

Université de Montréal

De la typicité des différentes mesures de tendance centrale dans la
représentation mentale des catégories implicites

par
Etienne Dumesnil

Département de psychologie
Faculté des arts et sciences

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

août, 2010

©Etienne Dumesnil, 2010

Université de Montréal
Faculté des études supérieures

Ce mémoire intitulé :

De la typicité des différentes mesures de tendance centrale dans la
représentation mentale des catégories implicites

présenté par :
Etienne Dumesnil

a été évalué par un jury composé des personnes suivantes :

Frédéric Gosselin
président-rapporteur

Denis Cousineau
directeur de recherche

Marc Schönwiesner
membre du jury

Résumé

Mots-clés : catégories, tendances centrales, typicité, diagnosticité.

Quelle est la nature des représentations que se font les gens des catégories apprises? Il est généralement accepté que le type de tâche d'apprentissage a une influence sur la réponse à cette question. Ceci étant dit, la majorité des théories portant sur les processus de catégorisation élaborées durant les dernières décennies a porté presque exclusivement sur des tâches de classifications d'exemplaires. Le mémoire présenté ici avait quatre objectifs principaux. Le premier était de vérifier si une tâche d'apprentissage de catégories implicites par classifications mène davantage à l'intégration de dimensions diagnostiques qu'un apprentissage par inférences. Le deuxième était de vérifier si une tâche d'apprentissage de catégories implicites par inférences entraîne davantage l'intégration de dimensions typiques qu'un apprentissage par classifications. Le troisième était d'évaluer si un effet de rehaussement du prototype (« prototype enhancement effect ») pouvait être observé dans le cadre d'un apprentissage par inférences. Le quatrième était de clarifier quelle est la mesure de tendance centrale qui présente réellement un effet de rehaussement du prototype : le mode, la médiane ou la moyenne.

Suite aux résultats obtenus, les implications pour trois théories portant sur les processus de catégorisation sont discutées. Les trois théories sont celles des prototypes, des exemplaires et des frontières décisionnelles.

Abstract

Keywords: categories, central tendencies, typicality, diagnosticity.

What is the nature of the representations people form of the categories they learn? It is generally accepted that the type of learning task has an influence on the answer to that question. That being said, most of the categorization theories elaborated during the last decades have focused almost exclusively on classification-learning tasks. The master thesis presented here had four objectives. First, to verify if a classification-learning task leads to the integration of more diagnostic dimensions than an inference-learning task in the context of implicit categories. Second, to verify if an inference-learning task leads to the integration of more typical dimensions than a classification-learning task, once again in the context of implicit categories. Third, to evaluate if a prototype enhancement effect can be observed in an inference-learning task. Fourth, to clarify which central tendency measure really presents a prototype enhancement effect: the mode, the median or the mean.

Given the results obtained, implications for three categorization theories are discussed. The three theories are prototype theory, exemplar theory and decision-bound theory.

Table des matières

Résumé.....	iii
Abstract.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des figures.....	xi
Chapitre 1: Introduction.....	1
L'effet de rehaussement du prototype.....	7
Objectifs.....	11
Chapitre 2 (Article): Typicality and Diagnosticity in implicit category representations.....	15
Abstract.....	15
Experiment 1.....	22
Method.....	22
Results and discussion.....	25
Experiment 2.....	25
Method.....	26
Results and discussion.....	27
Experiment 3.....	28
Method.....	29
Results and discussion.....	30
General discussion.....	32
Implications for categorization theories.....	33
References.....	34
Chapitre 3: L'effet de rehaussement de la tendance centrale: mode, moyenne ou médiane.....	37

Expérience 4.....	39
Méthode.....	40
Résultats et discussion.....	41
Expérience 5.....	45
Méthode.....	45
Résultats et discussion.....	46
Résumé du chapitre.....	49
Chapitre 4: Discussion générale.....	51
Typicalité et diagnosticité des représentations de catégories implicites.....	51
Un effet de rehaussement de la médiane?.....	52
L'effet distance-densité.....	54
Implications pour les trois théories.....	56
La théorie des frontières décisionnelles.....	56
La théorie des exemplaires.....	57
La théorie des prototypes.....	60
Conclusion.....	61
Bibliographie.....	65
Annexe – Figures.....	69

Liste des figures

<i>Figure 1.</i> Cinq catégories séparées par quatre frontières décisionnelles dans un espace à deux dimensions	10
<i>Figure 2A.</i> Création des rotations et translations à l'origine de la position des points.....	22
<i>Figure 2B.</i> Création des points.....	22
<i>Figure 2C.</i> Un exemplaire.....	22
<i>Figure 3.</i> Comparison of the accuracy of classification learners and inference learners in a classification transfer task.....	25
<i>Figure 4.</i> Comparison of the accuracy (% of success) of classification learners and inference learners in a classification transfer task without missing dots and in a classification transfer task with three missing dots....	31
<i>Figure 5.</i> Distance entre la réponse et la position réelle du point manquant en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode, dans une tâche d'apprentissage par inférences.....	43
<i>Figure 6.</i> Distance entre la réponse et la position réelle du point manquant en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne, dans une tâche d'apprentissage par inférences.....	43
<i>Figure 7.</i> Distance entre la réponse et la position réelle du point manquant en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane, dans une tâche d'apprentissage par inférences.....	43
<i>Figure 8.</i> Temps de réponse (pour réponses correctes) en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode, dans une tâche d'apprentissage par classifications.....	47

Figure 9. Temps de réponse (pour réponses correctes) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne, dans une tâche d'apprentissage par classifications.....48

Figure 10. Temps de réponse (pour réponses correctes) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane, dans une tâche d'apprentissage par classifications.....48

Chapitre 1 : Introduction

La quantité d'information à laquelle est soumis l'être humain de par ses cinq sens relève de l'infiniment grand. Être en mesure d'offrir une réponse adaptée à chacune de ces stimulations est cruciale à la survie. Si l'on considère l'environnement dans lequel le cerveau humain a évolué, en faisant fi des deux derniers siècles, il est extrêmement rare de retrouver deux exemplaires parfaitement identiques de quelque entité que ce soit. Cette innombrable quantité d'information est donc également dotée d'une très grande variabilité. Enfin, même si l'on considère un unique exemplaire visuel, celui-ci peut être perçu de plusieurs manières : de face, de côté, à l'endroit, à l'envers, de près, de loin et ainsi de suite. Or, une telle variabilité pourrait s'avérer problématique en ce qui a trait à l'apprentissage. En effet, toute rétroaction de l'environnement est inutile si elle ne peut être généralisée à des occurrences futures. Heureusement, le cerveau humain a évolué de manière à permettre de telles généralisations, entre autres en effectuant une réorganisation de l'information en catégories. Mais sur quels types d'information cette restructuration s'effectue-t-elle? La documentation est divisée en ce qui concerne la nature des dimensions incluses dans les représentations catégorielles. Trois théories seront discutées ici.

D'abord, la théorie des exemplaires postule qu'une représentation catégorielle est formée d'exemplaires mémorisés (Estes, 1986; Hintzman, 1986;

Medin & Schaffer, 1986; Nosofsky, 1986). Lorsqu'un nouveau stimulus doit être classifié, il est comparé à tous les groupes d'exemplaires mémorisés sur une base de similarité. Le nouvel item rejoindra la catégorie dont les exemplaires lui sont les plus similaires. Ainsi, d'un point de vue exemplariste, une représentation catégorielle est formée d'informations intra-catégorielles, sous la forme d'exemplaires mémorisés.

La seconde théorie adressée ici est la théorie des prototypes, laquelle propose qu'une représentation catégorielle contient un unique exemplaire idéal : le prototype (Homa & Vosburgh, 1976; Posner & Keele, 1968; Reed, 1972; Smith, Murray & Minda, 1997). Ainsi, la représentation est encore une fois formée d'informations intra-catégorielles. Lorsque un nouveau stimulus est présenté, il est comparé au prototype de chaque catégorie sur une base de similarité, puis est classé dans la catégorie dont le prototype lui est le plus similaire. Toutefois, cette caractérisation de la représentation catégorielle mène directement à une autre question : quelle est la nature de la représentation prototypique? Étant donné le phénomène connu sous le nom d'effet de rehaussement du prototype (« prototype enhancement effect »), celui-ci est généralement associé à la tendance centrale de la distribution de tous les exemplaires ayant été classifiés dans une catégorie donnée. L'effet de rehaussement du prototype sera discuté plus en détails au chapitre 3 du présent mémoire.

La troisième théorie considérée ici est celle des frontières décisionnelles (Ashby, 1992; Ashby & Townsend, 1986; Ashby & Gott, 1988; Ashby & Maddox, 1990, 1992). Contrairement aux deux autres théories discutées, les représentations catégorielles sont ici caractérisées par de l'information inter-catégorielle. En effet, la théorie suggère qu'une représentation contient de l'information à propos des limites dimensionnelles séparant une catégorie de ses catégories voisines. Ainsi, les représentations sont décrites comme étant des régions perceptuelles définies par leurs frontières et sont donc dénuées d'information intra-catégorielle. Un nouveau stimulus est alors classifié selon sa position dans un espace perceptuel multidimensionnel, sans qu'un calcul de similarité ne soit nécessaire.

Il ressort de ces caractérisations que les trois théories peuvent être divisées en deux groupes, selon le type d'information incluse dans les représentations catégorielles, c'est-à-dire selon qu'elles soient de type intra-catégoriel ou inter-catégoriel. Bien que cela semble être un bon point de départ pour comparer ces théories, plusieurs études ont observé que les représentations catégorielles semblent bénéficier des deux types d'information. Par exemple, Goldstone (1996) a démontré que le contexte d'apprentissage influence le degré d'isolation et d'interrelation qui existe entre les représentations. L'auteur a manipulé les instructions données à des participants avant que ceux-ci n'effectuent une tâche de classifications. Lorsqu'il était suggéré aux participants de former des images mentales des exemplaires présentés, les

représentations contenaient davantage d'informations intra-catégorielles. Toutefois, quand les participants étaient encouragés à remarquer les attributs qui distinguaient les différentes catégories présentées, les représentations renfermaient davantage d'informations inter-catégorielles. Aussi, Chin-Parker et Ross (2004) ont comparé les représentations catégorielles de deux groupes ayant performé deux tâches d'apprentissage différentes. Le premier groupe a effectué une tâche de classifications, où les participants devaient entrer le nom de la catégorie associée à chaque nouvel exemplaire présenté. Le second groupe a plutôt participé à une tâche d'inférences, lors de laquelle un exemplaire incomplet était présenté avec le nom de la catégorie à laquelle il appartenait. Les participants devaient alors indiquer quel était l'élément manquant. Les auteurs ont observé que les représentations catégorielles des participants ayant effectué la tâche de classifications étaient principalement formées d'informations diagnostiques, alors que celles des participants ayant fait la tâche d'inférences contenaient davantage d'informations typiques à une catégorie, sans considérations pour leur niveau de diagnosticité. Ainsi, il apparaît qu'une théorie adéquate des représentations catégorielles devrait être en mesure de prédire cette distinction entre les deux types d'apprentissage.

Les théories exemplariste et prototypiste sont en mesure d'expliquer ces résultats. En effet, les modèles pour chacune de ces deux approches comprennent un paramètre libre qui représente l'attention sélective. De cette manière, dans une tâche de classification, de l'information inter-catégorielle

peut être utilisée de manière pré-représentationnelle. Cette information mènera à la sélection de dimensions diagnostiques. Plus une dimension s'avère diagnostique entre deux catégories voisines, plus la distance sera élevée sur cette dimension entre les deux catégories dans l'espace psychologique et plus la similarité entre les deux sera faible – pour une présentation plus détaillée du paramètre attentionnel, voir Nosofsky (1987). Toutefois, lorsque ce processus pré-représentationnel est complété et que les dimensions pertinentes ont été sélectionnées, l'information retenue et intégrée dans les représentations catégorielles est essentiellement intra-catégorielle.

La théorie des frontières décisionnelles a été formulée à partir des principes de la théorie de la reconnaissance générale (voir Ashby et Townsend, 1986). Ainsi, elle repose sur le principe que les participants tentent de maximiser leur performance en classification (voir Ashby et Gott, 1988). Puisqu'il a été démontré que cette maximisation était atteinte en divisant l'espace perceptuel en régions correspondant aux différentes réponses – ici aux différentes catégories – (Fukanaga, 1990), la théorie des frontières décisionnelles prédit que les limites propres à chaque catégorie suivent le principe d'un classificateur optimal et ce, sans égards pour le type de tâche d'apprentissage. Puisque ceci implique que les dimensions sélectionnées devraient être diagnostiques tant dans le cadre d'une tâche d'apprentissage par classifications que dans celui d'une tâche d'apprentissage par inférences, il apparaît que la théorie des frontières décisionnelles n'est pas en mesure

d'expliquer les résultats de Chin-Parker et Ross (2004). Toutefois, une extension de cette théorie a été proposée par Maddox et Ashby (2004), laquelle postule l'existence de deux systèmes distincts d'apprentissage des catégories : un système explicite et un système implicite. Le système explicite s'occuperait d'apprendre les structures catégorielles dont les règles d'organisation sont verbalisables, alors que le système implicite prendrait plutôt en charge les structures catégorielles pour lesquelles aucune règle verbalisable ne peut être extraite. Ce dernier serait procédural et procéderait par l'intégration de plusieurs dimensions perceptuelles. Cette extension de la théorie propose également qu'il existerait une compétition entre les deux systèmes. Il est à noter ici que dans l'étude de Chin-Parker et Ross (2004), les stimuli utilisés étaient composés de dimensions discrètes et étaient regroupés en catégories selon des règles verbalisables. Ainsi, il demeure plausible que bien que le système implicite forme des représentations catégorielles en divisant l'espace psychologique selon des frontières décisionnelles qui respectent le principe d'un classificateur optimal, le système explicite procède quant à lui différemment. Cet autre processus reste toutefois à définir et cette tâche dépasse la portée du présent texte. Ce faisant, à partir d'ici, lorsqu'une référence à la théorie des frontières décisionnelles sera faite, celle-ci impliquera uniquement le système implicite postulé par Maddox et Ashby (2004). Sous cet angle, les résultats de Chin-Parker et Ross (2004) ne permettent pas d'invalider la théorie

des frontières décisionnelles à l'intérieur d'un système implicite de représentations catégorielles.

Les trois théories discutées ici ont toutes émergé à travers de paradigmes où l'apprentissage était effectué par classifications d'exemplaires. Or, un des paradigmes d'apprentissage par classifications les plus utilisés est connu sous le nom de paradigme des patrons de points – « dot-pattern paradigm » (Posner, Goldsmith et Welton, 1967). Dans celui-ci, neuf points – neuf paires de coordonnées cartésiennes – sont présentés à l'intérieur d'un cadre à deux dimensions. Alors que le premier patron de points d'une catégorie donnée peut être généré aléatoirement ou non, tous les autres exemplaires de cette catégorie représentent des distorsions statistiques du premier patron de points. Un des effets les plus connus observés à l'intérieur du paradigme des patrons de points est l'effet de rehaussement du prototype – « the prototype enhancement effect ».

L'effet de rehaussement du prototype

L'effet de rehaussement du prototype fait référence à une tendance des participants à juger un nouvel exemplaire comme étant au moins aussi typique d'une catégorie donnée que d'autres exemplaires pourtant déjà rencontrés à plusieurs reprises auparavant (e.g. Posner et Keele, 1968). Ce nouvel exemplaire est communément étiqueté « prototype » de sa catégorie. Cet effet peut également prendre la forme de temps de réponses plus rapides ou de meilleurs pourcentages de bonnes réponses (voir Murphy, 2002). Étant donné

que le prototype correspond classiquement à la tendance centrale de la distribution physique des exemplaires de sa catégorie, la théorie des prototypes reconnaît généralement cette tendance centrale comme étant l'exemplaire idéal sur lequel repose la théorie.

Il existe un débat dans la documentation cherchant à déterminer si les modèles exemplaristes sont en mesure de prédire l'effet de rehaussement du prototype. Palmeri et Nosofsky (2001) ont démontré qu'un modèle exemplariste, le Modèle Contextuel Généralisé – « Generalized Context Model » (GCM) – est en mesure d'expliquer cet effet lorsque combiné avec une solution multidimensionnelle échelonnée – « Multidimension Scaling solution » (MDS). La solution MDS est obtenue en demandant aux participants d'effectuer une tâche de jugements de similarités où ils doivent coter le degré de similarité entre chacune des paires d'exemplaires rencontrées durant une tâche de classifications et ce, immédiatement après cette dernière. La solution MDS reflète en principe la position relative des exemplaires rencontrés dans l'espace psychologique. Les auteurs ont d'abord observé que les exemplaires représentant des tendances centrales dans leurs distributions physiques respectives présentaient bel et bien un effet de rehaussement du prototype dans la tâche de classification. Toutefois, ils ont également observé que ces tendances centrales physiques reflétaient des points extrêmes – relativement aux catégories voisines – dans l'espace psychologique. Ainsi, en appliquant le modèle exemplariste (ici le GCM) sur l'espace psychologique (la solution

MDS), il devenait possible d'expliquer l'effet de rehaussement du prototype. En effet, en s'éloignant des catégories voisines, le point extrême minimise la similarité entre lui-même et les exemplaires des catégories voisines. Palmeri et Nosofsky (2001) ont émis l'hypothèse que ce déplacement de la tendance centrale physique vers un point extrême dans l'espace psychologique pouvait s'expliquer par l'émergence de dimensions diagnostiques. Toutefois, si un effet de rehaussement du prototype – de la tendance centrale physique – devait être observé dans une tâche d'apprentissage par inférences alors que les participants n'intègrent pas principalement des dimensions diagnostiques, cette hypothèse s'en trouverait invalidée.

Bien que la théorie des frontières décisionnelles n'ait pas été aussi ciblée que la théorie des exemplaires concernant l'explication de l'effet de rehaussement du prototype, il n'en demeure pas moins qu'elle fait face à un défi similaire. Puisque dans cette théorie les représentations catégorielles se définissent par leurs frontières, pour que celles-ci puissent expliquer l'effet de rehaussement du prototype associé à une tendance centrale physique, celle-ci doit correspondre au centroïde multidimensionnel de la région psychologique propre à sa catégorie. De plus, tel qu'indiqué précédemment, cette théorie repose sur le principe que les frontières sont disposées de manière à maximiser la performance en classification. Ainsi, dans une tâche de classification, lorsqu'une catégorie ne se retrouve pas entre deux catégories voisines sur une dimension psychologique donnée, elle devient illimitée d'un côté de cette

dimension. Il s'ensuit que le point permettant un effet de rehaussement maximal dans la tâche de classifications est le point le plus extrême sur cette dimension par rapport aux catégories voisines. Par exemple, dans la Figure 1, bien que le centroïde de la Catégorie 1 soit fixé dans l'espace à deux dimensions, toutes les autres catégories ne sont limitées que d'un seul côté sur l'une des deux dimensions. Ainsi, les centroïdes respectifs des Catégories 2, 3, 4 et 5 sont seulement fixés sur une dimension. Partant, si un effet de rehaussement de la tendance centrale devait être observé dans l'une de ces quatre catégories, celle-ci devrait correspondre à un point fixe dans la dimension limitée et à un point extrême dans la dimension à demie limitée. La théorie des frontières décisionnelles, en conjonction avec les solutions MDS observées par les chercheurs exemplaristes (e.g. Palmeri et Nosofsky, 2001), devrait donc être en mesure d'expliquer l'effet de rehaussement du prototype. En effet, tel qu'indiqué précédemment, la théorie exemplariste propose que ce déplacement de la tendance centrale physique vers un point extrême psychologique pourrait être dû à l'émergence de dimensions diagnostiques. Ce faisant, pour une catégorie donnée, la région psychologique délimitée par les frontières décisionnelles, telles que définies selon un principe de classificateur optimal, devrait être très similaire à l'espace psychologique occupé par les exemplaires postulés par les chercheurs exemplaristes.

(Insérer la Figure 1 ici)

Objectifs

Les résultats de Chin-Parker et Ross (2004) ont présenté une distinction entre l'apprentissage par classifications et l'apprentissage par inférences : une tâche de classification entraîne l'intégration de dimensions diagnostiques dans les représentations catégorielles, alors qu'une tâche d'inférences mène à l'intégration d'une plus grande quantité de dimensions typiques, nonobstant leur niveau de diagnosticité. Toutefois, cette étude a été limitée à l'apprentissage de catégories explicites.

L'étude présentée ici comporte quatre objectifs principaux. Le premier est de vérifier si une tâche d'apprentissage de catégories implicites par inférences entraîne davantage l'intégration de dimensions typiques qu'un apprentissage par classifications. Le deuxième est de vérifier si une tâche d'apprentissage de catégories implicites par classifications mène davantage à l'intégration de dimensions diagnostiques qu'un apprentissage par inférences. Advenant que ce soit le cas, le postulat de la théorie des frontières décisionnelles selon lequel les frontières sont générées selon le principe d'un classificateur optimal devrait être revu.

Le troisième objectif consiste à vérifier si un effet de rehaussement de la tendance centrale est observable dans une tâche d'inférences. Au meilleur des connaissances de l'auteur de ce texte, cet effet n'a jamais été testé dans ce type de tâche. Or, tel que discuté précédemment, si un tel effet devait être observé en conjonction avec l'observation que les participants n'intègrent pas les

dimensions les plus diagnostiques – ce qui sera vérifié à travers l’objectif un –, l’hypothèse émise par les chercheurs exemplaristes pour l’expliquer s’en trouverait invalidée. En effet, cela démontrerait que le déplacement de la tendance centrale physique vers un point extrême dans l’espace psychologique postulé par la théorie ne peut être expliqué par l’intégration de dimensions diagnostiques.

Le quatrième objectif est de clarifier la source de l’effet de rehaussement de la tendance centrale physique. Malgré le fait que la tendance centrale est reconnue pour présenter un effet de rehaussement, au meilleur de la connaissance de l’auteur de ce texte, aucune étude n’a systématiquement séparé les trois valeurs qui la composent, soient le mode, la médiane et la moyenne. En effet, puisqu’une distribution normale est habituellement utilisée pour créer les exemplaires, ces trois tendances centrales ont nécessairement la même valeur. La distribution utilisée ici pour créer les exemplaires de chaque catégorie est une distribution de probabilités asymétrique Beta (avec pour paramètres : $\alpha = 1.01$ et $\beta = 5.25$). Cette distribution permet de dissocier le mode, la médiane et la moyenne.

Le deux premiers objectifs de l’étude seront abordés au chapitre 2 sous la forme d’un article. Celui-ci est présenté en tant que manuscrit prêt à être soumis pour publication à la revue « Canadian Journal of Experimental Psychology ». Monsieur Denis Cousineau, directeur de recherche de l’auteur de ce mémoire, est second auteur sur cet article; l’auteur de ce mémoire est

premier auteur et a été en charge de l'élaboration des hypothèses, de la conception du schème expérimental, de la passation des participants, de l'analyse des résultats et de la rédaction de l'article. Les objectifs trois et quatre seront quant à eux soulevés au chapitre 3.

Chapitre 2 (Article): Typicality and Diagnosticity in Implicit Category Representations.

Author: Etienne Dumesnil

Université de Montréal

Co-author: Denis Couniseau

Université de Montréal

Abstract

During the last decades, categorization theories were mainly developed through classification-learning paradigms. In recent years, researchers started exploring other means of concept acquisition more systematically. Chin-Parker and Ross' (2004) observed that in the context of explicit categories, classification learners integrate more diagnostic dimensions than inference learners, while inference learners integrate more typical perceptual dimensions than classification learners. The study presented here was designed to verify if Chin-Parker and Ross' (2004) results could be extended to the context of implicit categories. Results show that in the context of implicit categories (1) classification-learners integrate more diagnostic dimensions than inference learners, (2) classification-learners integrate as many perceptual typical information as inference learners and (3) inference-learners integrate more typical complex dimensions than classification-learners. Moreover, taken with Chin-Parker and Ross' (2004) results, the global pattern of observations appears to support the existence of both an explicit and an implicit system of category acquisition.

Keywords: category, diagnosticity, prototypicality, implicit system.

As time goes by, the amount of information that reaches the human brain gets as immeasurable as it gets variable. Being capable to respond adequately to each of these stimulations is imperative for survival. But such variability causes a huge problem when it comes to learning, as feedback is useless if it cannot be generalized to future occurrences. Luckily, the human brain has evolved in such a way that it has acquired the ability to organize the environment into categories. This ability makes it possible to generalize learning to many different situations, thus reducing the amount of response-oriented information that needs to be memorized. But on what type of information does this structuring takes place?

Even though it has been known for a long time that category representations are influenced by the context of learning (e.g. Garner, 1974; Goldstone, 1998; Schyns,1998), research in the field over the last decades has relied almost solely on classification-learning tasks to develop theories of concept acquisition. In classification-learning tasks, subjects are shown an item on any given trial and are asked to classify it as accurately as possible. Each trial may be followed or not by a corrective feedback. Manipulations of the category structures have classically been the main focus of attention in these studies. More precisely, researchers first create dimensions on which each category's items will vary and then manipulate these dimensions' parameters (e.g. familiarity, frequency of instantiation, scale, classification rule, etc.). Important theories of categorization have been built almost exclusively within

classification-learning paradigms – for example, take exemplar theory (e.g. Estes, 1986; Hintzman, 1986; Medin & Schaffer, 1986; Nosofsky, 1986, etc.), prototype theory (e.g. Homa & Vosburgh, 1976; Posner & Keele, 1968; Reed, 1972; Smith, Murray & Minda, 1997) and decision-bound theory (e.g. Ashby, 1992; Ashby & Townsend, 1986; Ashby & Gott, 1988; Ashby & Maddox, 1990, 1992) to name a few.

However, in the last couple of years, some researchers have raised a flag and started exploring other means of category acquisition more systematically. For example, Chin-Parker and Ross (2004) compared the category representations of two groups that had been given different category-learning tasks. The first group did a classification-learning task, where they were asked to enter the correct category name for a given stimulus. The second group had to perform an inference-learning task, where they were shown an item with a missing feature along with the name of its category and were asked what the correct value of the missing feature was. The authors showed that while the category representations of the classification-learning group were more oriented toward diagnostic dimensions, those of the inference-learning group included more typical information regardless of their level of diagnosticity. While a typical information reflects a dimension's value that is relevant to a category, a diagnostic information also needs to be irrelevant to other categories. This result illustrates very well the importance to extend categorization research to a more exhaustive selection of category-learning tasks.

That being said, classical category structure manipulations within each new category-learning paradigm brought into light are still crucial to a more generalized understanding of concept acquisition. The categories used in the Chin-Parker and Ross (2004) study were composed of a limited number of dimensions (five), each composed of a discrete binary feature. This category structure gave the subjects the opportunity to learn verbalizable rules. There is a strong debate in the categorization field about whether or not two distinct systems deal with verbalizable (explicit) and non-verbalizable (implicit) category structures. On one side, concept acquisition has traditionally been conceived as being processed by a single system. It follows that models from many current theories are applied regardless of the type of information presented. On the other side, models such as COVIS (COmpetition between a Verbal and an Implicit System), which was proposed by Ashby, Alfonso-Reese, Turken and Walldron (1998), postulates the existence of at least two separate cognitive systems underlying perceptual classification. One would rely on explicit reasoning, while the other would be based on implicit reasoning. Moreover, whereas it is supposed that the explicit system is declarative in nature, the implicit system is generally conceived as being one of procedural information-integration (see also Maddox and Ashby, 2004). Thereby, when learning categories with implicit structures, subjects should not be able to inhibit the integration of all present perceptual stimulations into complex dimensions. Should this hypothesis be correct, classification learners would

automatically integrate all perceptual stimulations presented to them on each trial of a classification training task and be as good as inference learners in an inference transfer task. However, there is no reason why the complex integrated dimensions should not be more diagnostic than those integrated by inference learners.

The study presented here was designed to verify if Chin-Parker and Ross' (2004) results extend to a learning-context involving non-verbalizable implicit categories. In order to do so, two experiments were conducted in order to test if classification-learners integrate more diagnostic perceptual information than inference learners and if inference learners integrate more prototypical perceptual information than classification learners. If the hypothesis of the existence of two distinct systems (explicit vs. implicit) should be verified, (1) classification learners should be more accurate than inference learners in a classification transfer task and (2) classification learners should be as accurate as inference learners in an inference transfer task. These two hypotheses will be tested in Experiment 1 and Experiment 2 respectively. Moreover, Experiment 3 will verify if inference learners nonetheless integrate more complex typical dimensions than classification learners. Indeed, even if the integration of perceptual information cannot be inhibited in the implicit system, an inference learning task might still lead to a more exhaustive knowledge of within-category correlations than classification learning.

For all three experiments, categories were created using a dot-pattern paradigm. Although this type of category structure has been used extensively in classification-learning since it was introduced by Posner, Goldsmith and Welton (1967), it has never been implicated in an inference-learning task. In the dot-pattern paradigm, nine dots – nine pairs of coordinates – are shown within a two-dimensional frame. While the first dot-pattern of a given category can be generated randomly or not, all the other exemplars of that category are statistical distortions of the first dot-pattern. This type of category structure appears to be perfect to create an implicit environment of learning. Indeed, it allows for an infinite number of potential dimensions (absolute position of the dots, relative positions of pairs of dots, configuration of triplets of dots, etc.), while having each dimension selected by the subjects varying continuously. Moreover, in a pilot version of the experiments which will be presented shortly, subjects were unable to verbalizable the dimensions that composed each category after completing the learning-task. They could only vaguely relate it to a category they already possessed prior to the experiment.

The stimuli used throughout the study presented here are two-dimensional dot-patterns, such as those introduced by Posner, Goldsmith and Welton (1967) discussed previously, although the procedure involved in their creation is slightly different. The procedure used here is depicted in Figure 2. First, nine different random rotation-translation sets are assigned, one for each of nine to-be-created-dots (Figure 2A). The rotations and translations are

obtained using a uniform distribution in the range 0 to 360 degrees for the rotation and in the range -149.75 to 149.75 pixels for the coordinates. Each rotation-translation set is applied to a two-dimensional Cartesian plane, in order to create nine systems of coordinates which will be used to generate exemplars. This system of nine rotated-translated Cartesian planes is fixed for a given category and thereby defines it. Afterwards, a Beta distribution of probability is used in order to produce 200 distortions. The Beta distribution is a family of continuous probability distributions defined on the interval (0, 1) – transferred here on a (0, 149.75) pixels interval – and parameterized by two positive shape parameters, denoted α and β . Whenever α and β take values greater than one and are not equal, the distribution is asymmetric. The parameters that were used here are $\alpha = 1.01$ and $\beta = 5.25$. For each exemplar created, two instances of the Beta distribution are selected according to the probability density function of the distribution; one for the X-axis and one for the Y-axis. These two instances form the pair of coordinates that will be applied to the nine rotated-translated Cartesian planes which define the category (Figure 2B). This provides the positions of the dots for each of the 200 exemplars of a first category. When comes the time to create a second category, nine new rotated-translated Cartesian planes are randomly generated and fixed in order to define a second category. 200 new distortions are then created using the same Beta distribution of probability and applied on the nine fixed Cartesian planes, thus creating 200

new exemplars. Figure 2C presents an example of a stimulus that could have been presented to a participant.

(Insert Figure 2 here)

Experiment 1

The first experiment tested if inference-learners integrate as many diagnostic dimensions as classification-learners in the context of implicit categories. As pointed out earlier, Chin-Parker and Ross' (2004) observed that classification learners did integrate more diagnostic dimensions than inference learners. However, in their study, these authors used explicit categories – with verbalizable rules.

Method

Participants. Twenty University of Montreal students, ten men and ten women aged between 18 and 43, participated in this experiment for a financial retribution of 10 CAN\$. Half of these participants performed a classification training task, whereas the other half performed an inference training task. All twenty subjects performed a classification transfer task immediately after finishing the training task.

Materials. Each stimulus of a given category was a nine-dot-pattern generated from a Beta distribution of probability with parameters $\alpha = 1.01$ and $\beta = 5.25$. 200 stimuli were generated per category and four categories were created for each participant, labelled “1”, “2”, “3” and “4”. Each stimulus was

presented within a 600 X 600 pixels frame on a 15 inches computer screen with a 28.5 degrees visual angle. 150 of the 200 exemplars created for each category were used as training stimuli in Experiment 1A. The remaining 50 exemplars per category were used as transfer stimuli. The set of four categories was different for each participant.

Procedure. All 600 training exemplars were presented in a classification training task to ten subjects, one exemplar per trial; the subject was given the opportunity to take a break after each series of forty trials. Prior to the experiment, the participant was told that on each trial, a dot-pattern would be presented and that he (or she) had to enter the name of its category as precisely and as quickly as possible. For doing so, the participant had to press the appropriate key on the keyboard (“1”, “2”, “3” or “4”). When the experiment started, the participant didn’t know how each category differed from the others. Hence, a feedback was given for two seconds after each trial, showing what the correct response was. Stimuli from all categories were presented in random order and were separated by a mask that lasted one second. The mask was a superposition of 10 sinus gratings with random orientations and random frequencies.

All 600 training exemplars were presented in an inference training task to the remaining ten subjects, one exemplar per trial; the subject was given the opportunity to take a break after each series of forty trials. Prior to the experiment, the subject was told that on each trial, a dot-pattern would be

presented, along with the name of its category (“1”, “2”, “3” or “4”). The participant was also told that one of the nine dots composing the stimulus had been erased. The participant was asked to indicate the position of the missing dot on the computer screen by pointing and clicking with the mouse as precisely and as quickly as possible. When the experiment started, the participant had never seen the categories. Hence, a feedback was given for two seconds after each trial showing the correct location of the missing dot, which appeared inside a dashed red circle of 7.5 pixels of radius. Stimuli from all categories were presented in random order and were separated by a mask that lasted one second. The mask used was the same as the one described previously.

200 new exemplars (50 for each of the four categories) were presented to all twenty participants in a classification transfer task, one exemplar per trial; the participant was given the opportunity to take a break after each series of forty trials. Before the transfer task began, the subject was told that on each trial, a dot-pattern would be presented and that he had to enter as precisely and as quickly as possible the name of its category. For doing so, the subject simply had to press the appropriate key on the keyboard (“1”, “2”, “3” or “4”). The subject was also told that the categories would be the same as those used in the training phase, but that the exemplars could differ. Finally, given this last point, no feedback was given to the participant following each trial. However, a mask

still appeared during one second between each trial. The mask was the same as the one described previously.

Results and discussion

An independent-measures t-test was conducted here to test for an accuracy difference between the two groups. However, given a ceiling effect was already observed for classification learners at the end of the training phase, an angular transformation was applied on the accuracy percentages. This procedure extends the extremities of the scale so that values at the ceiling are allowed more variability (see Cousineau, 2009). The t-test showed a significant difference between the two learning groups ($t(18) = 2.14$, $p < 0.05$, Cohen's $d = 0.93$). As illustrated in Figure 3, classification learners ($M = 0.98$, $SD = 0.019$) performed better than inference learners ($M = 0.85$, $SD = 0.25$) in the classification transfer task.

(Insert Figure 3 here)

Thus, when forming representations of implicit categories, it appears that classification learners include more diagnostic information in their category representations than inference learners do. This result can thus be generalized to the context of both implicit and explicit categories.

Experiment 2

The second experiment tested if classification-learners integrate as many typical dimensions as classification-learners do in the context of implicit

categories. Chin-Parker and Ross (2004) observed that inference learners did integrate more typical dimensions when forming category representations than classification learners, but in the context of explicit categories.

Method

Participants. Twenty University of Montreal students, ten men and ten women aged between 19 and 30, participated in this experiment for a financial retribution of 10 CAN\$. Half of these participants performed a classification training task, whereas the other half performed an inference training task. All twenty subjects performed an inference transfer task immediately after finishing the training task.

Materials. The stimuli were generated in the same manner as in Experiment 1. Each stimulus was presented within a 600 X 600 pixels frame on a 15 inches computer screen with a 28.5 degrees visual angle. Also, 150 of the 200 exemplars created for each category were used as training stimuli, while the remaining 50 exemplars per category were used as transfer stimuli. The set of four categories was different for each participant.

Procedure. The training task for both classification learners and inference learners was the same as in Experiment 1.

200 new exemplars (50 for each of the four categories) were presented to all twenty participants in an inference transfer task, one exemplar per trial; the participant was given the opportunity to take a break after each series of forty trials. Before the transfer task began, the subject was told that on each

trial, a dot-pattern would be presented, along with the name of its category (“1”, “2”, “3” or “4”). The participant was also told that one of the nine dots composing the stimulus had been erased. The participant was asked to indicate the position of the missing dot by pointing and clicking with the mouse as precisely and as quickly as possible. The participant was also told that the categories would be the same as those used in the training phase, but that the exemplars could differ. Finally, given this last point, no feedback was given to the participant following each trial. However, a mask still appeared during one second between each trial. The mask was the same as the one described in Experiment 1.

Results and discussion

An independent-measures t-test was performed to test for a difference between classification learners and inference learners regarding their accuracy – distance between the location of the click and the real location of the missing dot – in an inference transfer task. No difference was found between the two learning groups ($t(18) = 1.54$, $p = 0.14$), the mean distance being 109.27 pixels ($SD = 32.50$) in the classification training group and 82.60 pixels ($SD = 43.90$) in the inference training group.

Contrary to Chin-Parker and Ross’ (2004) results, it would appear that in the context of categories with continuous dimensions, inference learners do not perform better than classification learners in an inference transfer task. However, as mentioned earlier, there is a very large number of possible

dimensions that may have been integrated by subjects while forming their category representations (absolute position of the dots, relative positions of pairs of dots, configuration of triplets of dots, etc.). Hence, it could be argued that inference learners have actually integrated more typical correlations within each category even though they are not more precise than classification learners at positioning the missing dots. Experiment 3 was designed in order to verify that last hypothesis.

Experiment 3

If inference learners do integrate more typical correlations than classification learners, their performance in a classification transfer task should not be as affected by missing information than that of classification learners. Indeed, inference learners should then possess more resources (i.e. integrated complex dimensions) to overcome the missing information. Hence, in the third experiment, classification learners and inference learners both performed a classification transfer task where three of the nine dots composing each exemplar were randomly deleted. Results in the transfer task were compared to those of Experiment 1, where classification learners and inference learners transferred on a classification with no dots missing. The objective is to test if classification learners' performance will be more affected by the missing information than that of inference learners.

Method

Participants. Twenty University of Montreal students, ten men and ten women aged between 20 and 33, participated in this experiment for a financial retribution of 10 CAN\$. Half of these participants performed a classification training task, whereas the other half performed an inference training task. Immediately after finishing the training task, all twenty subjects performed a classification transfer task where three dots had been randomly removed from each exemplar.

Materials. The stimuli were generated in the same manner as in Experiment 1. Each stimulus was presented within a 600 X 600 pixels frame on a 15 inches computer screen with a 28.5 degrees visual angle. Also, 150 of the 200 exemplars created for each category were used as training stimuli, while the remaining 50 exemplars per category were used as transfer stimuli. Three dots were randomly removed from each of the 200 transfer stimuli. The set of four categories was different for each participant.

Procedure. The training task for both classification learners and inference learners was the same as in Experiment 1.

200 new exemplars (50 for each of the four categories) were presented to all twenty participants in a classification transfer task, one exemplar per trial; the participant was given the opportunity to take a break after each series of

forty trials. Before the transfer task began, the subject was told that on each trial, a dot-pattern would be presented and that he (or she) had to enter as precisely and as quickly as possible the name of its category. For doing so, the subject had to press the appropriate key on the keyboard (“1”, “2”, “3” or “4”). The subject was also told that the categories would be the same as those used in the training phase, but that the exemplars could differ. Moreover, the subject was told that three dots had been randomly deleted from each exemplar. Finally, no feedback was given to the participant following each trial. However, a mask still appeared during one second between each trial. The mask was the same as the one described in Experiment 1.

Results and discussion

Data from experiment 1 along with those of Experiment 3 were analysed altogether. A two-factor ANOVA was conducted with a first factor being the training task (classification vs. inference) and the second factor being the transfer task (classification with all nine dots present vs. classification with three missing dots). The analysis of variance was performed on the accuracy of classification during the transfer task. As in Experiment 1, since performance of classification learners was at ceiling during the classification transfer task without missing dots, an angular transformation was applied on the accuracy percentages in order to extend the extremities of the scale so that values at the ceiling were allowed more variability (see Cousineau, 2009). The ANOVA showed an interaction between the two factors ($F(1,36) = 4.478, p < 0.05, \eta^2 =$

0.11). Simple effects of the transfer task were found both within classification learners ($F(1,36) = 37.98, p < 0.05$) and inference learners ($F(1,36) = 10.05, p < 0.05$). However, the effect size was a lot larger within classification learners ($\eta^2 = 0.51$) where the classification accuracy in the transfer task with three missing dots was 33% lower ($M = 0.65, SD = 0.12$) than in the transfer task with all nine dots present ($M = 0.98, SD = 0.019$). Indeed, within inference learners, the classification accuracy only dropped by 18% from the transfer task with all nine dots present ($M = 0.85, SD = 0.25$) to the one with three missing dots ($M = 0.67, SD = 0.13$). Turning simple effects around, it can be seen that while there is a statistically significant difference between classification learners and inference learners within the classification transfer task with all nine dots present ($F(1,36) = 6.65, p < 0.05, \eta^2 = 0.16$), there is no statistically significant difference between the two types of learning within the transfer task with three missing dots ($p = 0.68$). This pattern of result is illustrated in Figure 4.

(Insert Figure 4 here)

Thus, it appears that classification learners are more affected than inference learners by missing information in a classification transfer task. It is proposed here that this difference is due to the fact that classification learners did not integrate as many complex typical dimensions as inference learners did. Thereby, they lacked more resources (integrated dimensions) than inference learners to overcome the decrease in the amount of information provided.

General Discussion

The pattern of results obtained through Experiments 1, 2 and 3, along with the one obtained by Chin-Parker and Ross (2004) supports the hypothesis of the existence of two distinct category-learning systems, one explicit and one implicit. Indeed, in the context of implicit, non-verbalizable rules, classification learners did integrate as many perceptual prototypical information as inference learners did. However, in the context of explicit categories, Chin-Parker and Ross (2004) observed that inference learners did integrate more perceptual prototypical information than classification learners. Also, as Experiments 1 and 3 have shown respectively, classification-learners did integrate more diagnostic complex dimensions than inference learners and inference-learners did integrate more typical complex dimensions than classification learners. Since these two observations were also reported by Chin-Parker and Ross (2004), it is plausible that these goal-oriented commonalities between the two systems reflect optimally adapted responses to the environment. That being said, the process by which these goals are reached appear to differ between the two systems. While it seems exemplars from explicit categories are perceptually dissected by language, each exemplar from implicit categories appear to be perceptually integrated in a more holistic manner before being separated procedurally.

Implications for categorization theories

Most theories in the categorization field and the models reflecting them have acquired great power in explaining empirical data. However, these models have almost never been tested outside a classification paradigm. Verifying each model's ability to account for the pattern of results observed here and in Chin-Parker and Ross (2004) – that is within a paradigm that includes classification-learning and inference-learning of explicit and implicit categories – is beyond the scope of the article presented here. The main goal of this paper is to contribute to a more exhaustive documentation about the effects that need to be accounted for by the different models. Indeed, it appears there is a need for new journals which would focus on building repertoires of all effects that need to be adequately explained by any credible model within a given field of research. With the increasing amount of publications, opposing models often tend to overlap very slightly regarding the effects explained. These journals would then facilitate (1) the comparison of opposing models, (2) the creation of more generalized models and (3) a 360° radial increase of knowledge from center towards out instead of criss-crossing trajectories.

In the mean time, the study presented here permitted to document the pattern of effects observed between classification-learners and inference-learners in an inference transfer task, a classification transfer task and a classification transfer task with missing information, all within the context of implicit categories.

References

- Ashby, F. G. (1992). Multidimensional models of categorization. In Ashby (Ed.), *Multidimensional models of perception and cognition*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Ashby, F. G., & Gott, R. E. (1988). Decision rules in the perception and categorization of multidimensional stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *14*, 33-53.
- Ashby, F. G., & Maddox W. T. (1990). Integrating information from separable psychological dimensions. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, *16*, 598-612.
- Ashby, F. G., & Maddox W. T. (1992). Complex decision rules in categorization: Contrasting novice and experienced performance. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, *18*, 50-71.
- Ashby, F. G., & Townsend, J. T. (1986). Varieties of perceptual independence. *Psychological Review*, *93*, 154-179.
- Chin-Parker, S., & Ross, B. H. (2004). Diagnosticity and prototypicality in category learning: A comparison of inference learning and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *30*, 216-226.
- Cousineau, D. (2009). *Panorama des statistiques pour psychologues*. Bruxelles : Éditions De Boeck Université.
- Estes, W. K. (1986). Array models for category learning. *Cognitive Psychology*, *18*, 500-549.
- Goldstone, R. L. (1996). Isolated and Interrelated Concepts. *Memory & Cognition*, *24*, 608-628.
- Hintzman, D. L. (1986). "Schema abstraction" in a multiple-trace memory model. *Psychological Review*, *93*, 411-428.

- Homa, D., & Vosburgh, R. (1976). Category breadth and the abstraction of prototypical information. *Journal of Experimental Psychology: Human learning and Memory*, 2, 322-330.
- Maddox, W. T., & Ashby, F. G. (2004). Dissociating explicit and procedural-learning based systems of perceptual category learning. *Behavioural Processes*, 66, 309-332.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, 85, 207-238.
- Nosofsky, R.M. (1986). Attention, similarity and the identification-categorization relationship, *Journal of Experimental Psychology: General*, 115, 39-57.
- Posner, M. I., Goldsmith, R., & Welton, K. E., Jr. (1967). Perceived distance and the classification of distorted patterns. *Journal of Experimental Psychology*, 73, 28-38.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1968). On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, 77, 353-363.
- Reed, S. K. (1972). Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychologist*, 3, 382-407.
- Smith, J. D., Murray, M. J., Jr., & Minda, J. P. (1997). Straight talk about linear separability. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory & Cognition*, 23, 659-680.

Chapitre 3 : L'effet de rehaussement de la tendance centrale: mode, médiane ou moyenne.

Les objectifs 2 et 3 présentés dans l'introduction seront maintenant abordés. Pour ce faire, deux expériences seront présentées. Dans la première, les participants ont effectué une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. L'objectif 2, qui est de vérifier si un effet de rehaussement de la tendance centrale physique peut être observé dans le cadre d'une tâche d'inférences, sera alors adressé. Cette expérience sera dénommée Expérience 4, de manière à éviter des confusions éventuelles avec les tâches présentées au chapitre 2. Dans une autre expérience, l'Expérience 5, les participants ont effectué une tâche d'apprentissage de catégories par classifications. L'objectif 3, qui consiste à distinguer un effet de rehaussement du mode d'un effet de la médiane et d'un effet de la moyenne, sera ainsi examiné à travers les résultats des Expériences 4 et 5. Pour ce faire, la distribution de probabilités utilisée dans ces deux expériences est la même, soit une distribution Beta positivement asymétrique – paramètres $\alpha = 1.01$ et $\beta = 5.25$. De par son asymétrie, cette distribution permet de différencier les valeurs modale, médiane et moyenne. L'effet de rehaussement de chacune de ces valeurs sera donc vérifié dans le cadre d'apprentissages par inférences (Expérience 4) et par classifications (Expérience 5).

Les stimuli utilisés dans le cadre des Expériences 4 et 5 sont des patrons de points bidimensionnels, tels que ceux introduits par Posner, Goldsmith et Welton (1967), bien que la procédure ayant mené à leur création soit ici légèrement différente. La procédure utilisée ici est illustrée à la Figure 1. Il s'agit de la même procédure que celle présentée dans l'article au chapitre 2 et utilisée dans le cadre des Expériences 1, 2 et 3. D'abord, neuf ensembles aléatoires comprenant chacun une rotation et une translation sont générés (Figure 1A). Les rotations et les translations sont obtenues en utilisant une distribution uniforme sur le domaine allant de 0 à 360 degrés pour les rotations et allant de -149.75 à 149.75 pixels pour les translations. Chaque ensemble comprenant une rotation et une translation est appliqué sur un plan cartésien distinct de manière à créer neuf systèmes de coordonnées d'orientation et de position aléatoires, tous situés à l'intérieur d'un plan cartésien global à deux dimensions. Ces neuf systèmes sont fixes pour une catégorie donnée et la définissent donc ainsi. Ensuite, une distribution asymétrique de probabilité Beta est utilisée de manière à produire 150 distorsions statistiques. Les distributions de type Beta sont des distributions de probabilités continues, définies sur un intervalle s'étendant de 0 à 1 – ici transféré sur intervalle s'échelonnant de 0 à 149.75 pixels. Ces distributions comporte deux paramètres positifs affectant leur forme, dénotés α et β . Lorsque ces paramètres prennent tous deux une valeur plus grande que 1.00 et ne sont pas égales, la distribution est asymétrique. Dans les Expériences 4 et 5, le paramètre α vaut 1.01 alors que le

paramètre β vaut 5.25. Pour chaque exemplaire créé, deux instances de cette distribution Beta sont générées, soit une pour l'axe des abscisses et une pour l'axe des ordonnées. Cette paire de coordonnées est alors appliquée aux neuf systèmes cartésiens de coordonnées créés plus tôt (Figure 1B). Ceci permet d'obtenir la position des neuf points qui forment le premier exemplaire d'une catégorie donnée. Les 150 paires de coordonnées tirées de la distribution Beta et appliquées aux neuf systèmes cartésiens fixés forment ainsi les 150 exemplaires d'une catégorie. Pour créer une deuxième catégories, il suffit de fixer neuf nouveaux plans cartésiens selon neuf ensembles aléatoires comportant chacun une rotation et une translation. 150 nouvelles paires d'instances sont ensuite tirées de la même distribution de probabilités Beta, puis appliquées aux neuf nouveaux plans cartésiens de manière à créer 150 exemplaires de cette nouvelle catégorie. La Figure 1C présente un exemplaire complété qui aurait pu être présenté à un participant.

Expérience 4

L'effet de rehaussement de la tendance centrale sera vérifié ici dans le cadre d'une tâche d'inférences. De plus, cet effet sera examiné pour trois valeurs, toutes représentatives du concept de *tendance centrale*, c'est-à-dire le mode, la médiane et la moyenne d'une distribution de probabilités asymétrique Beta.

Méthode

Participants. Vingt étudiants de l'université de Montréal ont participé à cette expérience, soit dix hommes et dix femmes âgés entre 19 et 30 ans, en échange d'une rétribution de 10 dollars (monnaie canadienne).

Matériel. 600 patrons de points ont été générés pour chaque participant, de la manière décrite au début de ce chapitre. Ces 600 exemplaires étaient divisés en quatre catégories, nommés « 1 », « 2 », « 3 » et « 4 ». Chaque stimulus était présenté à l'intérieur d'un cadre comportant 600 X 600 pixels, sur un écran d'ordinateur de 15 pouces, avec un angle visuel de 28.5 degrés. Les catégories différaient d'un participant à l'autre.

Procédure. Les 600 stimuli étaient présentés dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences, au rythme d'un par essai. Le participant avait l'opportunité de prendre une courte pause après chaque bloc de 40 stimuli. Avant de débiter l'expérience, le sujet était informé qu'à chaque essai, un patron de neuf points serait présenté et que le nom de sa catégorie serait indiqué (« 1 », « 2 », « 3 » ou « 4 »). Le participant était également informé qu'un des neuf points de chaque patron avait été effacé et que la tâche consistait à indiquer l'emplacement du point manquant. Il était alors expliqué au participant qu'il devait indiquer cette position en pointant l'endroit approprié sur l'écran à l'aide d'une souris d'ordinateur et en appuyant sur le bouton gauche de celle-ci pour confirmer sa réponse le plus rapidement possible.

Lorsque l'expérience débutait, les participants n'avaient jamais vu les catégories. Ce faisant, une rétroaction d'une durée de deux seconde était présentée après chaque essai. Celle-ci indiquait la position exacte du point manquant à l'intérieur d'un cercle rouge de circonférence pointillée dont le rayon avait une longueur de 7.5 pixels. Les stimuli des différentes catégories étaient présentés selon un ordre aléatoire. Enfin, un masque d'une durée d'une seconde était présenté suite à chaque rétroaction. Le masque demeurait le même à travers l'expérience et correspondait à une superposition de dix quadrillages sinusoïdales d'orientations et de fréquences aléatoires.

Résultats et discussion

Les participants ont été testés quant à la précision de leurs réponses sur les 50 derniers exemplaires de chaque catégorie, ainsi que sur leurs temps de réponse pour ces mêmes exemplaires. À chacun de ces essais, la performance était mesurée selon la distance en pixels entre la position indiquée par le participant et la position réelle du point manquant. Afin de vérifier si un effet de rehaussement du mode était présent, les stimuli ont été séparés en quatre niveaux selon leur distance au stimulus modal. Ainsi, tous les exemplaires dont la distorsion par rapport au mode était inférieure à 15 pixels ont été regroupés dans le niveau « Très près du mode » (TP-Mo), tous ceux dont la distorsion se situait entre 15 et 30 pixels du mode ont été regroupés dans le niveau « Près du mode » (P-Mo), ceux dont la distorsion se situait entre 30 et 45 pixels du mode

ont été regroupés dans le niveau « Loin du mode » (L-Mo) et enfin ceux dont la distorsion se situait entre 45 et 60 pixels du mode ont été regroupés dans le niveau « Très loin du mode » (TL-Mo). De la même manière, tous les exemplaires ont été séparés en quatre niveaux selon leur distorsion par rapport à la moyenne, soit les niveaux TP-Mn (moins de 15 pixels), P-Mn (15 à 30 pixels), L-Mn (30 à 45 pixels) et TL-Mn (45 à 60 pixels). Enfin, tous les exemplaires ont également été séparés en quatre groupes selon leur distorsion par rapport à la médiane, soit les niveaux TP-Md (moins de 15 pixels), P-Md (15 à 30 pixels), L-Md (30 à 45 pixels) et TL-Md (45 à 60 pixels).

Mode. La Figure 5 présente la précision moyenne – distance en pixels entre la position indiquée par le participant et la position réelle – en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode de la distribution. Une analyse de variances à mesures repérées a été effectuée afin de vérifier s’il existait une différence entre les niveaux ($F(3, 57) = 7.36, p < 0.01, \eta^2 = 0.28$) – les résultats ont également été vérifiés ici et pour les analyses qui suivent en utilisant la correction Greenhouse-Geisser pour mesures répétées sans différences qualitatives. Un test de contrastes a démontré que les réponses au niveau TP-Mo ont été moins précises que celles au niveau P-Mo. En outre, la précision des réponses au niveau P-Mo ne différait pas de celle observée au niveau L-Mo et les réponses à ce dernier niveau étaient plus précises que celles au niveau TL-Mo. Ainsi, il semble que le mode ne présente pas d’effet de rehaussement.

(Insérer la Figure 5 ici)

Moyenne. La Figure 6 présente la distance moyenne des réponses des participants à la position réelle du point manquant en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne de la distribution. Une analyse de variances à mesures répétées ($F(3, 57) = 32.87, p < 0.001, \eta^2 = 0.63$), suivie d'un test de contrastes a permis d'observer une amélioration entre chacun des niveaux de distorsion, alors que le celui passait de TL-Mn à L-Mn, puis à P-Mn et enfin à TP-Mn. Ainsi, il apparaît que la moyenne de la distribution présente un effet de rehaussement.

(Insérer la Figure 6 ici)

Médiane. La Figure 7 présente la distance moyenne des réponses des participants à la position réelle du point manquant en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane de la distribution. Une analyse de variances à mesures répétées ($F(3, 57) = 31.83, p < 0.001, \eta^2 = 0.63$), suivie d'un test de contrastes a permis d'observer une amélioration entre chacun des niveaux de distorsion, alors que celui-ci passait de TL-Md à L-Md, puis à P-Md et enfin à TP-Md. Ainsi, il apparaît que comme la moyenne, la médiane de la distribution présente un effet de rehaussement.

(Insérer la Figure 7 ici)

Ainsi, non seulement un effet de rehaussement de la tendance centrale a pu être observé dans la tâche d'apprentissage de catégories par inférences, mais

cet effet s'est manifesté à la fois pour la médiane et pour la moyenne de la distribution. Il est à noter que l'asymétrie de la distribution ne permettait pas d'atteindre le même niveau de dissociation entre la médiane et la moyenne qu'entre le mode et la médiane. Étant donné qu'au meilleur de la connaissance de l'auteur aucun effet de la médiane n'ait été documenté jusqu'ici, l'asymétrie choisie visait à maximiser la différence entre le mode et la moyenne (33.67 pixels). Ce faisant, la distance entre la médiane et la moyenne n'a pu être élevée au-delà de 7.66 pixels. Advenant que ces deux mesures de tendance centrale présentent tous les deux un effet de rehaussement à l'Expérience 5, soit dans le cadre d'une tâche de classification, une nouvelle expérience s'avérerait nécessaire où la médiane et la moyenne seraient davantage séparées. Toutefois, il demeure possible que la valeur à la source de l'effet de rehaussement soit davantage ambiguë dans le contexte d'une tâche d'inférences. En effet, l'article présenté au chapitre 2 a permis d'observer que lors de l'apprentissage de catégories implicites, une tâche d'inférences mène à des représentations catégorielles contenant moins de dimensions diagnostiques qu'une tâche de classification. Ce faisant, il est plausible qu'un chevauchement entre deux catégories amène le participant à intégrer de l'information provenant d'exemplaires de la catégorie « 2 » dans sa représentation de la catégorie « 1 ». Ce faisant, l'exemplaire moyen et l'exemplaire médian sont tous deux déviés de leur valeur théorique. Ceci pourrait alors expliquer l'ambiguïté des résultats observés à l'Expérience 4. Enfin, l'article présenté au chapitre 2 a également

démontré que les participants qui apprennent des catégories implicites à travers une tâche de classification intègrent suffisamment d'information diagnostique pour maximiser leur performance – et donc distinguer les différentes catégories. Il s'ensuit que si l'ambiguïté devait persister à l'Expérience 5 dans le cadre d'une tâche de classification, l'hypothèse selon laquelle cette ambiguïté serait due au chevauchement entre les différentes catégories dans l'espace psychologique ne serait pas supportée.

Expérience 5

L'effet de rehaussement de la tendance centrale sera vérifié ici dans le cadre d'une tâche de classifications. De plus, cet effet sera examiné pour trois valeurs, toutes représentatives du concept de *tendance centrale*, c'est-à-dire le mode, la médiane et la moyenne d'une distribution de probabilités asymétrique Beta.

Méthode

Participants. Vingt étudiants de l'université de Montréal ont participé à cette expérience, soit dix hommes et dix femmes âgés entre 18 et 43 ans, en échange d'une rétribution de 10 dollars (monnaie canadienne).

Matériel. Le matériel est le même que celui présenté à l'Expérience 4. Aussi, comme lors de cette dernière, les neufs ensembles comportant les

rotations et translations définissant chaque catégorie étaient générés aléatoirement et différaient d'un participant à l'autre.

Procédure. Les 600 stimuli étaient présentés dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences, au rythme d'un par essai. Le participant avait l'opportunité de prendre une courte pause après chaque bloc de 40 stimuli. Avant de débiter l'expérience, le sujet était informé qu'à chaque essai, un patron de neuf points serait présenté et que la tâche consistait à indiquer le nom de la catégorie à laquelle il appartenait. Il était alors expliqué au participant que pour répondre, il devait appuyer sur la touche correspondante du clavier (« 1 », « 2 », « 3 » ou « 4 ») le plus rapidement possible. Lorsque l'expérience débutait, les participants n'avaient jamais vu les catégories. Une rétroaction d'une durée de deux seconde était donc présentée après chaque essai. Celle-ci indiquait le nom de la catégorie correcte. Les stimuli des différentes catégories étaient présentés selon un ordre aléatoire. Enfin, un masque d'une durée d'une seconde était présenté suite à chaque rétroaction. Le masque demeurait le même à travers l'expérience et était le même que celui décrit à l'Expérience 4.

Résultats et discussion

Comme les participants ont rapidement présenté un effet de plafond quant à leur pourcentage de succès de classification, les résultats des participants ont été analysés quant à leurs temps de réponses sur les 50 derniers

exemplaires de chaque catégorie – uniquement pour les bonnes réponses. Afin de vérifier si un effet de rehaussement d'une tendance centrale était présent, les stimuli ont été séparés en quatre niveaux de distorsion par rapport au mode, par rapport à la médiane, puis par rapport à la moyenne, de la même manière qu'à l'Expérience 4.

Mode. La Figure 8 présente les temps de réponses moyens – pour les bonnes réponses – en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode de la distribution. Une analyse de variance à mesures repérées a été effectuée pour vérifier s'il existait une différence entre les niveaux ($F(3, 57) = 4.70, p < 0.01, \eta^2 = 0.46$). Un test de contraste a démontré que les temps de réponses au niveau TP-Mo étaient plus lents que ceux au niveau P-Mo. Aussi, les temps de réponses au niveau P-Mo étaient plus rapides que ceux au niveau L-Mo, qui ne différaient pas de ceux du niveau TL-Mo. Il apparaît donc que tel qu'observé dans la tâche d'inférences, le mode ne présente pas d'effet de rehaussement dans la tâche de classifications.

(Insérer la Figure 8 ici)

Moyenne. La Figure 9 présente les temps de réponses moyens des participants – pour les bonnes réponses – en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne de la distribution. Une analyse de variances à mesures répétées ($F(3, 57) = 21.59, p < 0.001, \eta^2 = 0.53$), suivie d'un test de contrastes ont permis d'observer une diminution des temps de réponses alors que le niveau

de distorsion passait de TL-Mn à L-Mn, puis à P-Mn. Toutefois, aucune différence significative n'a été trouvée entre les niveaux P-Mn et TP-Mn. Ainsi, il apparaît que contrairement à ce qui a été observé lors de la tâche d'inférences, la moyenne de la distribution ne présente pas un effet de rehaussement dans le cadre de la tâche de classifications.

(Insérer la Figure 9 ici)

Médiane. La Figure 10 présente les temps de réponses moyens des participants – pour les bonnes réponses – en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane de la distribution. Une analyse de variances à mesures répétées ($F(3, 57) = 13.69, p < 0.001, \eta^2 = 0.42$), suivie d'un test de contrastes ont permis d'observer une diminution des temps de réponses entre chacun des niveaux de distorsion, alors que celui-ci passait de TL-Md à L-Md, puis à P-Md et enfin à TP-Md. Ainsi, seule la médiane de la distribution présente un effet de rehaussement dans la tâche d'inférences et dans la tâche de classifications.

(Insérer la Figure 10 ici)

Les résultats observés dans la tâche de classifications ont permis d'observer l'effet de rehaussement de la tendance centrale généralement rapporté dans la documentation. De plus, ces données ont également permis de préciser que l'effet de rehaussement de la tendance centrale généralement observé semble être associé à la médiane de la distribution des exemplaires. Ainsi, dans le contexte d'un apprentissage par classifications, la moyenne n'a

pas été en mesure de présenter un effet de rehaussement similaire à celui observé à l'Expérience 4. Ceci permet de supporter l'hypothèse selon laquelle l'ambiguïté des résultats présentés à l'Expérience 4 serait le reflet d'un chevauchement des catégories dans les représentations formées à travers une tâche d'inférences.

Résumé du chapitre

Les deux objectifs présentés au chapitre 3 étaient respectivement de vérifier si un effet de rehaussement de la tendance centrale peut être observé dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences et d'examiner à quelle mesure de tendance centrale (mode, médiane ou moyenne) est associé ce type d'effet.

D'abord, un effet de rehaussement de la tendance centrale a bel et bien été observé dans la tâche d'inférences de l'Expérience 4. Toutefois, tant la médiane que la moyenne ont été en mesure de présenter l'effet en question. Étant donné les considérations méthodologiques discutées plus haut, la médiane et la moyenne étaient relativement près l'une de l'autre dans la distribution Beta utilisée pour générer les exemplaires. Malgré tout, l'Expérience 5 a pu démontrer qu'à l'intérieur d'une tâche d'apprentissage de catégories par classifications, seule la médiane présente un effet de rehaussement. Cette observation supporte l'hypothèse selon laquelle l'ambiguïté rapportée à l'Expérience 4 reflète le chevauchement de catégories dans les représentations

des participants lors d'une tâche d'apprentissage par inférences. Cette hypothèse est également supportée par les résultats présentés dans l'article au chapitre 2, lesquelles ont relevé que dans le contexte de catégories implicites, une tâche de classifications mène à l'intégration de dimensions diagnostiques alors qu'une tâche d'inférences entraîne l'intégration de dimensions typiques, sans considérations pour leur diagnosticité. Néanmoins, il serait pertinent dans une étude future d'utiliser une tâche d'inférences dans un contexte où les catégories différencieraient davantage entre elles ou dans le contexte d'une seule nouvelle catégorie. Ceci permettrait de vérifier si la médiane s'avérerait réellement la seule mesure de tendance centrale à présenter un effet de rehaussement à l'intérieur d'une tâche d'inférences.

Chapitre 4 : Discussion générale

Dans un premier temps, un retour sera effectué sur les résultats présentés dans l'article au chapitre 2. Ensuite, les résultats des Expériences 4 et 5 présentés au chapitre 3 seront discutés. Enfin, les implications de ces résultats pour les trois théories exposées dans l'introduction, soit la théorie des prototypes, des exemplaires et des frontières décisionnelles seront abordées.

Typicalité et diagnosticité des représentations de catégories implicites

L'article présenté au chapitre 2 avait pour principal objectif de vérifier si les résultats de Chin-Parker et Ross (2004) sont généralisables au contexte de catégories implicites. D'abord, les résultats observés à l'Expérience 1 de l'article du chapitre 2 ont démontré qu'une tâche d'apprentissage par classifications mène davantage à l'intégration de dimensions diagnostiques qu'une tâche d'apprentissage par inférences. Cette première observation se généralise donc au domaine des catégories explicites et implicites. Ensuite, les résultats présentés à l'Expérience 2 ont permis d'observer qu'une tâche d'apprentissage par classifications entraîne des représentations incluant autant d'éléments perceptuels typiques qu'une tâche d'apprentissage par inférences. Ce résultat diffère de celui obtenu par Chin-Parker et Ross (2004). Enfin, l'Expérience 3 a démontré qu'un apprentissage par inférences mène néanmoins

à des représentations contenant davantage de dimensions psychologiques complexes typiques qu'une tâche d'apprentissage par classifications.

Ainsi, si les deux résultats principaux présentés dans l'étude de Chin-Parker et Ross (2004) semblent se généraliser au contexte de catégories implicites, le processus par lequel ces représentations sont formées paraît différer. D'abord, dans le contexte de catégories explicites, l'apprentissage par inférences mène à l'intégration d'une plus grande quantité d'informations perceptuelles typiques que l'apprentissage par classifications. Or, dans le contexte de catégories implicites, l'apprentissage par inférences mène à l'intégration d'une quantité d'informations perceptuelles typiques similaire à l'apprentissage par classifications. Ceci supporte l'hypothèse de deux systèmes d'acquisition des catégories, soit un système implicite procédural qui intègre automatiquement l'ensemble de l'information perceptuelle en dimensions psychologiques et un système explicite qui intègre uniquement l'information relative aux règles verbalisables pertinentes. En outre, l'Expérience 3 a tout de même démontré que le système implicite procédural permettait la même distinction que le système explicite entre les deux types d'apprentissage en ce qui a trait aux dimensions complexes représentées dans l'espace psychologique.

Un effet de rehaussement de la médiane?

L'Expérience 4 présentée au chapitre 3 avait pour premier objectif de vérifier si un effet de rehaussement de la tendance centrale pouvait être observé

dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. L'Expérience 4 a permis d'observer cet effet dans ce type de tâche. De plus, les Expérience 4 et 5 avaient pour objectif commun de vérifier auquel du mode, de la médiane ou de la moyenne est associé l'effet de rehaussement de la tendance centrale. D'abord, l'Expérience 4 a présenté un effet de rehaussement de la médiane et un effet de rehaussement de la moyenne dans le cadre d'une tâche d'apprentissage par inférences. Ensuite, l'Expérience 5 n'a exposé qu'un effet de rehaussement de la médiane dans le contexte d'une tâche d'apprentissage par classifications. En conjonction avec les résultats obtenus à l'Expérience 1 présentée dans l'article au chapitre 2, l'hypothèse selon laquelle l'ambiguïté observée à l'Expérience 4 est le reflet d'un chevauchement de catégories dans les représentations des participants a été émise. Ce faisant, il a été suggéré pour des études futures de vérifier si l'effet de rehaussement de la médiane dans une tâche d'apprentissage par inférences serait plus clair si les catégories différaient davantage entre elles ou si une seule catégorie était utilisée. Pour la suite de la discussion, l'effet de rehaussement de la médiane fera donc principalement référence à celui observé dans le cadre de l'Expérience 5 – dans le cadre d'une tâche de classifications.

Au meilleur des connaissances de l'auteur de ce texte, un effet de rehaussement de la médiane n'a jamais été directement rapporté dans la documentation. Toutefois, aucune étude n'avait jusqu'ici volontairement séparé les trois mesures de tendance centrale pour chercher à les différencier selon un

effet de rehaussement. Il sera proposé ici que cette observation pourrait s'expliquer par un effet de distance-densité. Cette hypothèse est basée sur un article de Krumhansl (1978), où l'auteur a démontré qu'une augmentation de la densité – fréquence – des stimuli dans un espace donné peut entraîner une augmentation de leur dissimilarité dans l'espace psychologique.

L'effet distance-densité

Il est généralement accepté que la distance entre deux stimuli dans l'espace psychologique n'est pas nécessairement la même que dans l'espace physique. Lorsque les représentations catégorielles sont créées dans l'espace psychologique, les dimensions qui permettent de regrouper les stimuli de manière optimale sont sélectionnées – selon la plus grande similarité intra-catégorielle possible dans l'apprentissage par classifications et l'apprentissage par inférences et selon la plus faible similarité intra-catégorielle possible dans l'apprentissage par classifications. Alors que ce processus de sélection dimensionnelle peut être ardu quand vient le temps de regrouper des exemplaires d'une même catégorie qui sont très éloignés l'un de l'autre dans l'espace physique, il est souvent trivial pour des exemplaires qui sont très près l'un de l'autre dans ce même espace physique. En effet, les exemplaires qui sont très près l'un l'autre dans l'espace physique devraient être également très près l'un de l'autre dans l'espace psychologique peu importent les dimensions sélectionnées. Toutefois, alors que le nombre de dimensions intégrées augmente

durant la recherche de dimensions permettant de rapprocher des exemplaires plus éloignés dans l'espace physique, les exemplaires très rapprochés s'éloignent inévitablement dans un espace psychologique multidimensionnel – suivant les lois de la géométrie. En effet, chacune de ces dimensions a de fortes chances d'être pertinente pour les exemplaires très rapprochés dans l'espace physique. Au même moment, la probabilité que chacune de ces dimensions soit pertinente pour les exemplaires plus éloignés dans l'espace physique est beaucoup moins élevée. Ceux-ci s'éloignent donc beaucoup moins l'un de l'autre dans le même espace psychologique multidimensionnel. Aussi, Krumhansl (1978) a observé qu'à distances physiques égales, les paires d'exemplaires provenant de régions physiques très denses – avec une haute fréquence d'exemplaires –, étaient jugés moins similaires par les participants que les paires d'exemplaires provenant de régions physiques peu denses – avec une basse fréquence d'exemplaires.

Il est donc proposé ici que l'effet de rehaussement de la médiane physique observée à l'Expérience 5 reflète l'effet de distance-densité démontré par Krumhansl (1978), selon un processus similaire à celui qui vient d'être décrit. En effet, la distance entre deux stimuli dans l'espace psychologique s'éloigne d'autant plus de leur distance physique que cette distance physique est dense. Ce faisant, au fur et à mesure que le processus d'intégration de dimensions progresse, les distances psychologiques multidimensionnelles entre toutes les paires de stimuli voisins devraient tendre vers une même valeur. Il

s'ensuit que le point d'équilibre devrait tendre vers le centroïde de l'espace multidimensionnel psychologique et du même coup vers la médiane de l'espace physique.

Implications pour les trois théories

La théorie des frontières décisionnelles

Les résultats obtenus à l'Expérience 1 représentent un problème pour la théorie des frontières décisionnelles. En effet, puisque la théorie est basée sur le principe d'un classificateur optimal (voir Ashby et Gott, 1988), un apprentissage par inférences ne devrait pas mener à des représentations moins diagnostiques qu'un apprentissage par classifications. Or, c'est pourtant ce qui a été observé à l'Expérience 1 dans le contexte de catégories implicites et dans l'étude de Chin-Parker et Ross (2004) dans le cadre de catégories explicites. Il apparaît donc qu'aucun des deux systèmes proposés par Maddox et Ashby (2004) – implicite et explicite – ne soit en mesure d'offrir un mode de représentation par frontières décisionnelles qui puisse expliquer ces résultats.

En outre, puisque la théorie ne peut expliquer l'absence d'informations diagnostiques dans la tâche d'apprentissage par inférences, sa capacité à y expliquer l'effet de rehaussement de la tendance centrale observée à l'Expérience 4 ne sera pas abordée ici. Les orientations futures de la théorie à l'intérieur du système implicite seront plutôt discutées.

Le système implicite postulé par Maddox et Ashby (2004) serait de nature procédurale. Or, les auteurs ont développé la théorie des frontières décisionnelles dans le cadre de paradigmes utilisant presque exclusivement des tâches d'apprentissage par classification. Il est donc très plausible que de manière plus générale, ce système procédural cherche simplement à maximiser la performance et non la classification en tant que telle. Ce faisant, il est tout aussi vraisemblable que dans une tâche d'apprentissage par inférences les frontières optimales soient disposées de telle manière que les régions occupées par les différentes représentations se chevauchent dans l'espace psychologique. Si cette hypothèse devait être avérée, ceci illustrerait l'importance d'explorer les différents types de tâches d'apprentissage, tel que mentionné dans l'article au chapitre 2 et tel qu'argumenté par plusieurs chercheurs (voir Chin-Parker et Ross, 2004). De plus, cette généralisation de la théorie en conjonction avec l'effet de distance-densité pourrait très facilement expliquer l'effet de rehaussement de la médiane observé aux Expériences 4 et 5 ainsi que l'ambiguïté médiane-moyenne décrite à l'Expérience 4.

La théorie des exemplaires

Contrairement à la théorie des frontières décisionnelles, la théorie des exemplaires n'a pas de difficulté à expliquer les résultats de l'expérience 1. En effet, le paramètre attentionnel utilisé dans la sélection des dimensions pertinentes permet de prédire qu'une tâche de classification mènera à des

représentations plus diagnostiques qu'un apprentissage par inférences. Toutefois, la théorie n'est pas en mesure d'expliquer les résultats de l'Expériences 4. En effet, l'hypothèse émise par Palmeri et Nosofsky (2001) pour expliquer l'effet de rehaussement de la tendance centrale physique propose que cet effet est dû à un déplacement de la tendance centrale physique vers un point extrême dans l'espace psychologique et que ce déplacement est le résultat de la sélection de dimensions diagnostiques. Or, dans l'Expérience 4, un effet de rehaussement a été observé dans le cadre d'une tâche d'apprentissage par inférences. De plus, l'Expérience 1 a démontré qu'une tâche d'apprentissage par inférence ne mène pas à la sélection de dimensions diagnostiques. Ainsi, dans le cadre du patron de résultats observé ici, cette hypothèse est invalidée.

Dans le même article, ces auteurs ont toutefois mentionné la possibilité que le déplacement de la tendance centrale physique vers un point extrême psychologique, lequel est observé à l'aide d'une solution MDS, puisse être un épiphénomène du jugement prototypique que font les participants de la tendance centrale de chaque catégorie et ne pas refléter leur position réelle dans l'espace psychologique. Cette éventualité n'a pas été développée davantage par ces auteurs et serait susceptible d'invalider la théorie des exemplaires. En effet, Palmer et Nosofsky (2001) ont exprimé que si un effet de rehaussement de la tendance centrale physique devait survenir sans que celle-ci ne corresponde à un point extrême dans l'espace psychologique, la théorie s'en trouverait

invalidée. Le patron de résultats présenté ici semble pointer vers une telle conclusion.

Des études futures devront toutefois démontrer hors de tout doute raisonnable que ce déplacement ne s'effectue pas systématiquement. L'étude présentée ici n'a pas récolté de solution MDS étant donné le nombre de comparaisons impliquées par la quantité d'exemplaires utilisés. En effet, dans les Expériences 4 et 5, lesquelles comportaient 600 exemplaires par participant, 179 700 jugements de similarité auraient été nécessaires, en plus de la tâche d'apprentissage elle-même, pour récolter cette solution. Une autre approche typiquement utilisée pour trouver une solution MDS est la matrice de confusion, laquelle émerge d'une tâche d'identification. Toutefois, 179 900 essais d'identification par participant auraient encore une fois été nécessaires en plus de la tâche d'apprentissage elle-même. Ceci met en lumière un problème classique souvent contourné dans les expériences portant sur un effet de rehaussement de la tendance centrale. Puisqu'il a été démontré que celui-ci ne se manifeste qu'après un grand nombre d'essais (voir Murphy, 2002), toutes les études ayant été en mesure d'obtenir une solution MDS à travers une tâche de jugement de similarités ou une matrice de confusions ont vraisemblablement utilisé un trop petit nombre d'exemplaires. Cette situation est problématique et il apparaît important que des études futures tentent de trouver une nouvelle manière plus efficace expérimentalement afin d'évaluer la position relative des stimuli dans l'espace psychologique. Celle-ci semble en effet nécessaire afin de

tester le modèle exemplariste sur la question de l'effet de rehaussement de la tendance centrale.

La théorie des prototypes

Tout comme la théorie des exemplaires, la théorie des prototypes peut expliquer les résultats de l'Expérience 1 à l'aide du paramètre attentionnel qui se charge de sélectionner les dimensions pertinentes. De plus, la théorie est en mesure d'expliquer un effet de rehaussement de la médiane tel que celui observé aux Expériences 4 et 5 à travers un effet de distance-densité. Toutefois, comme la théorie repose sur le principe d'abstraction d'un prototype pour définir les représentations catégorielles, il est nécessaire que celui-ci soit caractérisé au-delà d'un *effet* de rehaussement d'une tendance centrale. En effet, ce rehaussement est ici décrit comme étant un épiphénomène de l'effet de distance-densité. Or, le processus d'intégration des dimensions proposé précédemment comme étant à l'origine de l'effet de distance-densité ne suppose pas l'abstraction de la médiane psychologique. En réalité, ce processus ferait en sorte que la médiane et la moyenne psychologiques convergeraient en un seul point dans l'espace multidimensionnel des représentations et ce, peu importe leurs valeurs physiques respectives. L'effet de rehaussement de la médiane physique indique donc seulement que cette convergence psychologique semble se produire à la médiane physique d'une catégorie – du moins dans une tâche d'apprentissages par classifications. Ce faisant, les caractéristiques définissant

le prototype dans l'espace psychologique demeurent ambiguës, bien qu'elles paraissent ici associées à la médiane ou à la moyenne d'une catégorie telles que localisées dans l'espace psychologique.

Des études futures devront ainsi se pencher sur une manière d'évaluer l'évolution de la position du prototype dans l'espace multidimensionnel psychologique à travers le temps – au fil des essais. Une avenue qui paraît prometteuse en ce sens consiste à faire émerger une représentation catégorielle à travers une fenêtre de bruit. Pour ce faire, un participant doit indiquer à chaque essai si un signal – ici un exemplaire d'une catégorie donnée – est présent ou non à travers l'image de bruit. En réalité, uniquement du bruit est présent à chaque essai. En appliquant une technique de corrélation inversée (« reverse corrélation ») sur le patron de réponses du participant, il est possible de voir émerger un exemplaire de la catégorie recherchée, bien qu'elle n'ait jamais été présentée à travers le bruit (voir Gosselin et Schyns, 2002; Wiener, 1958). En limitant et en contrôlant les dimensions physiques, il pourrait alors être intéressant de suivre l'évolution de la représentation reconstruite par le participant.

Conclusion

D'abord, seule la théorie des prototypes est en mesure d'expliquer l'ensemble des résultats présentés ici. Toutefois, il pourrait être argumenté que cette situation s'explique par le manque de précisions données par la théorie

quant à la caractérisation du prototype. En effet, puisque la théorie considère comme étant un prototype l'exemplaire idéal – qui devrait donc présenter le plus grand effet de rehaussement –, le support apporté à la théorie par l'observation d'un *effet* de rehaussement du prototype s'avère circulaire. Une caractérisation mieux définie du prototype qui serait indépendante de cet effet devra être clarifiée de manière à donner plus de crédibilité à la théorie.

Ensuite, la généralisation suggérée dans le cas de la théorie des frontières décisionnelles permet à celle-ci d'expliquer l'ensemble des résultats, du moins dans le contexte de catégories implicites. Celle-ci stipule que les frontières sont établies de manière à maximiser la performance selon la tâche et non invariablement selon le principe de classificateur optimal. Ce faisant, des études futures devront clarifier quelles sont les stratégies optimales dans les différentes tâches étudiées de manière à vérifier cette hypothèse.

Enfin, les résultats présentés ici semblent invalider l'hypothèse selon laquelle l'effet de rehaussement de la tendance centrale physique est dû à un déplacement de celle-ci vers un point extrême dans l'espace psychologique *étant donné la nature diagnostique des dimensions intégrées*. Ce faisant, la théorie des exemplaires devra chercher une autre manière d'expliquer ce déplacement. S'il devait être démontré dans les études futures que le déplacement ne s'effectue tout simplement pas, la théorie serait invalidée sous sa forme actuelle.

Pour terminer, il est intéressant de noter que le débat concernant la capacité de la théorie exemplariste à expliquer ce déplacement repose sur l'hypothèse – acceptée par les deux partis – qu'un déplacement est nécessaire. Or, si l'on considère l'hypothèse de la *contrainte des connaissances a priori* (e.g. Anh, 1990, 1999; Clapper, 2007; Kaplan & Murphy, 1999; Murphy & Kaplan, 2000; Wattenmaker, Dewey, D.T. Murphy, & Medin, 1986; Wisniewski, 1995), chaque nouvelle catégorie créée est d'abord et avant tout elle-même classée hiérarchiquement dans une catégorie existante. Ce faisant, bien que les patrons de points puissent physiquement se ressembler d'une catégorie expérimentale à l'autre, ils peuvent être reliés à des catégories aussi diverses qu'un avion et une souris selon les dimensions complexes intégrées dans les représentations. Pris sous cet angle, la similarité intra-catégorielle devient beaucoup plus importante que la similarité inter-catégorielle. Cette dernière risque même souvent de devenir négligeable, particulièrement dans une tâche de classification où les dimensions intégrées sont de nature diagnostique. Or, lorsque la similarité inter-catégorielle devient négligeable, l'élément présentant la plus grande similarité avec les exemplaires de sa catégorie et la plus faible avec les exemplaires des catégories voisines est la tendance centrale psychologique. Il serait donc intéressant dans un futur rapproché d'intégrer cette notion de *contraintes des connaissances a priori* aux modèles correspondant aux différentes théories en catégorisation et d'apporter les correctifs nécessaires au besoin.

Bibliographie

- Anh, W. (1990). Effects of background on family resemblance sorting. *Proceedings of the Twelfth Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 149-156). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Anh, W. (1999). Effect of causal structure on category construction. *Memory & Cognition*, 27, 1008-1023.
- Ashby, F. G. (1992). Multidimensional models of categorization. In Ashby (Ed.), *Multidimensional models of perception and cognition*. Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Ashby, F. G., Alfonso-Reese, L. A., Turken, A. U., Waldron, E. M. (1998). A neuropsychological theory of multiple systems in category learning. *Psychological Review*, 105, 442-481.
- Ashby, F. G., & Gott, R. E. (1988). Decision rules in the perception and categorization of multidimensional stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14, 33-53.
- Ashby, F. G., & Maddox W. T. (1990). Integrating information from separable psychological dimensions. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, 16, 598-612.
- Ashby, F. G., & Maddox W. T. (1992). Complex decision rules in categorization: Contrasting novice and experienced performance. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception & Performance*, 18, 50-71.
- Ashby, F. G., & Townsend, J. T. (1986). Varieties of perceptual independence. *Psychological Review*, 93, 154-179.
- Chin-Parker, S., & Ross, B. H. (2004). Diagnosticity and prototypicality in category learning: A comparison of inference learning and classification learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 30, 216-226.

- Clapper, J. P., (2007). Prior knowledge and correlational structure in unsupervised learning. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, *61*, 109-127.
- Cousineau, D. (2009). *Panorama des statistiques pour psychologues*. Bruxelles : Éditions De Boeck Université.
- Estes, W. K. (1986). Array models for category learning. *Cognitive Psychology*, *18*, 500-549.
- Fukanaga, K. (1990). *Statistical pattern recognition* (2nd ed.). San Diego, CA: Academic Press.
- Garner, W. R. (1974). *The processing of information and structure*. Erlbaum, Potomac, Wiley, New York (1974).
- Goldstone, R. L. (1996). Isolated and Interrelated Concepts. *Memory & Cognition*, *24*, 608-628.
- Gosselin, F. & Schyns, P. G. (2002). RAP: a new framework for visual categorization. *TRENDS in Cognitive Sciences*, *6*, 70-77.
- Hintzman, D. L. (1986). "Schema abstraction" in a multiple-trace memory model. *Psychological Review*, *93*, 411-428.
- Homa, D., & Vosburgh, R. (1976). Category breadth and the abstraction of prototypical information. *Journal of Experimental Psychology: Human learning and Memory*, *2*, 322-330.
- Kaplan, A. S., & Murphy, G. L. (1999). The acquisition of category structure in unsupervised learning. *Memory & Cognition*, *27*, 699-712.
- Maddox, W. T., & Ashby, F. G. (2004). Dissociating explicit and procedural-learning based systems of perceptual category learning. *Behavioural Processes*, *66*, 309-332.
- Medin, D. L., & Schaffer, M. M. (1978). Context theory of classification learning. *Psychological Review*, *85*, 207-238.
- Murphy, G. L. (2002). *The big book of concepts*. Cambridge, MA: MIT Press.

- Murphy, G. L., & Kaplan, A. S. (2000). Feature distribution and background knowledge in category learning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology A: Human Experimental Psychology*, *53A*, 962-982.
- Nosofsky, R.M. (1986). Attention, similarity and the identification-categorization relationship, *Journal of Experimental Psychology: General*, *115*, 39-57.
- Nosofsky, R. M. (1987). Attention and learning processes in the identification and categorization of integral stimuli. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *13*, 87-108.
- Palmeri, T. J., & Nosofsky, R. M. (2001). Central tendencies, extreme points, and prototype enhancement effects in ill-defined perceptual categorization. *Quarterly Journal of Experimental Psychology: Human Experimental Psychology*, *54A*, 197-235.
- Posner, M. I., Goldsmith, R., & Welton, K. E., Jr. (1967). Perceived distance and the classification of distorted patterns. *Journal of Experimental Psychology*, *73*, 28-38.
- Posner, M. I., & Keele, S. W. (1968). On the genesis of abstract ideas. *Journal of Experimental Psychology*, *77*, 353-363.
- Reed, S. K. (1972). Pattern recognition and categorization. *Cognitive Psychology*, *3*, 382-407.
- Schyns, P. G. (1998). Diagnostic Recognition: task constraints, object information, and their interactions. *Cognition*, *67*, 147-179.
- Smith, J. D., Murray, M. J., Jr., & Minda, J. P. (1997). Straight talk about linear separability. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory & Cognition*, *23*, 659-680.
- Wattenmaker, W. D., Dewey, G.I., Murphy, T. D., & Medin, D. L. (1986). Linear separability and concept learning: Context, relational properties, and concept naturalness. *Cognitive Psychology*, *21*, 449-468.

Wiener, N. (1958). *Nonlinear Problems in Random Theory*. John Wiley & Sons.

Wisniewski, E. J. (1995). Prior knowledge and functionally relevant features in concept learning. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory & Cognition*, 21, 449-468.

Annexe 1 – Figures

Figure 1.

Cinq catégories séparées par quatre frontières décisionnelles dans un espace à deux dimensions. Les catégories 1, 2, 3, 4 et 5 sont respectivement représentées par les symboles C_1 , C_2 , C_3 , C_4 et C_5 .

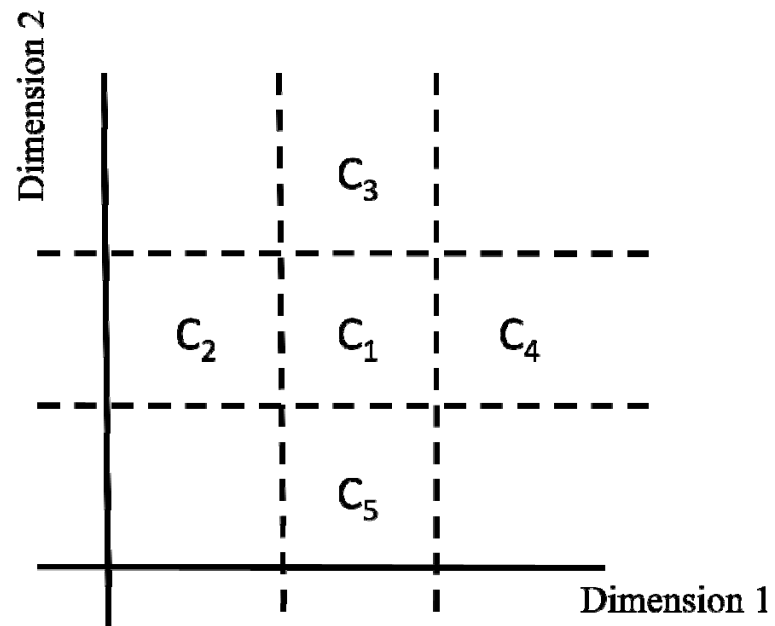
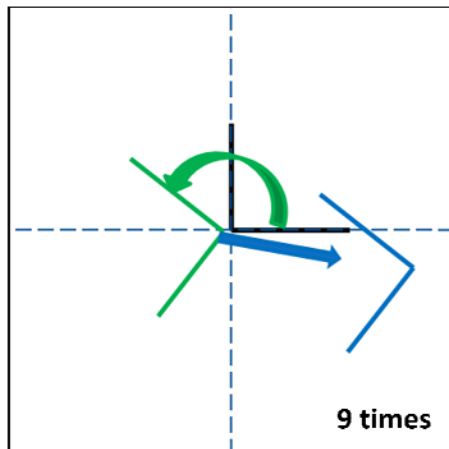


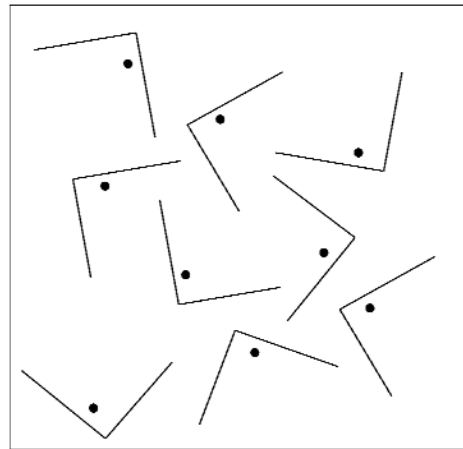
Figure 2.

Figure 2A illustrates one randomly generated rotation-translation set (this procedure is done nine times). Figure 2B portrays the application of the nine rotation-translation sets on one pair of coordinates, instantiated from the Beta distribution of probability. Figure 2C shows an exemplar that could have been shown to a participant.

A.



B.



C.

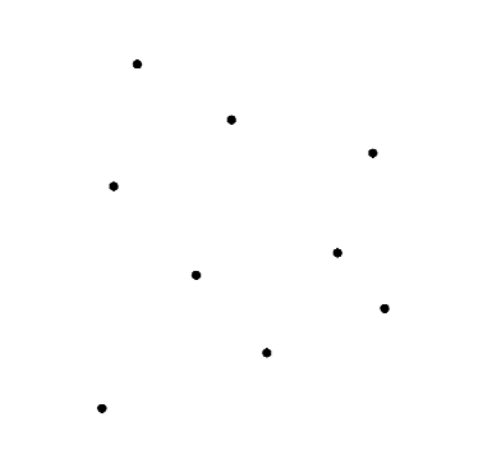


Figure 3.

Comparison of the accuracy of classification learners and inference learners in a classification transfer task.

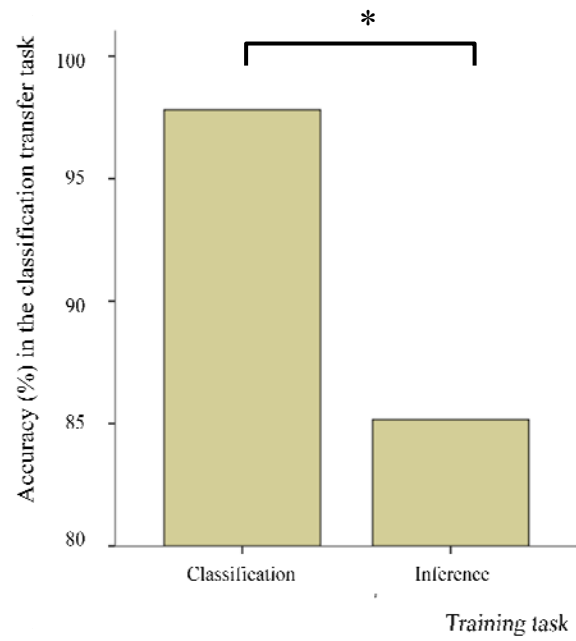


Figure 4.

Comparison of the accuracy (% of success) of classification learners and inference learners in a classification transfer task without missing dots and in a classification transfer task with three missing dots.

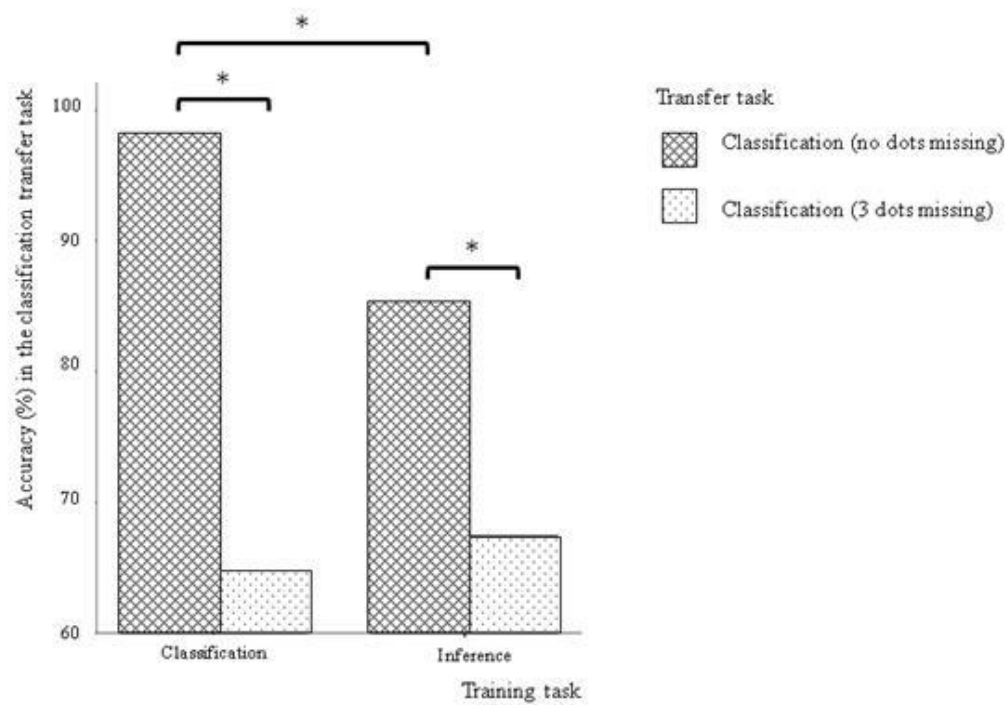


Figure 5.

Précision moyenne en pixels (distance entre la réponse du participant et la position réelle du point manquant) en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode (TP-Mo: moins de 15 pixels du mode; P-Mo: entre 15 et 30 pixels du mode; L-Mo: entre 30 et 45 pixels du mode; TL-Mo: entre 45 et 60 pixels du mode) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

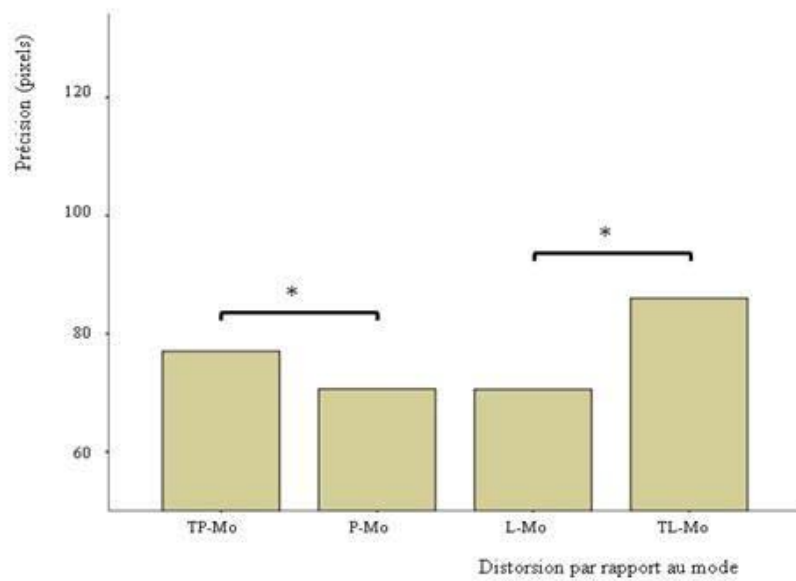


Figure 6.

Précision moyenne en pixels (distance entre la réponse du participant et la position réelle du point manquant) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne (TP-Mn: moins de 15 pixels de la moyenne; P-Mn: entre 15 et 30 pixels de la moyenne; L-Mn: entre 30 et 45 pixels de la moyenne; TL-Mn: entre 45 et 60 pixels de la moyenne) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

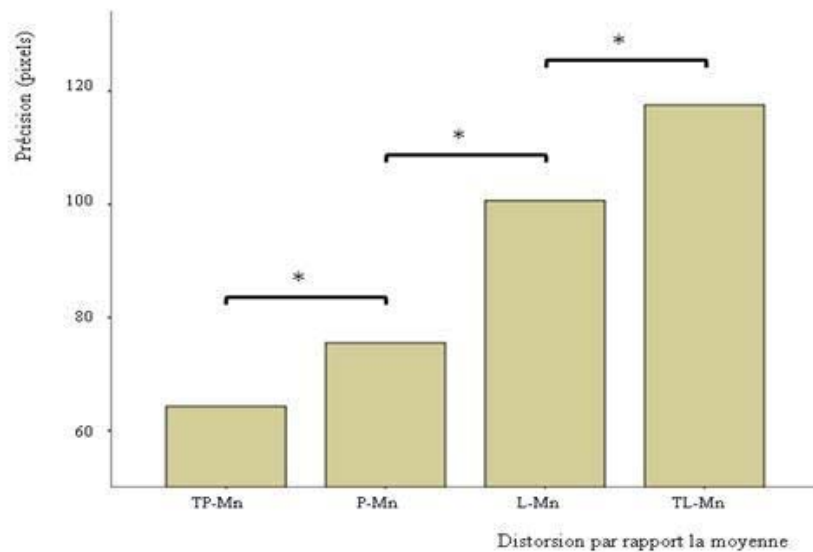


Figure 7.

Précision moyenne en pixels (distance entre la réponse du participant et la position réelle du point manquant) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane (TP-Md: moins de 15 pixels de la médiane; P-Md: entre 15 et 30 pixels de la médiane; L-Md: entre 30 et 45 pixels de la médiane; TL-Md: entre 45 et 60 pixels de la médiane) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

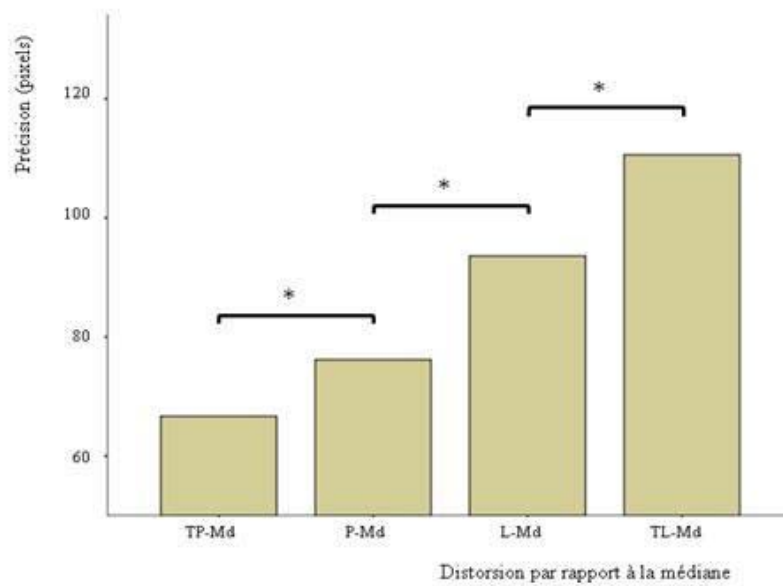


Figure 8.

Temps de réponses moyens en millisecondes (pour les bonnes réponses) en fonction du niveau de distorsion par rapport au mode (TP-Mo: moins de 15 pixels du mode; P-Mo: entre 15 et 30 pixels du mode; L-Mo: entre 30 et 45 pixels du mode; TL-Mo: entre 45 et 60 pixels du mode) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

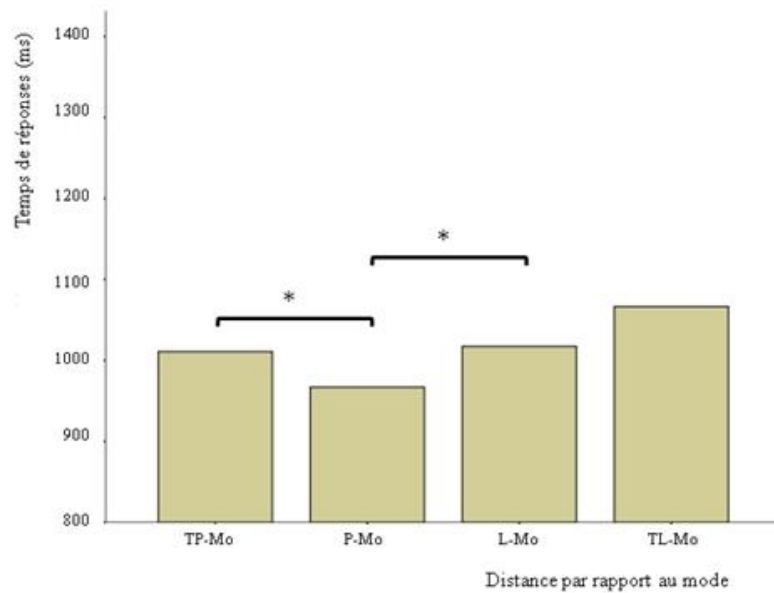


Figure 9.

Temps de réponses moyens en millisecondes (pour les bonnes réponses) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la moyenne (TP-Mn: moins de 15 pixels de la moyenne; P-Mn: entre 15 et 30 pixels de la moyenne; L-Mn: entre 30 et 45 pixels de la moyenne; TL-Mn: entre 45 et 60 pixels de la moyenne) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

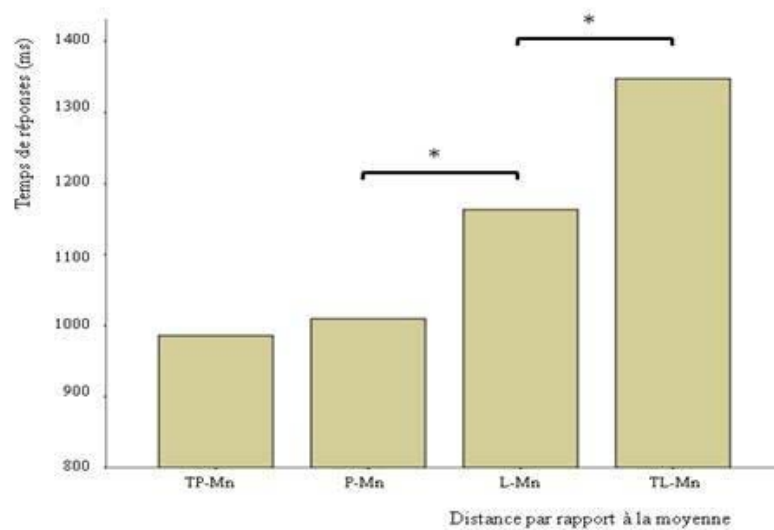


Figure 10.

Temps de réponses moyens en millisecondes (pour les bonnes réponses) en fonction du niveau de distorsion par rapport à la médiane (TP-Md: moins de 15 pixels de la médiane; P-Md: entre 15 et 30 pixels de la médiane; L-Md: entre 30 et 45 pixels de la médiane; TL-Md: entre 45 et 60 pixels de la médiane) dans une tâche d'apprentissage de catégories par inférences. La mesure a été effectuée lors des essais 401 à 600.

