CAIRN.INFO

LA COMPRESSION DE L'INFORMATION DANS L'APPRENTISSAGE DE CATÉGORIES ARTIFICIELLES

Fabien Mathy

NecPlus | « L'Année psychologique »

2012/4 Vol. 112 | pages 593 à 629

ISSN 0003-5033

Article disponible en ligne à l'adresse :

https://www.cairn.info/revue-l-annee-psychologique1-2012-4-page-593.htm

Distribution électronique Cairn.info pour NecPlus.
© NecPlus. Tous droits réservés pour tous pays.

La reproduction ou représentation de cet article, notamment par photocopie, n'est autorisée que dans les limites des conditions générales d'utilisation du site ou, le cas échéant, des conditions générales de la licence souscrite par votre établissement. Toute autre reproduction ou représentation, en tout ou partie, sous quelque forme et de quelque manière que ce soit, est interdite sauf accord préalable et écrit de l'éditeur, en dehors des cas prévus par la législation en vigueur en France. Il est précisé que son stockage dans une base de données est également interdit.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

La compression de l'information dans l'apprentissage de catégories artificielles

Fabien Mathy
Université de Franche-Comté

RÉSUMÉ

Les recherches sur la compressibilité de l'information ont permis de donner un regain d'intérêt aux modèles de la catégorisation artificielle fondés sur des règles. Quelques modèles de compression sont décrits, en explicitant l'architecture mentale qui leur est sous-jacente. Plusieurs résultats expérimentaux tendent à valider un modèle multi-agent ayant pour objectif de formaliser à la fois les limitations de capacités et les contraintes exécutives de la mémoire de travail. D'après ce modèle, les sujets utilisent des règles statiques dans lesquelles l'ordonnancement de l'information d'un stimulus à l'autre n'est pas variable, ce qui conduit à des patterns de temps de réponse caractéristiques. D'autres travaux expérimentaux montrent que les sujets cumulent diverses stratégies afin de compresser l'information de façon maximale, et que l'apprentissage peut progresser tant que l'information n'est pas réduite à son strict minimum. Un problème fondamental pour la modélisation future dans le domaine de la catégorisation est d'intégrer les diverses stratégies utilisées par les sujets pour faciliter l'apprentissage.

Data compression in artificial category learning

ABSTRACT

The studies presented in this paper focus on category learning. An extensive body of work has addressed the issue of compressibility in order to revive rule-based models. A series of compression models deriving from different mental architectures are described. Some experimental results tend to support a multi-agent model that implements both capacity limitations and executive constraints in working memory. According to this model, the subjects use rules that are static in nature, for which the ordering of different pieces of information is not variable from one stimulus to another. Such rules lead to specific patterns of response times. Other results indicate that subjects use every possible strategy

Correspondance : Université de Franche-Comté, UFR SLHS, Laboratoire de Psychologie, 30-32 rue Mégevand, 25030 Besançon Cedex, France. Email : fabien.mathy@univ-fcomte.fr
Recherche soutenue par une bourse de l'Agence Nationale de la Recherche # ANR-09-JCJC-0131-01.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

to compress information in an optimal manner. Learning can then improve as long as subjects are able to compress information. A critical problem for future modeling is integrating all possible strategies that subjects might use to facilitate learning.

Les termes « formation de concepts », « apprentissage de catégories », ou encore « processus de catégorisation » et « classification » sont très souvent utilisés de manière interchangeables et font référence aux mêmes travaux en psychologie et en informatique. L'apprentissage de concepts est un domaine vaste qui intéresse depuis peu l'intelligence artificielle qui tente d'en formaliser les aspects (Boucheron, 1992 ; Mitchell, 1997 ; Valiant, 1984), mais on peut faire état d'un nombre de travaux très anciens et très nombreux en psychologie, en témoigne une monographie très justement titrée *The big book...* qui présente un volume de plus de 500 pages et plus de 25 pages de références dans ce domaine (Murphy, 2002).

Les travaux présentés ici se focalisent sur l'apprentissage de catégories artificielles, au contraire de ceux concernant les catégories naturelles telles que celles représentées en mémoire sémantique (par ex., Collins & Loftus, 1975 ; Collins & Quillians, 1969 ; McClelland & Rogers, 2003). Ce domaine vise à faire apprendre en un temps limité et chronométré des catégories structurées arbitrairement, sur la base de stimuli créés pour les besoins de la tâche et supposés neutres (par ex., visages simplifiés, insectes artificiels, pseudo-mots, formes simplifiées, etc.). L'intérêt des catégories artificielles réside essentiellement dans le choix des structures se rapportant aux catégories (qui correspondent à des hypothèses plus ou moins complexes), plutôt que dans le choix des stimuli. L'apprentissage de catégories artificielles ne concerne pas uniquement la recherche fondamentale car ce domaine est depuis longtemps appliqué au diagnostic de pathologies neurologiques et psychiatriques, par l'intermédiaire d'une batterie de tests appelée Wisconsin Card Sorting Test (Berg, 1948 ; Heaton, Chelune, Talley, Kay, & Curtiss, 1993). Ce test permet d'étudier la présence de persévérations dans la formulation d'hypothèses, signe d'un dysfonctionnement exécutif et plus particulièrement d'un manque de flexibilité mentale.

L'apprentissage de concepts est un vaste terrain de jeu. Avec 5 dimensions binaires, il est possible de créer $2^5 = 32$ stimuli (un stimulus est formé par exemple de l'une des deux formes possibles, carré ou triangle ; de l'une des deux couleurs possibles, bleu ou rouge ; idem pour les trois dernières dimensions). Sur la base de cet ensemble apparemment limité de 32 stimuli, il est en revanche possible de définir plus de 4 milliards de concepts possibles (2^{2^5}). Heureusement, de nombreux concepts présentent une similarité structurelle permettant de les étudier quasiment exhaustivement jusqu'en 3 dimensions (Feldman, 2003a).

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

On assigne à l'activité conceptuelle un rôle séparateur qui peut avoir diverses fonctions adaptatives (par ex., reconnaître un prédateur potentiel, classer des aliments, etc.). Une propriété intéressante d'un concept est l'économie qu'elle permet de faire en terme d'information, sujet qui nous intéressera particulièrement ici : lorsque l'apprenant est capable d'abstraction, la simple définition d'un concept (c'est-à-dire, une liste des propriétés communes aux exemples du concept) permet une classification correcte sans rétention nécessaire des exemples sur lesquelles l'abstraction s'est faite. Par exemple, retenir par un format iconique ou verbal qu'un éléphant est un très gros animal gris doté d'une trompe, de défenses, et d'oreilles de grande taille est suffisant pour classer correctement l'ensemble infini des éléphants[1]. Finalement, penser sans concept, c'est penser uniquement avec des noms propres.

Parmi les catégories possibles qu'il est possible d'assigner arbitrairement à un ensemble de stimuli, toutes n'ont pas la même complexité. La complexité est une notion primordiale car elle permet de définir la faisabilité d'une tâche, autrement appelée *apprenabilité*. Les travaux relatés ici sont ceux qui concernent les liens entre complexité et compressibilité de l'information (Delahaye, 2009 ; Kolmogorov, 1965 ; Li & Vitányi, 1997). Pour prendre un exemple, tout le monde s'accorderait à dire que décrire une structure dans laquelle de nombreux points sont reliés de façon aléatoire risque d'être complexe. En revanche, décrire une structure dans laquelle tous les points sont reliés se révèle finalement aussi simple que décrire une structure sans relation aucune. Ce raisonnement suggère qu'une façon simple de décrire la complexité d'un objet est d'utiliser la simple longueur de sa description et non l'objet lui-même, étant donné que, pour suivre l'exemple, « aucun point n'est connecté » est aussi court que « tous les points sont connectés » malgré le fait que le nombre de points connectés est radicalement différent (Gell-Mann, 1994).

Les premiers travaux sur la compressibilité de l'information ont permis de donner un regain d'intérêt aux modèles de la catégorisation fondés sur des règles (Feldman, 2000 ; Mathy, 1999 ; Mathy & Bradmetz, 2004). Ces modèles sont fondés sur des algorithmes qui tentent de réduire l'information à son strict minimum. Par exemple, la séquence d'entraînement $E =$ (*carré rouge*, +), (*rond bleu*, -), (*rond rouge*, +), (*carré bleu*, -) permet d'induire intuitivement l'hypothèse que les exemples positifs (+) du concept sont rouges. Ces algorithmes cherchent donc à définir

[1] Certains philosophes comme Wittgenstein (1953) soulignent néanmoins l'impossibilité de définir des concepts par une conjonction de traits, comme le concept de jeu par exemple. *Cf.* Fodor, 1994.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

un concept C minimal tel que $C = (rouge, +)$. Ces modèles rejoignent en fait une théorie plus ancienne de la catégorisation, dite classique, qui suppose que l'apprentissage procède par la formation d'une hypothèse sous forme de règle constituée de traits suffisants à la classification. Ici : « SI l'objet est *rouge*, ALORS c'est un positif ». Une règle est donc une redescription plus courte que la liste d'exemplaires lorsque des régularités existent entre eux. Derrière cette intuition, se cachent néanmoins plusieurs techniques de réduction de l'information qui ont été formalisées en intelligence artificielle. Nous focaliserons la présentation des modèles par règle sur une description des stratégies de réduction de l'information qui soit psychologiquement plausible.

Une première partie de cette étude décrit des modèles de compression de l'information par règle (notamment un modèle multi-agent et le modèle de Feldman) qui permettent de prédire les temps d'apprentissage et (pour certains) les temps de réponse de diverses tâches de classification. Une seconde partie décrit une forme de compression plus évoluée pouvant opérer à long terme dans les tâches de classification supposées les plus complexes. L'idée que l'apprentissage humain ne repose pas sur un processus optimal de compression de l'information sera discutée, ainsi que la nécessité pour les modèles de la catégorisation d'intégrer l'ensemble des stratégies de simplification de l'information qui sont à disposition des apprenants. Il est nécessaire d'apporter une précision avant de développer ces travaux : pour anticiper toute confusion, aucune des techniques de compression que nous décrivons ne provoque une perte d'information (dans le sens où la règle compressée permet de classer sans faute les stimuli). Il faut donc bien les distinguer de celles, plus connues du grand public, qui visent à alléger par exemple la taille de fichiers images ou vidéos en opérant des opérations irréversibles de simplification des données qui altèrent la qualité des fichiers originaux.

LA COMPRESSION DE L'INFORMATION DANS LA FORMATION DE RÈGLES

Un exemple de règle pour un concept artificiel

Les concepts peuvent être représentés par une combinaison de traits (les valeurs d'une dimension). Prenons l'exemple indiqué dans la Figure 1.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

La combinaison de trois dimensions booléennes (c'est-à-dire, formées de deux valeurs possibles représentées par des 0 et des 1) permet de définir 8 stimuli (du stimulus 000 au stimulus 111)[2]. Une dimension booléenne supplémentaire (0 versus 1) permet de définir les catégories : les exemples positifs (1) sont notés par des sommets assignés d'un cercle noir, tandis que les exemples négatifs (0) sont indiqués par des sommets vides. Dans l'exemple dépeint (arbitrairement choisi par un expérimentateur), seuls les exemples 000, 010, 110 et 111 sont des exemples positifs du concept. Les cercles noirs, à la manière d'un composé chimique, indiquent la structure de la catégorie des exemples positifs. Plus cette structure est hétérogène, plus elle risque d'être complexe.

Traditionnellement, l'apprentissage de concepts artificiels est séquentiel et supervisé : l'apprenant est confronté aux stimuli les uns après les autres et, pour chacun des stimuli, il choisit une catégorie, puis il est corrigé par un professeur connaissant les bonnes réponses (Bourne, 1970 ; Bruner, Goodnow, & Austin, 1956 ; Levine, 1966 ; Neisser & Weene, 1962 ; Shepard, Hovland, & Jenkins, 1961). Progressivement, l'apprenant induit l'hypothèse correcte permettant de mémoriser la classification. Ici, le concept est « *petit* et *rond*, ou *carré* et *rouge* », formé de quatre littéraux, une représentation plus économique que la description en extension des trois traits de chacun des quatre exemples positifs, qui totaliserait 12 littéraux. La définition d'un concept est donc bien une représentation compressée de l'information portée par l'ensemble des exemples positifs.

En utilisant le formalisme de la logique propositionnelle, on peut écrire l'extension du concept illustré dans la Figure 1 de la manière suivante :

$$111 \vee 110 \vee 010 \vee 000$$

En réalité 111 représente une conjonction de traits $1 \wedge 1 \wedge 1$. Cette disjonction de conjonctions est appelée forme normale disjonctive. On remarque que pour cette forme logique, certaines informations remplacées par * ne sont pas pertinentes[3] :

$$(11^*) \vee (0^*0)$$

[2]Le diagramme de Hasse (en trois dimensions, il s'agit d'un cube formé de 8 sommets et 12 arêtes) permet de représenter les distances physiques entre les stimuli. Par exemple, entre le stimulus 000 (le *gros carré rouge*) et le stimulus 001 (le *gros carré bleu*), la présence d'une arête dénote une différence d'un trait (la couleur). La distance entre les stimuli 000 et 111 est représentée par trois arêtes, pour suivre le type de distance dénommée city-block décrite par Garner (1974).

[3]A la place de *pertinent*, on utilise souvent le terme *diagnostique*.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

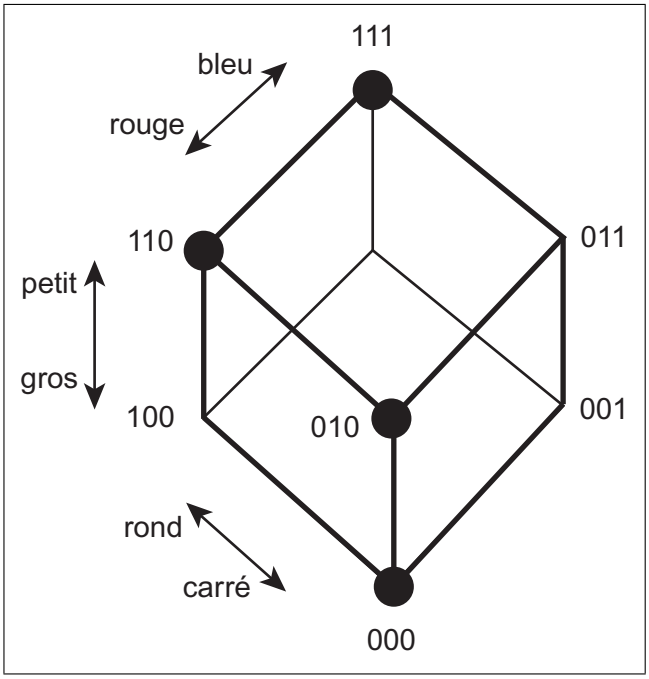


Figure 1. Illustration d'un concept booléen en trois dimensions. *Note.* Ici, le concept est « *petit* et *rond*, ou *carré* et *rouge* ». Voir Feldman (2003a), qui fait une revue complète des concepts jusqu'en 4 dimensions, en incluant leur distribution statistique.

Qu'importe la valeur de la troisième dimension, si les deux premières dimensions sont égales à 1 (représenté par : 11*), alors l'exemple est positif (même raisonnement pour 0*0). En d'autres termes, la structure de l'information permet de définir en langage logique le concept par la formule compressée (*rond* ∧ *petit)* ∨ (*carré* ∧ *rouge*), traduisible en langage naturel par « *petit* et *rond*, ou *carré* et *rouge* », et correspondant à une règle de type « SI (*rond* et *petit,* ou *carré* et *rouge*), ALORS + ».

Voyons maintenant comment ce travail de compression de l'information peut opérer en mémoire de travail pour un ensemble plus large de structures conceptuelles, sur la base d'un modèle de la mémoire de travail utilisant une analogie avec des agents manipulant les informations.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

UN MODÈLE MULTI-AGENT DE COMMUNICATION D'INFORMATIONS SIMULANT LA FORMATION DE RÈGLES

Le modèle de réduction de l'information que je présente est fondé sur l'idée qu'il existe une capacité limitée des communications en mémoire de travail. Les communications en mémoire de travail peuvent être décrites de façon pratique par le fonctionnement d'un modèle multi-agent, dans lequel chaque agent représente la mémorisation et la transmission d'une information unique. Il y a autant d'agents nécessaires que d'informations à traiter de manière simultanée, si bien que le nombre d'agents requis pour une tâche représente l'empan mnésique requis pour cette tâche. Les communications entre agents représentent les opérations contrôlées par le système exécutif de la mémoire de travail, ce qui lui confère un intérêt particulier, car malgré ses divers liens corrélationnels avec l'intelligence (Crinella & Yu, 2000), le fonctionnement exécutif a été décrit comme un domaine résiduel d'ignorance (Baddeley, 1986, 92). Notre modèle vise à intégrer l'espace de stockage de l'information et l'espace de traitement de l'information, afin de définir simultanément les limitations de capacités et les contraintes exécutives de la mémoire de travail (on retrouve cette idée chez Engle, 2002). Ces deux espaces seront représentés respectivement par une communauté d'agents et par les communications qu'ils devront entretenir afin d'apprendre des concepts.

Les modèles multi-agents sont des méthodes collectives de résolution de problème. Bien que cette idée soit ancienne en psychologie (Minsky, 1985 ; Selfridge, 1959), ce n'est pas avant les années 1990 que se sont développées les premières simulations en informatique (Epstein & Axtell, 1996 ; Ferber, 1999). Il n'existe pas dans ces modèles d'architecture unifiée. Cependant, l'idée commune aux modèles est que des comportements intelligents complexes peuvent naître d'entités dépourvues d'intelligence, à la condition qu'ils puissent interagir et s'organiser. En suivant ce principe, on suppose que l'intelligence n'est pas centralisée dans un système multi-agent, mais distribuée au sein des différents agents qui représentent une « société de l'esprit ». Les notions clés sont l'interaction, la communication, la collaboration, la compétition, et l'auto-organisation ; vaste programme d'étude. Ce type de modèle a été appliqué par exemple en sciences humaines, pour rendre compte de comportements économiques et des problèmes de société (Axelrod, 1997).

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Dans le modèle présenté ici, nous supposons que chacune des dimensions est traitée de manière indépendante par un agent (aveugle donc aux autres dimensions). Cette limitation des capacités a pour objectif de simuler les limitations en mémoire à court terme (c'est-à-dire, un empan mnésique de trois ou quatre informations indépendantes pour suivre un consensus assez large, par ex. Broadbent, 1975 ; Cowan, 2001 ; Gobet & Clarkson, 2004 ; Halford, Wilson, & Phillips, 1998). Afin de contrecarrer cette limitation, les informations portées par les différents agents doivent donc être échangées, sans quoi l'identification des catégories n'est pas possible. Il s'agit pour les agents de construire une forme de connaissance commune à partir d'une connaissance distribuée (Fagin, Halpern, Moses, & Vardi, 1995). Ce processus de construction d'une connaissance commune peut s'avérer plus ou moins efficace selon les options choisies. Les options choisies dans le modèle présenté ici tentent de refléter un fonctionnement psychologiquement plausible de la mémoire de travail. Notez que la plausibilité que je défends ici n'est pas liée en soi à l'analogie de la mémoire de travail avec une communauté d'agents, mais plutôt à la nature du traitement de l'information que ces agents permettent de représenter (statistique lorsque des agents bénéficient de réponses correctes élevées et séquentiel lorsque les agents doivent communiquer). Nous décrirons ici deux modèles multi-agents de la mémoire de travail, l'un strictement séquentiel/*statique* dans lequel les agents s'ordonnent de manière rigide (qui semble a priori le plus plausible, au regard des informations qui sont verbalisables), l'autre également séquentiel mais plus libéral (nous emploierons le terme *dynamique*), dans lequel les agents ne sont pas dans l'obligation de s'ordonner, et qui conduit à une compressibilité plus élevée. Pour anticiper, ces deux options donnent lieu à des taux de compression de l'information différents qui ont été confrontés à des résultats empiriques. Ces résultats montrent une faible discriminabilité des modèles sur la base des temps d'apprentissage inter-concepts, au contraire des temps de réponse intra-concepts qui sont mieux prédits par le modèle statique. Ces résultats suggèrent que l'apprentissage de catégories ne repose pas sur un processus de compression optimal de l'information.

APPRENTISSAGE MULTI-AGENT STATIQUE

Les informations communiquées par les agents sont descriptibles en terme d'arbre de décision. Le processus de communication se termine lorsqu'il ne demeure plus aucune incertitude quand à la classification d'un stimulus.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Les informations sont transmises de façon séquentielle, avec des embranchements qui peuvent différer d'un stimulus à un autre. La complexité d'un protocole de communication pour un concept correspond à la complexité globale de l'arbre de décision, et nous verrons que cette complexité est proportionnelle à la difficulté d'apprentissage du concept. Plus spécifiquement, nous verrons que la longueur d'une branche dans un arbre permettra de prédire la difficulté à classer un stimulus d'un concept donné.

L'objectif des agents est d'économiser le flux d'information échangé, ce qui permet de construire pour chaque apprentissage un protocole de communication minimal. Prenons l'exemple de l'échantillon d'exemplaires ((*carré rouge*, +), (*rond bleu*, -), (*rond rouge*, +), (*carré bleu*, -)) pour lequel l'hypothèse correcte est « Si *rouge*, Alors + ». Cette hypothèse correspond à l'apport d'un bit d'information. Le gain en information fourni par l'agent Couleur est maximal puisqu'il réduit en totalité l'incertitude liée à la tâche. Du point de vue de l'agent Couleur, les choses sont simples : À chaque fois qu'il dispose d'une information, il détient une réponse correcte puisque l'information *rouge* est systématiquement associée à la présence d'une catégorie + et puisque l'information *bleu* est systématiquement associée à la présence d'une catégorie -. L'agent Couleur peut donc agir simplement en transmettant systématiquement ses informations pour l'identification des classes des stimuli. Au contraire, l'agent Forme demeure en situation d'incertitude car lorsque l'information *carré* lui apparaît, la catégorie est + une fois sur deux (idem pour l'information *rond*), d'où sa totale inutilité (le gain en information qu'il apporte est nul). Ce concept est simple, car il ne nécessite aucune communication entre agents. Nous allons étudier maintenant des cas où la première information transmise par un agent ne conduit qu'à une réduction partielle de l'incertitude.

Prenons à nouveau l'exemple de la Figure 1 sollicitant a priori trois agents (*F*, *C* et *T*, respectivement pour les dimensions « Forme », « Couleur » et « Taille »). L'agent qui bénéficie a priori de la plus grande réduction d'incertitude est l'agent *T* puisque les informations de cet agent permettent d'obtenir 6 réponses correctes sur 8. Traduit en termes psychologiques, un sujet testant uniquement les informations concernant les tailles des stimuli remarque rapidement qu'il détient un grand nombre de réponses correctes. Il ne lui reste plus qu'à compléter l'information sur la taille pour formuler une hypothèse plus correcte. Une fois l'information transmise par l'agent *T*, les agents *F* et *C* se trouvent à égalité et l'un d'eux est tiré au sort (en termes psychologiques, l'apprenant ne perçoit guère de différences en testant les formes ou les couleurs). Imaginons que l'agent *F* transmette son information en second. Cette information supplémentaire suffit à classer les petits ronds (+) et les grands ronds (-), mais pas les carrés.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

La classification des carrés nécessite l'information concernant la couleur. Deux des stimuli + sont donc classés en deux informations et deux autres en trois informations (grâce à la règle « *petits ronds*, ou *petit carré rouge*, ou *grand carré rouge* »).

ÉCRITURE DES PROTOCOLES DE COMMUNICATION

La formalisation d'un protocole de communication vise à une description des échanges d'information plus économique que la représentation graphique d'un arbre de décision. Cette formalisation est également plus économique que celle utilisée dans les modèles logiques concurrents (comme celui de Feldman par exemple, présenté plus tard). En une dimension, l'incertitude est immédiatement réduite par un agent contrôlant la seule information disponible, et le cas est trivial. En deux dimensions, il y a trois cas possibles (identification simple, interaction partielle, et interaction totale) répertoriés dans la Figure 2, que nous développons ci-dessous.

Dans le cas 2D-1, une situation simple, un seul agent permet de classer les stimuli selon l'information qu'il contrôle. La seconde information n'est pas pertinente pour la tâche. Dans ce cas, le protocole de communication est *X*, puisqu'un seul agent suffit à lever l'indétermination. Le protocole peut également s'écrire X^4 dans le sens où l'agent est requis pour la classification des 4 stimuli.

Dans le cas de l'interaction totale (structure 2D-3), deux agents sont systématiquement requis pour classer chaque stimulus. Les informations données par le second agent dépendant strictement de celle donnée par le premier agent, la structure du protocole de communication est isomorphe à une interaction de premier ordre en statistique. La règle est dans ce cas : « Si *bleu* alors [Si *carré* alors + ; Si *rond* alors -] ; Si *rouge* alors [Si *carré* alors - ; Si *rond* alors +]». Cette règle correspond au protocole de communication $X^4 \wedge Y^4$, ou pour simplifier X ∧ Y, en enlevant les indices qui sont forcément maximaux en présence du symbole d'interaction totale ∧. On peut noter que la présence du symbole ∧ correspond à un croisement dans un arbre de décision (situation dénommée alternance ou *switch* dans la littérature sur l'emboîtement de règles ; Müller, Zelazo, & Imrisek, 2005). Nous verrons plus loin que la présence de deux opérateurs ∧ indique deux croisements dans un arbre, et pour reprendre le vocabulaire statistique, une interaction de second ordre.

Dans le cas d'une interaction partielle 2D-2, l'identification des stimuli des deux catégories nécessite l'information d'un seul agent ou de deux,

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

selon l'exemple à classer : « Si *rouge* alors + ; Si *bleu* alors [Si *carré* alors + ; Si *rond* alors -] ». Ici, l'agent *C* a pris la parole en premier, mais si l'agent *F* avait pris la parole en premier, la règle serait identique en complexité (« Si *carré* alors + ; Si *rond* alors [Si *rouge* alors + ; Si *bleu* alors -] »). On remarque ici la présence d'un seul embranchement. Le concept requiert donc deux

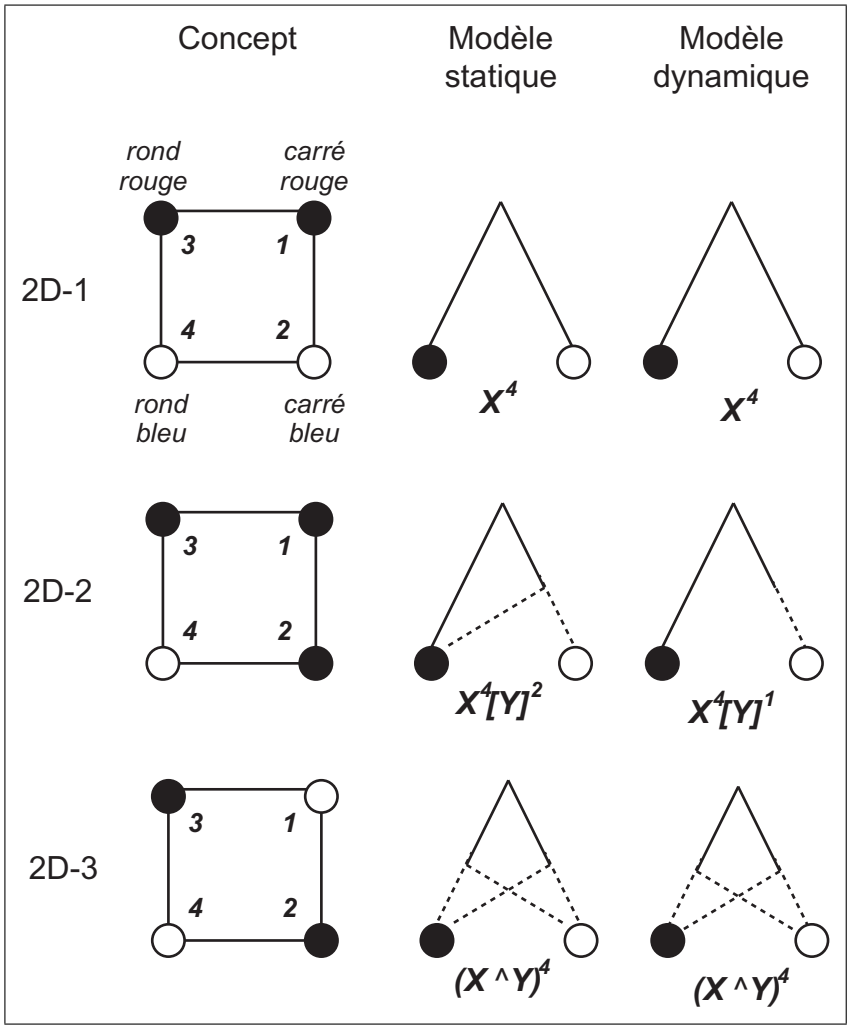


Figure 2. Protocoles de communication pour les modèles multi-agents statiques et dynamiques associés aux structures conceptuelles en 2D.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

fois seulement deux agents, et s'écrit par conséquent $X^4[Y]^2$ ou simplement $X[Y]^2$, l'opérateur [...] dénotant la présence facultative du second agent.

À chaque fois qu'une dimension additionnelle doit être considérée, la communication d'un agent est soit requise, soit optionnelle. Il est donc possible de déduire que le passage d'une connaissance distribuée à une connaissance commune se réalise par des protocoles de communication qui nécessitent uniquement deux opérateurs de base ($\wedge$ et [...]). Les protocoles de communication peuvent donc simplement être écrits par l'appel récursif d'agents supplémentaires liés par l'un des opérateurs. Le Tableau 1 indique les diverses possibilités jusqu'en dimension 4. Une formule condense l'ensemble des opérations disjonctives et conjonctives de transmission d'information nécessaire à la classification de chacun des stimuli. Par exemple, $X[Y \wedge Z[W]]$, peut être développé en :

$$\mathrm{X} \vee (\mathrm{X} \wedge \mathrm{Y} \wedge \mathrm{Z}) \vee (\mathrm{X} \wedge \mathrm{Y} \wedge \mathrm{Z} \wedge \mathrm{W}),$$

ce qui exprime l'idée qu'un stimulus requiert soit la contribution unique d'un agent, soit trois agents, soit quatre.

À l'issue du processus de catégorisation par les agents, on obtient un protocole de communication utilisant un nombre réduit d'informations qui peut présenter l'avantage de mieux généraliser à des situations nouvelles (Hélie, 2006 ; Pitt & Myung, 2002 ; Roberts & Pashler, 2000).

Ce modèle a le mérite de souligner que pour les concepts à dimensions élevées (par exemple 4), la complexité ne vient pas seulement de l'empan mnésique requis en mémoire à court terme (c'est-à-dire, 4), mais de la complexité communicationnelle, une notion très similaire à la complexité relationnelle dans les travaux de Halford (Halford, Baker, McCredden, & Bain, 2005 ; Halford *et al.*, 1998). Ce qui est décisif dans l'apprentissage, c'est la complexité qui provient de l'ensemble des relations possibles entre informations, qui peut générer autant d'embranchements que de stimuli (par exemple, 8 embranchements en 3 dimensions), et qui peut entraîner une saturation de la mémoire à court terme et une trop grande sollicitation des fonctions exécutives respectivement chargées de maintenir et hiérarchiser l'information.

APPRENTISSAGE MULTI-AGENT DYNAMIQUE

Les règles décrites précédemment sont le produit d'un fonctionnement multi-agent *statique* pour lequel les agents sont strictement ordonnés

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Tableau 1. Protocoles de communications possibles d'une à quatre dimensions, définis par l'appel récursif d'agents

1D	2D	3D	4D
X	$X[Y]$	$X[Y[Z]]$	$X[Y[Z[W]]]$
			$X[Y[Z \wedge W]]$
		$X[Y \wedge Z]$	$X[Y \wedge Z[W]]$
			$X[Y \wedge Z \wedge W]$
	$X \wedge Y$	$X \wedge Y[Z]$	$X \wedge Y[Z[W]]$
			$X \wedge Y[Z \wedge W]$
		$X \wedge Y \wedge Z$	$X \wedge Y \wedge Z[W]$
			$X \wedge Y \wedge Z \wedge W$

(c'est-à-dire, dans un ordre constant) tout au long de la tâche. Dans le modèle *dynamique*, au contraire, l'ordonnancement des agents est plus libre, si bien qu'une compression optimale de l'information peut être atteinte. Par libre, il faut entendre que les tours de paroles ne sont pas constants d'un stimulus à l'autre. Par exemple, pour le concept 2D-2, l'agent *C* peut s'exprimer en premier pour les stimuli rouges et l'agent *F* peut s'exprimer en premier pour les stimuli carrés si bien que les trois exemples positifs sont classés en une seule information. L'arbre correspondant à ce fonctionnement dynamique est donc moins complexe. La règle est donc la suivante : « Si *rouge* alors + ; Si *carré* alors + ; Si *bleu* alors [Si *rond* alors -] » ; la seconde partie de règle peut-être « Si *rond* alors [Si *bleu* alors -] ». La seconde partie de règle est facultative puisqu'elle ne concerne que les exemples négatifs, mais nous verrons qu'elle est importante pour prédire les temps de réponse.

Ce fonctionnement moins rigide des agents permet de classer chacun des stimuli de la Figure 1 en deux informations seulement, avec la règle « *petit* et *rond*, ou *carré* et *rouge* » : il suffit que l'agent *F* communique son information, suivi de l'agent *T* pour les *ronds*, et suivi de l'agent *C* pour les *carrés*. Ce fonctionnement plus libéral nécessite toutefois des tests de communication plus avancés, puisque sans cela, l'agent *T* est prédisposé à imposer ses informations en premier (comme dans le modèle statique) car il réduit à lui seul au départ un maximum d'incertitude. Les protocoles de communication dynamiques, bien qu'ils peuvent être plus compressés, requièrent donc plus de calculs puisque ce n'est pas l'agent le plus informé qui doit prendre le premier tour de parole, et puisque des agents différents peuvent prendre le second tour de parole. Au final, un concept sur trois en 2D est mieux compressé par le modèle dynamique, et dix concepts sur 13 en 3D (ce qui se traduit à chaque fois par des

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

arbres de décision plus simples). La question est de savoir si les sujets vont utiliser un calcul statistique rapide conduisant à une compression non optimale ou un calcul plus long conduisant à une compression plus importante.

Les calculs permettant de spécifier le caractère statique ou dynamique du modèle multi-agent ne sont pas décrits ici en détail. En réalité, sa simulation requiert de calculer des entropies et des gains en information[4] indiquant quelle somme d'information apporte chaque agent pour l'ensemble des stimuli restant à classer après qu'une information a été donnée par un autre agent (Attneave, 1959 ; Coombs, Dawes, & Tversky, 1970 ; Shannon, 1948), puis d'ordonner les agents en fonction d'algorithmes différents selon le caractère statique ou dynamique du modèle (Mathy, 2002). Ce type de calcul développé par Quinlan (1986) dans son modèle ID3 de construction d'arbres minimaux de décision rend compte en grande partie du calcul des tours de parole dans le modèle multi-agent. Cependant le modèle ID3 conserve une particularité qui le place ni au niveau dynamique, ni au niveau statique, mais dans un fonctionnement intermédiaire. ID3 permet des ordonnancements différents des variables (au contraire du modèle statique), à condition qu'ils correspondent à des sous arbres distincts (au contraire du modèle dynamique, qui autorise par exemple deux agents à utiliser la même branche de gauche pour le concept 2D-2). Pour le concept 2D-2, ID3 se comporterait comme le modèle statique puisqu'il n'autoriserait pas à la fois un test de « Forme » ou de « Couleur » sur le premier niveau de l'arbre. En revanche, pour d'autres concepts, il pourrait autoriser deux agents différents à compléter l'information donnée par le premier (un agent pour compléter un sous-arbre à gauche et un autre pour un sous-arbre à droite, à un même niveau horizontal de l'arbre). Par exemple, pour le concept de la Figure 1, ID3 sélectionnerait la dimension « Taille » comme étant la plus informative, et autoriserait ensuite des tests indépendants pour les petits et les gros tels que « Si *rond*, ALORS +, Si *carré*, ALORS [. . .] » pour les petits et « Si *bleu*, ALORS -, Si *rouge*, ALORS [. . .] » pour les gros (comme le fait le modèle dynamique). L'avantage du modèle multi-agent est de tester deux options de fonctionnement plus extrêmes qu'ID3.

Une première hypothèse est que le modèle statique rend mieux compte de la formation de concepts que le modèle dynamique car ce dernier est plus

[4]La notion de gain en information est intuitive : si les stimuli doivent être séparés par la couleur, le gain en information est maximal pour l'agent Couleur (ses informations permettent de réduire l'incertitude concernant la catégorie associée à chaque stimulus), au contraire de l'agent Forme qui n'apporte aucun gain d'information pour le tri puisque les formes ne sont pas diagnostiques des catégories (Mathy, 2010a). Ce gain en information peut-être probabiliste lorsqu'une partie simplement de l'incertitude est réduite.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

complexe à plusieurs égards. Le modèle dynamique conduit à des protocoles de communication globalement plus courts (c'est-à-dire, une compression plus élevée), ce qui se traduit par un nombre requis de pas de calculs moins élevé pour classer les stimuli une fois le protocole établi. Néanmoins, le modèle dynamique est plus complexe dans le sens où cette compression plus optimale se fait au prix d'une nécessité d'alterner les informations selon le stimulus, ce qui peut se révéler complexe sur le plan exécutif, plutôt que de suivre un ordre d'information constant.

Le modèle dynamique est également plus complexe dans le sens où la sélection des agents doit se faire au prix d'une efficacité à court terme et au prix d'un nombre d'essais plus important. Cette complexité est plus perceptible en 3D. Par exemple, pour le concept de la Figure 1, l'Agent Taille, par exemple, classe à lui seul six stimuli sur huit. Pour cette raison, l'agent Taille (ou l'agent Couleur, qui apporte une somme d'information équivalente à l'agent Taille) est sélectionné par le modèle statique. Au final, le protocole de communication statique est $X \wedge Y\ [Z]^4$. L'agent Y permet de distinguer les ronds des carrés une fois que l'agent Taille apporte son information au groupe, et l'agent Z (Couleur) finalise la classification pour les quatre stimuli carrés. Pour ce même concept, l'agent apportant le moins d'information est l'agent Forme, avec quatre réponses correctes sur huit sans communication avec les autres agents. Pourtant, il suffit qu'il catégorise les ronds comme positif et les carrés comme négatif pour permettre à l'agent « taille » de classer correctement les petits ronds et l'agent « couleur » les carrés bleus. Le modèle dynamique, puisqu'il permet à deux agents différents de s'exprimer en second, doit privilégier contre toute intuition l'agent Forme, afin de permettre à l'agent Taille de classer les ronds en deux coups, et à l'agent « couleur » de classer les carrés en deux coups également. Le protocole dynamique final est $X \wedge Y$, mais ce protocole requiert donc plus de temps pour réordonner les agents.

Une autre hypothèse pour laquelle le mode de fonctionnement statique pourrait mieux convenir aux sujets est qu'il peut être difficile de manipuler des informations verbales dans un ordre qui diffère (par ex., *rond carré*, *carré rond petit*, etc.). Si les règles sont supportées par un format verbal, une moins grande variabilité de l'ordre pourrait rendre leur utilisation plus facile.

Pour conclure, le modèle multi-agent répond à un critère fondamental d'auto-organisation (sans lequel le modèle peut difficilement se prévaloir d'être multi-agent) : aucun type d'arbitrage n'est requis pour ordonner les agents, que ce soit dans le modèle statique ou celui dynamique. Les agents profitent simplement des libertés qui leur sont données pour communiquer

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

leurs informations. Dans le modèle statique, le rang des interlocuteurs est immuable (les libertés sont restreintes), au contraire du modèle dynamique dans lequel il est variable (les agents peuvent expérimenter l'ensemble des tours de parole possibles). Une comparaison reste à faire avec le modèle de Feldman (2000), qui a reçu la plus large audience dans ce domaine.

MODÈLE DE COMPRESSION DE L'INFORMATION DE FELDMAN (2000)

Le modèle de Feldman a été présenté dans la revue prestigieuse *Nature* et a rencontré un succès important, même s'il n'est pas plus simple à vulgariser que le modèle multi-agent puisqu'il implique également que la complexité subjective est proportionnelle à l'incompressibilité logique. Dans le modèle de Feldman, seule la compression des exemples positifs est prise en compte dans la formulation d'une règle minimale de classification (Feldman, 2000, 2003a, 2003b, 2004). Pour décrire la compressibilité des concepts, le modèle utilise les formes disjonctives minimales de la logique propositionnelle qui peuvent rendre le modèle moins lisible que celui multi-agent pour des dimensions élevées (par exemple, au lieu du protocole $X \wedge Y$, la proposition est $xy \wedge x'y'$). Ce modèle ne classe pas les stimuli avec le même nombre d'informations que le modèle multi-agent, et parvient à un taux de compression différent. Le modèle de Feldman semble plus proche du modèle dynamique (en 2D, les modèles conduisent aux mêmes ordonnancements des concepts), mais des différences se profilent dès l'adjonction d'une troisième dimension. Il a été éprouvé sur un nombre important de concepts jusqu'en 4D et s'est montré prédictif des taux d'erreurs (le logarithme des proportions correctes par concept décroît de façon linéaire avec la complexité des formules). Quelques critiques peuvent néanmoins être formulées :

1. La plausibilité psychologique du modèle est reléguée au second plan. L'auteur souligne simplement le fait que les régularités structurelles permettent aux apprenants d'induire des règles courtes. Le modèle multi-agent a l'avantage de connecter la complexité de la catégorisation aux limites de capacité en mémoire de travail. Sur un second versant, le modèle multi-agent apparaît plus plausible dans le sens où la formation d'hypothèses (qui correspond à l'arbre de décision) est fondée sur un calcul statistique simple à la portée des sujets (le gain en information).

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Par exemple, en testant la dimension **Taille**, le sujet réalise rapidement (comme l'agent Taille) qu'il détient un nombre important de réponses correctes pour le concept de la Figure 1, au contraire des deux autres dimensions. Il ne lui reste plus qu'à focaliser sur cette dimension, puis tenter de traiter les deux exceptions en requérant aux autres dimensions.

2. Le problème de l'ordonnancement des diverses informations n'est pas abordé, contrairement au système multi-agent. Cette problématique récemment reprise par Fific, Little, et Nosofsky (2010) et Little, Nosofsky, et Denton (sous presse) rejoint néanmoins l'hypothèse que différentes architectures mentales peuvent être distinguées, en dépit de taux de compression similaires.
3. L'opacité de la technique de compression conduit à une compression non optimale de l'information, un objectif qui était pourtant souhaité par le modèle. Nous avons été les premiers à souligner que la méthode des diagrammes de Karnaugh-Veitch (Vélu, 1999) permet une compression plus optimale des formules (Mathy & Bradmetz, 2004), suivis d'autres auteurs (Lafond, Lacouture, & Mineau, 2007 ; Vigo, 2006). Cette opacité s'accompagne d'une difficulté à spécifier les temps de réponse.
4. Le sort des exemples négatifs est laissé à l'inconnu, ce qui peut poser des problèmes dans la prédiction des temps de réponse. Si la classification de tout exemple négatif repose sur la négation simple de la règle, ils devraient tous être classés à la même vitesse, ce qui n'est pas le cas (Bradmetz & Mathy, 2008).

Dans les sections suivantes, nous nous focalisons donc sur les prédictions des modèles multi-agents statiques et dynamiques, afin de connaître quelle métrique est la plus prédictive des temps d'apprentissage dans une première partie, et afin de connaître quelle métrique est la plus prédictive des temps de réponse dans une seconde partie. Une dernière partie montrera qu'en dépit des qualités du modèle statique, une possibilité de compression supplémentaire lui échappe, comme le calcul d'information mutuelle permettant de simplifier les concepts en apparence les plus complexes.

Expérimentations sur l'apprenabilité des concepts et mesure des temps d'apprentissage

Mes premiers travaux avaient pour vocation de vérifier l'hypothèse que la difficulté d'apprentissage des concepts dépend de leur compressibilité (Mathy, 2002). Dans une session informatisée d'apprentissage supervisé de

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

concepts, on propose à l'apprenant d'apprendre un ou plusieurs concepts. Pour un concept donné, les stimuli sont présentés successivement au participant. Chacun des stimuli peut être classé dans la catégorie des positifs ou dans la catégorie des négatifs grâce à deux touches. Un feedback est donné au participant pour chaque stimulus. Une fois un critère d'apprentissage atteint (un certain nombre de réponses correctes par exemple), le participant peut passer à l'apprentissage suivant[5].

Les niveaux de difficulté observés par Mathy (2002) pour les concepts en 2D sur près de 300 sujets de différents âges représentent clairement la hiérarchie $X < X[Y] < X \wedge Y$, avec des patterns développementaux indiquant, par exemple, des taux de réussite respectifs de 78 %, 63 %, et 38 % chez les enfants de 4 à 7 ans lorsque le temps était limité à 250 secondes (Test de Jonckheere, $z = -5{,}6$; $p < 0{,}001$). En dépit de taux d'apprentissage supérieurs à 93 % pour les trois concepts chez l'adulte, les temps d'apprentissage ont été conformes à la hiérarchie $X < X[Y] < X \wedge Y$ (test de Friedman appliqué sur les rangs significatif, $\chi^2 = 27$; $p < 0{,}001$, et comparaisons systématiquement significatives par paires par le test de Wilcoxon), un résultat en accord avec la littérature montrant que les difficultés rencontrées par les enfants subsistent chez l'adulte à une autre echelle (Diamond & Kirkham, 2005). L'hypothèse que le temps requis pour apprendre une classification est proportionnelle à la complexité d'un concept en 2D est donc avérée chez l'adulte.

Une question plus complexe est celle de savoir lequel des modèles multi-agents ou de Feldman est le plus corrélé aux temps d'apprentissage, ce qui nécessite de tester des structures au-delà de deux dimensions. Mathy et Bradmetz (2004) ont conduit une expérimentation avec 73 étudiants soumis à l'apprentissage des 13 concepts en 3D, dans un ordre aléatoire afin de déconfondre l'effet de la complexité des effets d'apprentissage ou de fatigue. Les résultats ont montré que le modèle statique apportait la plus grande part de variance expliquée lors de la prévision des temps d'apprentissage (les temps étaient proportionnels à la complexité). Cependant, une telle conclusion reste limitée lorsqu'elle est juste fondée sur une simple différence de pourcentage de variance expliquée. Afin d'éprouver les modèles, d'autres analyses sont nécessaires, par exemple sur les temps de réponse.

[5]Il faut noter que les modèles multi-agents ne font pas référence à la mémoire à long terme, ce qui semble s'opposer à l'idée que les sessions d'apprentissage durent parfois de longues minutes. Le modèle n'est toutefois pas incompatible avec le fait qu'une règle de décision peut être transférée en mémoire à long terme. Cependant, lorsque la règle mémorisée en mémoire à long terme est sollicitée pour une classification, ces modèles supposent que la règle doit néanmoins être rechargée en mémoire de travail, si bien qu'elle s'en retrouve soumise à ses limitations de capacité.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Concernant les concepts en 4 dimensions Mathy (2002) a proposé à 8 sujets adultes ($M = 24$ ans ; entraînés au préalable aux 13 concepts en 3D et volontaires pour des séances supplémentaires) d'apprendre le concept le plus complexe nécessitant de raisonner sur une interaction de 3^{e} ordre (associée à un protocole $X \wedge Y \wedge Z \wedge W$). Les résultats ont indiqué un temps d'apprentissage médian de 928 secondes (contre un temps médian de 369 secondes pour le concept $X \wedge Y \wedge Z$ en 3D, sur lequel nous reviendrons plus tard), ce qui montre que raisonner de la manière la plus complexe en 4D est possible dans l'absolu pour certains sujets, mais difficile (sans compter que les sujets qui se sont portés volontaires ont été sélectionnés pour leur détermination). Ce résultat est en accord avec la littérature sur le raisonnement relationnel sur les variables en interaction (Halford *et al.*, 2005).

Discussion sur l'apprenabilité des concepts

Les mesures de compression de l'information évaluées par des modèles par règles rendent compte des difficultés d'apprentissage de concepts. Un objectif était de comparer différents modèles d'apprentissage par règle conduisant chacun à un taux de compression propre. Les résultats sur les temps d'apprentissage semblent donner un léger avantage au modèle multi-agent statique qui implique un traitement rigide (c'est-à-dire, strictement séquentiel) de l'information, et produisant une compression de l'information non optimale par rapport aux modèles dynamiques et de Feldman. L'avantage de la classe des modèles multi-agents de la mémoire de travail présentés ici en détail, par rapport au modèle de Feldman, est qu'ils permettent de questionner la nature du traitement de l'information en mémoire de travail, notamment le degré de séquentialisation de l'information, et de formaliser les processus exécutifs (maintenance et coordination de l'information en vue d'une décision de catégorisation). Le fait que le raisonnement logique par règle est sous-tendu par un format verbal peut expliquer pourquoi le modèle statique semble prévaloir (Ashby, Alfonso-Reese, Turken, & Waldron, 1998, pour un développement de ces idées sous l'angle neuropsychologique). La présence dans le langage naturel de patterns quasi constants d'adjectivation (par ex., *grand carré rouge*, plutôt que *rouge carré grand*) peut être un début d'explication.

On peut-être tenté de réduire le modèle multi-agent à un système de production typique des approches symboliques dans lequel des processus de décisions sont représentés par des emboîtements de règles « Si… Alors » (Anderson, 1983 ; Hovland, 1966 ; Holland, Holyoak, Nisbett, & Thagard, 1986 ; Hunt, Marin, & Stone, 1966 ; Newell,

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

1990 ; Newell & Simon, 1972)[6]. Cependant, le modèle multi-agent entretient des liens avec les recherches actuelles sur la compressibilité de l'information qui permettent de mieux caractériser les limites en mémoire de travail et le fonctionnement exécutif en fonction de la complexité d'échange d'information. L'empreinte contemporaine des modèles par règle correspond donc à une caractérisation plus précise des techniques de réduction de l'information. Un autre avantage indéniable du modèle multi-agent est la formalisation des protocoles de communication, qui permet l'économie de formules logiques complexes comme les formes normales disjonctives (ou de règles « Si… Alors » emboîtées) peu lisibles, ou encore d'arbres de décision impénétrables et difficiles à représenter graphiquement. Nous verrons dans la prochaine partie que le modèle multi-agent statique montre un avantage supplémentaire lorsqu'il s'agit de prédire les temps de réponse dans les tâches de classification.

Expérimentations sur l'utilisation des concepts et mesures des temps de réponse

Induire une règle telle que « Si le dernier chiffre d'un nombre est 0, 2, 4, 6, 8, alors le nombre est pair » est une forme de compression de l'information sans perte permettant une classification rapide des nombres. Grâce à cette règle, chacun des nombres peut être traité avec la même rapidité en inspectant le dernier chiffre. Ce n'est pas le cas des stimuli classés par des règles artificielles telles que celles qui nous préoccupent dans cet article, ni d'ailleurs le cas pour certaines situations de catégorisation naturelle dans lesquelles, par exemple, un canari est classé comme oiseau plus rapidement qu'une autruche en raison de sa typicalité (Rosch, 1973 ; Rosch & Mervis, 1975).

Les travaux que je présente ci-dessous testent l'hypothèse que le nombre d'informations nécessaires à l'identification de la catégorie d'un stimulus par les agents correspond – sur le plan psychologique – à un nombre de pas de calculs en mémoire de travail proportionnel à un temps de réponse (Bradmetz & Mathy, 2008 ; Mathy, 2005). Le nombre de pas de calculs est limpide dans le modèle multi-agent, car il correspond simplement au nombre d'agents devant communiquer leur information avant que la classe

[6] Je ne mentionne plus ici l'algorithme ID3 ou son successeur C45, qui est en marge des recherches en psychologie.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

puisse être identifiée avec certitude. Un autre point intéressant est que les modèles statiques et dynamiques font des prédictions différentes.

Reprenons l'exemple du concept 2D-2 de la Figure 2. La formule est $X^4[Y]^2$ pour le modèle statique car deux fois seulement, un second agent est requis (l'agent *C* si l'agent *F* s'exprime en premier, afin de classer correctement les stimuli ronds ; l'agent *F* si l'agent *C* s'exprime en premier, afin de classer correctement les stimuli bleus). En faisant l'hypothèse que les sujets choisissent l'une des deux règles en proportion égale, il est possible d'en conclure que *(i)* le stimulus *carré rouge* est toujours classé en une information *(ii)* le stimulus *rond rouge* est classé en une information par les sujets choisissant la seconde règle, et en deux informations pour les sujets choisissant la première règle (idem pour le stimulus *carré bleu* classé en une ou deux informations), et *(iii)* le stimulus *rond bleu* est systématiquement classé en deux informations. Sous l'hypothèse que le choix de la règle est hasardeux et que 50 % des participants choisissent l'une des deux règles du fait qu'aucune des dimensions n'est plus saillante qu'une autre, on devrait observer des temps de réponse rapides pour le stimulus 1, des temps intermédiaires pour les stimuli 2 et 3 (en moyenne 1.5 informations) et des temps longs pour le stimulus 4. En revanche, le modèle dynamique ne recrutant qu'une seule fois un second agent $X^4[Y]^1$, nous devrions observer des temps de réponse équivalents pour les stimuli 1, 2, et 3 et des temps de réponse plus lents pour le stimulus 4. Ces exemples sont clairement illustrés dans la Figure 3, dans laquelle le nombre d'informations est indiqué pour chaque stimulus. Le modèle de Feldman conduit à des prédictions similaires

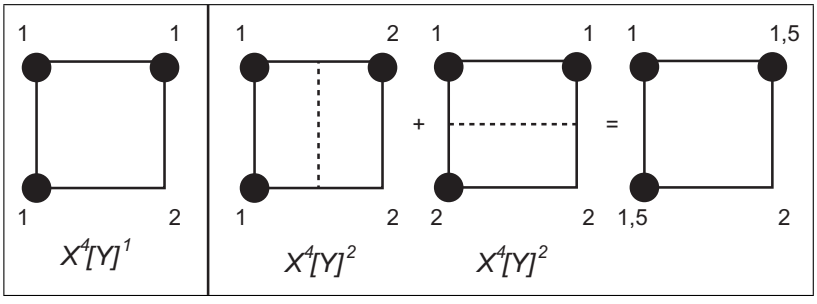


Figure 3. Analyse intra-conceptuelle du nombre d'agents recrutés pour la classification des stimuli pour le concept 2D-2, selon les modèles multi-agents statiques et dynamiques. Lorsque plusieurs règles sont possibles dans le cas du modèle statique, un nombre moyen d'informations est calculé.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

au modèle dynamique concernant les temps de réponse pour le concept 2D-2, tout au moins pour les exemples positifs[7].

Dans la catégorisation par règle décrite ici, les stimuli sont supposés être classés par un processus contrôlé de nature séquentielle. Il est donc possible de formuler l'hypothèse qu'un temps de réponse pour classer un stimulus est proportionnel au nombre requis d'informations. Bradmetz et Mathy (2008) ont conduit plusieurs expérimentations visant à mesurer les temps de réponse pour chacun des stimuli d'un concept donné en 2D ou en 3D. Nous ne reportons ici que les résultats en 2D. Leurs expérimentations étaient similaires à celles relatées plus haut pour l'apprentissage de concepts, excepté que les participants étaient soumis à une seconde phase de catégorisation après le critère d'apprentissage. Les temps de réponse étaient uniquement mesurés pendant cette seconde phase, qu'on peut appeler phase d'utilisation du concept ou phase de reconnaissance des stimuli. Soixante-cinq participants volontaires ont participé à l'apprentissage du concept 2D-2.

Les temps de réponse sont indiqués dans le Tableau 2. Les temps de réponse étaient distribués de façon asymétrique vers la droite en raison de quelques valeurs extrêmes. Le tableau indique par conséquent le logarithme

Tableau 2. Temps de réponses (TR) pour les stimuli positifs et négatifs du concept 2*D*-2 (Expérience 1, Bradmetz & Mathy, 2008).

	Stimulus			
	1	**2**	**3**	**4**
TR moyen	1,22	1,41	1,45	1,58
TR (écart-type)	0,64	1,57	0,69	0,69
LN(TR) moyen	0,11	0,27	0,27	0,38
TR médian	**1,04**	**1,29**	**1,30**	**1,45**
Statique	**1**	**1.5**	**1.5**	**2**
Dynamique	1	1	1	2

Note. La ligne surlignée (statique) indique une corrélation avec les temps médians plus élevée que le modèle dynamique. TR, temps de réponse ; LN(TR), logarithme naturel des temps de réponse ; Statique/Dynamique, nombre moyen d'agents requis par le modèle multi-agent statique/dynamique pour classer un stimulus ; la numérotation (1, 2, 3, 4) des stimuli est indiquée dans la Figure 2.

[7] Néanmoins, le modèle n'a pas été appliqué à la prévision des temps de réponse, et il est difficile d'interpréter le modèle. Par exemple, la formule (*rond* ∧ *bleu*)' (le prime dénote une négation du contenu de la parenthèse) indique que tout stimulus autre que le *rond bleu* est positif, ce qui permet de classer chacun des stimuli positifs en deux informations. Par la loi de Morgan (*rouge* ∨ *carré*), les stimuli positifs peuvent en revanche tous être classés en une information. Nous conserverons l'idée que quelle que soit l'interprétation du modèle, les stimuli positifs sont classés à la même vitesse, comme dans le modèle dynamique.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

naturel des temps de réponse et les temps médians, qui permettent de mieux identifier les valeurs centrales.

Les résultats indiquent une corrélation claire avec le modèle multi-agent statique. Le stimulus 1 est classé le plus rapidement, suivi des stimuli 2 et 3 (à égalité) caractérisés par un temps de classification moyen. Le stimulus 4 (négatif) est classé le plus lentement, comme prédit par les deux modèles. Les temps de réponse sont donc plus élevés lorsqu'un stimulus requiert un nombre d'informations plus élevé, un pattern confirmé par une simple ANOVA prenant comme variable indépendante le numéro du stimulus et comme variable dépendante le logarithme des temps de réponse ($F(3, 192) = 5{,}16$; $p = 0{,}002$).

Afin de tester les performances individuelles, les auteurs ont également calculé pour chacun des sujets les distances entre les trois prédictions issues des deux modèles (le modèle dynamique, la première règle du modèle statique, et la seconde règle du modèle statique) et les temps de réponse des sujets. Ensuite, le nombre de patterns comptabilisés pour chacune des deux règles statiques ont été additionnés, afin de faciliter la comparaison du modèle statique au modèle dynamique. Les résultats indiqués dans le Tableau 3 semblent confirmer le modèle statique. Pour 50 sujets sur 65, les résultats étaient plus proches de l'un des deux patterns statiques que du pattern dynamique ($\chi^2(1) = 18.8$; $p < 0{,}001$). Ces résultats suggèrent que les modèles par compression doivent être tempérés : les individus ne compressent l'information que de façon sous-optimale en utilisant des informations strictement séquentielles. La stratégie utilisée par les individus revient à subdiviser le travail de classification, en tentant de classer rapidement un cluster d'exemples positifs avec un minimum d'information, puis de compléter le processus d'apprentissage en se focalisant sur les stimuli restant. Le processus de classification semble par conséquent hautement contrôlé sur le plan exécutif. Ces résultats tendent à infirmer le modèle de Feldman ainsi

Tableau 3. Nombre de patterns individuels (de temps de réponse) corrélés aux différents modèles multi-agents. (Expérience 1, Bradmetz & Mathy, 2008)

Concept	nDyn.	nStat.	Ordre 1	Ordre 2	$\chi^2(1)$	$r_{Méd.Stat}$	$r_{Méd.Dyn}$
2*D*-2	15	50	30	20	18,8***	0,985*	0,706

Note. nDyn., nombre de patterns individuels ajustés au modèle dynamique ; nStat., nombre de patterns individuels ajustés au modèle statique ; $r_{Méd.Dyn}$ et $r_{Méd.Stat}$, corrélations entre les temps de réponse médians et les patterns indiqués dans la Figures 3 pour les modèles dynamique et statique ; *** significatif à 0,001; ** significatif à 0,01; * significatif à 0,05; Les ordres 1 et 2 correspondent aux deux stratégies statiques possibles.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

que le modèle dynamique, malgré le fait qu'ils produisent une compression plus importante de l'information que le modèle statique. Des résultats aussi convaincants ont été observés en 3D par Bradmetz et Mathy (2008). Leur seconde expérience impliquant 49 participants a montré que les patterns individuels étaient plus fréquemment proches des patterns du modèle statique que de ceux dynamiques, pour tous les concepts en 3D.

Discussion sur l'utilisation des concepts

Le modèle multi-agent prédit des temps de classification en fonction des pas de calculs requis pour une classification, en accord avec d'autres travaux sur le sujet (Gosselin & Schyns, 2001 ; Lafond, Lacouture, & Cohen, 2009 ; Sayeki, 1969 ; Trabasso, Rollins, & Shaughnessy, 1971). Les résultats de Bradmetz et Mathy (2008) tendent à montrer que les temps de réponse dépendent non seulement de processus de décision séquentiels, mais également de séquences d'informations constantes d'un stimulus à l'autre, un fonctionnement décrit par le modèle multi-agent statique. La modélisation des temps de réponse dans les modèles par règles a été ensuite développée dans l'esprit du modèle multi-agent exposé ici, en insistant sur l'importance de définir l'architecture mentale sous-jacente aux processus de décision (Fific *et al.*, 2010 ; Little *et al.*, sous presse).

Conclusion sur la compression de l'information dans la formation de règles

Les modèles par compression de règles obéissent à l'idée que la réduction de l'information peut servir de principe organisateur à la catégorisation humaine (Pothos, 2005). On retrouve ce principe de réduction d'information dans d'autres domaines, notamment pour expliquer l'automatisation dans la recherche visuelle (Cousineau & Larochelle, 2004 ; Richards & Bobick, 1988). Un point intéressant est qu'à la différence de modèles par règles concurrents (Nosofsky, Palmeri, & McKinley, 1994), les modèles de compression de l'information (Multi-agent ou de Feldman) ne font pas une distinction ferme entre règles et exceptions. Les modèles par compression n'envisagent qu'un continuum entre ces deux extrêmes, en fonction du nombre de pas de calculs nécessaires à la classification d'un stimulus, dans l'esprit des premiers modèles de classification par règles (Hunt *et al.*, 1966).

Les expérimentations qui ont été présentées montrent le bien fondé d'une modélisation des règles par des protocoles de communication multi-agent, qui permet de définir des stratégies individuelles d'ordonnancement de l'information et de réduction de l'information

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

sur la base d'architectures mentales mieux spécifiées que d'autres modèles de compression plus généraux (Feldman, 2000 ; Lafond *et al.*, 2007). L'ordonnancement de l'information est un principe organisateur très important puisqu'à la manière du jeu des 20 questions (qui suppose qu'il est possible de deviner n'importe quel type d'objet du monde en 20 questions, Richards & Bobick, 1988), c'est la pertinence de l'ordre qui permet une décision correcte et rapide.

LES STRATÉGIES DE COMPRESSION DE L'INFORMATION PAR FOCALISATION SUR DE NOUVELLES INFORMATIONS

Calcul de l'information mutuelle

Dans les travaux décrits précédemment, on modélise les opportunités offertes aux apprenants de simplifier les informations portées par les stimuli afin de les catégoriser en utilisant une somme d'information minimisée. Les travaux suivants focalisent plutôt sur la possibilité de changer de règle en utilisant de nouvelles informations. Ces nouvelles informations sont non pas celles portées par les variables considérées séparément et simplement combinées en un ordre minimisant les pas de décisions, mais celles portées par les covariations entre variables considérées simultanément. Par exemple, certains travaux indiquent que la présence d'associations entre variables facilite une tâche de classification (Giguère, Lacroix, & Larochelle, 2007), tout autant que des relations causales (Waldmann, Meder, Sydow, & Hagmayer, sous presse). Je présente ici les travaux sur l'information mutuelle, un calcul très efficace d'association entre variables ou groupes de variables (Fass, 2006 ; Garner, 1962 ; Mathy, 2010a). L'information mutuelle est une mesure de la quantité d'information qu'il est possible d'obtenir sur une variable en observant des variables ou en observant des relations entre variables. Afin d'illustrer ce qu'est l'information mutuelle sans donner les détails des formules complexes reposant sur des calculs d'entropie conditionnelle (Mathy, 2010a), des stimuli ont été générés en juxtaposant des balles noires et blanches de gauche à droite, à la place des valeurs 0 et 1, dans le Tableau 4. Chaque ligne de balles représente un stimulus unique. La seconde colonne du tableau indique les catégories associées aux stimuli, et la troisième colonne les arbres de décision associées aux règles compressées par les modèles présentés plus haut (qu'ils soient statique ou dynamique).

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

En utilisant l'information mutuelle dans le concept 2D-2 décrit dans la Figure 4 (plus communément appelé XOR, par sa structure de OU eXclusif), on remarque que les stimuli sont positifs lorsque les balles ont une couleur différente, ou inversement, que les stimuli sont négatifs quand la couleur des balles est identique. Cette stratégie plus parcimonieuse permet de créer un arbre de décision à deux branches au lieu de quatre (Si couleur différente, alors + ; sinon -)[8]. Ici, les couleurs de chacune des balles ne sont plus diagnostiques, au contraire de la relation entre les couleurs (différente ou identique). L'information mutuelle est maximale.

Pour le concept de Type VI (selon la dénomination de Shepard *et al.*, 1961) décrit dans la Figure 4, l'information mutuelle est également maximale. Cela signifie qu'il est possible de connaître la valeur d'une dimension donnée, étant donné la relation que les trois autres entretiennent (ou vice-versa). Comme pour le XOR, le Type VI ne présente ni dimension diagnostique, ni couple de dimensions diagnostiques. La règle de classification est apparemment incompressible. En revanche, par calcul d'information mutuelle, on remarque que lorsque les 2^{e} et 3^{e} balles sont différentes – quand la 1re balle est blanche –, les stimuli sont positifs ; idem lorsque les 2^{e} et 3^{e} balles sont identiques – quand la 1re balle est noire. Il suffit donc au sujet de changer de perspective afin de découvrir une règle de toute autre nature.

La structure du Type VI est encore plus intrigante, car ce qui est vrai pour une paire de dimensions est également vrai pour toutes les autres paires, ce qui offre une probabilité élevée pour l'apprenant de trouver ces relations. Par exemple, lorsque la 3^{e} balle est blanche, les stimuli sont positifs lorsque les deux première balles sont différentes, etc. En résumé, la règle fortement compressée par information mutuelle se réduit à un arbre à quatre branches typique du concept XOR en 2D.

Expérimentations sur l'apprentissage répété de concepts à information mutuelle élevée

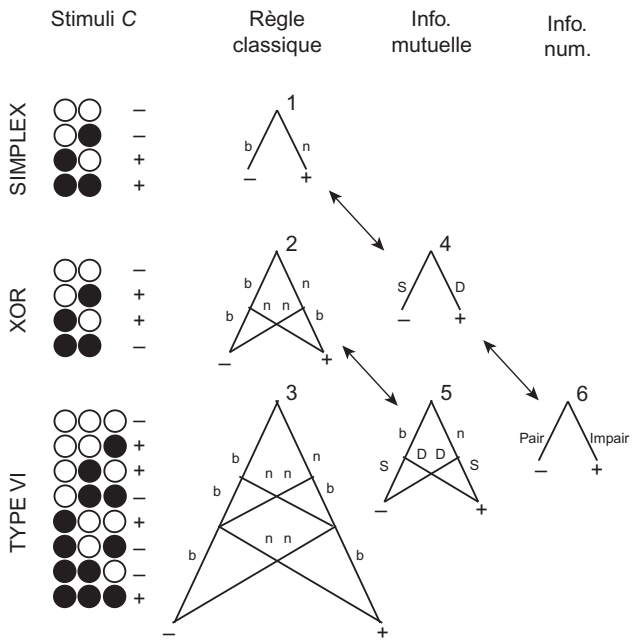
Mathy (2010b) a testé l'hypothèse que la présence d'information mutuelle peut faciliter l'apprentissage d'un concept à long terme. Aucun modèle de la catégorisation[9] n'intègre une telle mesure générique de l'information

[8] L'arbre simplifié (à deux branches) peut donc contrebalancer le coût de la recherche d'information complexifiée par la comparaison simultanée des couleurs des balles (au lieu de la simple observation des couleurs des balles les unes après les autres pour l'arbre à quatre branches).

[9] ...y compris les modèles multi-agents présentés précédemment, en dépit du fait que ces modèles pourraient s'adapter assez aisément au calcul d'information mutuelle par le recrutement d'agents supplémentaires chargés de manipuler les informations concernant le comportement d'autres agents, comme le fait que deux autres agents répondent de façon identique ou différemment.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Tableau 4. Trois concepts (SIMPLE, XOR et TYPE-VI – 3D-ℵ13–, compressés par trois stratégies différentes (gain en information, information mutuelle, information numérique)



Note. Le concept XOR (OU eXclusif) a la même structure que le concept 2D-2 vu plus haut. Ici, il peut y avoir une balle blanche à droite ou une balle blanche à gauche pour que le stimulus soit positif, mais pas deux balles blanches (fromage XOR dessert, par analogie ; le langage naturel ne fait pas la différence entre le ou inclusif et le ou exclusif). Chaque groupe de balles alignées représente un stimulus. La colonne *C* indique la catégorie. Info Num., information numérique. Arbre de Décision 1 : « SI la 1re balle est blanche, ALORS - ; SI la 1re balle est noire, ALORS + ». Arbre de décision 2 : « SI la 1 re balle est blanche, ALORS [SI la 2nde balle est blanche, ALORS - ; SI la 2 nde balle est noire, ALORS +]; SI la 1re balle est noire, ALORS [SI la 2nde balle est noire, ALORS - ; SI la 2nde balle est blanche, ALORS +]». Arbre de décision 3 : identique à l'arbre de décision 2, excepté que le 3e niveau indique la couleur de la 3e balle. Arbre de décision 4 : « SI la couleur des balles est Similaire, ALORS - ; SI la couleur des balles est Différente, ALORS + ». Arbre de décision 5 : « SI la 1re balle est blanche, ALORS [SI la couleur des autres balles est Similaire, ALORS - ; SI la couleur des autres balles est différente, ALORS +]; SI la 1re balle est noire, ALORS [SI la couleur des autres balles est Différente, ALORS - ; SI la couleur des autres balles est Similaire, ALORS +]». Arbre de décision 6 : « SI le nombre de balles noires est impair, ALORS + ; SINON - ».

relationnelle. Cela conduit l'ensemble des modèles de la catégorisation à considérer (par exemple) que le Type VI est le concept le plus difficile à apprendre. C'est le cas pour les modèles multi-agents présentés plus haut, puisque l'information étant incompressible, le protocole de communication minimal est $X \wedge Y \wedge Z$; ce protocole représente,

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

comme l'indique le troisième arbre du Tableau 4, deux croisements de branches, huit embranchements, et un nombre de pas de décision total égal à 24 pour les huit stimuli ; c'est également le cas pour les modèles à exemplaires puisque les catégories du Type VI sont maximalement hétérogènes (Nosofsky, Gluck, Palmeri, McKinley, & Gauthier, 1994 ; Medin & Schaffer, 1978 ; Nosofsky, 1984). Les expérimentations relatées par Mathy (2010b) montrent au contraire que les individus sont capables d'utiliser l'information mutuelle, et qu'ils peuvent montrer une aisance particulière à apprendre le Type VI dans des circonstances appropriées.

Je relate ici l'une des expérimentations de Mathy (2010b) dans laquelle l'apprentissage du Type VI est étudié en comparaison avec le Type IV, un concept de même dimension considéré comme plus simple par l'ensemble des modèles de la catégorisation, que ces modèles soient fondés sur des règles ou sur la mémorisation d'exemplaires. Le Type IV contient l'information mutuelle positive la plus faible tout en requérant comme pour le Type VI trois dimensions diagnostiques pour quatre stimuli positifs. Shepard *et al.* (1961) avaient préalablement étudié l'apprentissage de ces concepts au long terme, mais plusieurs points critiques empêchait toute interprétation claire des résultats (Mathy, 2010b, p. 371). L'objectif de Mathy (2010b) n'était pas de montrer qu'un Type VI est strictement plus facile qu'un Type IV, mais que le Type VI peut bénéficier d'une marge de progression plus importante par la plus ample palette de règles/stratégies qu'il offre aux apprenants. Par conséquent, des gains d'apprentissage plus élevés étaient attendus pour des apprentissages répétés du Type VI, sous l'hypothèse que le temps pouvait permettre aux participants de remarquer des corrélations entre variables puis de mettre en place des stratégies de classification plus efficaces. Pour anticiper, nous verrons que le Type VI finit par être plus facile que le Type IV au terme d'apprentissages répétés, ce qui conforte parfaitement l'hypothèse que les sujets sont capables d'utiliser des associations entre variables afin de faciliter ce type de classification. Le Type IV et le Type VI sont décrits dans la Figure 4, dans leur contexte, c'est-à-dire au milieu des quatre autres Types.

Les exemples positifs sont signalés par des cercles noirs, et les exemples négatifs par des sommets vides. Pour 3 dimensions booléennes et 4 exemples +, il n'y a que six structures conceptuelles possibles. Les autres structures sont équivalentes par rotation ou par réflexion en miroir. Le 7^{e} cube montre un ensemble canonique de stimuli composés de tailles, formes et couleurs différentes. L'arbre de décision indique les décisions appropriées pour une classification correcte du Type VI. Dans cet arbre, les traits solides représentent (de haut en bas) les valeurs *grand*, *carré*, et *blanc*, respectivement, alors que les traits discontinus représentent (de haut

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

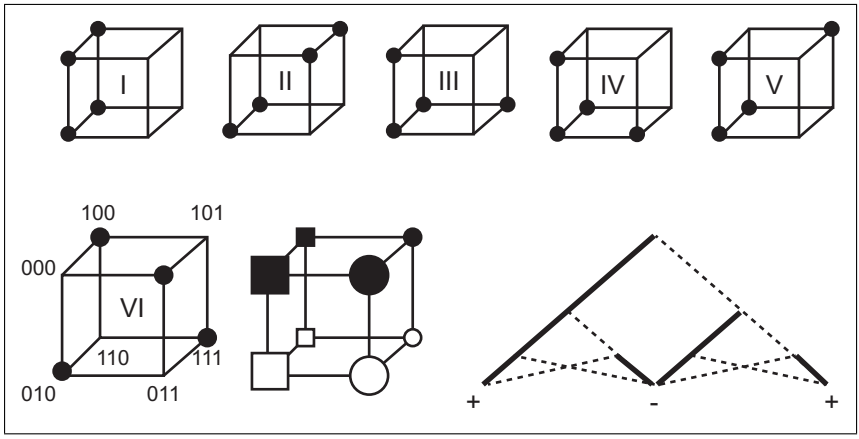


Figure 4. Les six types de classification étudiés par Shepard, Hovland, et Jenkins (1961).

en bas) les valeurs *petit*, *rond*, et *noir*. Par exemple, en prenant trois branches à gauche successivement (SI « *grand*, *carré*, et *blanc* ») on parvient à une feuille représentant la classe + (signifiant : ALORS « Catégorie = + »); en prenant une branche à droite suivie de deux branches à gauche (signifiant : SI « *petit*, *carré*, et *blanc* ») on parvient à la catégorie -. Noter que les deux sous-arbres sont équivalents, excepté l'inversion des feuilles, ce qui conduit à une information mutuelle élevée. Cela signifie qu'il est possible de retenir uniquement les classifications apprises pour les grands objets, et inverser les décisions pour les petits.

Dans la première expérimentation de Mathy (2010b) ($N = 20$), les sujets apprenaient par une tâche informatisée une série successive de Type IV, ou une série successive de Type VI, avec des stimuli différents d'un concept au suivant. L'apprentissage de chacun des concepts s'effectuait par une procédure similaire à celles relatées plus haut. La session durait une heure au maximum, pendant laquelle les sujets apprenaient un maximum de concepts. Aucune information n'était fournie au préalable aux sujets concernant la similarité entre les concepts successifs.

Il faut noter que les stimuli étaient des objets résultant de la fusion entre des formes, des couleurs, et des tailles (par ex., un *petit carré bleu*, un *grand carré bleu*, etc., à nouveau, comme dans les expérimentations relatées ci-dessus). Dans la Figure 4, les stimuli sont construits sur la base de dimensions commensurables, afin d'expliciter au mieux la notion d'information mutuelle. La répétition des dimensions (*1*re, *2e*, et 3e

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

balles) facilite grandement la reconnaissance des relations qu'entretiennent les variables (lorsque les balles de différentes colonnes ont ou n'ont pas la même couleur). Lorsqu'on utilise les stimuli canoniques de l'apprentissage artificiel (*grand rond bleu*, etc.), pour lesquels les dimensions sont incommensurables, l'information mutuelle est moins décelable. L'information mutuelle permet seulement de remarquer des symétries dans la structure de décision d'une règle. Une fois la règle apprise, l'apprenant a en effet la possibilité d'inverser les réponses selon les conditions afin de soulager la mémoire. Par exemple, pour un Type VI, dont les exemples positifs sont *petit rond rouge*, *petit carré bleu*, *gros rond bleu*, et *gros carré rouge*, la règle est : «SI *petit* ALORS [Si *bleu* alors [Si *carré* alors + ; Si *rond* alors -] ; Si *rouge* alors [Si *carré* alors - ; Si *rond* alors +]]; SI *gros* ALORS [Si *bleu* alors [Si *carré* alors - ; Si *rond* alors +]; Si *rouge* alors [Si *carré* alors + ; Si *rond* alors -]]». En remarquant l'inversion systématique des catégories entre les gros et les petits (le Type VI est en fait construit de deux XOR inversés), l'apprenant n'a plus qu'à se souvenir de la règle pour les petits et inverser ses réponses pour les gros. Il suffit donc de retenir que le rond rouge et le carré bleu sont positifs lorsqu'ils sont petits, mais négatifs lorsqu'ils sont gros. Cette symétrie ne peut néanmoins être découverte qu'après avoir induit une règle correcte pour l'ensemble des stimuli. La possibilité d'inverser des réponses grâce aux symétries dans le Type VI est mise en évidence dans l'arbre de décision de la Figure 4.

Les résultats ont montré que le Type VI a été appris significativement plus rapidement en considérant la session entière d'apprentissage (en moyenne en 8.1 blocs, contre 11.8 blocs pour le Type IV), malgré le fait que l'apprentissage du premier Type VI était plus difficile que pour le premier Type IV (ce qui reste conforme avec la littérature attestant que le concept VI est plus difficile lors du premier apprentissage). Une description plus détaillée est donnée dans la Figure 5 (le *n*ième problème correspond au *n*ième concept appris durant la session d'apprentissage d'une heure). Le nombre de concepts appris a eu un effet différent sur l'apprentissage des deux concepts, avec le Type VI se révélant plus simple à partir du second problème. La différence de marge de progression entre les deux concepts était nette lorsque le nombre de problèmes était utilisé comme covariable, $F(1, 172) = 42{,}9$, $\eta^2 = 0{,}20$, $p < 0{,}001$.

Discussion sur l'apprentissage répété de concepts

Dans les expérimentations relatées ci-dessus, nous avons montré qu'un concept Type VI devient progressivement plus rapide à apprendre que le

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Type IV. Nous supposons qu'une optimisation de l'apprentissage est liée au fait que le Type VI comporte une quantité d'information mutuelle plus élevée que le Type IV. L'information mutuelle permettrait aux sujets d'induire une règle de plus en plus optimale pour la structure particulière du Type VI qui se répète. Ces résultats vont dans le sens d'autres travaux sur la catégorisation qui ont montré qu'il est plus facile pour les sujets d'inverser une règle (les exemples positifs deviennent négatifs), plutôt que d'utiliser une règle identique fondée sur des dimensions pertinentes différentes (par exemple utiliser la couleur, puis la forme ; Kruschke, 1996 ; Perner & Lang, 2002). Dans nos expérimentations, utiliser l'information mutuelle revient à une habileté à déterminer des covariations entre sous-règles puis à utiliser ce type d'information afin de simplifier la structure de la règle de départ.

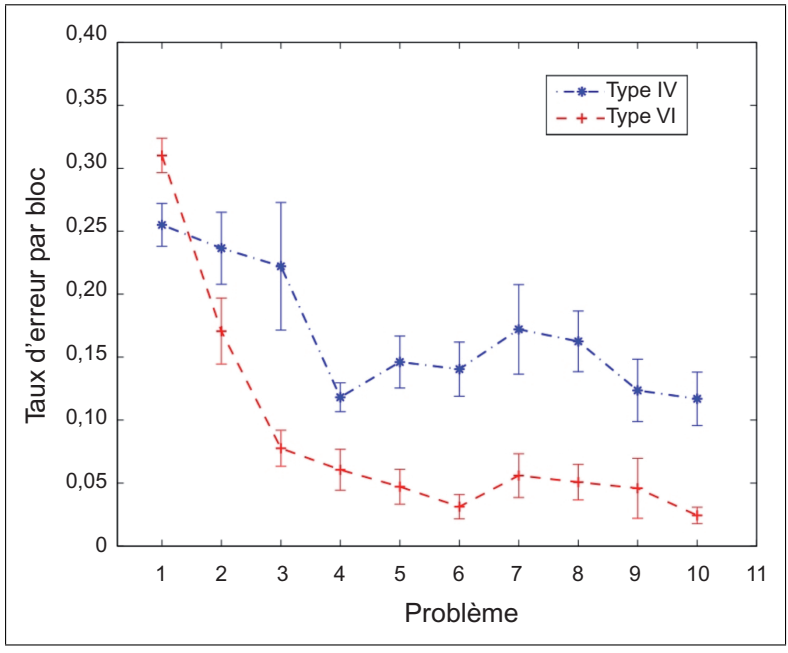


Figure 5. Taux d'erreur moyen par bloc avant critère d'apprentissage, pour 10 problèmes de même Type appris successivement (Mathy, 2010b, Expérience 1). *Note.* Les barres d'erreur indiquent +/- une erreur standard

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

CONCLUSION GÉNÉRALE

Les premiers modèles par règle (Hovland, 1966 ; Hunt *et al.*, 1966) ne sont pas tombés dans l'oubli (Feldman, 2006 ; Goodman, Tenenbaum, Feldman, & Griffiths, 2008). Une partie des travaux actuels sur la compression de l'information résumés ici en fait foi. Malgré les avancées des modèles concurrents souvent dotés d'un nombre de paramètres exorbitant (par ex., Ashby & Maddox, 1993 ; Lamberts, 2000 ; Love, Medin, & Gureckis, 2004 ; Navarro, 2005 ; Nosofsky & Palmeri, 1997), les modèles par règles continuent de séduire par leur simplicité, et parce qu'ils sont en lien étroit avec les fonctions frontales (Ashby & Ell, 2001). D'autres paradigmes expérimentaux tendent à conforter les modèles par règle et à discréditer les modèles associatifs par exemplaires (ces derniers, par ailleurs, sont dotés d'une très grande capacité d'approximer de nombreux résultats empiriques dans ce domaine) : par exemple, les individus parviennent à mieux apprendre des concepts artificiels lorsqu'ils sont présentés dans un ordre par règle que lorsqu'ils sont présentés par similarité (Mathy & Feldman, 2009), ce qui tend à indiquer qu'une organisation des stimuli en règle convient au mode opératoire des sujets.

Cependant, soulignons que les concepts de Type XOR ou VI, décrits précédemment comme étant incompressibles par un large spectre de modèles de la catégorisation, ne posent pas de difficulté particulière à certains réseaux de neurones artificiels pour être appris (ce qui est compatible avec l'idée que ces concepts sont simples en raison de l'information mutuelle qu'ils intègrent). En effet, les réseaux neuronaux sont capables de résoudre des problèmes de ce type de complexité du fait de leur nature parallèle, du moment que leur architecture dépasse celle du perceptron (voir Rumelhart, McClelland, & Group, 1986, chap. 6). Ces modèles pourraient donc être candidats à la résolution de ce type de problèmes, tout en faisant l'économie d'un calcul explicite d'information mutuelle, et d'autant plus qu'ils peuvent résoudre des problèmes beaucoup plus complexes sur le plan perceptif (par exemple, dans la catégorisation des expressions faciales, voir Mermillod, Bonin, Mondillon, Alleysson, & Vermeulen, 2010 ; Mermillod, Vuilleumier, Peyrin, Alleysson, & Marendaz, 2009). D'autre part, il ne faut pas perdre de vue que les processus de catégorisation servent différentes fonctions (classification, inférence, communication), que ces processus ont été largement étudiés dans des contextes très restreints (la plupart du temps, sur des périodes de moins d'une heure, avec des stimuli ne présentant guère de sens, pour des catégories dichotomiques, en apprentissage supervisé, avec des participants

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

adultes étudiants, etc.), et qu'il est très difficile d'avoir une vue globale des prédictions des dizaines de modèles existant dans ce domaine pour ces différentes fonctions (Pothos & Wills, 2011). Les conclusions apportées ici ne doivent donc pas être généralisées sans précautions.

Nous avons tenté de montrer que les modèles par règles, fondés sur la compressibilité de l'information, peuvent donner lieu à diverses options compte tenu de l'architecture mentale sous-jacente qui est considérée. Le modèle multi-agent présenté vise à préciser les liens possibles entre mémoire de travail et fonctions exécutives (Miyake *et al.*, 2000) et soutient l'idée que les capacités en mémoire de travail sont en grande partie responsables des performances dans les tâches de classification (Lewandowsky, sous presse). Les diverses expérimentations relatées ici suggèrent que les sujets utilisent tous les moyens à leur disposition pour simplifier une tâche d'apprentissage de catégories artificielles (sélection de dimensions diagnostiques, hiérarchisation des dimensions diagnostiques, et prise en compte des relations entre variables présentant des covariations). Un modèle de la catégorisation ne peut donc pas être unidimensionnel, ou fondé sur un seul paradigme, mais doit intégrer divers mécanismes d'apprentissage. Certains travaux de modélisation hybride ont fait l'effort de combiner deux mécanismes d'apprentissage, par règles et par exemplaires (Anderson & Betz, 2001 ; Ashby *et al.*, 1998 ; Nosofsky, Palmeri, & McKinley, 1994 ; Smith & Sloman, 1994). Nous montrons ici que ce n'est pas suffisant, dans le sens où différents mécanismes de formation de règles doivent en premier lieu être intégrés pour modéliser l'apprentissage de règles.

Reçu le 16 septembre 2010.
Révision acceptée le 21 novembre 2011.

BIBLIOGRAPHIE

Anderson, J. R. (1983). *The architecture of cognition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Anderson, J. R., & Betz, J. (2001). A hybrid model of categorization. *Psychonomic Bulletin & Review*, *8*, 629-647.

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., & Ell, S. W. (2001). The neurobiology of human category learning. *Trends in Cognitive Sciences*, *5*, 204-210.

Ashby, F. G., & Maddox, W. T. (1993). Relations between prototype, exemplar, and

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

decision bound models of categorization. *Journal of Mathematical Psychology*, *37*, 372-400.

Attneave, F. (1959). *Applications of information theory to psychology: A summary of basic concepts, methods, and results*. New York, NY: Holt, Rinehart, and Winston.

Axelrod, R. (1997). *The complexity of cooperation : Agent-based models of competition and collaboration*. Princeton, NJ: Princeton University Press.

Baddeley, A. (1986). *Working memory*. New York: Oxford University Press.

Baddeley, A. (1992). Working memory. *Science*, *255*, 556-559.

Berg, E. A. (1948). A simple objective technique for measuring flexibility in thinking. *Journal of General Psychology*, *39*, 15-22.

Boucheron, S. (1992). *Théorie de l'apprentissage*. Paris : Hermès.

Bourne, L. E. J. (1970). Knowing and using concepts. *Psychological Review*, *77*, 546-556.

Bradmetz, J., & Mathy, F. (2008). Response times seen as decompression times in Boolean concept use. *Psychological Research*, *72*, 211-234.

Broadbent, D. (1975). *The magic number seven after fifteen years*. In A. Kennedy & A. Wilkes (Eds.), *Studies in long-term memory*. New York: Wiley.

Bruner, J., Goodnow, J., & Austin, G. (1956). *A study of thinking*. New York: Wiley.

Collins, A. M., & Loftus, E. F. (1975). A spreading-activation theory of semantic processing. *Psychological Review*, *82*, 407-428.

Collins, A. M., & Quillians, M. R. (1969). Retrieval time from semantic memory. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, *8*, 240-247.

Coombs, C. H., Dawes, R. M., & Tversky, A. (Eds.). (1970). *Mathematical psychology: An elementary introduction*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.

Cousineau, D., & Larochelle, S. (2004). Visual-memory search: An integrative perspective. *Psychological Research*, *69*, 77-105.

Cowan, N. (2001). The magical number 4 in short-term memory: A reconsideration of mental storage capacity. *Behavioral and Brain Sciences*, *24*, 87-185.

Crinella, F., & Yu, J. (2000). Brain mechanisms and intelligence. psychometric g and executive function. *Intelligence*, *27*, 299-327.

Delahaye, J. P. (2009). *Complexité aléatoire et complexité organisée*. Paris : Quae.

Diamond, A., & Kirkham, N. (2005). Not quite as grown-up as we like to think: Parallels between cognition in childhood and adulthood. *Psychological Science*, *16*, 291-297.

Engle, R. W. (2002). Working memory capacity as executive attention. *Current Directions in Psychological Science*, *11*, 19-23.

Epstein, J., & Axtell, R. (1996). *Growing artificial societies*. Cambridge, MA: MIT Press.

Fagin, R., Halpern, J., Moses, Y., & Vardi, M. (1995). *Reasoning about knowledge*. Cambridge, MA: MIT Press.

Fass, D. (2006). *Human sensitivity to mutual information*. Thèse de doctorat non publiée, Rutgers University.

Feldman, J. (2000). Minimization of Boolean complexity in human concept learning. *Nature*, *407*, 630-633.

Feldman, J. (2003a). A catalog of Boolean concepts. *Journal of Mathematical Psychology*, *47*, 75-89.

Feldman, J. (2003b). The simplicity principle in human concept learning. *Current Directions in Psychological Science*, *12*, 227-232.

Feldman, J. (2004). How surprising is a simple pattern? Quantifying « eureka ». *Cognition*, *93*, 199-224.

Feldman, J. (2006). An algebra of human concept learning. *Journal of Mathematical Psychology*, *50*, 339-368.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Ferber, J. (1999). *Multi-agent systems, an introduction to distributed artificial intelligence*. Harlow, UK: Addison-Wesley.

Fific, M., Little, D. R., & Nosofsky, R. M. (2010). Logical-rule models of classification response times: a synthesis of mental-architecture, random-walk, and decision-bound approaches. *Psychological Review*, *117*, 309-348.

Fodor, J. (1994). Concepts: A potboiler. *Cognition*, *50*, 95-113.

Garner, W. (1962). *Uncertainty and structure as psychological concepts*. New York: John Wiley and Sons.

Garner, W. (1974). *The processing of information and structure*. Potomac, MD: Erlbaum.

Gell-Mann, M. (1994). *The quark and the jaguar : Adventures in the simple and the complex*. New York: Freeman and Company.

Giguère, G., Lacroix, G. L., & Larochelle, S. (2007). Learning the correlational structure of stimuli in a one-attribute classification task. *European Journal of Cognitive Psychology*, *19*, 457-469.

Gobet, F., & Clarkson, G. (2004). Chunks in expert memory: Evidence for the magical number four. . .or is it two? *Memory*, *12*, 732-747.

Goodman, N. D., Tenenbaum, J. B., Feldman, J., & Griffiths, T. L. (2008). A rational analysis of rule-based concept learning. *Cognitive Science*, *32*, 108-154.

Gosselin, F., & Schyns, P. G. (2001). Why do we slip to the basic level? Computational constraints and their implementation. *Psychological Review*, *108*, 735-758.

Halford, G. S., Baker, R., McCredden, J. E., & Bain, J. D. (2005). How many variables can humans process? *Psychological Science*, *16*, 70-76.

Halford, G. S., Wilson, W. H., & Phillips, W. (1998). Processing capacity defined by relational complexity: Implications for comparative, developmental and cognitive psychology. *Behavioral and Brain Sciences*, *21*, 803-831.

Heaton, R., Chelune, G., Talley, J., Kay, G., & Curtiss, G. (1993). *Wisconsin card sorting test manual: Revised and expanded*. Odessa, FL: Psychological Assessment Resources.

Hélie, S. (2006). An introduction to model selection: tools and algorithms. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, *2*, 1-10.

Holland, J., Holyoak, K., Nisbett, R., & Thagard, P. (1986). *Induction: processes of inference, learning and discovery*. Cambridge, MA: MIT Press.

Hovland, C. (1966). A communication analysis of concept learning. *Psychological Review*, *59*, 461-472.

Hunt, E. B., Marin, J., & Stone, P. J. (1966). *Experiments in induction*. New York: Academic Press.

Kolmogorov, A. N. (1965). Three approaches to the quantitative definition of information. *Problems of Information Transmission*, *1*, 1-7.

Kruschke, J. K. (1996). Dimensional relevance shifts in category learning. *Connection Science*, *8*, 225-247.

Lafond, D., Lacouture, Y., & Cohen, A. L. (2009). Decision-tree models of categorization response times, choice proportions, and typicality judgments. *Psychological Review*, *116*, 833-855.

Lafond, D., Lacouture, Y., & Mineau, G. (2007). Complexity minimization in rule-based category learning: Revising the catalog of boolean concepts and evidence for non-minimal rules. *Journal of Mathematical Psychology*, *51*, 57-74.

Lamberts, K. (2000). Information-accumulation theory of speeded categorization. *Psychological Review*, *107*, 227-260.

Levine, M. (1966). Hypothesis behavior by humans during discrimination learning. *Journal of Experimental Psychology*, *71*, 331-338.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Lewandowsky, S. (sous presse). Working memory capacity and categorization: Individual differences and models.

Li, M., & Vitányi, P. (1997). *An introduction to Kolmogorov complexity and its applications*. New York, NY: Springler Verlag.

Little, D. R., Nosofsky, R. M., & Denton, S. (sous presse). Response time tests of logical rule-based models of categorization. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*.

Love, B. C., Medin, D. L., & Gureckis, T. M. (2004). SUSTAIN: A network model of category learning. *Psychological Review*, *111*, 309-332.

Mathy, F. (1999). Un modèle multi-agent de la complexité conceptuelle. In M. P. Gleizes & P. Marcenac (Eds.), *Ingénierie des systèmes multi-agents. actes des 7e journées francophones d'intelligence artificielle et systèmes multi-agents* (p. 343-345). Paris : Hermès.

Mathy, F. (2002). *L'apprenabilité des concepts évaluée au moyen d'un modèle multi-agent de la complexité des communications en mémoire de travail*. Thèse de doctorat non publiée, Université de Reims, France.

Mathy, F. (2005). Exemplar models seen as a mixture of decision rules. In *46th Annual meeting of the Psychonomic Society* (p. 121). Toronto, Canada.

Mathy, F. (2010a). Assessing conceptual complexity and compressibility using information gain and mutual information. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, *6*, 16-30.

Mathy, F. (2010b). The long term effect of relational information in type VI concepts. *European Journal of Cognitive Psychology*, *22*, 360-390.

Mathy, F., & Bradmetz, J. (2004). A theory of the graceful complexification of concepts and their learnability. *Current Psychology of Cognition*, *22*, 41-82.

Mathy, F., & Feldman, J. (2009). A rule-based presentation order facilitates category learning. *Psychonomic Bulletin & Review*, *16*, 1050-1057.

McClelland, J. L., & Rogers, T. T. (2003). The parallel distributed processing approach to semantic cognition. *Nature Reviews Neuroscience*, *4*, 310-322.

Medin, D. L., & Schaffer, M. (1978). A context theory of classification learning. *Psychological Review*, *85*, 207-238.

Mermillod, M., Bonin, P., Mondillon, L., Alleysson, D., & Vermeulen, N. (2010). Coarse scales are sufficient for efficient categorization of emotional facial expressions: Evidence from neural computation. *Neurocomputing*, *73*, 2522-2531.

Mermillod, M., Vuilleumier, P., Peyrin, C., Alleysson, D., & Marendaz, C. (2009). The importance of low spatial frequency information for recognising fearful facial expressions. *Connection Science*, *21*, 75-83.

Minsky, M. L. (1985). *The society of mind*. New York, NY: Simon and Schuster.

Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. New York, NY: Mc Graw-Hill.

Miyake, A., Friedman, N. P., Emerson, M. J., Witzki, A. H., Howerter, A., & Wager, T. D. (2000). The unity and diversity of executive functions and their contributions to complex "frontal lobe" tasks : A latent variable analysis. *Cognitive Psychology*, *41*, 49-100.

Müller, U., Zelazo, P. D., & Imrisek, S. (2005). Executive function and children's understanding of false belief : how specific is the relation? *Cognitive Development*, *20*, 173-189.

Murphy, G. L. (2002). *The big book of concepts*. Cambridge, MA: MIT Press.

Navarro, D. J. (2005). Analyzing the rulex model of category learning. *Journal of Mathematical Psychology*, *49*, 259-275.

Neisser, U., & Weene, P. (1962). Hierarchies in concept attainment. *Journal of Experimental Psychology*, *64*, 640-645.

Newell, A. (1990). *Unified theories of cognition*. Cambridge, MA: Harvard University Press.

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus

Newell, A., & Simon, H. (1972). *Human problem solving*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.

Nosofsky, R. M. (1984). Choice, similarity, and the context theory of classification. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *10*, 104-114.

Nosofsky, R. M., Gluck, M. A., Palmeri, T. J., McKinley, S. C., & Gauthier, P. (1994). Comparing models of rules-based classification learning : A replication and extension of Shepard, Hovland, and Jenkins (1961). *Memory & Cognition*, *22*, 352-369.

Nosofsky, R. M., & Palmeri, T. J. (1997). An exemplar-based random walk model of speeded classification. *Psychological Review*, *104*, 266-300.

Nosofsky, R. M., Palmeri, T. J., & McKinley, S. C. (1994). Rule-plus-exception model of classification learning. *Psychological Review*, *101*, 53-79.

Perner, J., & Lang, B. (2002). What causes 3-year-olds' difficulty on the dimensional change card sorting task? *Infant and child development*, *11*, 93-105.

Pitt, M. A., & Myung, I. J. (2002). When a good fit can be bad. *Trends in Cognitive Sciences*, *6*, 421-425.

Pothos, E. M. (2005). The rules versus similarity distinction. *Behavioral and Brain Sciences*, *28*, 1-14.

Pothos, E. M., & Wills, A. J. (2011). *Formal approaches in categorization*. Cambridge, MA: Cambridge University Press.

Quinlan, J. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, *1*, 81-106.

Richards, W., & Bobick, A. (1988). Playing twenty questions with nature. In Z. W. Pylyshyn (Ed.), *Computational processes in human vision : An interdisciplinary perspective* (p. 3-26). NJ: Ablex: Norwood.

Roberts, S., & Pashler, H. (2000). How persuasive is a good fit? A comment on theory testing. *Psychological Review*, *107*, 358-367.

Rosch, E. (1973). Natural categories. *Cognitive Psychology*, *7*, 328-350.

Rosch, E., & Mervis, C. (1975). Family resemblances : studies in the internal structure of categories. *Cognitive Psychology*, *7*, 573-605.

Rumelhart, D., McClelland, J., & Group, P. R. (1986). *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition. volume 1 : Foundations*. Cambridge, MA: MIT Press.

Sayeki, Y. (1969). Information seeking for object identification. *Organizational Behavior and Human Performance*, *4*, 267-283.

Selfridge, O. (1959). Pandemonium : A paradigm for learning. In *Symposium on the mechanization of thought processes*. London: HM Stationnery Office.

Shannon, C. (1948). A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*, *27*, 379-423, 623-656.

Shepard, R. N., Hovland, C. L., & Jenkins, H. M. (1961). Learning and memorization of classification s. *Psychological Monographs*, *75*, 13, whole No. 517.

Smith, E. E., & Sloman, S. A. (1994). Similarity-vs. rule-based categorization. *Memory & Cognition*, *22*, 377-386.

Trabasso, T., Rollins, H., & Shaughnessy, E. (1971). Storage and verification stages in processing concepts. *Cognitive Psychology*, *2*, 239-289.

Valiant, L. (1984). A theory of the learnable. *Communication of the Association for computing Machinery*, *27*, 1134-1142.

Vélu, J. (1999). *Méthodes mathématiques pour l'informatique*. Paris : Dunod.

Vigo, R. (2006). A note on the complexity of Boolean concepts. *Journal of Mathematical Psychology*, *50*, 501-510.

Waldmann, M. R., Meder, B., Sydow, M. von, & Hagmayer, Y. (sous presse). The tight coupling between category and causal learning. *Cognitive Processes*.

Wittgenstein, L. (1953). *Philosophical investigations*. New York, NY: Mac Millan (tr. fr. par P. Klossowski, Investigations philosophiques, Paris : Gallimard, 1986).

Document téléchargé depuis www.cairn.info - Université de Nice - Sophia Antipolis - - 134.59.100.11 - 07/01/2020 14:25 - © NecPlus