



CENTRE D'ETUDES
ET DE RECHERCHES
SUR LE DEVELOPPEMENT
INTERNATIONAL

SERIE ETUDES ET DOCUMENTS

Classification des systèmes de monnaies non-bancaires : ce que disent les données du Web

Ariane Tichit

Clément Mathonnat

Diego Landivar

Etudes et Documents n° 25

November 2014

To quote this document:

Tichit A., Mathonnat C., Landivar D. (2014) “ Classification des systèmes de monnaies non-bancaires : ce que disent les données du Web”, *Etudes et Documents*, n° 25, CERDI. http://cerdi.org/production/show/id/1636/type_production_id/1

CERDI
65 BD. F. MITTERRAND
63000 CLERMONT FERRAND – FRANCE
TEL. + 33 4 73 17 74 00
FAX + 33 4 73 17 74 28
www.cerdi.org

The authors

Ariane Tichit

Associate Professor

Clermont Université, Université d'Auvergne, CNRS, UMR 6587, CERDI, F-63009 Clermont Fd

Email: ariane.tichit@udamail.fr

Clément Mathonnat

PhD Student

Clermont Université, Université d'Auvergne, CNRS, UMR 6587, CERDI, F-63009 Clermont Fd

Email: clement.mathonnat@udamail.fr

Diego Landivar

Associate Professor

France Business School Campus Clermont 63000 Clermont-Ferrand

Email: diego.landivar@france-bs.com

Corresponding author: Ariane Tichit



This work was supported by the LABEX IDGM+ (ANR-10-LABX-14-01) within the program "Investissements d'Avenir" operated by the French National Research Agency (ANR)

Etudes et Documents are available online at: <http://www.cerdi.org/ed>

Director of Publication: Vianney Dequiedt

Editor: Catherine Araujo Bonjean

Publisher: Chantal Brige-Ukpong

ISSN: 2114 - 7957

Disclaimer:

Etudes et Documents is a working papers series. Working Papers are not refereed, they constitute research in progress. Responsibility for the contents and opinions expressed in the working papers rests solely with the authors. Comments and suggestions are welcome and should be addressed to the authors.

Résumé

Cet article propose une classification des projets de monnaies non-bancaires par une analyse lexicale sur les données du Web. L'avantage de cette méthode est de fournir une typologie endogène des initiatives, basée sur la façon dont sont présentées les différentes monnaies sur l'internet. Elle permet ainsi de contourner la difficulté rencontrée dans la littérature qui peine à faire émerger une taxinomie claire à partir d'éléments exogènes. Le corpus a été créé en partant de 32 mots clefs renvoyant aux monnaies complémentaires. Les 10 premières Urls de résultats sous le moteur de recherche Google pour chacun des mots clefs ont été sélectionnées, puis leur contenu aspiré. Le corpus est ainsi constitué de 320 pages web, correspondant à 1210 pages de texte et 342 585 mots, soit 17 939 segments de 20 occurrences successives. Une classification du corpus à l'aide de l'application d'une analyse hiérarchique descendante a ainsi permis la création endogène de cinq classes distinctes, nous permettant d'opérer des distinctions non seulement entre les projets de monnaies non-bancaires, mais également entre ceux-ci et le système monétaire standard. Une analyse de similitude permet ensuite notamment de conclure que toutes les monnaies se définissent par rapport à la monnaie conventionnelle, excepté les systèmes d'échanges locaux (Sels).

Mots clefs : monnaie non-bancaire, textométrie, données du Web, classification hiérarchique descendante, analyse de similitude, IramuteQ.

Remerciements

Cet article a été réalisé dans le cadre d'un projet Recherche-action en Innovation sociale financé par le Conseil Régional Auvergne.

Abstract

This article proposes a classification of the projects of non-banking currencies based on a lexical analysis on the Web data. The advantage of this method is to offer an endogenous typology of the initiatives, based on the way the various currencies are presented on the internet. She so allows to by-pass the difficulty met in the literature which faces troubles in bringing to the foreground a clear taxonomy from exogeneous elements. The corpus was created from 32 keywords referring to the complementary currencies. The first 10 Urls of results under the search engine Google for each of the keywords was selected, then their text contents extracted. The corpus is so constituted by 320 web pages, corresponding to 1210 pages of text and 342 585 words, that is 17 939 segments of 20 successive occurrences. A classification of the corpus by a downward hierarchical analysis endogenously creates five different classes, allowing us to operate distinctions not only between the projects of non-banking currencies, but also between these and the standard monetary system. An analysis of similarity concludes that all the currencies define themselves with regard to the conventional currency, except the local exchange trading systems (LETs).

Keywords : non banking money, text mining, Web data, downward hierarchical classification, analysis of resemblance, IramuteQ.

JEL codes: O35

Acknowledgment

This research was supported by Conseil regional Auvergne through the program Recherche-action.

Introduction

Qu'est-ce que la monnaie ? Ou devrait-on plutôt dire que sont les monnaies ? Il est désormais bien difficile de donner une réponse claire à cette question, tant l'explosion actuelle de diverses formes monétaires partout dans le monde appelle à une re-conceptualisation de cet objet économique et social. Comme le notent Seyfang et Longhurst (2013), la monnaie est traditionnellement définie comme étant un médium d'échange, une réserve de valeur et une unité de compte. Or, dans la période historique que nous traversons actuellement, ce qui est exceptionnel est que ces trois fonctions soient concentrées dans une unique monnaie nationale (ou supranationale) officielle. En effet, dans la plupart des périodes antérieures, différentes formes de monnaies servaient ces objectifs séparément (Douthwaite, 1996 ; Greco, 2001 ; Lietaer, 2001 et 2013). Les monnaies complémentaires actuelles n'ont donc rien de nouveau. Elles refont simplement surface dans une période de crise, où la pénurie de moyens d'échange et la nécessité de trouver d'autres réserves de valeur amènent au constat du besoin de plusieurs formes de monnaies pour exercer différentes fonctions.

Pour comprendre ce que sont les monnaies actuelles, et ainsi mieux analyser leurs enjeux, leurs impacts et mieux piloter et accompagner leur développement, il semble nécessaire d'établir une taxinomie claire. Un mouvement de recherche dans ce sens a été amorcé par les travaux de Kennedy et Lietaer (2004) et Bode (2004) et est actuellement en plein essor (voir à cet effet, Blanc, 2011, Schroeder, 2011, Slay 2011, Martignoni, 2012, Bindewald et al, 2013, [Seyfang et Longhurst, 2013](#)). En effet, les monnaies complémentaires connaissent une croissance si exponentielle, et deviennent si diverses, que les chercheurs ont pris conscience de la nécessité de réussir à déterminer ce qu'elles sont vraiment, et dans cet univers multiple, de comprendre ce qui les unit et ce qui les différencie. Les auteurs visent à répondre aux questions suivantes : quels échanges veulent-elles promouvoir ? Entre qui ? Pour quoi ?

Bode (2004) propose une typologie des monnaies complémentaires selon deux critères : leurs contreparties et la nature des cocontractants. Elle distingue, au sein de celles-ci, celles qui sont « basées sur des services » de celles « basées sur des devises ». On voit déjà bien là la frontière dessinée entre les clubs de troc et autres sel, comparativement aux monnaies citoyennes. Kennedy et Lietaer (2004) proposent une seconde typologie, plus fine et plus complexe, incorporant les objectifs servis par les différentes monnaies et leurs caractéristiques techniques. Ils définissent 5 grands facteurs de classification (les objectifs servis, les fonctions, le type de médium, le processus de création, et la méthode de recouvrement des coûts). Partant de cette base, les initiatives plus récentes, (voir Blanc, 2011, Martignoni, 2012, Seyfang et Longhurst, 2013, Bindewald et al., 2013 et Place et Bindewald, 2013) cherchent à clarifier cette catégorisation en affinant la granularité des éléments pris en compte.

En particulier, partant des travaux de Derruder et Lepesant (2011) et de Dittmer (2013), cherchant à diviser les monnaies complémentaires essentiellement selon leurs objectifs (définis d'un point de vue micro pour les premiers et méso et macro pour le second), Bindewald et al (2013) proposent une classification des différents projets de monnaies complémentaires selon 4 grands thèmes (politique, économie, social et environnement), subdivisés ensuite selon leur portée (méta, macro, meso et micro)¹.

¹ Place et Bindewald (2013) redécoupent la catégorie « politique » en deux classes distinctes « culture » et « gouvernance ».

Ainsi, l'évolution de cette littérature semble être dans la recherche d'une prise en compte d'éléments toujours plus nombreux, avec une division en sous-champs de plus en plus fine. Cependant, il nous semble que cette évolution rend la compréhension des différents projets de plus en plus complexe, et en entrant de plus en plus dans les détails et les subtilités, les classifications semblent perdre peu à peu leur but de simplification du réel et de clarification.

D'ailleurs, dans son introduction, Blanc (2011) reconnaît l'échec relatif actuel de la littérature à faire émerger une typologie efficace. Et ce n'est apparemment pas en multipliant les critères et leur granularité que cela peut être amélioré. La première difficulté réside dans le fait que les auteurs ne cherchent pas à classer les mêmes objets. Certains veulent embrasser l'ensemble des monnaies existantes, alors que d'autres se limitent à une partie de celles-ci. Pour Blanc (2011), la diversité est devenue telle qu'il peut être en effet utile, ou incontournable, d'avoir plusieurs typologies. Il propose d'ailleurs une taxinomie uniquement pour les monnaies complémentaires et communautaires, excluant de fait les monnaies souveraines (nationales et supranationales) et celles qui sont à but lucratif (troc inter-entreprises et cartes fidélité). Il souligne par ailleurs que si la littérature peine à proposer une classification efficace, cela provient peut être du fait que celle-ci se focalise sur les monnaies, alors qu'il faudrait peut-être aborder la question d'un point de vue des systèmes.

Dès lors, il propose une typologie basée sur les projets plutôt que sur les objets. Il détermine 3 grandes classes de systèmes : les monnaies locales (projets territoriaux, basés sur la géographie), les monnaies communautaires (projets partant d'une communauté préexistante) et les monnaies complémentaires (projets économiques : centrés sur les activités de production et d'échange sur les marchés). Selon lui, les projets peuvent être définis par une philosophie et des objectifs généraux. Ils sont également caractérisés par leurs concepteurs. Toutefois, Blanc (2011) ne prend pas en compte ce dernier élément, et propose ensuite une caractérisation de l'évolution dans le temps des catégories de monnaies pré-établies.

Seyfang et Longhurst (2013), quant à eux, proposent une classification des projets monétaires qu'ils ont pu recenser dans le monde en compilant des bases de données déjà existantes et des informations provenant de contacts de terrain. Ils étudient ainsi 3418 projets sur 23 pays et 6 continents. Afin de ventiler les initiatives en catégories, ils partent du principe que trois types distincts de projets monétaires émergent de la littérature: les crédits de services, les systèmes d'échanges mutuels et les monnaies locales. Ils ajoutent à cela une quatrième catégorie : les clubs de trocs. Seyfang et Longhurst (2013) confrontent ensuite leur base de données à ces catégories. Les deux premières classes concentrent 91,5% des initiatives recensées. Les clubs de trocs, quant à eux, ne représentent que 1,4% des projets présents dans la base. Il semblerait donc que les monnaies locales et les clubs de trocs soient ultra minoritaires dans les projets de monnaies complémentaires dans le monde. A moins qu'il ne s'agisse de biais provenant de la base de données elle-même, ou du mode opératoire de la classification. En effet, il semble que le choix de séparer les clubs de trocs des systèmes d'échanges mutuels soit contestable, car, à la description que les auteurs font de ces deux catégories, il nous semble qu'ils sont quasiment équivalents et que leur séparation est uniquement fondée sur le fait que les projets se nomment eux-mêmes « clubs de troc » ou systèmes d'échanges mutuels, sans que leur fonctionnement, leur structure et leurs buts soient significativement différents.

Ainsi, il apparaît clairement, à la lumière de cette rapide revue de littérature que la classification et la structuration des projets de monnaies dites « parallèles » ou « complémentaires », est une question épineuse, et qui pour le moment n'a pas trouvé de véritable clarification dans la littérature.

Nous pensons que ce relatif échec de répartition des monnaies en catégories peut provenir du fait que les auteurs se concentrent sur des objets monétaires différents et cherchent à établir une classification selon des paramètres objectifs des monnaies ou des projets : leur fonctionnement, les acteurs qu'elles impliquent, les types de biens et services échangés, à quelles conditions, par quel moyen d'échange, pour servir quels buts, etc... Or, non seulement nombre de ces éléments sont étroitement imbriqués, mais aussi chaque auteur privilégie tel ou tel facteur qui lui semble plus signifiant, ou plus représentatif du projet, opère sa propre division à l'intérieur des éléments, selon différents angles, ce qui rend les différentes classifications proposées difficilement comparables. D'autre part, les données factuelles sur les monnaies complémentaires étant encore peu organisées et accessibles, il est très difficile de constituer une base exhaustive et effective, ce qui complique encore la tâche de classification standard basées sur des caractéristiques. Les auteurs utilisant dès lors des bases de données différentes et partielles, il est également évident que leurs résultats divergent.

Ainsi, afin de contourner ces problèmes, nous avons pensé qu'une solution pourrait être de ne pas faire un classement à partir de données objectives collectées, ni selon des facteurs a priori, mais plutôt de chercher à aboutir à une catégorisation de manière endogène, et ce sur un ensemble de projets monétaires le plus vaste possible, en utilisant comme source d'informations les pages web. En effet, le net foisonne de sites dédiés aux monnaies complémentaires, libres, locales..., d'articles les présentant, de blogs en discutant... ce qui constitue une richesse considérable en termes d'informations sur ces objets sociaux, même si celles-ci sont sous forme textuelle. Or, depuis plus d'une vingtaine d'année, des méthodes statistiques d'analyse de textes se développent, en particulier des outils de classification endogène de documents en fonction de leur contenu. L'avantage de cette méthodologie est de ne pas avoir recours à des hypothèses préalables sur les facteurs régissant les taxinomies, ni de faire de choix sur quels types de monnaies nous concentrer. D'où le terme « non-bancaire » pour désigner cet ensemble, qui nous semble pouvoir englober l'essentiel des projets. Nous épousons par ailleurs l'idée de Blanc (2011) selon laquelle un raisonnement sur les projets est préférable à un raisonnement sur les objets.

1. Méthodologie

1.1. Création du corpus d'analyse

Nous avons initialement déterminé 38 mots clefs se rapportant aux monnaies complémentaires, et qui nous semblaient couvrir l'essentiel de l'hétérogénéité de ces objets. Nous avons également décidé de retenir 10 résultats par mots-clefs, afin d'aboutir à un corpus composé d'environ 300 pages web.

Nous avons ensuite procédé à trois types de nettoyages. Un premier sur les mots-clefs eux-mêmes, un second sur les types de résultats obtenus avec ces mots-clefs, et un dernier sur les pages web aspirées elles-mêmes. Nous allons succinctement décrire chacun des nettoyages que nous avons effectué afin d'aboutir à notre corpus final.

Le premier nettoyage a consisté à tester les résultats obtenus avec chacun des mots clefs sur le moteur de recherche google. Lors d'un premier test il s'est avéré que certains mots clefs contenaient déjà dans les 10 premiers résultats des Urls n'étant pas en lien avec les monnaies. Ceci a été le cas pour les mots clefs « argent fondant », « cyber devise », « monnaie globale », « système d'échanges marchandises »... Le mot clef « monnaie non-bancaire » ramenait par ailleurs trop de résultats d'explication de la création monétaire, sans réel lien avec des projets de monnaies différentes. Nous avons donc retiré ces mots clefs de notre analyse. Par ailleurs, certains mots clefs renvoient aux mêmes Urls de résultats. Nous avons donc travaillé

uniquement avec une base de données sans doublons. A ce stade il est notamment apparu que le mot clef « monnaie citoyenne » ramenait exactement les mêmes résultats que les deux mots clefs précédents, à savoir « monnaie complémentaire » et « monnaie régionale ». Nous l'avons donc également supprimé de la liste.

Une fois ce premier tri réalisé, il a ensuite fallu procéder à une sélection des résultats obtenus. Pour ce premier travail, nous avons choisi de nous concentrer uniquement sur les pages web présentant des données à visée informative directement sous forme textuelles sur la page accédée elle-même. Ainsi, les Urls correspondant à des supports multimédia (vidéos, émissions de radio), celles contenant uniquement une page d'accueil, sans aucun élément véritablement informatif, celles menant vers des traductions de termes en d'autres langues ont été éliminées. De même nous avons ôté du corpus les Urls menant vers des pdf, par souci d'équilibre relatif de taille des pages web aspirées. Nous avons également supprimé les Urls faisant référence à des livres (sites de marchands de livres, google books, sites d'éditeurs). Ainsi, le corpus a été constitué à partir de quatre grandes sources : les journaux, les blogs, les encyclopédies libres et les sites d'acteurs des différents projets de monnaies.

Enfin, le dernier nettoyage s'est fait sur les pages web elles-mêmes, pour ne garder que le texte brut (suppression des balises, des signes, des images, des termes purement liés à la navigation sur le net...). Nous avons également supprimé les commentaires des internautes, car ils pouvaient atteindre une taille extrêmement grande, et consistent le plus souvent à l'émission de jugement de valeur, et non à une description d'objets. Notre sujet étant de parvenir à une classification des monnaies complémentaires selon la manière dont on les présente sur le net, il ne nous a pas semblé pertinent de les inclure.

Au final, le corpus se compose de 1210 pages provenant de l'aspiration de pages web qui correspondent aux 10 premiers résultats de recherche google de chacun des 32 mots clés retenus pour qualifier les systèmes de monnaies non-bancaires.

1.2. Une approche lexicale pour la typologisation des systèmes de monnaies non-bancaires

Afin d'appliquer les méthodes de l'analyse textuelle à l'étude des systèmes de monnaies non-bancaires, il est nécessaire de se poser en premier lieu la question du logiciel d'analyse textuelle à utiliser. En effet, les logiciels de textométrie, notamment en accès gratuit, ne cessent de se développer et ont chacun des spécificités. Notre choix a été guidé par la simplicité d'importation des données, la possibilité de travailler avec des corpus de taille relativement importante et la pertinence des outils statistiques disponibles en fonction de notre sujet. Comme beaucoup de chercheurs, cela nous a amené à combiner l'usage de trois logiciels différents : IramuteQ, Gephi et Tropes. Nous avons dans un premier temps utilisé le logiciel IramuteQ afin non seulement d'importer et segmenter notre corpus mais également d'effectuer notre classification hiérarchique descendante. Une fois les classes déterminées, nous avons utilisés dans un second temps les logiciels Gephi et Tropes afin de préciser les contours, les contenus et les liens (analyse de similitude) entre les différentes catégories obtenues.

1.3. Statistiques descriptives du corpus

Le corpus est constitué de 320 textes. A partir de ces données brutes, nous avons procédé à une lemmatisation du corpus. Cette technique met en œuvre une procédure d'identification des formes² qui correspondent aux différentes flexions d'un même lemme, et ce, afin de réduire la diversité du vocabulaire pour mieux mettre en évidence les proximités sémantiques au sein du corpus (Beaudoin et Lahlou, 1993). En d'autres termes, la lemmatisation permet de « déshabiller » les mots de leur mise en forme grammaticale afin de les regrouper dans une même famille. Par exemple toutes les formes du verbe « avoir » (eu, eussions, ai, eu...) seront regroupées dans le lemme « avoir ». Ceci nous paraît particulièrement pertinent dans notre cas, car nous ne nous intéressons qu'au contenu informatif des textes, et non à la forme.

D'autre part, le corpus a été segmenté à l'importation en segments de 20 occurrences de termes. Ainsi, la partition finale de notre corpus est la suivante :

- 320 Unités de Contexte Initiales (UCI), correspondant à des sous-ensembles de notre corpus qui comprennent les 10 premières Urls (exploitables) associées à chaque mot clés.
- 17939 Unités de Contexte Élémentaires (UCE), également appelées segments de texte, qui représentent des sous-ensembles de 20 formes consécutives dans une UCI donnée.
- 359 223 occurrences et 22369 formes après lemmatisation (c'est-à-dire de termes distincts)³.

Dans l'annexe 2 sont présentées les 50 formes actives⁴ les plus fréquentes de notre corpus avec le nombre total de fois où elles apparaissent. Il est logique de constater que le mot arrivant largement en tête en termes de fréquence d'apparition est monnaie (4733 fois), puisque les pages Web constituant le corpus ont été largement aspirées grâce à des mots clés contenant ce terme. Les trois formes les plus fréquentes sont ensuite « échange » (1569 fois) puis « local » (1443 fois) et « système » (1314 fois).

1.4. Classification hiérarchique descendante et analyse de similitude

1.4.1. La classification hiérarchique descendante (CHD)

L'objectif de cette section est de présenter la méthode ALCESTE (*Analyse des Lexèmes Cooccurents dans un Ensemble de Segmentations du Texte Étudié*) de Reinert (1983, 1990) qui correspond à un algorithme permettant la mise en œuvre d'une CHD et qui a été effectuée sur le logiciel IramuteQ.

Il existe deux types de classification hiérarchiques, ascendante ou descendante, qui correspondent au sens dans lequel l'arbre de structuration des données est construit.

La Classification Hiérarchique Ascendante (CHA) dite « agglomérative » est un algorithme qui procède par regroupements successifs des observations. A l'initialisation, chaque observation constitue un groupe à elle seule. Puis chaque élément textuel est agrégé à

² Forme est entendue ici comme forme graphique, c'est-à-dire comme « toute concaténation minimale de caractères non-délimiteurs, portant de l'information et arrêtée à gauche et à droite par des séparateurs définis » Michel Demonet et alii, *Des tracts en mai 1968*, Paris, Armand Colin et FNISP, 1975, p. 21.

³ Une forme peut apparaître plusieurs fois, c'est-à-dire correspondre à plusieurs occurrences.

⁴ Les formes actives sont celles qui contiennent le plus d'information (noms, adjectifs, verbes...), les autres étant les formes supplémentaires (adverbes, articles, pronoms...).

l'élément qui lui est le plus proche. Ceci forme un premier nœud. Ensuite, à partir de ce premier nœud, une seconde agrégation est faite avec l'élément le plus proche de ce nœud, et ainsi de suite jusqu'à ce que tous les éléments soient classés et que le nombre de classes soit égal à celui qui a été spécifié initialement par le chercheur. Nous avons testé cette méthode avec le logiciel R.Temis. Toutefois, les résultats obtenus n'ont pas été concluants pour au moins trois raisons. La première est qu'il n'est pas possible d'opérer une segmentation de notre corpus avec ce logiciel, si bien que les pages web sont considérées comme un seul bloc, sans qu'il soit possible de les séparer en parties plus fines. La seconde est qu'une CHA nécessite de spécifier en amont le nombre de classes à retenir, ce qui fait intervenir la subjectivité du chercheur. La troisième provient de la logique même de l'algorithme de classification d'une CHA. En effet, le processus d'agrégation successive des données implique une perte de représentativité des nœuds au fur et à mesure que l'on s'élève dans la hiérarchie. Or, comme l'analyste considère la totalité finale des nœuds, certains peuvent ne pas être très significatifs. Ainsi, il semble qu'une analyse de notre corpus par une méthode de classification hiérarchique descendante soit plus satisfaisante.

La Classification Hiérarchique Descendante (CHD) dite « *divisive* », est un algorithme qui fonctionne selon une logique inverse de celle d'une CHA. Une CHD s'applique sur un tableau lexical binaire (0 : absence ; 1 : présence) croisant les UCE en ligne et les formes actives (après lemmatisation) en colonne. La logique d'une CHD est basée sur des dichotomies successives de l'ensemble des formes actives lemmatisées comprises dans notre corpus (Gerin-Pace, 1997). Initialement toutes les formes actives sont regroupées dans une seule classe. Puis, à chaque itération de l'algorithme, on fait ressortir les deux classes les plus différentes entre elles, c'est-à-dire que l'on détermine une partition des formes actives de notre corpus maximisant l'inertie interclasse et minimisant l'inertie intraclasse.⁵ Le processus itératif s'arrête lorsque l'inertie inter-classe extraite n'est pas augmentée par une nouvelle partition des données. Dans cette perspective, le nombre de classes finales est donc ici indéterminé *a priori*⁶, ce qui nous semble plus intéressant pour aboutir à une typologie endogène des systèmes de monnaies non-bancaires.

L'algorithme de classification hiérarchique de la méthode ALCESTE de Reinert (1983, 1990) que nous utilisons⁷ repose sur une série de bipartitions construites sur la base d'une Analyse Factorielle des Correspondances (AFC)⁸ menée sur un tableau lexical binaire.

Lorsque l'algorithme arrive à son terme, on obtient un tableau lexical binaire de répartition des formes actives en fonction des k classes estimées. Une fois effectué le partitionnement de notre corpus en k classes, il est nécessaire de déterminer les profils de chaque classe. Il s'agit ici d'analyser les formes actives présentes dans chaque classe, et tout particulièrement la contribution de chaque forme active j à la classe k de la partition des données. Pour cela, on se base sur une statistique du Chi2 consistant à évaluer le degré de liaison entre chaque forme active et chaque classe. Enfin, dans le but d'obtenir une vision plus globale de la structuration

⁵ Ceci revient donc à déterminer une partition en k classes de nos données, telle que la proportion de la variance de l'ensemble des formes actives présentes dans notre corpus qui est expliquée par les k classes soit la plus élevée possible. Rappelons dans cette perspective que l'inertie (variance) totale d'un nuage de point (ensemble de formes actives) = inertie extraite (expliquée par nos k classes) + inertie résiduelle (inexpliquée par nos k classes).

⁶ Seul le nombre maximal de classes est à spécifier.

⁷ Nous nous basons sur l'adaptation de cette méthode par Ratinaud et Déjean (2009) pour le logiciel IramuteQ.

⁸ Une Analyse Factorielle des Correspondances (AFC) vise à résumer l'information contenue dans un tableau lexical binaire sous formes de facteurs comparables à des droites de regression.

des mondes lexicaux provenant de la CHD, nous procédons à l'application d'une AFC mettant en relation les formes actives avec les classes obtenues par la CHD. L'utilisation d'une AFC dans cette perspective permet de relever les proximités et les oppositions entre les classes obtenues, et ce, en les regroupant en facteurs.

Pour finir, notons qu'il est également possible d'opérer une CHD sur segments, sur textes ou sur segments regroupés. Les essais de classification menés sur les textes entiers (chaque page web étant considérée dans sa totalité) n'ont pas été concluants. Les classes obtenues sont très diffuses et peu informatives. Ceci est lié au fait qu'une page web contient en général plusieurs thèmes, et la considérer dans son ensemble n'a pas de sens en termes de sémantique. Le découpage en segments est donc fondamental pour mener une analyse textométrique efficace. Les essais de classification sur segments de textes simples se sont révélés plus probants. Evidemment, se pose la question de la définition des segments à considérer. A l'importation du corpus, IramuteQ propose une segmentation basée sur la taille des occurrences (c'est-à-dire le nombre de formes successives qu'il doit considérer) des caractères ou des paragraphes. Dans notre cas, une segmentation par nombre d'occurrences successives semble la plus appropriée, étant donné que les pages web ne sont pas nécessairement structurées en paragraphes, et qu'une segmentation par caractères n'aurait aucun sens. Nous avons fait différents tests sur taille de segments différents (40, 30, 20 et 10 occurrences). Les résultats les plus clairs ont été obtenus sur segments de 20 occurrences successives, même si peu de différences sont apparues entre les segments de 20 et de 10. En revanche, les segments supérieurs à 30 occurrences donnent de moins bons résultats, ce qui signifie que des segments trop longs contiennent des informations trop hétérogènes générant une classification moins efficiente.

Nous avons ensuite opéré une CHD à la fois sur segments simples et sur segments regroupés. La méthode donnant les résultats les plus convaincants est celle réalisée sur segments regroupés, qui est basé sur une double classification. En effet, dans une première étape, on spécifie un nombre donné de formes actives à regrouper et l'algorithme opère les agrégations de segments afin d'arriver à ce nombre fixé ex ante à l'aide d'une première CHD. Cela permet ainsi de rassembler des segments qui se ressemblent en termes des formes actives qu'ils contiennent. Une seconde étape réopère une CHD sur les segments en considérant un nombre de formes actives à agréger, différente de la précédente. Le logiciel croise ensuite ces deux classifications pour retenir au final, pour chacune des classes, les regroupements de segments de texte qui maximisent l'inertie inter-classe. Il est possible de spécifier à IramuteQ le nombre de formes actives à regrouper pour chacun des passages. Par défaut le logiciel est calibré à 12 formes actives pour la première phase et 14 à la seconde. Appliqué à notre corpus (segmenté à l'import en blocs de 20 occurrences), nous obtenons 5703 groupements de segments au premier passage (ce qui fait en moyenne une agrégation de 3 segments de 20 occurrences pour obtenir des regroupements de 12 formes actives). Ensuite, l'algorithme considère cette fois les agrégations de 14 formes actives et procède à une seconde classification. Cela donne en sortie de cette phase 5284 groupes de segments. Les résultats finaux sont donc ceux obtenus sur la comparaison de ces deux phases, en gardant pour chaque classe obtenue l'agrégation donnant le degré d'inertie extraite la plus élevée selon le critère du Chi². L'avantage de cette méthode est que certains segments, ne contenant pas véritablement d'information, ne sont dans ce cas pas classés, et ne biaisent donc pas la classification⁹. Avec cette méthode, les classes obtenues

⁹ Dans notre cas 63,62% des segments totaux sont classés. Avec la méthode de classification sur segments simples ou des segments plus longs, ou encore des nombres de formes actives plus grands pour les regroupements, une ou plusieurs classes contenant des abréviations, des mots typiques de la navigation sur le net

sont beaucoup plus cohérentes et beaucoup plus significatives que celles sur segments simples, ce qui est logique puisque la classification finale est obtenue sur des groupes de formes actives créées selon leur proximité, et non seulement sur une taille d'occurrences successives comme cela est le cas de la classification sur segments simples¹⁰.

Nous avons donc retenu la taxinomie obtenue à l'aide de l'application d'une CHD sur segments regroupés de 20 occurrences.

1.4.1. L'analyse de similitude

L'analyse de similitude correspond à une méthode de mesure des distances entre différents territoires sémantiques. Ce travail d'identification est nécessaire si l'on veut bien comprendre les relations de différences/ressemblances entre les représentations lexicales de la monnaie. Ce que nous cherchons à comprendre est, une fois les classes identifiées, quelles sont les distances entre différentes catégories.

Pour ce faire, et une fois la classification endogène réalisée, nous devons entreprendre un travail d'identification des territoires sémantiques. En effet, la méthode de classification hiérarchique descendante détermine un certain nombre de classes en fonction de facteurs relatifs calculés de manière endogène. Or cette classification ne permet pas de décrire les territoires sémantiques limitrophes ainsi que les territoires combinatoires entre plusieurs classes.

Pour mesurer les distances entre territoires sémantiques, nous avons choisi de travailler à partir de deux méthodes différentes, mais que nous avons imbriquées l'une dans l'autre :

La première correspond à une méthode issue de la théorie des graphes appliquée à des corpus sémantiques. Cette méthode permet d'abord de pouvoir représenter des nœuds et des liens. Nous avons choisi de travailler à partir d'un calcul de modularité, ce qui permet de détecter de manière statistique, et donc endogène, des communautés de nœuds (en l'occurrence ici des *continents sémantiques*) regroupant plusieurs nœuds partageant des attributs communs. Pour le calcul de modularité nous avons choisi de suivre les travaux de Blondel et al. (2008) et de Lambiotte et al. (2009). Cette méthode permet également l'identification d'entités centrales et périphériques là aussi de manière endogène. Un nœud est dit central lorsque la plus grande partie des chemins possibles connectant les nœuds du graphe passent par ce point. L'algorithme Betweenness Centrality développé par Brandes (2001) met en évidence, au centre du graphe, le point par où passent le plus grand nombre de chemins possibles. Plus les nœuds sont au milieu du graphe, plus ils sont centraux. Plus ils sont éloignés, plus ils sont périphériques. Appliqué à des données sémantiques, une interprétation structuraliste serait que cet algorithme de centralité permet l'identification de classes référentielles, c'est-à-dire qui servent d'origine ou de point de gravité à la définition des autres classes.

ou autres peuvent apparaître. L'avantage avec la double classification, basée sur un nombre de formes actives restreint, est que ces segments de textes non informatifs, car très peu composés de formes actives, sont exclus du classement.

¹⁰ Nous avons également fait varier ces paramètres : augmentation ou diminution du nombre de formes actives successives à considérer à chacune des phases comparativement au réglage par défaut d'IramuteQ. Le nombre de classes obtenues augmente avec la diminution du nombre de formes actives examinées. Toutefois, la classification obtenue est robuste aux variations de ces paramètres, seul le nombre de classes varie et redécoupe plus finement certaines des classes. Il est également possible de faire varier le nombre de regroupements de segments en première phase, le défaut étant 10. A nouveau, les classes obtenues sont plus nombreuses si l'on augmente ce paramètre, mais cela ne remet pas en cause le contenu et le sens de la catégorisation obtenue avec le seuil de 10.

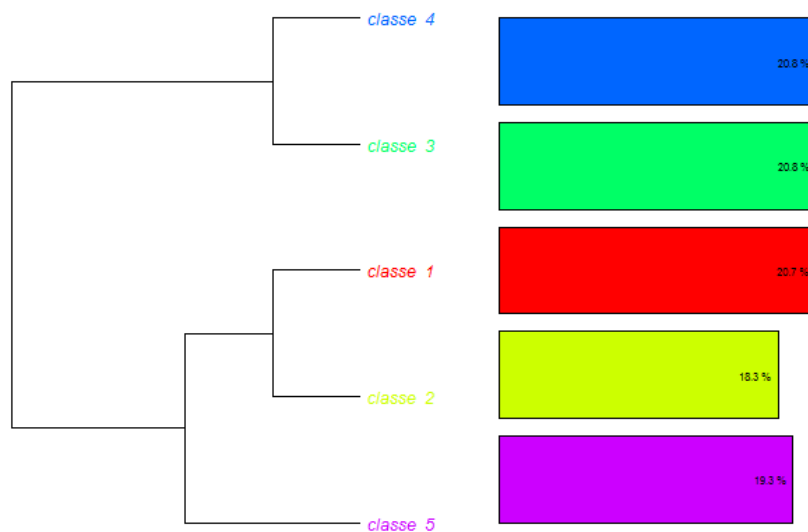
- Quant à la deuxième méthode que nous avons adoptée, elle cherche à mesurer les distances lexicales et grammaticales entre les différents territoires sémantiques identifiés. Nous avons choisi de travailler à partir de 15 territoires sémantiques issus des 5 classes préalablement identifiées, et de leurs combinaisons prises deux à deux. Pour chacun de ces territoires sémantiques nous avons extrait, à l'aide du logiciel TROPES, les champs lexicaux (Tropes propose deux méthodes de détection des champs lexicaux : univers de référence et scénarios lexicaux¹¹) et grammaticaux correspondants. Lorsque TROPES identifie un certain nombre de termes faisant référence à des champs lexicaux préalablement construits par le logiciel, il propose une classification taxinomique. Ces champs lexicaux peuvent être exclusifs, c'est-à-dire appartenant à chacune des classes exclusivement ; ou au contraire combinatoires. Dans ce dernier cas, Tropes permet d'identifier les champs lexicaux partagés par des classes. Enfin, l'analyse comparative de ces champs lexicaux combinatoires et exclusifs permet de réaliser :

- à la fois une analyse de similitude (différences/ressemblances entre catégories)
- et en même temps, une analyse de robustesse des résultats issus de l'analyse factorielle.

2. Résultats de la classification hiérarchique descendante

L'application de la CHD à notre corpus sous IramuteQ fait émerger 5 classes. Le dendrogramme suivant permet de mieux visualiser la classification obtenue:

Graphique 1. Dendrogramme



¹¹ Les *Univers de référence* représentent le contexte global du texte. Ils regroupent, dans des *classes d'équivalents*, les principaux substantifs du texte qui sont analysés. Pour détecter ces *Univers de référence*, le logiciel utilise un dictionnaire des *équivalents sémantiques* dans lequel tous les mots du français ne sont pas classés : on ne voit apparaître que les substantifs très significatifs d'un texte et certains noms propres. Les *Scénarios* sont conçus pour enrichir et filtrer les *classes d'équivalents* en fonction d'une stratégie d'analyse. Ce sont des ontologies spécifiques, qui permettent de détecter des classes taxinomiques. Tropes est livré avec plusieurs *Scénarios* prédéfinis qui correspondent à différentes approches de classification des documents :

1 – globale (avec le *Scénario Concept Fr V7* qui regroupe les références par grands thèmes, à la manière d'un thésaurus généraliste grand public) ;

2 – détaillée (avec le *Scénario Concept Fr V7 détaillés* qui regroupe les références dans un plus grand nombre de thèmes, à la manière d'une encyclopédie) ;

3 – très spécialisée.

Il est visible sur ce schéma que les classes sont assez bien équilibrées en termes de pourcentages de segments de textes qu'elles comportent. Elles incluent chacune environ 20% des segments totaux.

Afin de comprendre que sont ces classes créées de manière endogène, il nous faut maintenant analyser le contenu lexical de chacune d'entre elles. Le tableau ci-dessous présente les 20 premiers termes les plus spécifiques de chacune des entités obtenues (selon la statistique du Chi2¹²) ce qui permet clairement de les identifier.

Tableau 1. Les 20 premières formes actives les plus spécifiques des classes

Classe 1 « banque »	Classe 2 « crise »	Classe 3 « sel »	Classe 4 « local »	Classe 5 « bitcoin »
20,73 % des segments	18,33% des segments	20,83% des segments	20,84% des segments	19,27% des segments
banque	crise	sel	local	Bitcoin-Bitcoins-btc
valeur	mondial	accorderie	projet	transaction
monnaie	économiste	échange	sol	virtuel
billet	bernard lietaer	troc	solidaire	crypto
émettre	monétaire	service	citoyen	paiement
prix	capitaliste	membre	social	satoshi nakamoto
créance	réforme	réseau	violet	électronique
contrat	inflation	club	association	carte
libre	pays	accorderies	économie	bloc
monétaire	peuple	adhérent	territoire	minage ¹³
réserve	guerre	accordeurs	complémentaire	utilisateur
masse	dépression	rers	toulouse	logiciel
crédit	communiste	compétence	développement	registre
circulation	politique	argentin	mlc	publier
privé	grand	offrir	prestataire	mtgox
cas	cause	québec	charte	plateformes
fonte	actuel	échanger	entreprise	informatique
valorimètre ¹⁴	pauvre	savoir_faire	régional	décentraliser
centrale	population	réunion	éthique	calcul
fondant	société	réciproque	durable	ordinateur

D'après les formes actives les plus spécifiques de la classe 1, elle semble correspondre à la vision du système monétaire standard. En effet, on y retrouve massivement le vocabulaire descriptif de la création monétaire, des banques, des devises, et de leurs utilisations. On y retrouve également des éléments explicatifs de monnaies libres ou privées, comme la fonte. Ceci n'est pas surprenant étant donné que cette classe est le fruit de la présentation du système

¹² Les formes qui représentent le même lemme et les segments répétés ont été regroupés.

¹³ Le terme minage est entendu ici comme le processus d'utilisation de la puissance de calcul informatique pour faciliter et sécuriser les transactions des monnaies virtuelles à partir d'un ordinateur. Ce service est rétribué par l'obtention d'un montant en monnaies virtuelles.

¹⁴ Dans le contexte de cette classe, un valorimètre est entendu comme une référence permettant de donner une valeur à une monnaie.

standard par les sources Web qui ont un lien avec les monnaies non bancaires. Certains segments de cette classe opposent donc monnaies privées ou libres, aux monnaies standards. La classe 2 renvoie au constat de la crise, avec de manière importante des termes liés aux causes et aux conséquences de celle-ci.

La classe 3 correspond aux systèmes d'échanges locaux (sel) et aux clubs de trocs. Cette catégorie regroupe toutes les monnaies qui représentent plutôt des échanges de services ou de biens. La classe comporte beaucoup de noms de systèmes comme les accorderies, les sels, les rers (réseaux d'échanges réciproques) mais qui ont tous en commun de promouvoir des échanges directs entre personnes, sans passer par des intermédiaires. Ces organisations fonctionnent donc en-dehors du circuit marchand traditionnel.

La classe 4 regroupe les projets de monnaies solidaires, portant des valeurs éthiques, sociales et ancrées dans un territoire qu'elles soient sol ou citoyennes. Elles se distinguent de la catégorie des sels par le fait qu'elles circulent dans l'économie standard. Elles en partagent toutefois les principales valeurs.

Enfin, la classe 5 est clairement celle des monnaies « de transaction » dont le bitcoin est l'emblème. Le vocabulaire utilisé le plus fréquemment dans cette classe contient toutes les références à la création de monnaie par ordinateur, ainsi que le créateur supposé du bitcoin, Satoshi Nakamoto.

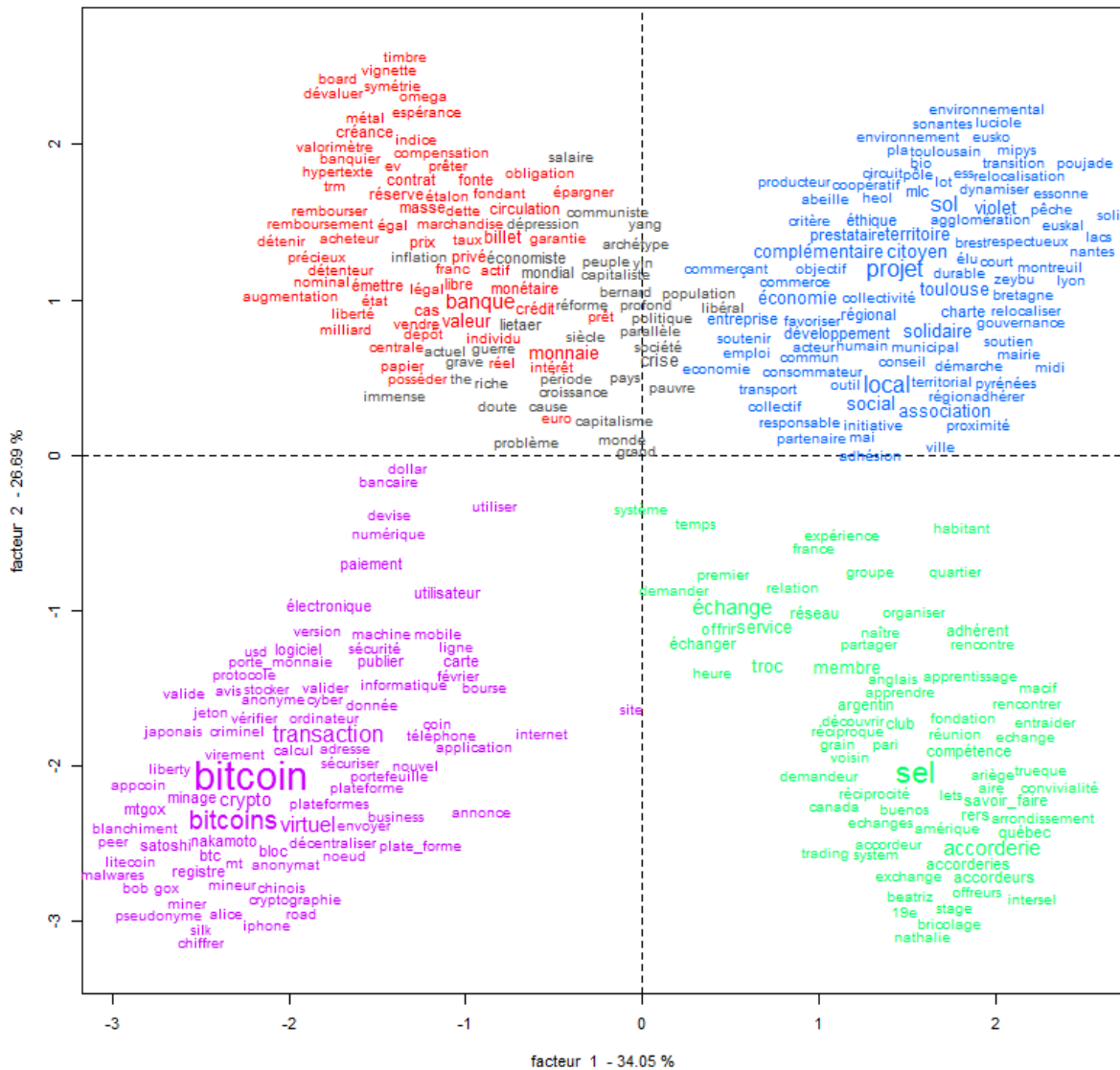
Ce qui est intéressant maintenant, après avoir décrit chacune des classes, et de pouvoir analyser les facteurs à l'origine de leur séparation, afin in fine d'aboutir à des critères de catégorisation, enjeu de cet article. L'AFC permet justement d'interpréter les facteurs ayant donné lieu à la classification.

Les deux premiers facteurs étant ceux contribuant le plus à la classification (expliquant à eux deux 61% de la variance totale), et faisant le plus sens en termes de divisions des catégories, nous concentrons nos interprétations uniquement sur ceux-ci.

De manière à mieux saisir comment sont distribuées les classes en fonction des facteurs 1 & 2, ainsi que leur distance, nous avons généré le graphique 3 avec en abscisses les valeurs du facteur 1 et en ordonnées les valeurs du facteur 2. Chaque classe est représentée par une couleur, et les formes composant la classe sont placées en fonction des coordonnées de chaque forme vis-à-vis des facteurs 1 & 2¹⁵. Pour le nombre de formes actives à représenter par classe, nous avons retenu ceux ayant un Chi2 de liaison à leur classe (c'est-à-dire le degré de contribution de la forme considérée à la classe) de plus de 40. Cela fait donc 66 points représentés pour la classe 1, 42 pour la classe 2, 70 pour la classe 3, 104 pour la classe 4, et enfin 91 pour la classe 5. La taille de la police de chaque forme varie également selon ce même chi2 (de 9 pour un chi2 de 40 à 25 pour le chi2 le plus élevé sur toutes les classes).

¹⁵ L'option « éviter les recouvrements » a été choisie si bien que le positionnement des mots dans le graphique n'est pas exact, ceux-ci étant décalés de manière à ne pas se chevaucher. Il n'est donc pas possible d'analyser précisément la position des mots sur ce graphique. Mais l'avantage de cette option est de permettre une interprétation beaucoup plus lisible des termes composant les classes.

Graphique 2. Coordonnées des formes dans les facteurs 1 et 2



Sur ce graphique il apparaît clairement que les classes 1 (en rouge, sur le cadran nord ouest) & 2 (en noir, un peu plus central) sont proches, les classes 4 (en bleu, au nord est) & 5 (en violet, au sud ouest) et 3 (en vert, au sud est) et 1&2 sont opposées.

Les classes 1 & 2 apparaissent très logiquement comme imbriquées puisqu'elles correspondent respectivement au système monétaire standard et à sa crise actuelle. Les monnaies locales se différencient donc du système standard par le facteur 1, mais sont liées à elles par le facteur 2. Ce qu'il est intéressant de noter à ce stade est le fait que la classe 2 (celle faisant le constat de la crise du système actuel) fait le pont entre les monnaies standards et les monnaies solidaires. C'est du constat de faillite du système que naissent ces monnaies locales, et il semble donc logique que la classe « crise » se situe donc entre le système standard et les monnaies locales.

La classe 3 « sel » est celle le plus à l'opposé du système standard, car elle s'en différencie par les deux facteurs discriminants.

Les deux autres classes les plus antagonistes sont les classes 5 « bitcoin » et les monnaies locales (classe 4).

En mettant bout-à-bout tous les résultats, il est dès lors possible de déduire la signification des deux facteurs les plus importants permettant la création des 5 classes. En effet, il apparaît que :

Les classes 1&2 et 4 s'opposent par la valeur du facteur 1, de même que les classes 3 &5.

Le facteur 1 permet ainsi de diviser : les monnaies locales des monnaies standards ET le bitcoin et autres monnaies virtuelles, des SEL et clubs de trocs. Il nous semble que ce facteur peut dès lors être assimilé aux objectifs ou aux valeurs des projets : soit à buts lucratifs et spéculatifs (valeurs négatives du facteur 1), soit sociaux et solidaires (valeurs positives du facteur 1). Il est également à noter que toutes les nouvelles formes monétaires concentrent 2 des 3 fonctions classiques de la monnaie : elles sont un moyen d'échange et une unité de compte. En revanche, elles ne possèdent pas nécessairement la dernière fonction : celle de réserve de valeur. Si l'on regarde la division selon le facteur 1, le Bitcoin et les monnaies standards ont également en commun qu'elles sont des monnaies de réserve, contrairement aux Sels et monnaies locales. Il nous semble donc qu'un dernier élément composant le facteur 1 est la fonction de réserve (présente dans les valeurs négatives et absente dans les valeurs positives).

Les classes 3& 5 et 1,2 & 4 se différencient par la valeur du facteur 2.

Le facteur 2 permet ainsi de diviser : les monnaies standards et locales des Sel et bitcoins. Il nous semble que cette différenciation est basée sur un critère cette fois plutôt fonctionnel, à savoir la convertibilité dans une monnaie bancaire. En effet, à notre connaissance, le point commun entre les bitcoins et la plupart des monnaies Sels et des autres clubs de troc est leur indépendance vis-à-vis des devises et autresnaies standards. Les valeurs négatives du facteur 2 sont ainsi assimilées à la non-convertibilité, à l'indépendance vis-à-vis des monnaies standards, alors que les valeurs positives correspondent à la convertibilité et la dépendance. Dès lors, grâce à cette analyse endogène des projets de monnaies non-bancaires, nous sommes à même de définir deux grands types de critères qui permettent de classer simplement tous ces types de projets:

Tableau 4. Classification des monnaies non-bancaires

		Objectifs/valeurs/fonction réserve	
		But lucratif/valeur commerciale/réserve de valeur	But non lucratif/valeur sociale/ pas réserve de valeur
Convertibilité/taxe s/impôts	Convertible en monnaies standards : lien avec le système	Devises nationales et supranationales	Monnaies locales complémentaires, citoyennes, sol...
	Non-convertibles en monnaies standard : indépendance vis-à-vis du système	Monnaies de transaction type bitcoin	Sels, ReRs, Accorderies, Clubs de troc...

Ce tableau synthétique nous permet dès lors de tirer quelques conclusions intéressantes. En effet, il apparaît que les monnaies locales contestent essentiellement les valeurs véhiculées par les monnaies standards (spéculation, concentration des richesses..). Il semble donc logique qu'elles se définissent en opposition sur ce champ, tout en étant liées à elles du fait de leur convertibilité, et de l'assujettissement des transactions qu'elles portent aux mêmes taxes, impôts et contrôles par les autorités monétaires. Elles se trouvent par ailleurs en opposition

totale avec les monnaies virtuelles de type Bitcoin à la fois en ce qui concerne les valeurs et le fait que les bitcoins soient indépendants des monnaies standards. C'est d'ailleurs à partir de ce point précis que sont nées ces cyber-monnaies : la recherche de l'indépendance vis-à-vis des autorités monétaires. En revanche, les monnaies virtuelles ont en commun certaines des valeurs véhiculées par les monnaies standards (recherche de profit, spéculation, accumulation de richesse..).

Les Sels et autres clubs de troc et accorderies sont les projets les plus opposés au système standard. Ils ont en commun avec les devises virtuelles d'être indépendants du système financier, sans aucune relation avec lui, ni sur le plan de la création de monnaie ni sur l'assujettissement aux taxes et impôts. Ils s'opposent en revanche aux monnaies de type bitcoin par les valeurs qu'ils véhiculent, puisqu'ils prônent le social, le solidaire, l'éthique et le respect de l'environnement, ce qu'ils partagent en revanche avec les monnaies locales.

Ainsi, il nous semble que la méthodologie utilisée permet de clarifier grandement les points communs et les oppositions entre les monnaies non-bancaires, mais également entre celles-ci et le système standard et nous a permis d'aboutir à une classification claire et exhaustive des différentes formes de monnaie circulant à l'heure actuelle dans le monde.

Toutefois, il n'est pas possible avec ces premiers résultats d'analyser les termes absents dans certaines classes et très présents dans d'autres, d'étudier les mots qui relient, font le pont entre les classes de ceux qui les dissocient fortement. Pour ce faire, il nous faut maintenant, afin de compléter cette première étape, effectuer une analyse de similitude.

3. Analyse lexicale des classes obtenues

Afin de mieux cerner les contours des différentes classes, leurs points communs et leurs divergences, nous proposons d'analyser plus en détails les classes elles-mêmes et leurs relations.

Dans un premier temps, nous nous proposons d'étudier plus en profondeur les différents contours de ces catégories. En effet, il existe une littérature méthodologique en textométrie permettant de mesurer les distances entre les champs lexicaux de différents documents. Prises deux à deux, il nous sera dès lors possible d'étudier les similitudes et les dissemblances sémantiques entre les différentes catégories de monnaies, et ainsi en préciser les points communs et les éléments les plus éloignés.

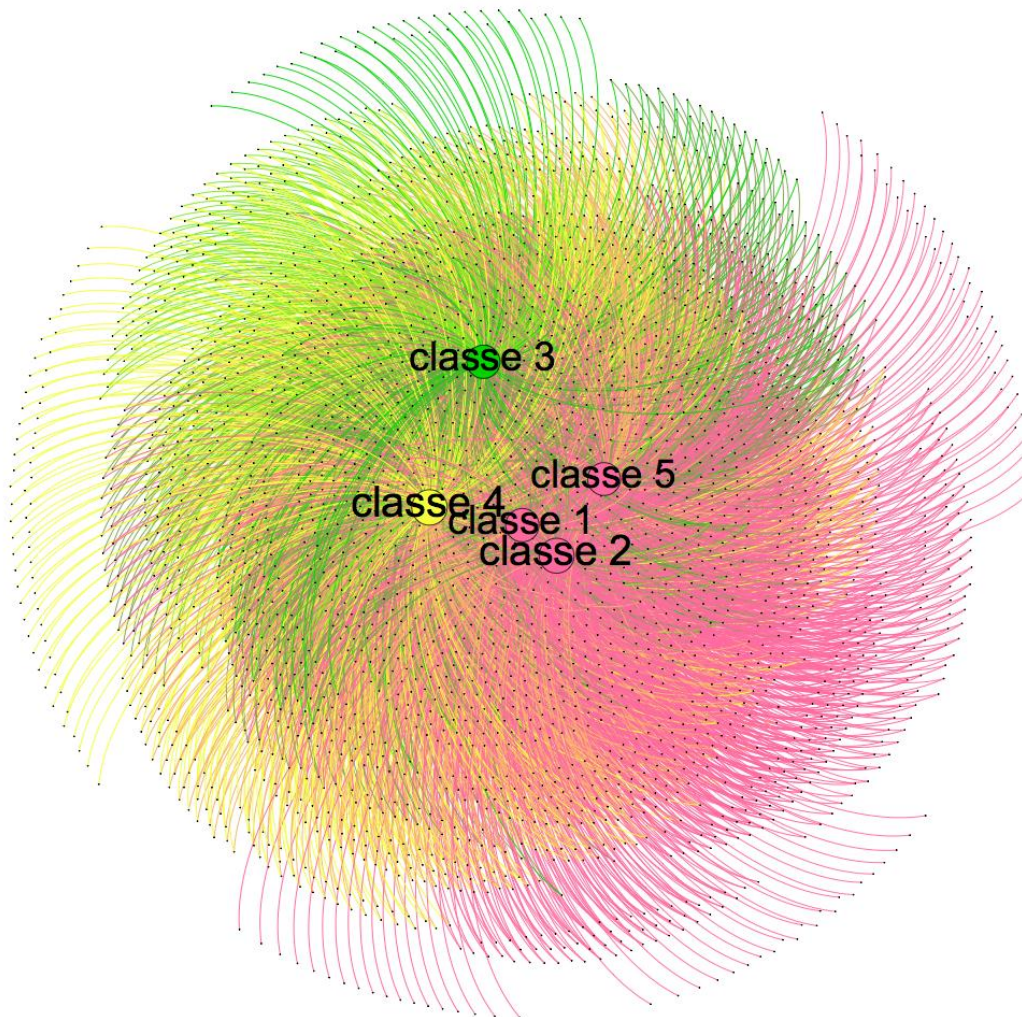
3.1. Analyse en graphes

Le graphique 4 ci-dessous présente les résultats de l'analyse de modularité. La méthode de calcul utilisée permet la détection statistique de 3 communautés différentes que nous appellerons continents. Ces continents regroupent des territoires sémantiques suffisamment semblables. Les deux premiers continents sont mono-classes pour les classes 3 et 4. Par contre les classes 1,5 et 2 appartiennent à une seule et même communauté. Nous pouvons avancer comme interprétation de cette analyse de similitude que :

- les monnaies non-bancaires ont pour centre de gravité, comme référence sémantique centrale, la monnaie bancaire. Cette référence peut justifier l'appellation de monnaie complémentaire ou non bancaire, deux termes se définissant par rapport à une norme de référence : la monnaie traditionnelle.
- seule la monnaie de type « sel » semble s'émanciper de cette référence à la monnaie bancaire traditionnelle.

- les monnaies de type « bitcoin », la classe « crise », et la classe des monnaies traditionnelles sont assimilées à une même communauté sémantique et donc potentiellement à un même système de valeur ou de représentation sociale. Ce résultat peut également être interprété comme une expression sémantique d'opposition énoncée par les savoirs issus des monnaies locales ou complémentaires. Celles-ci se présentant en effet en réaction à des pratiques ou des systèmes de valeurs. Nous pouvons étendre cette même analyse aux monnaies de type Classe 3.

Graphique 3 : Détection des communautés sémantiques par calcul de modularité



3.2. Analyse des champs lexicaux et grammaticaux

Nous avons analysé les champs lexicaux obtenus pour les classes prises individuellement et deux à deux. Le tableau 5 montre les différents univers de référence propres à chaque classe. Nous retrouvons ici de fortes ressemblances avec les résultats de la première analyse factorielle. En effet, la classe 1 renvoie au champ lexical de l'économie, du marché, de la finance : on est bien là dans le domaine de la monnaie standard. La classe 3 renvoie au champ lexical de la géographie en général, du local en particulier, ainsi qu'à la notion de solidarité. Le ton grammatical est fondamentalement intentionnel et subjectif. La classe 4 semble faire référence à un champ lexical hybride entre les classes 2 et 3 ; c'est-à-dire du politique et du local (ville). Quant à la classe 5, elle renvoie directement au champ lexical de l'informatique, du secret, voire de la criminalité et qui fait écho aux controverses dans lesquelles les

monnaies de type Bit Coin sont impliquées. On retrouve là aussi les résultats de notre analyse factorielle.

Un seul résultat semble de distancier de notre première analyse. La classe 2 renvoie en effet plus au champ lexical de la politique, des modèles politiques en particulier qu'au champ lexical de la crise. Le tableau 6 permet quant à lui de mettre en évidence que les classes 3 & 4 ont le plus de territoires sémantiques communs. La classe 5 partage également un certain nombre d'univers avec les classes 1 & 2, ce qui corrobore l'analyse graphique précédente. Enfin, la classe 3 partage peu de champs sémantiques avec les classes 1,2 et 5, ce qui rejoint également les résultats précédents.

Tableau 5.

	Univers de référence	Sénarios
C1	Finance ; quantité ; droit ; economie	Finance ; marché ; indices ; propriété
C2	politique et société ; politique et syndicalisme	politique et société ; politique et syndicalisme ; idéologie
C3	Géographie ; justice	Géographie ; justice ; aide ; solidarité
C4	France ; ville ; démocratie ; politique et société	Géographie ; pays ; europe ; europe de l'ouest ; France ; autres concepts ; politique et société ; villes et urbanisme
C5	Secret ; informatique ; code ; criminalité	science ; informatique ; criminalité

Tableau 6.

Univers de référence				
	C1	C2	C3	C4
C2	Entreprise ; temps			
C3	comportement	comportements et sentiments ; géographie		
C4	france		France ; Transport ; Ecologie; Rhône-Alpes	
C5	finance	droit	arts et culture	
Sénarios				
	C1	C2	C3	C4
C2	autres concepts ; autres ; caractéristiques ; politique et société ; organisations ; temps ; finance et commerce ; arts et culture			
C3	Caractéristiques ; comportements et sentiments	Géographie ; pays ; comportements et sentiments		
C4	Géographie ; pays ; europe ; europe de l'ouest ; france	autres concepts ; autres ; caractéristiques géographie ; pays ; europe ; europe de l'ouest ; sciences et techniques	Géographie ; pays ; europe ; europe de l'ouest ; France ; rhône-alpes ; transports, aéronautique et espace ; transports ; agriculture et environnement ; écologie et pollution ; écologie ; comportements et sentiments ; politique et société ; arts et culture ; communication et médias ; autres concepts ; caractéristiques	
C5	autres concepts ; autres ; finance et commerce ; argent et finance ; caractéristiques ; sciences et techniques	autres concepts ; politique et société ; droit et justice ; crise et conflits ; géographie ; pays communication et médias	caractéristiques arts et culture	autres concepts; caractéristiques

4. Conclusion

Cet article propose une nouvelle méthodologie pour classifier des objets ou phénomènes économiques et sociaux : l'analyse textométrique des données du Web. Partant du constat qu'il est souvent difficile d'accéder à des données exhaustives et factuelles dans de nombreux domaines, surtout ceux étant en pleine expansion, l'idée est de partir de données présentes sur l'internet sous formes de textes. Nous avons appliqué cette méthode à l'analyse des monnaies non-bancaires. En effet, la littérature récente tentant de clarifier ce domaine complexe et mouvant peine à faire émerger une véritable taxinomie (constat également fait par Blanc, 2011). Nous pensons que ceci est lié au fait que chaque auteur analyse des objets monétaires particuliers, selon sa propre vision, et à partir de bases de données distinctes. Les classifications disponibles à l'heure actuelles sont donc très peu comparables, et deviennent de plus en plus complexes. Ainsi, afin d'éviter ces écueils, nous avons constitué un vaste corpus textuel embrassant ces nouveaux objets monétaires de manière la plus large possible, et utilisé une méthode de classification endogène, permettant de faire émerger les facteurs différenciant les catégories des données elles-mêmes. Le corpus d'analyse a été créé à partir de 32 mots-clefs renvoyant à différentes monnaies parallèles et complémentaires. Nous avons retenu les 10 premières Urls de résultats pour chacun des mots-clefs, aspiré chaque page de texte correspondant aux Urls, créant ainsi un corpus de 320 pages Web, représentant 1210 pages de textes, segmentées ensuite par bloc de 20 occurrences successives. La méthodologie de classification utilisée (méthode Reinert sur segments regroupés sur le logiciel IramuteQ) a permis de faire émerger 5 classes cohérentes et signifiantes parmi les segments de textes composant le corpus : les monnaies standards, la crise actuelle, les monnaies locales, les sels et autres clubs de troc, et enfin les monnaies virtuelles. L'avantage de cette démarche est qu'elle permet d'obtenir les facteurs séparatifs de chacune des classes de manière endogène, évitant les partis-pris et autre positionnement subjectif des auteurs. Les résultats suggèrent que la convertibilité vis-à-vis des monnaies standards et les valeurs et objectifs portés par les monnaies sont les deux éléments fondamentaux de différenciation entre les formes monétaires existant à l'heure actuelle. Nous aboutissons ainsi à une classification simple, claire et exhaustive de toutes les formes monétaires. L'analyse des similitudes a ensuite permis de préciser la distance lexicale entre les classes, et d'affiner la classification initiale. Elle montre en particulier que toutes les nouvelles formes monétaires se définissent par rapport au modèle standard, faisant de la classe 1 le centre de gravité de toutes les autres classes, excepté celle des Sels. D'autre part les monnaies locales et les sels sont les catégories ayant le plus de champ lexicaux en commun : elles sont donc plus proches. Nous pensons ainsi que cet article permet de clarifier de manière fondamentale le domaine des monnaies non-bancaires, constituant un apport essentiel à la littérature. Toutefois, afin de mieux mesurer la distance lexicale entre les monnaies non-bancaires et les monnaies standards, il serait nécessaire d'aspirer des données spécifiques aux monnaies standards de manière indépendante, c'est-à-dire à partir de mots clefs y renvoyant directement. Ceci est l'objet d'un prochain article, mélangeant donc des données du Web issues de mots-clefs renvoyant à la fois aux monnaies bancaires et non-bancaires.

D'autre part, ce premier travail s'est concentré sur les données textuelles francophones. Il serait dès lors intéressant de procéder à la même démarche dans différentes langues, en particulier l'anglais, l'allemand et l'espagnol afin d'enrichir le corpus de permettre des comparaisons lexicométriques des projets selon leur origine géographique, ou la langue dans laquelle ils sont présentés.

Nous pensons que cet article ouvre un nouveau champ méthodologique, en montrant qu'il est possible d'obtenir des typologies probantes de divers éléments ou phénomènes économiques et sociaux à partir d'une analyse textuelle des données du Web. Nous espérons ainsi qu'au-delà de ses conclusions sur les monnaies non-bancaires, il contribuera à la diffusion et à l'utilisation plus intensive de cet outil fabuleux qu'est la textométrie dans les études économiques et sociales.

5. Bibliographie

Beaudoin Valérie et Saadi Lahlou (1993) « L'analyse lexicale : outil exploratoire des représentations ». *CRÉDOC, Cahier de recherche*, n°48.

Bindewald Leander, Maria Nginamau et Christophe Place (2013) « Validating complementary and community currencies as an efficient tool for social and solidarity economy networking and development: The deployment of theory of change approach and evaluation standards for their impact assessment ». *NGLS Working Paper*, disponible sur : [http://www.unrisd.org/80256B42004CCC77/\(httpInfoFiles\)/76F6B4A60CE7843BC1257B7400314493/\\$file/Bindewald%20et%20al.pdf](http://www.unrisd.org/80256B42004CCC77/(httpInfoFiles)/76F6B4A60CE7843BC1257B7400314493/$file/Bindewald%20et%20al.pdf). Accédé en janvier 2014.

Blanc, J., (2013), « Penser la pluralité des monnaies à partir de Polanyi : Un essai de typologie », in Hillenkamp, I. et Laville, J-L., *Socioéconomie et démocratie: l'actualité de Karl Polanyi*, Érès, Toulouse, p. 241-269.

Blanc Jérôme (2011) « Classifying “CCs”: Community, complementary and local currencies’ types and generations ». *International Journal of Community Currency Research*, vol 15, p. 4-10.

Blanc Jérôme (2007) « Les monnaies sociales: Dynamiques et logiques des dispositifs ». *Revue Internationale de l'Economie Sociale*, n°303, p. 30-43.

Blanc Jérôme et Marie Fare (2014) « Les modèles économiques des monnaies locales complémentaires ». Rapport pour la Région Rhône Alpes, mimeo.

Blanc Jérôme et Marie Fare (2013) « Chartes et comités d'agrément dans les dispositifs de monnaies citoyennes : une spécificité française ? ». Communication pour le Congrès de l'AFS 2013 *Les dominations* RT12 *Sociologie économique*. Nantes, 2-5 septembre 2013.

Bode Siglinde (2004) « Potentiale regionaler Komplementar währungen zur Förderung einer endogenen Regionalentwicklung ». Freie wissenschaftliche Arbeit zur Erlangung des Hochschulgrades einer Diplom Geographin, Universität Osnabrück, Fachbereich Kultur und Geowissenschaften, Osnabrück.

DeMeulenaere Stephen (2007) « 2006 Annual Report of the Worldwide Database of Complementary Currency Systems ». *International Journal of Community Currency Research*, Vol 11, p. 23-35.

Demonet M. et alii, (1975), *Des tracts en mai 1968*, Armand Colin et FNSP, Paris.

Douthwaite, R., (1996), *Short Circuit: Strengthening Local Economies for Security in an Unstable World*, Green Books, Totnes, UK.

Evans Michael (2003) « What's Local About Local Currencies? » Mimeo.

Evans Michael (2009) « Zelizer's Theory of Money and the Case of Local Currencies ». *Environment and Planning A*, vol 41, n°5, p. 1026-1041.

Evans Michael (2014) « A Computational Approach to Qualitative Analysis in Large Textual Datasets ». *PLoS ONE* vol9, n°2: e87908. doi:10.1371/journal.pone.0087908.

Greco, T., (2001), *Money: Understanding and Creating Alternatives to Legal Tender*, Chelsea Green, Vermont.

- Guérin-Pace France (1997) « La statistique textuelle : un outil exploratoire en sciences sociales ». *Population*, vol 4, p. 865-888.
- Holmes David I. (1985) «The analysis of literary style A review», *Journal of the Royal Statistical Society*, vol 148, n°4, p. 328-341.
- Kennedy, M. et Lietaer, B., (2004), *Regionalwährungen: Neue Wege zu nachhaltigem Wohlstand*, Riemann, München.
- Lebart L. et Salem A., (1994), *Statistique textuelle*, Dunod, Paris.
- Lietaer B., (2001), *The future of money*, Random House, London.
- Lietaer B., (2013), *Au cœur de la monnaie*, Yves Michel Editions, Gap.
- Martignoni Jens (2012) « A new approach to a typology of complementary currencies ». *International Journal of Community Currency Research*, Vol 16, p. 1-17.
- Place Christophe et Bindewald Leander (2013) « Validating and improving the impact of complementary currency systems : impact assessment frameworks for sustainable development ». *proceedings of 2nd International Conference on Complementary Currency Systems*, Hague, Netherlands, 19-23 june, p. 1-27.
- Ratinaud Pierre et Pascal Marchand (2012) « Application de la méthode ALCESTE à de « gros » corpus et stabilité des « mondes lexicaux »: analyse du « CableGate » avec IRaMuTeQ. In : *Actes des 11eme Journées internationales d'Analyse statistique des Données Textuelles, JADT 2012*, Liège, p. 835-844.
- Reinert Max (1983) « Une méthode de classification descendante hiérarchique : application à l'analyse lexicale par contexte ». *Les cahiers de l'analyse des données*, vol 8, n°2, p. 187-198.
- Reinert Max (1990) « ALCESTE : Une méthodologie d'analyse des données textuelles et une application : Aurélia de Gérard de Nerval ». *Bulletin de méthodologie sociologique*, vol 26, p. 24-54.
- Schroeder Rolf F.H., Yoshihisa Miyazaki et Marie Fare (2011) « Community currency research: An analysis of the literature ». *International Journal of Community Currency Research*, Vol 15, Section A, p. 31-41.
- Schussman Alan (2005) « Remaking Money: Local Currency and the Meaning of Money in the United States ». Paper presented at the *annual meeting of the American Sociological Association*, Marriott Hotel, Loews Philadelphia Hotel, Philadelphia.
- Seyfang Gill et Noel Longhurst (2013) « Growing green money? Mapping community currencies for sustainable development ». *Ecological Economics*, vol 86, p. 65–77.
- Slay Julia (2011) « More than money. Literature review of the evidence base on Reciprocal Exchange Systems ». *Nesta discussion paper*, http://www.nesta.org.uk/sites/default/files/more_than_money_literature_review.pdf . Accédé en janvier 2014.
- Williams Colin C. (1996) « Local Purchasing Schemes and Rural Development: an Evaluation of Local Exchange and Trading Systems (LETS) ». *Journal of Rural Studies*, Vol. 12, n°3, p. 231-244.

6. Annexe 1

Mots-clefs :

1. Monnaie complementaire
2. Monnaie regionale
3. Monnaie locale
4. Monnaie locale complementaire
5. Monnaie communautaire
6. Monnaie sociale
7. Monnaie solidaire
8. Monnaie libre
9. Monnaie fondante
10. Monnaie parallele
11. Monnaie alternative
12. Monnaie equitable
13. Monnaie ethique
14. Monnaie electronique
15. Monnaie virtuelle
16. Monnaie numerique
17. Cyber monnaie
18. Monnaie mondiale
19. Banques de temps
20. Monnaie-temps
21. Crypto-monnaie
22. Systemes echanges locaux
23. Reseaux echanges reciproques des savoirs
24. Club de troc
25. Innovation monetaire
26. Accorderie
27. Systeme echange local
28. Systemes echanges de proximite
29. Jardin Echange Universel
30. Systeme de troc
31. Systeme de compensation interentreprises
32. Monnaie supplementaire

7. Annexe 2. Les 50 termes les plus fréquents dans l'ensemble du corpus

Forme active	Fréquence
monnaie	4733
échange	1569
local	1443
système	1314
banque	885
monétaire	863
service	820
social	792
sel	777
économie	720
valeur	702
réseau	679
permettre	650
bitcoin	650
complémentaire	648
article	617
temps	604
économique	569
créer	568
mettre	554
euro	551
troc	547
projet	526
entreprise	477
france	471
argent	466
voir	462
compte	439
financier	438
premier	432
utiliser	426
électronique	419
association	398
grand	391
paiement	385
solidaire	383
transaction	365
marché	363
pays	360
monde	355

crédit	339
échanger	329
nouveau	321
site	319
membre	319
billet	319
activité	316
société	315
exemple	315
offrir	314