HAL open science

Modélisation et interprétation des catégories taxonomiques des animaux et aliments chez des enfants d'âge préscolaire

Jeanne Villaneau, Farida Saïd, Amel Achour

To cite this version:

Jeanne Villaneau, Farida Saïd, Amel Achour. Modélisation et interprétation des catégories taxonomiques des animaux et aliments chez des enfants d'âge préscolaire. Extraction et Gestion des connaissances (EGC), Jan 2020, Bruxelles, Belgique. pp.245-252. hal-02469861

HAL Id: hal-02469861

https://hal.science/hal-02469861v1

Submitted on 18 Jun 2020

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Modélisation et interprétation des catégories taxonomiques des animaux et aliments chez des enfants d'âge préscolaire

Jeanne Villaneau*
Farida Saïd**
Amel Achour***

*IRISA-expression,
jeanne.villaneau@univ-ubs.fr
**LMBA
farida.said@univ-ubs.fr,
*** Meritis
amel.achour@meritis.fr

Résumé. Les travaux présentés ont pour objectif l'étude et la simulation de la cognition chez les enfants d'âge pré-scolaire. Deux domaines ont été spécifiquement étudiés, choisis pour l'importance relative du lexique acquis par les enfants de cet âge : *animaux* et *aliments*.

Un tri libre auprès d'un groupe d'enfants a permis la collecte des données et les critères saillants (biologiques, perceptuels, etc.) ont été sélectionnés à partir de leurs verbalisations. Cartes de Kohonen et Fuzzy Clustering sont deux approches complémentaires qui permettent ensuite d'appréhender la complexité de la tâche de catégorisation, un enrichissement progressif des taxonomies obtenues et une prédiction des réactions probables des enfants face à un nouvel animal ou aliment. Les perspectives d'élargissement de cette expérimentation sont riches, tant dans le domaine de l'IA qu'en psycho ou sociolinguistique : développements cognitifs comparés, étude des stéréotypes, etc.

1 Introduction : contexte et état de l'art

Différents travaux ont mis en évidence l'intérêt d'une relation empathique entre un robot et un enfant dans des tâches d'apprentissage, d'éducation ou d'accompagnement [Crompton et al. (2018) ; Leite et al. (2013)]. Les recherches présentées sont liées à la conception d'un robot-compagnon pour des enfants d'environ 4 ans, susceptible de réagir émotionnellement à certains de leurs propos. Plus précisément, leur objectif est de simuler de manière plausible une partie du monde cognitif d'un jeune enfant.

La catégorisation est un élément essentiel du langage [Lakoff (1987)] et de la représentation des connaissances, où l'imbrication entre cognition et perception fait l'objet de débats entre spécialistes [Nguyen et Murphy (2003) ; Deák et Bauer (1996)]. Son mécanisme chez les jeunes enfants donne également lieu à de nombreuses études : Bornstein et Arterberry (2010) ; Gelman et Davidson (2013) ; etc..

Notre étude s'est concentrée sur deux domaines où le vocabulaire des enfants d'environ 4 ans est particulièrement riche : les animaux et la nourriture. Dans l'un comme dans l'autre, les classifications faites par les enfants ont suscité de nombreuses recherches. La plupart de celles relatives aux aliments [Girgis et Nguyen (2018) ; Lafraire et al. (2016) ; Nguyen (2008)] cherchent à déterminer si et comment les enfants appréhendent le critère « *bon pour la santé* ». Et, concernant les animaux, l'objectif est généralement pédagogique [Braund (1991) ; Allen (2015) ; Pinkham et al. (2014)]. Nos propres travaux ont pour ambition, à leur stade actuel, de photographier à un instant et dans un lieu donnés, la cognition d'un groupe d'enfants particulier, puis d'en construire un modèle aussi proche que possible de la chose observée. Les exigences sont la reproductivité du modèle, son pouvoir explicatif et illustratif, et sa capacité à pouvoir évoluer. Ils utilisent des outils classiques en fouille de données pour une approche de cette problématique originale, à notre connaissance.

2 Collecte des données

Étant donné les objectifs exposés précédemment, la méthode consiste à construire d'abord une classification experte réalisée par les enfants eux-mêmes ; puis, de déterminer des paramètres permettant d'obtenir automatiquement, par des méthodes de clustering classiques, une classification se rapprochant au mieux de cette classification de référence.

2.1 Méthodologie

La collecte des données s'est déroulée en deux étapes.

La première a consisté à recueillir les classifications des enfants et les paramètres sur lesquels ils les faisaient reposer. L'analyse des données ainsi recueillies a permis de définir une classification moyenne, dite classification experte et de dégager les paramètres dits pertinents (les variables de similarité) avec les modalités correspondantes, à savoir ceux qui permettent de reproduire une classification proche de la classification experte.

La deuxième étape a servi à collecter les avis des enfants sur les paramètres pertinents retenus, dans la mesure où tous n'avaient pas nécessairement basé leur classification sur ces paramètres.

2.2 Mise en œuvre

Le choix des individus composant chacun des deux domaines s'est basé sur les études de Bassano et al. (2005) : il correspond aux noms communs acquis par des enfants de 4 à 5 ans, et comprend 81 animaux et 112 aliments. Les données ont été collectées dans une grande section d'école maternelle [1], auprès de 16 enfants (10 filles, 6 garçons) d'âge moyen 6 ans (écart-type : 0,17), un âge minimum d'après Piaget et Inhelder (1964) pour que les réponses données puissent être considérées comme fiables. Pour chacun des domaines, nous avons constitué un imagier, avec une image minutieusement choisie par individu, aussi claire, neutre et reconnaissable que possible. Un essai pilote effectué sur 4 enfants a permis de fixer les modalités des interviews et la forme des imagiers : un jeu de cartes de taille 7cm×8cm.

1. Des autorisations et l'adhésion de divers acteurs ont été nécessaires : enfants, parents, personnel encadrant et inspection académique.

Pour la première étape de la collecte, la méthode utilisée fut celle du « tri libre » ou *free sorting task*, largement utilisée dans les études portant sur la catégorisation, aussi bien avec les enfants qu'avec les adultes [Blanchard et Banerji (2016) ; Chollet et al. (2016)]. Les enfants étaient invités à faire librement des groupes d'animaux (ou d'aliments) qui leur semblaient devoir être réunis, puis, à expliquer leurs choix. À l'issue de cette étape, le traitement statistique [2] des classifications collectées a permis de définir une classification moyenne dite « classification experte », puis d'extraire, parmi les critères de choix énoncés par les enfants, les variables pertinentes permettant de reconstruire automatiquement cette classification [3] .

La deuxième étape a consisté à compléter le tableau qui permet de savoir, pour chaque enfant, quelle modalité il attribue à chaque individu pour chaque critère de choix. Pour faciliter la tâche et l'exploitation des résultats, le questionnaire a été conçu à modalités disjonctives.

Les variables retenues pour les animaux correspondent à celles que l'on retrouve dans les études portant sur la façon dont les enfants différencient les animaux [Tunnicliffe et Reiss (1999)]. Il s'agit essentiellement de variables perceptuelles (nombre de pattes, taille, etc.), où les connaissances académiques et les a priori culturels interviennent peu, mis à part pour les variables *peur* et *aimer*.

Concernant les aliments, si certaines variables retenues telles que la *consistance* et la *saveur* sont bien des valeurs perceptuelles, d'autres, telles que *dessert* et *apéro* sont largement culturelles. Par ailleurs, le critère de *santé* ne fait pas partie des variables pertinentes et n'a même jamais fait l'objet d'une quelconque énonciation par les enfants. Si ces remarques sont peu signifiantes face à l'objectif de cette étude qui ne vise qu'à une représentation plausible, elles sont au contraire intéressantes si l'on s'attache à comparer les représentations cognitives dans des milieux socio-culturels différents.

3 Classification non-supervisée : méthodologie et résultats

Trois outils essentiels ont été utilisés pour explorer les données : classification ascendante hiérarchique (CAH), cartes auto-organisatrices et fuzzy clustering.

3.1 Cartes auto-organisatrices

Les cartes auto-organisatrices (SOM : self organizing map) ou cartes de Kohonen (1997) sont des réseaux de neurones à apprentissage non supervisé. Ils permettent de répartir des données en groupements similaires dont la structure de voisinage peut être visualisée par un espace discret de faible dimension, généralement une grille bidimensionnelle appelée carte topologique. La notion de similarité s'applique à la fois aux données qui sont dans la même classe et aux classes elles-mêmes.

La carte obtenue dépend largement des paramètres initiaux, et en particulier des dimensions de la grille ou du maillage choisi (rectangulaire, hexagonal, etc). Il existe des heuristiques et

2. La méthode a consisté à construire la matrice de similarité $S = (s_{ij})$ entre individus où $s_{ij} = \frac{n_{ij}}{n}$, n_{ij} étant le nombre d'enfants qui ont classé ensemble les individus i et j, et n le nombre total d'enfants. Une CAH a ensuite été appliquée à la matrice de dissimilarité $D = I - S$ pour déterminer le nombre optimal de classes (critère d'aggrégation de Ward). La classification de référence a été obtenue en utilisant la méthode des k-means.

3. Il s'est agi ici de déterminer l'ensemble de variables et de modalités qui donne la classification la plus proche de la classification experte. La variation d'information normalisée a été utilisée pour mesurer la distance entre classifications.

diverses techniques plus objectives pour choisir les paramètres de la grille ; il s'agit néanmoins d'un problème complexe et encore ouvert, que de récents développements des SOM ont cherché à résoudre (cf. section 4) ; avec une grande carte, on obtient un grand nombre de petites classes compactes et avec une petite, des classes plus générales.

Pour obtenir une classification à deux niveaux de lecture, une stratégie consiste à créer une carte de Kohonen avec une grille de grande dimension puis d'appliquer une CAH aux vecteurs représentatifs des différentes classes. On obtient ainsi des sur-classes que l'on peut également visualiser sur la carte topologique (classification mixte).

La figure 1 montre une carte topologique des animaux obtenue en considérant les données d'entrée comme un assemblage de 6 tableaux respectivement relatifs au nombre de pattes, à la taille, au mode de locomotion, à la familiarité, au contact (doux, gluant, etc.) et à la peur suscitée.

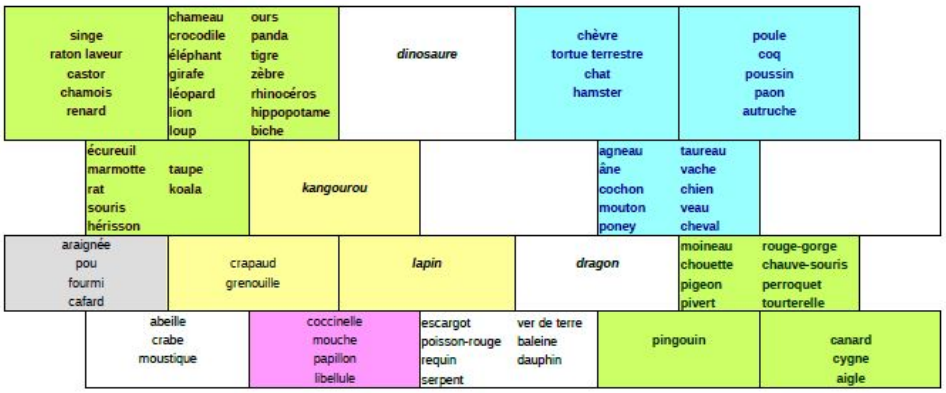

FIG. 1 – *Clustering des animaux : carte auto-organisatrice de Kohonen (maillage hexagonal, dimensions : 5×4).*

La topographie de la carte fait apparaître des sur-classes cohérentes. Par exemple, trois classes en haut à gauche regroupent les mammifères (bien que les enfants n'aient jamais utilisé cette dénomination) qui vivent à l'état sauvage ; les oiseaux se retrouvent dans des classes contiguës (en bas à droite) tout comme les animaux de ferme (en haut à droite). Les animaux « inclassables », à savoir isolés, sont, sur cette table, le *dinosaure*, le *kangourou*, le *lapin*, le *dragon* et le *pingouin*. D'autres tels que le *canard*, montrent une certaine instabilité par rapport aux paramètres de l'apprentissage et aux dimensions de la grille.

3.2 Fuzzy clustering

Dans une classification floue (fuzzy clustering), la notion d'appartenance à une classe n'est pas exclusive : elle est remplacée par celle de taux d'appartenance. Plus précisément, classifier un individu X_j consiste à définir, pour chaque classe $C_i,\ i \in 1..n$, son taux d'appartenance τ_{ji} à cette classe. Le résultat rendu par une classification floue est donc la matrice d'appartenance (τ_{ji}), avec $\tau_{ji} \geq 0$ et $\Sigma_{i=1}^{n} \tau_{ji} = 1$. L'un des algorithmes de classification non-supervisée le plus utilisé est le *fuzzy C-means (FCM)* proposé par Bezdek (1981).

Les résultats présentés dans la tablee 1 ont été obtenus en utilisant le *FCM* sur les données concernant les animaux.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	poule	mouton	panda	libell.	moineau	baleine	crapaud	loup	écur.	fourmi
	0,95	0,87	0,92	0,97	0,88	0,91	0,76	0,78	0,67	0,93
canard	0,13	0,09	0,07	0,12	0,23	0,07	0,09	0,06	0,07	0,06
ours	0,01	0,02	0,54	0,01	0,01	0,01	0,01	0,35	0,04	0,01
pingouin	0,11	0,07	0,11	0,07	0,11	0,11	0,12	0,10	0,11	0,09

TAB. 1 – *Classification floue des animaux en 10 classes : animaux les plus représentatifs et animaux « inclassables ».*

Les lignes vertes du tableau correspondent aux dix animaux les plus représentatifs de chacune des classes. Les animaux présentés dans les lignes jaunes sont des exemples d'animaux dont l'appartenance est particulièrement floue. Le *canard* a un fort taux d'appartenance à la classe représentée le mieux par le *moineau*, mais il a des taux d'appartenance non négligeables avec chacune des autres classes, peut-être parce qu'il vole, marche et nage [4], qu'il peut être considéré comme animal familier ou non, et que donc, la perception qu'en ont les enfants est variable et dépendante de leur environnement. L'*ours* a une bipolarité entre la classe du *loup* et celle du *panda* (animal en peluche ou animal sauvage et dangereux), et le *pingouin* apparaît comme le plus inclassable de tous, avec un taux d'appartenance qui varie entre 7% et 12% pour chacune des dix classes.

Si les résultats matriciels du *fuzzy clustering* rendent compte précisément de la complexité de la classification obtenue, ils sont, contrairement aux cartes de Kohonen, difficiles à visualiser. La représentation proposée figure 2 est une projection (paquet *factoextra* de du logiciel R) où les animaux sont réunis par couleur suivant leur classe d'appartenance préférentielle. On voit qu'ici, la classe préférentielle du *dragon* est celle qui réunit la plupart des oiseaux, alors qu'il était singleton d'une classe proche de ces mêmes oiseaux dans la carte de Kohonen précédente. Le *pingouin* occupe une position médiane qui correspond à sa position d'animal « inclassable » à partir des variables énoncées par les enfants.

Si, d'une manière générale, les résultats concernant les aliments sont analogues à ceux concernant les animaux, on observe cependant une instabilité légèrement plus importante des classifications. Le plus grand nombre de variables saillantes et d'individus, les biais introduits par le choix de certaines images (présentation de l'aliment), la plus grande importance des variables non perceptuelles (*apero*, *dessert*) peuvent expliquer en partie ces différences. Ainsi, certains aliments tels que les fruits, les légumes et les desserts sont très regroupés dans des classes cohérentes alors que d'autres classes apparaissent beaucoup plus dispersées.

3.3 Pouvoir prédictif : ajout d'un nouvel individu avec données manquantes

Si l'on considère que l'effet apporté par l'ajout d'un nouvel individu reste négligeable devant le nombre total des individus déjà classé, une carte telle que celle présentée figure 1

4. Pour les animaux qui utilisent ainsi plusieurs modes de locomotion, le fait d'avoir choisi pour ce paramètre des modalités disjonctives pose question.

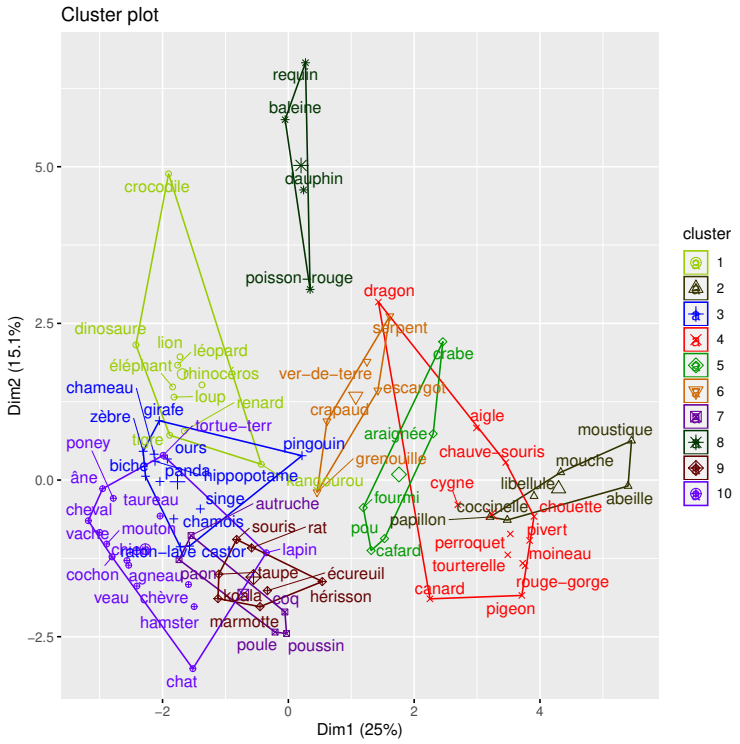

FIG. 2 – *Classification des animaux : projection des résultats d'une fuzzy classification.*

peut servir à prédire les réactions possibles d'un enfant lorsqu'on le lui présente.

Dans le cas des animaux, on peut par exemple se demander quelle est la probabilité que la vue d'un animal inconnu fasse peur à un enfant.

La tâche est éminemment délicate car il ne suffit pas de trouver la classe d'affectation du nouvel individu. En effet estimer la variable manquante en moyennant la valeur de cette variable dans la classe n'a pas forcément grand sens : le *lion* et la *biche* sont réunis dans une même classe avec des valeurs très différentes pour ce qui est de la variable *peur*.

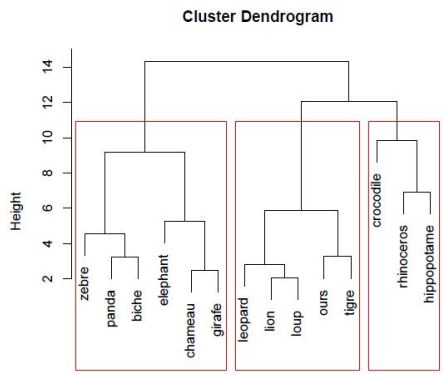

FIG. 3 – *CAH de la classe lion, biche, etc..*

Pour améliorer la prévision de la valeur de cette variable, une stratégie possible consiste à faire une CAH de la classe et d'extrapoler la valeur de la variable manquante en calculant sa valeur dans la sous-classe où se place

le nouvel individu. La figure 3 montre le résultat obtenu pour la classe qui contient à la fois le *lion* et la *biche* ; on peut ainsi obtenir une division en trois sous-classes. Ainsi, une *panthère*, classée dans la deuxième sous-classe par ses propriétés physiques se voit attribuer une valeur *peur* correspondant à la moyenne de celle des *léopard, lion, loup, tigre* et *ours*, à savoir environ 60%, alors qu'un *dromadaire*, classé dans la première sous-classe, se voit attribuer une valeur *peur* de 20%.

4 Conclusion et perspectives

Les travaux présentés ont été effectués sur un échantillon de données de taille modeste. Ils montrent néanmoins que l'approche et les méthodes utilisées répondent aux exigences demandées : construction d'un modèle fidèle aux observations, explicatif et illustratif, évolutif. Nos études actuelles portent sur les améliorations possibles offertes par des outils plus sophistiqués tels que les *growing self-organizing map (GSOM)* [Alahakoon et al. (2000)], qui visent à résoudre le problème du choix de la grille, ou les *Hierarchical growing self-organizing map (HGSOM)* [Dittenbach et al. (2002)], qui permettent en outre la représentation de relations hiérarchiques.

Par ailleurs, outre son application possible en robotique pour doter un robot d'une petite part de cognition, l'approche intéresse également des chercheurs en sciences du langage. L'un des axes d'étude envisagé concerne la mise en place des stéréotypes dans la cognition, en fonction de l'âge et du milieu socio-culturel.

Références

Alahakoon, D., S. Halgamuge, et B. Srinivasan (2000). Dynamic self-organizing maps with controlled growth for knowledge discovery. *IEEE Transactions on Neural Networks 11*.

Allen, M. (2015). Preschool children's taxonomic knowledge of animal species. *Journal of Research in Science Teaching 52*(1), 107–134.

Bassano, D., F. Labrell, C. Champaud, F. Lemétayer, et P. Bonnet (2005). Le dlpf : un nouvel outil pour l'évaluation du développement du langage de production en français. *Enfance* (2), 171–208.

Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms.* Plenum.

Blanchard, S. J. et I. Banerji (2016). Evidence-based recommendations for designing free-sorting experiments. *Behavior Research Methods 48*(4), 1318–1336.

Bornstein, M. H. et M. E. Arterberry (2010). The development of object categorization in young children : Hierarchical inclusiveness, age, perceptual attribute, and group versus individual analyses. *Developmental Psychology 46*(2), 350–365.

Braund, M. (1991). Children's ideas in classifying animals. *Journal of Biological Education 25*(2), 103–110.

Chollet, S., D. Valentin, et H. Abdi (2016). *Novel Techniques in Sensory Characterization and Consumer Profiling.*, Chapter Free Sorting Task. CRC Press.

Crompton, H., K. Gregory, et D. Burke (2018). Humanoid robots supporting childrens learning in an early childhood setting. *British Journal of Educational Technology 45*(5), 911–927.

Deák, G. et P. Bauer (1996). The dynamics of preschoolers' categorization choices. *Child Development 67*(3), 740–767.

Dittenbach, M., D. Merkl, et A. Rauber (2002). The growing hierarchical self-organizing map : Exploratory analysis of high-dimensional data. In *Proceedings of the IEEE-INNS-ENNS International Joint Conference on Neural Networks.* IEEE.

Gelman, S. et N. Davidson (2013). Conceptual influences on category-based induction. *Cognitive Psychology 66*(3), 327–353.

Girgis, H. et S. Nguyen (2018). Shape or substance ?children's strategy when labeling a food and its healthfulness. *Cognitive Development 48*, 289–301.

Kohonen, T. (1997). *Self-Organizing Map.* Springer.

Lafraire, J., C. Rioux, J. Roque, A. Giboreau, et D. Picard (2016). Rapid categorization of food and nonfood items by 3- to 4-year-old children. *Food Quality and Preference 49*, 87–91.

Lakoff, G. (1987). *Women, fire and dangerous things : What categories reveal about the mind.* University of Chicago Press.

Leite, I., C. Martinho, et A. Paiva (2013). Social robots for long-term interaction : A survey. *International Journal of Social Robotics 5*, 291–308.

Nguyen, S. P. (2008). Children's evaluative categories and inductive inferences within the domain of food. *Infant and Child Development 17*.

Nguyen, S. P. et G. L. Murphy (2003). An apple is more than a fruit : Cross-classification in children's concepts. *Child Development 74*, 1–24.

Piaget, J. et B. Inhelder (1964). *The early growth of logic in the child.* Norton.

Pinkham, A., T. Kaefer, et N. S.B. (2014). Taxonomies support preschoolers ? knowledgeacquisition from storybooks. *Child Development Research 2014*.

Tunnicliffe, S. D. et M. J. Reiss (1999). Building a model of the environment : how do children see animals ? *Journal of Biological Education 33*(3).

Summary

This work intends to studying and simulating the cognition of preschool children. Two domains were specifically studied, because of the rich scope of young children's vocabulary in these areas: food and animals. Free sorting task was applied on a group of preschool children and salient dimensions (biological, perceptual) in the process of food and animals categorization were selected from their verbalizations.

Data were analyzed using Kohonen maps and fuzzy clustering. These two complementary approaches prove effective to address the complex task of clustering, to allow taxonomy enrichment and to predict children reactions to a new animal or food.

The perspectives of extending this experimentation are rich, both in the field of AI and that of psycho or socio-linguistics: compared cognitive developments, study of stereotypes, etc.