
Comprendre c'est pouvoir critiquer

Pour une réflexion éthique sur les interactions hommes-machines à l'ère du *big data*

Jean-Sébastien Vayre¹

1. LITEM (EA 7363), Télécom École de Management
9 rue Charles Fourier, 91000 Évry, France
jean-sebastien.vayre@telecom-em.eu

RÉSUMÉ. Avec le développement de la numérisation des sphères constitutives de la société, une part toujours plus grande de nos activités de travail et de consommation est tracée et enregistrée. Nous produisons de cette façon une immense quantité de données qui intéresse les acteurs du public et du privé dans la mesure où elle doit leur permettre de mieux gérer les interactions que nous entretenons avec notre environnement numérique. Pour ce faire, ces acteurs doivent s'équiper de machines capables de traiter ces données afin de pouvoir automatiser une partie de leur travail d'organisation. Du point de vue de la littérature scientifique, un des plus importants enjeux éthiques liés à la diffusion de ces machines est qu'elles tendent à désencastrer les connaissances que produisent les humains et celles que fabriquent leurs machines. Aussi, cette communication propose différents outils de réflexion permettant de mieux comprendre et traiter ce problème dont les implications humaines et sociales sont considérables.

ABSTRACT. With the development of the digitalization of the constitutive spheres of society, an increasing part of our work and consumption activities is traced and recorded. In this way, we produce an immense amount of data that is of interest to public and private stakeholders, as it should enable them to better manage the interactions that we maintain with our digital environment. To do this, these actors must equip themselves with machines capable of processing this data in order to be able to automate part of their organisational work. From the point of view of scientific literature, one of the most important ethical issues related to the dissemination of these machines is that they tend to disembed the knowledge produced by humans and that produced by their machines. This communication also proposes various tools for reflection to better understand and address this problem, which has considerable human and social implications.

MOTS-CLÉS : intelligence artificielle, mégadonnées, gouvernamentalité, éthique.

KEYWORDS: artificial intelligence, big data, governmentality, ethics.

1. Introduction

Les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC) sont « pervasives » (Boullier, 2016). Aujourd'hui, il n'existe que peu de sphères constitutives de la société qui n'ont pas été touchées par la numérisation. De telle sorte que les TIC forment une enveloppe dont il devient difficile de se défaire et qui tend à médiatiser, de façon toujours plus intime, les interactions que les hommes entretiennent avec leurs environnements social, matériel et naturel. Cet habitat numérique est à double tranchant : s'il permet aux hommes de mieux prendre prise sur leur environnement, l'inverse est également vrai (Boullier, 2011). Le mouvement *big data* que nous connaissons actuellement en est l'exemple parfait. À chaque fois que nous interagissons avec les TIC, nous produisons, volontairement ou non, une grande quantité de données. Pour les acteurs socioéconomiques, ces données massives sont intéressantes dans le sens où elles permettent d'enregistrer une part toujours plus grande des activités des individus qui composent les environnements internes et externes à leurs organisations. Cependant, afin de pouvoir leur conférer une véritable utilité, ces mêmes acteurs doivent être en capacité de traiter ces grandes quantités de données, c'est-à-dire de les calculer.

Pour réaliser ces calculs, les hommes ont besoin de machines capables d'apprendre de ces mégadonnées. Sans elles, il leur est en effet impossible d'envisager en tirer une quelconque connaissance. Pour les humains, tout l'intérêt de ces machines est de permettre la production de connaissances nouvelles autorisant l'assistance, voire l'automatisation, d'une partie de leurs activités décisionnelles. Les technologies de traitement de données massives, bien que souvent très discrètes aux yeux du grand public, sont de ce fait amenées à occuper une place considérable au sein de la société. Elles ont pour rôle d'instituer cette « gouvernamentalité algorithmique » dont nous parlent Antoinette Rouvroy, Thomas Berns (2013) et font par la même advenir la « société automatique » que nous décrit Bernard Stiegler (2015). Il ressort alors de la littérature qu'une des plus importantes limites de la gouvernamentalité algorithmique est qu'elle ne cultive pas la capacité à raisonner des êtres humains (Rouvroy et Stiegler, 2015). Étant donné que ce dernier point pose un problème éthique majeur, nous souhaitons le discuter en proposant une réflexion sur la façon dont il est possible de le problématiser, mais aussi, de le dépasser.

Notre développement sera organisé en deux parties. Dans la première, nous reviendrons sur ce qu'est cette nouvelle forme de gouvernamentalité que tendent à instaurer les machines qui traitent les mégadonnées. Nous montrerons que cette gouvernamentalité algorithmique est une manière de répondre à la crise de la statistique que les sociétés occidentales connaissent depuis quelques années. Nous soulignerons que cette réponse à toutefois un coût qui n'est pas négligeable : celui du désencastrement des connaissances humaines et machiniques. Dans le sens de la littérature, nous verrons que ce découplage comporte le risque d'entraver la raison humaine, c'est-à-dire la capacité des hommes à unifier leurs connaissances et celles que produisent leurs machines pour donner du sens aux actions qu'elles permettent.

Dans la deuxième partie, nous proposerons une réflexion sur la façon dont il est possible de réencastrer les connaissances humaines et machiniques. Nous soutiendrons l'idée que si, compte tenu de leur complexité, il est aujourd'hui difficile de saisir rigoureusement la dimension informatique des connaissances machiniques, il est par contre possible de décrire et comprendre leurs dimensions cognitive, sociale et pragmatique. Nous montrerons au final qu'un tel travail de compréhension est susceptible de permettre l'élaboration d'une critique pertinente de l'esprit de la gouvernementalité algorithmique ; un pré-requis nécessaire à la constitution d'une véritable réflexion sur l'éthique des interactions hommes-machines à l'ère des mégadonnées.

2. Gouvernementalité algorithmique : vers un désencastrement des connaissances machiniques

Cette section a pour finalité d'exposer un des principaux enjeux de la gouvernementalité algorithmique. Aussi, pour bien comprendre les tenants et les aboutissants du mouvement de désencastrement des connaissances humaines et machiniques que tend à instituer cette gouvernementalité, nous proposons de commencer par expliquer ce qu'elle est.

2.1. Qu'est-ce que la gouvernementalité algorithmique ?

La notion de « gouvernementalité algorithmique » a été élaborée par Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013) afin de pointer les enjeux sociopolitiques associés au développement des technologies *big data* au sein de la société. Elle est une façon d'étendre le concept de « gouvernementalité » de Michel Foucault (2004) en le transposant au domaine de l'étude de ces nouvelles formes de pouvoir que cristallisent les algorithmes qui forment le cœur des dispositifs de traitement de données massives. Plus exactement, la gouvernementalité algorithmique renvoie à cette rationalité computationnelle que les machines produisent pour traiter les mégadonnées et en inférer des connaissances dont la fonction est d'automatiser une partie du travail d'organisation des collectifs humains.

« Par gouvernementalité algorithmique, nous désignons dès lors globalement un certain type de rationalité (a)normative ou (a)politique reposant sur la récolte, l'agrégation et l'analyse automatisée de données en quantité massive de manière à modéliser, anticiper et affecter par avance les comportements possibles » (Rouvroy et Berns, 2013, p. 173).

Par le biais du concept de gouvernementalité algorithmique, Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013) proposent d'examiner comment l'implémentation des technologies *big data* dans les organisations publiques et privées participe à modifier les relations qui existent entre les gouvernants et les gouvernés. Les auteurs distinguent en ce sens la gouvernementalité algorithmique et la gouvernementalité statistique étudiée par Alain Desrosières (1993) dans la mesure où, à la différence des catégories permettant traditionnellement de mesurer la société, la

gouvernementalité algorithmique ne véhicule aucune forme de normativité, à tout le moins sur un plan global : le couplage des technologies d'apprentissage artificiel (i.e., *machine learning*) et des mégadonnées qui est à son fondement a pour fonction d'atteindre le réel de manière immanente. La gouvernementalité algorithmique constitue de ce fait une réponse à la crise de la statistique : les individus ne sont plus appréciés en fonction des catégories qui avaient jusque-là permis aux hommes de se représenter leur communauté, mais selon les données d'usages qu'ils produisent à chaque fois qu'ils mobilisent les TIC (Cardon, 2015).

2.2. Calculer la société par le bas

Pour Dominique Cardon (2015), une des plus importantes spécificités de la gouvernementalité algorithmique est qu'elle permet de calculer la société par le bas. Sur le plan sociocognitif, cette particularité n'est pas négligeable. Afin de bien comprendre ce dernier point, il nous apparaît utile de rappeler que le pouvoir de la gouvernementalité algorithmique réside dans la manipulation de l'information. Car cette gouvernementalité n'a pas pour fonction de discipliner les corps des individus par la contrainte : elle doit organiser leur environnement informationnel de façon à orienter efficacement leur cognition. En référence aux travaux de Dan Sperber et Deirdre Wilson (1989), toute la force de la gouvernementalité algorithmique repose sur sa capacité à instituer une distribution pertinente des informations, c'est-à-dire à diffuser auprès des individus des informations qui doivent être perçues comme utiles et faciles à comprendre de manière à influencer significativement leurs représentations et pratiques. Un des apports les plus intéressants des études menées par Dominique Cardon (2015) est alors de souligner que cette gouvernementalité algorithmique qui intéresse Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013) renvoie à une représentation originale de ce qu'est une information pertinente.

Pour Dominique Cardon (2015) les algorithmes de classement du web reposant sur les mesures d'audience sont conçus à partir de l'hypothèse que, du point de vue de l'utilisateur, une information pertinente est une information populaire dans le sens où elle est beaucoup consultée. Les algorithmes du type de celui du *PageRank* de *Google* sous-tendent l'hypothèse qu'une information pertinente est une information qui fait autorité étant donné qu'elle est associée, sous forme de liens hypertextes, à une chaîne plus ou moins grande d'autres informations. Les algorithmes développés à partir des mesures de réputation recouvrent cette fois-ci l'hypothèse que la pertinence d'une information dépend de sa notoriété, c'est-à-dire des préférences que lui accordent, même implicitement, l'ensemble des utilisateurs. La dernière famille de calcul que forment les algorithmes d'apprentissage artificiel permettant de traiter les *big data* renvoie quant à elle à l'hypothèse que la pertinence d'une information dépend de particularités qui sont propres à chacun des utilisateurs et qui sont identifiables en comparant leurs comportements de navigation. C'est en ce sens que la gouvernementalité algorithmique qu'étudient Antoinette Rouvroy et Thomas Berns (2013) calcule la société par le bas. Et c'est précisément pourquoi Dominique Cardon (2015) souligne que :

« [C'est] pour faire droit à cette revendication de singularité [cf. la crise de la statistique susmentionnée], qu'un vaste processus de réinvention des techniques statistiques s'est mis en branle pour calculer la société sans catégoriser les individus. Les nouveaux calculs numériques partent des traces d'activités des personnes mais ne cherchent pas à en inférer des caractéristiques relatives à des phénomènes plus vastes permettant à la société toute entière de se représenter et de se projeter » (Cardon, 2015, p. 20).

2.3. Vers une perte de savoir ?

À l'instar de Bernard Stiegler (2015), nous pensons qu'une des implications les plus importantes de la gouvernementalité algorithmique est qu'elle tend à instaurer un déplacement des connaissances et des savoirs-théoriques. Comme le montrent les travaux de Fabian Muniesa (2003), ou encore, ceux de Liliana Doganova (2014), les algorithmes sont, de manière traditionnelle, des formalisations des savoirs-théoriques que les hommes mobilisent pour se représenter une partie du monde. Or, les technologies d'apprentissage artificiel qui permettent de traiter les *big data* n'ont plus besoin de ces savoirs pour produire leurs connaissances : elles sont capables de les apprendre des expériences qui les lient à leur environnement. Pour les informaticiens, tout l'avantage des algorithmes d'apprentissage artificiel est qu'ils savent eux-mêmes coder leurs propres représentations du monde qui, rappelons-le, dépendent des données dont ils disposent. Les systèmes de recommandation comme celui développé par la société *Amazon* sont une bonne illustration de cette évolution. À la différence des systèmes de filtrage basés sur le contenu (i.e., *item-to-item*) et des systèmes de filtrage collaboratifs (i.e., *user-to-user*), les agents de recommandation de nouvelle génération ne performant plus les théories selon lesquelles les préférences des consommateurs peuvent être déterminées à partir : des propriétés des produits qu'ils ont déjà plus ou moins implicitement déclarés comme intéressants, ou encore, des préférences des autres consommateurs qui ont des profils semblables. Les systèmes de recommandation les plus récents sont généralement capables d'apprendre eux-mêmes les règles d'inférences leur permettant de déterminer les préférences des consommateurs (Vayre, 2016). Et c'est cette autonomie qui leur permet de calculer la société par le bas.

Ce gain d'autonomie a cependant un coût : celui de la compréhension des connaissances que fabriquent les systèmes de traitement des mégadonnées. De telle sorte que l'autonomisation des machines que nous sommes en train de connaître tend à provoquer une tendance au désencastrement des connaissances humaines et machiniques. Par exemple, le fonctionnement de l'algorithme d'évaluation des options proposé par Fischer Black, Myron Scholes et Robert C. Merton représente une synthèse des connaissances que ces trois chercheurs ont du fonctionnement des marchés (MacKenzie et Millo, 2003). Or, les réseaux de neurones profonds (i.e., *deep learning*) que Yann LeCun développe, notamment au sein de *Facebook*, ne représentent pas les connaissances que ce dernier a du monde, mais celles dont il dispose sur la manière dont une machine peut développer des connaissances sur le

monde. Autrement dit, les algorithmes d'apprentissage artificiel n'encapsulent pas les connaissances que les humains ont de leur environnement. Ils composent l'association de deux autres types de connaissances : celles que les hommes ont sur la façon dont il est possible de produire des connaissances ; et, celles que les machines produisent sur leur environnement. Compte tenu de la complexité des technologies d'apprentissage artificiel actuelles, ce dernier type de connaissance est difficilement compréhensible pour les humains ; d'où le phénomène de désencastrement dont nous venons de parler. Dans le sens des travaux de Bernard Stiegler (2015), ce désencastrement est par là même susceptible de conduire à une perte de savoirs. Les connaissances des machines ne peuvent en effet devenir des savoirs qu'à la condition d'être associées à celles des humains par le biais de la compréhension¹. Cette distribution particulière de l'entendement du monde entre les hommes et les machines que tend à instaurer la gouvernementalité algorithmique pourrait par conséquent conduire à l'émergence d'un nouveau risque : celui du déclin de la raison humaine, c'est-à-dire de la capacité des hommes à garantir l'unité des connaissances qu'eux et leurs machines produisent. Et, sans cette unité, l'action en société perd inmanquablement de son sens.

4. Comprendre c'est pouvoir critiquer : pour un réencastrement des connaissances machiniques

Pour Luc Boltanski et Ève Chiapello (1999), une société capitaliste ne peut exister qu'à la condition d'être contenue par une critique dans la mesure où celle-ci est nécessaire pour donner du sens au capitalisme. Nous pouvons ajouter que la sociologie des controverses nous a appris que la compréhension joue un rôle important dans le développement d'une critique « pertinente » (Sperber et Wilson, 1989), c'est-à-dire qui a un effet cognitif sur « l'esprit du capitalisme » (Weber, 1964)². Il nous semble par conséquent qu'un des enjeux les plus importants du désencastrement des connaissances machiniques que nous venons de pointer est qu'il rend difficile l'élaboration d'une critique pertinente de la gouvernementalité algorithmique. Comment prétendre atteindre un tel objectif sans pouvoir comprendre les connaissances machiniques ?

Selon nous, le concept de « symétrie généralisée » proposé par Michel Callon et Bruno Latour (1991) est utile lorsque l'on souhaite s'attaquer de front à un tel problème. À travers cette notion, les auteurs proposent en effet de prolonger l'étude sociologique des relations entre les humains à celle des relations entre les humains et les non-humains. Les objets techniques sont de cette manière dotés d'une agentivité

¹ Rappelons que, sur le plan philosophique, la connaissance est toujours propre au système cognitif qui la produit, que celui-ci soit ou non de type humain. Le savoir peut, quant à lui, être compris comme une communauté de connaissances partagées par un ensemble de systèmes cognitifs plus ou moins étendu.

² Par exemple, les études sociologiques des controverses sociotechniques montrent généralement que les acteurs de la critique ont une compréhension fine des phénomènes qu'ils discutent.

(i.e., d'un pouvoir d'action sur le monde) au même titre que les hommes et méritent donc que ces derniers leur accordent une attention similaire. De notre point de vue, l'idée de symétriser nos manières d'appréhender les humains et les objets techniques est particulièrement bienvenue étant donné qu'à l'instar des connaissances machiniques, une part importante des connaissances humaines sont inaccessibles à notre entendement. Les systèmes cognitifs vivants comportent, encore aujourd'hui, de nombreux mystères : nous en savons assez peu sur cette chose immatérielle qui se loge dans notre cerveau. Rappelons alors que, de façon traditionnelle, pour comprendre la connaissance humaine, les sciences cognitives étudient la manière dont s'articulent l'architecture matérielle, logicielle et les productions du cerveau, dans le même temps que les sciences sociales examinent la façon dont interagissent les institutions sociales et les représentations mentales. Ainsi, en référence aux travaux de Michel Callon et Bruno Latour (1991), nous pensons qu'il y ait des avantages à accorder aux machines une attention semblable, à tout le moins lorsque l'on cherche à comprendre l'esprit de la gouvernementalité algorithmique dont nous avons précédemment parlé. L'objectif de cette section est en ce sens de proposer quelques pistes de réflexion sur la manière dont les connaissances machiniques peuvent être étudiées.

4.1. Décrire le cadre d'apprentissage de la machine

Les technologies d'apprentissage artificiel qui permettent de traiter les *big data* sont des machines qui ont généralement pour finalité de prédire l'avenir afin d'assister ou d'automatiser les processus de décision des humains. Sur le plan formel, cette finalité consiste, pour la machine, à trouver la fonction $f_{(x)}$ lui permettant d'associer de manière la plus cohérente possible l'ensemble des données d'entrée x et de sortie y dont elle dispose³. Compte tenu que ces données sont à la fois massives, hétérogènes et stockées en continu, cette fonction $f_{(x)}$ est souvent humainement incompréhensible pour deux raisons principales : d'une part, elle est généralement très complexe à identifier et à interpréter pour un humain et, d'autre part, elle est instable puisque, les machines dont nous parlons étant apprenantes, cette fonction évolue au gré du flux que forment les *big data*. Une enquête⁴ que nous avons réalisée auprès de concepteurs de dispositifs d'apprentissage artificiel nous a toutefois permis de noter que, s'il apparaît difficile de saisir concrètement la dimension informatique des connaissances machiniques, la compréhension de leurs dimensions cognitive et sociale est, quant à elle, plus aisément envisageable : à condition d'être équipé du bagage théorique et méthodologique nécessaire, il est possible de décrire le cadre au sein duquel ces machines produisent leurs connaissances.

³ Précisons que, généralement, ces données d'entrée x et de sortie y correspondent respectivement à ce que l'on appelle en statistique les variables indépendantes ou explicatives (*cf.* les données notées x) et dépendantes ou à expliquer (*cf.* les données notées y).

⁴ *cf.* (Vayre, 2016).

Ce cadre est décomposable en trois dimensions. La première est celle de l'environnement d'apprentissage. Cet environnement est formé de l'ensemble des données x et y qui sont mises à disposition de la machine. Il est néanmoins important de rappeler que ces données étant, pour la plus part d'entre elles, des traces d'usage que les humains font des TIC, cet environnement s'étend jusqu'aux interactions hommes-machines qu'elles traduisent⁵. La description de cet environnement d'apprentissage est donc capitale dans la mesure où il définit ce que la machine peut ou non observer et comment elle le fait. C'est lui qui permet d'attacher cognitivement la machine au monde. La deuxième dimension du cadre d'apprentissage est celle de l'environnement de traitement. Cet environnement est au centre de l'architecture cognitive de la machine. Il compose le système qui permet à la machine de déterminer la règle d'inférence sans laquelle elle ne pourrait pas prédire la sortie y correspondant à une donnée d'entrée x . Décrire l'environnement de traitement est important puisque c'est lui qui définit la méthode de production des connaissances que performe la machine. La troisième dimension du cadre d'apprentissage est celle de l'environnement politique. C'est au sein de cet environnement que se trouve l'ensemble des critères d'optimisation qui permettent à la machine d'autoévaluer la performance de ses apprentissages. Dans le sens de ce que nous avons dit, ces critères permettent d'attacher, non plus cognitivement mais politiquement, la machine au monde. La description de cet environnement politique est cruciale puisqu'il forme les objectifs de la machine et oriente de cette façon la production de ses connaissances. Un peu à la manière de l'environnement d'apprentissage, l'environnement politique s'étend jusqu'aux projets des différents acteurs qui participent à sa conception. Grâce à la description de ces trois dimensions, il est alors possible de comprendre la constitution cognitive de la machine, c'est-à-dire les architectures matérielle et symbolique qui organisent la fabrication de ses connaissances.

4.2. Comprendre les relations de la machine avec son environnement

La description du cadre d'apprentissage permet également d'examiner les relations que la machine entretient avec son environnement. Comme le montrent Ève Chiapello et Patrick Gilbert (2013), la sociologie des techniques nous a appris que la conception d'un outil de gestion est une manière de cristalliser les relations, souvent asymétriques, qu'entretient un nombre d'acteurs plus ou moins grand. Les outils de gestion des données que sont les technologies d'apprentissage artificiel ne dérogent pas à cette règle. En effet, l'enquête que nous avons citée plus haut montre que les acteurs qui gravitent autour des machines apprenantes sont souvent de trois types : le concepteur (e.g., une entreprise éditrice de logiciels de marketing automatique), l'implémenteur (e.g., un commerçant propriétaire d'un ou plusieurs espaces de vente en ligne) et l'utilisateur (e.g., un consommateur). En référence aux travaux de Maryse Salles (2015), la conception du cadre d'apprentissage d'une machine constitue un mouvement d'inscription, en son sein, de *doxai* (i.e., de

⁵ Pour bien comprendre cet aspect, nous renvoyons aux travaux d'Yves Jeanneret (2013).

visions du monde) qui se déclinent en principes et normes. Ces *doxai*, principes et normes recouvrent alors un modèle de relation entre les trois acteurs que nous venons de citer. L'avantage de la description des trois dimensions exposées en amont est ainsi, qu'en plus de permettre l'identification des architectures matérielle et symbolique qui organisent la fabrication des connaissances de la machine, elle rend compréhensible la manière dont, du point de vue de sa conception, celle-ci fait relation.

Par exemple, l'enquête susmentionnée met en avant que les systèmes de recommandation conçus à l'aide de technologies d'apprentissage artificiel sont élaborés dans le but d'économiser les activités d'exploration des consommateurs : ils doivent permettre l'exploitation économique des traces d'usage déposées par les utilisateurs durant leurs activités de navigation de façon à optimiser les ventes des implémenteurs. Par le biais du cadre d'apprentissage, ces machines encapsulent cette structure relationnelle qui joue un rôle fondamental dans la construction de leurs connaissances : elle forme le mode de socialisation de ces systèmes de recommandation.

4.3. Comprendre les effets de la machine sur son environnement

Jusqu'ici, nous avons vu que si l'homme rencontre aujourd'hui des difficultés à identifier et interpréter les connaissances machiniques au sens stricte du terme, c'est-à-dire leur dimension informatique, il peut néanmoins chercher à comprendre leurs dimensions cognitive et sociale. La description du cadre d'apprentissage de la machine est une façon de rendre compréhensible : d'une part, la constitution cognitive qui lui permet de produire ses connaissances (*cf.* la dimension cognitive) ; et, d'autre part, la manière dont cette dernière fait relation (*cf.* la dimension sociale). Pour autant, du point de vue des sciences humaines et sociales, la connaissance n'est pas seulement composée des dimensions cognitive et sociale. Ayant pour principale but de servir l'action, elle est également constituée d'une dimension pragmatique. Pour reprendre les termes de Dan Sperber (1996), la connaissance est une représentation mentale, c'est-à-dire une représentation interne au système cognitif qui la produit. En tant que telle, la connaissance permet d'élaborer et de communiquer des informations qui sont, quant à elles, des représentations publiques, c'est-à-dire des représentations externes au système cognitif qui les exprime. À condition d'être dotées d'une certaine pertinence, ces représentations externes peuvent avoir une influence sur les représentations internes. Et c'est de cette façon que les représentations internes et externes peuvent s'articuler autour d'une chaîne causale cognitive sociale, voire culturelle, pour faire institution (Sperber, 1996).

Afin de saisir la dimension pragmatique des connaissances machiniques, il est alors nécessaire de comprendre les effets des informations que les machines communiquent par le biais de leur connaissance. Une telle compréhension peut être effectuée en cherchant à identifier la pertinence que le concepteur, l'implémenteur et l'utilisateur accordent à ces communications. Par exemple, l'enquête dont nous avons précédemment parlé montre que les concepteurs et les implémenteurs des systèmes de recommandation de dernière génération considèrent les informations

que produisent ces machines comme pertinentes dans la mesure où elles enrôlent les utilisateurs dans le « tunnel de conversion » des visiteurs en acheteurs. Les utilisateurs accordent quant à eux une pertinence assez nuancée à ces mêmes informations : si elles leur permettent quelquefois de découvrir des produits intéressants, ils ont conscience que ces informations doivent avant tout servir les intérêts financiers des implémenteurs ; un objectif qu'ils perçoivent néanmoins comme relativement acceptable. Bien que présenté de manière trop simpliste, cet exemple montre l'intérêt de comprendre la dimension pragmatique des connaissances machiniques : c'est à travers cette dimension qu'il est possible de saisir concrètement l'agentivité des connaissances machiniques qui forment l'esprit de la gouvernementalité algorithmique.

5. Conclusion

Avec le développement de la gouvernementalité algorithmique ont émergé de nouvelles questions éthiques. Ces questions sont importantes comme le montre l'intérêt que le *Conseil Général de l'Économie* (CGE) a porté aux problèmes de la responsabilité et de la transparence des systèmes algorithmiques. Certaines initiatives ont d'ailleurs déjà été mises en place dans le but d'élaborer divers outils logiciels permettant de tester les technologies d'apprentissage artificiel les plus puissantes et de façon à autoriser le contrôle de leur fonctionnement. C'est par exemple le cas du programme *TransAlgo* que l'*Institut National de la Recherche en Informatique et en Automatique* (INRIA) a lancé fin 2016. De notre point de vue, ce type de projet est évidemment nécessaire, notamment parce qu'il doit permettre aux hommes d'identifier plus facilement la dimension informatique des connaissances machiniques. De telles initiatives méritent toutefois d'être complétées. En effet, se donner les moyens techniques de rendre plus transparente la gouvernementalité algorithmique de façon à pouvoir contrôler sa loyauté n'est, selon nous, pas suffisant pour pouvoir la réguler efficacement. Une telle entreprise de régulation, pour qu'elle soit dotée d'une véritable efficacité sur le plan sociologique, doit être fondée sur une compréhension approfondie de l'esprit de la gouvernementalité algorithmique ; compréhension que doit permettre l'étude des dimensions cognitive, sociale et pragmatique des connaissances machiniques. Ce n'est qu'au prix d'un tel travail que les hommes pourront collectivement s'engager dans un mouvement de réencastrement des connaissances humaines, machiniques et s'offrir par là même la possibilité de critiquer avec pertinence la gouvernementalité algorithmique ; ce qui est indispensable au contrôle démocratique de son sens. Et, en référence à ce que nous avons dit plus haut, il ne faut jamais oublier que ce sens est probablement le plus puissant des outils de régulation de l'action en société.

Bibliographie

- Boltanski L., Chiapello È. (1999). *Le nouvel esprit du capitalisme*. Paris, Gallimard.
- Boullier D. (2011). Habitèle virtuelle, *Revue Urbanisme*, n° 376, p. 42-44.

- Boullier, D. (2016). *Sociologie du numérique*. Paris, Armand Colin.
- Callon, M., Latour B. (1991). *La Science telle qu'elle se fait, une anthologie de la sociologie des sciences de langue anglaise*. Paris, La Découverte.
- Cardon, D. (2015). *À quoi rêvent les algorithmes. Nos vies à l'heure des big data*. Paris, Seuil-La République des idées.
- Chiapello È., Gilbert P. (2013). *Sociologie des outils de gestion : introduction à l'analyse sociale de l'instrumentation de gestion*. Paris, La Découverte.
- Desrosières A. (1993). *La politique des grands nombres. Histoire de la raison statistique*. Paris, La Découverte.
- Doganova L. (2014). Décompter le futur : la formule des flux actualisés et le manager-investisseur, *Sociétés contemporaines*, vol. 1, n° 93, p. 67-87.
- Foucault M. (2004). *Sécurité, territoire, population*. Paris, Seuil.
- Jeanneret Y. (2013). Faire trace : un dispositif de présentation du social, *Intellectica*, vol. 1, n° 59, p. 41-64.
- Latour B. (1994). Une sociologie sans objet ? Remarques sur l'interobjectivité, *Sociologie du travail*, vol. 36, n° 4, p. 587-607.
- MacKenzie D., Millo Y. (2003). Constructing a market, performing theory: the historical sociology of a financial derivatives exchange, *American Journal of Sociology*, n° 109, p. 107-145.
- Munies F. (2003). *Des marchés comme algorithmes : sociologie de la cotation électronique à la Bourse de Paris*. Paris, École Nationale Supérieure des Mines de Paris.
- Rouvroy A., Berns T. (2013). Gouvernementalité algorithmique et perspectives d'émancipation. Le disparate comme condition d'individuation par la relation ?, *Réseaux*, vol. 1, n° 177, p. 163-196.
- Rouvroy A., Stiegler B. (2015). Le régime de vérité numérique, *Socio*, n° 4, p. 113-140.
- Salles M. (2015). Responsabilité économique et sociale des concepteurs de systèmes d'information : contribution à une éthique appliquée, *Innovations*, vol. 1, n° 46, p. 197-226.
- Sperber D. (1996). *La contagion des idées. Théorie naturaliste de la culture*. Paris, Odile Jacob.
- Sperber D., Wilson D. (1989). *La pertinence. Communication et cognition*. Paris, Éditions de Minuit.
- Stiegler B. (2015). *La Société automatique. I. L'Avenir du travail*. Paris, Fayard.
- Vayre J.-S. (2016). *Des machines à produire des futurs économiques : sociologie des intelligences artificielles marchandes à l'ère du big data*. Thèse de doctorat en sociologie, Toulouse, Université Toulouse Jean Jaurès.
- Weber M. (1964 [1905]). *L'Éthique protestante et l'esprit du capitalisme*. Paris, Plon.