

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement. Un retour d'expériences pour la Q méthode.

Claire Gauzente*, Pascale Kuntz**
Aurélien Milliat*,**, Yves Roy***

*Laboratoire d'Économie et de Management de Nantes Atlantique
Site IAE Nantes - Chemin de la Censive du Tertre - 44 322 Nantes cedex 3
www.lemna.univ-nantes.fr/

**Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes
Site Polytech - La Chantrerie - 44300 Nantes cedex
<https://www.ls2n.fr/>

***Centre de Recherche en Gestion
Site IAE Poitiers - 20 rue Guillaume 7 le Troubadour - 86 000 Poitiers
<https://cerege.iae.univ-poitiers.fr/>

Résumé. En parallèle à l'essor des travaux en fouille d'opinions, les méthodes de classement connaissent un regain d'intérêt. Ces méthodes qui consistent à faire classer à un échantillon restreint d'individus un ensemble d'items dans des catégories pré-fixées ou non tentent d'appréhender plus finement les similarités perçues et la subjectivité mise en œuvre dans les décisions. Mais leurs analyses ne s'appuient que sur les classements finaux et ne prennent pas en compte les informations associées à la dynamique de construction du classement. Nous présentons ici une démarche originale qui explore l'apport de l'analyse des trajectoires de la souris et des événements associés. Une expérimentation est menée dans le cadre de la Q-méthodologie, qui est une méthode de classement initialement issue de la psychologie mais utilisée aujourd'hui dans de nombreux domaines. Nos premiers résultats permettent d'identifier différentes stratégies de classement ainsi que des comportements atypiques dont nous évaluons le rôle dans la construction du résultat final qui rend compte des classements individuels par une approche de type factorielle.

1 Introduction

L'intérêt pour la fouille d'opinions (Ravi et Ravi, 2015) affiché tant par le monde académique que par l'industrie a stimulé de nombreuses recherches durant la dernière décennie comme le confirme une étude bibliométrique récente (Piryani et al., 2017). Ces travaux, qui combinent des techniques variées du traitement automatique de la langue à l'apprentissage, cherchent à découvrir automatiquement les opinions des consommateurs sur un sujet donné à partir de corpus souvent hétérogènes (forums, enquêtes sur le web, réseaux sociaux) et fortement bruités. Si les algorithmes automatiques permettent aujourd'hui d'extraire avec succès

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

les grandes tendances, ils se heurtent encore souvent aux longues traînes des distributions observées. Et, au-delà des objectifs d'optimisation des mesures d'erreurs, des travaux plus critiques en sciences sociales soulignent les limites dans la compréhension des comportements humains de certaines "Internet Studies" qui tendent à réduire les individus à leur production d'empreintes numériques sur les médias sociaux (Denouël et Granjon, 2011). Ainsi, en parallèle au développement des approches à large échelle, les méthodes de classement, qui tentent d'appréhender plus finement les similarités perçues et la subjectivité mise en œuvre dans les décisions, connaissent aujourd'hui un regain d'intérêt. Initialement développées en psychologie, elles s'étendent aujourd'hui à de nombreux secteurs : profilage des consommateurs en analyse sensorielle (Chollet et al., 2014), opinions sur les nouvelles technologies (Gauzente, 2013), mise en place de politiques environnementales (Cuppen et al., 2010), et nous renvoyons à (Dziopa et Ahern, 2011) pour aperçu de la variété des applications. De façon générale, ces méthodes consistent à faire classer à un échantillon d'individus - souvent de taille assez restreinte - un ensemble d'items (images, produits, opinions, préférences, etc) dans des catégories préfixées ou non. L'analyse de la tâche de catégorisation est bien souvent l'objectif mais d'autres approches ont développé des variations de ces méthodes pour des ambitions différentes. Par exemple, la Q-méthode, sur laquelle nous nous appuyons dans les travaux présentés dans cette communication, prend le parti d'étudier la subjectivité des individus telle qu'elle se manifeste dans les opinions et préférences à propos de différents objets et concepts de la vie quotidienne. Elle considère que les manifestations possibles de la subjectivité humaine sont accessibles, au moins en partie, via une procédure de classement. D'un point de vue opérationnel les données recueillies par ces méthodes proviennent de sources variées selon les domaines d'application : des classements de cartes comportant des représentations d'objets physiques, d'aliments en analyse sensorielle, d'expressions d'opinions en marketing. Ces classements peuvent être effectués manuellement à partir de dispositifs physiques ou bien via des interfaces logicielles. Des méthodes d'analyse ont ensuite été spécifiquement développées pour analyser l'ensemble des classements effectués par chaque individu de l'échantillon d'observation (McKeown et Thomas, 2013).

Cependant, à notre connaissance, les analyses intrinsèques de ces méthodes ne s'appuient que sur les classements finaux effectués par chaque individu et ne prennent pas en compte les informations associées à la dynamique de construction du classement. Par exemple, "l'hésitation" dans une décision de classement est ignorée dans l'analyse. Or, des travaux portant sur les méthodologies d'enquête qui s'inscrivent notamment dans le courant CASM (*Cognitive Aspect of Survey Methodology*) ont montré l'intérêt de l'examen des éléments qui influencent notamment les temps de réponse (Tourangeau et Plewes, 2003). Grâce aux supports numériques, les informations recueillies aujourd'hui peuvent aller au-delà des temps de réponse et des travaux récents en analyse des jugements et des décisions ont montré l'intérêt du "eye-tracking" et du "mouse-tracking" pour tenter de mieux comprendre les processus et les représentations cognitifs sous-jacents (Herman et al., 2014; Koop et Johnson, 2011).

Dans cette communication, nous explorons, dans le cadre de la Q-méthode, l'apport des informations recueillies via les traces de classement qui rendent compte du processus dynamique des utilisateurs. Dans notre contexte, nous nous focalisons sur les traces de la souris qui ne nécessitent pas un environnement technique dédié et peu transportable pour le recueil et qui nous semblent néanmoins suffisantes pour une première analyse. Après une présentation de la méthodologie et du protocole expérimental, nous présentons des résultats obtenus dans le

cadre d'une analyse d'opinions sur la réalité augmentée.

2 Cadre méthodologique et travaux connexes

2.1 La Q-méthode

La méthode Q, initialement développée par un psychométricien (Stephenson, 1981), se décompose en trois phases. La *première phase* vise à constituer un ensemble de q items qui tente de couvrir une large part des différentes opinions possibles. Cet ensemble est construit à partir de différentes sources (entretiens, éléments issus de la littérature, descriptions d'objets, etc) et nous renvoyons à (McKeown et Thomas, 2013) pour les détails méthodologiques de cette collecte. Dans la *deuxième phase*, ces items sont soumis à un échantillon de n individus qui doivent les classer en fonction de leur degré d'adéquation/d'inadéquation à leur propre point de vue. Ce classement s'effectue en deux temps. Tout d'abord, les items sont rangés dans trois classes ("d'accord", "neutre", "pas d'accord") sans contrainte d'effectifs. Un deuxième classement est ensuite effectué sur une échelle discrète plus fine : par exemple de la classe -3 à la classe +3 où -3 correspond à un profond désaccord et +3 à un profond accord. Le classement, appelé Q-sort, est contraint par une distribution des fréquences selon les degrés d'approbation fixée selon une courbe Gauss : ces contraintes conduisent à un arbitrage global entre les affirmations et non à une série d'évaluations autonomes affirmation par affirmation. Dans la *troisième phase*, une analyse en composantes principales - souvent complétée par des rotations - est réalisée sur la matrice $n \times q$ comprenant les résultats des classements des q items par les n individus (Zabala, 2014). Cette analyse permet d'identifier des points de vue synthétiques partagés par plusieurs individus. Elle peut être complétée par des variables exogènes ainsi que par des commentaires ex-post des répondants.

2.2 L'analyse de la dynamique

À notre connaissance, le travail que nous présentons est la première tentative de prise en compte de la dynamique de classement dans la Q-méthode. Dans d'autres contextes, quelques pistes ont été explorées mais elles restent rares.

En fouille d'opinions, quelques travaux ont tenté de modéliser la notion d'hésitation (Lu et al., 2007; Pathak et Towari, 2016). Ils portent essentiellement sur une adaptation des règles d'association qui, s'inspirant de la théorie des ensembles flous, associe chaque item à une fonction continue dont l'information associée est ensuite intégrée dans le calcul du support et de la confiance. On retrouve également des tentatives de modélisation de la notion d'hésitation et d'incertitude des choix dans le contexte de l'aide multicritère à la décision (Roy, 1988; Bouysou, 1989) qui s'appuie aussi parfois sur des procédures de classement. Ces travaux portent essentiellement sur leur modélisation mathématique et leur intégration dans des algorithmiques d'aide à la décision mais les publications ne comportent pas d'expérimentations sur des données réelles.

Sur le plan méthodologique, les travaux les plus proches de la démarche que nous explorons se trouvent en en psychologie comportementale et en analyse sensorielle. En psychologie comportementale, l'analyse des traces de la souris lors de la résolution de tâches contribue à mieux cerner des processus cognitifs mis en jeu dans des tâches de décision (Freeman et al., 2011;

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

Helman et al., 2014). En analyse sensorielle où les méthodes de classement sont très populaires, l'objectif général est d'appréhender les dimensions sensorielles qui permettent de discriminer des stimuli et l'analyse de la dynamique tente de fournir des garanties sur la stabilité des résultats finaux grâce à une compréhension plus fine des facteurs mis en jeu dans le processus de discrimination. Dans ce cadre, (Cadoret et al., 2011) se sont intéressés au processus associé à une tâche de classement hiérarchique, et l'étude des séquences de partitions emboîtées proposées par les sujets a montré que des dimensions sensorielles communes pouvaient émerger de stratégies de classement différentes. Plus récemment, (Lê et al., 2016) ont étudié les traces du doigt lors d'un classement libre d'images sur tablette. Une expérimentation portant sur des parfums a confirmé qu'une même dimension sensorielle devait être considérée différemment dans l'analyse si elle était identifiée au cours du temps de façon similaire par la majorité des sujets ou si elle émergeait de différentes combinaisons de processus.

Dans notre cadre, nous analysons les traces de la souris (trajectoires géométriques et séquences temporelles de tous les événements) recueillies aux échelles individuelles pour les deux étapes de construction du Q-sort. L'objectif de l'analyse est double. Dans un premier temps, il s'agit d'identifier différentes stratégies mises en œuvre dans le processus de classement et de repérer dans la masse les comportements individuels atypiques qui peuvent influencer les résultats globaux. Et dans un deuxième temps, il s'agit de renforcer la robustesse des résultats agrégés finaux en intégrant dans leur calcul les variations observées à l'échelle individuelle.

3 Protocole expérimental

3.1 Recueil des traces

Avec l'essor de la Q-méthode plus d'une quinzaine d'interfaces ont été développées (ex. PQ-method) avec un intérêt croissant pour le recueil en ligne (ex. Ken-Q Data). Cependant, aucune ne mémorise la dynamique de construction du Q-sort. Nous avons donc développé un prototype (Q-Connect - Figure 1) qui mémorise tous les événements ("drag", "drop", "mouvement", etc) avec leurs caractéristiques spatiales (coordonnées sur l'écran) et temporelles (en millisecondes). Lors de l'expérimentation, l'ordre des items sur l'écran est aléatoire et les participants doivent lire préalablement le contenu de l'ensemble des items présenté sur l'écran. Ces précautions visent à limiter les biais potentiels liés au placement.

3.2 Les données

Les données expérimentales de notre recherche ont été recueillies dans le cadre d'une étude sur la perception de la réalité augmentée pour le grand public. Dans ce cadre, la réalité augmentée désigne une technologie permettant aux consommateurs d'interagir avec le produit d'une manière personnalisée et adaptée au futur contexte d'utilisation. Le caractère encore récent de ces possibilités (ou affordances) conduit à investiguer comment les possibilités offertes sont perçues pour les utilisateurs finaux. À cette fin, un travail qualitatif a été tout d'abord engagé au moyen de focus groupes pour identifier quelles associations, idées, opinions, émotions étaient suscitées auprès des utilisateurs potentiels de cette technologie. Sur cette base, un échantillon d'affirmations a été extrait en cherchant à conserver la diversité des expressions, pour constituer la base d'un Q-sort qui a été utilisé dans le cadre d'une étude internationale comparant les

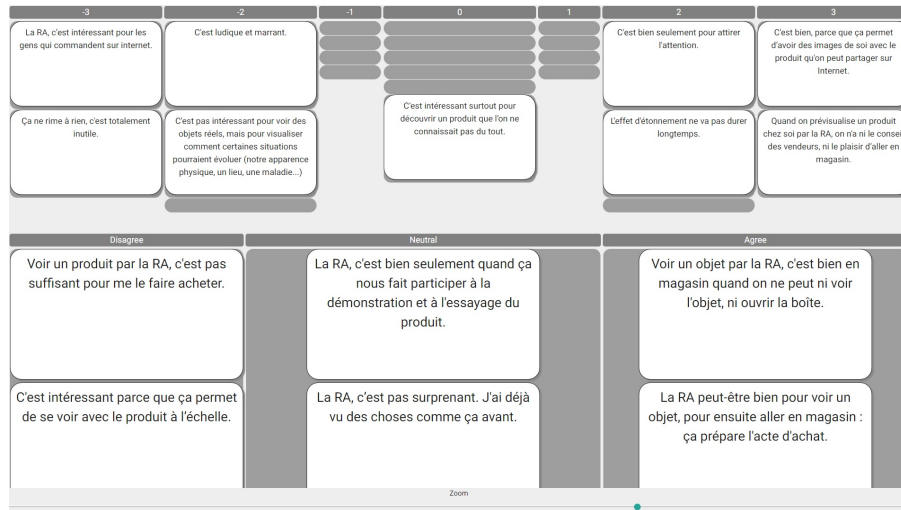


FIG. 1 – Interface de Q-Connect pour l'étape 2 - Les items en bas pré-classés en trois classes dans l'étape 1 peuvent être sélectionnés pour être classés sur la distribution contrainte en haut de l'écran.

perceptions de la réalité augmentée dans quatre pays (Gauttier et al., 2016) puis dans une étude ultérieure centrée sur des cas individuels (Gauttier et Gauzente, 2018).

Les Q-sorts associés à ces données ont été recueillis sur un petit échantillon composé de 13 participants. Il est évident que l'échantillon devra être agrandi à l'avenir mais les premiers résultats obtenus permettent néanmoins de rendre compte de stratégies différentes et de préciser des aspects méthodologiques qui n'avaient été considérés jusque-là que très empiriquement.

4 Résultats

Les analyses s'organisent autour de trois directions principales : (i) l'exploration des processus de classement, (ii) les variations inter-individuelles, et (iii) l'intégration des nouvelles connaissances issues de la captation du processus dans l'analyse.

4.1 Processus de classement

La Figure 2 confirme que, dans chaque étape de classement, plus de la moitié des items ont été déplacés sur différentes classes avant la décision finale. Et la Figure 3 montre que certains items sont associés à des décisions plus stables que pour d'autres : par exemple, à l'étape 2, l'item 5 n'a été classé que dans les classes proches -3 à -2 alors que l'item 15 a parcouru l'ensemble des classes de l'échelle. De plus, lorsqu'on analyse la séquence des choix on observe que certains items ont été classés plus souvent en premier, alors que d'autres ne le sont jamais (Figure 4). En se focalisant sur ces derniers (les items 8 et 15 de la Figure 3) on voit apparaître deux situations distinctes : l'item 8 ("*C'est pas intéressant pour voir des objets*

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

réels, mais pour visualiser comment certaines situations pourraient évoluer (notre apparence physique, un lieu, une maladie...) n'est jamais placé en premier mais une fois qu'il est placé dans une classe il ne bouge plus. À contrario l'item 15 ("*Quand on prévisualise un produit chez soi par la RA, on n'a ni le conseil des vendeurs, ni le plaisir d'aller en magasin*") est souvent déplacé avant de trouver sa place définitive. L'explication proposée par l'experte qui a piloté les focus groupes préalables à la mise en œuvre de la Q-méthode met en évidence la portée différente des deux items. L'opinion 8 était consensuelle et semblait transcender la spécificité des situations. En revanche, l'opinion 15 nécessitait une phase réflexive plus approfondie sur le contexte : à quelle situation on a été confrontée ? quel vendeur on a rencontré ? etc

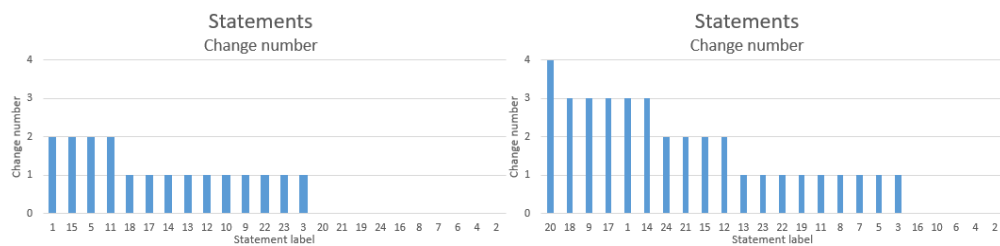


FIG. 2 – Sur l'ensemble des participants, nombre de changements pour chaque item (indiqué en abscisse) avant la décision de classement final. Par exemple, sur la figure gauche, l'item 1 a changé 2 fois dans l'étape 1 avant d'être placé définitivement.

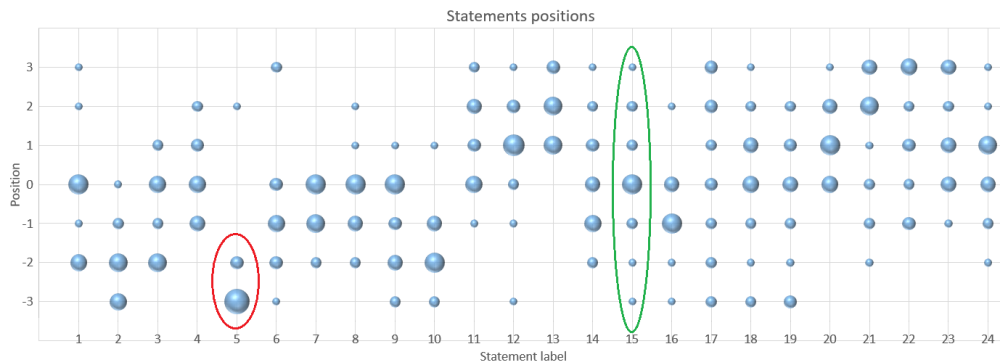


FIG. 3 – Pour l'étape 2 du classement, distribution des classes, codées de -3 ("pas du tout d'accord") à +3 ("tout a fait d'accord"), pour chacun des items sur l'ensemble des participants.

L'analyse de la dynamique permet également de mieux évaluer le rôle des deux étapes dans la construction du Q-sort. Dans la méthodologie, cette mise en œuvre en deux temps est en effet préconisée par de nombreux chercheurs pratiquant cette méthode (Watts et Stenner, 2012), car elle permet d'alléger la tâche de classement pour le répondant, en particulier dans le cas de nombreux items. Lorsque l'on étudie le passage de l'étape 1 à l'étape 2 (Section 4.1), on voit que, hormis quelques rares « outliers » dont l'identification est aussi intéressante, le codage de l'étape 1 se transmet par "glissement" sur celui de l'étape 2. Il semble donc que l'attitude,

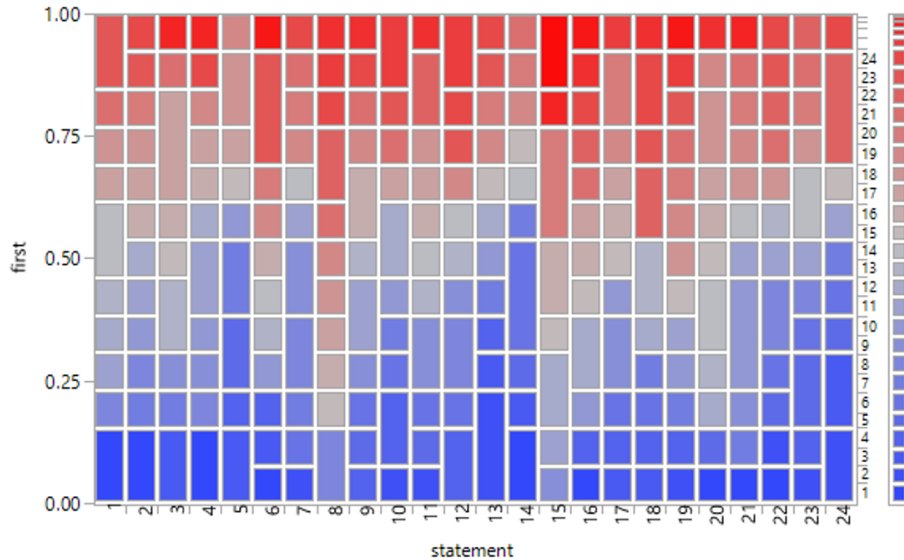


FIG. 4 – Pour chaque item, distribution des ordres de placement : du bleu foncé indiquant les placements en premier au rouge foncé indiquant les placements en dernier. L'ordonnée à gauche indique la fréquence et à droite l'effectif. Par exemple, l'item 1 a été placé en premier par 4 individus.

définie en psychologie comme l'association en mémoire entre les représentations mentales d'un item et ses évaluations (Fazio, 1990), est construite principalement dans l'étape 1 et que l'étape 2 sert à affiner les choix effectués sans les remettre profondément en cause.

4.2 Variabilité inter-individuelle

Différents travaux en psychométrie ont confirmé le lien entre les temps de réponse à des questionnaires et la solidité des attitudes individuelles (Johnson, 2004). Le modèle de Johnson, qui fait souvent référence, décompose le temps de réponse en plusieurs sources : (a) le temps d'interprétation, lequel comporte le temps d'interprétation lié à la complexité de la question et le temps d'accessibilité à l'attitude pertinente, (b) le temps de récupération des données et des faits pertinents, (c) le temps d'intégration des éléments et (d) le temps de sélection d'une réponse, le tout additionné d'un résidu. La distinction entre ces quatre temps requiert des dispositifs expérimentaux complexes incompatibles avec le type de tâche analysée ici. Ainsi, nous avons distingué pour chaque déplacement d'item avec la souris le temps de réflexion, mesuré par (i) le temps entre le dernier mouvement précédant le déplacement et le début du déplacement, et (ii) le temps de déplacement mesuré par le temps entre son début et sa fin. Sur notre échantillon de petite taille, les différences n'étant guère interprétables, nous nous sommes restreints à l'analyse du temps total calculé par la somme de (i) et (ii). La Figure 5 met en lumière une grande variabilité des comportements, et permet d'identifier en particulier deux comportements extrêmes : un très rapide (individu 5) vraisemblablement associé à un désintérêt pour

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

		Stage 2 first move							Total
		-3	-2	-1	0	1	2	3	
Stage 1	disagree	28	37	27	13	3	2	1	111
first	neutral	0	1	23	58	23	1	0	106
move	agree	0	1	0	10	23	35	26	95

TAB. 1 – Passage des classes de l'étape 1 à l'étape 2 (effectifs). 28 items classés en **disagree** ("plutôt pas d'accord") dans l'étape 1 sont placés lors du premier déplacement en -3 ("pas du tout d'accord") à l'étape 2.

la tâche effectuée et un très lent (individu 6) que l'on retrouve dans les deux étapes et qui a contrario semble correspondre à un participant très impliqué mais indécis dans ses décisions. Pour approfondir l'analyse du temps sur les deux étapes, nous avons observé les temps pour chaque déplacement dans l'ordre des déplacements (Figure 6). Une régression par quantiles permet de caractériser l'évolution de la médiane des temps. Pour l'étape 1 la médiane est assez stable pour les premiers déplacements puis elle diminue légèrement. Il semble donc que les attitudes soient similaires pour les items avec un petit effet d'apprentissage sur la fin du classement en trois classes. En revanche, pour l'étape 2, après une petite stabilité au début, la décroissance est beaucoup plus marquée. Nous faisons l'hypothèse suivante : au tout début de l'étape 2 la découverte de la contrainte imposée pour le classement par la distribution normale nécessite un temps d'adaptation, mais ensuite les attitudes étant déjà en partie construites dans l'étape 1 le processus se déroule plus rapidement.

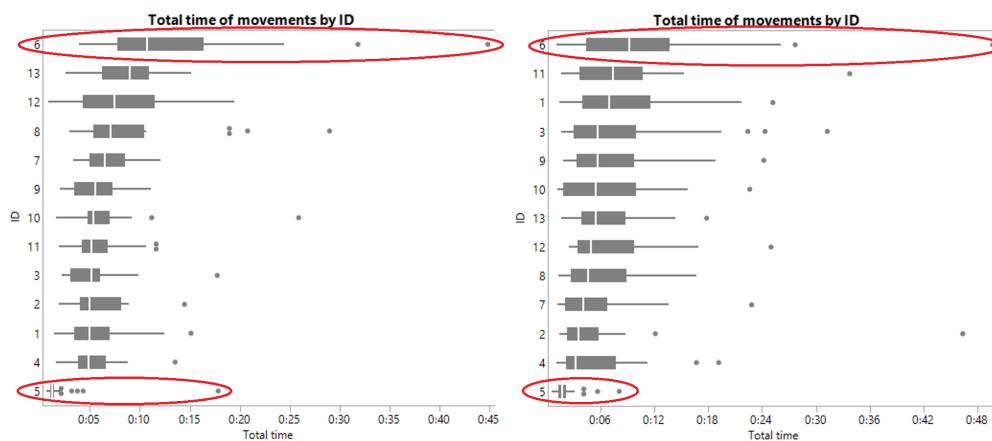


FIG. 5 – Distribution des temps totaux de déplacements des items pour chaque participant.

4.3 Intégration des connaissances dans l'analyse

L'analyse des traces associées à la dynamique du classement permet d'identifier des participants ayant des comportements atypiques, des items pour lesquels l'interprétation peut être

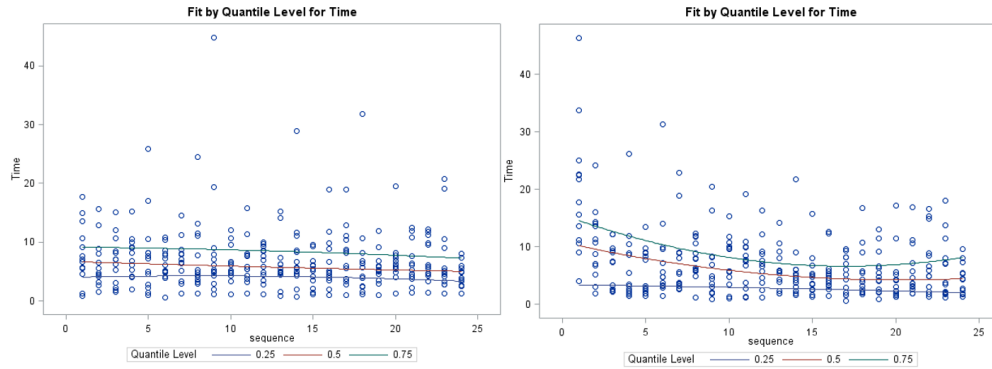


FIG. 6 – Temps des déplacements d'items pour chaque participant dans l'ordre des 24 premiers déplacements (les autres ne concernant que les individus qui ont effectué des modifications). Chaque point correspond à un individu. En rouge la médiane (régression par quantile avec un polynôme de degré 2).

complexe et des comportements caractéristiques dans les deux étapes du processus. Se pose alors la question de l'intégration de ces nouvelles connaissances dans l'analyse quantitative de l'ensemble des données. La méthode Q étant basée sur une analyse en composantes principales - que nous effectuons ici sur les covariances - une première stratégie consiste à introduire des pondérations différentes sur les individus et les items. Nous avons testé deux pondérations (35% et 65%) sur les deux items (8 et 15) placés tardivement et les deux participants (5 et 6) aux temps extrêmes.

Le Section 4.3 donne les résultats sur les premiers facteurs pour la pondération des items. Comme attendu la variance globale diminue, mais les pourcentages de la variance totale augmentent pour les premiers rangs, ce qui renforce la validité d'un modèle factoriel parcimonieux. La Section 4.3 donne les résultats sur les premiers facteurs pour la pondération des individus. L'effet de la pondération de l'individu 5 (très rapide) est très sensible mais, elle est négligeable pour l'individu 6 (très lent). Cela tend à montrer que 6 n'a pas de différence dans les réponses avec les autres participants mais simplement de la lenteur. Cela rejoint les travaux en psychométrie de (Fox et al., 2013) : l'hésitation n'est pas en soi un problème, simplement un effet de la personnalité ou d'attitudes moins accessibles, probablement en raison d'une moindre familiarité avec le sujet. En revanche, nous avons cherché à préciser l'impact de l'atypicité d'un individu dans l'analyse. Nous avons tout d'abord vérifié si la fluctuation de la part expliquée sur les premières composantes principales en sous-pondérant l'individu 5 était purement aléatoire ou atypique. La p-value pour le test sur la première composante vaut 0.047 ; ce qui semble confirmer l'hypothèse. Elle est cependant plus élevée sur les quatre premières ($p = 0.0038$) avec la présence d'un autre individu (10) qui dévie aussi un peu des comportements « moyens ». Pour confirmer le caractère atypique de l'individu 5, nous avons effectué un test à plus large spectre en comparant l'impact sur les premières valeurs propres de la pondération sur les douze paires contenant l'individu 5 avec les 66 autres paires possibles ne le contenant pas. Pour les quatre premières composantes, un test non paramétrique de la médiane permet de confirmer l'hypothèse.

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

Eigen value#	eigen value1	% without weight Sum	Cum % without weight	eigen value2	% with 65% weight	Cum % with 65% weight	eigen value3	% with 35% weight	Cum % with 35% weight
1	18.08	47.05%	47.05%	17.99	47.61%	47.61%	17.91	48.13%	48.13%
2	5.09	13.25%	60.30%	5.05	13.36%	60.97%	5.02	13.48%	61.62%
3	3.49	9.07%	69.36%	3.43	9.08%	70.05%	3.40	9.14%	70.76%
4	2.85	7.42%	76.79%	2.73	7.24%	77.29%	2.66	7.15%	77.91%

TAB. 2 – Effet de la pondération des items sur l'ACP.

Number	variant									
	standard		5 at 65%		5 at 35%		5 & 6 at 65%		5 & 6 at 35%	
	Eigen value	Proportion	Eigen value	Proportion	Eigen value	Proportion	Eigen value	Proportion	Eigen value	Proportion
1	18.08	47.0%	18.01	49.0%	17.98	50.2%	17.20	49.1%	16.78	50.5%
2	5.09	13.3%	5.06	13.8%	5.05	14.1%	4.79	13.7%	4.67	14.1%
3	3.49	9.1%	3.01	8.2%	2.99	8.3%	3.01	8.6%	2.98	9.0%
4	2.85	7.4%	2.52	6.9%	2.47	6.9%	2.42	6.9%	2.30	6.9%
5	2.35	6.1%	2.03	5.5%	1.97	5.5%	1.84	5.3%	1.81	5.4%
6	1.91	5.0%	1.79	4.9%	1.64	4.6%	1.65	4.7%	1.40	4.2%
7	1.46	3.8%	1.42	3.9%	1.40	3.9%	1.40	4.0%	1.23	3.7%
8	1.25	3.3%	0.98	2.7%	0.81	2.3%	0.91	2.6%	0.79	2.4%

TAB. 3 – Effet de la pondération des individus sur l'ACP.

5 Conclusion et perspectives

Le travail présenté dans cette communication est une première étude exploratoire de l'analyse de la dynamique des processus de classement. L'objectif *in fine* est de prendre en compte les informations extraites d'une telle analyse dans l'exploitation des classements finaux. Cette information a été jusque là ignorée dans la très grande majorité des cas. Et, malgré les limitations de notre cadre expérimental, nous montrons l'intérêt d'identifier les variations de comportements et les stratégies mises en œuvre dans les prises de décision. Des travaux complémentaires sont déjà programmés pour confirmer et approfondir ces premiers résultats sur une autre enquête.

Nous nous sommes centrés ici sur une méthodologie, la Q-méthode, qui est traditionnellement appliquée à des échantillons de taille réduite. Cependant, nous n'avons guère trouvé non plus dans la littérature relative à la fouille d'opinions de travaux prenant en compte les processus individuels de construction des opinions collectées sur les médias sociaux. Mais, au-delà des questions soulevées par l'identification des caractéristiques de ces processus et leur prise en compte effective dans les analyses, d'un point de vue méthodologique, il ne s'agit pas ici d'opposer les échelles d'observation mais bien au contraire de les associer à l'avenir pour comprendre plus finement les déterminants des phénomènes sociaux étudiés. En s'inspirant de la biologie intégrative qui commence à intégrer avec efficacité dans les études un ensemble de données "omics" (genomics, transcriptomics, proteomics, metabolomics) permettant de combiner les informations extraites à différentes échelles du vivant, il nous semble que la voie est ouverte aujourd'hui pour une "science humaine intégrative" (Kuntz, 2016). L'hétérogénéité

des données (enquêtes par questionnaires, entretiens ethnographiques, traces numériques, etc) reste un verrou bien difficile. Cependant, les méthodes de classement, telles que la méthode Q, qui associent des résultats numériques à des recueils de données subtiles (Ramlo, 2011) permettant de discerner des nuances nous paraissent des candidates prometteuses pour une coopération avec des méthodes de fouille à grande échelle.

Références

- Bouyssou, D. (1989). *Improving Decision* (A.G. Locket and G. Isbel eds ed.).
- Cadoret, M., S. Lê, et J. Pagès (2011). Statistical analysis of hierarchical sorting data. *Journal of Sensory Studies* 26(2), 96–105.
- Chollet, S., D. Valentin, et H. . Abdi (2014). *Free sorting task*. CRC Press.
- Cuppen, E., S. Breukers, M. Hisschemöller, et E. Bergsma (2010). Q methodology to select participants for a stakeholder dialogue on energy options from biomass in the netherlands. *Ecological Economics Elsevier B.V* 69, 579–591.
- Denouël, J. et F. Granjon (2011). Les usages en question. *Internet Actu.net*.
- Dziopa, F. et K. Ahern (2011). A systematic literature review of the applications of q-technique and its methodology. *Methodology: European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences* 7, 39–55.
- Fox, J., R. Cooper, et D. W. Glasspool (2013). A canonical theory of dynamic decision-making. *Frontiers in Psychology* n 150.
- Freeman, J., R. Dale, et T. Farmer (2011). Hand in motion reveals mind in motion. *Frontiers in psychology*.
- Gauttier, S. et C. Gauzente (2018). Exploring the similarities between users and non-users of consumer mobile internet services: - towards a porosity model of technology acceptance. *International Journal of Technology and Human Interaction* 14/3, 71–87.
- Gauttier, S., C. Gauzente, et M. Aikala (2016). Are ar shopping services valued the same way across europe? - a four country q-investigation. *Revue Systèmes information & Management* 21/1, 69–102.
- Gauzente, C. (2013). Une invitation illustrée à utiliser la q-method dans les recherches en systèmes d'information. *Systèmes d'Information et Management* 18/2, 163–173.
- Helman, E., R. M. Stolier, et J. B. Freeman (2014). Advanced mouse-tracking analytic for enhancing psychological science. *Group Process and Intergroup Relations*, 1–18.
- Johnson, M. (2004). Timepieces : components of survey question response latencies. *Political Psychology* vol. 25, n 5, 679–702.
- Koop, G. et J. G. Johnson (2011). Response dynamics : a new window on the decision process. *Judgment and Decision Making* vol. 6, n 8, 750–758.
- Kuntz, P. (2016). Numérique et humanités : retour d'expériences. *Conférence invitée, Journée dayClic, Maison des Sciences de l'Homme Germaine Tillon, Angers*.
- Lê, T. M., F. Husson, et S. Lê (2016). Digit-tracking: Interpreting the evolution over time of sensory dimensions of an individual product space issued from napping and sorted napping.

Sur l'intérêt de l'analyse de la dynamique des processus de classement.

Food Quality and Preferences 47, 73–78.

Lu, A., Y. Ke, J. Cheng, , et W. Ng (2007). Mining vague association rules. *Proceedings of the 12th international conference on Database systems for advanced applications (DAF-SAA'07)*.

McKeown, B. et D. Thomas (2013). *Q-Methodology*. London, EC1Y 1SP: SAGE Publications Inc.

Pathak, S. et A. Towari (2016). A survey on hesitation information mining. *Int. J. of Computer Applications* 141(9).

Piryani, R., D. Madhavi, et V. Singh (2017). Analytical mapping of opinion mining and sentiment analysis research during 2000-2015. *Information Processing & Management* 53, 122–150.

Ramlo, S. E. (2011). Q methodology and its position in the mixed-methods continuum. *Operant Subjectivity* 34(3), 172–190.

Ravi, K. et V. Ravi (2015). A survey on opinion mining and sentiment analysis: tasks, approaches and applications. *Knowledge-based systems* 89, 14–46.

Roy, B. (1988). *Negotiation and Group decision* (In B. Muner and M. Shakun eds ed.). London, EC1Y 1SP: SAGE Publications Inc.

Stephenson, W. (1981). Principles for the study of subjectivity. *Operant Subjectivity* 2, 37–53.

Tourangeau, R. et T. J. Plewes (2003). *Nonresponse in social science surveys - A research agenda*. Washington, DC: The National Academies Press.

Watts, S. et P. Stenner (2012). *Doing Q-methodological research*. London, EC1Y 1SP: SAGE Publications Inc.

Zabala, A. (2014). Qmethod : a package to explore human perspectives using q methodology. *The R Journal* 6/2, 163–173.

Summary

In parallel with the popular development of opinion mining research, sorting methods know a renewed interest today. In these approaches a small sample of individuals sort a set of items in a pre-fixed or free set of categories and, roughly speaking, their aim is to better understand the perceived similarities and the subjectivity involved in the decisions. But, their analyzes only support the final rankings and do not take into account the informations associated with the construction dynamics of the ranking. In this communication, we present an original approach that explores the contribution to the analysis of the mouse trajectories and the associated events to the sorting task. An experiment is carried out within the framework of the Q-methodology which has been originally developed in psychology and which is now used in many domains. Our first results allow to identify different sorting strategies and atypical individual behaviors. We evaluate their roles in the construction of the final results based on a factorial approach.