



HAL
open science

Le rôle des connaissances dans l'identification automatique d'icônes

Philippe Dessus, Daniel Peraya

► **To cite this version:**

Philippe Dessus, Daniel Peraya. Le rôle des connaissances dans l'identification automatique d'icônes. *Revue des Sciences et Technologies de l'Information - Série RIA : Revue d'Intelligence Artificielle*, 2005, 19, pp.195-214. hal-00331512

HAL Id: hal-00331512

<https://hal.science/hal-00331512v1>

Submitted on 19 Jun 2018

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.

Le rôle des connaissances dans l'identification automatique d'icônes

Une comparaison avec des humains

Philippe Dessus* — Daniel Peraya**

* *Laboratoire des sciences de l'éducation et IUFM
Université Pierre-Mendès-France
BP 47, F-38040 Grenoble Cedex 9
Philippe.Dessus@upmf-grenoble.fr*

** *TECFA
54 route des Acacias
FPSE, Université de Genève
1227 Genève, Suisse
Daniel.Peraya@tecfa.unige.ch*

RÉSUMÉ. Les interfaces des logiciels récents font un usage intensif d'icônes, censées représenter des objets proches du modèle mental de l'utilisateur, et éviter le rappel des fonctions ou de la syntaxe. Mais selon quelles modalités et avec quelles connaissances se réalise l'appariement entre l'objet représenté par l'icône et la fonctionnalité du logiciel ? Les info-bulles le facilitent-elles ? Cet article répond à ces questions : – en simulant, avec LSA, un logiciel d'analyse factorielle de grands corpus textuels, le processus d'appariement entre l'objet représenté par l'icône et la fonctionnalité de cette dernière ; – en comparant ces résultats aux performances de 74 participants humains (novices et experts) face à une tâche similaire. Si nous ne sommes pas parvenus à reproduire les performances en identification d'icônes des participants humains, nous montrons qu'ajouter l'information des info-bulles à celle des icônes améliore les performances de la simulation. Enfin, les performances humaines vont dans le sens de la simulation : les participants experts identifient correctement significativement plus d'icônes que les novices, et les deux groupes en identifient correctement plus avec l'aide de l'info-bulle que sans.

MOTS-CLÉS : interfaces, icônes, identification, latent semantic analysis, traduction intermodale.

1. Introduction

Les logiciels récents font un usage intensif d'icônes pour permettre l'accès à leurs différentes fonctionnalités. Ces icônes sont réputées d'usage facile, même pour des utilisateurs novices, bien que certains travaux tempèrent cette réputation (*e.g.*, Byrne, 1993). Les arguments en leur faveur sont désormais classiques (Johnson *et al.*, 1989) : une icône représente des objets plus proches du modèle mental de l'utilisateur, et ce de manière plus accessible, évite de mémoriser les fonctionnalités et leur syntaxe, de les taper sur un clavier. Ces arguments paraissent plus concerner les utilisateurs novices – qui peuvent avoir des problèmes d'accès, de rappel, de vitesse de frappe. Toutefois, ils font en général l'abstraction du fait que les novices ont, également, beaucoup moins de connaissances du système utilisé, tout en ayant les mêmes connaissances générales que les experts.

Identifier une icône, c'est-à-dire appairer sa description imagée à la fonctionnalité logicielle qui lui correspond, est donc une tâche très différente selon que l'on est novice ou expert en informatique : un expert fera sans doute plus appel à ses connaissances des fonctionnalités du logiciel, là où un novice utilisera ses connaissances générales. Cela plaiderait donc pour un design et un test différencié des icônes, et surtout pour une évaluation rigoureuse du type de connaissances nécessaires pour identifier ces dernières. Comme il est difficile de contrôler expérimentalement les différents domaines de connaissances nécessaires à l'identification d'icônes, peu d'études ont essayé de régler ce problème. Par exemple, certaines icônes représentent un objet informatique pour référer à une commande (*e.g.*, l'icône imprimante), d'autres représentent des objets de la vie courante (un pinceau, pour la fonctionnalité « reproduire la mise en forme »), d'autres, enfin, représentent des symboles qui n'ont pas de correspondance matérielle avec la fonctionnalité (*e.g.*, les flèches « annuler » et « rétablir »). De quels types de connaissances l'utilisateur doit-il disposer pour identifier de telles icônes ? Plus récemment encore, sont apparus des messages textuels censés aider l'identification des fonctionnalités référées par les icônes, les info-bulles. Dans quelle mesure ces messages facilitent cette identification ?

Dans cet article, nous essayons de répondre à ces questions en testant un modèle d'identification d'icônes à l'aide d'une méthode statistique d'analyse de grands corpus textuels. Nous vérifierons si cette méthode permet d'appairer sémantiquement une description textuelle d'icône – comprenant également, selon les modalités, l'aide de l'info-bulle correspondante – à la fonctionnalité du logiciel correspondante. Si cet appariement est possible, cela permettra de mieux comprendre la manière dont nous inférons, à partir d'une icône, la fonctionnalité que cette dernière représente au sein du logiciel. Le test du modèle se fera par une comparaison avec des données obtenues avec des participants humains. Avant de détailler notre étude, passons en revue quelques données de la littérature en ergonomie et sur la sémiotique des interfaces.

2. Utilisation de systèmes informatiques et connaissances

2.1. Types de connaissances

Une littérature importante a étudié les connaissances impliquées dans l'utilisation de logiciels. Elle montre qu'un grand nombre de connaissances est nécessaire pour utiliser un système informatique. Par exemple, Hammond et Barnard (1984) les ont classées en huit catégories :

- connaissances de la langue naturelle,
- connaissances du domaine, ainsi que du domaine tel que représenté dans le système,
- connaissances des opérations du système,
- connaissances du domaine tel dans un environnement de bureau, sans informatique,
- connaissances du problème traité,
- connaissances de l'interface,
- connaissances des autres machines et des procédures,
- connaissances de l'interface de dialogue.

Notons combien il est difficile d'évaluer les effets individuels de ces différents types de connaissances sur l'identification d'icônes. Si l'on peut aisément évaluer le niveau en informatique d'utilisateurs, il est difficile d'avoir une idée suffisamment précise de l'effet de leurs connaissances de la langue, qui sont rarement prises en compte dans les études ergonomiques. À ces connaissances il faudrait également ajouter des connaissances générales du monde, non nécessairement liées aux connaissances de la tâche ou du système, mais qui peuvent également jouer un rôle dans l'identification d'icônes (Moyes et Jordan, 1993). Ces connaissances du monde ont deux types d'effets sur l'identification d'icônes. Tout d'abord, les différences interindividuelles, voire interculturelles, font qu'une icône pourra ne pas être correctement identifiée par tous les utilisateurs, qui peuvent avoir des représentations différentes de ce qu'elle représente. De plus, les utilisateurs doivent posséder certaines connaissances du monde pour pouvoir déchiffrer l'image. Par exemple, l'icône « pinceau » n'aura pas le même sens dans un logiciel à destination de peintres ou de typographes ; et ne pourra se comprendre si l'on ne possède pas des connaissances sur ce qu'est cet outil, et à quoi il sert.

Des études exploratoires sur l'identification d'icônes sont souvent réalisées lors de la conception de nouveaux systèmes d'exploitation, mais beaucoup plus rarement pour tester de nouveaux jeux d'icônes (*cf.* toutefois Goonetilleke *et al.*, 2001, à propos d'activités de la vie de tous les jours). Il s'agit dans ce cas de confronter l'utilisateur à une interface *WIMP* (*windows, icons, menus, pointing device*) dont les différents objets sont censés être aisément reconnus, mémorisables et utilisables. Depuis que *Windows* est un standard, de tels tests ne sont plus très intéressants : les

utilisateurs non familiers de l'interface peuvent certes avoir des problèmes pour reconnaître des icônes, mais, lorsqu'ils deviendront utilisateurs réguliers, ils se familiariseront de fait avec l'interface.

2.2. Le rôle des info-bulles dans l'identification des icônes

Les icônes graphiques des interfaces WIMP ne doivent pas être si compréhensibles que cela, puisque leurs concepteurs ont été amenés à faire apparaître, lorsque la souris reste un court délai sur une icône sans cliquer dessus, une brève zone de texte visant son explication. Ce nouvel indice est-il utilisé ? Si oui, comment ? Richardson (2000) a fait réaliser une tâche sur un logiciel de traitement de textes et a relevé si les participants attendaient ou non l'indication de l'info-bulle avant de cliquer dessus, selon leur niveau de connaissances en informatique. Il montre que les experts attendent significativement moins souvent l'info-bulle que les novices et les intermédiaires. Ce résultat est à différencier selon les icônes : certaines icônes sont suffisamment explicites pour que l'utilisateur n'attende pas d'avoir l'information supplémentaire. Les différences intericônes se justifient par deux raisons : le fait que certaines icônes n'étaient pas dans la barre de menus standard ; le fait que l'icône permettait un accès à la fonctionnalité sensiblement différent que son correspondant par menu (*e.g.*, l'icône « imprimer » active une impression rapide, alors que le menu correspondant autorise de nombreuses options). Mais aucune référence n'est faite à la connaissance du monde que les participants ont, nécessairement.

3. L'approche sémiotique

Les problèmes d'identification d'icônes relèvent de la problématique plus générale de la compréhension des représentations analogiques ou icônes, selon Peirce. Un certain nombre d'études récentes (notamment Darras, 1996 ; Duval et Peraya, à paraître ; Groupe μ , 1992 ; Meunier et Peraya, 1993 ; Peraya, 1998) ont analysé le fondement cognitif de telles représentations, rompant avec les approches plus structurales prisonnières de la relation d'analogie entre l'objet réel et sa représentation. La sémiotique visuelle s'est vite heurtée à la difficulté de définir la nature de son objet : qu'est-ce qu'une image ? Qu'est-ce qu'une représentation analogique, une icône ? Peut-on considérer une icône comme un signe, au sens strict - saussurien - du terme ? Peut-on considérer que le degré d'iconicité suffit à distinguer les différentes représentations visuelles ? Les modèles structuralistes de la communication construits sur la base de la linguistique saussurienne se sont développés à la condition d'exclure toute tentation psychologique. Mais le primat méthodologique de la linguistique déteint sur ce nouveau paradigme : le modèle exclut, de fait, toute référence à la parole, aux faits langagiers individuels, au sujet et donc plus généralement aux mécanismes cognitifs de compréhension.

Le changement de paradigme qui s'est opéré porte, d'une part, sur la conception même du signe visuel et de son référent et, d'autre part, sur la nature de la relation d'analogie. Les hypothèses d'inspiration cognitive, intégrant les acquis de la recherche sur les modèles mentaux (Denis et de Vega, 1993) et les prototypes – le niveau de base et le degré de typicalité – (Rosch, 1976), permettent en effet de mieux appréhender le fondement analogique du signe iconique. Une première étape est réalisée par les chercheurs du Groupe μ (1992), pour qui les mécanismes cognitifs sont constitutifs du signe iconique et indissociables de sa définition. Ils proposent du signe la vision d'unité tripartite composée du signifiant, du référent et du type. Les définitions de chacun de ces trois pôles et de leurs rapports respectifs demandent donc à être redéfinis. Le référent est « un designatum (et non un denotatum, par définition extérieur à la sémiotique), mais un designatum actualisé. En d'autres termes, c'est l'objet entendu non comme somme inorganisée de stimuli, mais comme membre d'une classe [...]. L'existence de cette classe d'objets est validée par celle du type » (*op. cit.*, p. 136). Le type, par contre, est « un modèle intériorisé et stabilisé qui, confronté avec le produit de la perception, est à la base du processus cognitif ». Le type ne possède aucune caractéristique physique : « il peut être décrit par une série de caractéristiques conceptuelles, dont quelques-unes peuvent correspondre à des caractéristiques physiques du référent (par exemple, en ce qui concerne le chat, la forme de l'animal, couché, assis ou en pied, la présence de moustache, de queue, de rayures), d'autres ne correspondant pas à de telles caractéristiques (comme le miaulement) » (*op. cit.*, p. 137). Le signifiant enfin, est un « ensemble modélisé de stimuli visuels correspondant à un type stable, identifié grâce à des traits de ce signifiant, et qui peut être associé à un référent reconnu, lui aussi comme hypostase du type. Il entretient avec ce référent des relations de transformations » (*ibid.*). La fonctionnalité du type est alors « [...] de garantir l'équivalence (ou identité transformée) du référent et du signifiant. [...] Référent et signifiant sont donc dans entre eux dans une relation de cotypie » (*ibid.*).

Darras (1996) fonde, quant à lui, son analyse des différentes catégories de représentations visuelles sur les mécanismes cognitifs et les processus de catégorisation conceptuelle. Il oppose, d'une part, les schémas qui relèvent de la pensée figurative et sont constitués d'une restructuration de notre matériel cognitif et, d'autre part, les *simili* qui ont pour caractéristique principale de simuler les phénomènes et dont les structures sont celles de notre matériel perceptif. Les *simili* sont donc des représentations visuelles qui ressemblent à ce qu'elles représentent : elles s'enracinent dans le réalisme et dans les codes qui permettent de mimer l'objet. Si Darras s'intéresse essentiellement au dessin, on peut étendre cette famille aux représentations telles que les images photographiques ou cinématographiques, les réalités et les mondes virtuels qui sont produites par des artefacts techniques. Ces représentations ont alors pour origine les mécanismes perceptifs. D'ailleurs, les échelles d'iconicité seront invoquées à nouveau par l'auteur pour tenter d'organiser ces différentes représentations que l'on peut caractériser par leur gradient de réalisme. Il semble en effet difficile de se passer de la valeur heuristique de telles échelles qui pourraient demeurer valides dans le cadre restreint de l'analyse des

simili. Les schémas, par contre, obéiraient à une économie non plus perceptive, mais cognitive. Les figures qui en résultent sont donc construites en empruntant plus ou moins les caractéristiques disponibles des résumés cognitifs et schémas voisins. En termes d'efficacité communicationnelle le résultat est plus ou moins incertain car ces signes n'ont pas été validés lors d'un consensus social (Darras, communication personnelle). L'hypothèse 3 de cette étude (*voir section 5.2*) se fonde sur cette distinction.

Nous avons montré l'intérêt de simuler l'utilisation de connaissances dans l'identification d'icônes. Trois problèmes principaux se posent : 1) quels types de corpus de connaissances utiliser pour la simulation ? 2) comment convertir l'information imagée des icônes en une information textuelle ? 3) avec quelle méthode comparer cette information textuelle avec les fonctionnalités du logiciel, tout en utilisant les types de connaissances mentionnées dans la première question ? Commençons par répondre à la troisième question, en présentant la méthode statistique permettant cette comparaison.

4. Description de la méthode de simulation : LSA

4.1. Description de son fonctionnement

Un logiciel d'analyse statistique de contenu est utilisé afin de simuler cette identification. Ce logiciel, LSA (*Latent Semantic Analysis*, Landauer et Dumais, 1997 ; Lemaire et Dessus, 2003) paraît approprié pour relever d'éventuelles proximités de sens selon les cooccurrences de mots dans un grand corpus. Son principe général est de définir statistiquement le sens d'un mot à partir de l'ensemble des contextes (*i.e.*, paragraphes, phrases, textes) dans lesquels ce mot apparaît. Par exemple, le mot *avion* va apparaître souvent conjointement à des mots comme *décoller*, *aile*, *aéroport* et très peu fréquemment à des mots comme *sous-bois* ou *cerises*. Cependant, cette information statistique sur le contexte d'un mot *M* n'est pas suffisante pour en définir le sens, puisqu'elle ne dit rien quant aux liens sémantiques avec tous les autres mots n'apparaissant jamais conjointement à *M*. Il faut pour cela un mécanisme permettant de croiser les informations de cooccurrence propres à chaque mot. En d'autres termes, LSA repose sur la définition suivante : deux mots sont similaires s'ils apparaissent dans des contextes similaires. Deux contextes sont similaires s'ils comportent des mots similaires. Cette récursivité croisée exige un mécanisme particulier, une forme d'analyse factorielle, que nous ne décrirons pas ici.

L'intérêt de l'utilisation de LSA pour notre problématique est que cette méthode prend en entrée de grands corpus textuels pour en faire un traitement statistique basé sur des cooccurrences lexicales. Les différents mots du corpus sont projetés dans un espace de très grande dimension (400, dans le cas présent), ce qui autorise leur comparaison et, par sommation des vecteurs des mots, la comparaison de

paragraphes. Ainsi, l'entrée de départ est transformée : ce n'est pas le corpus initial (texte littéral) qui fait l'objet de comparaisons, mais des vecteurs représentant des mots ou paragraphes. Landauer et Dumais (1997) ont montré que des comparaisons de ces vecteurs dans un espace de très grande dimension pouvait rendre compte de la manière dont les humains utilisaient des connaissances : d'une part, lorsqu'on est exposé à un texte, on le traite et l'on perd la possibilité de le restituer mot à mot ; d'autre part, deux personnes différentes, exposées à des *stimuli* différents, peuvent avoir acquis des connaissances proches.

4.2. Les capacités de traitement intermodal de LSA

LSA a justement donné des résultats satisfaisants dans un domaine très voisin de celui de cet article, la traduction automatique à partir de corpus bilingues. Ces études montrent que le traitement, par LSA, d'un corpus de données bilingues (composé d'un ensemble de paragraphes, comprenant successivement la même information dans les deux langues, paragraphe par paragraphe) permet de retrouver avec un pourcentage satisfaisant (env. 98 %) la traduction d'un mot donné (Dumais *et al.*, 1997). Westerveld *et al.* (1999) ont répliqué ce type d'études en travaillant sur un petit corpus multimédia, en traduisant, selon une méthode semblable à celle décrite ci-dessus, la partie imagée des documents. En codant de manière textuelle les images d'une banque d'images, et ajoutant ce codage à leurs intitulés, ils ont montré que LSA était capable d'inférer correctement l'objet représenté par les images (*e.g.*, « cercle jaune » a été jugé proche de « soleil » par LSA).

Nous pensons donc que LSA est particulièrement adapté pour comparer des informations textuelles issues de modalités différentes, et notamment visuelles. La raison principale en est la suivante : la richesse des informations imagées est telle que, comparées aux informations diffusées par texte (*i.e.*, langagières), il est nécessaire d'en réaliser une réduction. Cette réduction peut être un filtrage. C'est l'option adoptée par Forsythe, Sheehy et Sawey (2003), qui utilisent un logiciel de traitement d'images pour réduire l'information présentée dans les icônes, et montrent que certaines caractéristiques de surface des images obtenues (*e.g.*, nombre d'objets, de surfaces vides) corrèlent positivement avec des jugements humains de complexité. Dans cette étude, nous avons opté pour un autre type de réduction : combiner une traduction d'une modalité imagée vers la modalité langagière et d'une réduction de dimensions de l'espace de cette traduction, opérée par LSA. C'est cette dernière réduction qui autorise l'émergence de proximités non évidentes sans réduction trop importante de l'information en input.

Plus largement, cette capacité de LSA réfère à un phénomène nommé *symbol grounding* (*i.e.*, la possibilité de fonder le sens de mots, non pas circulairement à partir d'autres mots, mais à partir d'éléments – actions, événements, objets – reliés à une expérience sensorielle, *e.g.*, Glenberg et Kaschak, 2003). La situation que nous

observons est exactement dans ce cas : avec quelle référence au monde « réel » peut-on identifier la signification fonctionnelle d'une icône ?

5. Description de l'expérimentation

5.1. Problématique et corpus de connaissances utilisés

Notre problématique est donc de vérifier si LSA est capable, compte tenu de divers corpus de connaissances préalablement compilés, d'apparier correctement une description d'icône avec la fonctionnalité correspondante dans le logiciel. Plus généralement, notre question est : dans quelle mesure les icônes d'une barre de menus d'un logiciel de traitement de textes peuvent-elles être devinées par une méthode simulant la compréhension à partir de textes ? De plus, cet appariement d'icônes se fera selon deux modalités : avec ou sans aide des informations supplémentaires de l'info-bulle. Enfin, les résultats seront confrontés avec ceux de tests avec des participants humains. Trois corpus différents seront successivement et cumulativement testés.

– *Le corpus « TP sémiotique »* (26 000 mots, 0,2 Mo), composé de différentes analyses sémiotiques (voir paragraphe 3) d'icônes réalisées par les étudiants de l'unité d'enseignement STAF 13 (TECFA, université de Genève), dont le deuxième auteur est l'enseignant. Ces connaissances sont censées apporter des informations sur la manière de lire, d'interpréter les différents éléments composant une icône (voir <http://tecfa.unige.ch/campus/infospace/index.php?display=zones&id=13>).

– *Le corpus aide en ligne* (257 000 mots, 1,5 Mo), composé de l'intégralité de l'aide en ligne présente dans le logiciel *Microsoft Word*, objet de la présente étude. De ce corpus nous avons bien évidemment supprimé les éléments d'aide ayant servi à la comparaison (*i.e.*, les textes d'aide correspondant aux fonctionnalités des icônes étudiées, voir tableau II, colonne 4). Ce corpus est censé apporter des informations techniques sur le fonctionnement du logiciel.

– *Le corpus Le Monde* (24,7 millions de mots, 149 Mo), composé de l'ensemble des articles parus dans le quotidien *Le Monde* en 1999. Ce corpus est censé ajouter de nombreuses connaissances générales de la langue. Par exemple, il est nécessaire d'inférer, en identifiant une imprimante, que c'est un outil permettant d'imprimer du texte et des images saisies sur ordinateur. C'est une connaissance minimale pour deviner que l'icône représentant une imprimante pourrait correspondre à la fonctionnalité « Imprimer un document ». Il n'est pas question dans *Le Monde* de connaissances très élaborées à propos d'informatique, mais une simple requête nous montre que cela peut suffire : les quinze mots les plus proches d'« imprimante » sont les suivants : ordinateur, logiciel, USB, optimisez, disquette, utilisateur, micro, puce, fichiers, visualiser, tactile, imprimantes, modem, macintosh, graphique, téléviseur.

Le choix d'un logiciel de traitement de textes se justifie donc par la nécessité de comparer les performances humaines en identification d'icônes avec celles de LSA.

Travailler sur les icônes d'un logiciel plus spécialisé (e.g., CAO) aurait nécessité la constitution d'un corpus de connaissances lié au domaine d'une part, et le recours à des participants experts du même domaine d'autre part ; deux conditions que nous ne pouvions remplir aussi facilement.

5.2. Hypothèses

Hypothèse 1. Effet des corpus de connaissances sur la performance de LSA en identification d'icônes. Nous faisons l'hypothèse que, plus les corpus font mention de connaissances spécialisées, plus les performances de LSA seront élevées. Ainsi, on devrait avoir de meilleures performances avec le corpus « Aide en ligne » qu'avec le corpus « TP sémiotique », et ce dernier devrait permettre de meilleures performances que le corpus « *Le Monde* » seul. Toutefois, l'ajout de tous les corpus devrait donner les performances maximales.

Hypothèse 2. Effet des indications des info-bulles sur la performance de LSA en identification d'icônes. Ajouter une information textuelle (i.e., le contenu de l'info-bulle) devrait systématiquement augmenter le taux d'appariement icône-fonctionnalité, et ce quel que soit le corpus de connaissances.

Hypothèse 3. Effet de la nature des icônes (schémas vs simili) sur la performance de LSA en identification d'icônes. La distinction entre schémas et *simili* (Darras, 1996) qui, transposée aux corpus des icônes, permet de discriminer les icônes figuratives et celles qui, strictement analogiques, sont assimilables à des *simili*. Nous posons tout d'abord une différence entre les taux d'identification obtenus par LSA et ceux des participants humains. En effet, LSA traite des corpus linguistiques, plus ou moins riches. On peut donc penser que son processus d'identification s'appuiera sur la richesse et l'homogénéité des bases de connaissances, par un double processus cumulatif (via la capacité de LSA à inférer du sens à partir de l'accumulation de corpus, d'une part, et de la sommation de vecteurs, d'autre part). L'hypothèse que nous faisons est que les icônes figuratives seront plus aisément identifiées à leur fonctionnalité par LSA, dans la mesure où elles demandent une description linguistique plus détaillée, alors que les *simili* devraient l'être mieux par les humains, car directement perçues sans traitement cognitif complexe sur la base d'une représentation analogique fondée en perception.

Hypothèse 4. Similarité des performances humaines avec celles de LSA. Les configurations de résultats obtenus avec la méthode de simulation seront identiques à celles obtenues avec des participants humains, chargés d'apparier chaque icône à la fonctionnalité correspondante, par un questionnaire. Notre hypothèse est que les résultats avec info-bulle seront meilleurs que sans, et que les performances des participants seront fonction de leurs expériences. Nous prédisons de plus une interaction entre les deux facteurs, les info-bulles profitant plus aux participants novices qu'aux experts.

5.3. Présentation du matériel utilisé

Cette étude porte sur l'identification des icônes de la barre d'outils « standard » de *Microsoft Word 97*. La figure ci-dessous la reproduit, avec la numérotation utilisée dans l'étude.

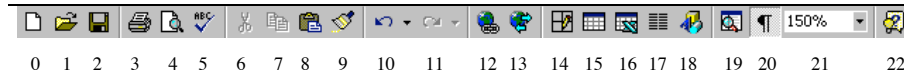


Figure 1. Les icônes (barre standard de *Microsoft Word 97*) et leur numérotation pour l'étude

5.4. Procédure concernant le codage textuel des icônes

LSA étant un système traitant uniquement des informations textuelles, il a été nécessaire de coder textuellement les différentes images, de la manière la plus valide et fidèle possible, afin de conserver une congruence maximale entre les images et leur codage textuel (Duval, 1995). Voici les consignes utilisées pour ce codage :

- pas d'interprétation fonctionnelle des icônes (*i.e.*, pas de liens avec ce que l'icône représente d'un point de vue informatique). Par exemple, une icône d'imprimante sera nommée « imprimante », plutôt que « imprimer » ;
- pas de codage de la couleur ;
- lorsque des éléments de l'icône sont identifiables, privilégier leur dénomination globale, plutôt qu'analytique (*i.e.*, une icône représentant une loupe sera décrite en tant que telle, plutôt que « un cercle avec une barre en bas à droite ») ;
- description des éléments des icônes de gauche à droite et de haut en bas ;
- conserver la cohérence entre les différentes descriptions d'un même objet imagé : « la feuille à coin plié » est nommée à l'identique, qu'elle soit dans l'icône « Nouveau document » ou dans l'icône « Aperçu avant impression ».

Par exemple, l'icône 0 sera décrite « feuille de papier à coin plié », l'icône 1 « dossier ouvert », l'icône 2 « disquette », l'icône 3 « feuille qui sort de l'imprimante ».

5.5. Classement des icônes en icônes figuratives et icônes simili

On l'a vu, les icônes se réfèrent à des représentations dont certaines peuvent être considérées comme des schémas, d'autre comme des *simili*. Il est cependant parfois difficile de pouvoir distinguer nettement entre ces deux types sur la base des critères définis par Darras (1996). Aussi avons-nous recours aux critères taxonomiques présentés Peraya (1998), qui propose d'analyser les icônes de logiciels et

d'environnement informatiques standards à partir du degré de complexité de leur composition figurale : d'une part, les icônes simples et, d'autre part, les icônes complexes constituées de plusieurs iconèmes (icônes simples constituant un lexique graphique de base, comme l'icône « document » ou « loupe ») ou d'iconèmes et de signes arbitraires. Le degré de complexité ne suffit cependant pas à encore à les distinguer : il faut tenir compte, en plus, de la nature du registre sémiotique de chaque élément constitutif de l'icône. Une icône peut donc être constituée exclusivement d'éléments ressemblants, « analogiques », ou uniquement arbitraires, symboliques, comme des fragments de langage, des symboles mathématiques. Le propre de ces éléments arbitraires est d'être toujours extrêmement codifié, de demander un apprentissage dans la mesure où les mécanismes de reconnaissance perceptive sont insuffisants à en donner une compréhension immédiate. Enfin, certaines icônes sont mixtes, intégrant des iconèmes analogiques et des éléments arbitraires comme les flèches, une lettre, etc. Ces éléments de référence permettent de construire et d'étayer l'hypothèse 3 selon laquelle les icônes *simili* devraient être mieux identifiées par les humains, car directement perçues sans traitement cognitif complexe. C'est selon ces deux critères (degré de complexité et nature sémiotique des éléments constitutifs) que nous avons classé les icônes du corpus en trois groupes : les icônes *simili*, les icônes figuratives et enfin, les icônes indéterminées, celles pour lesquelles nous n'avons pu trancher selon la seule analyse sémiotique (cf. tableau 1 ci-dessous).

Icones <i>simili</i>	0, 2, 3, 4, 6, 9, 14, 15, 17
Icones figuratives	1, 5, 12, 13, 16, 18, 19, 20, 21, 22
Icones hors classement	7, 8, 10, 11

Tableau 1. *Classement des icônes simili, schémas et indéterminées*

5.6. Traitement par LSA

Nous avons tout d'abord compilé individuellement, avec LSA, les différents corpus ci-dessus, puis, dans un deuxième temps, certaines combinaisons : les TP de sémiotique et l'aide en ligne, *Le Monde*, l'aide en ligne et les TP de sémiotique. Ensuite, nous avons comparé systématiquement chaque description d'icône, selon les deux modalités (*i.e.*, icône seule, icône + info-bulle) à toutes les descriptions des fonctionnalités des vingt-trois icônes, récupérées dans l'aide en ligne. LSA a calculé, pour chaque comparaison, la proximité sémantique entre la description textuelle de l'icône et chaque fonctionnalité candidate, en comparant leurs vecteurs, sans toutefois que ces descriptions ne soient intégrées à l'espace sémantique, ce qui aurait nécessité une durée de traitement trop importante. Ces différentes valeurs nous permettent déjà de calculer une valeur de seuil (que nous posons arbitrairement comme la moyenne de toutes les proximités calculées, augmentée d'un écart type).

Ainsi, le corpus *Le Monde* devrait simuler les connaissances des participants novices, alors que le corpus composé de tous les autres (TP + aide + *Le Monde*) devrait simuler celui des participants experts. Les comparaisons intermédiaires permettent de mieux comprendre les effets séparés de chaque corpus. Voici maintenant comment les résultats seront interprétés.

À titre d'exemple, la description textuelle de l'icône 0 (colonne 3 du tableau 2) a été successivement comparée par LSA à chacune des fonctionnalités des 23 icônes – dont celle présente à la colonne 4 du tableau 2). La fonctionnalité ayant la valeur maximale est considérée comme la fonctionnalité appariée à l'icône par LSA. Si cette valeur de proximité est inférieure au seuil, cela signifie qu'aucune fonctionnalité n'est suffisamment proche de la description de l'icône, et que nous sommes en présence d'une « *non identification* ». Dans le cas où la valeur est supérieure ou égale au seuil, deux cas sont à envisager : soit l'icône correspond bien à la fonctionnalité, ce qui veut dire que l'identification est correcte. Le résultat est donc « *Identification correcte* » ; soit l'icône correspond à une autre fonctionnalité, ce qui est une « *confusion* » (voir figure 2). Selon le nombre d'icônes au-dessus du seuil, nous avons constitué deux catégories : les icônes « *ambiguës* » (*i.e.*, plusieurs fonctionnalités sont suffisamment proches), et les icônes « *uniques* » (*i.e.*, une seule fonctionnalité, adéquate ou non, est au-dessus du seuil fixé). Cette distinction, également faite par Goonetilleke *et al.* (2001), est utile, car l'ambiguïté des icônes amène à des durées de décision plus importantes, alors que l'unicité autorise toujours une récupération de l'éventuelle erreur (*i.e.*, cliquer sur une icône non appropriée).


Icone	Info-Bulle	Description textuelle	Fonctionnalité <i>Microsoft Word 97</i> (aide en ligne)
	Nouveau document	Feuille de papier à coin plié.	Création d'un document. Dans le menu Fichier, cliquez sur Nouveau. Pour créer un document vide, cliquez sur l'onglet Général, puis double-cliquez sur l'icône Document vide. Pour créer un document fondé sur un modèle ou un assistant, cliquez sur l'onglet correspondant au type de document que vous souhaitez créer, puis double-cliquez sur le nom du modèle ou de l'assistant à utiliser. Conseil : Pour créer rapidement un nouveau document fondé sur le modèle par défaut, cliquez sur Nouveau. Remarque Si vous ne voyez pas le modèle ou l'assistant souhaité dans la boîte de dialogue Nouveau, vous pouvez afficher la liste complète des modèles et des assistants Microsoft Word et installer ceux qui vous intéressent. Pour plus d'informations, cliquez sur...

Tableau 2. Extrait du corpus traité par LSA

5.7. Questionnaire aux participants humains

Comme annoncé dans l'hypothèse 4, nous avons réalisé de plus un questionnaire reprenant au plus près la tâche donnée à LSA, afin de les comparer ses performances aux réponses de participants humains à ce questionnaire. Afin de faire varier dans les mêmes conditions que précédemment le niveau de connaissances des participants, nous avons choisi de l'administrer à deux groupes distincts. Un groupe novices, composé de 35 élèves de deux écoles genevoises (âge moyen 13 ans). Un groupe experts, constitué de 39 étudiants de second cycle (FPSE, cours de *Dispositif de communication éducative médiatisée*): tous utilisent les environnements informatiques standard et web dans le cadre de leurs travaux universitaires et peuvent donc être considérés comme possédant un niveau assez avancé (24,5 ans d'âge moyen). Ainsi, nous étions assurés que, d'une part, les novices avaient une pratique limitée du logiciel *Microsoft Word* et que, d'autre part, les experts n'avaient pas une trop grande pratique de ce logiciel, car des prétests avec des participants universitaires révélaient des scores maximaux, et donc un effet-plafond.

<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	Création d'une feuille de calcul ou d'un graphique Microsoft Excel incorporé. Dans le document Word, cliquez à l'endroit où vous souhaitez insérer un nouvel objet incorporé pour une feuille de calcul ou un graphique. Dans le menu Insertion, cliquez sur Objet, puis sur l'onglet Nouvel objet.
	<input type="checkbox"/>	Création d'un tableau. Utilisez les tableaux pour structurer vos informations et créer des mises en page attrayantes avec, par exemple, des colonnes de texte et de graphismes disposées côte à côte. Le bouton Insérer un tableau permet de créer très rapidement un tableau simple contenant, par exemple, un nombre égal de lignes et de colonnes.
	<input type="checkbox"/>	Création d'un document. Dans le menu Fichier, cliquez sur Nouveau. Pour créer un document vide, cliquez sur l'onglet Général, puis double-cliquez sur l'icône Document vide. Pour créer un document fondé sur un modèle ou un assistant, cliquez sur l'onglet correspondant au type de document que vous souhaitez créer, puis double-cliquez sur le nom du modèle ou de l'assistant à utiliser.
	<input type="checkbox"/>	Coller (menu Edition). Insère le contenu du Presse-papiers au point d'insertion et remplace la sélection. Cette commande est disponible uniquement si vous avez coupé ou copié un objet, du texte ou le contenu d'une cellule.
	<input type="checkbox"/>	Création de liens hypertexte. Vous pouvez enrichir des pages web et des publications Word lues en ligne par d'autres utilisateurs en insérant des liens hypertexte à d'autres éléments. Le lien hypertexte permet de renvoyer à un emplacement du document ou de la page web en cours, à un autre document Word ou à une autre page web, ou encore à un fichier créé dans un autre programme.

Tableau 3. Extrait du questionnaire (une question sur vingt-trois)

Les participants ont répondu à un questionnaire à choix multiples (extrait dans tableau 3). Nous avons opté pour des questions à cinq possibilités de réponse, pour alléger la charge mentale des participants, tout en étant conscients que ce type de questionnaire ne réplique pas exactement la procédure avec LSA, qui compare

systématiquement chaque description d'icone avec les vingt-trois fonctionnalités possibles. Ce questionnaire présentait les vingt-trois icônes avec un choix de quatre fonctionnalités possibles. Pour la moitié d'entre elles (les icônes de numéro identificateur impair, voir figure 1), l'information disponible dans l'info-bulle était également présentée au participant, de manière contre balancée – celles de numéros pairs ont d'abord été présentées sans aide, suivies de celles de numéros impairs, avec aide, et vice versa selon les groupes. Le choix des fonctionnalités à proposer en plus de la fonctionnalité correcte a été élaboré en récupérant, pour chaque icône, les quatre fonctionnalités les plus proches, selon LSA, avec le corpus le plus complet.

6. Résultats

Hypothèse 1. La première hypothèse n'est pas confirmée. Lorsque la seule description textuelle des icônes est comparée aux fonctionnalités, les taux d'identification ne sont jamais très élevés (voir figure 2). Ils culminent à 21,7 %, soit seulement une icône sur 5, pour les corpus TP + aide en ligne et TP + Aide en ligne + *Le Monde*. Ce résultat n'est de plus pas vraiment supérieur aux autres taux pour les autres corpus (minimum, 13 %). Des tests statistiques, de plus, montrent que seul le fait d'ajouter au *Monde* le corpus de connaissances de l'aide en ligne a un effet significatif sur les performances de LSA, et encore seulement pour la modalité icônes et info-bulles (χ^2 McNemar = 4, $p < 0,05$). Toutes les autres comparaisons sont non significatives.

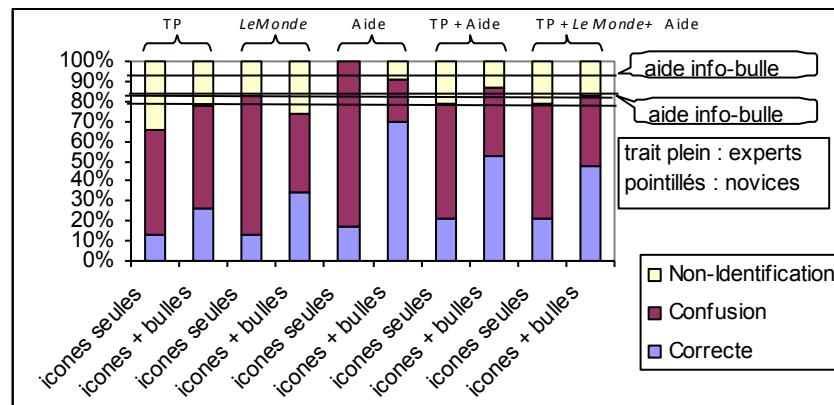


Figure 2. Pourcentage d'icônes correctement identifiées, faisant l'objet d'une confusion ou non identifiées, selon les différents corpus de connaissances et la présence ou non des info-bulles

Hypothèse 2. La deuxième hypothèse, elle, est confirmée. L'ajout du contenu des info-bulles dans la comparaison sémantique améliore systématiquement les performances en identification, respectivement de 100 % pour les corpus TP

sémiotique, 168 % pour *Le Monde*, 300 % pour le corpus Aide en ligne, 140 % pour le corpus TP sémiotique + aide, et enfin 120 % pour le corpus *Le Monde* + TP + Aide en ligne ; alors que les effets des corpus, notamment au niveau des icônes seules, est quasi nul (voir figure 2). Ces résultats ci-dessus sont globaux, en ne considérant pas les icônes une à une. Nous avons de plus essayé de les distinguer icône par icône. Nous avons testé la significativité, d'une part de l'effet des connaissances et d'autre part de l'effet du format de l'icône (*i.e.*, icône seule ou icône et info-bulle) sur le taux d'identification des icônes. Les résultats montrent que l'effet du format de l'icône est toujours significatif, sauf lorsque le corpus utilisé est celui des TP de sémiotique (χ^2 McNemar = 3, n. s.). Cela signifie que le fait d'avoir l'information textuelle de l'info-bulle en plus de l'icône a toujours un effet bénéfique sur son identification, hormis lorsque le corpus de connaissances utilisé est celui des TP de sémiotique.

Hypothèse 3. Les résultats d'identification avec LSA apparaissent peu homogènes et difficilement interprétables si l'on tente de comparer les corpus entre eux (voir tableau 5). Cependant, cette hypothèse n'est pas vérifiée puisque, parmi les icônes non identifiées correctement, on trouve majoritairement des icônes figuratives, qui auraient dû être mieux identifiées par association représentation-fonctionnalité. Il est aussi à noter le fait que, chez les humains, ce sont les experts qui identifient le moins bien les icônes figuratives, alors que leur meilleure connaissance de l'utilisation du logiciel aurait dû leur permettre de meilleures performances. Toutefois, dans tous les cas, l'info-bulle permet visiblement de réduire l'ambiguïté puisque le nombre d'icônes incorrectement identifiées diminue dans tous les cas et très nettement dans le cas de deux corpus : Aide en ligne et TP + Aide.

Hypothèse 4. Un χ^2 d'indépendance entre les groupes n'a révélé aucune différence due à l'ordre des deux parties du questionnaire : novices, $\chi^2(20) = 10,73$; $p > 0,97$; experts, $\chi^2(20) = 5,57$; $p > 0,99$. Pour des raisons techniques, les résultats concernant deux icônes ont dû être supprimés de l'analyse. De plus, les résultats de deux participants novices ont été supprimés de l'analyse, car ils n'avaient manifestement pas compris la tâche. Les performances des participants vont bien dans le sens attendu : les experts identifient correctement plus d'icônes que les novices et les deux groupes en identifient plus avec l'aide de l'information délivrée par l'info-bulle que sans : groupe novices, 81,4 % d'identifications correctes avec info-bulle vs 77,5 % sans info-bulle. Groupe experts : 90,8 % d'identifications correctes avec info-bulle et 82,5 % sans aide. Un test de Student sur ces valeurs montre que seuls les experts profitent significativement de l'aide de l'info-bulle : $t(20) = 2,7$; $p < 0,05$ et $t(20) = 0,9$; n. s. pour les novices. En revanche, aucune corrélation importante n'a été trouvée entre les valeurs exprimées par LSA et celles des performances humaines. De plus, nous avons réalisé deux ANOVA sur les performances des participants, en différenciant leur score d'identification des icônes paires de celui des icônes impaires (voir tableau 4). Concernant le questionnaire icônes paires, le seul effet observé est celui de l'aide de l'info-bulle, les participants en bénéficiant ayant un score significativement supérieur, $F(1, 71) = 14,4$; $p < 0,01$. Concernant le questionnaire icônes impaires, le seul effet observé est celui de

l'expertise : les participants experts ayant un score significativement supérieur, $F(1, 71) = 5,3$; $p < 0,05$. Aucune interaction entre info-bulle et expertise n'a été trouvée.

Partie du questionnaire icones paires					Partie du questionnaire icones impaires		
<i>N</i>	Expertise	Info-bulle	Moyenne	Écart type	<i>N</i>	Moyenne	Écart type
20	expert	Non	9,75	2,05	19	7,79	1,13
19		Oui	11,32	0,82	20	7,75	1,16
39		Total	10,51	1,75	39	7,77*	1,13
17	novice	Non	9,3	1,91	16	7,19	1,60
16		Oui	10,81	1,17	17	6,76	1,89
33		Total	10,15	1,70	33	6,97*	1,74
37	Total	Non	9,65**	1,96	35	7,51	1,38
35		Oui	11,09**	1,01	37	7,30	1,60
72		Total	10,35	1,72	72	7,40	1,49

Tableau 4. Moyennes des scores d'identification d'icônes des participants, par groupes et type d'aide (* $p < 0,05$; ** $p < 0,01$)

Corpus	Modalité	Icones non correctement identifiées
TP sémiotique	Icone	1, 13, 9, 17
	Icone + Info-bulle	8, 1, 13, 18
<i>Le Monde</i>	Icone	40, 16, 19, 20, 21, 22, 2
	Icone + Info-bulle	8, 40, 44, 15, 19, 21
Aide en ligne	Icone	7, 2, 6, 9, 1, 5, 13, 18, 19, 21
	Icone + Info-bulle	-
TP+aide	Icone	7, 6, 1, 5, 18, 19
	Icone + Info-bulle	13
TP+ <i>Le Monde</i> +Aide en ligne	Icone	15, 18, 21, 22
	Icone + Info-bulle	7, 17, 19
Humains novices	Icone	8, 9, 14, 15, 19
	Icone + Info-bulle	1, 9, 14, 15, 19
Humains experts	Icone	8, 15, 12, 16, 18, 19
	Icone + Info-bulle	15, 14

Tableau 5. Icones ayant eu une identification unique incorrecte ou fortement ambiguë (plus de 5 candidats au-dessus du seuil, pour LSA), et ayant été les moins correctement identifiées par les participants humains (seuil inférieur à 70 %). En

barré les icônes non déterminées, en italiques les simili et en gras les icônes figuratives

Enfin, le tableau 5 reporte les icônes les moins correctement identifiées par LSA ou par les participants humains (taux inférieur ou égal à 70 %). En ce qui concerne les résultats obtenus par les novices, on observe que, à l'exception des icônes 1 et 8 dont il sera question ci-dessous, ce sont les mêmes icônes (9, 14, 15 et 19) qui obtiennent un taux d'identification inférieur au seuil, avec ou sans info-bulle. De plus, trois de ces quatre icônes sont des icônes dites de type *simili* (9, 14 et 15). Les résultats obtenus par les experts sont différents puisque, sans info-bulle, six icônes n'obtiennent qu'un faible taux d'identification (8, 12, 15, 16, 17 et 18). Avec l'info-bulle, seules deux icônes – deux icônes *simili* – sont mal identifiées, la 14 qui ne l'était pas sans l'info-bulle et la 15 qui l'était déjà. Chez les experts, l'apport des info-bulles semble donc lever les erreurs d'identification, sauf dans le cas des deux icônes *simili* 14 et 15 non correctement identifiées avec l'apport de l'info-bulle. Notons cependant que l'icône 14 n'est pas identifiée par les novices, avec ou sans info-bulle, tandis que l'icône 15 ne l'est dans aucun des quatre cas. La non-identification des icônes 1 et 8 apparaît comme un effet induit par le questionnaire.

7. Discussion

Le but de cet article a été d'essayer de rendre compte, par une simulation et un test avec des humains, de l'utilisation des connaissances pour l'identification des fonctionnalités d'icônes d'un logiciel de traitement de textes. De manière générale, nous ne sommes pas parvenus à reproduire, avec notre méthode de simulation, les performances en identification d'icônes de participants humains. Toutefois, certains résultats montrent qu'il est intéressant de continuer à explorer cette voie. Tout d'abord, nous avons simulé des niveaux d'expertise du domaine en faisant traiter différents corpus de connaissances par LSA : le fait d'ajouter l'aide en ligne à un corpus de connaissances générales comme *Le Monde* a déjà un effet significatif sur les performances de la simulation. Ensuite, nous avons montré que l'effet d'ajouter l'information des info-bulles à celle des icônes a toujours un effet significatif sur les performances de LSA en identification. De plus, les performances humaines vont dans le sens de ces résultats. Les participants experts identifient correctement significativement plus d'icônes que les novices, et les deux groupes en identifient correctement plus avec l'aide de l'info-bulle que sans, bien que seuls les experts le fassent de manière significative.

En revanche, certains résultats ne confirment pas les hypothèses. Tout d'abord, les performances en identification d'icônes seules de LSA ne sont pas très élevées et, de plus, ne varient pas en fonction de nos corpus de connaissances. Il est possible que des corpus plus adéquats encore (*i.e.*, manuels d'utilisation du logiciel, corpus de connaissances générales plus appropriés que *Le Monde*) pourraient permettre de

meilleurs résultats. De plus, les icônes les moins identifiées, par LSA ou les humains, sont majoritairement des icônes figuratives, ce qui montre que le principal obstacle à l'identification d'icônes n'est pas le *symbol grounding* (i.e., le fait de fonder l'identification de formes uniquement sur des aspects perceptuels), mais plutôt les aspects fonctionnels du logiciel (i.e., en inférer les fonctionnalités à partir des connaissances sur l'utilisation du logiciel). Ainsi, les icônes les moins identifiées sont celles dont le décodage fait appel à la connaissance des fonctionnalités du logiciel. Ces résultats sont toutefois compatibles avec ceux de Sperandio, Wolff et Todeschini (2003), montrant également que le fait qu'une icône présente un objet concret ne garantit pas son identification, notamment lorsqu'elle partage trop de traits avec d'autres, ce qui pourrait être le cas des icônes 9 et 14, représentant toutes deux un outil pour dessiner ou peindre.

Au-delà de ces observations globales, l'analyse détaillée de certaines icônes non identifiées apporte quelques éléments complémentaires. Ce sont plutôt des icônes *simili* qui sont mal identifiées chez les novices : on peut donc penser que les mécanismes de reconnaissance perceptive (sans doute plus importants que pour les experts) et que le sens dénoté de l'image conduisent le participant à des interprétations fausses dans la mesure où l'icône simple ne présente aucun trait de ressemblance avec son référent. Les participants identifient bien un pinceau dans l'icône 9, mais du pinceau, ils infèrent comme fonctionnalité une activité de dessin et non le fait de recopier un style. Pour l'icône 14 (Bordures extérieures), complexe cette fois, c'est encore l'activité d'inférence qui est fautive. L'activité de dessin est inférée, par une métonymie abusive, à travers l'icône du crayon, mais l'objet de l'activité de dessin est mal compris puisque les participants comprennent « dessiner un tableau ». Ces exemples mettent en évidence une des difficultés de notre travail : l'utilisation de LSA à des fins de comparaison, qui nous contraint à travailler sur une traduction linguistique du langage visuel des icônes. Or, l'observation de l'activité des participants a montré que ces derniers ont tendance à se fier plus volontiers et plus directement à la représentation iconique. L'identification de la fonction de l'icône passe ainsi par la compréhension de la représentation iconique, qui repose sur une activité inférentielle différente de celle de la compréhension d'un texte écrit, le plus souvent limitée au niveau dénoté. On connaît les problèmes que pose la polysémie de l'image, les difficultés d'identification des « représentés » quand les représentations iconiques, les « représentants », ne sont ni stabilisées ni socialement partagés par une communauté de lecteurs.

D'ores et déjà, les données obtenues nous permettent d'avoir une mesure automatique et suffisamment objective de la complexité des icônes, pour peu qu'on code textuellement leur contenu. Trois perspectives de travail seront suivies. Premièrement, constituer un corpus de connaissances qui permette, toutes choses égales par ailleurs, de meilleures performances en identification. Deuxièmement, travailler sur la traduction image vers texte, en évaluant la fidélité interjuges de traductions. Enfin, tester les icônes d'un logiciel moins connu que celui utilisé ici,

pour éviter les effets des connaissances antérieures des participants, qui ont nécessairement pu jouer un rôle important, notamment pour les experts.

8. Notes

Le premier auteur a passé un séjour sabbatique à TECFA pendant la rédaction de cet article. Nous remercions les enseignants, ainsi que David et Michèle Delavier, Stéphane Lattion et Stéphane Morand pour avoir pris de leur temps pour passer ou faire passer les questionnaires ; Bérénice Jaccaz pour son aide à la saisie des données ; Benoît Lemaire et Cyril Rebetez pour leurs commentaires d'une précédente version de cet article.

9. Bibliographie

- Byrne M.D., Using icons to find documents: Simplicity is critical, *INTERCHI'93*, Amsterdam, 1993, p. 446-453.
- Darras B., *Au commencement était l'image*, Paris, E.S.F, 1996.
- Denis M., de Vega M., « Modèles mentaux et imagerie mentale », in M.-F. Ehrlich, H. Tardieu, M. Cavazza (Eds.), *Les modèles mentaux*, Paris, Masson, 1993, p. 79-100.
- Dumais S.T., Letsche T.A., Littman M.L., Landauer T.K., « Automatic cross-language retrieval using latent semantic indexing », *Working notes of AAAI spring symposium on cross-language text and speech retrieval*, 1997.
- Duval R., *Sémiosis et pensée humaine*, Berne, Lang, 1995.
- Duval R., Peraya D., Images et animation : l'apport de la sémiotique, in J.-M. Boucheix (Ed.), Rapport de recherche du Groupe Technologies pour l'Apprentissage, ACI École et Sciences Cognitives, à paraître.
- Forsythe A., Sheehy N., Sawey M., « Measuring icon complexity: An automated analysis », *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, vol. 35, n° 2, 2003, p. 334-342.
- Glenberg A.M., Kaschak M.P., « The body's contribution to language », *The Psychology of Learning and Motivation*, vol. 43, 2003, p. 93-126.
- Goonetilleke R.S., Shih H.M., On H.K., Fritsch J., « Effects of training and representational characteristics in icon design », *Int. J. Hum.-Comput. Studies*, vol. 55, 2001, p. 741-760.
- Groupe μ , *Traité du signe visuel, Pour une rhétorique de l'image*, Paris, Seuil, 1992.
- Hammond N., Barnard P., « Dialogue design: Characteristics of user knowledge » in A. Monk (Ed.), *Fundamentals of Human-Computer Interaction*, Londres, Academic Press, 1984, p. 127-164.
- Johnson J., Roberts T.L., Verplank W., Smith D.C., Irby C., Beard M., Mackey K., « The Xerox « Star »: A retrospective », *IEEE Computer*, vol. 22, n° 9, 1989, p. 11-26.

- Landauer T.K., Dumais S.T., « A solution to Plato's problem: the Latent Semantic Analysis theory of acquisition, induction and representation of knowledge », *Psychol. Rev.*, n° 104, 1997, p. 211-240.
- Lemaire B., Dessus P., « Modèles cognitifs issus de l'analyse de la sémantique latente », *Cahiers Romains de Sciences Cognitives*, vol. 1, n° 1, 2003, p. 55-74.
- Meunier J.-P., Peraya D., *Introduction aux théories de la communication, Sémio-pragmatique de la communication médiatique*, Bruxelles, De Boeck, 1993.
- Moyes J., Jordan P. W., Icon design and its effect on guessability, learnability, and experienced user performance, in J.L. Alty, D. Diaper, S. Guest (Eds.), *People and Computers VIII (HCI'93)*, Cambridge, Cambridge University Press, 1993, p. 49-59.
- Peraya D., « Structures et fonctionnement sémiotiques des icônes de logiciels et d'environnements informatiques standardisés (ILEIS) », *Recherches en Communication*, n° 10, 1998, p. 101-140.
- Richardson M., « Do people use icons? An investigation into use of the text-prompt associated with icons », York, York university, non published MSc, in Information Processing, 2000.
- Rosch E., « Classifications d'objets du monde réel : origines et représentations dans la cognition », *Bull. Psychol.*, n° 307-313, 1976, p. 242-250.
- Sperandio J.-C., Wolff M., Todeschini L., Évaluation d'icônes utilisées comme base d'une communication médiatisée en milieu militaire, in J.M.C. Bastien (Ed.), *Actes des 2^e Journées d'Étude en Psychologie Ergonomique (EPIQUE 2003)*, Rocquencourt, INRIA, 2003, p. 15-25.
- Westerveld T., Hiemstra D., de Jong F., « Extracting bimodal representations for language-based image retrieval », *Proc. Multimedia '99*, Vienne, 1999.