvement exhibits specificity to either a retinal location or to a basic stimulus dimension such as spatial frequency, orientation or scale [...] Failures of transfer are critical to conclusions about the nature and locus of perceptual learning.»

(Doshier et Lu, 1999, p. 3198)<sup>7</sup>.

---

<sup>7</sup> L'amélioration des performances témoigne d'un apprentissage perceptif plutôt qu'un apprentissage cognitif, moteur ou qu'une modification de stratégie, lorsque ces performances sont spécifiques à la position rétinienne ou à des dimensions de base du stimulus comme la fréquence spatiale, l'orientation ou la taille. L'absence de transfert est critique aux conclusions à propos de la nature et du locus de l'AP (traduction libre).

Du point de vue pratique autant que théorique, ce critère demeure discutable. Tout d'abord, les connaissances relatives à l'encodage cortical des propriétés du stimulus commandent une certaine prudence. Par exemple, certains auteurs postuleront l'implication des aires corticales striées lorsque les performances sont spécifiques à la position rétinienne. Toutefois, il semble que même des neurones du cortex inféro-temporal manifestent des préférences pour certaines positions (Dill, 2003).

Deuxièmement, il semble que dans une même tâche, la spécificité varie grandement d'un individu à l'autre (Ahissar et Hochstein, 2002). Est-ce imputable aux attentes des individus, à leur personnalité, à leurs motifs, etc.? Troisièmement, peu d'auteurs interprètent des transferts partiels qui, selon Dill (2003), indiqueraient l'implication simultanée de plusieurs niveaux de traitement. Finalement, des facteurs de haut niveau tels que l'attention sélective pourraient expliquer certaines spécificités spatiales. Sur ce point, O'Toole et Kersten (1992) ont observé, dans une première expérience, que les performances dans une tâche de discrimination de stéréogrammes étaient spécifiques à la position. Les auteurs soulèvent trois hypothèses : (A) une augmentation de la sensibilité à un certain emplacement sur la rétine basée sur la probabilité d'apparition de la cible (attention sélective), (B) un AP des attributs des stimuli ou (C) une interaction entre les hypothèses A et B. Une seconde expérience leur permet de trancher entre ces hypothèses : ils ont entraîné les participants à discriminer deux stimuli expérimentaux situés à deux emplacements différents par rapport à la croix de fixation : → était toujours situé en dessous et ← était toujours situé au-dessus. Les résultats indiquent un transfert des performances aux deux positions. Les résultats de la première expérience corrobore les hypothèses A et C tandis que les résultats de la deuxième expérience

appuient les hypothèses A et B. Mis ensemble, ces résultats semblent indiquer que la spécificité envers la position n'est pas nécessairement tributaire d'un AP des attributs de base du stimulus. En somme, ces arguments dictent une certaine prudence dans la formulation de conclusion sur la nature de l'apprentissage. C'est pourquoi nous nous en tiendrons à la définition opérationnelle du terme, à savoir que l'AP consiste en une amélioration des performances suite à un entraînement dans une tâche perceptive (discrimination, détection, recherche visuelle, etc.).

### 3. Problématique : l'apport des processus descendants dans l'AP

Gosselin et Schyns (2002b) ont développé un cadre théorique ( $R \otimes A \approx P$ ) qui articule trois types d'information visuelle. À l'une des extrémités se trouve l'information distale disponible et utile à l'exécution d'une tâche perceptive ( $A$ ). À l'autre extrémité se trouve la représentation interne pertinente à la tâche ( $R$ ). L'information incluse dans cette représentation est tributaire des processus descendants de haut niveau (l'attention, les attentes, les motivations, la personnalité, etc.) et de moyen niveau (l'ensemble des régularités dérivées à la suite d'une exposition prolongée à l'environnement). Finalement, l'intersection entre  $R$  et  $A$  contient l'information puissante ( $P$ ), c'est-à-dire les éléments utiles du stimulus physique inclus dans la représentation. Pour l'instant, le modèle ne propose aucune règle *a priori* pour prédire  $R$  et  $P$ .

Bien que l'implication des processus descendants dans l'AP soit maintenant acceptée, peu d'études manipulent systématiquement cette composante. Une des raisons

probables est que l'observation directe de la représentation ( $R$ ) – en l'occurrence la source d'information la plus pertinente à l'étude des traitements descendants – n'était pas envisageable jusqu'à tout récemment. En effet, la quasi-totalité des recherches sur l'AP s'est restreinte à la manipulation de  $A$  et à la mesure de  $P$  de sorte que l'information  $R$  n'aurait été récupérable qu'indirectement via l'inverse de la relation  $\otimes$ <sup>8</sup>. Le présent mémoire a comme but principal l'étude des processus descendants impliqués dans l'AP par le biais d'une méthodologie novatrice permettant l'observation la plus directe possible de la représentation ( $R$ ).

### 3.1. Continuum allant de la suffisance des processus ascendants à la suffisance des processus descendants

Jusqu'à ce jour, les diverses hypothèses ayant été formulées sur l'apport des processus descendants et ascendants dans l'AP s'étalent le long d'un continuum aux extrémités duquel se trouvent : (1) l'hypothèse selon laquelle la stimulation rétinienne serait suffisante à l'AP et (2) l'hypothèse de la suffisance des processus descendants. En 2001, Watanabe et al. ont obtenu des résultats qui étayaient l'hypothèse de la suffisance des processus ascendants : la simple exposition répétée à des points aléatoires en mouvement dont la direction était située sous le seuil de la perception (la proportion de points cohérents avec une certaine direction était constante à 5 %) semble suffisante à

---

<sup>8</sup> Dans un modèle linéaire tel que le LAM (voir la section 17 pour une présentation de ce modèle), il s'agit d'une division point par point:  $P./A$  (Murray et Gold, 2004; Gosselin et Schyns, 2004).

l'amélioration des performances dans une tâche de discrimination de l'orientation de points en mouvement. Une inspection plus poussée de leurs résultats a démontré toutefois que l'apprentissage qu'ils qualifiaient alors de *subliminal* n'était pas purement passif (Seitz et Watanabe, 2003). Pendant que le stimulus *subliminal* était présenté dans les portions périphériques du champ visuel, les participants devaient effectuer une tâche avec des stimuli affichés au centre du champ visuel. Bien que le stimulus *subliminal* n'ait été d'aucune aide pour réussir la tâche, Seitz et Watanabe (2003) ont démontré que le seul fait de sa présence pendant les essais renforcés pouvait expliquer l'AP observé. À l'issue de ces études, les auteurs ont conclu que la stimulation du système visuel mène à une modification durable de sa sensibilité seulement si son traitement est modulé par des demandes environnementales. Cette conclusion n'est pas étonnante si on accepte le postulat selon lequel les ressources du système visuel sont limitées. En effet, si on considère que le nombre de tâches pouvant être accomplies sur un stimulus augmente exponentiellement avec le nombre d'attributs qui le composent, l'hypothèse de la suffisance de la stimulation entraîne de ce fait un problème de ressources (Herzog et Fahle, 2002). Pour vous en convaincre, considérons une simple tâche de détection. Avec un signal visuel composé de trois attributs (par ex. une fréquence spatiale, une couleur et une orientation), il est possible d'effectuer 7 tâches. En ajoutant un attribut, la quantité de tâches grimpe à 15. Ainsi, la quantité de tâches varie exponentiellement en fonction du nombre d'attributs,  $N$ , de ce signal :

$$nbTâches = \sum_{i=1}^N \frac{N!}{i!(N-i)!} \text{ où } N \geq i \geq 1$$

Cette explosion combinatoire taxe grandement l'analyse faite par un système exclusivement ascendant. Une solution communément avancée concerne les dispositions du système perceptif à sélectionner, via l'attention, l'information pertinente à la survie (A).

Dans cet ordre d'idées, plusieurs chercheurs (Ahissar et Hochstein, 1993; Fahle, 2002b; Fahle et Morgan, 1996; Shiu et Pashler, 1992) présentent des preuves à l'effet que l'attention sélective est nécessaire à l'AP. Cette démonstration prend souvent la forme suivante : d'abord, les participants sont entraînés à une tâche perceptive jusqu'à ce qu'un certain niveau de performance soit atteint et ensuite ils sont testés sur une autre tâche comportant les mêmes stimuli. Puisque l'information rétinienne est la même dans les deux tâches, seule l'intervention de processus descendants qui tiennent compte des contraintes de la tâche peut expliquer une éventuelle absence de transfert des performances. Bien que les résultats obtenus présentent un degré variable de transfert – les tâches ne sont pas parfaitement orthogonales –, les résultats moyens pointent dans la direction de la nécessité des processus descendants dans l'AP. À titre d'exemple, l'expérience d'Ahissar et Hochstein (1993) sera décrite. Ces chercheurs ont entraîné un groupe de participants à une tâche locale et un autre groupe à une tâche globale. La tâche locale – et pré-attentionnelle selon Treisman et Gelade (1980) – consistait à détecter une cible parmi plusieurs distracteurs. La cible, toujours localisée à la même position, se distinguait des distracteurs selon son orientation seulement (voir figure 5). Dans la tâche globale, les participants devaient discriminer l'orientation du stimulus global formé par l'ensemble des segments (voir figure 5). Les deux groupes ont été exposés exactement aux mêmes stimuli. Une fois que la performance des participants a

atteint une asymptote, ils ont été testés à l'autre tâche. Les résultats indiquent une absence de transfert des performances du local au global et un transfert partiel du global au local. Les auteurs en concluent que, de façon générale, la stimulation rétinienne seule n'explique pas l'AP. L'asymétrie du transfert proviendrait du fait que la tâche globale nécessitait des ressources attentionnelles contrairement à la tâche locale. Afin d'éliminer la possibilité d'une association simple entre les stimuli et les réponses, une seconde expérience a été réalisée. Quatre nouveaux participants ont fait la tâche locale avec seulement deux des stimuli (stimulus orienté à 90 degrés avec la cible et stimulus orienté à 0 degré sans la cible) et ont ensuite été testés sur la tâche globale avec les deux mêmes stimuli. Les résultats démontrent une spécificité complète à la tâche ce qui suggère que les processus descendants sont nécessaires à l'amélioration des performances dans une telle tâche.

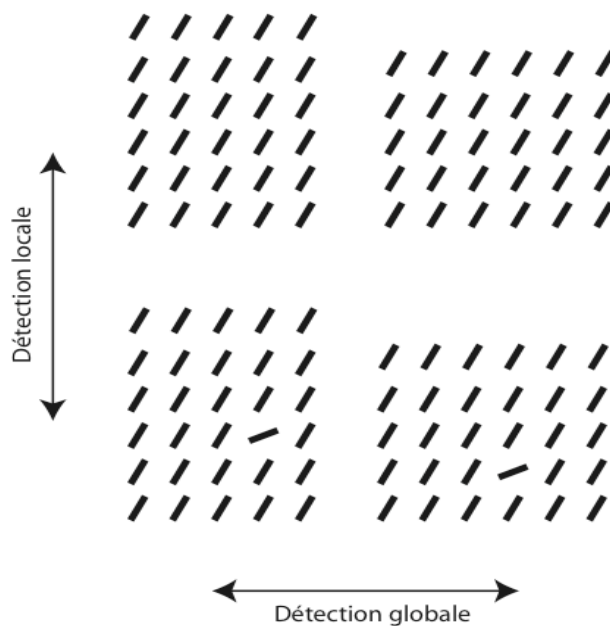


Figure 5 Stimuli utilisés dans deux tâches de détection. La tâche locale consiste à détecter l'élément cible tandis que la tâche globale consiste

à discriminer l'orientation du patron global formé par l'ensemble des éléments (figure adaptée d'Ahissar et Hochstein (1993)).

Ultérieurement, Ahissar et Hochstein (2000, 2002) ont apporté des preuves appuyant la thèse selon laquelle l'attention sélective est non seulement nécessaire, mais suffisante à l'AP. Ces chercheurs ont entraîné des participants à la tâche locale exposée plus haut (les stimuli étaient composés de 49 éléments (7 X 7)). La cible pouvait être située à deux endroits précis : deux éléments à droite ou deux éléments à gauche de l'élément central du stimulus. Une fois que la performance des participants eût atteint une asymptote, ils ont été testés à la même tâche sauf que la cible pouvait prendre la position de n'importe lequel des 49 éléments (7 X 7). Puisque selon les auteurs, l'attention sélective est nécessaire à cette tâche, la distribution de la performance selon la position montre où a été dirigée l'attention durant l'entraînement. Les résultats indiquent que les régions de haute performance ne sont pas seulement concentrées autour des positions entraînées, mais s'étendent à des positions intermédiaires. La performance s'étant améliorée là où la cible n'était jamais présentée, ils ont conclu que l'attention sélective était suffisante à l'AP.

Nous estimons que les preuves qu'apportent Ahissar et Hochstein (2000, 2002) n'appuient pas la thèse de la suffisance de l'attention sélective pour l'AP. D'abord, les auteurs n'ont pas contrôlé les mouvements oculaires de leurs participants, ce qui pourrait expliquer au moins une part des résultats obtenus. De plus, la présence d'une stimulation perceptive est toujours nécessaire à l'exécution d'une tâche perceptive mesurable et, par surcroît, à un apprentissage que l'on qualifie de perceptif. En ce sens, la stimulation

rétinienne présente dans leur expérience est aussi nécessaire que l'attention. Ahissar et Hochstein (2002) le confirment : «Indeed, stimulus presentation is essential, but perhaps its importance does not stem from the need for bottom-up activation. Its importance may stem from the top-down search mechanism needing guidance.»<sup>9</sup> (chap. 14, p.264). Cette affirmation pose problème parce qu'elle est difficile à réfuter : comment savoir si une représentation est activée directement par les processus ascendants ou indirectement par les processus descendants, eux-mêmes guidés par les processus ascendants? Dans certain cas, l'activation de neurones qui ne sont pas sélectifs à la position rétinienne semble indépendante de l'attention focalisée. Par exemple, Reddy, Wilken et Koch (2004) ont démontré que la performance dans une tâche d'identification du genre de visages situés en périphérie (excentricité de 8 à 10 degrés d'angle visuel) n'est pas affectée par une tâche exigeant de l'attention focalisée au centre de l'écran. Les neurones sollicités dans l'expérience d'Ahissar et Hochstein (2000, 2002) pourraient être de ce type. En fait, la conclusion quant à la suffisance de l'attention sélective devrait à tout le moins tenir compte du processus ascendant et pré-attentif de sélection des représentations. Considérant l'ensemble de notre argumentation, nous jugeons que l'hypothèse de suffisance de l'attention sélective n'a pas été éprouvée correctement.

### 3.2. Hypothèse générale

---

<sup>9</sup> Bien sûr, la présentation du stimulus est essentielle mais son importance ne réside peut-être pas dans le fait qu'elle active les processus ascendants. Son importance pourrait provenir du besoin d'aiguillage des processus descendants de recherche (traduction libre).

La question de l'importance relative des processus descendants et ascendants est un enjeu majeur en ce qu'elle conditionne la compréhension des mécanismes sous-tendant l'AP. Pour cette raison, nous nous proposons d'éprouver plus rigoureusement l'hypothèse soulevée par Ahissar et Hochstein (2002), à savoir la suffisance des processus descendants. Afin de manipuler distinctement la contribution des processus descendants et ascendants, nous utiliserons la procédure sans signal développée récemment par Gosselin et Schyns (2003) (voir aussi Gosselin, Bonnar, Paul et Schyns (2001), Gosselin, Bacon et Mamassian (2004) ainsi que Gosselin et Schyns (2002a, 2002b, 2002c)). Avant de tester empiriquement notre hypothèse générale, il nous faut d'abord introduire deux éléments constitutifs de notre méthodologie : (1) la corrélation *inversée* – une technique statistique que nous utiliserons afin de visualiser les informations expliquant la classification de l'observateur – et (2) la procédure sans signal.

#### 4. Méthodologie

##### 4.1. Corrélation *inversée* et image de classification (IC)

En 1971, Ahumada et Lovell ont appliqué la régression multiple à l'étude des filtres perceptifs responsables de la détection de sons purs. Du bruit de masquage était présenté seul ou avec le signal à détecter. En dérivant les masques qui prédisaient le mieux les réponses des participants, ces chercheurs désiraient connaître les

caractéristiques spectrales des sons ayant une incidence sur la perception. La technique utilisée se différencie de l'usage courant de la régression multiple en ce que le centre d'intérêt n'est pas au niveau des réponses prédites, mais plutôt au niveau du schéma de corrélations entre les prédicteurs et les réponses.

Dans les tâches visuelles où les prédicteurs sont représentables visuellement, cette technique permet de dériver une image de classification (IC). Prenons l'exemple d'une tâche de détection où du bruit visuel est présenté dans la moitié des essais tandis que du bruit est superposé à une image 2D dans l'autre moitié des essais. L'analyse statistique est grandement simplifiée dans une telle situation puisque les prédicteurs, en occurrence le bruit visuel, ne sont pas intercorrélés. Il suffit donc de sommer les images ayant mené à une détection positive ('oui la cible est présente') et d'en soustraire les images ayant mené à une détection négative ('non la cible n'est pas présente') afin d'obtenir une IC (les détails de ce calcul sont présentés en annexe 2). Dans une telle image, le contraste du pixel indique à quel point il prédit la classification des participants : un pixel blanc ou noir (valeur de contraste maximum) est déterminant dans cette classification tandis qu'un pixel gris (valeur de contraste minimum) ne l'est pas (voir figure 6).

Jusqu'à maintenant, pareille technique de classification fut utilisée dans plusieurs domaines (voir le numéro spécial de *Cognitive Science* (Gosselin et Schyns, 2004a) et le numéro spécial de *Journal of Vision* (Eckstein et Ahumada, 2002) pour un tour d'horizon de cette méthode et de ses dérivés) allant de l'AP (Dupuis-Roy et Gosselin, 2003a, 2003b; Gold, et al., 2004; Gosselin et Dupuis-Roy, 2004) à la perception stéréoscopique (Neri, Parker et Blakemore, 1999) en passant par la perception de

contours illusoirs (Gold, Murray, Bennett et Sekuler, 2000), la discrimination de lettres (Watson, 1998), l'acuité de Vernier (Ahumada, 1996; Ahumada et Beard, 1998 et Beard et Ahumada, 1998) et le champ récepteur d'un neurone (DeAngelis, Ohzawa et Freeman, 1995).

#### 4.2. La procédure sans signal

Tout récemment, Gosselin et Schyns (2003) ont démontré qu'il est possible d'étendre cette technique à l'étude des *perceptions superstitieuses*<sup>10</sup> et, par surcroît, des propriétés des représentations mentales (le  $R$  dans le cadre théorique  $R \otimes A \approx P$ ). Ils ont demandé à des participants de détecter la lettre 'S' dans des plages de bruit visuel gaussien ne contenant aucun signal. Afin de maximiser la puissance de leur analyse statistique et de s'assurer de la motivation du sujet à exécuter correctement l'exercice, les chercheurs ont induit l'attente selon laquelle un 'S' leur serait présenté dans 50 % des images. Non seulement les participants ont-ils rapporté avoir perçu un 'S', mais leurs IC (voir figure 6) étaient davantage corrélées avec un 'S' qu'avec n'importe lesquelles des 22 568 lettres incluses dans les polices de caractères standards de Mac OS 9 (26 lettres X 31 polices de caractères X 7 styles X 2 casses X 2 ajustements de la position).

---

<sup>10</sup> *Perception surperstitieuse* : perception d'un signal dont la manifestation est accidentelle et souvent hors de son contexte habituel (p. ex. un nuage en forme de lapin). Dans la perspective où le processus de détection s'apparente à la démarche scientifique, la perception superstitieuse peut s'expliquer par une réduction du nombre de tests d'hypothèses perceptives (voir Skinner (1948) et Killeen (1977)). Ce phénomène diverge de celui des hallucinations en ce que la perception conserve une relation directe avec les informations distales.

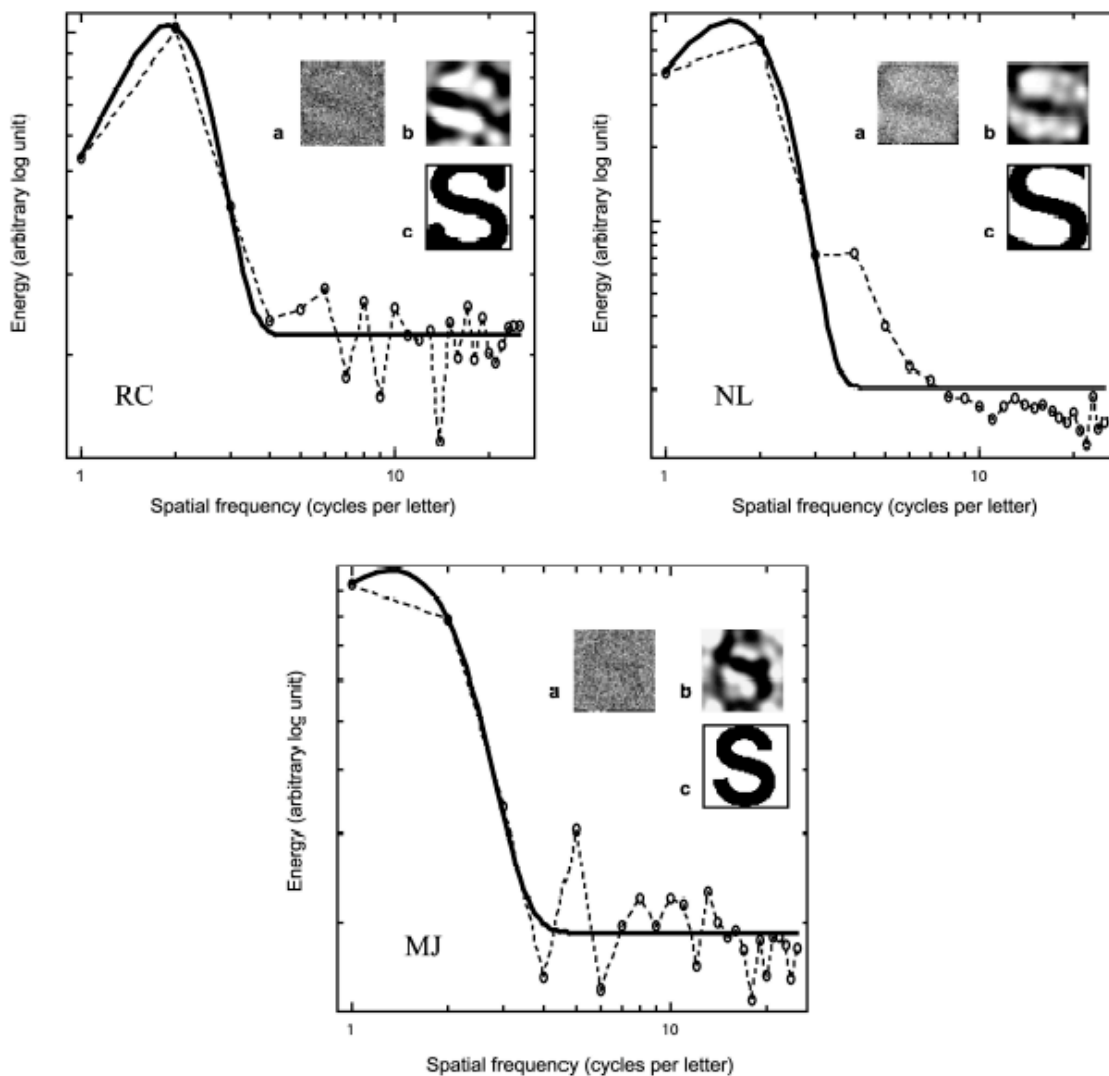


Figure 6 Graphique de l'énergie à chacune des fréquences spatiales de l'IC brute. (a) l'IC brute, (b) l'IC sur laquelle fut appliqué un filtre Butterworth laissant passer les basses fréquences totalisant 66% de l'énergie spectrale, (c) la lettre la plus corrélée avec l'IC parmi 11 284 lettres incluses dans les polices de caractères standards de Mac OS 9 (figure tirée de Gosselin et Schyns (2003)).

Puisque les images à détecter ne contenaient aucune information structurée, la structure contenue dans l'IC doit provenir de l'observateur (le *R* dans le cadre théorique

$R \otimes A \approx P$ ). En fait, les réponses des participants s'expliquent par les attentes induites par les expérimentateurs, mais aussi, de façon générale, par leur historique perceptif. Pour s'en convaincre, il suffit d'observer le caractère idiosyncrasique de chaque IC : les 'S' sont tous distincts les uns des autres (voir figure 6). Ainsi, cette expérience démontre que la procédure sans signal permet d'isoler les informations expliquant la classification linéaire<sup>11</sup> des stimuli. Il en découle une façon d'isoler systématiquement les facteurs descendants impliqués dans l'AP.

Le paradigme sans signal a été adapté avec succès à plusieurs autres domaines d'étude. Par exemple, Gosselin, Bacon et Mamassian (2004) l'ont appliqué à l'étude des représentations 3D. Des plages de bruit visuel en disparité ont été présentées avec un stéréoscope et les participants ont dû détecter le signe '+'. Non seulement les IC révèlent la forme attendue, mais les rapports verbaux des participants indiquent qu'ils l'ont effectivement perçu (voir figure 7). De plus, les IC divergent d'une personne à l'autre.

---

<sup>11</sup> Bien que habituellement les images de classification soient calculées à partir d'une régression multiple linéaire, une analyse non-linéaire est possible (Wiener, 1958).

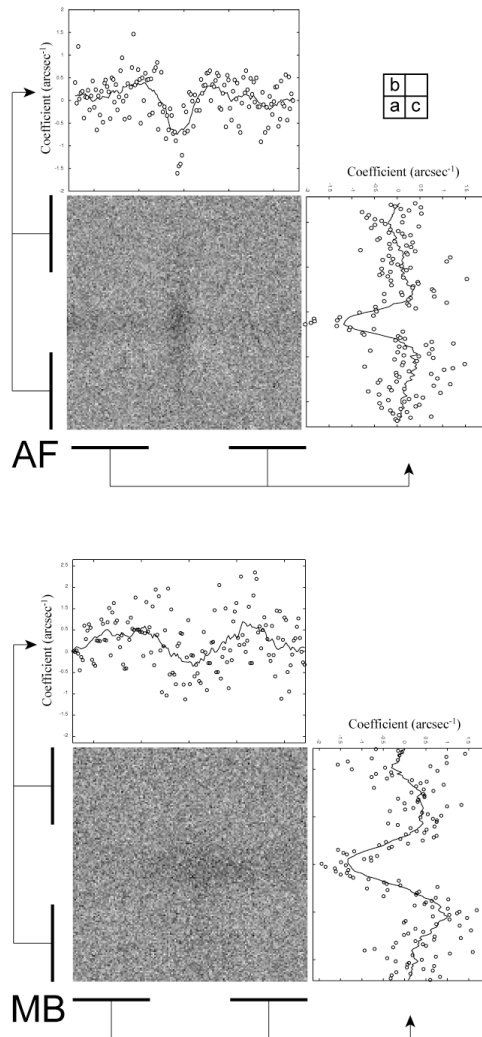


Figure 7. (a) Images de classification brutes des deux participants de l'expérience de détection superstiteuse du signe '+' dans du bruit visuel en disparité. Les images présentent des structures distinctes (figure tirée de Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004).

Une autre étude (Goffaux et al., 2003) a exploré les déterminants neurophysiologiques de la perception d'un visage. Les participants, dont on enregistre l'activité cérébrale, devaient détecter un visage dans du bruit visuel gaussien. Les IC prédites par les ondes gamma (30-80 Hz) aux phases asynchrones affichent deux régions circulaires blanches positionnées à l'endroit où se trouvent habituellement les yeux. Les auteurs ont interprété ces résultats comme une confirmation de l'hypothèse selon

laquelle ces ondes particulières sont modulées par les processus visuels descendants.

Dans le domaine de la perception sonore, une recherche en cours, menée par Pascal Belin, Frédéric Gosselin et Nicolas Dupuis-Roy explore les représentations auditives. Deux bruits blancs clairsemés (un échantillon de sons purs sélectionnés aléatoirement) sont émis et les participants doivent indiquer lequel contient le 'i'. Les résultats préliminaires indiquent que le profil spectral (la distribution de l'énergie des fréquences) des sons de classification correspond davantage à un 'i' qu'à n'importe quelle autre voyelle.

## **ÉTUDES PRÉLIMINAIRES**

L'étude psychophysique de l'AP dans une tâche de détection sans signal représente sans conteste un défi de taille. Un des problèmes concerne la mesure des performances. Il peut sembler paradoxal d'évaluer les performances lorsqu'il n'y a pas de *bonne* réponse à proprement parler. À vrai dire, une absence totale de signal rend impossible le recours aux mesures standards d'évaluation de la sensibilité telles que le *d'* ou le pourcentage de bonnes réponses. À cette difficulté s'ajoute aussi le problème de la *duperie*. Puisqu'il faut induire chez le participant la croyance qu'un signal est bel et bien présent dans les images, la validité de ses résultats est en quelque sorte liée à sa suggestibilité. À cet effet, nous disposons de très peu d'indices nous permettant de prédire les répercussions de la duperie sur nos résultats, sinon qu'elle risque de fonctionner chez certains et non chez d'autres, ce qui peut influencer la variance dans les résultats. Cette ignorance n'est pas sans occasionner des difficultés dans la planification expérimentale. L'évaluation du nombre d'essais nécessaires à l'observation d'un AP sans signal significatif s'en trouve affectée (problème de la puissance statistique), et ce, d'autant plus que la taille de l'effet nous est inconnue. Deux études préliminaires ont donc été nécessaires avant de mettre sur pied une procédure en fonction de laquelle ont pu être tirées des conclusions claires. Puisque les leçons tirées de ces deux études préliminaires sont tout à fait pertinentes à la compréhension du phénomène étudié et qu'elles justifient le choix de la procédure finale, nous les rapporterons ici brièvement.

## 5. Première étude préliminaire

La première étude vise à observer l'effet conjoint du nombre de sessions d'entraînement (1 à 5) et de la condition de détection (avec ou sans signal ) sur une mesure standard de la sensibilité, c'est-à-dire le  $d'$ . La procédure employée dans la condition de détection sans signal est en tout point conforme à celle utilisée dans les expériences de perception superstitieuse (Goffaux et al., 2003; Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004; Gosselin, Bonnar, Paul et Schyns, 2001; Gosselin et Schyns, 2002a, 2002b, 2002c, 2003). La solution apportée au problème de la mesure des performances est relativement simple : à la suite d'un nombre variable de sessions d'entraînement dans une tâche de détection sans signal (Gosselin et Schyns, 2003), les participants doivent passer un test standard de la sensibilité dans lequel un signal (la lettre 'X') est réellement présenté. À ce stade, une question survient : si la procédure ne comprend aucun signal, alors quel signal utiliser pour les essais tests? Grâce à la technique de corrélation *inversée*, nous avons d'abord estimé le gabarit linéaire expliquant le mieux les réponses du participant (voir la section 17 et annexe 2) pour une explication et une illustration du calcul de ce gabarit) pour ensuite le corrélérer avec plusieurs formats de la lettre 'X' (744). Les signaux sélectionnés (un pour chaque participant dans la condition sans signal ) correspondent aux lettres 'X' les plus corrélées avec le gabarit des participants. Afin de mettre en évidence l'apport des facteurs descendants dans l'AP, la sensibilité du groupe sans signal est contrastée avec la sensibilité du groupe avec signal. La figure 8 illustre ce plan expérimental.

## Plan expérimental

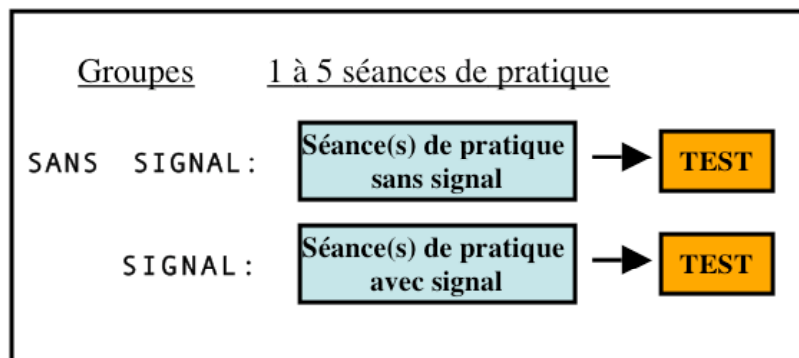


Figure 8. Plan expérimental de la première étude préliminaire.

### 6. Méthode

#### 6.1. Participants

Dix-sept étudiants (11 femmes) du premier cycle à l'Université de Montréal âgés de 19 à 35 ans ont été assignés à l'une des deux conditions de détection (signal ou sans signal) et à l'un des cinq niveaux d'entraînement (1008, 2016, 3024, 4032 et 5048 essais d'entraînement). Le tableau 1 présente la répartition des sujets selon le nombre de séances d'entraînement effectuées et la condition de détection. Tous les participants dans

la condition sans signal n'ont eu connaissance de l'absence du signal qu'après la fin de l'expérience. Étant donné qu'ils avaient approximativement le même niveau d'éducation, nous estimons qu'ils possédaient tous une expérience similaire et prolongée avec les lettres. Aucun participant n'avait exécuté une tâche de détection de lettre auparavant. Tous avaient une acuité visuelle normale ou corrigée à la normale et ont été testés binoculairement. Une compensation monétaire leur a été versée après la fin ou l'abandon de l'expérience. L'effectif de la condition sans signal est inférieur à celui de la condition avec signal parce qu'il était difficile de trouver des étudiants en psychologie ne connaissant pas la procédure sans signal.

Groupes	<u>n</u>
Avec signal	
1	4
2	3
3	2
4	2
5	2
Sans signal	
1	0
2	2
3	1
4	0
5	1

Tableau 1 Répartition des participants de la première étude préliminaire selon la condition de détection (signal et sans signal) et le nombre de séances d'entraînement (1 à 5).

## 6.2. Appareillage

L'expérience a été conduite sur un Power Mac G4. Nos programmes ont été construits à l'aide de la librairie PsychToolbox (Brainard, 1997; Pelli, 1997) et ont été exécutés dans l'environnement MATLAB. Tous les stimuli ont été affichés sur un écran Sony Trinitron non calibré. Sa résolution était de 1024 par 768 pixels, son taux de rafraîchissement était ajusté à 85 Hz et sa luminance allait de 1.31 cd/m<sup>2</sup> à 107 cd/m<sup>2</sup>. La luminance de l'arrière-plan est demeurée inchangée à 33.04 cd/m<sup>2</sup>. La distance de visionnement fut maintenue à 109 cm par une mentonnière.

## 6.3. Procédure

Tous les participants ont reçu comme instruction de détecter un 'X' fortement dégradé par du bruit visuel et présent dans 50 % des essais. À chaque essai, les participants devaient indiquer si le 'X' était présent ou non en appuyant sur l'une ou l'autre de deux touches du clavier. Les images étaient présentées jusqu'à l'émission d'une réponse et aucune rétroaction n'était fournie. Une fois l'entraînement complété, le participant était informé de la tenue d'un court test (270 essais) visant à évaluer ses capacités de détection. La tâche étant identique (méthode des stimuli constants), aucune instruction supplémentaire n'a été fournie. Le groupe sans signal diffère du groupe avec signal en ce que ce premier n'a été exposé à aucun signal (la lettre 'X') dans les essais d'entraînement, seulement à du bruit visuel gaussien. Comme mentionné ci-haut, le 'X' présenté dans la

phase test du groupe sans signal n'était pas nécessairement identique chez tous les participants (voir figure 8)

#### 6.4. Stimuli

L'image présentée à chaque essai au centre de l'écran avait une taille de 50 par 50 pixels et occupait un degré d'angle visuel sur la rétine. Le bruit visuel inclus dans les images avec ou sans signal était formé de 2 500 valeurs de luminance prélevées indépendamment d'une population normale ayant une moyenne de 33.04 cd/m<sup>2</sup> et un écart-type de 17.86 cd/m<sup>2</sup>. Le contraste des plages de bruit est de 0.5482 (l'annexe 1 présente les détails du calcul du contraste). Il est à noter que nous ne connaissons pas exactement la nature spectrale du bruit présenté puisque l'écran n'était pas calibré. La cible devant être détectée par le groupe avec signal est présentée au tableau 2. Durant les essais avec signal (les essais tests et les essais d'entraînement du groupe avec signal), le 'X' était affiché à neuf différents niveaux de contraste équidistants, allant de 1.0635 à 1.0651 (annexe 1). Le signal affiché dans les essais tests du groupe sans signal correspondait à la lettre 'X' la plus corrélée avec l'IC des participants parmi un ensemble de 744 lettres 'X' (31 polices de caractère X 6 styles X 2 casses X 2 ajustements de la position) disponibles dans les librairies standards de Macintosh OS 9.2.1. Chacune des 744 lettres a une énergie équivalente à celle du 'X' des essais d'entraînement du groupe signal.



Expériences préliminaires	Stimulus de pratique pour le groupe avec signal	Dimensions
1		50 X 50 pixels (1 degré d'angle visuel sur la rétine)
2		34 X 34 pixels (1 degré d'angle visuel sur la rétine)

Tableau 2 Le stimulus d'entraînement pour le groupe avec signal des deux études préliminaires. Le 'X' de la deuxième étude préliminaire est le seul qui corresponde à la description verbale fournie par l'expérimentateur.

## 7. Résultats

### 7.1. Analyse de classification

Après la fin de l'entraînement et avant le début du test de sensibilité chez le groupe sans signal, une IC était dérivée suivant la technique de corrélation *inversée* présentée à la section 17.2. La figure 9 révèle plusieurs informations. Les quatre panneaux du haut présentent les profils spectraux (énergie à chacune des fréquences spatiales) des IC brutes des quatre participants du groupe sans signal ainsi que la courbe exponentielle ( $f(x) = a + b * e^{cx}$  où  $x$  désigne la fréquence spatiale) la mieux ajustée au profil observé. Le panneau en bas à gauche illustre le profil spectral de l'IC brute cumulant les 12 096 essais sans signal de tous les participants ainsi que la courbe

exponentielle la mieux ajustée au profil observé. Les panneaux comprennent les IC brutes (a), les IC brutes filtrées par un passe-bas de type Butterworth (b) et la lettre 'X' la plus corrélée avec chaque IC brute parmi un ensemble de 744 'X' (c). Les chiffres sous (a) et (b) correspondent à la corrélation avec la lettre présentée en (c). Les flèches indiquent la fréquence spatiale à laquelle ont été filtrées les IC brutes. Finalement, le panneau en bas à droite montre le profil spectral du 'X' généré en moyennant les 744 lettres 'X'.

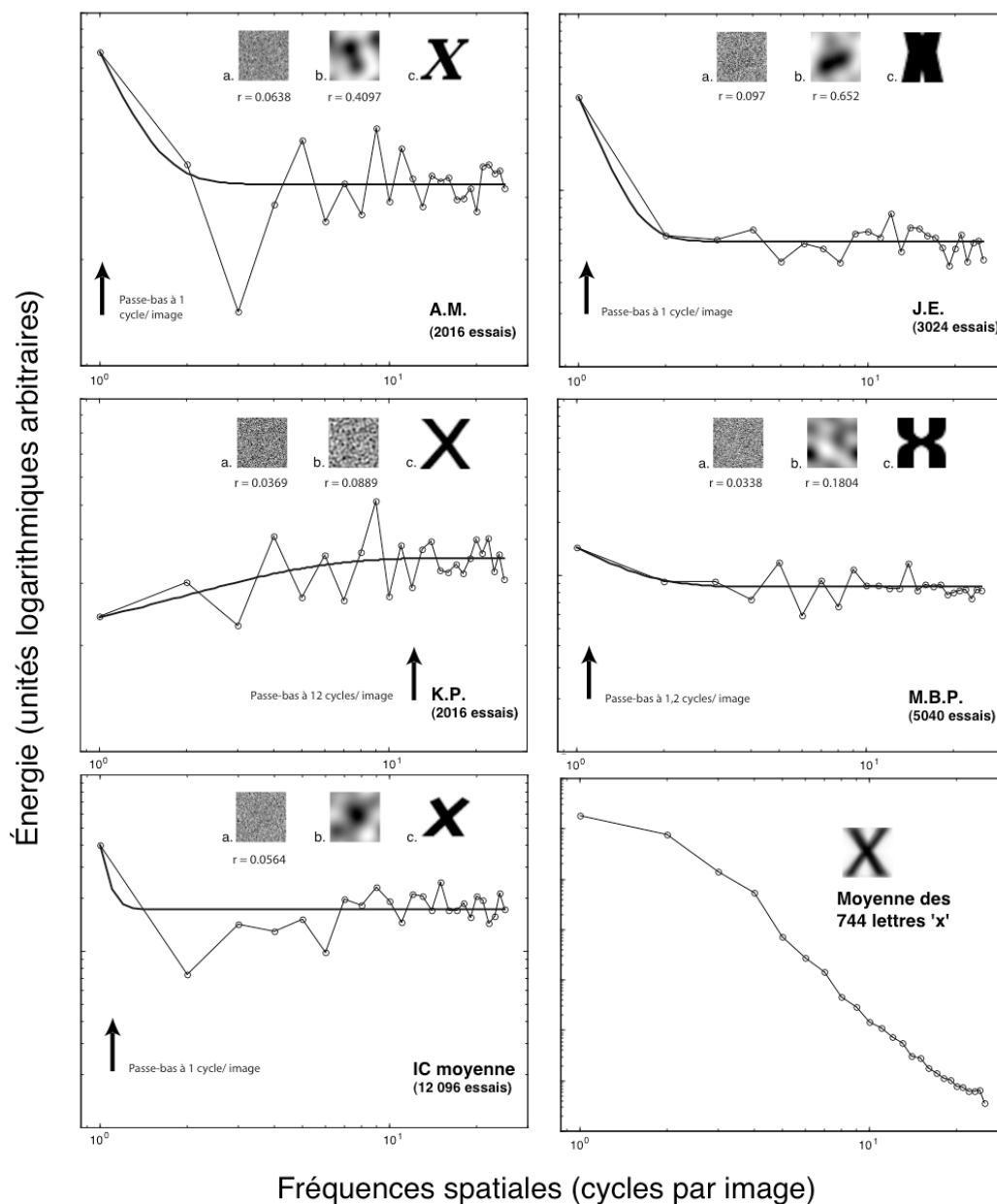


Figure 9. Les quatre panneaux du haut : les profils spectraux (énergie à chacune des fréquences spatiales) des IC brutes des quatre participants du groupe sans signal ainsi que la courbe exponentielle la mieux ajustée au profil observé. Le panneau en bas à gauche : le profil spectral de l'IC brute cumulant les 12 096 essais sans signal de tous les participants ainsi que la courbe exponentielle la mieux ajustée au profil observé. (a) IC brutes et leur corrélation avec (c) le 'X' le plus corrélé parmi les 744 lettres 'X'. (b) IC brutes filtrées (passe-bas de type Butterworth) et leur corrélation avec la lettre présentée en (c). Les

flèches indiquent la fréquence spatiale à laquelle ont été filtrées les IC brutes. La figure en bas à droite : le profil spectral du 'X' généré en moyennant les 744 lettres 'X'.

Les IC brutes des quatre participants du groupe sans signal ainsi que l'IC brute moyenne sont très bruitées. Les valeurs des coefficients de corrélation entre les IC brutes et le 'X' le plus corrélé parmi les 744 lettres 'X' vont de 0.0338 à 0.097. Afin d'en vérifier quantitativement la structure fréquentielle, nous avons réalisé une analyse de Fourier sans égard à l'orientation et à la phase. La logique de cette analyse est la suivante : étant donné que nous exposons nos participants à du bruit visuel gaussien, la distribution attendue de l'énergie de l'IC est uniforme à travers les fréquences spatiales, c'est-à-dire que chacune des fréquences spatiales détient une énergie équivalente. Donc, tout biais doit être attribuable aux réponses des participants. Deux sujets sur quatre (J.E. et A.M.) présentent un biais envers les basses fréquences (environ 2 cycles par image). Afin d'observer les effets de ce biais dans le plan de l'image, nous avons appliqué sur l'IC brute un filtre passe-bas Butterworth (voir figure 9c) qui conserve seulement les fréquences spatiales à haute teneur énergétique (c'est-à-dire totalisant 66 % de l'énergie). Les images résultantes présentent un degré de similarité appréciable avec la lettre 'X' la plus corrélée : les images de ces deux participants (J.E. et A.M.) sont considérablement corrélées (0.4097 et 0.652).

Logiquement, un coefficient de corrélation positif entre l'IC et la lettre la plus corrélée signifie que le participant se conforme aux consignes de l'expérimentateur. Toutefois, les altérations stochastiques (par exemple l'utilisation d'un critère décisionnel variable) ainsi que les inefficacités déterministes (par exemple l'adoption d'une stratégie

non optimale) inhérentes aux processus perceptifs font en sorte qu'un coefficient positif peut survenir tout à fait au hasard. Afin de vérifier une telle éventualité, nous avons réalisé une analyse de Monte-Carlo dans laquelle quatre populations ( $n = 1000$ ) de coefficients de corrélation (une par participant) sont générées comme suit : d'abord, 1000 IC aléatoires sont dérivées à partir des mêmes plages de bruit présentées aux participants, et ce, en respectant le biais décisionnel (quantité de réponses positives); ensuite un coefficient de corrélation est calculé entre chaque IC résultante et la lettre 'X' la plus corrélée avec l'IC brute du participant. Les résultats démontrent que l'IC de A.M. ( $r=0.0638$ ,  $p<0.0125$ ) et celle de J.E. ( $r=0.097$ ,  $p<0.0125$ ) sont significativement différentes du hasard tandis que l'IC de K.P. ( $r=0.0369$ ,  $ns$ ) et celle de M.B.P. ( $r=0.0338$ ,  $ns$ ) ne le sont pas.

## 7.2. Apprentissage perceptif (AP)

L'AP est évalué en comparant une mesure de sensibilité (le  $d'$ ) obtenu pendant les essais tests. Le groupe sans signal montre une faible augmentation de sensibilité avec l'entraînement (voir figure 10).

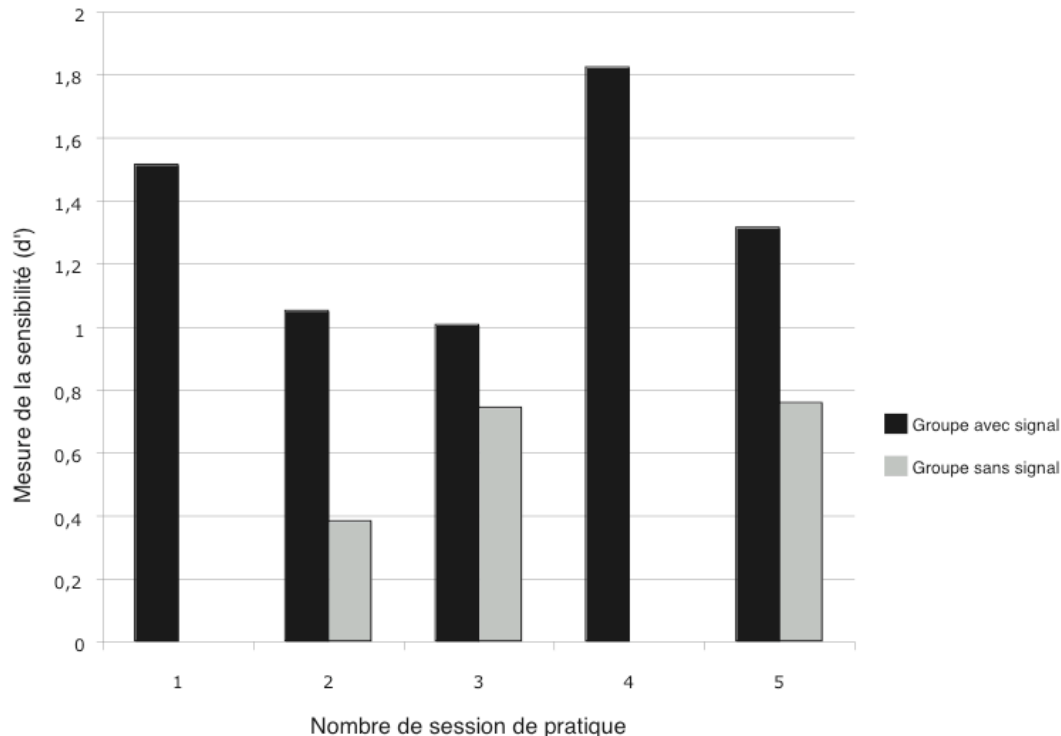


Figure 10. Moyenne des  $d'$  de chaque groupe (sans signal en gris et avec signal en noir) en fonction du nombre de sessions de pratique. Les  $d'$  ont été calculés à partir des essais tests seulement.

Néanmoins, la faible taille de l'échantillon réduit grandement la portée de ces résultats.

Les  $d'$  du groupe avec signal ne présentent pas le profil typique d'une courbe d'apprentissage. En fait, la moyenne des  $d'$  obtenus après une séance d'entraînement (1.51) est supérieure à la moyenne des  $d'$  obtenus après 5 séances d'entraînement (1.31). Plus spécifiquement, aucune différence entre les moyennes n'est significative ( $F(4,8)=1.02, p>0.05$ ). Autre fait à noter : les variances sont significativement hétérogènes ( $F(4,8)=11.57, p=.002$ ). Qui plus est, la moyenne de sensibilité du groupe

avec signal (1.31) est significativement plus grande que la moyenne de sensibilité du groupe sans signal (0.57) ( $t(15)=2.70, p<.05$ ).

## 8. Discussion

La moitié des participants du groupe sans signal a un biais envers les basses fréquences et les IC de ces participants sont significativement différentes de celles générées au hasard. De plus, trois participants sur quatre ont affirmé avoir perçu un 'X'. Ces résultats confirment que chez la moitié des participants, les attentes induites par l'expérimentateur guident véritablement leur perception et leurs réponses.

Le faible degré de similarité entre l'IC brute et la lettre 'X' la plus corrélée chez deux participants est problématique. D'une part, il se peut que ces participants ne se comportaient pas de façon superstitieuse. D'autre part, il est possible que la puissance<sup>12</sup> du calcul des IC soit insuffisante compte tenu des sources d'inefficacité inhérentes aux processus perceptifs (voir section 20.2 pour une explication de cette notion). Un exemple de ces sources d'inefficacité concerne l'adoption d'une stratégie non optimale. En effet, la sélection mentale d'une cible unique ('X') a pu être retardée par le fait que la forme du 'X' à détecter n'était pas précisée dans les consignes.

La mesure de sensibilité ( $d'$ ) à chacune des séances d'entraînement n'indique pas la présence d'un AP avec signal ce qui peut être imputable à une grande variabilité intra-

---

<sup>12</sup> Aucune formule simple ne permet de calculer la puissance dans le cas présent.

groupe, compte tenu de la taille de l'effet recherché. En somme, les différents problèmes soulevés précédemment ont motivé la réalisation d'une seconde expérience.

## 9. Justification du choix de la procédure de la deuxième expérience préliminaire

Les problèmes rencontrés dans la première expérience gravitent autour de la sélection *a posteriori* d'un signal destiné à la mesure des performances et de la faible taille des groupes. À cet effet, notons que les rapports verbaux de trois participants indiquent que cette lettre ne correspond pas à leur véritable représentation. En fait, la probabilité d'estimer correctement leur représentation était directement liée à notre banque de lettres ainsi qu'à la quantité d'essais d'entraînement (la puissance de la régression). Afin de contrer ces problèmes, nous avons défini verbalement la cible de façon détaillée, réduit l'espace de recherche (c'est-à-dire la quantité de pixels dans l'image) et agrandi la taille des groupes.

Le plan expérimental de la deuxième étude comprend un entraînement à une tâche de détection suivie d'un test d'évaluation de la sensibilité. Le but est d'observer l'effet de l'entraînement (1000 ou 5000 essais) et de la condition de détection (avec signal ou sans signal) sur une mesure standard de la sensibilité ( $d'$ ). En plus de cette mesure de performance, nous pouvons utiliser une nouvelle mesure, la corrélation entre l'IC de l'observateur humain et l'IC de l'observateur idéal, puisque la cible est totalement

spécifiée aux participants. La signification statistique précise de cette mesure est donnée la section 17 de l'étude principale.

## 10. Méthode

### 10.1. Participants

Au total, 51 étudiants du premier cycle (13 hommes et 38 femmes) à l'Université de Montréal, âgés de 19 à 27 ans, ont fait partie de cette expérience. Quarante et un d'entre eux ont été assignés à l'une des deux conditions de détection (avec signal et sans signal) et l'un des deux niveaux d'entraînement (1000 ou 5000 essais) tandis que les dix autres participants constituaient le groupe contrôle. Le tableau 3 présente la répartition des participants dans les cinq groupes. Les participants n'ont eu connaissance de l'absence du signal qu'après la fin de l'expérience. Étant donné qu'ils avaient approximativement le même niveau d'éducation, nous estimons qu'ils possédaient des capacités de lecture comparables. Aucun participant n'avait exécuté une tâche de détection de lettre auparavant. Tous avaient une acuité visuelle normale ou corrigée à la normale et ont été testés binoculairement. Une compensation monétaire leur a été versée après la fin ou l'abandon de l'expérience.

Groupes	<u>n</u>
Contrôle	10
Avec signal	
1	9
5	10
Sans signal	
1	9
5	13

Tableau 3 Répartition des participants de la deuxième étude préliminaire selon la condition de détection lors de l'entraînement (signal et sans signal) et le nombre de séances d'entraînement (1, 5 et 0 pour le groupe contrôle).

## 10.2. Appareillage

L'expérience a été conduite sur un Power Mac G4. Nos programmes ont été construits à l'aide de la librairie PsychToolbox (Brainard, 1997; Pelli, 1997) et ont été exécutés dans l'environnement MATLAB. Tous les stimuli ont été affichés sur un écran Sony Trinitron. Sa résolution était de 1024 par 768 pixels et son taux de rafraîchissement était ajusté à 85 Hz. Le moniteur a été calibré (à l'aide d'un photomètre Samsung SyncMaster 753df) afin de permettre une manipulation linéaire de la luminance. La table des valeurs corrigées résultante contenait 101 niveaux de gris, (6.66 bits par pixel) allant de 2.25 cd/m<sup>2</sup> à 98.84 cd/m<sup>2</sup>. La luminance de l'arrière-plan est demeurée inchangée à 50.08 cd/m<sup>2</sup>. La distance de visionnement fut maintenue à 68.75 cm par l'usage d'une mentonnière.

### 10.3. Procédure

En conformité avec la procédure employée dans les expériences de perception superstitieuse (Goffaux et al., 2003; Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004; Gosselin et Schyns, 2002a, 2002b, 2002c, 2003), la cible à détecter (la lettre 'X') n'a jamais été exhibée au groupe sans signal. Seule une description verbale et précise a été fournie à tous les participants au début de l'expérience. Une telle description peut être considérée comme un signal initial symbolique chargé de restreindre les variations individuelles dans la représentation interne (voir Biederman et Shiffrar (1987) pour une démonstration de l'effet d'un pareil signal symbolique sur l'apprentissage d'une tâche difficile). La description verbale de la lettre allait comme suit : (1) la lettre 'X' est formée de deux larges barres noires identiques disposées transversalement de sorte qu'elles se croisent au milieu de l'image, (2) elle contient la même quantité de pixels noirs que de pixels blancs (3) et son apparence demeure constante tout au long de l'expérience. Dans les conditions de présentation utilisées (image de 34 par 34 pixels couvrant un degré d'angle visuel), un seul 'X' coïncide avec la description précédente (voir tableau 2). Ceci était nécessaire afin de comparer ultérieurement la performance des participants avec l'observateur idéal. Par la suite, nous avons demandé aux participants d'indiquer laquelle des deux images présentées simultanément contenait une version très bruitée du 'X'. Plus encore, nous avons spécifié que la cible serait présente à tous les essais et que celle-ci serait camouflée dans du bruit visuel (un exemple de bruit visuel leur était fourni). Afin

de les préparer à la difficulté de la tâche, nous leur avons présenté un exemple de lettre très bruitée (un 'O' dont la taille était grandement supérieure à celle du 'X' et dont la corrélation avec la cible était minimale afin de minimiser l'éventualité d'un AP implicite rapide (Schacter, 1987)). À chaque essai, les images étaient présentées jusqu'à l'émission d'une réponse et aucune rétroaction n'était fournie. Une fois l'entraînement complété, le participant était informé de la tenue d'un court test (400 essais) visant à évaluer ses capacités de détection. La tâche étant identique, aucune instruction supplémentaire n'était fournie. La seule distinction entre le groupe sans signal et le groupe avec signal se situe au niveau de l'exposition au stimulus durant les essais de l'entraînement : le groupe avec signal a été exposé à une version bruitée (à chaque essai d'entraînement) et faiblement contrastée du 'X' idéal tandis que le groupe sans signal n'a jamais été exposé au 'X', seulement à du bruit visuel gaussien. Le groupe contrôle ne suivait aucun entraînement et passait directement à la phase test.

#### 10.4. Stimuli

Les deux images présentées à chaque essai au centre de l'écran avaient une taille de 34 par 34 pixels et occupaient chacune un degré d'angle visuel sur la rétine. La figure 11 illustre leur disposition sur l'écran. Chacune des 1156 valeurs de luminance des plages de bruit visuel était prélevée indépendamment d'une population normale centrée à  $50.08 \text{ cd/m}^2$  et réduite à un écart type de  $16.11 \text{ cd/m}^2$ . Le contraste des plages de bruit était de 0.4143 (l'annexe 1 présente les détails du calcul du contraste). Le 'X' présenté

dans la phase test correspond au seul 'X' satisfaisant les contraintes des consignes verbales données aux participants (voir tableau 2). Durant les essais avec signal (les essais tests et les essais d'entraînement du groupe S), le 'X' était affiché à dix différents niveaux possibles de contraste allant de 1.0635 à 1.0651.

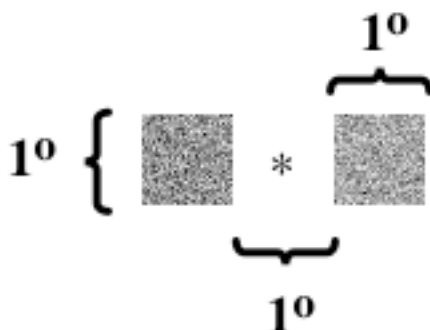


Figure 11. Disposition des images sur l'écran lors de la deuxième expérience préliminaire et la distance qui les sépare en degré d'angle visuel. L'astérisque qui n'était pas visible pendant l'expérience, représente le centre de l'écran.

## 11. Résultats

### 11.1. Apprentissage perceptif (AP)

Comme il a été prévu dans le plan expérimental, une première évaluation de l'AP consiste à comparer les cinq groupes selon la mesure de sensibilité prélevée durant la phase test. La mesure utilisée est en fait une mesure d'efficacité, c'est-à-dire le carré de la sensibilité de l'observateur humain ( $d'_{\text{humain}}$ ) divisé par le carré de la sensibilité de

l'observateur idéal ( $d'_{\text{idéal}}$ ). La figure 12 présente un graphique de l'efficacité en fonction de la condition de détection (avec signal et sans signal) et des niveaux d'entraînement (0, 1000 ou 5000 essais). Une ANOVA à deux facteurs (conditions de détection X niveaux d'entraînement) pour groupes indépendants avec correction pour les groupes inégaux a été réalisée. Le groupe contrôle est réparti aléatoirement aux deux niveaux de la variable condition de détection. Les résultats indiquent que l'interaction ( $F(2,45)=0.84, p>0.05$ ) n'est pas significative tandis que l'effet principal de la condition de détection ( $F(1,45)=18.66, p<0.001$ ) et l'effet principal du niveau d'entraînement ( $F(2,45)=10.54, p<0.001$ ) sont significatifs. Les comparaisons *a posteriori* (Dunnett T3) suggèrent que la moyenne du groupe contrôle est significativement plus élevée que celle des participants ayant terminé 1000 essais et 5000 essais d'entraînement.

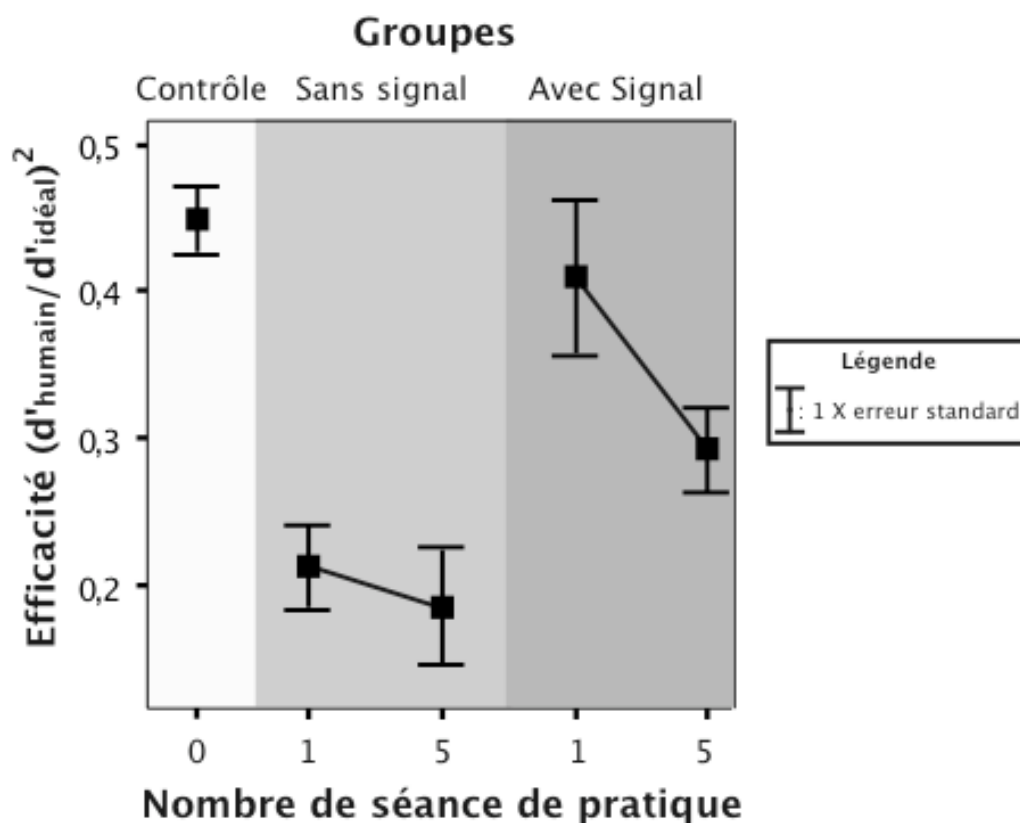


Figure 12. Efficacité en fonction du groupe (contrôle, sans signal et avec signal) et du nombre de séances de pratique (0 ou 1 et 5).

Les performances plus élevées du groupe contrôle suggère une hétérogénéité dans la répartition des participants. Afin de tester cette hypothèse, nous avons contrasté les performances des 400 premiers essais des deux groupes avec signal avec les performances du groupe contrôle. Une ANOVA à un facteur pour groupes indépendants corrobore l'hypothèse d'une mauvaise répartition ( $F(2,10) = 4.32, p < 0.05$ ) et les tests post-hoc indiquent que les participants du groupe contrôle sont significativement plus performants que les participants des deux autres groupes. Ceci nous amène donc à réviser nos précédents résultats sur l'AP en excluant le groupe contrôle. Une analyse de la variance à deux facteurs pour groupes indépendants de taille inégale montre que l'interaction ( $F(1,37) = 1.18, p > 0.05$ ) et l'effet de l'entraînement ( $F(1,37) = 3.18, p > 0.05$ ) ne sont pas significatifs alors que l'effet de la condition de détection n'est pas attribuable au hasard ( $F(1,37) = 13.86, p = 0.001$ ). Ainsi, la diminution d'efficacité après 5000 essais d'entraînement est attribuable au hasard tandis que le groupe sans signal est significativement moins performant que le groupe avec signal.

Dans un modèle linéaire, la corrélation entre l'IC de l'observateur humain et l'IC de l'observateur idéal représente un bon estimateur de l'efficacité (Murray, Bennett et Sekuler, 2002a, 2002b), un indice de performance pondéré par la difficulté de la tâche. S'il y avait AP sans signal, il y aurait augmentation des corrélations entre l'IC humaine et l'IC idéale avec l'entraînement. La figure 13 trace, pour tous les sujets du groupe sans

signal ayant terminé 5000 essais, l'évolution de ces corrélations à travers les séances d'entraînement sans signal et présente les IC brutes, filtrées et idéales correspondantes. Les résultats montrent que seulement sept participants sur 13 ont une meilleure performance à leur dernière séance qu'à leur première séance d'entraînement.

Corrélation entre l'IC idéale et l'IC humaine (r)

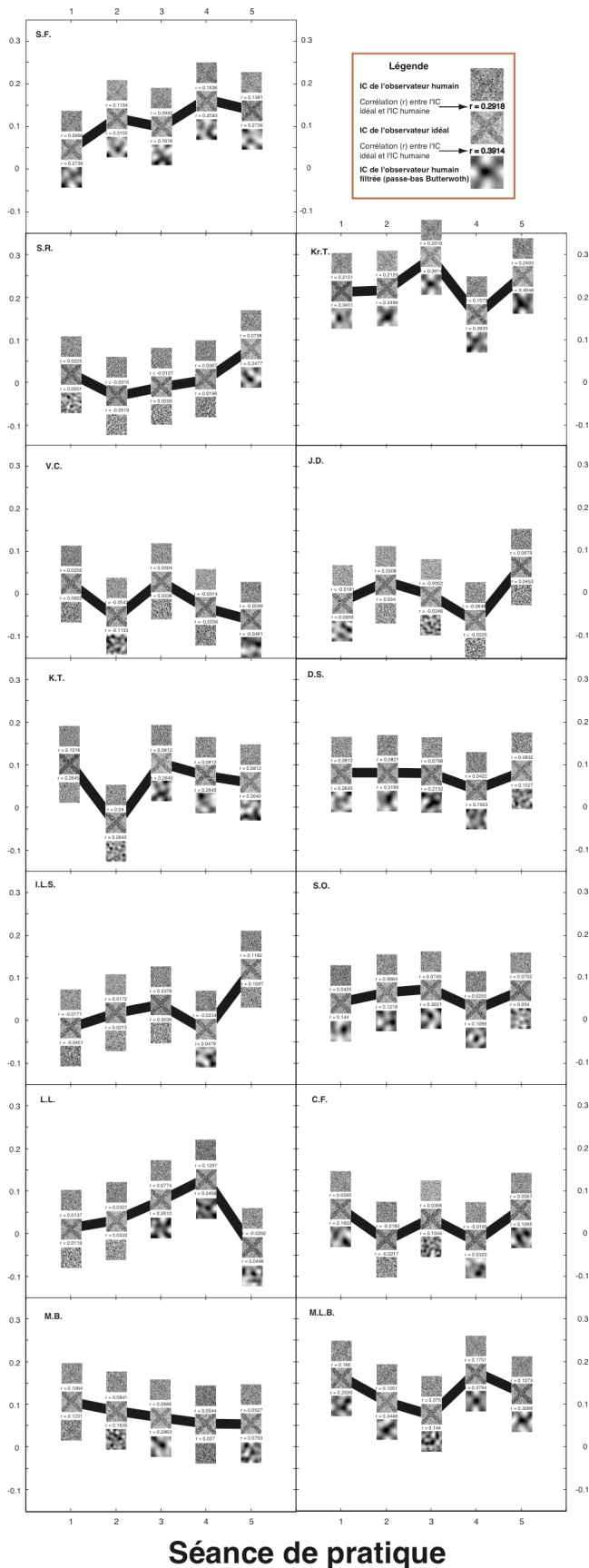


Figure 13. Évolution de la corrélation entre l'IC brute de l'observateur idéal et l'IC brute des participants au fil des cinq séances de pratique sans signal . Les IC brutes, filtrées et idéales de chaque séance sont présentées.

La moyenne de ces tracés individuels (voir figure 14) présente trois caractéristiques importantes : (1) une légère augmentation des corrélations avec la pratique, (2) une variance très élevée par rapport à la taille de l'effet observé et (3) un profil en accordéon. Cette dernière observation suggère peut-être un effet de fatigue. En effet, nous exigeons des participants qu'ils complètent cinq blocs de 1000 essais, deux blocs aux deux premières séances et un bloc à la dernière séance. Il n'est donc pas étonnant que les plus faibles résultats soient rencontrés à la deuxième séance d'entraînement de la première et de la deuxième journée. Bien qu'on dénote une augmentation de la corrélation entre l'IC idéale et l'IC des participants avec l'entraînement, une analyse de la variance sur des mesures répétées ne révèle aucun effet général significatif de l'entraînement ( $F(4,48) < 1$ ).

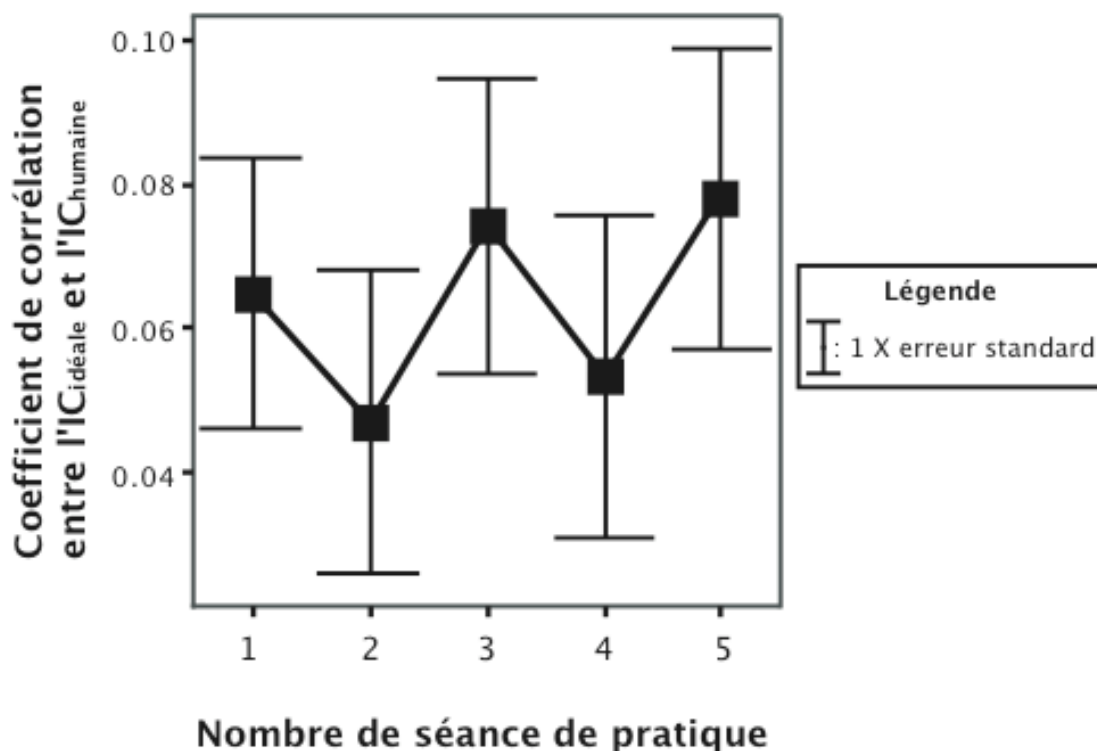


Figure 14. Moyennes des corrélations entre les IC brutes des participants du groupe sans signal et les IC idéales correspondantes en fonction du nombre de séance.

## 11.2. Analyse de classification

Dans le contexte d'un modèle linéaire simple tel que le LAM (Linear Amplifier Model) de Pelli (1981), l'AP correspond soit à une augmentation de l'efficacité d'appariement linéaire ou à une diminution du bruit interne additif (invariant au contraste). L'efficacité d'appariement linéaire est tributaire des sources déterministes de performance tandis que le bruit interne inclut toutes sources d'inefficacités stochastiques

qui font qu'un participant ne fournit pas toujours la même réponse à la même stimulation. Récemment, Gold et al. (1999) ont démontré que l'AP ayant cours dans une tâche d'identification de visages et de taches («blobs») aléatoires dépend seulement de l'efficacité d'appariement et non du bruit interne. Un déterminant de l'efficacité d'appariement est la précision du gabarit interne (représentation), c'est-à-dire sa corrélation avec le gabarit idéal. En d'autres termes, la représentation sous-tendant les performances devient, au fil de l'entraînement, plus similaire à ce qu'elle serait si elle détenait toutes les informations disponibles et utiles pour la tâche. Dans la présente expérience, nous pouvons calculer une telle corrélation bien que la cible ne soit jamais présentée aux participants du groupe sans signal puisque les contraintes imposées par les directives verbales sur la forme de la cible à détecter (c'est-à-dire le gabarit idéal) renvoient à un seul 'X' dans le plan de l'image. Cet indice vient compléter notre mesure standard de sensibilité ( $d'$ ) puisqu'il permet d'observer les performances durant les essais d'entraînement sans signal.

Le calcul de l'IC est expliqué à l'annexe 2. Le calcul de l'IC de l'observateur idéal est identique au précédent calcul à l'exception près que les réponses de l'observateur idéal sont données par une règle décisionnelle présentée à la section 17. Les IC brutes des participants du groupe sans signal avec une séance de pratique (SS1) sont très bruitées (voir figure 16). Pour clarifier la structure de ces IC, nous avons appliqué indépendamment deux types de filtres, l'un révélant les orientations totalisant 2/3 de l'énergie et l'autre laissant passer les basses fréquences totalisant 2/3 de l'énergie (passe-bas de type Butterworth). Le choix du filtre passe-bas repose sur le fait que le profil spectral du 'X' attendu détient une large asymétrie positive (voir figure 15).

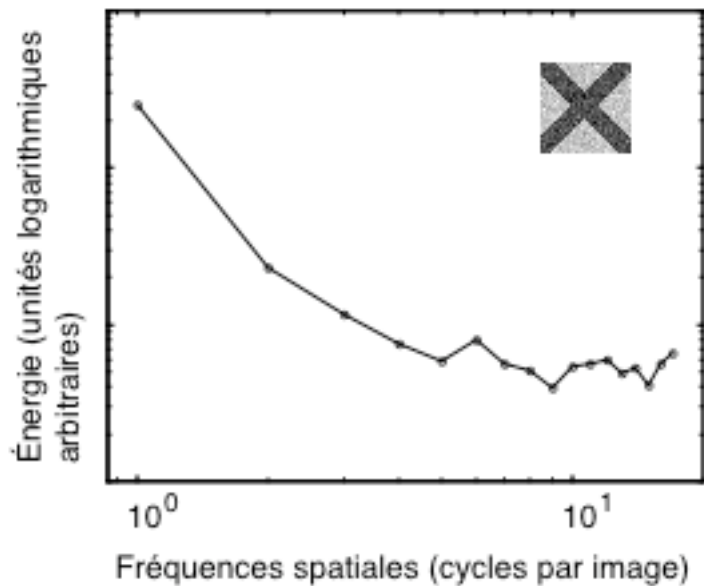


Figure 15. Énergie à chacune des fréquences spatiales de l'IC idéale cumulant tous les essais des 22 participants sans signal .

La figure 16 révèle pour chaque participant du groupe sans signal ayant terminé 1000 essais d'entraînement, (a) l'IC brute, (b) l'IC brute filtrée (passe-bas) et (c) l'IC idéale correspondante. Cette figure contient également l'énergie des fréquences spatiales de l'IC brute sur laquelle est superposée la courbe exponentielle la mieux ajustée à ce profil. Ces profils révèlent la structure fréquentielle, toutes phases et orientations confondues.

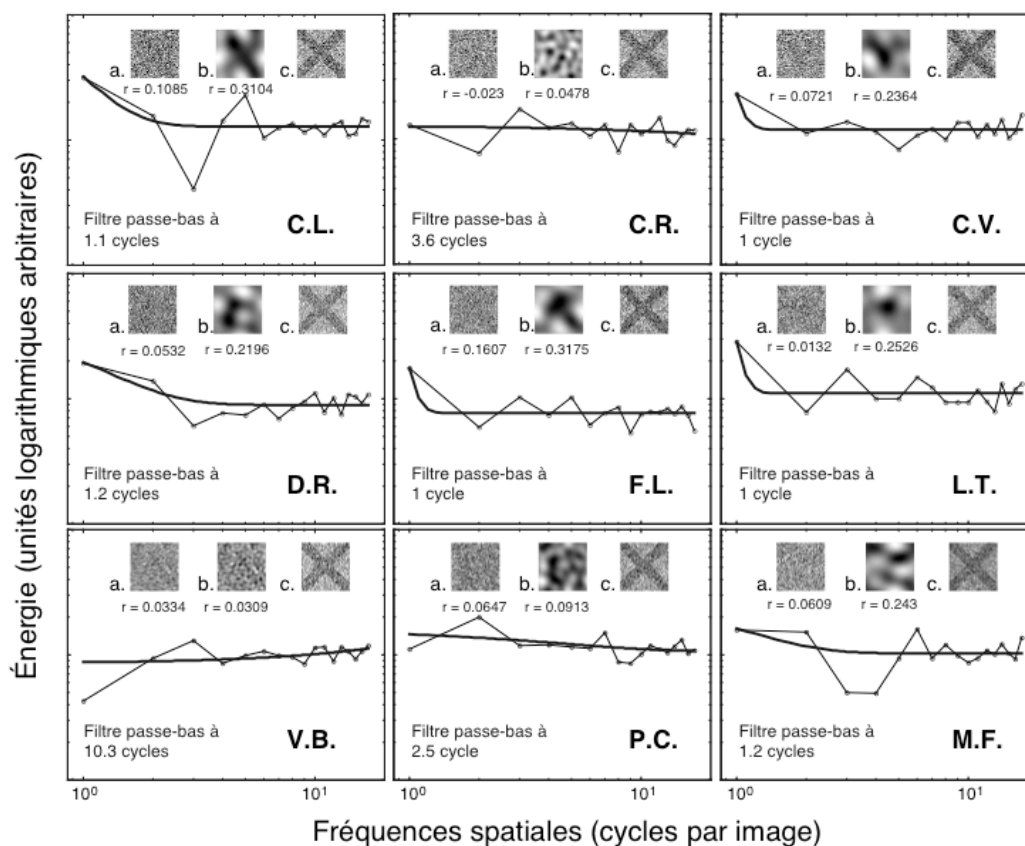


Figure 16. Profils spectraux des IC brutes des neuf participants du groupe sans signal ayant fait 1000 essais d'entraînement. La courbe exponentielle la mieux ajustée à l'énergie observée est superposée au profil. (a) IC brute, (b) IC brute filtrée (passe-bas Butterworth) et (c) IC brute idéale. Les chiffres sous (a) et (b) sont les corrélations avec l'IC brute idéale (c).

### 11.3. Prévalence des perceptions superstitieuses

Plusieurs indices suggèrent que les participants sans signal n'ont pas répondu au hasard et qu'ils se sont conformés aux consignes prescrites. D'abord, les profils spectraux des participants du groupe SS1 recèlent majoritairement un degré de courbure qui se distancie du profil plat attendu sous l'hypothèse nulle. En fait, 2/3 de l'énergie spectrale des IC brutes est comprise entre un cycle et 1.4 cycle par image ce qui se rapproche du profil idéal où 76.6 % de l'énergie est incluse entre un et deux cycles par image.

Sur le plan de l'image, plusieurs IC brutes présentent une structure qui avoisine l'image attendue ou à tout le moins, une portion de celle-ci. Afin de s'assurer qu'une telle inspection n'est pas elle-même en proie à une superstition, nous avons calculé un coefficient de corrélation de Pearson entre l'IC brute et l'IC idéale pour chacune des 74 séances d'entraînement sans signal (9 participants sans signal X une séance d'entraînement + 13 participants sans signal X 5 séances d'entraînement). La moyenne de ces corrélations est de 0.063 et son écart-type est de 0.0714 (voir figure 17). Selon notre définition de la perception superstitieuse<sup>10</sup>, un coefficient de corrélation supérieur à zéro signale que la classification des participants se conforme aux attentes induites par l'expérimentateur. Cependant, il se peut qu'un coefficient de corrélation positif advienne par hasard. Nous avons statistiquement contrôlé cette éventualité en comparant chacun des 74 coefficients de corrélation avec une population de 1000 coefficients que l'on aurait obtenus si les participants avaient répondu au hasard. Plus spécifiquement, nous avons généré par simulation de Bootstrapping, 74 populations de 1000 IC calculées en permutant les réponses des participants à chaque séance d'entraînement sans signal. Les plages de bruit en fonction desquelles a été effectuée la corrélation inversée sont celles

qui ont été présentées à chaque séance d'entraînement sans signal. Ensuite, un coefficient de corrélation a été calculé entre chaque IC résultante et l'IC idéale. La figure 17 affiche la distribution des coefficients de corrélation de notre échantillon et la distribution de la population simulée. La distribution de notre échantillon est visiblement déplacée vers les valeurs positives tandis que la population ( $n = 74\ 000$ ) simulée sous l'hypothèse nulle est centrée à zéro. De plus, un test non paramétrique unidirectionnel sur la médiane indique qu'après une séance d'entraînement seulement, la fréquence des coefficients de corrélation (19) plus grands que la médiane de la population ( $1.5478 \times 10^{-4}$ ) est significativement supérieure à la fréquence attendue ( $p < 0.0001$ ). Ces résultats confirment que le groupe s'est conduit de façon superstitieuse et constituent une estimation de la propension à se comporter ainsi. À ce titre, 59 des 74 séances expérimentales de 1000 essais, soit 79 % des séances, ont mené à des corrélations positives, ce qui suggère que le phénomène de la perception superstitieuse telle que nous le définissons détient une prévalence assez importante dans notre échantillon. Cette prévalence s'abaisse à 24 cas sur 74, soit 32.43 %, lorsque l'on considère seulement les corrélations ne pouvant être attribuées au hasard ( $p < 0.01$ ). Une autre analyse de type Bootstrapping sur les IC du groupe sans signal avec cinq séances (SS5) indique que 8 des 13 IC (61.54 %) générées en sommant les cinq séances de chaque participant ne sont pas imputables au hasard ( $p < 0.01$ ).

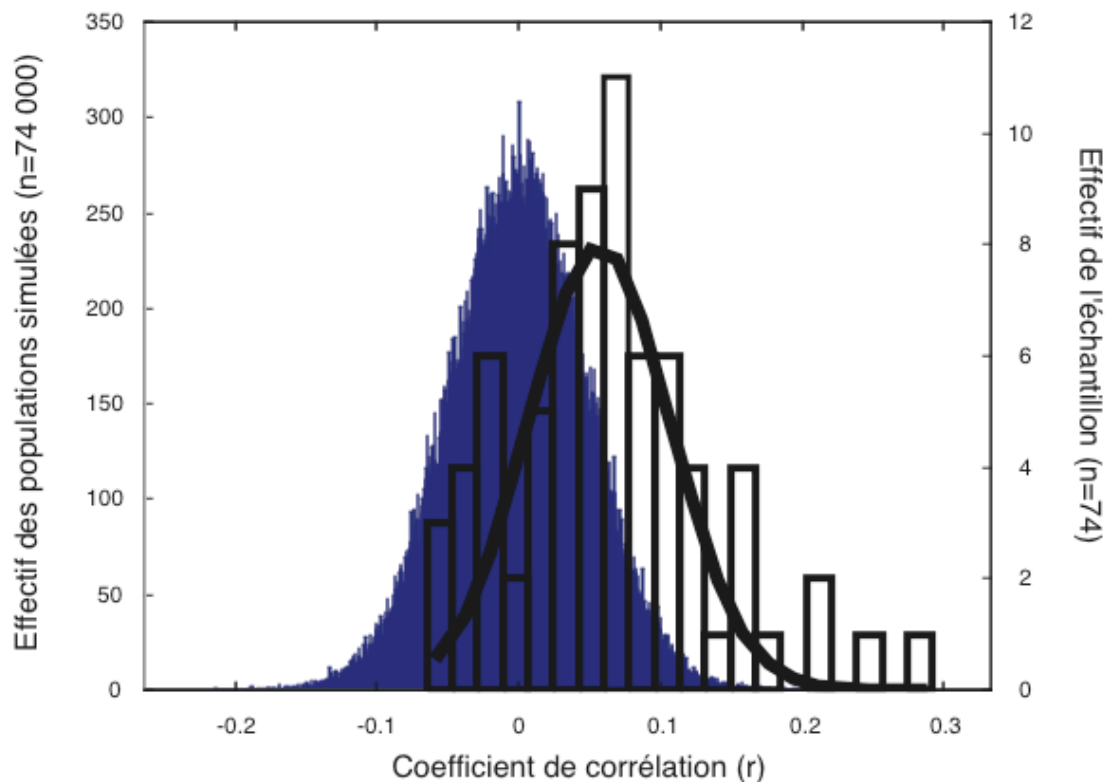


Figure 17. Distribution des coefficients de corrélation entre les IC brutes de nos sujets ( $n=74$ ) et les IC idéales. Distribution des coefficients de corrélation entre les IC générées au hasard et les IC idéales (en bleu). Notez bien que les effectifs ne sont pas sur la même échelle.

## 12. Discussion

Les résultats sur l'AP suscitent quelques problèmes. D'abord, ni une ni l'autre des mesures utilisées (l'efficacité et la corrélation entre les IC) n'indiquent la présence d'une augmentation significative des performances. Une première explication est que la taille de l'effet des processus descendants est faible si on la compare à celle des processus

ascendants et donc que le nombre d'essais était insuffisant. En effet, une expérience de Pelli, Burns, Farrell et Moore (2002) démontre que la performance des lecteurs expérimentés n'augmente que très peu avec l'entraînement : l'efficacité passe de 0.06 à 0.073 après 2000 essais et 50 000 essais de pratique sont nécessaires afin d'augmenter leur efficacité de 5 %. Toutefois, cet AP semble présenter une phase d'amélioration rapide n'étant pas en lien avec une meilleure connaissance de la procédure expérimentale. En effet, un observateur novice peut rejoindre les performances d'un lecteur expérimenté en moins de 4000 essais (Pelli et al. 2002). Nos participants n'étant pas des novices en lecture, leur possibilité d'AP s'en trouvait probablement réduite.

Un autre problème a trait à la différence significative entre les conditions de détection. Il se peut que les contraintes expérimentales régissant la répartition des participants aux deux conditions de détection interagissent avec la mesure prélevée. En effet, seuls les étudiants ne connaissant pas les travaux du Dr Gosselin et n'ayant jamais assisté à son cours de perception (PSY 1055) ont été assignés à la condition sans signal. Ce groupe était majoritairement constitué d'étudiantes de première année au baccalauréat en psychologie n'ayant jamais effectuées de tâche de détection. L'autre groupe (avec signal) était majoritairement constitué de membres du laboratoire, déjà familiers avec les expériences de détection. Le fait que l'attribution des participants n'était pas aléatoire peut expliquer que (1) les participants du groupe contrôle soient significativement meilleurs que les autres participants et que (2) les participants du groupe avec signal soient significativement plus performants que les participants du groupe sans signal.

Au-delà de son but d'origine, la présente étude préliminaire nous renseigne à propos du phénomène de la perception superstitionnelle. Tout d'abord, les analyses de classification faites sur les 74 IC permettent d'observer, dans le domaine des fréquences spatiales et sur le plan de l'image, les effets du biais introduit par les attentes. Les fréquences spatiales qui sous-tendent la représentation du 'X' décrit et qui ont conséquemment influencé la classification des participants sont largement concentrées en dessous de 1.4 cycle par image. Statistiquement, un tel biais est problématique; les basses fréquences s'avèrent des prédicteurs plus efficaces dans la régression multiple simplement parce qu'ils contiennent moins d'information. Une autre étude sur la perception superstitionnelle montre cependant qu'à partir du même nombre d'essais (même puissance totale), des attentes différentes engendrent des profils spectraux différents (Gosselin et Schyns, 2002c). En effet, le profil spectral de l'IC brute résultant d'une tâche de détection superstitionnelle de la lettre 'S' contient davantage de moyennes fréquences que n'en contient l'IC issue de la détection superstitionnelle d'un 'Y'. Ceci suggère donc que le biais observé n'est pas un artefact et qu'il provient probablement des attentes du participant. Sur le plan de l'image, plusieurs analyses sur les corrélations entre les IC brutes et les IC de l'observateur idéal suggèrent que la prévalence de la perception superstitionnelle est importante. Bien que la portée de cette observation soit réduite par la composition de notre échantillon – exclusivement des étudiants du premier cycle en psychologie (majoritairement des femmes) ayant une certaine expertise dans la lecture –, nous pouvons à tout le moins en conclure que (1) le phénomène est assez fréquent (environ 64% lorsque les IC sont calculées sur 5 000 essais) et que (2) la corrélation inversée est tout indiquée pour son observation.

En somme, les résultats de cette expérience sur l'AP pointe dans la direction d'une faible contribution des processus descendants. La prochaine expérience vise à mieux cerner cette tendance.

## **ÉTUDE PRINCIPALE**

### 13. Justification de la procédure

Nous avons éprouvé quelques problèmes lors des deux études préliminaires. Mentionnons avant tout une absence d'AP après 5 000 essais dans une tâche de détection de lettre standard (avec signal). Nous soupçonnons que la raison de ce résultat réside dans une variance inter sujet trop importante relativement à la faible taille de l'effet recherché.

Afin de parer les diverses difficultés rencontrées, nous avons premièrement opté pour un plan à mesures répétées qui atténue le problème de la variance entre les sujets. En ce qui a trait à la taille de l'effet, il importe de choisir un stimulus pour lequel le participant ne détient aucune représentation déjà consolidée puisque nous postulons que l'AP sans signal repose en partie sur l'intégration d'une plus grande proportion d'information puissante dans la représentation interne. L'utilisation d'un stimulus non familier nécessite toutefois sa présentation, ce qui déroge à la procédure originalement employée par Gosselin et Schyns (2003). Nous estimons qu'une telle présentation règle les problèmes inhérents à la description verbale d'un stimulus visuel et n'entrave en rien la vérification de notre hypothèse. Bien sûr l'observation de l'AP sans signal n'est plus directe : on doit contraster les processus descendants et les processus ascendants afin d'isoler l'AP sans signal. Nous avons apporté un autre correctif aux procédures utilisées précédemment : les participants feront un maximum de 250 essais par jour. La période de consolidation neuronale que postulent certains chercheurs est ainsi maximisée (Karni et Sagi, 1993; Mednick, Nakayama et Stickgold, 2003) et l'effet de fatigue inhérente à une telle tâche sera minimisé.

Les participants seront exposés à deux stimuli non familiers – ce qui constitue la composante ascendante – et devront ensuite détecter ces stimuli dans des images ne contenant que du bruit visuel gaussien – ce qui constitue la composante descendante. En manipulant la quantité d'essais d'entraînement sans signal tout en gardant constant le nombre d'expositions aux stimuli, il nous est possible d'isoler l'apport des facteurs descendants dans l'AP.

## 14. Méthode

### 14.1. Participants

Six étudiants en psychologie de l'Université de Montréal (quatre hommes et deux femmes) et une étudiante en biologie à l'Université du Québec à Montréal, âgés de 22 à 29 ans, ont été assignés aléatoirement à la condition contrôle ( $n=3$ ) ou à la condition expérimentale ( $n=4$ ). Les participants avaient tous connaissance de l'absence de signal. Aucun participant n'avait exécuté une tâche sans signal auparavant. Tous avaient une acuité visuelle normale ou corrigée à la normale et ont été testés binoculairement. Une compensation monétaire leur a été versée après la fin de l'expérience.

### 14.2. Appareillage

L'expérience a été conduite sur un Power Mac G4. Nos programmes ont été construits à l'aide de la librairie PsychToolbox (Brainard, 1997; Pelli, 1997) et ont été exécutés dans l'environnement MATLAB. Tous les stimuli ont été affichés sur un écran Sony Trinitron. Sa résolution était de 1024 par 768 pixels et son taux de rafraîchissement était ajusté à 85 Hz. Le moniteur avait été calibré (à l'aide d'un photomètre Samsung SyncMaster 753df) afin de permettre une manipulation linéaire de la luminance. La table des valeurs corrigées résultantes contenait 137 niveaux de gris, (7.09 bits par pixel) allant de 0.31 cd/m<sup>2</sup> à 107 cd/m<sup>2</sup>. La luminance de l'arrière-plan est demeurée inchangée à 52.85 cd/m<sup>2</sup>. La distance de visionnement fut maintenue à 57 cm par une mentonnière.

### 14.3. Procédure

Trois participants de la condition expérimentale ont terminé 39 séances (maximum d'une séance par jour) de 250 essais dans une tâche de détection à choix forcé à deux alternatives (2AFC) et un participant (B.B.) a mis un terme à l'expérience après 25 séances parce qu'il ne disposait plus du temps nécessaire. Nous présenterons tout de même les résultats de ce participant.

Chacune des 39 séances comportait une portion *ascendante*, deux expositions de 10 secondes à chacune des deux textures (voir tableau 4), ainsi qu'une portion *descendante*, 250 essais sans signal. La présentation des textures survenait aléatoirement dans les 250 essais d'entraînement. Les deux seules restrictions imposées étaient que la

première présentation d'une texture (dans une séance) précède le premier essai d'entraînement de cette texture et qu'il y ait au moins cinq essais entre la dernière présentation et le 250<sup>e</sup> essai. Pour ce qui est des essais sans signal, le participant devait indiquer laquelle des deux images présentées à l'écran ne contenant que du bruit visuel était la plus corrélée avec la texture demandée. Dans dix des 250 essais d'entraînement, le participant devait détecter la texture 2 (T2) tandis que dans les 240 essais restants il devait détecter la texture 1 (T1). L'ordre d'apparition des dix essais d'entraînement de T2 était distribué aléatoirement parmi les 250 essais de sorte que les essais d'entraînement d'une texture n'étaient pas toujours précédés immédiatement par la présentation de cette texture. Tous les essais se déroulaient comme suit (figure 18): (1) le mot T1 ou T2 était affiché au centre de l'écran pendant une seconde afin de prévenir l'observateur de la texture à détecter; (2) une plage de bruit visuel gaussien (32 X 32 pixels) apparaissait au centre de l'écran pendant 500 ms; (3) un masque gris (même luminance que l'arrière-plan) prenait la place de la première plage de bruit; (4) une autre plage de bruit visuel gaussien de même dimension était affichée au centre de l'écran pendant 500 ms; (5) un masque gris (même luminance que l'arrière-plan) prenait la place de la première plage de bruit; (6) le participant devait appuyer sur l'une de deux touches de réponse selon que la texture lui semblait plus corrélée à la première ou à la seconde plage de bruit visuel. Aucune rétroaction n'était fournie. L'expérimentateur informait les participants de l'absence du signal avant le début de l'expérience.

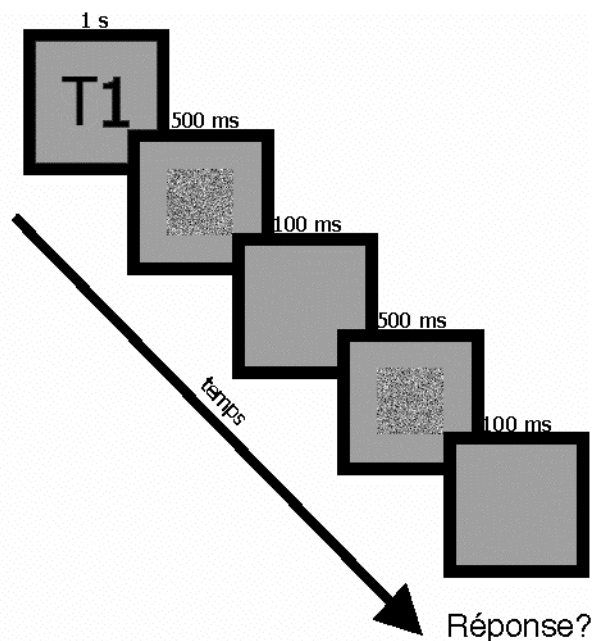


Figure 18. Déroulement d'un essai d'entraînement. D'abord, le mot T1 ou T2 est affiché au centre de l'écran (pendant une seconde) afin de prévenir l'observateur du stimulus à détecter. Ensuite, une première plage de bruit visuel gaussien (32 X 32 pixels) est présentée au centre de l'écran (500 ms). Celle-ci est suivie de la présentation d'une deuxième plage de bruit visuel gaussien (500 ms) après un intervalle inter-stimulus de 100 ms. La deuxième plage est présentée au centre de l'écran (500 ms) et est suivie immédiatement par le même masque gris (100 ms). Le participant doit appuyer sur l'une de deux touches de réponse selon que le stimulus lui semblait davantage corrélé à la première ou à la seconde plage de bruit visuel. Aucune rétroaction n'est fournie.

La condition contrôle comprenait d'abord une séance de 250 essais (test) dans une tâche de détection 2AFC, ensuite 34 séances d'exposition aux stimuli texturés et une autre séance de 250 essais (retest) à la même tâche. La séance du début et la séance finale que nous appellerons test et retest se déroulaient exactement comme les séances du groupe expérimental décrites antérieurement. L'assignation des stimuli à chacun des trois participants suivait le schéma présenté au tableau 4. Les 34 séances ayant cours

entre le test et le retest différaient des séances du groupe expérimentales en ce qu'elles ne comportaient que la portion *ascendante*, c'est-à-dire deux expositions de dix secondes à T1 et T2. Les participants recevaient l'instruction de porter attention aux stimuli présentés puisqu'ils seraient ensuite évalués sur leur capacité à les détecter dans des plages de bruit visuel.

À la suite des 36 séances, tous les participants (sauf B.B.) ont été soumis à deux séances supplémentaires visant à tester le transfert d'apprentissage. Ces deux séances se déroulaient comme les précédentes à l'exception d'un seul changement. Dans la première séance, seul le nombre d'essais attribués à chacun des stimuli a été interverti : T1 devait être détectée 10 fois tandis que T2 devait être détectée 240 fois. Dans la deuxième séance, T1 et T2 ont subi une légère transformation : elles étaient inclinées de 90 degrés dans le sens horaire.

#### 14.4. Stimuli

Quatre textures non familières ont été générées aléatoirement (voir tableau 4). Leur profil spectral est égal à  $1/f^2$  et leur contraste est similaire entre eux. Deux textures, que nous nommerons T1 et T2, ont été assignées à chaque participant avec la





	Stimuli	Assignment	Contraste
1		T1 du sujet 1 et T2 du sujet 2	0.3047
2		T2 du sujet 1 et T1 du sujet 2	0.2547
3		T1 du sujet 3 et T2 du sujet 4	0.2966
4		T2 du sujet 3 et T1 du sujet 4	0.3427

Tableau 4 Les quatre textures (deux paires de T1 et T2) non familières utilisées dans l'expérience principale. Elles ont un profil spectral équivalent à  $1/f^2$  et un contraste similaire. Chacune des textures est assignée à deux participants.

seule contrainte que T1 et T2 soient minimalement corrélées entre elles (la moyenne des coefficients de corrélation est de  $1.9676 \times 10^{-5}$ ) afin de pallier à la possibilité de transfert rétinotopique d'AP. Étant donné que le profil spectral choisi correspond à celui des visages humains, nous avons conservé les stimuli ne présentant aucune forme familière évidente. Afin de contre-balancer les effets d'une éventuelle familiarité, nous avons formé deux paires de stimuli et chacune d'entre elles a été assignée à quatre participants. Les images en fonction desquelles les participants devaient détecter les stimuli non

familiers ne comportaient que du bruit visuel dont la distribution spectrale de l'énergie était uniforme à travers les fréquences spatiales. Chacune des 1024 valeurs de luminance affichées a été prélevée indépendamment d'une population normale dont la moyenne est de 52.85 cd/m<sup>2</sup> et l'écart-type est de 17.86 cd/m<sup>2</sup>. Le contraste des plages de bruit est de 0.5482 (l'annexe 1 présente les détails du calcul du contraste).

## 15. Hypothèses

La tâche détient une composante ascendante — symbolisée par  $\alpha$  —, l'exposition aux stimuli, ainsi qu'une composante descendante — symbolisée par  $\delta$  —, les essais sans signal. La composante ascendante est négligeable dans la condition expérimentale. Pour s'en convaincre, considérons les statistiques suivantes. Parmi les 18 144 images auxquelles E.M., I.F. et F.L. ont dû porter attention durant les 36 séances expérimentales, seulement 144 (0.79 %) comportaient un signal. Sur un total de 540 min consacrées à la tâche (une moyenne de 15 min par séance), les participants ont été exposés 12 min (2.22 %) à chacune des textures. Si l'on tient seulement compte du temps de visionnement des images avec ou sans signal, la durée d'exposition à chacune des deux textures atteint une proportion de 7.41 % (12 min / 162 min). En faisant abstraction de l'importance perceptive de chacune de ces composantes, il est clair que statistiquement, notre procédure a avantageé l'apport descendant ( $\delta$ ). En conséquence, l'AP observé dans la condition expérimentale devrait être davantage tributaire des facteurs descendants ( $\alpha < \delta$ ). En tenant compte du traitement envers chacun des stimuli,

la procédure permet de cerner la composante descendante  $\delta$ . Posons  $\delta_{T1}$ , la contribution de l'entraînement sans signal à la texture T1,  $\delta_{T2}$  la contribution de l'entraînement sans signal à la texture T2,  $\alpha_{T1}$  la contribution des expositions à T1 et  $\alpha_{T2}$  la contribution des expositions à T2. La seule distinction entre le traitement expérimental à T1 et T2 se situe au niveau de l'entraînement sans signal, donc nous nous attendons à ce que  $\delta_{T1} > \delta_{T2}$  et  $\alpha_{T1} = \alpha_{T2}$ .

La courbe exponentielle ( $f(x) = a + m * e^{cx}$  où  $x$  désigne la séance d'entraînement) trace adéquatement l'évolution des performances caractéristiques de l'apprentissage (Cousineau, Hélie et Lefebvre, 2003). Afin de simplifier l'ajustement de cette courbe à nos résultats, nous avons transformé les séances en logarithmes et utilisé seulement deux paramètres ( $f(x) = a + m * x$ ). Étant donné que la pente de la droite ( $m$ ) la mieux ajustée à la performance est un bon indice du degré d'apprentissage, une comparaison entre la pente calculée sur les essais T1 et celle obtenue à partir des essais T2 permet de vérifier l'hypothèse d'un AP descendant. La figure 19 illustre les trois hypothèses générales que nous envisageons : l'hypothèse 1 postule une contribution dominante de l'entraînement sans signal (si  $\alpha_{T1} = \alpha_{T2}$  alors  $\delta_{T1} > \delta_{T2}$ ), l'hypothèse 2 propose un transfert complet de la contribution descendante entre les essais T1 et T2 (si  $\alpha_{T1} = \alpha_{T2}$  alors  $\delta_{T1} = \delta_{T2} \neq 0$ ) et l'hypothèse 3 suggère une contribution nulle de la pratique sans signal (si  $\alpha_{T1} = \alpha_{T2}$  alors  $\delta_{T1} = \delta_{T2} = 0$ ). La condition contrôle permet de trancher entre les hypothèses 2 et 3 seulement au niveau des résultats moyens : si les performances à T1 du groupe contrôle n'est pas significativement différentes des performances aux dernières séances T1 (près de l'asymptote) du groupe expérimental, c'est que la seule exposition aux stimuli

explique l'AP observé (donc  $\delta_{T1} = \delta_{T2} = 0$ ). Aucun test ne permet de départager clairement ces deux hypothèses au niveau individuel.

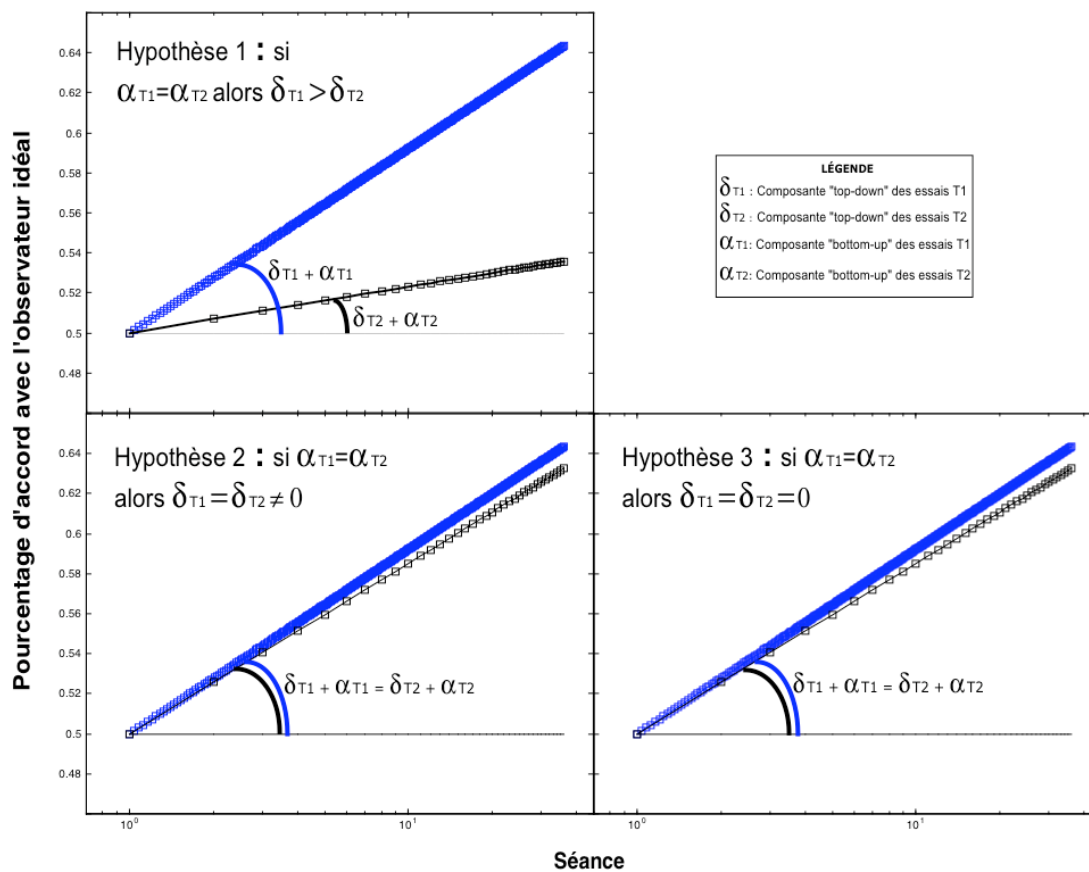


Figure 19. Illustration de trois hypothèses envisagées : (1) l'hypothèse d'une contribution majeure de  $\delta$ , (2) l'hypothèse d'un transfert de la contribution  $\delta$  entre les essais T1 et T2 et (3) l'hypothèse d'une contribution nulle de  $\delta$ .

## 16. Résultats et discussion

### 16.1. Apprentissage perceptif (AP)

La performance dans une tâche de détection sans signal devient quantifiable lorsque la représentation idéale est précisément définie (voir section 17). Selon les contraintes de la présente tâche, la stratégie optimale consiste simplement à sélectionner la plage de bruit la plus corrélée linéairement à la texture à détecter (Green et Swets, 1966; Pelli, 1981). La réponse du participant est alors jugée bonne lorsqu'elle suit cette stratégie optimale. Un tracé de l'évolution des performances à travers les séances expérimentales T1 est donné lorsque sont calculées les moyennes d'accord avec une classification optimale. La figure 20 présente un tel tracé tout en incorporant la droite la mieux ajustée aux moyennes ainsi que (a) les IC calculées pour chaque séance et lissées par un filtre de profil  $1/f^2$  et (b) l'IC idéale filtrée cumulant tous les essais expérimentaux (ce résultat est présenté dans la section analyse de classification). Les résultats démontrent qu'il y a AP dans les essais T1: la performance de tous les participants devient de plus en plus optimale avec l'entraînement et son profil suit une évolution exponentielle typique de l'apprentissage (Newell et Rosenbloom, 1981).

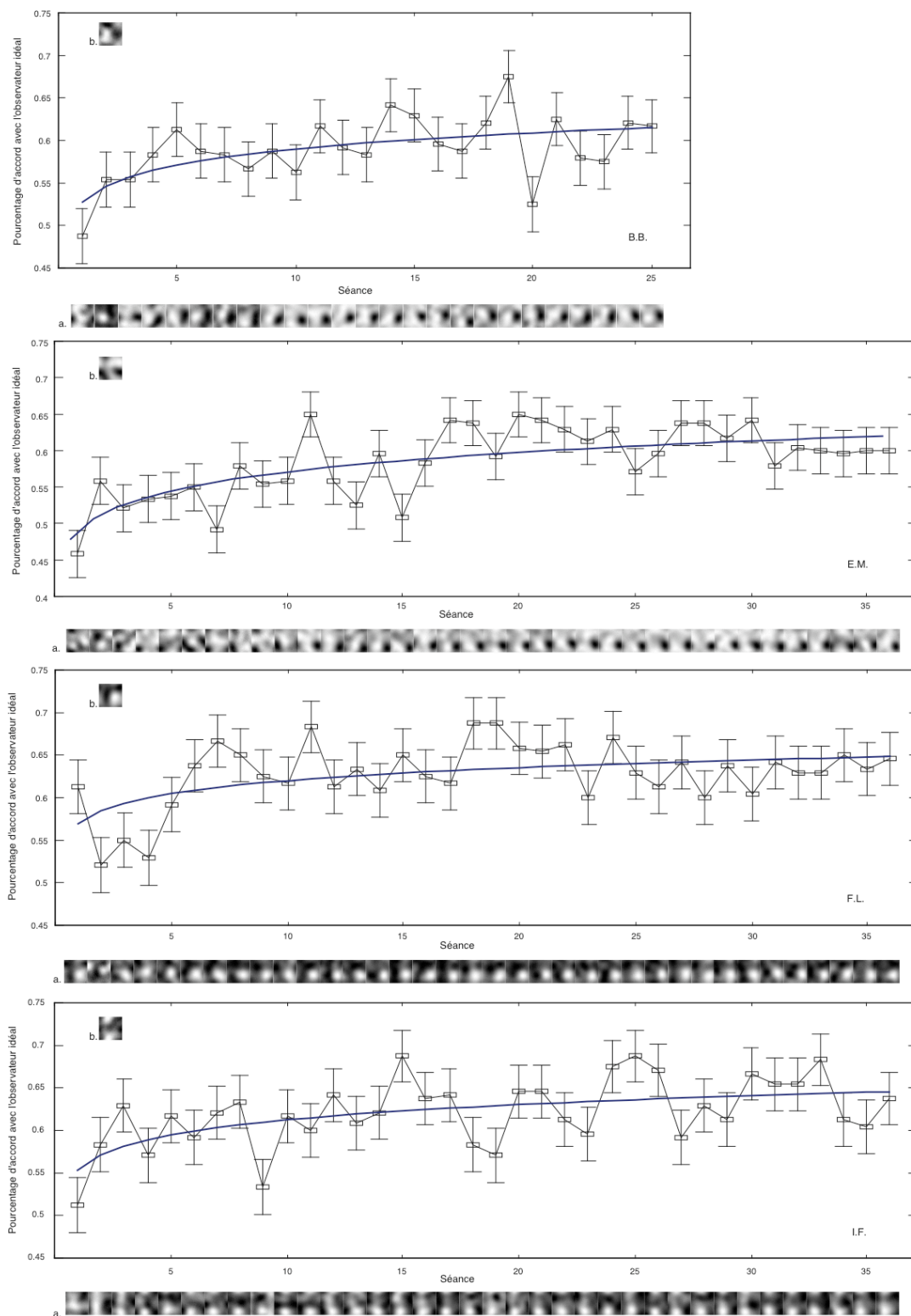


Figure 20. Le pourcentage d'accord entre la performance des participants et celle de l'observateur idéal à chacune des séances expérimentales T1. Les

barres d'erreur représentent une erreur type. La courbe bleue correspond à la droite la mieux ajustée aux moyennes une fois les séances transformées en logarithme. (a) IC calculées sur 240 essais aux T1 et lissées par un filtre spectral de profil  $1/f^2$ .

## 16.2. L'apport des facteurs descendants dans l'AP

Selon la procédure usitée, une meilleure performance dans les essais T1 que dans les essais T2 signifie une contribution de l'entraînement sans signal à l'AP. Étant donné que la pente de la droite la mieux ajustée à la performance est un bon indice du degré d'apprentissage, une comparaison entre la pente calculée sur les essais T1 et celle obtenue à partir des essais T2 permet de vérifier l'apport des processus descendants. La figure 21 illustre la pente des performances calculées sur des échantillons de 10 essais pour chaque participant. La ligne bleue caractérise les performances aux essais T1 tandis que la ligne noire décrit les performances aux essais T2. La pente ( $m$ ) de chacune des droites est indiquée et l'ordonnée à l'origine est arbitraire.

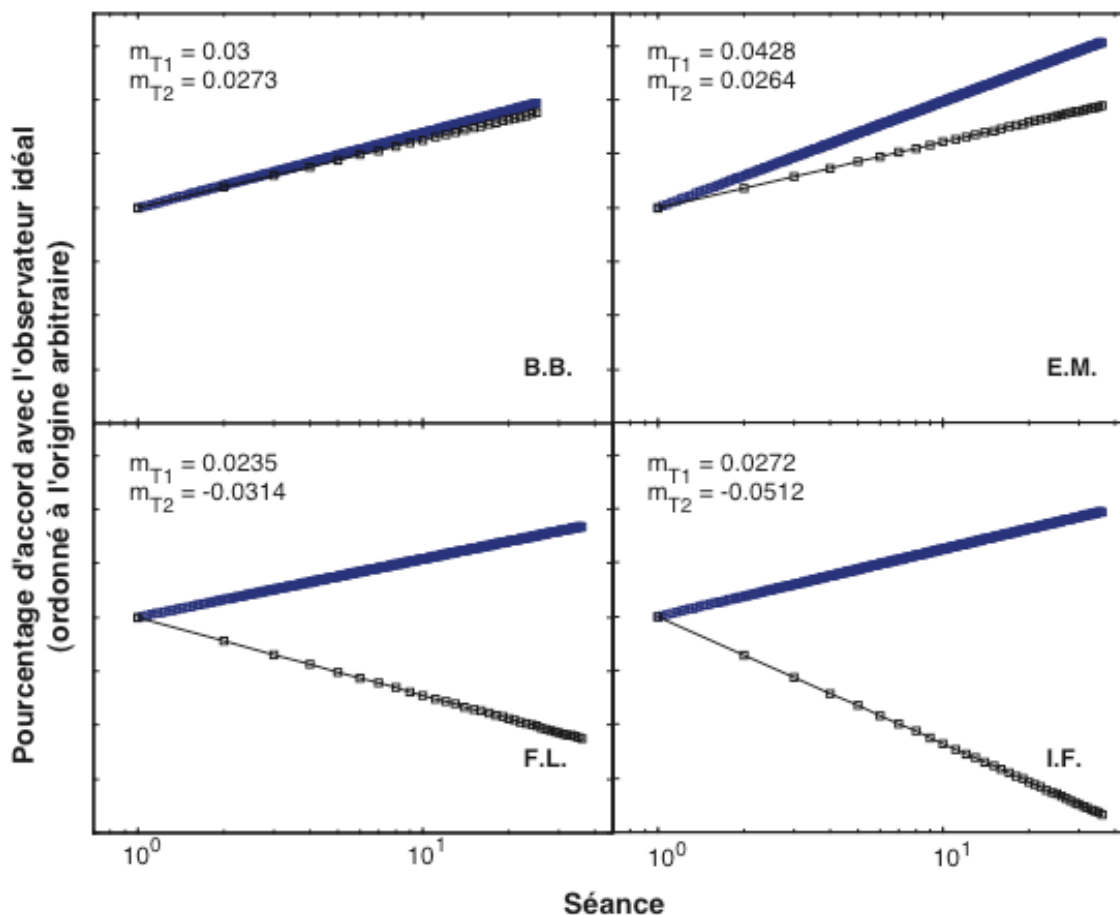


Figure 21. Droites les mieux ajustées au pourcentage d'accord avec l'observateur idéal de T1 (ligne bleue) et T2 (ligne noire) pour les quatre participants du groupe expérimental. Chaque pourcentage est calculé sur 10 essais. La pente ( $m$ ) de chacune des lignes est indiquée et l'ordonnée à l'origine est arbitraire.

Deux participants (F.L. et I.F.) n'ont pas amélioré leur performance à T2 si bien que les pentes sont négatives (-0.0314 et -0.0512). Les performances à T1 augmentent chez tous les participants (0.03, 0.0428, 0.0235 et 0.0272).

La pente des performances à T1 est calculée sur 24 fois plus de moyennes que ne l'est la pente des performances à T2. Les pentes T1 et T2 ne peuvent donc être contrastées directement sans tenir compte de cette distinction au niveau de la puissance

de régression des lignes. Afin de contrôler pour ceci, une population de 1000 pentes calculées sur des échantillons de 10 réponses est générée à partir des essais T1. Chacune des pentes de la population est calculée comme suit : 10 réponses sont sélectionnées aléatoirement à chaque séance T1 d'un participant et une droite est ajustée aux pourcentages de réponses optimales de chaque séance (le nombre de séances est transformé en logarithme). Les quatre populations ainsi obtenues permettent de calculer la probabilité d'observer la pente de T2 étant donné les performances aux essais T1. La pente aux essais T2 est significativement plus petite que celles calculées sur les essais T1 chez I.F. et F.L. ( $p < 0.01$ ). Nous avons réalisé une seconde simulation de type Bootstrap afin de vérifier si la différence entre les pentes calculées sur les performances moyennes à T1 et T2 est significative. Une population de 1000 pentes a été générée à l'aide de toutes les données disponibles. Cette analyse se distingue de la première en ce que les pentes ont été calculées à partir des performances moyennes (tout le groupe) à chaque séance. Puisque le participant B.B. n'a terminé que 25 des 36 séances expérimentales, les moyennes des 25 premières séances sont calculées sur 40 réponses (quatre sujets X un échantillon de dix réponses) tandis que les moyennes des 11 séances suivantes sont calculées sur 30 réponses (trois sujets X un échantillon de dix réponses). Les résultats indiquent qu'en moyenne, la pente des performances à T2 est significativement inférieure ( $p < 0.001$ ) aux pentes calculées étant donné les essais T1. Selon notre procédure, seule la contribution de l'entraînement sans signal peut expliquer cette différence significative.

Une autre donnée corrobore l'hypothèse d'une contribution des facteurs descendants : la performance des participants de la condition contrôle au retest est

significativement plus faible que celle de la dernière séance des participants de la condition expérimentale ( $t(1678)=5.33, p<0.01$ ). La figure 22 illustre les performances moyennes de tous les participants à la première séance expérimentale et celles du groupe expérimental et du groupe contrôle à la dernière séance expérimentale.

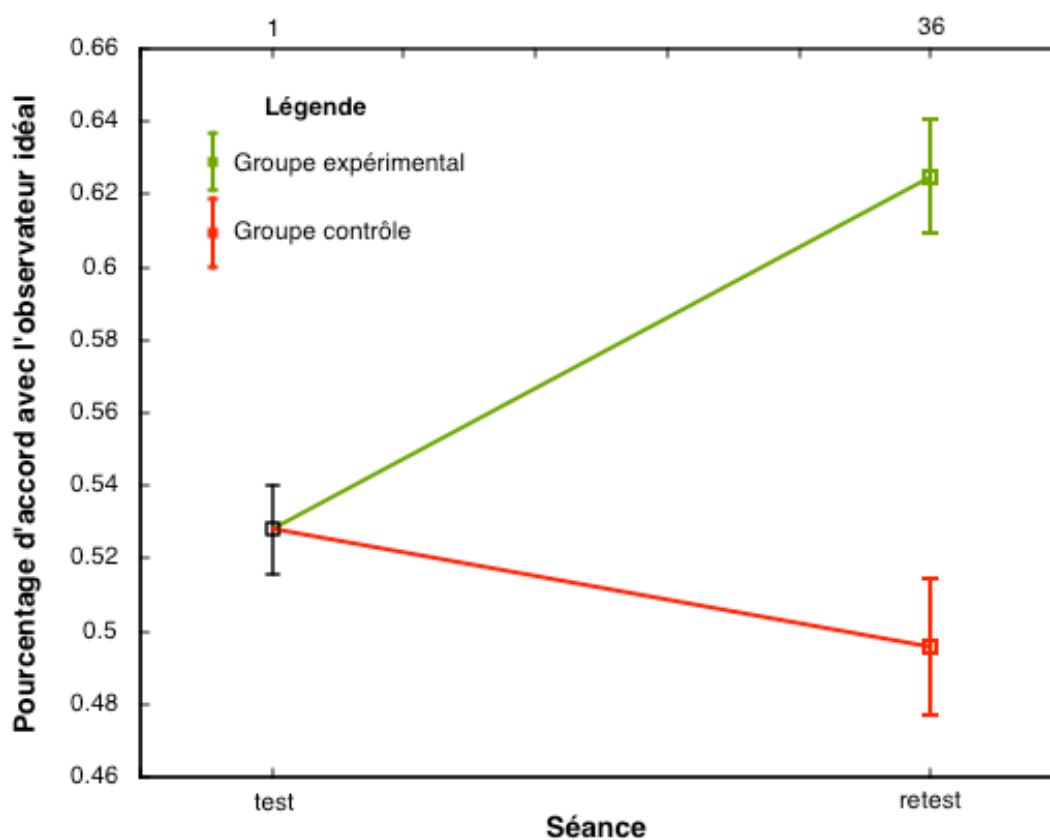


Figure 22. Moyenne des performances à T1 au début et à la fin de l'expérience. La moyenne de la première séance tient compte des performances de tous les participants tandis que deux moyennes ont été calculées à la 36<sup>e</sup> séance (retest pour la condition contrôle); une pour la condition expérimentale (vert) et l'autre pour la condition contrôle (rouge). Les barres d'erreur représentent une erreur type.

La première analyse de type Bootstrap sur les pentes individuelles appuie, chez deux participants (I.F. et F.L.), l'hypothèse d'une contribution des processus descendants. L'écart ténu entre les pentes T1 et T2 de B.B. et E.M. (voir figure 21) corroborent plutôt les hypothèses 2 et 3. Aucun test ne peut départager ces deux hypothèses au niveau individuel mais, dans le cas de E.M., la première séance visant à mesurer le transfert (240 essais T2) fournit des indices supplémentaires. La figure 23 présente les résultats de E.M., I.F. et F.L. aux deux tests de transfert. Les points bleus qui affichent les moyennes des 240 essais T2 sont tous situés sous l'asymptote d'apprentissage de T1.

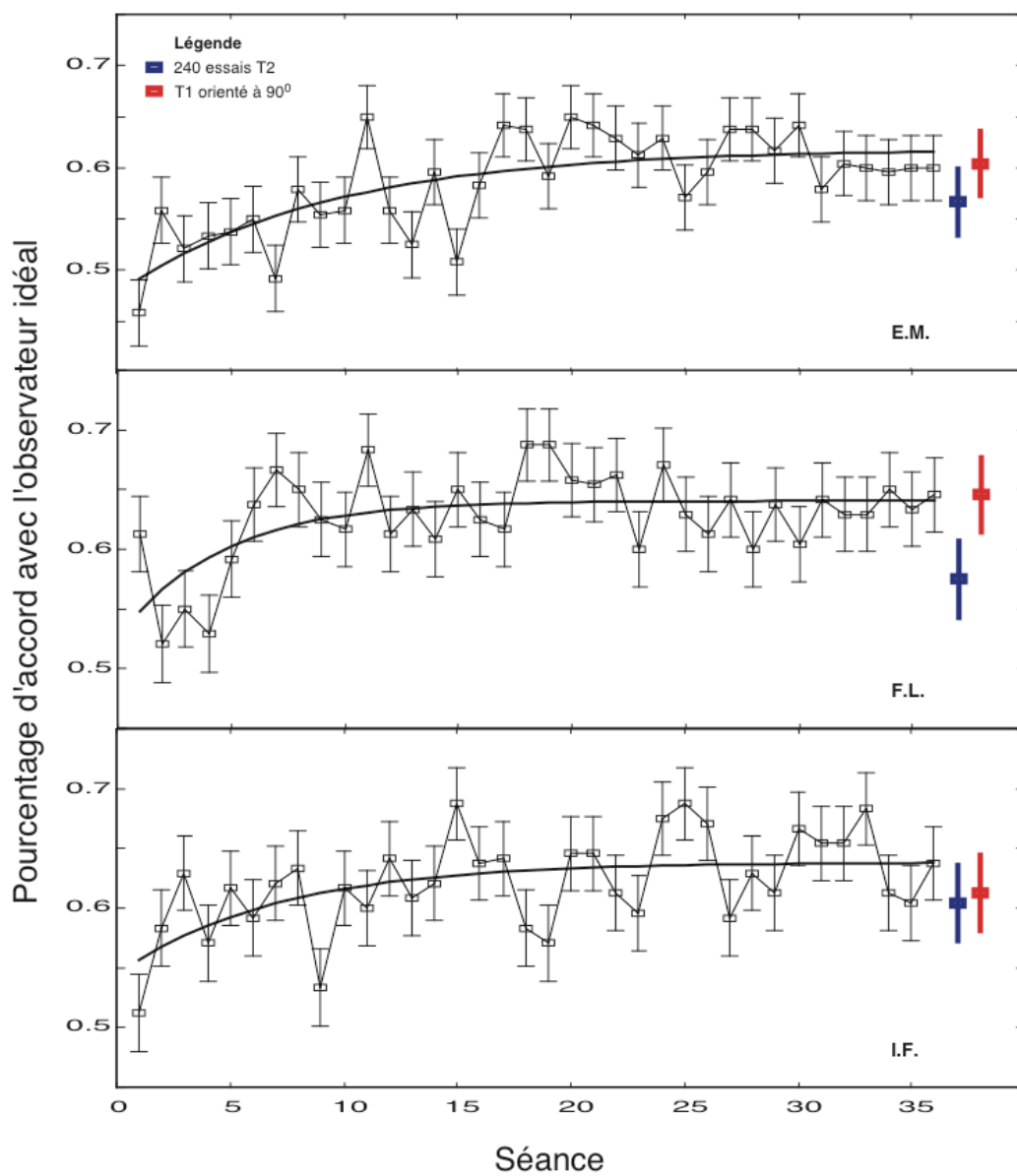


Figure 23. Performance de I.F., E.M. et F.L. aux 36 essais et aux deux tests de transfert. Le test 1 (bleu) mesure la performance à T2 sur 240 essais et le test 2 (rouge) à T1 lorsqu'en rotation à 90 degrés. Les barres d'erreur représentent un écart-type.

Afin de s'assurer que ces moyennes ne font pas partie de l'apprentissage observé aux essais T1, nous avons réalisé trois tests du signe. La probabilité que les moyennes des 240 essais T2 soient plus basses que celles aux 20 dernières séances expérimentales<sup>13</sup> est inférieure à 5 %. Ces trois tests appuient l'hypothèse d'une contribution des processus descendants chez I.F., F.L. et E.M.. Il est à noter que le résultat de la première analyse de type Bootstrap sur la pente T2 d'E.M. ne coïncide pas avec le résultat au test du signe. En fait, les deux tests sont indépendants et ne tiennent pas compte des mêmes informations. Comme l'évolution des performances d'E.M. (voir figure 21) va tout de même dans le sens d'une contribution des processus descendants, l'un des tests est plus puissant que l'autre pour détecter une différence entre les performances à T1 et à T2. De plus, il importe de garder à l'esprit que les trois hypothèses présentées sont simplistes et n'exposent pas les nuances qui existent sûrement entre les facteurs évoqués. Par exemple, l'AP d'E.M. et de B.B. pourraient impliquer un transfert partiel des processus descendants ou une contribution moins importante des processus descendants par rapport à la contribution des processus ascendants.

Quoique les résultats varient entre les participants, il demeure que seule une contribution significative des processus descendants peut expliquer les performances d'I.F. et de F.L.. De plus, les performances de ces participants à T1 ne peuvent être expliquées par les caractéristiques intrinsèques de cette texture puisque la T1 d'I.F. correspondait à la T2 de F.L. (et vice versa).

---

<sup>13</sup> Nous croyons que les 20 dernières séances expérimentales font majoritairement partie de l'asymptote d'apprentissage et que ce choix est prudent puisqu'il augmente plutôt l'erreur de deuxième espèce.

### 16.3. Manifestations de l'AP sur le plan de l'image

Les IC brutes des observateurs humains (voir annexe 2 pour une démonstration du calcul de ces images) révèlent les pixels utilisés pour classifier les plages de bruit et constituent, dans une tâche sans signal, une approximation du gabarit interne linéaire (Gosselin et Schyns, 2002a, 2002b, 2002c, 2003). Plus encore, ces images sont intéressantes en ce qu'elles permettent de cerner visuellement les modifications caractéristiques de l'AP, c'est-à-dire l'inclusion, au fil des séances, d'une proportion croissante d'informations disponibles<sup>14</sup> ( $A$ ). Sur ce point, la figure 20 est démonstrative. Par exemple, on voit qu'E.M. intègre définitivement la région diagnostique foncée située dans le coin inférieur droit de T1 à la onzième séance. On remarque aussi une certaine incertitude spatiale : par exemple, on note chez B.B. que la région foncée située dans la portion centrale de la moitié droite de T1, subit des déplacements verticaux entre les séances 10 à 25 (voir Beard et Ahumada (1999) pour un modèle intégrant l'incertitude spatiale lors de l'appariement d'un «template»). Quatre brèves vidéos (d'une durée de 2080 ms) présentant l'évolution de la représentation des observateurs humains et idéaux viennent compléter les résultats de cette figure. Ces vidéos sont disponibles à l'adresse internet suivante : <http://www.mapageweb.umontreal.ca/gosselif/nosignal.html>. Ils contiennent 800 images obtenues par analyse de classification. Chacune des régressions vise à prédire 250 réponses. L'information est grandement redondante d'une image à

---

<sup>14</sup> Dans une tâche 2AFC où les stimuli ne sont pas corrélés, l'information représentée ( $R$ ) de l'observateur idéal est égale à l'information disponible ( $A$ ). Ainsi, nous nous attendons à ce que  $A=P=R$ .

l'autre puisque les réponses qu'elles prédisent se chevauchent : la première image des films prédit les 250 premières réponses, la seconde prédit les réponses 10 à 260, et ainsi de suite par bonds de 10 réponses.

D'autres informations intéressantes peuvent être extraites des IC brutes calculées à partir de tous les essais. La figure 24 révèle pour chaque participant du groupe expérimental (a) l'IC brute cumulant tous les essais T1 du participant, (b) l'IC idéale correspondante et (c) l'IC brute filtrée. Elle contient également le profil spectral de l'IC brute (énergie en fonction des fréquences spatiales) sur lequel est superposée la courbe exponentielle la mieux ajustée à ce profil. Il est à noter qu'aucune analyse ne tient compte des IC calculées à partir des essais T2 en raison d'un nombre insuffisant de prédicteurs. On dénote de fortes corrélations (allant de 0.3948 à 0.6181) entre les IC brutes et les IC idéales. Pour nous assurer que ces coefficients de corrélation ne sont pas attribuables à des variations stochastiques, nous les avons comparés à quatre populations ( $n=1000$ ) de coefficients générés sous l'hypothèse nulle par simulation de Bootstrap. Il est à noter que cette opération prend compte de toutes les plages de bruit visuel présentées aux participants ainsi que leur biais décisionnel, c'est-à-dire la fréquence de réponses positives. Les résultats suggèrent que la chance d'observer chacune de ces corrélations entre les IC brutes et les IC idéales est inférieure à 0.1 %. Nous avons réalisé une seconde simulation par Bootstrapping générant 132 populations de 1000 coefficients de corrélation (36 séances X 3 sujets + 25 séances X 1 sujet) suivant l'hypothèse nulle. Les résultats indiquent qu'une règle de classification meilleure que le hasard a été utilisée dans 15 des 25 séances (60 %) chez B.B et dans 20 des 36 séances (56 %) chez E.M, dans 33 des 36 séances (92 %) chez I.F. et F.L.

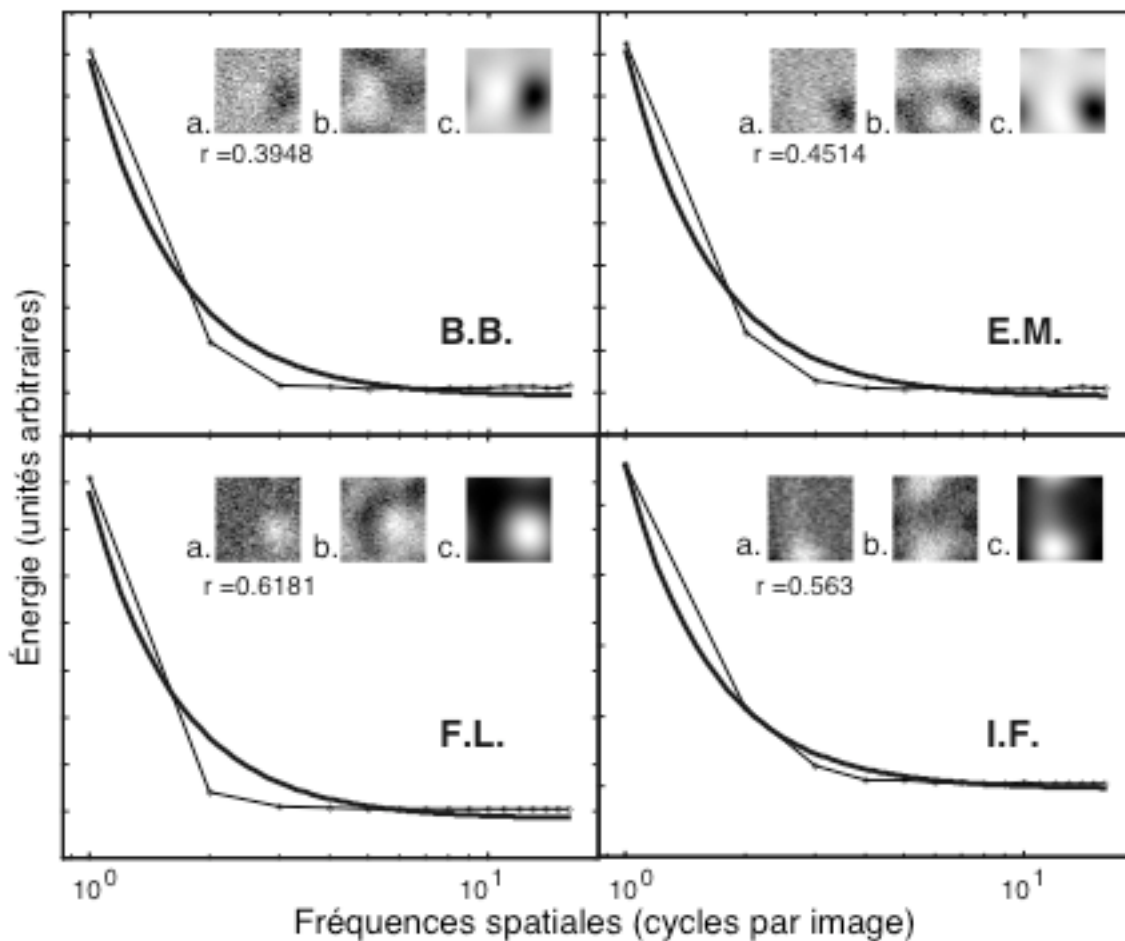


Figure 24. L'énergie à chacune des fréquences spatiales des IC brutes de chaque participant de la condition expérimentale. La courbe  $1/f^2$  la mieux ajustée à ce profil spectral y est superposée. (a) IC brute du participant et sa corrélation avec l'IC brute de l'observateur idéal; (b) IC brute de l'observateur idéal et (c) IC brute de l'observateur humain filtrée selon le profil attendu ( $1/f^2$ ). Ses IC brutes de T1 ont été calculées sur l'ensemble des essais expérimentaux.

Ces données attestent que la stratégie de classification des participants est, dans une large mesure – c'est-à-dire dans 76 % des séances au total –, plus efficace que le hasard.

## 17. Modèle linéaire de l'AP sans signal

Pouvons-nous aller au-delà de cette conclusion selon laquelle notre performance dans une tâche d'AP s'accroît avec l'entraînement sans signal? Pouvons-nous, par exemple, préciser les mécanismes fonctionnels de l'amélioration? Si nous postulons que nos observateurs humains sont de type LAM, nous le pouvons. Le choix du LAM comme modèle explicatif est motivé par le fait que très peu de modèles fonctionnels ont fait leur preuve dans le domaine de l'AP et que sa relative simplicité nous permet de l'adapter aisément à notre procédure sans signal.

### 17.1. Présentation du LAM

Dans le contexte d'un modèle linéaire simple de détection de signal tel que le LAM (Gold et al., 2004; Pelli, 1981), le processus de détection emprunte les étapes suivantes (voir figure 25) : d'abord, le stimulus est encodé et représenté sur un continuum interne arbitraire (p. ex. l'activation d'une population de neurones); ensuite, cette représentation est comparée linéairement (p. ex. une corrélation de Pearson) avec une représentation mnémonique (un gabarit); finalement, une décision est prise sur la base de cet appariement. Ce modèle propose deux composantes, l'une déterministe et l'autre probabiliste, afin d'expliquer les écarts de performances entre l'observateur idéal

(performance optimale) et l'observateur humain. La composante déterministe consiste en toute forme d'altération du processus de détection résultant en une diminution de l'*efficacité de calcul* (comparaison entre la représentation interne et l'entrée). On compte parmi de telles altérations, l'utilisation partielle des informations disponibles, l'adoption d'une stratégie de réponse sous-optimale, l'encodage sous-optimal des informations ou l'utilisation d'un gabarit (ou filtre) n'incluant pas toutes les informations disponibles (A). En ce qui a trait à la composante stochastique, il s'agit du *bruit interne* additif (invariable au contraste de l'input) altérant la précision de la décision. Cette fluctuation stochastique provient de sources variées telles que l'encodage bruité des neurones, les variations aléatoires du critère ou des stratégies décisionnelles ou les erreurs d'échantillonnage du stimulus. Dans le cadre du LAM, l'AP est donc expliqué par une variation incrémentielle de l'une ou l'autre de ces composantes. En manipulant systématiquement l'énergie du bruit visuel superposé à un signal, Gold et al (1999, 2004) ont pu évaluer de façon indépendante l'apport de ces deux composantes dans l'apprentissage d'une tâche d'identification de visage et d'une tâche d'identification de taches («blobs») aléatoires. Leurs résultats indiquent que seule l'*efficacité de calcul* contribue à l'AP.

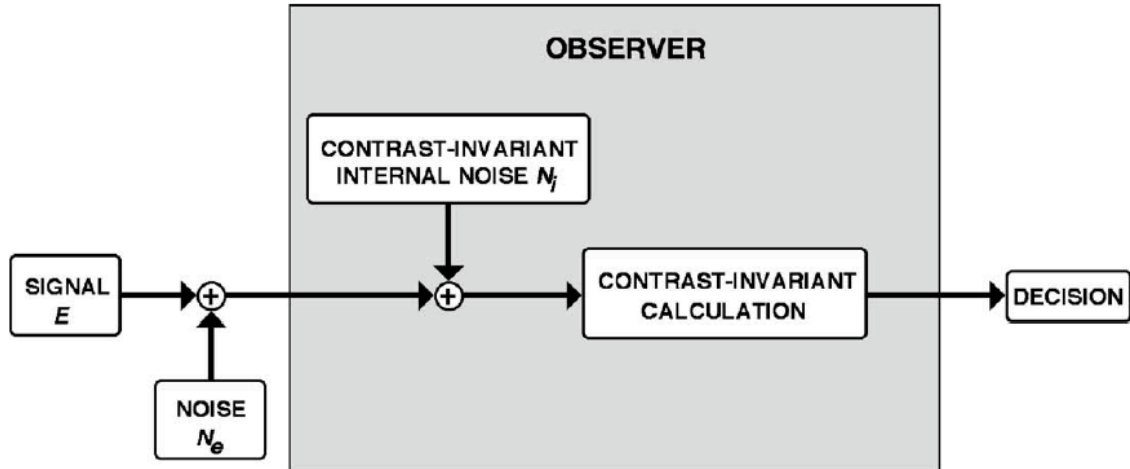


Figure 25. Un modèle de la boîte noire d'un observateur humain dans une tâche de détection. Les fonctions de la boîte sont modélisées comme suit: d'abord l'entrée comprend un signal externe qui est altéré par du bruit visuel, ensuite des variations stochastiques altèrent à nouveau le signal interne et, finalement un calcul invariable au contraste mène à une décision (figure adaptée de Gold et al., 2004).

## 17.2. Interprétation de nos résultats dans le cadre du LAM

Dans la présente section, nous expliquons brièvement les étapes nécessaires au calcul du *bruit interne* et de l'*efficacité de calcul* dans notre procédure sans signal.

Commençons par décrire l'observateur idéal pour cette tâche. Ce dernier mesure la similarité entre les plages de bruit et son gabarit de la manière suivante :

$$\mathbf{s}_{\text{ideal-i}} = \mathbf{g}_{\text{ideal}} \mathbf{B}_i,$$

où  $\mathbf{s}_{\text{ideal-i}}$  est le vecteur de similarité de dimension  $n$  (le nombre d'essais dans l'expérience),  $\mathbf{g}_{\text{ideal}}$  est le vecteur du gabarit de dimension  $m$  (la taille du gabarit en pixels) et  $\mathbf{B}_i$  est une matrice de bruit  $N(0,1)$  de dimension  $m \times n$ . Le gabarit idéal est – en première approximation – le stimulus cible. On suppose ici que le bruit et le gabarit

possèdent une norme de 1 ( $\sqrt{\mathbf{g}_{\text{ideal}}^2} = 1$ ). Donc  $-1 \leq \mathbf{s}_{\text{ideal-}i} \leq 1$ . Comme, à chaque essai, deux plages de bruit sont présentées (2AFC), la réponse de l'observateur idéal est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\text{ideal}} &= f(\mathbf{s}_{\text{ideal-1}} - \mathbf{s}_{\text{ideal-2}}) \\ &= f(\mathbf{g}_{\text{ideal}}\mathbf{B}_1 - \mathbf{g}_{\text{ideal}}\mathbf{B}_2) \\ &= f(\mathbf{g}_{\text{ideal}}[\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2]), \end{aligned}$$

où  $f$  est une fonction qui transforme la mesure de similarité globale en une réponse approximativement dichotomique. Nous avons choisi la fonction *sigmoïde*, ou *logistique*, c'est-à-dire  $f(x) = 1/(1+e^{-cx})$ , où  $c$  est une constante. Cette fonction logistique possède la forme souhaitée et peut aisément s'inverser. Posons  $\mathbf{B} = (\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2)$ . Nous avons donc :

$$\mathbf{r}_{\text{ideal}} = f(\mathbf{g}_{\text{ideal}}\mathbf{B}).$$

L'inverse de la fonction sigmoïde, la fonction *logit*, est  $f^{-1}(x) = \log(cx/[1-cx])$ . On a donc

$$\log(\mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{ideal}} ./ [1 - \mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{ideal}}]) = \mathbf{g}_{\text{ideal}}\mathbf{B},$$

où “./” est un opérateur de division élément par élément. Pour simplifier la suite de notre formalisation, posons  $\mathbf{r}'_{\text{ideal}} = \log(\mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{ideal}} ./ [1 - \mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{ideal}}])$ . Similairement, l'observateur humain mesure la similarité entre les plages de bruit et son gabarit de la manière suivante :

$$\mathbf{s}_{\text{humain}} = \mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B}_i + \mathbf{e}_i,$$

où  $\mathbf{e}_i$  est un vecteur de bruit. Les réponses de l'observateur humain pour la même matrice de bruit sont donc données par :

$$\begin{aligned} \mathbf{r}_{\text{humain}} &= f(\mathbf{s}_{\text{humain}}) \\ &= f([\mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B}_1 + \mathbf{e}_1] - [\mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B}_2 + \mathbf{e}_2]) \end{aligned}$$

$$= f(\mathbf{g}_{\text{humain}}[\mathbf{B}_1 - \mathbf{B}_2] + [\mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2])$$

$$= f(\mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B} + \mathbf{e})$$

où  $\mathbf{e} = \mathbf{e}_1 - \mathbf{e}_2$ . Si on suppose que  $\mathbf{e}_1$  et  $\mathbf{e}_2$  sont des variables aléatoires identiques et que  $E(\mathbf{e}_i) = \mathbf{0}$  et  $V(\mathbf{e}_i) = \sigma^2\mathbf{I}$ , nous avons  $E(\mathbf{e}) = \mathbf{0}$  et  $V(\mathbf{e}) = 2\sigma^2\mathbf{I}$ . Une fois la fonction *logit* appliquée de part et d'autre du signe égal, nous obtenons

$$\log(\mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{humain}} ./ [\mathbf{1} - \mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{humain}}]) = \mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B} + \mathbf{e}.$$

Pour simplifier la suite de notre formalisation, posons  $\mathbf{r}'_{\text{humain}} = \log(\mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{humain}} ./ [\mathbf{1} - \mathbf{c}\mathbf{r}_{\text{humain}}])$ . En somme, les deux équations suivantes régissent le comportement de l'observateur idéal et humain, respectivement :

$$\mathbf{r}'_{\text{idéal}} = \mathbf{g}_{\text{idéal}}\mathbf{B} \quad (\text{Équation 1})$$

$$\mathbf{r}'_{\text{humain}} = \mathbf{g}_{\text{humain}}\mathbf{B} + \mathbf{e}. \quad (\text{Équation 2})$$

Deux situations peuvent entraîner des divergences entre  $\mathbf{r}'_{\text{idéal}}$  et  $\mathbf{r}'_{\text{humain}}$  : (1)  $\mathbf{g}_{\text{idéal}} \neq \mathbf{g}_{\text{humain}}$  et (2)  $V(\mathbf{e}) \neq 0$ . La seconde situation est liée au bruit interne de l'observateur humain; la première situation est liée à l'efficacité de l'observateur humain (par définition, l'observateur idéal possède une efficacité maximale).

Il s'agit maintenant d'estimer  $\mathbf{g}_{\text{idéal}}$  et  $\mathbf{g}_{\text{humain}}$  afin de déterminer la part de la divergence entre les réponses de l'idéal et de l'humain qu'il est possible d'expliquer seulement à partir de ces gabarits, sans tenir compte de  $\mathbf{e}$ . Ce qu'il restera à expliquer au terme de cette analyse sera la part de la divergence entre l'observateur idéal et humain qui dépend du bruit interne de l'observateur humain.

On peut estimer  $\mathbf{g}_{\text{idéal}}$  et  $\mathbf{g}_{\text{humain}}$  en minimisant l'erreur au carré entre les réponses prédites et observées (Birke et Dodge, 1993) :

$$\mathbf{g}_i = (\mathbf{B}^T\mathbf{B})^{-1}\mathbf{B}^T\mathbf{r}'_i.$$

où  $\underline{r}'_i$  et  $\underline{g}_i$  sont des estimations. Comme les plages de bruit ne sont pas corrélées et comme chacune possède une norme de 1, nous avons  $(\mathbf{B}^T\mathbf{B})^{-1} = \mathbf{I}^{-1} = \mathbf{I}$ , où  $\mathbf{I}$  est la matrice identité. Donc

$$\underline{g}_i = \mathbf{B}^T \underline{r}'_i. \quad (\text{Équation 3})$$

Nous sommes maintenant en mesure de calculer la proportion de la variance entre les réponses de l'observateur idéal et humain qu'il est possible d'expliquer à partir des  $\underline{g}_i$ . Il s'agit donc de calculer les  $\underline{r}'_i$  à partir des équations 1 et 2 (et sans tenir compte de  $\mathbf{e}$ , la composante d'erreur). L'efficacité de calcul est linéairement reliée à  $\sum [r'_{\text{idéal}} - r'_{\text{humain}}]^2$  (Murray et al., 2002b); et le bruit interne est linéairement relié à  $\sum [r'_{\text{idéal}} - r'_{\text{humain}}]^2 - \sum [r'_{\text{idéal}} - \underline{r}'_{\text{humain}}]^2$ . Nous étudierons l'évolution de ces quantités séance par séance.

Nous avons ajusté une droite à l'évolution des paramètres (efficacité de calcul et bruit interne) pour en résumer l'évolution. Des résultats préliminaires provenant de trois participants (E.M., F.L. et I.F.) montrent qu'il y a une augmentation de l'efficacité de calcul chez ces trois sujets et qu'il y a diminution du bruit interne seulement chez F.L. et E.M.. Il s'agit de la première démonstration d'une diminution du bruit interne – modélisé selon un LAM – à la suite d'un entraînement dans une tâche perceptive (voir Gold et al. 1999).

Concrètement, à quoi ces mécanismes fonctionnels font-ils référence?

L'augmentation de l'efficacité de calcul peut signifier, par exemple, que les participants ont intégré de plus en plus d'informations utiles à leur représentation stockée en mémoire (que ce soit via une intégration pixel par pixel ou via un ajustement («tuning») du gabarit interne selon les caractéristiques spectrales de T1 et T2 (voir modèle de Doshier et Lu, 1999)) ou qu'ils ont adopté une stratégie davantage optimale – en l'occurrence,

linéaire. Bien que les plages de bruit présentées étaient de petite taille (un degré d'angle visuel), on ne peut rejeter la possibilité d'une expansion du champ attentionnel compte tenu de la difficulté de la tâche (voir Ahissar et Hochstein (2000, 2002) ainsi que Sigman et Gilbert (2000)). En ce qui a trait à la diminution du bruit interne, il se peut que l'encodage de certains neurones se soit *débruité* au cours de l'entraînement sans signal, que l'incertitude spatiale relative à l'appariement d'un gabarit aux plages de bruit ait diminué (Beard et Ahumada, 1999) ou que les changements aléatoires de stratégie ou de critère décisionnel aient diminué.

## **DISCUSSION GÉNÉRALE**

## 18. Les perceptions superstitieuses

Bien que nos études préliminaires aient mené à des conclusions ambiguës en ce qui a trait à notre hypothèse principale, à savoir la contribution des processus descendants dans l'AP, elles présentent des résultats probants et constituent une exploration d'envergure des perceptions superstitieuses et de la procédure sans signal.

Premièrement, les analyses de classification révèlent les informations internes du participant lui permettant de détecter linéairement une cible qui n'est jamais présente. Dans le domaine spectral, ces informations indiquent la présence, chez une majorité de participants, d'un biais envers les basses fréquences (plus des trois quarts de l'énergie est concentrée entre un et deux cycles par image). Dans le domaine de l'image, plusieurs IC brutes et filtrées présentent une structure avoisinant la cible décrite dans les consignes (p. ex. l'IC de Kr.T. dans la deuxième expérience préliminaire). À cet égard, des simulations de Monte-Carlo confirment ces observations : une grande portion de corrélations entre la cible et les IC sont imputables à la classification des participants. De plus, plusieurs participants ont rapporté avoir vu la cible malgré son absence. L'ensemble de ces faits converge vers un résultat probant : la procédure sans signal en conjonction avec des analyses de classification permet de capter visuellement l'incidence des attentes (ou des processus descendants) induites par l'expérimentateur.

Deuxièmement, la deuxième étude préliminaire se démarque des autres études sur les perceptions superstitieuses (Goffaux et al., 2003; Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004; Gosselin, Bonnar, Paul et Schyns, 2001; Gosselin et Schyns, 2002a, 2002b, 2002c, 2003), d'abord parce qu'elle a été conduite sur un échantillon de 22 participants –

ce qui représente plus de participants que toutes ces études antérieures mises ensemble –, et ensuite parce qu'elle permet l'extraction d'une mesure de sensibilité. Ainsi, les 74 corrélations entre l'IC humaine et l'IC idéale obtenues dans un échantillon de 22 participants permettent d'estimer la prévalence de la perception superstitieuse. Les résultats conservateurs s'appuyant sur un maximum d'essais – donc une puissance statistique maximale – suggèrent que lorsque l'expérimentateur induit la croyance selon laquelle il y a présence d'un 'X', au moins 61,54 % des participants font l'expérience perceptive de 'X' et répondent systématiquement en fonction de celle-ci.

#### 19. AP sans signal et suffisance des processus descendants

Après une succession de modifications de la procédure sans signal, nous avons isolé, pour la première fois, l'apport des processus descendants dans l'AP. En effet, seule la pratique aux essais sans signal peut expliquer la différence de performance observée entre les essais T1 et T2. Les performances moyennes du groupe appuient l'hypothèse d'une contribution de la pratique sans signal à l'AP observée. De plus, les résultats du groupe contrôle viennent confirmer cette hypothèse. En ce qui a trait aux résultats individuels, les performances de la moitié de nos participants (I.F. et F.L.) corroborent l'hypothèse d'une contribution des processus descendants à l'AP. De plus, les performances d'I.F. et F.L. à T1 ne peuvent être expliquées par les caractéristiques intrinsèques de cette texture puisque la T1 d'I.F. correspondait à la T2 de F.L. (et vice versa). Les résultats d'E.M. vont dans le sens d'une contribution des processus

descendants et la première séance de transfert (240 essais à T2) semble confirmer cette tendance. Les résultats de B.B. ne permettent pas de trancher entre l'hypothèse 2 d'un transfert complet de la pratique sans signal et l'hypothèse 3 d'une contribution nulle des facteurs descendants.

L'objectif général du présent mémoire était l'étude des processus descendants impliqués dans l'AP d'une tâche de détection par le biais de la procédure sans signal. Plus spécifiquement, le but était d'éprouver plus rigoureusement l'hypothèse soulevée par Ahissar et Hochtein (2002), à savoir la suffisance des processus descendants. La procédure sans signal telle qu'élaborée à l'origine (Goffaux et al., 2003; Gosselin, Bacon et Mamassian, 2004; Gosselin, Bonnar, Paul et Schyns, 2001; Gosselin et Schyns, 2002a, 2002b, 2002c, 2003) ne comporte qu'un signal initial provenant d'une autre modalité sensorielle que celle éprouvée – c'est-à-dire une description verbale –, ce qui représente un accès minimalement biaisé à la représentation interne (*R*) et, par surcroît, aux processus descendants. Les difficultés méthodologiques rencontrées nous ont menés vers l'adoption d'une procédure incluant la présentation répétée d'un signal qui est dans la même modalité sensorielle que celle testée. Même si notre procédure ne nous autorise pas à conclure en la suffisance des processus descendants, il s'agit, à ce jour, de la démonstration la plus convaincante allant en ce sens.

### 19.1. Locus physiologique de l'AP

Plusieurs études psychophysiques infèrent, à partir de tests de transfert, la localisation de la population de neurones sous-tendant l'AP observé (Ahissar et Hochstein, 1996; Ball et Sekuler, 1987; Fiorentini et Berardi, 1980, 2002; Karni et Sagi, 1991; Shiu et Pashler, 1992; Sowden et al., 2002). Le postulat à la base de ces inférences est que la population de neurones mise à contribution est celle dont les propriétés d'encodage coïncident avec les propriétés du stimulus (p. ex. position rétinienne, fréquences spatiales, orientation, chrominance, etc.) auxquelles les performances sont spécifiques. Quoique nous ayons souligné la fragilité de ce postulat à la section 2.4, il est pertinent de le considérer tout de même, et ce, dans l'optique d'une spéculation seulement.

Notre but n'étant pas de localiser anatomiquement l'AP observé, la procédure utilisée n'autorise pas de prédictions précises à ce sujet. L'intervalle inter-stimulus (500 ms) étant supérieur au temps requis pour effectuer une saccade (environ 200ms), la spécificité à la position sur la rétine n'a pu être testée. Les données au deuxième test de transfert indiquent que les performances ne sont pas affectées par une rotation de 90 degrés de T1 (selon les résultats d'un test du signe ( $p < 0.05$ )). Cela suggère l'intervention de neurones présentant une invariance à l'orientation. Les analyses de classification menées sur les réponses des participants mettent en évidence l'utilisation de toutes les fréquences spatiales utiles à la tâche, c'est-à-dire celles correspondant au profil spectral des textures à détecter ( $1/f^2$ ). Ces deux derniers indices suggèrent des aires post inféro-temporales comme locus physiologiques probables de l'AP observé.

L'implication d'aires corticales supérieures et le transfert observé remettent-ils en question la nature *perceptive* du phénomène observé? Comme ce fut argumenté dans la

section 2.4, nous croyons que la distinction entre un apprentissage *perceptif* et *cognitif* est tenue c'est pourquoi nous avons opté pour le critère pratique – c'est-à-dire le type de tâche utilisé – plutôt que le critère basé sur les inférences physiologiques. Bien sûr, la spécificité à certains attributs de base du stimulus suggère la forte incidence des cortex primaires sur l'AP. Cependant l'hypothèse de la suffisance des processus ascendants n'a pas encore été prouvée. En fait, les diverses recherches sur l'AP ainsi que la nôtre ont plutôt démontré que les processus de traitement de l'information impliqués sont à la fois descendants et ascendants. Ces preuves appuient l'hypothèse des niveaux multiples et évoquent les limites de l'inférence d'un site cortical unique responsable des comportements observés.

## 19.2. Analyse de classification

Les rapports verbaux des participants indiquent que ceux-ci ont tous perçu des similarités entre les plages de bruit affichées et les textures mémorisées. Les corrélations significativement plus élevées que celles prédites par le hasard entre les IC brutes humaines et idéales ainsi que les profils spectraux très similaires aux profils idéaux démontrent que la règle de classification des participants prend en compte ces similarités perçues. Les hautes corrélations entre les IC brutes humaines et idéales signifient qu'une importante composante linéaire caractérise la règle de classification utilisée par les participants. Par conséquent, nous jugeons que l'utilisation de la régression multiple

linéaire est appropriée pour révéler les informations prises en compte par les participants.

Les IC filtrées de chaque séance expérimentale révèlent l'évolution du gabarit interne expliquant la variance des réponses des participants. Ces IC filtrées sont biaisées par le profil spectral attendu ( $1/f^2$ ) afin de réduire le bruit inhérent à la prédiction de 240 réponses à partir d'un très grand nombre de prédicteurs (1024). L'information puissante disponible étant nulle ( $A=0$ ) dans une tâche sans signal, les réponses sont directement attribuables à  $R$ , c'est-à-dire l'information représentée en mémoire et utilisée dans la tâche. Certains chercheurs (Gold, 2003) ont déjà utilisé l'analyse de classification dans le but de présenter visuellement les changements qui s'opèrent au niveau de la classification des stimuli dans différentes tâches perceptives, cependant notre étude constitue la première démonstration de l'évolution des propriétés linéaires d'une approximation non biaisée de la représentation interne dans une tâche de détection. Les principaux modèles fonctionnels de l'AP (voir les sections 17 et 20) prédisent une augmentation de l'efficacité ou une diminution du bruit interne avec l'entraînement. L'analyse de classification de la présente expérience permet de cerner (voir figure 20 et films), dans le plan de l'image, les transformations imputables à ces deux explications fonctionnelles.

## 20. Discussion sur la linéarité

Dans le cadre du LAM, nous avons interprété nos résultats en fonction d'une augmentation de l'efficacité de calcul et d'une diminution du bruit interne. Ce modèle suppose que les humains sont des détecteurs linéaires. Quoique la linéarité simplifie grandement la modélisation et l'interprétation des résultats, elle n'en demeure pas moins sujette à un questionnement. Plusieurs chercheurs soulignent que la linéarité ne se prête pas à l'analyse de fonctions de haut niveau comme celles responsables de l'identification des visages (Gosselin et Schyns, 2004b; Mangini et Biederman, 2004; Olman et Kersten, 2004). Par exemple, un modèle linéaire de la détection de visage ne pourrait rendre compte de la stratégie utilisée dans une tâche de détection de clin d'oeil (l'équivalent du problème XOR). Néanmoins, certaines études psychophysiques (Pelli, 1990) et neurophysiologiques (Ringach et Shapley, 2004) indiquent que le postulat de la linéarité semble pertinent à la description des traitements de bas niveau. Par exemple, Pelli (1990) démontre que le seuil de détection des «patch» de Gabor varie linéairement avec le contraste du bruit externe superposé à ces stimuli. Des chercheurs ayant modélisé des observateurs non linéaires (Doshier et Lu, 1999; Lu et Doshier, 1998) suggèrent que cette relation linéaire entre le bruit externe et le seuil de détection s'applique moins bien dans les cas où le bruit externe est très élevé. Puisque que les images présentées à nos participants ne contenaient que du bruit visuel, nous jugeons pertinent d'aborder le modèle non linéaire de Lu et Doshier (1998).

Le Perceptual Template Model (PTM) a été développé par Lu et Doshier (1998). Ce modèle conçoit le processus de détection tel un appariement entre un gabarit interne et un signal externe dégradé lors de l'encodage. Leur modèle comporte cinq composantes. On compte d'abord un filtre perceptif («template matcher») qui fait

l'équivalent d'un filtre passe-bande sur le signal. Mathématiquement, ceci correspond à décomposer le signal en une somme de sinusoïdes (une analyse de Fourier) et de pondérer l'amplitude de chaque sinus selon sa prévalence dans la représentation («template») activée. La sortie du filtre devient donc une mesure de similarité entre le signal et la bande de fréquence spatiale du filtre perceptif. L'action de ce filtre est linéaire. Ensuite, les sources de variations stochastiques inhérentes au traitement du signal et au processus décisionnel sont implémentées comme du bruit interne additif (ne variant pas selon le contraste du signal) et multiplicatif (variant selon le contraste du signal). Une composante de non-linéarité s'applique au niveau du bruit multiplicatif. Et finalement, s'ajoute le processus décisionnel. Ce processus dépend de la sensibilité, c'est-à-dire du ratio signal/bruit ( $d' = \beta c / \sigma_N$  où  $c$  est le contraste du stimulus et  $\beta$  le gain du filtre perceptif). Selon le PTM, l'AP s'explique par l'apport de trois mécanismes : (1) l'accroissement du signal ou diminution du bruit interne additif, (2) l'exclusion du bruit externe par l'ajustement du filtre perceptif et (3) diminution du bruit interne multiplicatif. Doshier et Lu (1999) ont ajusté leur modèle aux performances de participants ayant appris à discriminer des «patch» de Gabor. Globalement, leur résultats indiquent une diminution du seuil de détection à tous les niveaux de bruit externe, ce qui correspond dans leur modèle à l'accroissement du signal interne (l'équivalent d'une augmentation de l'efficacité) et à l'ajustement du filtre perceptif (exclusion du bruit externe). La non linéarité telle qu'exprimée dans leur modèle ne semble pas expliquer leur résultats.

La tâche sans signal est différente de la tâche étudiée par Doshier et Lu (1999). De plus, nous détenons peu d'informations sur les stratégies et les mécanismes

physiologiques impliqués dans des tâches sans signal, ce qui commande une certaine prudence. Pour ces raisons, il serait approprié d'inclure une composante non linéaire dans un futur modèle sur l'AP sans signal.

## 21. Leçons tirées de l'histoire

Bien qu'il soit d'usage de ne pas rapporter les ratés expérimentaux, nous croyons qu'il est utile de les communiquer lorsqu'il s'agit d'observer un phénomène peu étudié avec une procédure expérimentale nouvelle. Pour ce faire, nous discuterons succinctement des revers méthodologiques encourus et nous formulerons quelques recommandations qui mèneront à la présentation d'une nouvelle expérience.

Outre les problèmes d'ordre technique comme la mauvaise répartition des participants (deuxième expérience préliminaire), les problèmes méthodologiques rencontrés gravitent autour de la puissance et de la taille de l'effet dans une tâche de détection sans signal. Aucune expérience préalable ne nous permettait d'évaluer la taille de l'effet souhaité pour observer une augmentation significative des performances dans une tâche de détection sans signal et aucun calcul n'est disponible à ce jour pour estimer la puissance de la régression multiple lorsque la matrice de covariance est nulle – néanmoins, il existe des pistes intéressantes du côté des travaux de Worsley (1994, 1995a, 1995b, 1996).

Le chercheur désireux d'expérimenter dans un tel contexte doit tenir compte des éléments suivants : (A) **Inclinaison à la superstition** : L'induction d'attente fonctionne

chez une portion des participants seulement. Sur ce, les analyses faites sur les 74 IC de la deuxième expérience préliminaire fournissent une estimation de la prévalence des perceptions superstitieuses. Il semble qu'une large proportion des individus testés se comportent de façon superstitieuse lorsque demandé. Cet aspect invoque immédiatement une plus grande variance inter-sujet. Notre choix fut d'opter pour un plan expérimental intra-sujet. Néanmoins, l'exclusion des participants peut être envisagée. Dans un tel cas, il importe de prélever une mesure de la superstition qui soit indépendante de la corrélation entre les IC humaines et les IC idéales. (B) **Évaluation de la taille de l'effet recherché** : Il faut tenir compte du fait que les processus descendants expliquent seulement une fraction de la variance observée dans l'AP, l'autre portion étant attribuable aux processus ascendants. Pour que la puissance de la computation des IC soit suffisante compte tenu des sources d'inefficacité inhérentes aux processus perceptifs, il importe de surestimer – par rapport aux données rapportées dans les expériences avec signal – la quantité d'essais effectués. (C) **Induction d'attentes et duperie** : Il s'agit d'induire chez le participant des attentes qui soient suffisamment précises pour réduire les inefficacités déterministes (changement de stratégie de détection) mais qui biaisent minimalement la représentation interne de la modalité testée. En ce qui a trait à la duperie, l'expérience principale démontre que la connaissance du caractère sans signal de l'expérience n'altère pas la stratégie des participants dans une tâche de 2AFC. (D) **Choix du stimulus** : Le stimulus choisi est, autant que faire se peut, d'une autre modalité sensorielle que le signal initial. De plus, le stimulus doit être minimalement connu de la part de l'observateur afin d'accentuer les possibilités d'AP. Les éléments précédents résument les motifs et les choix ayant mené à

l'adoption de la procédure de l'expérience finale ainsi qu'à la planification d'une nouvelle expérience.

Suite à ces recommandations méthodologiques, nous avons conceptualisé une nouvelle expérience dont les résultats seraient directement interprétables en fonction de l'AP sans signal. Il s'agit d'une tâche de détection de la direction globale de points en mouvement. Une flèche indiquant la direction du mouvement à détecter constituera le signal initial visant à réduire les ambiguïtés inhérentes à la description verbale du stimulus à détecter. On doit noter par contre que ce signal initial, un stimulus statique, n'est pas se trouve pas dans la modalité testée (un stimulus dynamique) et donc que son impact sur l'AP sera certainement diminué. Les séquences d'images qui seront présentées aux participants ne contiendront aucun signal, en ce sens que la corrélation moyenne de la direction des points avec la direction à détecter sera nulle.

Notre stratégie quant à l'évaluation de la puissance et de la taille de l'effet est simple. Des études utilisant le même type de stimuli nous permettent d'évaluer la taille de l'effet. Par exemple, des expériences présentant des points en mouvement dont le contraste est situé sous le seuil de perception, suggèrent qu'aussi peu que 5 000 essais permettent l'observation d'une augmentation significative des performances (Seitz et Watanabe, 2003; Watanabe et al., 2001).

## 22. Conclusion générale

Nous avons étudié l'AP dans des situations où aucun stimulus n'était présent. Une importante portion de nos participants (voir section 18) ont cependant rapporté avoir vu un stimulus. Ceci évoque la possibilité que certains phénomènes psychopathologiques comme les hallucinations des schizophrènes soient de nature superstitieuse. Comme nous l'avons déjà précisé en introduction, la perception superstitieuse se distingue de l'hallucination en ce qu'elle conserve une relation avec les informations distales. Cependant, il n'est pas exclu que ces deux phénomènes tiennent leur source dans des mécanismes communs. Prenons l'exemple de ce qu'on appelle communément les *hallucinations collectives*. Une explication simple est qu'un groupe interagissant et partageant certaines croyances vont interpréter un stimulus ambigu directement en fonction de ces croyances sans procéder à d'autres tests d'hypothèse perceptive. La figure 26 illustre un exemple de ce phénomène.



Figure 26. Groupe rassemblé devant ce qu'ils croient être une manifestation de la vierge Marie (Clearwater, États-Unis, 1998). ©Tilman Hausherr, 1998.

En conclusion, l'investigation expérimentale d'un phénomène nouveau comme celui de l'AP sans signal recèle une part d'exploration et d'incertitude. C'est pourquoi le parcours scientifique ayant abouti à l'étude principale de ce mémoire n'a pas été strictement linéaire. Toutefois, le risque inhérent à une entreprise de cette nature a mené à une découverte : nous avons présenté, pour la première fois, des preuves à l'effet qu'il est possible, pour des observateurs humains, de s'améliorer à la détection d'un signal absent. Les implications d'ordre méthodologique (p. ex. l'utilité de la procédure sans signal) et d'ordre théorique (p. ex. la suffisance des processus descendants) de ce résultat sont considérables et engendrent de nouvelles questions relatives aux mécanismes physiologiques impliqués dans l'AP descendant.

## RÉFÉRENCES

- Adelson, E. H. (1995). Figure téléchargée le 20 juin 2004 à [http://web.mit.edu/persci/people/adelson/checkershadow\\_illusion.html](http://web.mit.edu/persci/people/adelson/checkershadow_illusion.html)
- Ahissar, M. et Hochstein, S. (1993). Attentional control of early perceptual learning. *Proceedings of the National Academy Science USA*, 90, 5718-5722
- Ahissar, M. et Hochstein, S. (1996). Learning pop-out detection: Specificities to stimulus characteristics. *Vision Research*, 36 (21), 3487-3500.
- Ahissar, M. et Hochstein, S. (2000). The spread of attention and learning in feature search : effects of target distribution and task difficulty. *Vision Research*, 20, 1349-1364.
- Ahissar, M. et Hochstein, S. (2002). The role of attention in learning simple visual task. Dans Fahle, M. et Poggio, T. (Éds.) *Perceptual Learning* (chap. 14, pp. 253-272). Cambridge, Massachusetts, MIT Press.
- Ahumada, A. J. (1996). Perceptual classification images from vernier acuity masked by noise. *Perception*, 26 (Suppl. 18), 18.
- Ahumada, A. J. et Beard, B. L. (1998). Response classification images in vernier acuity. *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 39, 1109.
- Ahumada, A. J. et Lovell, J. (1971). Stimulus features in signal detection. *Journal of the Acoustical Society of America*, 49, 1751-1756.
- Ball, K. et Sekuler, R. (1987). Direction-specific improvement in motion discrimination. *Vision Research*, 27, 953-965.
- Beard, B. L. et Ahumada, A. J. (1998). A technique to extract the relevant features for visual tasks. Dans Rogowitz, B. E. et Pappas, T. N. (Éds.). *Human Vision and Electronic Imaging III*, (Proceedings, vol. 3299, pp. 79-85), SPIE, San Jose, CA.
- Beard, B. L. et Ahumada, A. J. (1999). Detection in fixed and random noise in foveal and parafoveal vision explained by template learning, *Journal of the Optical Society of America A*, 16.
- Biederman, I. et 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, 605-610.
- Birkes, D. et Dodge, Y. (1993) *Alternative Methods of Regression*. New York : John Wiley & Sons.

- Brainard, D. H. (1997). The Psychophysics Toolbox. *Spatial Vision*, 10, 433-436.
- Bruner, J. S. (1957). On perceptual readiness. *Psychological Review*, 64, 123-152.
- Bruner, J. S. et Goodman, C.C. (1947). Value and need as organizing factors in perception. *Journal of Abnormal and Social Psychology*, 42, 33-44.
- Bruner, J. S. et Postman, L. (1949). On the perception of incongruity: A paradigm, *Journal of Personality*, 18, 206-223.
- Bruner, J. S. et Mintum, A. L. (1955). Perceptual identification and perceptual organization. *Journal of General Psychology*, 53, 21-28.
- Chubb, C., Sperling, G. et Solomon, J. A. (1989). Texture interactions determine perceived contrast, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 86, 23, 9631-9635
- Cousineau, D., Hélie, S. et Lefebvre, C. (2003) Testing curvatures of learning functions on individual trial and block average data. *Behaviour Research Methods Instruments and Computers*. 35, 493-509.
- Crist, R. E., Li, W. et Gilbert, C. D. (2001) Learning to see: experience and attention in primary visual cortex. *Nature Neuroscience*, 4, 519-525.
- DeAngelis, G. C., Ohzawa, I. et Freeman, R. D. (1995). Receptive-field dynamics in the central visual pathways. *Trends in Neurosciences*, 18, 451-458.
- Dill, M. (2002). Specificity versus invariance of perceptual learning : the example of position. Dans Fahle, M. et Poggio, T. (Éds.). *Perceptual Learning*. (chap. 12, 219-232), Cambridge, MIT Press.
- Dosher, B. A et Lu, Z. L. (1999). Mechanism of perceptual learning, *Vision Research* 39, 3197-3222.
- Dresslar, F. B. (1894). Studies in the psychology of touch. *Amer. J. Psychol.*, 6, 313-368.
- Dupuis-Roy, N. et Gosselin, F. (2003a). Perceptual learning without signal. *Journal of Vision*, 3, 672.
- Dupuis-Roy, N. et Gosselin, F. (2003b). *Apprentissage perceptif sans signal*. Communication affichée et présentée au 26e congrès de la Société Québécoise pour la Recherche en Psychologie, Montréal, Qc.

- Eckstein, M. P. et Ahumada, A. J. (Éds). (2002). Classification images : a tool to analyse visual strategies. *Journal of Vision*, 2 (1), i-i, <http://www.journalofvision.org/2/1/i>
- Eysel, U.T. (2002). Plasticity of receptive fields on early stages of the adult visual system. Dans Fahle, M. et Poggio, T. (Éds.). *Perceptual Learning*. (chap. 3, pp. 43-66) Cambridge, MIT.
- Fahle, M. (2002a). Perceptual learning: gain without pain? *Nature*, 10 (5), 923-924.
- Fahle, M. (2002b). Learning to perceive features below the foveal photoreceptor spacing, Dans Falhe, M. et Poggio, T.(Éds.). *Perceptual learning*, (chap. 11, pp. 197-218), Cambridge: MIT.
- Fahle, M. et Edelman, S. (1993) Long-term learning in hyperacuity. *Vision Research*, 33, 397-412
- Fahle, M., Edelman, S. et Poggio, T. (1995). Fast perceptual learning in hyperacuity, *Vision Research*, 35 (21), 3003-3013
- Fahle, M. et Morgan, M. (1996) No transfer of perceptual learning between similar stimuli in the same retinal position. *Current Biology*, 6 (3), 292-297.
- Fahle, M. et Poggio, T. (2002). *Perceptual Learning*. Cambridge, Massachusetts, MIT.
- Fiorentini, A. et Berardi, N. (1980). Perceptual learning specific for orientation and spatial frequency. *Nature*, 287, 43-44.
- Fiorentini A. et Berardi N. (2002) Adaptation and learning in the visual perception of gratings, Dans Fahle, M. et Poggio, T. (Éds.). *Perceptual Learning*. (chap. 9, pp. 161-176) , Cambridge, MIT.
- Gibson, E. J. (1969). *Principles of perceptual learning and developpement*. Appleton Century-Crofts.
- Gilbert, C.D. (1996). Learning and receptive fields plasticity. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 93, 10546-10547.
- Gilbert, C. D., Ito, M., Kapadia, M. et Westheimer, G. (2000). Interaction between attention, context and learning in primary visual cortex. *Vision Research*, 40, 1217-1226.
- Goffaux, V., Jacques, C., Mouraux, A., Gosselin, F., Schyns, P.G. et Rossion, B. (2003). Superstitious perceptions of a face revealed by non phase-locked gamma oscillations in the human brain. *Journal of Vision*, 3 (9), 94a, Téléchargé le 20 décembre 2003 à <http://journalofvision.org/3/9/94/>

- Gold, J. M. (2003). Dynamic classification images reveal the effects of perceptual learning in a hyperacuity task. *Journal of Vision*, 3 (9), 162a, <http://journalofvision.org/3/9/162/>.
- Gold, J., Bennett, P.J. et Sekuler, A.B. (1999). Signal but not noise changes with perceptual learning. *Nature*, 402, 176-178.
- Gold, J., Bennett, P.J. et Sekuler, A.B. (2004). Characterizing perceptual learning with external noise. *Cognitive Science*, 28, 167-207.
- Gold, J., Murray, R.F., Bennett, P.J. et Sekuler, A.B. (2000). Deriving behavioural receptive fields for visually completed contours. *Current biology*, 10, 663-666,
- Gosselin, F., Bacon, B. A. et Mamassian, P. (2004). Internal surface representations approximated by reverse correlation. *Vision Research*, 44, 2515-2520.
- Gosselin, F. et Dupuis-Roy, N. (2004). Isolating the top-down component of perceptual learning. *Journal of Vision*, 4 (8), 302a, Téléchargé le 30 août 2004 à <http://journalofvision.org/4/8/302>
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (2001). Why do we SLIP to the basic-level? Computational constraints and their implementation. *Psychological Review*, 108, 735-758.
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (2002a). You are about to see pictorial representations! *Behavioral and Brain Sciences*, 25 (2), 191-192.
- Gosselin, F. et Schyns, P.G. (2002b). RAP : A new framework for visual categorization, *Trends in Cognitive Sciences*, 6 (2), 70-77.
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (2002c). White noise reveals properties of internal representations. *Journal of Vision*, 2 (7), 692a, Téléchargé le 30 janvier 2003 à <http://journalofvision.org/2/7/692/>
- Gosselin, F. et Schyns, P.G. (2003). Superstitious perceptions reveal properties of internal representations. *Psychological Science*, 14 (5), 505-509.
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (Eds.) (2004a). *Rendering the use of visual information from spiking neurons to recognition*. Special issue of *Cognitive Science*, 28 , 141-301.
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (2004b). No troubles with Bubbles: A reply to Murray and Gold. *Vision Research*, 44, 471-477
- Gosselin, F. et Schyns, P. G. (soumis). Taxonomic knowledge can change the time course of scene perception. *Visual Cognition*.

- Green et Swets (1966). *Signal detection theory and psychophysics*. New York: John Wiley & Co.
- Gregory, R.L. (1979). *Eye and brain*. Princeton University Press, New Jersey.
- Helmholtz, H. von (2001). Concerning the perceptions in general, Dans Yantis, S. (Éd.). *Visual Perception* (chap. 1), Philadelphie, Taylor & Francis.
- Herzog, M. H. et Fahle, M. (1997). The role of feedback in learning a vernier discrimination task. *Vision Research*, 37, 2133-2141
- Herzog, M. H. et Fahle, M. (2002). Top-down information and models of perceptual learning. Dans Falhe, M. et Poggio, T. (Éds). *Perceptual learning*, (chap. 20, 367-380), Cambridge, MIT.
- Hoffman, D.D. (1998). *Visual intelligence : How we create what we see*. New York, Norton & Company.
- Hubel, D.H. et Wiesel, T.N. (1970). The period of susceptibility to the physiological effects of unilateral eye closure in kittens, *J. Physiol.*, 206, 419-436.
- Jenkins, W. M., Merzenich, M. M., Ochs, M. T., Allard, T. et Guic-Robles, E. (1990). Functional reorganization of primary somatosensory cortex in adult owl monkeys after behaviorally controlled tactile stimulation. *J. Neurophysiol.*, 63, 82-104.
- Karni, A. et Sagi, D. (1991). Where practice makes perfect in texture discrimination: Evidence for primary visual cortex plasticity, *Proceedings of the National Academy of Science USA*, 88, 4966-4970.
- Karni, A. et Sagi, D. (1993). The time course of learning a visual skill. *Nature*, 365, 250-252.
- Kersten D. J., Mamassian P. et Yuille A. (2004). Object perception as bayesian inference. *Annual review of psychology*, 55, 271-304.
- Killeen, P.R. (1977) Superstition: A matter of bias, not detectability. *Science*, 199, 88-90.
- Majaj, N.J., Pelli, D.G., Kurshan, P. et Palomares, M. (2002). The role of spatial frequency channels in letter identification, *Vision Research*, 42, 1165-1184.
- Mamassian, P. et Goutcher, R. (2001). Prior knowledge on the illumination position. *Cognition*, 81, B1-B9.
- Mangini, M. C. et Biederman, I. (2004). Making the ineffable explicit: estimating the information employed for face classifications. *Cognitive Science*, 28, 209-226.

- Marr, D. (1982). *Vision*, New York, MIT.
- Mednick, S.C., Nakayama, K. et Stickgold, R. (2003). Perceptual learning after a nap : The mini-me of sleep, *Journal of Vision*, 3, 178.
- Merzenich M, Kaas J, Wall J, Nelson R, Sur M. et Felleman D. (1983). Topographical reorganization of somatosensory cortical areas 3b and 1 in adult monkeys following restricted deafferentation. *Neuroscience*, 8, 33-55.
- Miller, G. A. (1962) Decision units in the perception of speech. *Institute of Radio Engineers: Transactions on Information Theory*, 8, 81–83.
- Murray, R. F., Bennett, P. J. et Sekuler, A. B. (2002a). Optimal methods for calculating classification images : Weighted sums. *Journal of Vision*, 2, 79-104.
- Murray, R. F., Bennett, P. J. et Sekuler, A. B. (2002b). *Predicting absolute efficiency from classification images*. Communication affichée à la European Conference on Visual Perception. Glasgow, UK.
- Murray, R. F. et Gold, J. M. (2004). Troubles with bubbles. *Vision Research*, 44, 461–470
- Neri, P. Parker, A. J. et Blakemore, C. (1999). Probing the human stereoscopic system with reverse correlation. *Nature*. 14 (401), 6754-6958.
- Newell, A. et Rosenbloom, P.S. (1981). Mechanisms of skill acquisition and the law of practice, Dans Anderson, J.R. (Éd.), *Cognitive Skills and their Acquisition*, (pp. 1-55), Hillsdale, New Jersey, Laurence Erlbaum Associates.
- Olman, C. et Kersten, D. (2004). Classification objects, ideal observers and generative models, *Cognitive Science*, 28, 227-239.
- O'Toole, A. J. et Kersten, D. J. (1992). Learning to see random-dot stereograms. *Perception*, 21, 227-243.
- Özgen, E., Sowden, P.T. et Schyns, P.G. (2003) I will use the channel I want : flexible spatial scale processing. *Journal of Vision*. 3 (9), 4a, Téléchargée le 21 décembre 2003 à <http://journalofvision.org/3/9/4/>
- Pelli, D. G. (1981). *Effects of visual noise*. Thèse de doctorat non publiée, University of Cambridge, Cambridge.
- Pelli, D. G. (1990) The quantum efficiency of vision. Dans Blakemore, C. (Éd.), *Vision: Coding and Efficiency*. (pp. 3-24). Cambridge: Cambridge University Press.

- Pelli, D. G. (1997). The VideoToolbox software for visual psychophysics: Transforming numbers into movies. *Spatial Vision*, 10, 437-442.
- Pelli, D. G., Burns, C. W., Farrell, B., et Moore, D. C. (2002). Identifying letters. *Vision Research*. Accepté pour publication.
- Pylyshyn, Z. (1999). Is vision continuous with cognition? The case for cognitive impenetrability of visual perception. *Behavioral and Brain Sciences*, 22, 341-423.
- Pylyshyn, Z. (2002). Mental imagery : In search of a theory. *Behavioral and Brain Sciences*, 25 (2), 157-238.
- Ramachandran, V. S. (1988). Perception of shape from shading. *Nature*, 331, 163-166.
- Reddy, L., Wilken, P. et Koch, C. (2004). Face-gender discrimination is possible in the near absence of attention. *Journal of Vision*, 4, 106-117.
- Remez, R.E., Rubin, P.E., Pisoni, D.B. et Carrell, T.D. (1981) Speech perception without traditional speech cues. *Science*, 212, 947-949.
- Ringach, D. et Shapley, R. (2004). Reverse correlation in neurophysiology. *Cognitive Science*, 28, 147-166.
- Rubin, N., Nakayama, K. et Shapley, R. (2002). The role of insight in perceptual learning: Evidence from illusory contour perception. Dans Fahle, M et Poggio, T. (Éds). *Perceptual learning*. (chap. 13, pp. 235-252) MIT.
- Seitz, A. R. et Watanabe, T. (2003). Is subliminal learning really passive? *Nature*, 422, 36.
- Solomon, R. L. et Postman, L. (1952). Frequency of usage as a determinant of recognition thresholds for words. *Journal of Experimental Psychology*, 43, 195-201.
- Schacter, D. L. (1987). Implicit expressions of memory in organic amnesia: learning of new facts and associations. *Human Neurobiology*, 6 (2), 107-118.
- Schiltz, C., Bodart, J. M., Dubois, S., Dejardin, S., Michel, C., Roucoux, A., Crommelinck, M., et Orban, G. A. (1998). Neuronal mechanisms of perceptual learning: changes in human brain activity with training in orientation discrimination, *NeuroImage*, 9, 46-62
- Schoups, A., Vogels, R., Qian, N. et Orban, G. P (2001). Practising orientation identification improves orientation coding in V1 neurons. *Nature*, 412, 549-553.

- Schyns, P.G. et Rodet, L. (1997) Categorization creates functional features, *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 23, 681-696
- Schyns P.G., Goldstone R.L. et Thibaut J.P. (1998) The development of features in object concepts, *Behavioral & Brain Sciences*, 21 (1), 1-54
- Shiu, L. P. et Pashler, H. (1992). Improvement in line orientation discrimination is retinally local but dependent on cognitive set. *Perception and Psychophysics*, 52 (5), 582-588.
- Sigman, M. et Gilbert, C. D. (2000). Learning to find a shape. *Nature*, 3 (3), 264-269.
- Sinha, P. et Poggio, T. (2002). High-level learning of early visual tasks. Dans Fahle, M et Poggio, T. (Éds). *Perceptual learning*. (chap. 15, pp. 273-298), Cambridge, MIT.
- Skinner, B.F. (1948) Superstition in pigeon. *Journal of Experimental Psychology*, 38, 168-172.
- Solomon, J. A. et Pelli, D. G. (1994). The visual filter mediating letter identification. *Nature*, 369, 395-397.
- Solomon, R. L. et Postman, L. (1952) Frequency of usage as a determinant of recognition thresholds for words. *Journal of Experimental Psychology*, 43, 195-201.
- Sowden, P. T., Rose, D. et Davies, I. R. (2002) Perceptual learning of luminance contrast detection: specific for spatial frequency and retinal location but not orientation. *Vision Research*, 42 (10), 1249-58.
- Sugita, Y. (1996). Global plasticity in adult visual cortex following reversal of visual input. *Nature*, 380, 523-526.
- Treisman, A. M. et Gelade, G. (1980). A feature-integration theory of attention. *Cognitive Psychology*, 12 (1), 97-136.
- Volkman, A. W. (1858). Weber den einfluss der Werbung. *Leipzig Berichte, Math. phys. Classe*, 10, 38-69.
- Watanabe, T., Náñez, S. R., Koyama, S., Mukai, I., Liederman, J. et Sasaki, Y. (2002). Greater plasticity in lower-level than higher-level visual motion processing in a passive perceptual learning task. *Nature*, 5 (10), 1003-1009.
- Watanabe, T., Náñez, S. R. et Sasaki, Y. (2001). Perceptual learning without perception. *Nature*, 413, 844-848.

- Watanabe, T., Sasaki, Y., Jose, E., Náñez, S. R., Shinichi, K., Ikuko, M., Haruo, H. et Tootell, R. B. (2002). Psychophysics fMRI reveal V1 as the locus of passive learning. *Journal of Vision*, 2 (7), 557a, Téléchargé le 2 août 2003 à <http://journalofvision.org/2/7/557/>
- Watson, A. B. (1998). Multi-category classification: template models and classification images. *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 39, S912.
- Wiener, N. (1958). *Nonlinear problems in random theory*. New York: Wiley.
- Worsley, K.J. (1994). Local maxima and the expected Euler characteristic of excursion sets of  $\chi^2$ , F and t fields. *Advances in Applied Probability*, 26, 13-42
- Worsley, K.J. (1995a). Boundary corrections for the expected Euler characteristic of excursion sets of random fields, with an application to astrophysics. *Advances in Applied Probability*, 27, 943-959
- Worsley, K.J. (1995b). Estimating the number of peaks in a random field using the Hadwiger characteristic of excursion sets, with applications to medical images. *Annals of Statistics*, 23, 640-669.
- Worsley, K.J. (1996). The geometry of random images. *Chance*, 9 (1), 27-40

## **ANNEXES**

## Annexe 1 : Calcul du contraste (racine des carrés moyens)

$$c_i = (l_i + L) / L$$

$$c_{rms} = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n c_i^2}$$

Où  $l_i$  est la luminance au pixel  $i$ ,  $L$  est la luminance de l'arrière-fond et  $n$  est le nombre de pixels.

## Annexe 2 : Description du calcul des IC

Le calcul de l'IC est l'équivalent d'une régression multiple linéaire dont la matrice des covariances est une matrice identité (voir section 17). Le calcul se résume à la sommation des images présentées, chacune pondérée par la réponse fournie: une réponse positive ("la cible est présente") détient un coefficient de +1 tandis qu'une réponse négative ("la cible est absente") possède un coefficient de -1 (figure 28). Dans une tâche à deux alternatives, la plage de bruit sélectionnée se voit attribuer un coefficient de +1 tandis que la plage restante détient nécessairement un coefficient de -1.

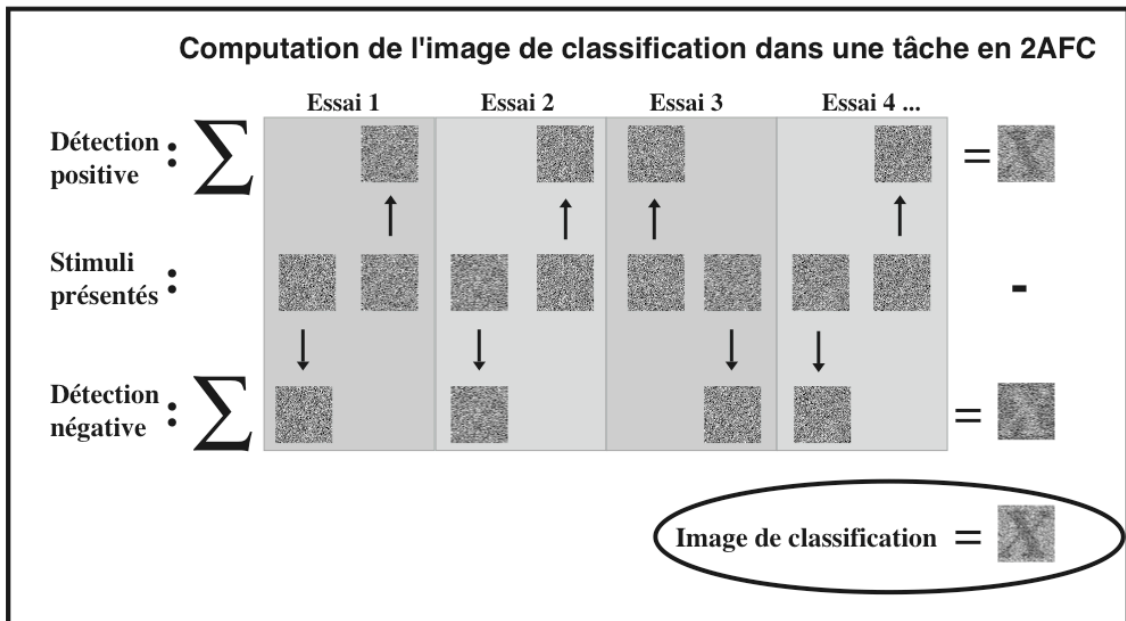


Figure 28. Exemple de computation d'une IC après 4 essais d'une tâche de détection en 2AFC. Deux plages de bruit visuel sont présentées à chaque essais, l'une menant à une détection positive d'un 'X' et l'autre menant à la détection négative. La matrice résultante de la sommation des plages de bruit visuel ayant mené à une détection positive est soustraite à la matrice résultante de la sommation des plages de bruit visuel restantes.

Le calcul de l'IC de l'observateur idéal est identique au précédant à ceci près que les réponses de l'observateur idéal sont données par une règle décisionnelle présentée à la section 17.