



ACADÉMIE DES TECHNOLOGIES

POUR UN PROGRÈS RAISONNÉ, CHOISI ET PARTAGÉ

Big Data Questions éthiques

Contribution de l'Académie des technologies





Big Data

Questions éthiques



Contribution de l'Académie des technologies

Octobre 2019

Académie des technologies
Grand Palais des Champs-Élysées - Porte C
Avenue Franklin D. Roosevelt - 75008 Paris
+33(0)1 53 85 44 44
secretariat@academie-technologies.fr
www.academie-technologies.fr

©Académie des technologies 2019

ISBN :979-10-97579-10-4

Big Data

Questions éthiques

Big Data : Questions éthiques

Comité éthique, société et technologies, Académie des technologies

L'Académie des technologies s'intéresse naturellement à travers ses commissions (devenues pôles depuis début 2019) à l'impact, présent et encore plus à venir, des *Big Data* sur notre société : emploi, formation, retombées économiques, etc. Elle a publié plusieurs avis et rapports sur ce sujet.

Son comité d'éthique (comité éthique, société et technologies) s'est saisi de l'examen des questions d'éthique posées par l'introduction de cette technologie dans tous les domaines recherche, administration, industrie, services.

Elle a donc sélectionné dix domaines dans lesquels les *Big Data* modifient ou vont modifier considérablement les pratiques. Pour chacun de ces domaines, un ou deux de ses membres ont réfléchi aux problèmes éthiques induits par leur développement. Ces contributions ont été discutées en réunion.

Le présent document est le résultat de ces travaux qui se sont déroulés sur environ deux ans. C'est sur cette période que l'Union européenne s'est dotée du RGPD¹.

1 Règlement général sur la protection des données.

Il est composé de dix contributions sectorielles, encadrées par une synthèse (comportant quelques recommandations générales) rédigée par le président du comité Louis Dubertret et le vice-président Alain Bravo et par, en guise de postface, une réflexion épistémologique rédigée par Jean-Pierre Dupuy.

Les quelques recommandations faites, soit au niveau de la synthèse introductive, soit dans les différentes contributions prennent naturellement en compte les nombreuses structures de régulation qui existent déjà, au premier rang desquelles la Cnil, pour faire face à ces considérations éthiques importantes. Il serait cependant très utile de les coordonner et de réunir les efforts au sein d'un réseau national des comités d'éthique institutionnels ouvert à toutes les technologies et pas seulement celles qui concernent le développement des sciences du vivant. Ce réseau devrait avoir la possibilité, en plus de ses fonctions de conseil et de régulation, de souligner les domaines où des innovations technologiques sont nécessaires pour répondre aux problèmes éthiques posés par les technologies.

Sommaire

Synthèse et recommandations (Louis Dubertret, Alain Bravo)	9
« Données massives » et « apprentissage en profondeur » (Gérard Sabah)	21
Du désir d'extimité à la liberté surveillée des algorithmes (Serge Tisseron)	39
<i>Big Data</i> et individualisation de l'information (Sébastien Broca*)	57
<i>Big Data</i> et commerce : à qui appartiennent nos données à caractère personnel ? (Yves Bamberger)	63
Données massives et santé : les questions éthiques (Pierre-étienne Bost)	71
<i>Big Data</i> agriculture et alimentation (Alain Boudet et Pierre Feillet)	85

*maître de conférence à l'université Paris 8, secrétaire scientifique du comité

<i>Big Data</i> et finance (Hélène Ploix)	99
<i>Big Data</i> et sécurité (Jean-Pierre Dupuy et François Lefaudeux)	109
<i>Big Data</i> — impacts et limites en matière de découvertes scientifiques et de politiques publiques : l'importance de la causalité (Michèle Sebag)	123
Fiabilité des <i>Big Data</i> : fragilités et limites des algorithmes (Pierre Perrier et François Lefaudeux)	131
Les dérives idéologiques du <i>Big Data</i> (Jean-Pierre Dupuy)	137

Synthèse et recommandations

Louis DUBERTRET, Alain BRAVO

Le développement rapide des technologies modifie chaque jour un peu plus les relations de l'homme avec lui-même et avec son environnement.

Ce développement est alimenté par trois grandes motivations : la volonté d'innover, la recherche du pouvoir et du profit et la volonté d'améliorer les conditions de vie. L'équilibre entre ces trois motivations varie dans le temps et dans l'espace.

Il faut tenir compte aussi d'une loi, constamment vérifiée dans la vie quotidienne : un nouvel outil sera toujours utilisé de la façon la plus imprévisible, voire la plus nocive, quelque part dans le monde, quelles que soient les règles de son bon usage. Les spécialistes de la sécurité informatique vivent cela au quotidien.

La commission d'éthique de l'Académie des technologies s'attache à développer un questionnement éthique sur les modifications de la vie humaine et de l'environnement entraînées par les nouvelles technologies. Cette identification permet de confronter ces modifications aux valeurs de référence choisies, énoncées dans la déclaration universelle des droits de l'homme, votée par les Nations unies le 10 décembre 1948. Elle peut ainsi émettre, lorsque nécessaire, des recommandations, voire des alertes.

Ces recommandations évitent le plus possible de formuler des « interdictions » tant celles-ci se révèlent en général inefficaces. Elles

incitent plutôt à encourager la recherche technologique vers le développement des processus de sécurisation et à orienter la société vers la définition des règles de bon usage qui doivent accompagner la mise à disposition de nouveaux outils. La réflexion éthique peut devenir ainsi un moteur puissant pour l'innovation comme l'illustrent en permanence les recherches destinées à améliorer, entre autres, la sécurité automobile, celle des médicaments, ou celle des communications interpersonnelles, en particulier sur Internet.

Dans ce cadre, la commission d'éthique de l'Académie des technologies a centré, ici, sa réflexion sur la technologie dite des « *Big Data* » et nous en présentons la synthèse.

Le contrôle des systèmes d'information a toujours été un enjeu de pouvoir capital pour le meilleur et pour le pire. La possibilité de collecter, de traiter, de colliger et de mettre à disposition un très grand nombre de données dans tous les domaines, pose des questions éthiques majeures, en particulier de bon usage et de sécurité.

LA COLLECTE ET LE STOCKAGE

La collecte des données individuelles

Cette collecte se fait dans deux contextes très différents :

1/ Les grandes études épidémiologiques ou les grandes enquêtes d'opinion. Le but est d'étudier une population sans impact direct sur les individus participants. La recommandation éthique est alors de trouver une technique d'anonymisation efficace.

2/ La collecte des données individuelles avec conséquences, après analyse, pour l'individu qui les a fournies. On se trouve alors devant la nécessité éthique d'un accord préalable. Cet accord doit préciser l'utilisation qui sera faite de ces données et en expliciter les conséquences éventuelles pour l'individu émetteur. Ce consentement ne peut être éclairé que s'il est donné spécifiquement pour une utilisation claire : santé, finance, loisirs, géolocalisation, alimentation, réseaux sociaux... il en résulte la recommandation éthique de contrôler la fusion des informations concernant ces différents types d'activités. Cette fusion augmente considérablement la valeur des informations collectées, mais rend de plus en plus illusoire tout consentement éclairé, d'où l'importance d'une régulation.

La propriété des informations collectées

Ces informations ne sont que des matières premières dont la valeur commerciale ou scientifique dépend de la qualité du traitement qui leur est appliqué. Ainsi, collectées dans un but, elles peuvent être revendues et utilisées dans un autre but. Un système de traçabilité *a priori* et *a posteriori* est donc recommandé, là encore pour éclairer le choix initial.

Les droits de ceux qui sont concernés par ces informations : droit au secret, droit à la rectification, droit à l'oubli

Pour rendre possible l'exercice de ce droit il est recommandé de mettre en place une technologie permettant la consultation facile, par chaque individu, de toutes les données le concernant. Il faut ensuite mettre à sa disposition les moyens technologiques lui permettant d'exercer aisément ce droit au secret, à la rectification ou à l'oubli.

LE TRAITEMENT

La première étape du traitement des données : le contrôle de leur exactitude.

Qui dit information dit aussitôt désinformation. Là encore une recherche technologique et un comportement éthique sont essentiels. La recherche est très active et repose en particulier sur des contrôles de cohérence et de vraisemblance. Un des problèmes majeurs est que véracité n'est pas uniquement exactitude et que l'omission d'une donnée peut faire basculer toute l'analyse.

La seconde étape : s'interroger sur le contrôle de la qualité et de la pertinence des algorithmes utilisés.

Le choix des algorithmes d'analyse conditionne la robustesse des résultats. Le plus souvent, les utilisateurs du résultat des analyses n'ont pas la compétence leur permettant d'évaluer la pertinence des algorithmes utilisés pour les obtenir. Cela est vrai dans de très nombreux domaines sans oublier la biologie où le chercheur utilise souvent des automates dont il ne connaît pas les réglages. Cela met en lumière le problème de la confiance accordée aux résultats du traitement de données par algorithmes (qu'ils soient classiques ou fruit de « l'IA »). Une approche statistique rustique, ne se préoccupant que de la partie centrale de la courbe de Gauss², peut être suffisante dans le cadre d'une démarche de publicité, par exemple. Par contre, lorsqu'il faut faire face à des événements rares, comme une catastrophe climatique, ou unique, comme l'adaptation d'un traitement à un malade, les enjeux sont majeurs et ce sont les extrémités de la courbe de Gauss dont il faut tenir compte. Les algorithmes adaptés sont très différents et leur mauvais usage pourra avoir des conséquences graves.

2 Ou de toute autre loi statistique pertinente...

La recommandation est de ne jamais appliquer des résultats obtenus par une approche statistique, comme celle de certains algorithmes, par exemple, à une situation individuelle ou exceptionnelle, sans passer par un expert capable de traduire en bénéfice individuel des informations issues de l'étude de populations.

Cela paraît relativement facile lorsqu'il s'agit d'algorithmes simples, mais devient de plus en plus difficile au fur et à mesure qu'il s'agit d'algorithmes de complexité croissante et, en particulier, de ceux utilisés en intelligence artificielle. Cela devient même impossible avec les programmes qui se reconfigurent eux-mêmes.

La troisième étape : s'interroger sur le traitement des données collectées par les techniques d'intelligence artificielle.

La complexité croissante des systèmes d'intelligence artificielle et, en particulier, le développement de capacités d'apprentissage, leur donne une autonomie de plus en plus importante. On passe de l'automatisme à l'autonomie. Se pose alors la question éthique de la finalité de leur programmation, bien sûr, mais, de plus en plus, de leur contrôle et de la responsabilité des actions entreprises. Une recommandation simple pourrait être celle du « bouton rouge » permettant l'arrêt d'urgence. Malheureusement, dès que plusieurs systèmes d'intelligence artificielle sont connectés, l'arrêt brutal de l'un d'entre eux peut avoir des conséquences collatérales difficiles à prévoir et potentiellement graves. L'homme contrôle la machine, mais la machine contrôle également l'homme et une recherche éthique et technologique est capitale pour gérer ces interactions. La recommandation est que l'homme ne perde jamais le contrôle³ et donc la responsabilité.

3 Au sens large : compréhension du fonctionnement, possibilité d'interagir avec lui.

L'UTILISATION DES RÉSULTATS

L'utilisation des résultats obtenus par la technologie des *Big Data* présente des enjeux éthiques importants :

Répartir équitablement les bénéfices de l'analyse des données

Pour les uns le bénéfice de l'analyse des données doit revenir en premier lieu à ceux qui sont à l'origine de ces données, à l'origine de la matière première. Pour d'autres le bénéfice principal de l'analyse des données doit revenir à ceux qui les ont achetées pour les traiter. Si l'on se réfère à la déclaration universelle des droits de l'homme, le bénéficiaire prioritaire est celui qui fournit les informations. La tentation d'une confiscation des profits du *Big Data* est permanente. Un processus de vigilance doit être mis en place.

Répartir équitablement les bénéfices de l'utilisation des données

La question est cruciale comme le montrent les quelques exemples ci-après.

- Dans l'agriculture, la collecte de données massives permet à certaines industries semencières d'acquérir une vision détaillée de la production agricole mondiale. Cela peut aboutir à des situations de dominance et parfois de monopole et pourrait même entraîner certaines pertes de souveraineté au niveau des États. Les agriculteurs qui bénéficieront d'outils d'aide à la décision très efficaces délivrés par ces firmes, sous réserve de pouvoir faire les investissements nécessaires, gagneront ainsi en précision et en efficacité au risque de glisser vers une agriculture pilotée à distance faisant du cultivateur un simple exécutant. Ceci sera vraisemblablement accompagné d'une accélération de la diminution de leur nombre et de l'augmentation de la surface moyenne des exploitations.

- Grâce à l'exploitation des *Big Data* la médecine sera de plus en plus efficace dans les domaines de la prévention, du diagnostic et dans certains aspects de l'ajustement thérapeutique (médecine dite de « précision »). Mais le risque est de considérer que les conclusions issues des analyses statistiques ou des algorithmes de traitement des données, puissent être appliquées directement à un individu, par définition unique et différent. La médecine de précision ne peut être confondue avec une médecine personnalisée. Il persistera toujours d'une part une médecine « scientifique » basée sur l'analyse statistique de populations et d'autre part l'art de soigner qui est l'art d'appliquer ces connaissances à ce patient unique et différent. Cependant la tentation est très grande, pour des raisons réglementaires, économiques et juridiques, de se réfugier derrière les algorithmes de la médecine « scientifique » et les recommandations de plus en plus contraignantes qu'ils génèrent, et d'oublier le malade. Comme pour beaucoup d'autres secteurs d'activité, l'utilisation des *Big Data* dans le domaine de la santé pose de nombreuses questions éthiques, plus particulièrement celles qui ont trait au respect des individus et de leur liberté, mais aussi à la maîtrise technique et économique de ces nouveaux outils, à commencer par la validation des algorithmes d'extraction des données.
- Dans toutes les relations commerciales entre vendeurs et clients, qu'il s'agisse de la banque ou du commerce internet, il est extrêmement tentant d'utiliser les *Big data* au bénéfice du vendeur plus qu'au bénéfice du client qui devient de ce fait, de plus en plus, en situation de dépendance.
- Dans le domaine de la sécurité, le dilemme est particulièrement précis : jusqu'où êtes-vous d'accord pour sacrifier votre vie privée afin d'augmenter votre sécurité ? Il faut noter à ce sujet que la relation entre information et sécurité n'est pas linéaire et qu'une suppression totale de la vie privée ne permettra jamais une sécurité totale.

- Dans le domaine de la finance, les *Big data* sont des outils utiles pour contrôler/dimensionner les risques pris à la fois par les particuliers dans leurs choix de produits d'épargne, par les banques dans leurs activités de marché et par les compagnies d'assurances dans leurs tarifications. Mais les *Big Data* peuvent aussi inciter à pénaliser l'assurance des moins bons risques et alléger celle des meilleurs risques, dénouant ainsi le lien de solidarité et affaiblissant le principe de mutualisation. Ils peuvent encore contribuer à déconnecter les flux financiers de l'économie réelle et transformer des crises ponctuelles et limitées en crises systémiques.
- Toute technologie nouvelle a des conséquences sur le monde du travail et sur l'emploi. Une recommandation éthique majeure serait de toujours étudier et gérer ces répercussions en amont, dès que l'on envisage la mise en place d'une nouvelle technologie, avec une attention toute particulière pour les plus fragiles, c'est-à-dire les moins qualifiés.

On le voit donc, la technologie des *Big Data* modifie déjà et va modifier de plus en plus tous les aspects de notre vie quotidienne, notre façon de communiquer avec nous-même et avec les autres, et même certains aspects de notre façon de penser.

LES RECOMMANDATIONS

Destinées à faire de ces possibilités technologiques un progrès, elles peuvent se résumer en soulignant l'importance de développer de façon très prioritaire des outils de régulation selon les grandes lignes qui suivent.

À chaque individu de rester propriétaire de sa vie privée, chacun évaluant le périmètre de cette dernière comme il le souhaite

Cela implique :

- un accord préalable parfaitement informé sur l'utilisation qui sera faite de ses données et sur les conséquences de cette utilisation sur sa vie personnelle ;
- un contrôle strict de la fusion entre les fichiers d'informations concernant des domaines d'activités différents : santé, finances, loisirs, géolocalisation, etc.
- une traçabilité claire de l'utilisation des données depuis leur collection jusqu'à leur utilisation, seul moyen d'éclairer l'accord préalable ;
- de développer des technologies permettant la consultation facile par chaque individu de toutes les données le concernant afin de permettre l'exercice du droit au secret, du droit à la rectification et du droit à l'oubli.

Le contrôle de la qualité des algorithmes

Cela inclut :

- le contrôle de l'exactitude et de la représentativité des informations traitées ;
- l'adaptation des algorithmes à la finalité de la recherche : simple classification utilisant la partie centrale de la courbe de Gauss, ou pris en compte d'événements exceptionnels ou individuels ;
- l'obligation de ne jamais utiliser les résultats obtenus par une approche statistique, à une situation individuelle ou exceptionnelle, sans passer par un expert capable de traduire en bénéfices/

risques individuels des informations issues de l'analyse de données massives issues d'études de population ;

- le rappel permanent, en particulier pendant la formation des utilisateurs, que la technologie des *Big Data* ne permet que d'observer des corrélations et que corrélation et causalité sont des concepts différents.

La mise en place de systèmes de vigilance sur l'utilisation éthique des résultats obtenus par la technologie des *Big Data*.

Cela concerne en particulier :

- la tentation de confiscation de ces résultats au profit des plus puissants et des plus riches ;
- le risque de favoriser, comme on l'observe déjà, des situations de monopole mondial échappant donc à la régulation des États, aboutissant à une confiscation des biens au profit de quelques-uns ;
- le risque que la collecte et le traitement des données ne bénéficient pas d'abord à ceux qui en sont l'origine. Ceci est particulièrement important dans les domaines de la finance, de la santé et de l'agriculture ;
- l'impact des *Big Data* et de l'intelligence artificielle sur le monde du travail. Il est essentiel, comme dans tous les domaines d'utilisation des technologies de l'information et de la communication, d'anticiper et de gérer les modifications de la répartition des tâches qui en résulteront et de mettre en place, en amont, les stratégies qui permettront d'éviter toute instrumentalisation des hommes.

Le contrôle de l'autonomie des outils utilisant l'intelligence artificielle

- Le recours aux *Big Data* et à l'IA ne doit pas porter atteinte au principe fondamental de responsabilité et il doit donc toujours être possible de déterminer quel est l'humain qui est, au final, responsable de l'impact direct ou indirect de ces outils sur d'autres humains.

De nombreuses structures de régulation existent déjà, au premier rang desquelles, en ce qui concerne la France, la Cnil⁴, pour faire face à ces considérations éthiques importantes. Il serait très utile de les coordonner et de réunir les efforts au sein d'un réseau national, favorisant les interactions entre les comités d'éthique autour des questions posées par toutes les technologies et pas seulement celles impliquées dans le développement des sciences du vivant. Ce réseau devrait avoir la possibilité, en plus de ses fonctions de conseil et de régulation, de souligner les domaines où des innovations technologiques sont nécessaires pour répondre aux problèmes éthiques posés par les technologies.

On n'oubliera pas le fait que les entreprises motrices en matière de Big Data et les réseaux d'informations sont mondiaux et que, en conséquence, les organismes nationaux de réflexion et de régulation doivent impérativement se coordonner et faire dans toute la mesure du possible front commun.

4 Commission nationale de l'informatique et des libertés.

1

« Données massives » et « apprentissage en profondeur »

Gérard SABAH

DESCRIPTION DES POSSIBILITÉS OFFERTES PAR LA TECHNOLOGIE

Le syntagme *données massives* ou *Big Data*⁵ concerne la façon dont les machines gèrent actuellement les très grosses masses de données et en retirent de nouvelles connaissances. Le terme « Apprentissage en profondeur » ou *deep learning* se réfère aux mécanismes d'apprentissage des machines par *réseau de neurones* (voir plus loin la description rapide de ces techniques) et au nombre important de niveaux internes (dits aussi cachés) de ces réseaux. Ces approches s'éloignent fortement des pratiques informatiques classiques partant d'une modélisation ou de l'explicitation d'une logique ou d'une formulation mathématique.

Nous montrons dans ce chapitre comment ces données, qui deviennent gigantesques, sont traitées automatiquement en machine grâce aux évolutions de cette technique de réseaux, leur permettant de surpasser les techniques de l'intelligence artificielle classique.

5 La DGLFLF (Délégation générale à la langue française et aux langues de France) suggère également *mégadonnées*.

*Caractéristiques des données massives (Big Data)*⁶

Chaque jour, 2,5 trillions d'octets de données (soit $2,5 \cdot 10^{18}$) sont produits avec une accélération telle que 90 % des données actuellement collectées dans le monde ont été créées au cours des deux dernières années seulement. Ces données proviennent de capteurs utilisés pour collecter les informations climatiques, de messages sur les sites de médias sociaux, d'images numériques, de textes et de vidéos publiés en ligne, d'enregistrements transactionnels d'achats en ligne, de signaux GPS de téléphones mobiles, d'objets connectés, etc.

Il s'agit alors de stocker en machine, de retrouver et d'analyser ces données, mécanismes caractérisés par la règle dite des 3V : un Volume de données important à traiter, une grande Variété d'informations (structurées ou non structurées), et un certain niveau de Vélocité dans la création, la collecte et le partage de ces données. La Véracité (permettant aux décideurs de faire confiance aux données sur lesquelles ils se fondent pour prendre leurs décisions) est parfois ajoutée. Établir la confiance dans les données massives représente un défi d'autant plus important que la variété et le nombre de sources augmentent.

Pour optimiser les temps de traitement sur des bases de données géantes, plusieurs solutions peuvent être considérées :

- mettre en place des systèmes de stockage plus efficaces permettant, par exemple, les redondances indispensables aux calculs massivement parallèles⁷ (par exemple, en améliorant le traditionnel SQL⁸ [les spécialistes pourront se référer à NoSQL (No uniquely SQL), comme dans MongoDB, Cassandra ou Redis]) ;

6 Pour plus de détails sur les données massives, en particulier les possibilités et les risques qu'elles induisent, on pourra consulter la communication à l'Académie des technologies de la Commission TIC (dont Yves CASEAU est le président) : « *Big Data : un changement de paradigme peut en cacher un autre* ».

7 Ce terme désigne l'utilisation d'un grand nombre (de quelques centaines à plusieurs dizaines de milliers, selon les architectures) de processeurs (ou d'ordinateurs) distincts permettant d'effectuer simultanément un ensemble de calculs complémentaires qui sont intégrés ensuite pour fournir un résultat final.

8 Structured query language.

- disposer d'infrastructures de serveurs pour distribuer les traitements sur des dizaines, des centaines, voire des milliers de nœuds, autorisant ces traitements massivement parallèles (par exemple, la structure logicielle Hadoop) ;
- stocker les données en mémoire vive (*Memtables*), permettant d'accélérer les temps de traitement des requêtes.

Ce n'est donc pas seulement la taille immense des données qui caractérise les données massives, mais les traitements qu'elles subissent et qui permettent de les articuler à d'autres données. Elles sont ainsi fondamentalement liées aux réseaux. Leur valeur vient du fait que l'on peut connecter entre elles des données à propos d'un individu, à d'autres individus ou à des groupes.

Principes de fonctionnement des réseaux neuronaux

À l'origine, un réseau de neurones artificiels s'inspire (de façon assez rudimentaire⁹) du fonctionnement des neurones biologiques¹⁰. Par exemple, un neurone reçoit des valeurs issues d'autres neurones, en fait la somme puis compare le résultat à une valeur seuil, et répond en émettant un signal si cette somme est supérieure à ce seuil. On montre qu'un ensemble de tels neurones formels peut théoriquement réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes ; en particulier, ils peuvent effectuer rapidement des classifications et apprendre à les améliorer.

Le perceptron (Rosenblatt 1957)¹¹ est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience, même lorsque les données d'appren-

9 Par rapport à la biologie, ce modèle ne tient pas compte du fait qu'il existe beaucoup de types de neurones différents, comme de neurotransmetteurs ; il ignore également le rôle des cellules gliales ainsi que nombre de mécanismes mis en évidence par les neurobiologistes.

10 Warren McCulloch et Walter Pitts publièrent en 1943 un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel : A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity 1943, *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5:115- 133

11 In *Psychological review* Vol. 5 N°6 1958

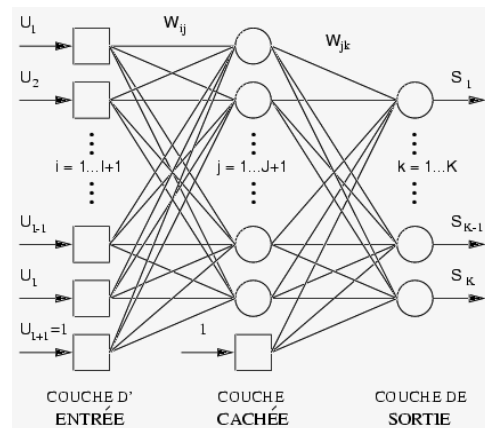
tissage contiennent quelques erreurs (ce qui est original par rapport à un système d'apprentissage formel de l'époque). Néanmoins, comme il ne comportait que deux niveaux (des entrées et une seule sortie), il était incapable de traiter des problèmes non linéaires ou de connexité (Minsky et Papert 1969). La recherche sur les réseaux de neurones perdit alors une grande partie de ses financements publics, et le secteur industriel s'en détourna aussi.

Dans les années quatre-vingt, à cause des déceptions de l'IA classique (systèmes experts), la recherche sur les réseaux fut relancée et l'industrie reprit quelque intérêt pour les réseaux de neurones grâce à Hopfield et son nouveau modèle de réseau de neurones complètement récurrent (bien qu'il souffrît de la même impossibilité de traiter les problèmes non linéaires), puis à Rumelhart et LeCun qui introduisirent (indépendamment) le perceptron multicouches dont la notion (capacité ?) de rétropropagation permet de traiter avec succès des phénomènes non linéaires.

Plus généralement, un réseau de neurones artificiels est constitué d'un ensemble d'entités interconnectées, chacune ayant des entrées et des sorties (valeurs numériques).

Le comportement d'un neurone dépend de la somme de ses valeurs d'entrée (éventuellement pondérées par un poids synaptique, permettant de donner plus ou moins d'importance à ces entrées). Si la somme résultante dépasse un certain seuil (fonction de seuillage), la sortie prendra alors une valeur

positive (on dit alors que le neurone se déclenche), sinon elle restera nulle. Un réseau peut comporter plusieurs couches de neurones : une couche d'entrée (les données), une de sortie (les résultats), et une ou



plusieurs couches intermédiaires, avec ou sans boucles. C'est l'introduction de ces nombreuses couches intermédiaires (voir alinéa deep learning plus avant) qui permet actuellement aux machines d'arriver à des résultats étonnants en termes de reconnaissance et de classification des données. La fonction de prise en compte des entrées, comme la fonction de calcul de la valeur de sortie (fonction de transfert) peut également être plus complexe.

Les types de réseau de neurones se distinguent principalement par plusieurs paramètres dont les principaux sont :

- la topologie des connexions entre les neurones ;
- la fonction d'agrégation utilisée (prise en compte des entrées) ;
- la fonction de seuillage utilisée (possibilité de sortie) ;
- l'algorithme d'apprentissage (évolution des paramètres) ;

Le principe de fonctionnement consiste, dans une première phase (apprentissage), à présenter aux neurones d'entrée les valeurs correspondant à de nombreux exemples et aux neurones de sortie les valeurs respectives des résultats souhaités. Les règles d'apprentissage (permettant de faire évoluer les différents paramètres du réseau) miment la plasticité synaptique des réseaux biologiques. Ces paramètres déterminent l'évolution du réseau en fonction de ses informations d'entrée. Il faut choisir un mécanisme permettant de les calculer et de les faire converger si possible vers une valeur assurant une classification aussi proche que possible de l'optimale, c'est-à-dire telle que les correspondances entre les entrées et les sorties soient les meilleures possible.

Après un nombre statistiquement pertinent d'exemples traités, l'apprentissage est terminé et le réseau peut être utilisé, dans une seconde phase, pour la reconnaissance. Comme il produit toujours une sortie, même pour des entrées non rencontrées auparavant, il a une capacité de généralisation.

Les réseaux de neurones connaissent un essor considérable et ils ont fait partie des premiers systèmes à bénéficier de l'éclairage de la

théorie de la « régularisation statistique » introduite par Vladimir Vapnik en Union soviétique et popularisée en Occident depuis la chute du mur de Berlin. Cette théorie, l'une des plus importantes du domaine des statistiques, permet d'anticiper, d'étudier et de réguler les phénomènes liés au surapprentissage. On peut ainsi gérer un système d'apprentissage pour qu'il arbitre au mieux entre une modélisation pauvre (exemple : la moyenne) et une modélisation trop riche qui serait optimisée de façon illusoire sur un nombre d'exemples trop petit, et serait inopérante sur des exemples non encore appris.

Les méthodes traditionnelles de résolution informatique demandent la construction a priori d'un programme pas à pas en fonction de la compréhension du problème à résoudre ; à l'opposé, l'utilisation de ces réseaux permet de laisser le programme se configurer seul petit à petit par l'apprentissage.

Apprentissage en profondeur

L'apprentissage en profondeur (*deep learning*) introduit une multitude de couches internes, ce qui autorise l'émergence de concepts intermédiaires pertinents pour la reconnaissance et permet d'opérer rapidement des classifications et d'apprendre à les améliorer. Leur développement et leur mise en œuvre sont dus à l'augmentation des puissances de calcul et à l'utilisation des microprocesseurs massivement parallèles des cartes graphiques.

À chaque étape — il peut y avoir une vingtaine de couches —, le réseau de neurones approfondit sa compréhension des données initiales avec des concepts de plus en plus précis. Pour reconnaître une personne, par exemple, la machine décompose l'image : d'abord le visage, les cheveux, la bouche, puis elle ira vers des propriétés de plus en plus fines, comme le grain de beauté. Avec les méthodes traditionnelles, la machine se contente de comparer les pixels. L'apprentissage en profondeur permet un apprentissage sur des caractéristiques plus abstraites que des

valeurs de pixels, qu'elle va elle-même construire ; « l'espoir est que plus on augmente le nombre de couches, plus les réseaux de neurones apprennent des choses compliquées, abstraites, qui correspondent plus à la manière dont un humain raisonne ». Ces différents niveaux correspondent à différents niveaux d'abstraction des données.

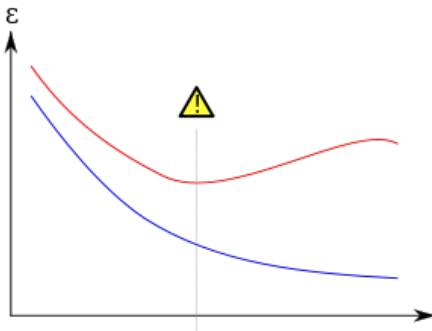
Il a fallu attendre 2012 avec l'émergence d'une nouvelle génération de puces graphiques (GPU) et l'accès à davantage de données de masse pour que ces techniques obtiennent des résultats encourageants.

On trouve maintenant un million de neurones et 256 millions de synapses sur une telle puce. C'est IBM qui a réalisé cette puce TrueNorth de 5,4 milliards de transistors en 2014, dans le cadre du projet Synapse financé par la DARPA (l'agence de recherches avancées de la défense américaine). Conçue entre autres choses pour la détection et l'identification d'objets dans une image, cette puce a aussi l'avantage d'une très faible consommation — ce qui est un point fort des architectures « neuromorphiques ». IBM travaille à interconnecter ses puces TrueNorth, afin d'en assembler 4096 (le résultat actuel est de l'ordre d'une cinquantaine — ce qui correspond au cerveau d'un rongeur !) pour obtenir un ordinateur de 4 milliards de neurones et 1 000 milliards de synapses... Qui consommera seulement 4 kW !

Microsoft a récemment gagné une compétition entre machines reconnaissant des images avec un réseau à 152 couches !

En Europe également, des équipes de l'université de Manchester et de l'université d'Heidelberg travaillent sur des ordinateurs à architectures neuromorphiques dans le cadre du projet européen Human Brain, axé sur l'élucidation du fonctionnement du cerveau humain.

Il n'en reste pas moins (mais cela a toujours été le problème des techniques d'apprentissage en général et aussi des réseaux) que la réussite reste moins bonne sur des données nouvelles (en rouge dans le schéma ci-contre [*nombre d'itérations en abscisse, erreurs en ordonnée*]) que sur les données d'apprentissage (en bleu).



C'est le problème général de la *validation* de ces travaux. Un « surapprentissage » peut se produire lorsque le nombre d'exemples donnés est inadéquat à la structure prévue (par exemple si le réseau résultant est trop bien adapté à l'ensemble

d'apprentissage, il perd ses capacités de généralisation]. La méthode utilisée pour tenter de valider (empiriquement) l'apprentissage consiste à diviser les données en deux sous-ensembles : l'ensemble sur lequel on réalise l'apprentissage et l'ensemble de validation. L'ensemble de validation, non utilisé pour l'apprentissage, permet de vérifier la pertinence du réseau avec des échantillons qu'il n'a jamais rencontrés. On a un surapprentissage lorsque l'erreur du réseau sur l'ensemble d'apprentissage diminue alors que l'erreur sur la validation augmente. Cela signifie que le réseau continue à améliorer ses performances sur les échantillons d'apprentissage, mais perd ses capacités de généralisation sur ceux de l'ensemble de validation. Il convient alors d'arrêter l'apprentissage dès que l'on observe une telle divergence.

Applications actuelles

Dans le cadre du projet sur l'apprentissage en profondeur, Google a créé un réseau de neurones qui a été capable de reconnaître la tête d'un chat et le visage d'un humain. Le réseau qui comprend 1 000 ordinateurs et 16 000 processeurs a analysé au hasard des millions de vidéos de YouTube. Au bout de trois jours d'entraînement intensif, le système a pu reconnaître par lui-même ce qu'est un chat¹², ainsi que le visage d'une

¹² En fait, on ne peut pas dire que le système « reconnaît un chat » au sens où les êtres humains l'entendent : il met dans une même classe un ensemble d'images que nous reconnaissons comme étant des chats...

personne avec un taux de réussite de 70 %. À noter également, *Deepdream* utilisé en génération d'images (une première approche de la création ?).

Le réseau social Facebook, qui contient 250 milliards de photos, a développé en 2014, *DeepFace*, un réseau de neurones capable de reconnaître si deux photos contiennent le visage d'une même personne avec un taux de réussite de 97,25 %, même si elle est de profil ou si les conditions d'éclairage sont mauvaises ; il s'agit seulement d'une vérification (deux images contiennent le même visage) et non pas d'une reconnaissance (affecter un nom à un visage). Selon Facebook, les hommes répondent correctement dans 97,53 % des cas. *DeepFace* met en œuvre des algorithmes d'apprentissage en profondeur avec un réseau de neurones à 9 couches et 120 millions de connexions ; la phase d'apprentissage de ces algorithmes à été faites à partir de données contenant 4 millions d'images de visages et environ 4 000 personnes étaient représentées deux fois ou plus dans ces données. Pour l'instant, ce réseau conserve un statut de projet de recherche.

Skype Translator de Microsoft lancé en version préalable au mois de décembre 2014, est un système de traduction à la volée de conversations. L'application traduit les appels audio et vidéo quasiment en temps réel dans six langues : anglais, espagnol, français, allemand, italien, et mandarin. Pour les messages écrits, *Skype Translator* prend en charge cinquante langues.

Outre les applications grand public précitées, il existe de nombreux systèmes fondés en partie sur l'apprentissage en profondeur. Le fabricant NVIDIA s'est recentré sur l'automobile, pour lequel il fournit des outils d'aide à la conduite assistée et autonome. NVIDIA Drive permet la conception d'interfaces 3D pour l'automobile, il peut reconstituer l'environnement en trois dimensions et reconnaître des objets (panneaux, feux de signalisation, mais aussi véhicules) par le biais de caméras (jusqu'à 12) . Ce dispositif sera potentiellement exploité par de nombreux constructeurs.

Détecter des cellules cancéreuses ou un risque de cécité, voici d'autres capacités qu'autorise l'apprentissage en profondeur. *DreamQuark* est une start-up française qui exploite cette technologie pour proposer des applications dans le domaine de la santé. Grâce aux technologies de l'apprentissage en profondeur, la start-up a développé pour les ophtalmologistes un programme capable de détecter les cellules défaillantes sur des photographies en haute définition de rétines (risques de rétinopathie chez leurs patients diabétiques).

LES VALEURS ÉTHIQUES MISES EN JEU

Les points ci-dessous sont généraux, mais s'appliquent à tous les cas concrets d'utilisation parce que l'apprentissage est à la base de tous ces mécanismes. Ils seront détaillés dans les chapitres qui suivent.

Anonymisation ; identification d'un internaute

Des techniques d'anonymisation sont parfois proposées pour garantir le respect de la vie privée, mais elles ne sont pas totalement fiables, en particulier parce que les techniques mêmes des données massives sont suffisamment efficaces pour permettre parfois (souvent?) de retrouver de quels individus il s'agit. Une question est : sera-t-il possible de préciser les limites d'utilisation de ces techniques afin qu'elles permettent une anonymisation infaillible ?

Ces données sont généralement recueillies sur un ordinateur, une tablette ou un smartphone connecté à internet par une adresse IP (*internet Protocol*). Selon la loi, il s'agit d'une donnée personnelle qui n'est donc pas librement disponible. Toutefois, des sites privés proposent de localiser le titulaire d'une adresse IP et d'indiquer le fournisseur d'accès, mais, en principe, sans révéler le nom de l'internaute. Le fournisseur d'accès,

lui, est capable de révéler ce nom et doit le faire (au moins à certaines autorités) dans certains cas seulement : pour lutter contre des infractions, pour réprimer la diffamation ou pour combattre des contrefaçons. Cependant, si on découvre ainsi la machine et le lieu où elle est, il reste un doute sur l'utilisateur lui-même (par exemple pour un ordinateur familial).

Ainsi, pour certaines autorités, identifier un utilisateur à partir de son adresse IP est théoriquement possible, mais, hors des cas répertoriés, cela reste illégal (ce qui n'implique pas que cela n'arrive jamais...).

Comment protéger la vie privée ?

Certaines valeurs doivent être garanties, comme, par exemple, le droit à l'oubli et le droit de regard sur ce qui est fait des informations collectées ; des processus d'autorisation préalable à la collection d'informations personnelles sont nécessaires pour ce faire. Il faut aussi que les individus soient conscients du fait qu'une information, même insignifiante seule, peut aboutir à des informations que l'on souhaiterait garder cachées. C'est un risque majeur de tromperie liée à l'efficacité même de cette technologie et à l'opacité des algorithmes utilisés.

Quelques interrogations de nature éthique se posent dans ce cadre :

- les individus savent-ils exactement quelles sont les informations collectées sur eux et sont-ils d'accord ? Connaissent-ils les mécanismes de conservation et de disparition de ces informations ? Peuvent-ils les contrôler ? Les tendances déduites de ces informations sont-elles des pensées réelles des consommateurs ou ne sont-elles que des effets de mode ?
- ceux qui récoltent les données, ceux qui les analysent et ceux qui les interprètent ne sont pas les mêmes, les connaissances déduites ne sont pas accessibles à l'utilisateur qui n'a aucun contrôle sur leur utilisation, et qui devrait savoir, de plus, qu'elles ne sont que des corrélations et ne représentent généralement aucune causalité. Afin

de garantir la vie privée, comment pourra-t-on définir celles qu'il sera raisonnable de déduire opposées à celles qui seront « interdites » (et comment pourra-t-on faire respecter de telles contraintes) ?

Aspects commerciaux (apprentissage des préférences des utilisateurs)

La technologie des données massives modifie profondément la dynamique de la relation commerciale classique : alors que celle-ci venait d'une demande de l'individu, elle vient maintenant d'une proposition du vendeur qui, grâce aux informations recueillies, a pu anticiper les centres d'intérêt de l'acheteur potentiel. Ainsi, du point de vue de l'entreprise, apprendre à connaître les besoins, les envies et les centres d'intérêt du client permet de le satisfaire au mieux en s'adaptant à lui au plus près. Le mécanisme d'adaptation de l'utilisateur évolue en conséquence, et un des risques de cette évolution est de ne fournir à l'individu que les informations censées l'intéresser, le reste lui étant occulté, il ignorera alors des inattendus qui pourraient l'intéresser également. Un autre risque est de lui fabriquer artificiellement des besoins afin de lui vendre surtout ce qui intéresse l'entreprise.

En outre, ce sont des sociétés de services ou de grands opérateurs informatiques qui produisent et détiennent les algorithmes d'exploitation des données massives. Alors que la concurrence se fondait sur des différences de compétences ou d'engagements personnels, la différence de compétitivité entre entreprises est maintenant liée à leur possibilité d'accéder ou non, pour des raisons financières, aux services d'exploitation des données massives.

Toutefois, le nombre d'entreprises qui travaillent sur ce thème et ont accès à ces technologies augmente. Il faudrait faire en sorte que ce nombre augmente encore plus vite et que cette forme de fracture numérique disparaisse.

Société et relations homme-machine

L'application de l'apprentissage profond aux données massives permet de progresser rapidement dans le traitement de tâches complexes telles que les systèmes de surveillance de comportements frauduleux liés à la carte bancaire, le diagnostic médical, la recherche pharmaceutique, la gestion des réseaux électriques, le trading haute fréquence ou la détection de menaces de cybersécurité. Intégrées à des robots, ces techniques pourraient s'incarner pour devenir mobiles et travailler parmi nous dans les services, les transports ou le médical.

L'apprentissage en profondeur représente un changement de paradigme dans les relations que nous entretenons avec les machines parce qu'il en résulte parfois un comportement surprenant ou imprévisible. En outre, nous allons vivre progressivement en étant de plus en plus entourés de robots qui apprendront à nous connaître de mieux en mieux et seront patients, tolérants et attentionnés.

Les pertes d'emplois induites par la robotisation peuvent être compensées par la création de nouveaux métiers liés à la robotique (entretien, service, formation), ou même indépendants de celle-ci, comme les métiers de proximité où le contact humain est la véritable valeur ajoutée et ne pourrait que très partiellement être accomplis par des robots (activités artistiques, culturelles, et selon les réactions des personnes concernées, aide aux personnes seules, aux enfants, etc.).

Il faudra, bien entendu, dans ces cas analyser les évolutions de la société que cela nécessitera.

QUELS SONT LES POINTS DE VEILLE ÉTHIQUE ?

Malgré ses nombreux avantages, cette technologie peut également présenter des risques inhérents ou des possibilités de mauvais usage, qu'il convient donc de suivre de près.

Des problèmes liés à la vie privée peuvent être les conséquences de bienfaits évoqués dans les paragraphes précédents :

- l'amélioration du système de santé, avec le risque de ne pas respecter la vie privée pour des raisons économiques ;
- l'amélioration de la performance des techniques de prévention de la délinquance et de la lutte antiterroriste avec une plus ou moins grande disparition de la vie privée de tous les citoyens ;
- la modification de la politique et de l'exercice du pouvoir (public et privé) avec le risque d'augmentation excessive du pouvoir de ceux qui détiennent l'information et les algorithmes d'analyse.

L'imprévisibilité des machines fonctionnant sur la base de l'apprentissage profond issu des données massives induit une perte de contrôle humain. Si ne pas garder le contrôle d'une machine dans un contexte comme le jeu de Go n'est finalement pas très important, la victoire d'*AlphaGo* contre un des meilleurs joueurs au monde prouve cependant l'urgence d'aborder les questions éthiques et de gouvernance qui découlent de ce succès (*AlphaGo* s'est entraînée contre elle-même, apprenant seule à partir de ses propres erreurs et progressant au fil du temps). L'autonomie des machines est donc à mettre en balance avec le contrôle que l'on veut conserver sur elles...

Par exemple, quel genre de contrôle devrions-nous abandonner aux voitures autonomes ou aux diagnostics artificiels ? Il est établi maintenant que de telles automobiles permettraient de diminuer (ou même d'annuler, comme le vise Volvo par exemple) le nombre des accidents. D'un autre côté, la détermination des responsabilités risque de devenir beaucoup plus difficile. Les derniers résultats de l'apprentissage automatique montrent que, pour que ces techniques fonctionnent mieux, il est préférable que nous ne les contrôlions pas trop. Faut-il soutenir ou

abandonner le développement de certains types d'intelligence artificielle qui demanderaient une perte de contrôle humain trop importante ? Ces techniques visent-elles à augmenter l'intelligence humaine ou à la dépasser et la contrôler ?

Autre exemple, les logiciels de reconnaissance de visage, dont on affirmait qu'ils augmenteraient la sécurité de la population sont sujets à nombre de contraintes. S'ils permettent de reconnaître tous ceux dont les images figurent sur les réseaux sociaux, des raisons légales mettent souvent les individus fichés hors d'atteinte : les législations de divers pays s'opposent à l'utilisation d'applications de surveillance et de lutte contre le terrorisme (si le terroriste n'a pas eu l'idée aberrante de mettre sa photo sur Facebook !).

Et on peut se demander si la technologie considérée renforce ou affaiblit divers principes généraux, comme l'autonomie (Liberté), la justice (Égalité), la responsabilité (Fraternité), la robustesse (Capacité d'adaptation) et la résilience (capacité de faire face à l'imprévu). Quelles mesures permettraient de comparer les aspects positifs et les aspects négatifs et à quel niveau se situe le contrôle du bon usage de cette technologie ? Au niveau du citoyen, des pouvoirs locaux, de l'État ou au niveau mondial ?

Des organisations comme l'initiative *Open Roboethics* et la *Foundation for Responsible Robotics* ont été créées pour tenter de répondre à ces questions. Elles rassemblent quelques-uns parmi les meilleurs experts mondiaux en éthique, science sociale, législation, technologie pour apporter des réponses aux questions que soulèvent la robotique et l'intelligence artificielle.

POUR ALLER PLUS LOIN...

À propos des réseaux de neurones

François Blayo et Michel Verleysen, *Les réseaux de neurones artificiels*, Presses Universitaires de France, Que Sais-je No 3042, 1re édition, 1996

Jean-Paul Haton, *Modèles connexionnistes pour l'intelligence artificielle*, 1989.

À propos de l'apprentissage profond

Yoshua Bengio, Ian J. Goodfellow et Aaron Courville, *Deep Learning*, MIT Press, 2015 [accessible en ligne].

Schmidhuber, J. (2015). Deep learning in neural networks : An overview [archive]. *Neural Networks*, 61, 85-117.

À propos des données massives

Pierre Delort, *Le Big Data*, « Que sais-je ? » Paris, Presses Universitaires de France, 2015, 128 p. (ISBN 978-2-13-065211-3, accessible lire en ligne)

« The *Big Data* révolution », *Le journal, CNRS*, no 28, 1^{er} janvier 2013 (<https://cn.ambafrance.org/CNRS-international-magazine-No-28-January-2013-The-Big-Data-Revolution>)

Sur les questions que posent l'apprentissage profond et les données massives
<< *Big Data* >> : opportunité ou danger ? Documentaire d'Arte sur le *Big Data*
diffusé le 16 février 2016. Visible sur You Tube : <https://www.youtube.com/watch?v=5mmQeb8mXVk>

Webb, M., & Caron, C. (2015). Les nouveaux habits de Big Brother. *Relations*, (776), 14-17.

Maxime Ouellet, André Mondoux, Marc Ménard, Maude Bonenfant et Fabien Richert, << *Big Data* >>, *gouvernance et surveillance*, Montréal, Université du Québec, 2014, 65 p. (ISBN 978-2-920752-11-5, lire en ligne)

2

Du désir d'extimité à la liberté surveillée des algorithmes

Serge TISSERON

Le concept de vie privée, qui nous paraît aujourd'hui fondateur de la liberté reconnue à chacun, est en réalité une invention récente. Il est en effet inséparable de formes de société dans lesquelles c'est le « moi », ou si on préfère l'individu, qui prédomine, par rapport à d'autres dans lesquelles c'est le « nous ». Mais en même temps, ce concept n'aurait pas été inventé s'il ne correspondait pas à une aspiration fondamentale de l'humain. Car la vie privée n'est pas seulement un précieux espace d'expériences protégées du regard et des jugements d'autrui. Elle est aussi, à travers la catégorie de l'intime, la condition de l'intériorité, le lieu d'où je dis « je », l'espace de ma liberté. Ce n'est pas un hasard si toutes les dictatures qui ont visé à réduire les libertés tentent également d'étendre leur emprise sur la vie la plus intime des citoyens, celle de leur espace mental. En recueillant 300 rêves d'hommes et de femmes ordinaires pendant la montée du III^e Reich, entre 1933 et 1936, Charlotte Béradt¹³ a montré comment le régime hitlérien avait réussi son projet de s'infiltrer jusque dans le domaine apparemment le mieux préservé de la vie intime.

13 Béradt C. (2004). *Rêver sous le III^e Reich*, Paris, Payot.

C'est pourquoi il nous semble essentiel d'étudier la façon dont les technologies du *Big Data* questionnent aujourd'hui la relation entre vie intime et liberté. Pour cela, nous envisagerons d'abord brièvement comment la question de l'intimité s'est posée en des termes différents selon les époques et comment l'être humain a toujours souhaité rendre publiques certaines facettes de lui-même parallèlement au désir d'en garder d'autres secrètes ¹⁴. Ensuite, dans un second temps, nous verrons comment le développement du Web 1.0, puis du Web 2.0, a façonné une situation totalement nouvelle. Bien que ces innovations technologiques protègent, voire enrichissent la vie privée par certains aspects en verrouillant des domaines de confidentialité, elles déposèdent chaque citoyen du choix de décider de ce qui relève pour lui de son intimité et de ce qui n'en relève pas. Elles présentent donc, de ce point de vue, une atteinte à sa liberté.

L'INTIMITÉ, DE L'ESPACE DU DÉSIR À CELUI DE LA MAISON

La question de la place de l'intimité dans la vie psychique et sociale nous confronte d'emblée à l'existence de trois domaines en interaction permanente, dont les frontières fluctuent selon les époques et les cultures : l'intime, le privé et le public.

Trois sphères en articulation permanente

Des trois sphères de nos relations aux autres, l'intime, le privé et le public, l'intime est celui qui tient la clé des deux autres. Il a aussi longtemps été tenu à l'écart de toute surveillance. Il ne l'est plus. Quand on parle de menaces que la surveillance généralisée fait peser sur la vie privée, il serait plus juste de parler de celle qu'elle fait peser sur l'intimité : la surveillance établie par la NSA sur le téléphone mobile personnel d'Angela

¹⁴ Tisseron, S. (2001). *L'Intimité surexposée*, Paris, Hachette, 2002.

Merkel en relevait. En quoi consiste-t-il ? Il est ce qu'on ne partage pas, ou seulement très partiellement avec quelques très proches... mais aussi ce que chacun ignore de soi-même : c'est à la fois son jardin secret et l'inconnu de soi sur soi. Il existe d'ailleurs deux mots souvent confondus pour désigner ce territoire : « intime » et « intimité ». L'intime désigne ce qui n'est partagé avec personne, et qui peut être flou à ses propres yeux, voire totalement ignoré de soi. L'intimité désigne au contraire ce qui est explicite dans la relation de soi-même à soi-même. À la différence de l'intime, l'intimité peut être partagée avec d'autres dans une relation privilégiée qu'on appelle alors « une relation intime », bien qu'il s'agisse d'une relation d'intimité, pour désigner qu'elle est d'une autre nature qu'une relation seulement privée. Le droit à avoir un espace intime et un espace d'intimité est essentiel pour chacun d'entre nous, et cela aussi bien du point de vue mental que social. Commençons par l'intimité psychique. Le petit enfant n'en a pas parce qu'il imagine que tout ce qui se passe dans sa tête est vu ou entendu par ses parents. C'est pourquoi le moment où il découvre qu'il a une intimité psychique est extrêmement structurant pour lui. Cela passe souvent par l'invention d'un petit mensonge : l'enfant ment à ses parents pour s'assurer que ceux-ci ne lisent pas dans ses pensées. Il est donc particulièrement regrettable que certains parents croient alors bon de s'opposer à cette découverte en disant par exemple : « tu ne peux rien me cacher » ou : « Quand tu me mens, je le vois immédiatement à ton nez qui bouge ». Ils retardent la survenue de ce moment structurant pour leur enfant sans pour autant s'assurer de sa part une plus grande sincérité.

Le droit à l'intimité est également essentiel à la constitution d'une organisation sociale démocratique. Toutes les sociétés préoccupées de liberté garantissent d'ailleurs officiellement la distinction entre vie publique et vie privée. Inversement, les sociétés totalitaires tentent de l'effacer. Les dictateurs essayent ainsi souvent de convaincre leur peuple que tout concerne l'État, aussi bien dans la vie intime que publique. Le

roman de Georges Orwell *1984* décrit bien une telle société dans laquelle tout un peuple vit sous un contrôle de tous les instants. Il existe une relation forte entre la protection de la vie privée et la liberté dans la mesure où on ne peut pas se penser comme autonome et indépendant si on se sent surveillé à tout instant.

La définition de l'espace intime une fois posée, celle des espaces privé et public en découle. **L'espace privé** concerne la part d'intimité que nous choisissons de partager avec quelques interlocuteurs privilégiés. Il s'agit traditionnellement de la vie sexuelle et de la vie familiale, bien que ces deux sphères de la vie privée puissent être aujourd'hui exposées sur la place publique, avec les outils numériques.

Quant à **l'espace public**, il concerne tous les domaines dans lesquels nous acceptons d'être publiquement exposés au regard des autres, ou bien dans lesquelles cette exposition est culturellement exigée. Par exemple, fréquenter le lieu de culte a longtemps été considéré dans des communautés comme un comportement public obligé, censé témoigner d'une vie en conformité avec la morale du groupe.

Des distinctions en changement permanent sous l'effet des relations sociales et des technologies

Une fois définies ces trois sphères, tout est affaire des curseurs qui vont fixer les limites de l'une à l'autre. En effet, si tout être humain a besoin de faire la distinction entre « espace intime » et « espace public », cela ne signifie pas que la frontière entre les deux soit toujours la même. C'est ici qu'on peut distinguer les sociétés qui imposent à chacun les repères qui permettent de les définir de celles qui laissent une relative liberté dans leur définition.

Par exemple, au XVIII^e siècle, dans la société de cour où les relations étaient extrêmement hiérarchisées, le fait de se mettre nu ne provoquait aucun sentiment de honte s'il était le fait d'une personne de rang plus

élevé que ceux qui y assistaient. L'acte de se dévêtir était en revanche considéré comme une infraction aux règles sociales s'il se déroulait devant des personnes de rang socialement supérieur¹⁵. Plus près de nous, montrer ses chevilles, ses épaules ou ses seins a fait l'objet de condamnations morales variables selon les époques jusqu'à ce que la nudité entre dans les mœurs.

Au XIX^e siècle et au début du XX^e, la surveillance sur ce qui est aujourd'hui considéré comme relevant de l'intimité a parfois été très forte. Les femmes des communautés ouvrières et villageoises devaient montrer publiquement sur les cordes à linge de leur jardin les serviettes hygiéniques souillées qui attestaient chaque mois de l'arrivée de leurs règles. À défaut, la communauté était censée en déduire une grossesse, qu'il devenait alors impossible d'interrompre par une manœuvre abortive. Mais cette surveillance était explicite, et connue de tous. Elle se voulait la gardienne de la moralité de chacun, et donc de la cohésion du groupe.

Lorsque la différence entre les sphères intime, privée et publique, s'est précisée, la société bourgeoise l'a organisée en lui trouvant un équivalent géographique dans la ville et la maison. La rue et les différents espaces publics tels que les lieux de travail, les salles de cinéma et de théâtre, et les lieux de rassemblement comme les églises et les cafés, étaient des espaces publics. La maison bourgeoise contenait elle-même ces trois types d'espaces, dont l'architecture dite « haussmannienne », à Paris, témoigne encore aujourd'hui : salon et salle à manger pour les réceptions publiques, chambres et cuisine pour la vie privée, salle de bains et toilettes conçues pour un usage individuel et munies de fermetures, destinées au seul usage intime¹⁶.

15 Norbert Elias [1939], *La civilisation des mœurs*, Paris, Calmann-Lévy, 1975 (chap. V).

16 Pendant longtemps, la coiffeuse utilisée par des femmes pour se maquiller était également considérée comme relevant de leur espace intime. Les scènes de genre, du mode « femme à sa toilette », étaient censées ouvrir des fenêtres voyeuristes sur l'intimité féminine. Aujourd'hui, il n'est pas rare de voir des femmes se maquiller dans les transports en commun.

Ces mêmes espaces concernaient aussi la gestion des émotions¹⁷. Les sentiments, comme la nudité, étaient réservés aux espaces privés et intimes. La vie publique était organisée autour du fait de ne montrer ni sa nudité, ni ses émotions.

Enfin, l'articulation de la vie sociale entre une sphère intime, une sphère privée et une sphère publique a servi de modèle à l'hypothèse d'un fonctionnement psychique organisé selon les mêmes catégories. C'est la première théorie de l'appareil psychique imaginée par Freud¹⁸ qui fait elle aussi intervenir trois espaces distincts : l'inconscient, le préconscient et le conscient. L'inconscient est ce qui est inconnu par chacun de lui-même : il correspond à l'intime, c'est-à-dire de ce qui est inconnu de soi sur soi. Le préconscient est ce qui est accessible à la conscience, mais pas forcément actualisé : il correspond à la définition traditionnelle de l'intimité et de la vie privée. Enfin le conscient est immédiatement mobilisable en situation : il correspond dans la vie mentale à l'espace public. Comme dans celui-ci, nous identifions immédiatement les contenus qui sont explicites. Cette théorie a conforté la légitimité de distinguer des espaces géographiques dédiés à l'intime, au privé et au public, et elle s'est trouvée à son tour renforcée par l'architecture des villes et les prérogatives attachées à chaque espace.

Puis, tout au long du xx^e siècle, ces distinctions géographiques se sont effacées. La « cuisine américaine » a fait passer l'espace traditionnellement privé de la cuisine dans l'espace public de la salle à manger. Par ailleurs, un nombre de plus en plus important de nos contemporains acceptent de se montrer nus en public, ou par photographie interposée. Et une partie de notre intimité psychique semble prendre le même chemin si on n'en croit la facilité avec laquelle certains de nos contemporains exposent leur vie sur internet. D'autant plus que le droit à l'intimité est

17 Elias, *Op. Cité*.

18 Freud, S. (1915). *Métopsychoanalyse*, Paris, : Hachette, 1968.

toujours entré en concurrence avec la revendication, longtemps implicite et aujourd'hui explicite, d'un « désir d'extimité »¹⁹.

3. Le désir d'extimité

J'ai proposé, en 2001²⁰, d'appeler « extimité » le mouvement qui pousse chacun à mettre en avant une partie de sa vie intime et privée, autant physique que mentale. Ce mouvement est longtemps passé inaperçu bien qu'il soit essentiel à l'être humain. Il consiste dans le désir de communiquer sur son monde intérieur. Mais ce mouvement serait incompréhensible s'il ne s'agissait que « d'exprimer ». Si les gens veulent extérioriser certains éléments de leur vie, c'est pour mieux se les approprier en les intériorisant sur un autre mode grâce aux échanges qu'ils suscitent avec leurs proches²¹. L'expression de l'intimité participe ainsi à la fois à une valorisation narcissique et à la création de liens plus riches et plus nombreux. Seul ce qui a reçu un statut d'intimité, c'est-à-dire qui est devenu explicite à ses propres yeux, peut dans un second temps être mobilisé dans un processus d'extimité et être éventuellement enrichi grâce à lui. L'intime est affecté par ce processus par contrecoup. Au fur et à mesure qu'une partie de notre intimité passe dans le domaine public, notre identité se transforme.

Ce mouvement nécessite deux postures psychiques successives. Tout d'abord, il nous faut pouvoir croire que notre interlocuteur partage le même système de valeurs que nous. C'est en effet seulement à cette condition que nous pouvons prendre le risque de lui confier quelque

19 Tisseron, S., [2002]. Le désir d'extimité mis à nu, L'intime et le privé dans la famille, *Le Divan Familial*, 11. Paris : In Press Ed.

20 Tisseron, S. (2001). *Op. cit.*

21 Ce mouvement psychique a été repéré dès les années soixante-dix par les psychanalystes Nicolas Abraham et Maria Torok et baptisé par eux « introjection ». Ils en ont fait le moteur principal de l'appropriation psychique du monde par tout être humain et ils ont spécifié son fonctionnement particulier dans le travail analytique (N. Abraham et M. Torok, *L'Écorce et le noyau*, Aubier Montaigne, 1978).

chose de nous-mêmes. C'est pourquoi les phénomènes de groupe sont aussi importants à l'adolescence : ils nous assurent que nos références sont partagées. Autrement dit, pour pouvoir projeter certaines parties de notre intimité sur un autre, il nous faut d'abord identifier cet autre à nous-mêmes. Mais, sitôt la dynamique de l'extériorisation de l'intimité engagée, l'interlocuteur qui nous renvoie quelque chose n'est plus un double de nous-mêmes. Pour accepter son point de vue et commencer à nous en enrichir, il nous faut maintenant nous identifier à lui²².

Le désir d'extimité a toujours existé. Ce qui est nouveau, ce n'est pas son existence, ni même son exacerbation, c'est sa revendication et, plus encore, la reconnaissance des formes multiples qu'il prend²³. La nature profonde de l'être humain est en effet de se donner à tout moment des représentations des événements qu'il traverse, et cela à la fois avec des gestes, des mots et des images. Ces constructions ne sont pas forcément conscientes ni volontaires. Elles relèvent d'une sorte « d'instinct » qui est le moteur de l'existence, aussi bien du point de vue psychique individuel que des liens sociaux. En revanche, internet a donné à ce désir une ampleur sans précédent. Les bouleversements technologiques ont toujours influencé les rapports de l'intimité, du privé et du public, et il est donc normal que l'internet l'ait fait à sa façon.

LE WEB 1.0 ET LA MARCHANDISATION DES DONNÉES PERSONNELLES

Internet a mis à notre disposition une quantité d'informations pratiquement infinies disponible en chaque point du globe. Avec la révolution du Web « 1.0 » Chacun a eu la possibilité de consulter des bases de

²² C'est déjà ce qu'écrivait Piaget sous une autre forme : « l'assimilation » et « l'accommodation » du monde sont inséparables parce que le mouvement qui consiste à identifier l'autre à soi est indissociable de celui qui consiste à s'identifier à lui.

²³ Tisseron, S. (2012) « Intimité et extimité » *Culture du numérique. Revue Communications*.

données pratiquement sur tous les sujets possibles et celle d'envoyer des messages à des personnes physiquement très éloignées, voire inconnues de lui. Cela a eu des effets positifs considérables sur notre vie quotidienne. Des algorithmes veillent aujourd'hui sur la protection de nos données bancaires (permettant les paiements sécurisés) et protègent nos espaces personnels (jeux vidéo, réseaux sociaux...) contre l'usurpation d'identité. Mais les algorithmes ont également bouleversé la place faite à l'intimité, à la fois dans la représentation que chacun s'en fait et dans les protections que la société lui garantit.

« Mon intimité, c'est là où je veux, quand je veux »

Alors que le xx^e siècle s'était employé à structurer des espaces intimes, privés et publics distincts gérant les relations avec soi-même et avec les autres, le développement du Web 1.0 a bouleversé ces repères. En effet il a permis à chacun de jouer avec ces limites en investissant un territoire nouveau dans lequel ces distinctions perdaient leur sens, l'internet. Comme aucun des repères construits pour baliser les distinctions entre espace intime, espace privé et espace public n'y fonctionne, certains ont été tentés de nommer cet espace « virtuel ». Il s'agit en réalité d'un espace bien réel dans lequel de vrais gens expérimentent de nouvelles formes de relations, notamment autour de la construction de l'identité, de la gestion de l'intime et du public, et de la sociabilité. Cette époque a correspondu à l'idée que chacun, sur internet, pourrait placer les limites de son intimité là où il le désirait. La distinction entre vie privée et vie publique a commencé à ne plus être perçue comme une construction culturelle fluctuante, mais comme un droit à la liberté : celle de chacun de placer cette distinction là où il le souhaite.

Par exemple, à la fin des années 1990, des personnes ont décidé d'introduire des webcams dans leur appartement pour filmer en permanence leurs faits et gestes. En revanche, il est remarquable de constater que ceux qui ont fait cela

sont toujours restés dans une logique traditionnelle qui maintient une distinction entre espace intime, espace privé et espace public. En effet, tous ceux qui installaient chez eux des caméras reliées à internet se ménageaient toujours une pièce ou un espace à l'abri des regards, qu'il s'agisse d'un coin de fauteuil, des toilettes ou d'une tranche horaire. Cela confirmait l'importance, pour tout être humain, de cette distinction entre un espace intime et un espace public.

En fait, chacun peut décider de placer le curseur là où il le souhaite, y compris en fonction des interlocuteurs. Il est en effet possible de décider qu'une information rendue publique garde pourtant un statut d'intimité pour d'autres. En témoignage ce qui est arrivé à un de mes amis qui travaillait sur les blogues d'adolescents. Il devait faire une conférence sur ce sujet, et comme sa fille en tenait un, il lui proposa d'utiliser la photographie d'ouverture de celui-ci en ouverture de sa conférence. Sa fille lui répondit que c'était impossible parce que c'était intime. Mon ami rétorqua que c'était évidemment public puisque tout le monde pouvait y avoir accès sur internet. Sa fille lui répondit alors que c'était public pour tout le monde, en effet, sauf pour lui. Pour lui, c'était intime ! Mon ami respecta cette demande et il eut bien raison.

À la fois « intime » et « public »

Jusqu'à la fin des années 1990, le passage de la vie intime à la vie publique nécessitait en règle générale le passage par la sphère privée. Des éléments de la vie intime, comme une liaison extraconjugale ou un séjour en prison d'un membre de la famille, pouvaient être considérés comme relevant de la vie intime de leurs protagonistes. À la suite d'événements familiaux, ces éléments gardés jusque-là dans le domaine de l'intime pouvaient devenir objets de discussions familiales. Et c'est seulement à partir de ce devenir familial que ces mêmes événements pouvaient tomber dans le domaine public. Mais aujourd'hui, un événement peut à la fois être considéré comme relevant de la vie intime de certains protagonistes, ne

pas pour autant pouvoir être abordé officiellement dans une famille, c'est-à-dire dans la vie privée, et être cependant présent dans la vie publique sous la forme d'informations très facilement accessibles sur internet.

Ainsi, après la mort de sa mère, un jeune homme avait découvert un paquet de lettres dans un placard. Il s'agissait d'une correspondance entre les parents de sa mère au sujet d'un rôle que son grand-père, comédien de son métier, avait tenu dans un film de propagande tourné par les Allemands pendant l'Occupation. Dans la famille, cet homme passait pour irréprochable, et il s'agissait donc d'un secret ! Le découvreur de cette correspondance devait-il en parler ou se taire ? Il décida de brûler les lettres. Quelques années plus tard — nous sommes en 2010 —, il eut la curiosité de taper le nom de son grand-père sur internet et... découvrit que les faits de collaboration qu'il croyait être le seul à connaître y étaient précisément mentionnés ! Le « secret » était en libre circulation. La question n'était plus d'en parler ou non, mais seulement d'indiquer ou non à tous que des informations sur le grand-père, inédites dans la famille, se trouvaient sur internet, où chacun avait la liberté de les consulter...

Ce qui était perçu comme intime dans cette famille et relevant d'un secret qu'il était impossible d'aborder, relevait pour tous ceux qui n'appartenaient pas à cette famille d'une information publique.

Un nouveau modèle de croissance économique et de contrôle politique

Le développement du Web 1.0 est inséparable de la création de services apparemment « gratuits » proposés par des moteurs de recherche et permettant à chaque usager de trouver rapidement les informations qu'il cherche, ou les produits qu'il souhaite acheter. Du coup, un nouveau modèle économique est né. Il ne s'agit plus de demander à des ingénieurs de concevoir des produits, à des ouvriers de les réaliser et à des commerciaux de les vendre. Une nouvelle organisation s'est mise en place dans laquelle les acheteurs, les ingénieurs et les commerciaux sont liés dans un processus cyclique, chaque consommateur devenant une précieuse

source d'information par l'ensemble de ses achats précédents. Le commerce ciblé est né, et avec lui l'importance donnée au recueil des données personnelles de chacun. Tous les services « gratuits » proposés sur internet se paient en effet dans une seule monnaie : nos données personnelles que les organismes qui les recueillent s'octroient le droit d'exploiter eux-mêmes et/ou de vendre. Nous l'acceptons en signant de longs et obscurs contrats d'acceptation des « conditions générales d'utilisation », car nous ne nous sentons pas dépossédés pour autant. Nous acceptons même d'autant mieux cette capture de nos données personnelles qu'elles nous permettent un meilleur accès à l'information, une meilleure gestion de notre santé et de notre patrimoine et une meilleure sécurité de nos transactions sur internet. Pourtant, ce modèle économique de plus en plus sophistiqué et de plus en plus performant pose plusieurs problèmes qui peuvent être envisagés à la lumière de la vie privée.

Tout d'abord, dans la mesure où nos données conservées ne nous sont pas communiquées, un tiers inconnu de moi peut finalement savoir sur moi des choses que j'ignore moi-même. Par exemple, si je fais toutes mes courses en ligne, ma consommation quotidienne de beurre, pâtes, charcuterie, fruits et légumes, dont on peut penser qu'elle fait partie de mon intimité, est parfaitement connue de ce tiers alors qu'elle m'est inconnue parce que je n'ai aucun moyen pratique de la mesurer. Avec ce système, nous perdons le bénéfice que nous aurions à connaître nos données, et nous oublions même qu'il pourrait y en avoir un.

Nous perdons évidemment aussi la possibilité de choisir avec qui, quand et comment partager nos données. Nous n'avons en particulier aucun moyen de signaler aux entreprises qui thésaurisent nos données celles que nous accepterions de leur confier si elles nous le demandaient, et celles pour lesquelles nous le refuserions. Cette collecte est en effet indiscriminée et s'opère selon la logique du « tout ou rien²⁴ ». Enfin, ces

24 Certains acteurs du Net proposent une « personnalisation » du contrat concernant les *cookies*, mais qui va passer du temps à explorer un labyrinthe de conditions ?

mêmes données recueillies par les gouvernements peuvent devenir un redoutable moyen de contrôle des populations. Sous prétexte de prévenir tout attentat, toute atteinte à l'ordre public, voire tout simplement toute contestation du pouvoir en place, les données recueillies sur chacun permettent la mise en place d'une surveillance généralisée de tous à leur insu.

Mais peu à peu, derrière cette logique de capture s'en est développée une autre : les sites qui nous sont proposés se sont trouvés être mis au service d'une logique commerciale nouvelle : ils gagnent davantage d'argent quand nous cliquons sur les liens qu'ils nous proposent. Et pour nous inciter à y cliquer, ils nous proposent ce que nos consultations précédentes ont fait apparaître comme nos centres d'intérêt privilégiés. Les sites proposés à notre consultation et les messages destinés à orienter nos choix – y compris dans le domaine politique – sont sans cesse mieux ciblés. Du coup, nous sommes invités par les algorithmes à tourner en rond dans nos choix. Ce n'est pas une atteinte à la vie privée. C'est bien plus grave : c'est une atteinte à la capacité de faire évoluer notre intériorité en fonction d'expériences changeantes du monde.

3. LE WEB 2.0 ET LA GOUVERNANCE DES ESPRITS

Le Web « 2.0 » s'est développé après l'éclatement de la bulle spéculative des années 2000²⁵. Il apparut en effet à ce moment-là que les principes économiques au fondement du développement industriel classique étaient inappropriés au monde de l'internet. Le modèle traditionnel développé dans les années d'après-guerre consiste en effet à proposer à l'ensemble des consommateurs des publicités calées sur les attentes présumées d'une majorité d'entre eux. Le Web « 1.0 » avait

25 Ganascia J-G. [2017]. *Le mythe de la singularité. Faut-il craindre l'intelligence artificielle ?* Le Seuil. Paris, 2017

montré que recueillir des informations sur chacun, ouvrait la possibilité de lui proposer des publicités correspondant exactement à ses goûts, et d'augmenter la probabilité d'achats. L'idée s'imposa que cette collecte pouvait être élargie bien au-delà. Le but n'était pas seulement de proposer à chacun les produits les plus susceptibles de déclencher son geste d'achat, mais aussi de percevoir, à partir de la somme immense des informations recueillies, les « signaux faibles » trahissant les prémices d'une évolution possible des aspirations, des désirs et des besoins des utilisateurs. Et pour mieux y parvenir, il ne s'agissait plus seulement de recueillir sur chaque utilisateur des informations sur ses achats passés, mais d'inviter chacun d'entre eux à interagir avec ses amis, ses collègues, dans sa communauté, sur tout et sur rien, dans l'espoir que l'ensemble des appréciations personnelles portées par chacun sur la mode, la politique, le cinéma... permette d'accroître encore le stock de données disponibles sur chacun, mais aussi sur ses divers groupes de rattachements, et par regroupement des données, sur l'ensemble de la communauté des internautes.

Le « 2.0 » s'est donc présenté d'abord comme une forme inédite d'organisation industrielle et marchande dans laquelle le consommateur contribue par ses choix, ses appréciations et éventuellement par ses suggestions, mais aussi par l'ensemble de sa vie sociale sur la toile, à la conception de nouveaux produits et à leur diffusion toujours plus ciblée. Vous avez évoqué avec un ami sur un réseau social le fait qu'il devrait changer de lunettes parce que les siennes ne sont plus à la mode ? Il va recevoir aussitôt des propositions dans ce sens. Elles lui sembleront que le « hasard fait bien les choses ». Mais il y a de moins en moins de hasard sur internet. C'est ce que résume la formule bien connue : « si tout est gratuit sur internet, c'est parce que l'utilisateur est lui-même le produit qui se vend et s'achète ». Le développement du Web 2.0 a créé à son tour un nouveau paysage économique dans lequel notre intimité,

à travers ses effets mesurables, est l'objet d'une attention de plus en plus grande de la part de nos fournisseurs de services.

Mais avant d'envisager les effets problématiques de cette réécriture du Web sur nos intimités – et la nécessité de comprendre le prix que nous payons sans nous en rendre compte pour accéder à ses services, commençons par évoquer là aussi ses aspects positifs.

Un nouvel imaginaire de la rencontre et de la sociabilité

Le « 2.0 » est souvent appelé « Web de la sociabilité ». En effet, avec le « 2.0 », chacun a la possibilité de créer des communautés de personnes pouvant interagir entre elles sur tous les sujets. Chacun n'est plus seulement un récepteur et un émetteur de données, il peut entrer en contact avec tous ceux qui se révèlent intéressés par les mêmes données que lui. Tous ceux qui se sentent concernés par un message ont la possibilité non seulement d'y répondre, mais aussi de se reconnaître entre eux, de s'agréger et de faire communauté. Le « 2.0 » c'est ainsi traduit rapidement par la création de forums et de sites sur lesquels des usagers partagent leurs expériences, se conseillent mutuellement, mais ces pôles aggravent, aussi parfois, hélas, collectivement leurs tendances morbides.

Parallèlement, la multiplicité des rencontres et des échanges, permis par cette nouvelle organisation du Web, a suscité un nouvel imaginaire de la rencontre. Traditionnellement, l'intégration dans un groupe assure une satisfaction suffisamment grande pour que l'on ne coure pas le risque d'exposer des parties trop importantes de son intimité qui pourrait menacer son rattachement. Mais avec internet, l'idéal de la rencontre s'organise autour d'un partage désiré comme intégral. Il en résulte le risque d'une surexposition permanente de soi avec l'objectif de rencontrer quelqu'un qui partage un grand nombre de centres d'intérêt commun. Cette situation devient évidemment une source de conflits possible entre les personnes ayant des conceptions de l'intimité différente. On

en voit une manifestation dans les inquiétudes des parents qui voient leur enfant s'exposer de façon excessive sur internet. Cela est perçu à juste titre par les parents comme une menace car les prédateurs sont nombreux et internet décuple leur dangerosité. Mais conduite de façon raisonnée, cette exposition est l'occasion de rencontres plus riches et plus nombreuses par le jeune. Et cela est valable à tout âge !

Deux conceptions des données personnelles

Pour certains, plutôt les seniors, les données personnelles concernent l'intimité et devraient rester la propriété de celui qui en quelque sorte les a « secrétées ». Les données personnelles sont alors assimilées à un organe qui serait la propriété privée de son possesseur sans qu'il ait à la limite la possibilité de le commercialiser. Pour d'autres, plutôt les juniors, les données de la vie intime sont assimilées à des vêtements que l'on peut échanger ou vendre. Il est remarquable que beaucoup parmi les jeunes aient recours aujourd'hui au tatouage dont une des caractéristiques est justement de constituer une forme d'habillement ajouté à la peau, mais inséparable d'elle. Tout se passe comme si le tatouage était destiné à redoubler la surface cutanée comme enveloppe séparant un dedans d'un dehors. Les données biologiques personnelles peuvent être stockées dans le Cloud, mais le tatouage indique que l'identité est attachée aux limites physiques. Comme une façon de dire : « rien de ce qui est hors de moi n'est vraiment moi ».

Un nouveau modèle de gouvernance des esprits

Avec le Web 2.0 ou Web de la sociabilité, ce ne sont plus seulement les informations que je communique aux sites auxquels je me connecte qui sont capturées, mais l'ensemble des échanges formels ou informels que j'ai avec d'autres usagers du réseau, y compris mes approbations aux propos et images que d'autres y déposent. La logique économique du Web 2.0 reposant sur l'utilisation de l'ensemble des données personnelles

transitant sur internet nécessite évidemment que ces données soient les plus nombreuses possible. C'est une différence majeure avec le modèle économique du Web 1.0. Le Web 2.0 encourage les échanges informels afin d'augmenter la collecte de nos données personnelles. Avec le Web 2.0, ce n'est plus seulement nos sujets de préoccupation et nos achats qui se trouvent capturés, c'est l'ensemble de notre vie sociale et de nos manifestations au monde sur internet.

Les algorithmes ont pris la place des confesseurs. Je leur raconte ma vie sans même m'en rendre compte en parlant avec mes amis, parfois avec des inconnus, et de plus en plus à des robots que je prends pour des humains. Et ils me disent comment l'orienter. Hélas, alors que les choix des religieux et celui des psychologues étaient guidés par une certaine représentation de l'homme, ceux des algorithmes n'obéissent qu'à la seule logique de la répétition. Tel j'étais hier, tel je suis invité à être demain. Imaginez Jean Valjean à l'ère d'internet et vous comprendrez la difficulté nouvelle de sa métamorphose !

Les dictatures du xx^e siècle ont répété sans cesse que la vie privée n'existait pas et que tout ce que faisait et pensait chacun devait être connu de l'État. Les démocraties, au contraire, ont reconnu le principe du droit à la vie privée. Le problème est qu'elles ont maintenant, avec l'internet, le moyen de mener la même politique que les dictatures à l'insu des populations, en transgressant sans cesse les principes sur lesquels elles disent pourtant être fondées.

C'est donc au nom de la liberté de chacun de pouvoir se préserver une vie privée qui protège sa vie intime que le combat doit être mené. Car cette vie intime est le garant de notre liberté. Sans oublier pour autant la liberté possible d'y renoncer, à condition que ce soit en toute connaissance de cause. Il est remarquable que les rêveries transhumanistes exaltent l'idée d'un homme « sans intimité » dont les contenus psychiques seraient accessibles en permanence à tous ses semblables par un réseau universel. Chaque être humain bénéficierait d'une connexion internet

directement branchée sur ses neurones, sans que la distinction entre pensées conscientes et pensées inconscientes ne soit prise en compte. Ce mode d'existence, à en croire les transhumanistes, assurerait des intensités émotionnelles et orgasmiques qu'aucun humain aujourd'hui ne peut imaginer...

Enfin, le désintérêt de nombreux jeunes quant à la capture de leurs données personnelles incite à poser une question que le xx^e siècle ne pouvait pas concevoir. Est-ce le droit à avoir une intimité qui constitue une notion essentielle à l'être humain, ou bien seulement la possibilité d'en préserver l'illusion ? Il y a des précédents. Le Moi est une illusion de la vie psychique, mais c'est une illusion nécessaire à la conviction que nous pouvons orienter notre destin selon nos choix.

EN CONCLUSION

Le xx^e siècle a valorisé et encouragé la possibilité pour tout être humain de se ménager un espace intime à l'abri du regard d'autrui, tandis qu'il était partout admis que ce qui relevait du privé et du public ne relevait pas du choix de chacun, mais était fixé par la culture. Le développement du Web 1.0 a bouleversé cette situation en donnant à chacun le sentiment qu'il pouvait fixer cette limite là où il le souhaitait. Mais ce sentiment est trompeur. Avec le Web 2.0, tout ce que nous disons et montrons participe à réduire un peu plus notre intimité. Le scandale « Cambridge Analytica », début 2018, a notamment montré la manipulation possible des informations partagées de façon anodine. Et avec les robots capables d'enregistrer nos faits et gestes, cette capture deviendra bien plus prégnante encore. Avant la gouvernance des algorithmes, la vie privée de chacun ne devenait publique que s'il le décidait. Avec elle, ce verrou saute. Les avantages et les inconvénients qu'il en tire sont la question que chacun doit se poser.

3

***Big Data* et individualisation de l'information**

(Ou *Big Data* et personnalisation algorithmique)

Sébastien BROCA*

Quoi de plus séduisant *a priori* que de se voir proposer uniquement des informations qui nous intéressent et des contenus taillés sur mesure ? Les algorithmes d'Amazon nous recommandent des produits en fonction de ceux que nous avons déjà achetés, Google affine ses résultats de recherche en fonction de critères individualisés, de nombreux sites personnalisent leurs contenus pour mieux répondre à nos attentes. Pourtant, cette individualisation de l'information pose question : une véritable construction de la personne et un réel exercice de la démocratie sont-ils possibles sans être surpris, choqué, dérangé, par l'inattendu et la différence

* Sociologue, maître de conférence à l'université Paris 8, secrétaire scientifique du comité d'éthique.

LA PERSONNALISATION ALGORITHMIQUE

L'évolution récente d'internet, et notamment du *World Wide Web*, manifeste une tendance à privilégier des formes poussées de personnalisation de l'information. Le *Big Data*, c'est-à-dire la croissance vertigineuse du nombre de données récoltées en ligne pour être traitées par des algorithmes, permet en effet aux acteurs du Web de proposer des contenus fortement individualisés. De plus en plus, chaque internaute accède à des informations sélectionnées en fonction des données personnelles qu'il a disséminées lors de ses utilisations antérieures du Web. Est ainsi pris en compte son historique de navigation, mais aussi, bien souvent, son sexe, son âge, sa localisation, sa profession, ses achats effectués en ligne, ses contacts sur les réseaux sociaux, ses préférences politiques connues, etc.

L'idée de personnaliser l'information sur le Web est ancienne. Dans un ouvrage paru en 1995, l'informaticien et essayiste américain Nicholas Negroponte décrivait déjà la manière dont internet allait permettre à chacun de lire son propre journal — *The Daily Me* —, constitué entièrement en fonction de ses goûts et intérêts particuliers²⁶ : par exemple, les actualités économiques, quelques résultats sportifs, un brin de politique intérieure et aucune mention de politique internationale ! Depuis ces projections des années 1990, les formes de personnalisation algorithmique se sont considérablement développées, souvent en lien étroit avec l'émergence du *Big Data*.

Jusqu'en 2009, une même requête sur Google fournissait systématiquement les mêmes résultats, quel que soit son auteur. C'est désormais loin d'être le cas. Les principes du fameux algorithme Page Rank ont en effet été considérablement modifiés. Celui-ci ne classe plus les sites uniquement en fonction de l'autorité qui leur a été conférée par les autres sites qui y renvoient grâce à des hyperliens. Il « affine » ses résultats

²⁶ Cf. Nicholas Negroponte, *L'homme numérique*, Paris, Robert Laffont, 1995

en fonction du profil de chacun et utilise pour ce faire plusieurs dizaines de critères personnalisés : recherches précédentes, géolocalisation, navigateur utilisé, etc. La firme de Mountain View se targue ainsi de « comprendre qui vous êtes pour vous offrir les meilleures réponses possible »²⁷. On rencontre aujourd'hui de multiples autres exemples de personnalisation de l'information, souvent accompagnés de discours marketing similaires. Amazon nous recommande des produits culturels en fonction de ce qu'il a pu déterminer de nos goûts, Facebook sélectionne pour notre fil d'actualité les posts qui sont censés nous intéresser le plus, les plates-formes de streaming musical Deezer ou Spotify font de la puissance de leurs outils de recommandation algorithmique des arguments commerciaux. Il est même possible de programmer des algorithmes proposant des corrélations entre certaines préférences dans un domaine avec d'autres dans un domaine n'ayant *a priori* aucun rapport avec le premier. En 2014, la webradio américaine Pandora présentait ainsi des publicités pour les candidats républicains aux amateurs de musique country et des publicités pour les candidats démocrates aux amateurs de musique électronique ! La personnalisation algorithmique se donne alors à voir comme un gigantesque, et parfois vertigineux, jeu de correspondances.

LES « BULLES DE FILTRE »

Pour rendre compte de la dynamique générale dont témoignent ces exemples, l'activiste Eli Pariser a proposé dans un ouvrage à succès l'expression « bulle de filtre » (filter bubble)²⁸. Selon lui, l'essor des

27 Cf. Google, « Quelques remarques sur la personnalisation des résultats de recherche », <https://sites.google.com/site/webmasterhelpforum/fr/aide-au-referencement/personnalisation-des-resultats-de-recherche>.

28 Cf. Eli Pariser, *The Filter Bubble: What the internet Is Hiding from You*, Penguin Press, 2012

outils de recommandation algorithmique tendrait à réduire notre monde aux dimensions d'une bulle, qui nous enfermerait dans nos préférences en nous préservant de toute forme d'altérité. Souvent insidieuse et non perçue par l'internaute (qui peut croire avoir accès aux mêmes informations que n'importe qui et n'est pas toujours au courant de l'utilisation de ces outils), la personnalisation de l'information irait ainsi à l'encontre de l'enrichissement intellectuel de chacun et de la construction d'une société pluraliste.

Certains travaux empiriques ont toutefois contesté les analyses de Pariser. Dans une étude financée par Facebook et publiée par *Science*, trois chercheurs se sont demandé dans quelle mesure les utilisateurs du célèbre réseau social étaient exposés à des opinions politiques différentes des leurs. Leurs résultats suggèrent que cette exposition est faible, mais moins à cause des formes de personnalisation algorithmique qu'en raison de la tendance des utilisateurs à privilégier des contacts qui leur ressemblent et des informations qui ne remettent pas en cause leurs convictions. Les auteurs de l'étude concluent ainsi que « les choix individuels, tant en ce qui concerne la sélection des amis que celle des contenus, ont une influence plus grande que le tri effectué par l'algorithme »²⁹. On peut néanmoins se demander si le rôle des algorithmes ne devrait pas être de lutter contre cette tendance à l'homophilie plutôt que de la renforcer, quand bien même ce renforcement ne serait que marginal eu égard aux inclinations spontanées des individus. La personnalisation algorithmique soulève en effet plusieurs questions éthiques et politiques.

29 Cf. Eytan Bakshy, Solomon Messing et Lara Adamic, « Exposure to Ideologically Diverse News and Opinions on Facebook », *Science*, n° 348, 7 mai 2015. Certains biais ont toutefois été dénoncés dans l'étude de Bakshy, Messing et Adamic. Voir par exemple Zeynep Tufekci, « How Facebook's Algorithm Suppresses Content Diversity (Modestly) and How the Newsfeed Rules Your Clicks », 7 mai 2015, <https://medium.com/message/how-facebook-s-algorithm-suppresses-content-diversity-modestly-how-the-newsfeed-rules-the-clicks-b5f8a4bb7bab#.p6vj815k6b>

DES QUESTIONS ÉTHIQUES ET POLITIQUES

En sus des évidentes motivations économiques liées au développement du marché de la publicité ciblée, la plupart des acteurs du Web justifient leur recours aux outils de personnalisation de l'information par une volonté de « servir l'expérience utilisateur ». Il s'agit de rendre la navigation plus agréable, les contenus présentés plus pertinents et de s'assurer que l'utilisateur perde le moins de temps possible à trier les informations qui l'intéressent de celles qui ne l'intéressent pas. De fait, il est difficile de nier que la personnalisation algorithmique se révèle souvent utile et confortable, dans la mesure où elle règle notre environnement en ligne sur nos préférences, nous épargnant la peine d'écartier tout ce qui n'est pas conforme à nos attentes.

Cette utilité se paie toutefois de plusieurs contreparties, que l'on pourra trouver plus ou moins gênantes. La première est d'éliminer graduellement de nos usages du Web tout ce qui relève de la sérendipité : la découverte accidentelle et inattendue ; l'étonnement lié au fait de se retrouver de proche en proche sur des pages que nous n'aurions jamais eu l'idée de consulter ; le fait d'être dérangé dans nos habitudes et nos conformismes³⁰. Dans une perspective plus politique, la personnalisation algorithmique pose la question de la persistance d'un monde commun, lorsque la sphère publique semble en voie d'être reconfigurée en une multitude de sphères informationnelles privées. Si une culture démocratique vit de la confrontation d'opinions antagonistes sur des sujets que les membres de la collectivité perçoivent comme les concernant dans leur ensemble, cette culture menace peut-être de dépérir lorsque chacun n'a plus accès qu'à des informations concordant avec ses intérêts étroits et ses préférences personnelles. Le juriste et théoricien politique américain Cass Sunstein a ainsi pointé les risques d'atomisation, de polarisation

30 Miriam Meckel, « SOS – Save our Serendipity », 11 octobre 2011, <http://www.miriammeckel.de/2011/10/11/sos-save-our-serendipity/>

et de fermeture liés à la personnalisation algorithmique. On sait en effet qu'être confronté en priorité à des opinions similaires aux nôtres a pour conséquence non seulement d'affermir nos convictions initiales, mais aussi de radicaliser celles-ci et d'amenuiser la conscience de ce que nous avons en commun avec ceux qui ne pensent pas comme nous. Aussi, « pour se gouverner elle-même, une société libre ne peut se satisfaire d'une situation dans laquelle les citoyens se rassemblent là où résonne le seul écho de leurs propres convictions »³¹.

On pourra enfin s'interroger sur l'anthropologie sous-tendue par la personnalisation algorithmique. Comme le relève Dominique Cardon, celle-ci repose sur « un comportementalisme radical »³². Il faut entendre par là que les outils de personnalisation de l'information considèrent comme seuls déterminants de ce qu'est une personne ses comportements (de navigation) passés. L'algorithme n'a pas accès aux désirs, aux représentations ou aux projets des individus ; seules comptent pour lui les traces des actions qu'ils ont effectivement accomplies. Dans ces conditions, parler de « personnalisation » semble presque relever de l'abus de langage, ou du moins d'une vision philosophiquement très pauvre de ce qui constitue une personne. En effet, peut-on vraiment parler de « personne » si on ne fait pas droit à l'intériorité de celle-ci ? Et une personne n'est-elle pas capable d'échapper à la répétition sans fin de ses comportements passés ?

31 Cass R. Sunstein, « Délibération, nouvelles technologies et extrémisme », *Raison politique*, n° 2, avril 2004, p. 11-30. Voir aussi Cass R. Sunstein, *Republic.com*, Princeton University Press, 2001.

32 Dominique Cardon, *À quoi rêvent les algorithmes ?*, Paris, Seuil, 2015, p. 66.

4

***Big Data* et commerce : à qui appartiennent nos données à caractère personnel ?**

Yves BAMBERGER

Le déluge des données et le déluge des traitements ont provoqué moult mutations et moult textes réglementaires. Ces mutations posent nombre de questions pratiques, mais aussi éthiques. Le commerce n'y échappe pas. Son développement, par internet notamment, nous concerne tous — de plus en plus au quotidien —, sur cette sorte d'orthèse qu'est notre téléphone mobile, tout comme sur notre ordinateur. Ce petit texte aborde deux sujets qui sont liés : la « propriété » des données à caractère personnel, l'évolution du commerce dans le contexte des *Big Data* et, en particulier, la propriété des données et le droit de la concurrence.

Que faut-il entendre par données à caractère personnel³³ ? Voici la définition se trouvant à l'article 4 du règlement européen sur la protection des données, le RGPD, entré en vigueur en mai 2018, consultable notamment sur le site de la Cnil [*cnil.fr*] :

33 La notion de « donnée à caractère personnel » est explicitée sur le site de la Cnil [*cnil.fr*]. L'expression familière « données personnelles » porte en elle l'ambiguïté sur leur « propriété » discutée dans cette contribution.

Toute information se rapportant à une personne physique identifiée ou identifiable (ci-après dénommée « personne concernée ») ; est réputée être une « personne physique identifiable » une personne physique qui peut être identifiée, directement ou indirectement, notamment par référence à un identifiant, tel qu'un nom, un numéro d'identification, des données de localisation, un identifiant en ligne, ou à un ou plusieurs éléments spécifiques propres à son identité physique, physiologique, génétique, psychique, économique, culturelle ou sociale.

Cette définition englobe des données de nature très différentes :

- des données liées à « notre identité », dont les données dites sensibles (origine, santé...) ;
- des données liées à nos échanges avec d'autres personnes ;
- des données que nous publions ;
- des données qui sont récoltées par les sites que nous visitons ;
- des données traces de nos passages sur internet.

Ce sont spécialement ces deux dernières catégories de données, dites aussi « données d'usage », que nous maîtrisons peu (car nous lisons généralement très rapidement (!) les conditions d'utilisation ! et même en les lisant, nous n'avons généralement que peu de possibilités de limiter et/ou de contrôler nos traces). Ce sont ces données dont l'utilisation commerciale est ici discutée, même si les autres catégories de données, notamment celles liées à notre identité, sont susceptibles d'être intéressantes commercialement.

Cela étant, depuis toujours, le commerçant, surtout celui qui connaît bien son métier, est un homme qui sait acquérir de la « connaissance client » comme on le dit maintenant. Notre allure, notre façon de circuler dans une boutique, de regarder certains objets ne lui échappent pas. Ce sont des données spontanément délivrées. Au marché, le vendeur de fruits et légumes sait nous proposer ses pêches ou ses abricots en fonction aussi de ce qu'il connaît de nous par notre visite hebdomadaire.

Suivant son tempérament (son « algorithme »), il nous proposera ou non d'essayer une nouvelle variété de tomate... mais, il n'y a là nulle donnée stockée sur nous sur un serveur plus ou moins lointain, susceptible d'être utilisée par on ne sait qui.

Sur internet, rien n'est changé — mais tout est changé ! Le commerçant ne nous voit plus. Le vendeur, avec sa présence physique, n'est plus avec nous, il est remplacé par un système qui enregistre nos données de navigation, nos hésitations, nos décisions, nos préférences, nos listes d'achats, etc. Et il les accumule au fil de nos achats, les croise avec des données d'autres clients, ou les complète avec des données sur nous qu'il achète sur d'autres sites ou échange avec des partenaires. C'est un opérateur télécoms, ou un des GAFAs, qui enregistre nos traces sur le Web, nos sites préférés, voire les données que nous transmettons. Toutes ces données d'usage, issues de notre circulation sur le Web, n'acquièrent de la valeur que si elles sont utilisées :

- via des algorithmes qui essaient de prédire nos envies à partir de notre comportement passé et de ceux d'autres clients (c'est le royaume des *Big Data*) ;
- puis actionnent, sans intervention humaine, des publicités, des propositions d'achat³⁴.

À défaut, ces données sont sans valeur. Leur « propriété » est-elle donc sans valeur ? D'ailleurs, ont-elles un propriétaire ?

À ce stade, restons sur la notion de propriété. Celle-ci est un droit exercé classiquement sur un bien, meuble ou immeuble, corporel ou incorporel, qui comprend trois droits élémentaires :

- l'*usus*, c'est-à-dire l'usage, le droit d'utiliser ;
- le *fructus*, c'est-à-dire le profit : le droit de recueillir les fruits du bien ;
- l'*abusus*, c'est-à-dire d'en disposer : le droit de le modifier, de le détruire en tout ou partie ou de le céder à autrui.

³⁴ Nous n'abordons pas dans cette contribution les utilisations non commerciales, parfois bien plus délicates sur le plan éthique, voire dangereuses pour les personnes.

Ces trois droits, résumés dans la formule latine *Plena in re potestas* sont parfois séparés, par exemple pour une maison vendue en viager, ou avec un bail emphytéotique.

Comment se situent les données à caractère personnel par rapport à la notion de propriété ? Tout d'abord, comme toute donnée, toute information, toute idée, tout livre, une donnée à caractère personnel peut être dupliquée, voire reproduite à de nombreux exemplaires : cela n'en prive pas celui qui dispose de la version « originale ». Elle peut être reproduite sans être changée, ce qui n'est pas le cas d'un appartement ou des biens « classiques ». Cette situation des biens immatériels a conduit depuis longtemps à des droits particuliers concernant les différentes catégories de tels biens³⁵.

En ce qui concerne les données à caractère personnel, la question n'est pas tant celle d'en définir un propriétaire que d'en maîtriser l'utilisation. Le RGPD ne se prononce d'ailleurs pas sur une propriété des données, mais sur la protection des personnes physiques face aux traitements des données. Son article 1, alinéa 1, est le suivant :

Le présent règlement établit des règles relatives à la protection des personnes physiques à l'égard du traitement des données à caractère personnel et des règles relatives à la libre circulation de ces données.

Il est important de noter que ce règlement concerne le traitement des données des personnes résidant sur le sol de l'Union européenne par qui que ce soit et où qu'il ait lieu, donc par exemple aux États-Unis.

Cela étant, de nombreux acteurs ont la possibilité « matérielle » d'intervenir sur les données après celui qui les a générées : celui qui les collecte, celui qui les stocke, celui qui les assemble avec d'autres don-

³⁵ Nous ne discutons pas plus ici de la propriété intellectuelle (droit d'auteur, propriété d'une invention [brevet]), ni de la propriété industrielle (de ce qui est brevetable ou non), ni de ce qui concerne les données scientifiques.

nées, celui qui effectue les analyses, celui qui utilise les analyses, chacun d'eux pouvant être dans une ou des entreprises ou entités différentes.

L'utilisation des données de consommation énergétique, électriques spécialement, mais aussi gazières, des familles est un exemple intéressant. Ces données sont l'objet de nombreuses attentions dans le contexte de la dérégulation des marchés de l'énergie et des transitions énergétiques dans plusieurs pays. Nous nous limiterons au cas de l'électricité pour ne pas être trop long.

Il ne s'agit pas ici, comme précédemment, de données issues de notre circulation sur le Web, mais de données de consommation. Avec les compteurs classiques, dans tous les pays, ce sont des données assez « grossières » telle la consommation électrique totale entre deux factures espacées généralement d'un à quatre mois. Mais ces consommations sont connues souvent sur de nombreuses années et pour des millions de familles.

Avec la dérégulation, est arrivée la désintégration des opérateurs historiques verticalement intégrés, en Europe et dans certains États des États-Unis notamment. Ceci a conduit à distinguer :

- les commercialisateurs, qui vendent l'électricité et sont en concurrence ;
- les opérateurs de réseau (transport — en France RTE —, et distribution — en France ENEDIS sur plus de 95 % du territoire) — qui sont en monopole régulé ;
- les producteurs, qui produisent (et peuvent aussi vendre) et sont en concurrence.

Les données de consommation des clients sont relevées et rassemblées par l'opérateur de réseau³⁶. Celui-ci transmet celles de chaque client au commercialisateur avec lequel le client a contracté.

³⁶ Au Royaume-Uni, pendant quelques années, la relève des compteurs a même été séparée : des compagnies distinctes des opérateurs de réseau ont été créées pour relever les compteurs, fournir les données de comptage et assurer la maintenance du parc de compteurs. La complexité globale du système et l'augmentation de ses coûts ont conduit à l'abandon de cette organisation.

Les régulateurs de plusieurs pays (ou les autorités politiques) trouvant que la concurrence ne se développait pas assez vite ont eu la tentation de considérer que le droit de la concurrence était plus important que le droit des clients sur leurs données. Par exemple, à un moment, en Angleterre, le régulateur de l'énergie a voulu que, si un client restait trois ans chez le même commercialisateur, plusieurs concurrents de celui-ci soient prévenus pour faire des offres moins chères au client ! Cette violation de la protection des données de consommation et du droit de la concurrence n'a pas perduré et le régulateur de l'énergie a dû faire marche arrière.

La question de l'équilibre entre protection des données à caractère personnel ou familial et droit de la concurrence se trouve posée dans d'autres cas. Toujours dans le cas de l'électricité : des régulateurs de l'énergie de nombre de pays, ou de nouveaux entrants sur le marché, ont demandé que l'opérateur de réseau fournisse les données de consommation des clients de l'opérateur historique sur plusieurs années pour faire des offres aux clients et/ou choisir les clients « intéressants » : les clients en étaient informés, mais devaient s'y opposer pour que les données ne soient pas transmises. Compte tenu des taux de lecture des mails, environ seulement 10 % des clients s'opposent généralement ce type de pratique.

L'arrivée des compteurs communicants (en France, Linky) fait entrer davantage le monde de la consommation d'énergie dans celui des *Big Data*. L'enregistrement des données de consommation toutes les cinq minutes, s'il ne permet pas contrairement à ce que certains croient, de savoir quels appareils sont utilisés, permet un « profilage » des clients beaucoup plus précis pour faire des offres commerciales adaptées, comme dans d'autres domaines commerciaux. Il permet aussi à l'opérateur de réseau, sans pour autant publier les données, de mieux maîtriser le réseau, ce qui est de l'intérêt de tous.

En France, à partir de 2019, les différents commercialisateurs d'électricité pourront demander aux consommateurs (pas seulement

leurs clients) l'accès aux données de leurs compteurs communicants. Ceux-ci pourront le refuser. En outre, les opérateurs des réseaux de distribution devront mettre en accès libre les données de consommation des immeubles de plus de dix clients (pour protéger l'anonymat).

Dans tous les domaines, le recueil *explicite et a priori* du consentement « libre, éclairé et spécifique » du client pour que ses données soient recueillies et utilisées, ou pour recevoir des messages de publicité, est une question centrale pour la maîtrise du traitement des données personnelles. Cette pratique, appelée « opt-in » a deux variantes :

- l'opt-in actif consiste à solliciter l'internaute au préalable pour obtenir explicitement son accord.
- L'opt-in passif consiste à solliciter l'internaute au préalable en lui pré-proposant son accord et en lui demandant de réagir uniquement en cas de désaccord.

A contrario, l'opt-out consiste à envoyer des messages sans avoir demandé aucune autorisation préalable, ce qui est interdit en France depuis 2004 (loi sur la confiance en l'économie numérique, dite loi LCEN). Compte tenu du déluge de mails que nous recevons généralement, les limites entre l'opt-in passif et l'opt-out ne sont pas toujours claires ! Notamment si certaines cases sont précochées, ce qui, normalement, n'est pas autorisé. La Cnil (et ses homologues dans d'autres pays) met en demeure puis sanctionne une entreprise qui pratique l'opt-out. Il est intéressant à cet égard de visiter le site de la Cnil...

Pour conclure, certains pensent que le client n'a plus l'initiative, mais que le vendeur l'a bien davantage. Que l'équilibre s'est déplacé en faveur du vendeur. C'est, en fait, bien plus complexe ! Ainsi, par exemple, nous avons accès, plus facilement qu'avant, à un vendeur et à ses concurrents. Des sites d'inter-comparaison existent. En outre, en Europe, les textes successifs, notamment le RGPD³⁷, ont renforcé les droits des internauts d'Europe. La RGPD rappelle explicitement que la protection

37 Réglementation (européenne) générale de protection des données.

des données à caractère personnel est un droit fondamental. Même si ce droit doit être concilié notamment avec le droit de la concurrence ! Il a imposé des règles à tous les acteurs des chaînes de traitement qu'ils soient ou non en Europe. Il a imposé la possibilité d'être « déréférencé ».

Cela étant, dans le domaine commercial comme dans d'autres, le triangle « intérêt individuel — intérêt collectif — intérêt des acteurs économiques » reste en pleine évolution avec l'extension rapide d'internet non seulement à la vente d'objets, mais aussi à celle de services. Le déluge des données et des traitements va continuer de provoquer déluge de questionnements et de textes réglementaires !

Données massives et santé : les questions éthiques

(Pierre-Étienne Bost)

INTRODUCTION

Le domaine de la santé doit faire face aujourd'hui à l'explosion des données due à l'extension de nouvelles technologies telles que l'imagerie, le séquençage des gènes, les nouvelles méthodes de diagnostic, etc. Les informations générées, collectées et stockées au cours de la vie ou du parcours de soins d'un patient sont désormais considérables. Couplées aux progrès réalisés dans les technologies de l'information et de la communication, les applications des données massives ou *Big Data* en matière de santé sont susceptibles d'apporter de très grands changements dans la pratique de la médecine ou dans la vie courante et de réduire les coûts de santé. La gestion de ces données massives se présente aussi comme un important levier pour une meilleure compréhension des maladies et de l'épidémiologie, pour le développement de nouveaux outils de diagnostic, de nouvelles thérapeutiques et pour le traitement des patients. Les avantages attendus dans tous les domaines de la santé et, en particulier, la mise en œuvre d'une médecine de précision

ou personnalisée et ciblée soulèvent dès à présent un certain nombre de questions : comment constituer et organiser ces banques de données ? Comment déterminer qui peut/doit avoir accès à ces données et dans quelles conditions ? Qui doit financer les coûts de fonctionnement et d'interrogation de ces bases de données ? Comment conjuguer intérêt collectif et protection des personnes ? Comment se prémunir contre toute utilisation commerciale ou frauduleuse de ces données ? Quelles instances doivent les gérer, en autoriser l'accès, en assurer une qualité et une sécurité optimales tout en garantissant l'efficacité, le caractère démocratique et transparent de cette gestion ? Ces questions avec leur composante éthique se doivent de faire l'objet d'une approche pluridisciplinaire que l'Académie des technologies est susceptible d'assurer.

LES APPLICATIONS DU *BIG DATA* EN SANTÉ

Usages courants

L'utilisation des *Big Data* est déjà très développée dans le cadre des études de prévention, de l'épidémiologie, de l'analyse des comorbidités, de l'efficacité et de la tolérance des médicaments. Ces technologies sont largement mises en œuvre dans l'analyse des grandes cohortes, groupes de personnes partageant un certain nombre de caractéristiques communes, que des chercheurs suivent pendant un temps plus ou moins long afin d'identifier la survenue d'événements de santé (pathologiques ou autres) et les facteurs de risque ou de protection s'y rapportant. Les organismes de recherche ont ainsi établi et suivent pendant plusieurs années de grandes cohortes, incluant parfois plusieurs dizaines de milliers de personnes. C'est le cas, par exemple, des cohortes Constances, I-Share ou encore MAVIE et NutiNet-Santé, mises en œuvre en partenariat avec l'Inserm. La cohorte Constances, en cours de constitution, inclura

à terme 200 000 adultes de 18 à 69 ans consultant dans des centres d'examens de santé de la Sécurité sociale. La cohorte I-Share inclura 30 000 étudiants des universités, suivis pendant dix ans. L'observatoire MAVIE étudie les accidents de la vie quotidienne chez plus de 25 000 volontaires internautes. Quant à NutiNet-Santé, elle récolte une multitude de données sur le mode de vie, la santé et les habitudes alimentaires de 500 000 Français.

Toutes les données récoltées lors de ces études permettent une surveillance épidémiologique et contribuent à l'identification des facteurs de risque dans tous les secteurs (hygiène, alimentation, environnement).

Usages émergents

Les applications du *Big Data* commencent à se répandre dans d'autres secteurs de la biologie et de la médecine ; ces techniques sont aussi en train de faire leurs preuves en biométrie, dans le diagnostic ou en recherche clinique.

C'est dans le domaine du diagnostic que les applications du *Big Data* sont peut-être les plus spectaculaires : en étant capable d'intégrer les résultats obtenus par différentes techniques d'analyse ou d'imagerie sur un très grand nombre de patients, d'agréger des résultats provenant de sources diverses, puis en appliquant à ces masses de données les outils de l'intelligence artificielle (réseaux neuronaux et apprentissage en profondeur), ces méthodes permettent des diagnostics plus rapides et plus efficaces que ceux obtenus habituellement.

En recherche clinique, le choix des critères d'inclusion ou d'exclusion dans les essais cliniques requiert déjà l'analyse un très grand nombre de données. L'identification plus précise des répondeurs potentiels ou des individus à risque devrait permettre d'accélérer le développement de nouvelles thérapies. Actuellement, le *Big Data* permet ainsi de mieux définir les profils bénéfiques/risques, mieux contrôler les risques associés aux populations traitées avec certains composés ou confrontées

à certaines pathologies et, enfin, soutenir les prises de décisions, en fonction des éléments connus sur la molécule testée, en particulier de décider si le traitement de patients ayant certains antécédents médicaux est contraire à l'éthique.

Outre le développement de systèmes d'aide au diagnostic, le *Big Data* permet la personnalisation des traitements. Ces systèmes se fondent sur le traitement de grandes masses de données cliniques individuelles. Ainsi le super-ordinateur Watson d'IBM permet d'analyser en quelques minutes le résultat du séquençage génomique de patients atteints de cancer, de comparer les données obtenues à celles déjà disponibles et de proposer une stratégie thérapeutique personnalisée.

Le *Big Data* peut également permettre de vérifier l'efficacité d'un traitement. En combinant les données d'essais cliniques à celles d'une autre source relative à la situation particulière d'un patient, il devient possible de concevoir un traitement spécifique ou permettre d'identifier les meilleures stratégies thérapeutiques.

Usages futurs

Dès lors que les sources d'information se multiplient, les techniques permettant d'assurer la pertinence des données deviennent de plus en plus complexes. On peut prévoir alors une exploitation accrue des sources de données suivantes :

- données génomiques et liaison de celles-ci avec les individus, en incluant leurs origines, leur mode de vie, les facteurs de risque associés à leur état de santé ;
- analyses des publications en ligne, de sites web spécifiques (PubMed, Clintrials.gov, etc.) sur les pathologies et leur traitement, informations sur la co-médication, la comorbidité et la qualité attendue et réelle des soins ;
- données de pharmacovigilance ;

- facteurs environnementaux additionnels (prouvés ou allégués) tels que le régime alimentaire, activités professionnelles ou autres.

Dans le domaine de l'économie du secteur de la santé, de nouvelles techniques permettent d'analyser (en utilisant par exemple les demandes de remboursement comme sources de données) les frais et dépenses associés à certains traitements. Les organismes de financement, dont les agences gouvernementales de nombreux pays, ou les compagnies d'assurances doivent choisir les médicaments pour lesquels un remboursement est concevable. Grâce aux informations de santé provenant d'une multitude de sources, des rapports coûts-bénéfices peuvent être établis et des études comparatives avec des traitements concurrents peuvent être réalisées. C'est là que ces sources de données multiples se révèlent extrêmement utiles. Ce sont les raisons pour lesquelles le *Big Data* intéresse de très nombreux acteurs du monde de la santé (industries, organismes de recherche, à but lucratif ou non, assurances, scientifiques, médecins), en particulier pour :

- mieux prévenir et prendre en charge les maladies, y compris les pathologies rares ou les maladies dites « négligées » ;
- prédire des épidémies ;
- améliorer la pharmacovigilance ;
- détecter des risques de forte, moyenne ou faible fréquence.

EXEMPLES DE SOURCES EN FRANCE ET DANS LE MONDE

La France possède environ 260 bases de données publiques dans le domaine de la santé et le portail Épidémiologie-France recense jusqu'à 500 bases de données médico-économiques, cohortes, registres et études en cours.

Les bases de données médico-administratives et épidémiologiques

Ces bases offrent des données objectives et très exhaustives à l'échelle de larges populations, avec peu de personnes perdues de vue en cours de suivi, des atouts majeurs par rapport aux informations qui peuvent être recueillies lors d'études, poursuivies à court ou moyen terme, menées dans des populations spécifiques ou en nombre limité, et souvent fondées sur les déclarations des participants.

La plus riche des bases médico-administratives est le SNIIRAM (Système national d'information interrégimes de l'Assurance maladie). Dans cette base sont enregistrés tous les remboursements effectués par l'Assurance maladie pour chaque cotisant, tout au long de sa vie (biologie, médicaments, ambulances, consultations avec dates et noms des professionnels de santé vus, codes du type de maladie dans certains cas...). Ce système permet le suivi à long terme de données fiables. Il existe d'autres bases médico-administratives, comme celle de l'ATIH (Agence technique de l'information sur l'hospitalisation) ou celles des caisses de retraite (dont la CNAV). Il existe également des bases gérées par des centres de recherche, notamment celle du CépiDc (Inserm) qui recense les causes médicales de décès en France depuis 1968.

Les études cliniques et les cohortes

Dans le monde, les laboratoires publics ou privés mènent par ailleurs de très nombreux travaux de recherche clinique, incluant des populations particulières de patients dont les profils de risque et les états de santé sont analysés. Or, le nombre de données collectées chez un même patient ne cesse de croître, avec des centaines d'informations recueillies pour un individu, contre une dizaine il y a quelques années. En oncologie, des dizaines de paramètres cliniques, biologiques, d'imagerie et de génétique sont systématiquement recueillis. C'est aussi le cas pour le développement des vaccins.

Les objets connectés

Les objets de santé connectés génèrent également de très nombreuses données transmissibles et partageables : appareils mesurant le mouvement, la fréquence cardiaque, la glycémie, la pression artérielle, etc. Ces données, associées souvent avec les modes de vie, sont le plus souvent stockées et gérées par des géants d'internet (Google, Apple, Facebook, Amazon et Microsoft).

Selon des études récentes, il existerait deux fois plus d'utilisateurs d'objets connectés de santé qu'en 2014 : une majorité des utilisateurs disposait d'un dossier médical électronique en 2016. Néanmoins, cet usage autonome et cette connaissance de ses propres données peuvent mener l'utilisateur à vouloir contrôler son dossier médical électronique : ils sont maintenant 86 % d'entre eux à prétendre vouloir ajouter eux-mêmes des informations de nature personnelle, enregistrer de nouveaux symptômes et enrichir ainsi leur historique de santé.

En associant tout le potentiel d'un dispositif de retour d'information destiné aux patients, à l'exploitation des données échangées sur les médias sociaux (un indicateur parfois très utile pour les suivis épidémiologiques) et au potentiel de contribution de l'internet des objets, de la technologie portable et des applications mobiles « traditionnelles », on comprend les immenses possibilités qu'offre le *Big Data* au monde de la santé.

DÉFIS TECHNIQUES

Les énormes volumes de données désormais disponibles soulèvent des défis techniques concernant leur stockage et les capacités d'exploitation. Des programmes et des algorithmes informatiques et statistiques de plus en plus complexes s'avèrent nécessaires.

Si les organismes de recherche disposent tous de serveurs de stockage et de supercalculateurs, dans la plupart des cas, compte tenu de leur coût, ces plates-formes sont mutualisées (exemple du Mésocentre de calcul intensif aquitain partagé par les universités de Bordeaux et les laboratoires CNRS, Inra, Inria et Inserm de la région, ou de la plate-forme européenne d'*immunomonitoring* gérée par plusieurs entreprises de biotechnologie ainsi que les centres Léon Bérard ou Gustave Roussy de lutte contre le cancer et l'Inserm).

Autre problématique, les données massives sont assez fragmentées. Les informations collectées sont en effet de plus en plus hétérogènes, de par :

- leur nature (génomique, physiologique, biologique, clinique, sociale...);
- leur format (texte, valeurs numériques, signaux, images 2D et 3D, séquences génomiques...);
- leur dispersion au sein de plusieurs systèmes d'information (groupes hospitaliers, laboratoires de recherche, bases publiques...).

Pour rendre possible leur traitement et leur exploitation, ces informations complexes doivent être acquises de manière structurée et codées avant de pouvoir être intégrées dans des bases ou des entrepôts de données. Des standards se développent, tel *I2b2* (pour *Informatics for Integrating Biology and the Bedside*), développé à Boston et désormais utilisé au CHU de Rennes, à Bordeaux ou encore à l'hôpital européen Georges Pompidou (Paris).

Grâce à ces standards, les hôpitaux et les centres de soins sont mieux armés pour compiler toutes les données collectées (pharmacie, biologie, imagerie, génomique, médico-économique, clinique...) dans des entrepôts de données biomédicales, interrogeables par les chercheurs via des interfaces web. De nombreuses équipes de recherche travaillent également sur des plates-formes intégrées, pour apparier des bases et agréger leurs données avec celles de cohortes.

Cependant la complexité croissante des algorithmes d'exploitation de ces données et, en particulier, la mise en œuvre des techniques d'apprentissage en profondeur rendent plus délicate la détection des anomalies et la réparation des aberrations de prédictions ou de prescriptions.

LES DÉFIS ÉTHIQUES DU *BIG DATA* EN SANTÉ HUMAINE

Les données médicales sont aux frontières de deux mondes : d'une part, celui du patient dont le bien-être, l'intimité et la vie privée doivent être protégés et, d'autre part, celui des pathologies et des données épidémiologiques, d'une utilité certaine pour l'ensemble de la communauté (mais aussi pour les médecins, la Sécurité sociale, l'industrie pharmaceutique, les assureurs, les officines de pharmacie, les hôpitaux...). Comment articuler ces deux dimensions ? Comment concilier l'intérêt général et les intérêts particuliers ? Comment protéger cette relation privilégiée entre le médecin et son patient ?

Lors des applications du *Big Data* en santé humaine, de nombreuses questions éthiques se posent naturellement : faut-il conserver toutes les données ? Faut-il les mutualiser ? Qui doit les gérer et sous quelles conditions les partager ? Comment faire en sorte que Google, Apple, Facebook et Amazon ne s'approprient une partie d'entre elles et éviter les monopoles ?

Les enjeux sont de taille : risque de divulgation de la vie privée et conséquences pour la vie sociale, perte de confiance dans la puissance publique et la confidentialité de la recherche, harcèlement publicitaire, instauration de monopoles, etc.

Lors d'un essai clinique, un consentement est nécessaire avant le recueil de données de santé. De même, tout chercheur ou clinicien qui utilise des données du soin doit en informer le patient concerné et

faire une déclaration auprès de la Cnil. Mais d'autres recueils se font à l'insu des contributeurs, notamment lors de recherches sur internet par mots-clés ou lors de la transmission de données d'objets connectés. Cela pose évidemment des problèmes éthiques relatifs au souhait des citoyens de partager ou non ces données avec des tiers, ainsi que sur la préservation de l'anonymat.

Ces questions font régulièrement l'objet d'avis de la part de comités d'éthiques, dont le Comité consultatif national d'éthique en France.

Les pouvoirs publics se sont également saisis de la question : la loi de modernisation de notre système de santé, promulguée le 26 janvier 2016, prévoit en effet l'ouverture des données agrégées de santé à des fins de recherche, d'étude ou d'évaluation d'intérêt public, à tout citoyen, professionnel de santé ou organisme (public ou privé) participant au fonctionnement du système de santé et aux soins. Cette ouverture est assortie de plusieurs conditions :

- les travaux ne doivent pas permettre l'identification des personnes concernées (la loi restreint drastiquement l'accès aux données à caractère personnel pouvant permettre l'identification d'une personne) ;
- les travaux ne doivent pas aboutir à la promotion de produits en direction des professionnels de santé ou d'établissements de santé, ni permettre l'exclusion de garanties des contrats d'assurance ou la modification de primes d'assurances.

La loi de modernisation du système de santé de janvier 2016 prévoit la création du Système national des données de santé (SNDS). Il est prévu que la gouvernance de ce système inclue les producteurs de données, parmi lesquels l'Inserm. Plus concrètement, l'Inserm devrait jouer le rôle d'opérateur d'extraction et de mise à disposition des données pour des traitements mis en œuvre à des fins de recherche. Une consultation nationale en ligne sur les *Big Data* en santé a été lancée en avril 2016 par le ministère des affaires sociales et de la santé.

EN RÉSUMÉ

Comme beaucoup d'autres secteurs d'activité, l'utilisation des *Big Data* dans le domaine de la santé pose de nombreuses questions éthiques, et plus particulièrement celles qui ont trait au respect des individus et à leur liberté, mais aussi à la maîtrise technique et économique de ces nouveaux outils, à commencer par la validation des algorithmes d'extraction des données.

Tout en gardant à l'esprit que « corrélation n'est pas causalité », il convient d'exercer la plus grande prudence et dans tous les cas de définir les règles éthiques dans l'affectation de caractéristiques physiques, physiologiques ou pathologiques à des groupes ou de sous-groupes donnés : populations dites « à risque », diagnostics de pathologies sans traitements appropriés, etc.

Des techniques d'anonymisation sont parfois proposées pour garantir le respect de la vie privée, mais elles ne sont pas totalement fiables, en particulier, comme le souligne le chapitre *Données massives et apprentissage en profondeur* du présent rapport parce que les techniques mêmes des données massives permettent d'identifier les individus. Sera-t-il possible de préciser les limites d'utilisation de ces techniques afin qu'elles ne permettent qu'une anonymisation infaillible ?

Certaines valeurs doivent être garanties comme, par exemple, des processus d'autorisation préalable à la collection d'informations

personnelles, le droit à l'oubli et le droit de regard sur ce qui est fait des informations collectées. Il faut aussi que les individus soient conscients du fait qu'une information, même insignifiante seule, peut, associée à d'autres, aboutir à des informations que l'on souhaiterait garder cachées.

La concentration des données massives dans les mains de quelques grands opérateurs se traduit par l'émergence discrète d'un « pouvoir » algorithmique alimenté essentiellement par des données brutes. L'exploitation à grande échelle de ces données permet la production d'une information personnalisée, fondée sur une anticipation du possible et destinée à « faciliter » les décisions, mais associée au risque de restreindre les libertés individuelles. Cette situation est préoccupante dans de nombreux secteurs d'activité, mais incite encore à une plus grande vigilance dans le domaine de la santé.

Une approche éthique de l'exploitation des données biomédicales peut ainsi se fonder sur les quatre principes suivants :

- **principe de bienfaisance** : bénéfique et utile, la diffusion appropriée de la connaissance auprès des utilisateurs (professionnels de santé et citoyens) garantit le bien-fondé et la légitimité de l'action ;
- **principe d'autonomie** : une information claire, précise, adaptée et compréhensible garantit le consentement éclairé de la personne. Le patient dispose d'une capacité de délibérer, de décider et d'agir ;
- **principe de non-malfaisance** : un accès limité aux données selon le profil et le statut de l'utilisateur évite des souffrances inutiles, améliore la sécurité, la confidentialité et la protection des données ;
- **principe de justice** : Le partage des ressources disponibles permet à tous les patients de bénéficier des avancées selon leurs besoins.

La hiérarchisation sélective des données selon ces principes ajoute un niveau de complexité supplémentaire et en détermine l'accessibilité

auprès des utilisateurs. Elle peut être assimilée à une « intelligence organisationnelle ». Mais cette information prétraitée, selon une grille d'évaluation éthique, contiendra alors plus de valeur pour son exploitation future (**).

POUR EN SAVOIR PLUS...

[*] Tom Beauchamps, James Childress in *Principles of Biomedical Ethics* Oxford University Press, 2001.

[**] Jérôme Béranger, *Big Data* et données personnelles : vers une gouvernance éthique des algorithmes, *ParisTech Review*, décembre 2011.

6

***Big Data* agriculture et alimentation**

Alain BOUDET, Pierre FEILLET

Le système alimentaire, celui qui produit et distribue nos aliments, du champ à notre assiette, est en pleine mutation, de manière moins visible, mais sans doute au même titre que les mondes de la santé, des transports, de l'énergie et de la communication. Plusieurs raisons expliquent cette évolution : la nécessité de nourrir une population mondiale plus urbanisée, plus aisée et en continuelle augmentation ; l'obligation d'atténuer l'impact de l'agriculture et de l'élevage sur l'environnement, tout particulièrement sur l'émission des gaz à effet de serre ; une connaissance renouvelée des effets de l'alimentation sur notre bien-être et notre santé ; l'évolution des pratiques de commercialisation.

Ceci sans oublier, toutes aussi déterminantes, les avancées scientifiques et technologiques majeures dans des domaines qui concernent très directement le système alimentaire : les biotechnologies, le génie des procédés, la robotique et les sciences de l'information et de la communication.

Parmi celles-ci, et comme dans d'autres secteurs d'activité, l'arrivée et l'exploitation de données massives (*Big Data*) ouvrent des perspectives dont on n'a pas encore mesuré tous les impacts, tant sur les activités d'un domaine spécifique du système alimentaire (l'agriculture ou les industries alimentaires, par exemple) que sur les interactions de plus en plus nombreuses qui se sont établies entre les acteurs de ce système,

y compris les consommateurs-citoyens (le développement des réseaux sociaux et des ONG a en effet pour conséquence de permettre aux citoyens de ne pas laisser « la main libre » aux professionnels).

Trois domaines sont principalement concernés :

- l'exploitation des données générées tout au long du cycle des productions ;
- l'utilisation des *Big Data* dans les recherches en nutrition et l'évolution possible vers des alimentations plus personnalisées ;
- le ciblage marketing très affiné des achats alimentaires.

L'EXPLOITATION DES DONNÉES GÉNÉRÉES TOUT AU LONG DU CYCLE DES PRODUCTIONS

Les activités agricoles au quotidien et le développement de nouveaux équipements de capture des données en agriculture (phénotypage, satellites, drones, capteurs, machinisme agricole) conduisent les agriculteurs à recueillir une masse d'informations. À ces données s'ajoute la disponibilité sous forme numérique et souvent en « open data » de grandes quantités de données historiques (climat, sols, niveau de production...). Le traitement de ces données, notamment les nouvelles capacités du « deep learning » (apprentissage par les données), représente un outil d'aide à la décision essentiel à tous les niveaux : sélection variétale, amélioration des rendements et de la qualité des produits, réduction des consommations d'énergie et d'intrants, optimisation des périodes de traitements et de récolte, meilleur pilotage des procédés de transformation et capacité d'une meilleure traçabilité. Les agriculteurs sont ainsi en train de passer d'une agriculture raisonnée basée sur le bon sens, l'observation et les connaissances traditionnelles à une « agriculture numérique », mieux pilotée et maîtrisée adaptée aux caractéristiques de chacune des parcelles de terre cultivée.

Le processus global de cette agriculture comprend la collecte de données (souvent hétérogènes), leur exploitation via des algorithmes adaptés et l'utilisation des résultats qui en résultent, notamment en termes de prévision. Tout se transmet par outils connectés. Les données relatives à la météo, l'humidité du sol, les déficiences en éléments minéraux, le stade de développement de la culture, les attaques éventuelles de parasites, l'invasion de mauvaises herbes (adventices) et les caractéristiques des semences utilisées sont (ou seront) transmises via les réseaux à basse énergie (LORA, SIGFOX...) et pourront être traitées via des outils nouveaux d'apprentissage pour déboucher sur des outils d'aide à la décision (OAD) totalement nouveaux qui, indiquent (ou indiqueront) aux agriculteurs et parfois même directement aux machines agricoles, les mesures à prendre pour les cultures et les troupeaux, aux semenciers les meilleurs choix de variétés, aux transformateurs le meilleur pilotage des processus pour garantir une qualité optimale.

À titre d'exemple, 13 millions d'hectares en Europe sont couverts par les logiciels d'aide à la décision opérés par SMAG (Systèmes d'information et logiciels pour l'agriculture), le plus grand opérateur européen dans le domaine. De nombreuses start-up et sociétés spécialisées dans le traitement des données émergent actuellement. En France, l'institut technique ARVALIS utilise les données satellites et drones pour l'optimisation de l'apport d'engrais. De nombreux autres secteurs d'intervention, notamment celui de la gestion de l'eau, devraient favoriser une agriculture plus durable en optimisant les décisions par une meilleure analyse des données.

Dans le monde, la généralisation de l'usage de ces outils à des millions d'exploitations agricoles va générer un afflux considérable de données, celles de la production agricole et de l'élevage mondiaux. Ceux qui se doteront des moyens de les utiliser et de les interpréter détiendront un nouveau pouvoir qui leur permettra d'avoir instantanément une connaissance extrêmement précise de l'état de l'agriculture mondiale et d'en tirer des profits commerciaux (anticipation des besoins en intrants agricoles

et donc de l'évolution des marchés) et financiers (anticipations des prix des produits agricoles basés sur une connaissance très précoce de la production). La maîtrise des données et des technologies d'exploitation et d'apprentissage par les données sont donc un enjeu majeur de compétitivité et de souveraineté.

Se pose alors une question, pas nouvelle, mais amplifiée par les nouveaux horizons ouverts par l'exploitation des données massives en agriculture : les intérêts financiers ne vont-ils pas prendre le pas sur les bénéfices écologiques et humanitaires à attendre de cette exploitation ou sur les intérêts des agriculteurs ? La propriété des données et le contrôle de leur exploitation sont dans ce contexte à examiner très attentivement.

Du seul point de vue de l'éthique, en supposant éviter le risque que nous venons d'évoquer et si l'usage des *Big Data* ne va pas à l'encontre d'une juste rétribution des données et d'une égalité d'accès aux retombées de leur exploitation, il faut se féliciter de leur développement. Il doit en effet permettre d'optimiser certaines pratiques agricoles pour nourrir les hommes et réduire l'impact environnemental négatif de l'agriculture (réduction des intrants, des consommations d'eau et d'énergie). Il apporte aussi des outils d'aide à la sélection des variétés et au pilotage des processus de transformation, optimisant dans une approche systémique globale tout le cycle de vie du produit pour garantir une meilleure qualité et assurer la traçabilité indispensable. Au-delà, augmenter les revenus des agriculteurs par une élévation des rendements et de la qualité des produits est aussi une bonne évolution. Ces impacts positifs pourraient être importants pour les pays en développement pour leur sécurité alimentaire.

Ces impacts devraient aller en s'améliorant grâce à l'instauration progressive d'un cercle vertueux : les nouvelles données produites par les agriculteurs serviront à améliorer les systèmes existants grâce à l'apprentissage en profondeur (*deep learning*).

Les Nations unies, qui devaient fixer fin 2016 de nouveaux objectifs de développement durable pour les quinze prochaines années en pre-

nant en compte l'utilisation des données massives, ont bien identifié l'aspect positif de cette approche, mais sans en exprimer suffisamment les **risques potentiels**.

Il ne faut pas les minimiser. Les États ne risquent-ils pas de perdre une partie de leur souveraineté sur les modèles agricoles qu'ils souhaitent encourager ? Pour citer un exemple, on peut en effet imaginer que l'entreprise américaine Climate Corp (filiale de Bayer/Monsanto) soit mieux renseignée sur les parcelles de la Beauce ou du Cantal que les agriculteurs, les coopératives de la région et le ministère de l'agriculture, ceci en s'emparant des données produites par les agriculteurs en contrepartie de services ultra-performants proposés. Des parlementaires et des professionnels agricoles s'en sont inquiétés à l'occasion d'une audition organisée le 2 juillet 2015 par l'OPECST autour du *Big Data* agricole. Il convient de noter que cette situation n'est pas spécifique au secteur agricole et qu'il est essentiel que les États sachent légiférer dans des délais très courts pour permettre le développement de ces technologies tout en contrôlant les risques associés.

Les leaders dans le traitement des données agricoles

Aux États-Unis, trois opérateurs sont leaders dans le traitement des données agricoles (Climate Corp, Farmers business network et John Deere). Les sociétés comme Climate corp délivrent des conseils à la fertilisation de façon payante ou gratuitement, l'agriculteur dans ce dernier cas délivrant des informations précieuses. Farmer business network propose une plate-forme d'innovation payante (500 euros/an) sur laquelle les agriculteurs entrent leurs données (rendement, conditions pédologiques de leur ferme...) et ont accès à une analyse des performances de 500 variétés de semences dans leurs conditions de culture. En France, la principale entreprise spécialisée est SMAG (120 collaborateurs) dont l'actionnaire majoritaire est L'union de coopératives « In vivo ». Elle travaille avec les coopératives et non pas directement avec les agricul-

teurs. De nombreuses start-up travaillent sur ces problématiques et leur développement devrait permettre à la France de jouer un rôle de premier plan dans cette nouvelle économie. Par exemple CYBELETECH, créée en 2011, cherche à diffuser les technologies numériques dans le secteur de l'agriculture et pour l'ensemble du cycle de vie du végétal. L'exploitation de données satellitaires permet de proposer les apports d'engrais et de traitement phytosanitaire optimum. La modélisation des interactions génotype environnement peut aider à la sélection de variétés adaptées dans le cadre de partenariats avec le secteur semencier.

Certains acteurs prônent le développement de l'*open data* avec un retour de valeur vers tous les participants au programme, la mutualisation la plus large des données et des accords clairs entre les partenaires y compris avec les *big players* américains. Il faut, dans tous les cas, considérer que les données ont de la valeur et que les agriculteurs qui les délivrent ont un droit de regard sur leur utilisation et doivent bénéficier de rémunérations dans le cadre de modèles économiques nouveaux. À la différence des États-Unis qui ont établi des règles pour l'usage et la rémunération des données, la France et l'Europe n'ont pas encore défini les règles d'un fonctionnement collectif et mutualisé.

Un autre domaine de vigilance, que l'on retrouve d'ailleurs pour l'ensemble des technologies innovantes, est celui de l'égalité d'accès à ces nouvelles approches. Si des contraintes financières trop importantes ou si des exigences de compétences techniques trop élevées créent une sélection défavorable pour les petits agriculteurs de régions moins favorisées, le développement des *Big Data* en agriculture ne se fera pas de façon équitable. Il faut donc que les pouvoirs publics mettent en place des formules d'accompagnement et de suivi largement distribuées au service de tous. Dans le cas contraire, la technologie peut introduire des distorsions injustes de compétitivité. Il est aussi à prévoir que les investissements importants souvent nécessaires pour accéder à une pleine maîtrise de ces technologies accéléreront l'évolution déjà observée vers

une proportion croissante d'exploitation de grande taille en opposition avec les modèles agricoles traditionnels plus respectueux d'un meilleur équilibre social.

Que faire pour éviter les dérives que nous venons de dénoncer, face aux grands acteurs industriels comme Monsanto et Google qui investissent des sommes considérables dans le domaine ? D'abord, être attentif à ce que des situations de monopole ou de dépendance excessives ne se mettent en place.

L'égalité d'accès à la technologie des agriculteurs pouvant être mise en cause pour des raisons financières et de compétences, l'accompagnement des pouvoirs publics doit pouvoir exercer un rôle correctif. Les coopératives qui joueront certainement en France un rôle important d'interface doivent évaluer de façon réaliste les investissements qu'elles envisageront (capacités de stockage et de valorisation des données, compétences informatiques) et doivent inciter les start-up et fournisseurs de logiciels à fournir des produits et des prestations à des prix raisonnables sans profiter d'effets d'aubaine liés à l'explosion du marché. Les acteurs français du domaine doivent au final se coordonner et s'organiser dans l'optique de l'intérêt collectif. Par ailleurs il faut favoriser le développement d'acteurs français de premier plan pour maîtriser ces technologies et pour offrir des services au meilleur niveau et ainsi devenir des acteurs internationaux importants face aux acteurs étrangers.

L'UTILISATION DES *BIG DATA* DANS LES RECHERCHES EN NUTRITION : VERS UNE ALIMENTATION PERSONNALISÉE ?

Pour beaucoup de Français, il est désormais compris qu'une alimentation équilibrée, variée, régulière, suffisante, mais pas excessive, conviviale et parfois festive exerce un impact positif sur la santé. Pour leur part, les professionnels du système alimentaire, plus particulièrement les

industries alimentaires, grandes ou petites entreprises, disposent de plusieurs moyens d'action pour contribuer à ce bon équilibre : fabriquer des aliments bénéfiques à l'ensemble de la population : réduction des teneurs en molécules trop caloriques ou nocives à doses excessives et optimisation de la teneur en nutriments recommandés ; répondre aux besoins des consommateurs chez qui a été détecté le besoin d'un régime spécifique (intolérances, allergies) ; ajouter aux aliments des molécules ou des microorganismes (probiotiques) agissant spécifiquement sur une fonction métabolique chez l'homme (par exemple des phytostérols qui contribuent à la réduction du « mauvais cholestérol » et donc, espère-t-on, des accidents cardiovasculaires).

Cette dernière catégorie regroupe les aliments qualifiés « **aliments à effets physiologiques spécifiques** ». Appartenant à la grande famille des aliments-santé, ils sont conçus pour apporter un effet bénéfique sur la santé au-delà de l'effet que peut avoir un aliment traditionnel. Ils ouvrent la porte à une alimentation qui deviendrait de plus en plus personnalisée, c'est-à-dire adaptée à des catégories pré-identifiées de consommateurs, sur la base en particulier de données génomiques, voire à un seul individu. Ce changement de paradigme dans la conception d'une alimentation reposant sur des aliments-santé ciblés vers des catégories particulières d'hommes sains repose plus globalement sur une meilleure connaissance du microbiote³⁸ (son impact sur la santé est maintenant une certitude) et sur la nutriginomique et la nutriginétique³⁹.

Les nutritionnistes comme les responsables d'entreprises du secteur de la nutrition s'appuient sur différents systèmes expérimentaux allant d'études *in vitro* à des études portant sur des cohortes de consommateurs pour établir un régime alimentaire personnalisé susceptible d'empêcher,

38 Microbiote : ensemble des microorganismes qui se trouvent dans le tube digestif.

39 Nutriginomique : étude de l'influence des pratiques alimentaires sur l'expression des gènes. Nutriginétique : étude des réactions individuelles vis-à-vis des nutriments selon les caractéristiques des génomes.

de retarder l'apparition de maladies, ou même de soigner. Cette approche se heurte aux variabilités intra-individuelles et surtout au temps nécessaire pour obtenir des résultats. D'où l'intérêt porté par les chercheurs aux possibilités offertes par l'**analyse de données massives**.

Dans le cas particulier des personnes âgées, le consortium de recherche CompuBioMed se propose d'exploiter les approches *Big Data* pour établir un régime personnalisé. Pour essayer d'y parvenir, le projet s'appuie sur les techniques informatiques et mathématiques de fouille ou d'extraction de données (*data mining*) à partir de différentes sources d'information pour identifier le passage de l'état de fragilité de l'individu âgé à l'état de dépendance et tester ensuite différentes stratégies alimentaires pour le retarder ou même l'éviter. Comme pour les expérimentations, cette recherche est conduite sur la base de l'exploitation de biomarqueurs présentant des valeurs caractéristiques de patients souffrant de pathologies ou de dysfonctionnements sur lesquels un régime alimentaire pourrait être testé. Des informations de différentes origines sont collectées et introduites dans un modèle informatique. Ces modèles permettent de dégager des corrélations entre informations et biomarqueurs, entre biomarqueurs sélectionnés, ainsi que l'impact des uns sur les autres. Le résultat est aussi susceptible de mettre en évidence l'influence de paramètres jusque-là non pris en compte comme le climat et le mode de vie ou inversement de souligner le rôle non déterminant d'un ou plusieurs des biomarqueurs choisis.

C'est en modifiant une ou plusieurs valeurs de référence des biomarqueurs de ce premier modèle que de nouvelles recherches vont être lancées. Les recherches seront répétées en changeant ces valeurs jusqu'à la mise en évidence du point de transition de la fragilité à la dépendance. Ces résultats pourront alors être utilisés pour déterminer un traitement personnalisé, pour adapter la composition des régimes alimentaires et même la composition des aliments préparés, mais également pour aider

à la constitution de cohortes visant à des analyses plus précises et donc les conditions de la validation de ce traitement.

Ces recherches passionnantes et satisfaisantes dans leurs objectifs peuvent se heurter au problème de la confidentialité des données collectées, d'autant plus qu'elles pourront comporter des informations détaillées sur le microbiote et le génome d'un individu. Aider les hommes à vivre plus longtemps en bonne santé en leur conseillant un comportement alimentaire individualisé et optimisé est bien sûr non critiquable sur le plan de l'éthique. C'est le contraire qui le serait. Il n'en demeure pas moins qu'il est temps d'ouvrir une réflexion sur les nouvelles méthodes mises en œuvre et de s'assurer de la parfaite confidentialité des études. Le risque existe en effet de voir ces « banques de données » détournées au profit d'objectifs moins avouables, comme le « fichage génomique ou microbiotique » des personnes.

L'accès à ces données par des personnes non autorisées est susceptible de provoquer un ostracisme vis-à-vis de celui qui serait victime de cette rupture de confidentialité. Les effets délétères sur ce dernier sont très nombreux : accès à l'emploi, accès aux assurances, relations de voisinages. Toute la vie d'un individu peut se trouver bouleversée.

Enfin, les entreprises pourraient enrichir de ces données, la large panoplie déjà à leur disposition pour cibler très précisément leur clientèle présente et à venir (voir le point 3).

LE CIBLAGE MARKETING TRÈS AFFINÉ DES ACHATS ALIMENTAIRES

Le système alimentaire a évolué de telle manière que les grands distributeurs pèsent très fortement sur les orientations et les choix des agriculteurs et des consommateurs. Ce « contrôle du système alimentaire » repose notamment sur leur capacité à connaître très précisément la nature des achats et donc des attentes des consommateurs en exploitant les

données fournies par les tickets de caisse. Cette approche donne une vision statistique des attentes des consommateurs.

Exploiter les informations clients, notamment avec le développement des technologies RFID

Le géant américain de la distribution Walmart propose à ses clients de recevoir les tickets électroniques par e-mail ou de les héberger dans une application mobile *scan & go*. Grâce au numéro de carte de paiement ou du téléphone portable, Walmart pourra ainsi récolter un flot de données personnelles sur ses clients, tel que leur comportement d'achat. L'enseigne sera alors en mesure de proposer des suggestions d'achats, des rappels au client (Avez-vous pensé au lait que vous avez acheté la dernière fois ?), des coupons d'achat ultraciblés, voire préliste d'achat.

Le schéma retenu est le suivant : au moment du passage en caisse, l'option « ticket électronique » est proposée. S'il le souhaite, le client compose son numéro de téléphone mobile sur le lecteur de cartes bancaires. Le *Big Data* peut changer la donne de deux manières :

- donner accès aux attentes des consommateurs à tous les acteurs du système alimentaire sans passer par les tickets de caisse en exploitant toutes les données personnelles que les consommateurs ont volontairement ou non diffusées sur les réseaux sociaux et sur internet ;
- personnaliser les informations et permettre de cibler individuellement les consommateurs. Dans tous les secteurs d'activité, les exemples nombreux reposent sur la collecte et l'exploitation d'une multitude de « traces numérisées » (tickets de caisse, appels téléphoniques, consultation d'internet, réseaux sociaux...) qui permettent de proposer au consommateur le produit ou le service dont il a envie en capturant son intention et son attention au bon moment et au bon endroit : c'est l'économie de l'intention. Cette stratégie s'applique bien évidemment au domaine des achats alimentaires, les traces numériques étant plus ou moins obtenues à l'insu des futurs consom-

mateurs. En raison de la puissance de l'approche, la démarche ne se limite pas à une seule proposition de vente mais peut concerner aussi des ventes corrélées.

On identifie aisément trois domaines où des problèmes se posent : respect de la vie privée ; connaissance de l'usage et de la finalité des données collectées ; anonymat des données. Mais il y en est un autre, sans doute plus sensible car moins apparent : la « manipulation des données » ne risque-t-elle pas de permettre à ceux qui en possèdent les clés de peser très lourdement sur les comportements alimentaires des consommateurs et, donc, indirectement sur tout le système alimentaire. Les principaux bénéficiaires seraient alors les entreprises qui mènent le jeu, malheureusement sans doute aux dépens de la santé des consommateurs.

CONCLUSION

Les trois secteurs abordés font apparaître de façon commune des avantages et des risques potentiels soulevant l'urgence de la mise en place de systèmes de régulation favorisant l'équité et le bien commun dans l'exploitation des *Big Data* au niveau du système alimentaire. Un autre niveau de vigilance pourrait être lié au degré de fiabilité et de pertinence des recommandations délivrées. La période actuelle exprime un grand enthousiasme par rapport aux potentialités de l'exploitation des *Big Data*. Cette problématique très sensible dans le secteur agroalimentaire, n'est pas spécifique à celui-ci, mais intervient dans tous les secteurs de l'économie. Il faut savoir faire un usage correct et responsable de ces nouvelles technologies, qui apportent de nouvelles capacités d'aide à la

décision, mais ne doivent pas être vues comme la panacée. Ne fait-on pas preuve d'une confiance exagérée vis-à-vis de la solidité des algorithmes mis en jeu et ne doit-on pas recommander une éthique dans l'adoption progressive de ces technologies prometteuses. Comme dans d'autres domaines l'exploitation des *Big Data* en agroalimentaire doit aller de pair avec une lucidité et une vigilance éthique au service d'un juste usage mais ici aussi on constate un écart considérable entre le degré d'avancée des technologies et celui de l'étude de leurs conditions d'utilisation.

***Big Data* et finance⁴⁰**

HÉLÈNE PLOIX

Les *Big Data*⁴¹ jouent un rôle en finance dans la relation entre le client final (le particulier, l'entreprise, à la différence de l'intermédiaire comme le réseau de distribution ou le « broker ») et le système financier et dans le développement et le fonctionnement des marchés de capitaux. Cela concerne autant la banque que l'assurance, mais « le secteur qui sera bouleversé en premier est celui de l'assurance »⁴² au moins au niveau de la relation entre l'assureur et le client final, car en ce qui concerne la banque, les *Big Data* affecteront en premier les modes opératoires internes. Ce bouleversement entraîne de nombreuses améliorations dans le service aux clients (celui-ci devient plus fin par rapport à leurs besoins) et dans leur protection contre des risques financiers inadaptés à leurs moyens. Les *Big Data* apportent plus de possibilités et permettent d'être plus efficace. En contrepartie, cette nouvelle donne soulève de sérieuses interrogations sur le respect du libre arbitre de chacun.

40 Cet article a bénéficié de la relecture attentive et constructive de Christian Kaas et de Vivien Levy-Garboua.

41 Dans ce texte, l'expression *Big Data* recouvre une nouvelle méthodologie pour classer les données de telle façon qu'elles puissent être trouvées et accédées très rapidement, des technologies particulières qui permettent de lire à très grande vitesse les données stockées et des logiciels spécialisés à très hautes performances pour effectuer cette masse de calculs en un très bref délai.

42 Interview de Paul Hermelin *Le Monde* 18 décembre 2014.

1. LES POSSIBILITÉS OUVERTES PAR LA TECHNOLOGIE DES *BIG DATA*

Dans la banque de détail, l'assurance-vie, l'assurance-dommages, trois domaines qui ont pour objet d'apporter des prestations à un client particulier, les opportunités découlent de la connaissance plus précise du profil des clients et de l'avantage de travailler sur l'ensemble des données plutôt que sur des échantillons. Il est possible de collecter des données plus fréquemment (par exemple : dépenses sur une carte de crédit connues à tout moment au lieu d'une fois par mois) et à partir de davantage de sources (y compris les réseaux sociaux). Pouvoir associer l'âge, les revenus, les avoirs financiers, le rythme et les styles de dépenses, le comportement d'épargnant ou de débiteur et, entre autres, l'espérance de vie, permet, à la fois au niveau du client et au niveau de la banque :

- de créer des produits qui correspondent mieux aux goûts, désirs et attentes des clients, compatibles avec leurs moyens, leur appétit pour le risque, leurs connaissances des produits financiers et du degré de volatilité de ces derniers ;
- d'individualiser l'offre de produits : produits d'épargne correspondant à l'espérance de vie des clients et à leur capacité de supporter plus ou moins de risques ; produits d'assurance calibrés en primes et en dédommagement selon le risque que représente chaque assuré, mais aussi en fonction de ses efforts pour avoir une meilleure alimentation, faire du sport, avoir une conduite automobile plus prudente. « *Le Big Data permet d'avoir une vision fine des risques et d'éviter de faire payer aux gens qui sont prudents, l'imprudence des autres. Le Big data est un bon outil de prévention et de tarification* » ;⁴³
- de déduire des besoins possibles chez ses clients, de les satisfaire, ou encore aller au-devant d'eux ;
- d'attirer des clients potentiels.

⁴³ Interview d'Éric Lombard, PDG de Generali France Le Figaro jeudi 27 octobre 2016 page 25

De plus, dans la banque et l'assurance, comme dans toute entreprise, les *Big Data* peuvent faciliter l'évaluation des services, améliorer la prise de décision, et contribuer à une meilleure gestion en améliorant l'allocation des ressources.

À côté des produits d'épargne, la banque de détail a une fonction de prêteur aux particuliers et aux entreprises petites et moyennes. Ce rôle d'accès au financement, elle le joue dans sa fonction d'intermédiaire avec les marchés des capitaux pour les plus grandes entreprises. Sur la base de données statistiques, le *credit scoring* permet depuis bien des années d'évaluer le risque de défaut que représente un client. Il est déjà très présent dans le crédit à la consommation et dans l'octroi de prêts hypothécaires. Les *Big Data* qui permettent de traiter davantage de données et d'avoir accès à de « nouvelles » données, autres que les données financières et personnelles traditionnelles pourraient rendre accessibles les marchés de capitaux aux entreprises moyennes. Cela élargirait leurs possibilités de financement, en leur donnant accès à des « financements structurés » montés par les départements banque de financement des établissements bancaires, faisant eux-mêmes partie des activités de marché de capitaux. Déjà les plates-formes de *crowdfunding*⁴⁴, à partir de ces seules informations, ont la prétention de mieux gérer le risque que les banquiers ne pourraient le faire et donc de faciliter l'accès au crédit à des entreprises qui se le voient refusé par les banques. C'est là que l'intelligence (artificielle ou humaine) entre en jeu. La finalité est-elle d'engendrer une meilleure prise de risque ?

Dans les activités de marchés de capitaux, les clients aujourd'hui ne sont plus ni les particuliers, ni les petites et moyennes entreprises, mais ce sont les grandes entreprises, les établissements financiers, les banques, les compagnies d'assurances, les gouvernements etc. ;

44 Le financement participatif, *crowdfunding* ou encore sociofinancement au Canada francophone, est une expression décrivant tous les outils et méthodes de transactions financières qui font appel à un grand nombre de personnes afin de financer un projet. (Wikipedia)

les produits qui leur sont offerts sont, outre les activités de conseil, les financements dits structurés (montants importants, financements souvent complexes, qui seront ensuite syndiqués, c'est-à-dire partagés entre des établissements financiers de toute nature et de tous pays, tels que les compagnies d'assurances, les fonds de pension, les *hedge funds*), (supports d'investissement pour les institutionnels et investisseurs « avertis »). et tous les instruments financiers construits à partir des titres de dette, des actions, comme les parts de crédits hypothécaires qui ont été à l'origine des *subprimes*...]

Pour ces activités, la rapidité des traitements permet en principe de mieux évaluer le risque de perte potentielle lié à une opération, de répondre à la volatilité des marchés, de trouver les meilleures corrélations, d'agréger des données mondiales, d'optimiser le prix des produits élaborés et, ainsi, de les structurer de façon plus fine par rapport aux besoins et contraintes des clients : celui qui émet et celui qui achète. Les traders⁴⁵ qui sont soumis à des limites de risque doivent bien souvent rechercher, avant de proposer ou de vendre un produit, l'approbation des équipes de *risk management* et de *gestion actif/passif* (ALM : asset/liability management). Ils peuvent, grâce à la rapidité des calculs, recevoir un *go/no go* beaucoup plus rapidement. Or la réactivité est un atout sur les marchés. Ils peuvent aussi éventuellement anticiper des mouvements de marché et mieux gérer les risques de marché qui sont principalement les risques de contrepartie (i.e. qualité de l'acheteur ou du vendeur ou du collatéral, concernant sa fiabilité, sa capacité à prendre et tenir ses engagements) et les risques de liquidité (ne pas rester « collé » avec ses produits, ce qui leur fait perdre progressivement de la valeur), risques qui font varier la valorisation des différents instruments financiers.

Tout ceci doit permettre d'avoir un contrôle plus rapproché des risques car les dirigeants et instances de contrôle de l'établissement (autorités

45 Par souci de simplification nous appellerons les intervenants sur les marchés de capitaux, *traders*.

dépendant en général de la banque centrale de son pays) décident du risque global maximum que l'établissement peut supporter chaque jour (en fonction de ses fonds propres) en s'appuyant sur des analyses dynamiques de scénarios et des *stress tests*. Ce potentiel de risque jugé comme pouvant être assumé est ensuite réparti au niveau de chaque activité, puis de chaque trader. Ce dernier se voit attribuer des limites de risque qu'elle ou il peut prendre. Au moins chaque jour, un service distinct des opérateurs (*middle office vs. front office*) calcule le risque maximum pris par chaque trader, par chaque activité et par la somme de toutes les activités. Aujourd'hui, le temps nécessaire pour faire les calculs fait que la banque ne connaît jamais en temps réel la somme des risques pris. Les *Big Data* sont simplement en train d'émerger. Les *Big Data* permettront de faire ces calculs de façon plus précise à un instant donné pour prendre à temps les mesures nécessaires (calculer la couverture de fonds propres nécessaires, trouver des couvertures, etc.) avant que les limites supportables aient été dépassées. Est-ce par précaution qu'aujourd'hui les banques corsètent plus strictement ces activités ? En tout cas, le bénéfice à attendre des *Big Data* est un meilleur calibrage des fonds propres nécessaires pour adosser les risques pris par chaque unité et chaque individu, en temps réel, en prenant en compte non seulement les données chiffrées, mais aussi les données plus qualitatives⁴⁶.

46 Par exemple, des opérations peuvent être mauvaises car elles consomment trop de fonds propres pour être rentables ou parce qu'elles posent un risque de compliance. Dans le premier cas, le calcul de la rentabilité par rapport aux fonds propres consommés est simple. Dans le deuxième cas, l'évaluation du risque nécessite l'examen de nombreux contrats par des personnes qualifiées et une pondération de fonds propres dans chaque cas, avant de pouvoir arriver au même calcul final. Avec les *Big Data* (tels que définis ci-dessus), on peut espérer arriver à des analyses croisées et des matrices dans lesquelles chaque opération tomberait : non profitable/risqué ou non profitable/non risqué (on abandonne) ; profitable /non risqué (on garde) ; profitable/risqué (on examine, demande avis, discute avec les autorités de régulation...) Autre exemple : aujourd'hui les synergies évaluées lors de rapprochements entre entreprises (exercice indispensable dans les opérations de M&A menées par les banques d'affaires) sont surtout quantitatives : réductions de coûts, d'effectifs... ;

Pour détecter de bons placements ou se délester à temps de certaines valeurs, **la gestion d'actifs** plus directement dirigée vers les clients privés, qualifiés de « non-avertis » bénéficie aussi de cette capacité offerte par les *Big Data*. Déjà, la gestion dite passive, celle qui est conçue pour répliquer un indice, est faite essentiellement par des ordinateurs programmés dans cet objectif. La gestion quantitative s'appuie sur des modèles informatiques qui déterminent si un investissement est attractif ou non. À partir d'un grand nombre de données, de statistiques, de corrélations multiples (elles existent, mais il manque la technologie telle que décrite en note 41 pour leur donner tout leur potentiel ; elles peuvent aussi rester à trouver), associées à des prévisions diverses comme des données météorologiques ou des tendances sociales et comportementales véhiculées par les réseaux sociaux ; avec beaucoup d'intelligence artificielle, les gestionnaires pourront repérer des mouvements à venir sur certains secteurs d'activité, certaines entreprises ou sur divers autres produits financiers. Ils garniront alors ou videront leurs portefeuilles de certaines valeurs ou titres et pourront réallouer les pondérations par géographie, par secteur, par support financier. Au-delà de ces évolutions, l'intelligence artificielle et l'automatisation vont permettre à des robots bien programmés de remplacer des gérants de portefeuille quand leur rôle est d'identifier des titres correspondant à des stratégies d'investissement bien définies⁴⁷.

Ceci soulève d'autres questions. Les clients seront-ils prêts à payer un tel service ? Où les banques de gestion privée trouveront-elles leur rentabilité ? Par ailleurs ces développements entraîneront dans les sociétés de gestion des besoins en effectifs moindres et différents : des profils d'informaticiens pour construire l'infrastructure des *Big Data* adaptés à cette gestion ; des statisticiens, des experts financiers et des

demain elles pourront prendre en compte précisément les synergies liées aux comportements des clients ou à la démographie des pays cibles etc.)

47 Voir aux États-Unis : <https://www.nerdwallet.com/blog/investing/online-advisor-comparison/>

mathématiciens qui définissent les stratégies d'investissement répondant aux souhaits et exigences des différents types de clients ; et encore des personnes capables de surveiller et contrôler les programmes, pouvant suivre plusieurs fonds en même temps au lieu d'avoir un responsable par fonds (chaque fonds étant dédié à une stratégie précise).

On peut craindre que le mimétisme prenne une place prépondérante, que les fondamentaux perdent de leur importance et que l'ancrage des marchés diminue, à moins que la gestion privée ne fasse l'effort et l'investissement dans des analyses plus complexes et des stratégies d'investissement plus pointues qui la rapprocheraient des *hedge funds*.

Autre bénéfice, dans tous les domaines, il devient plus facile, grâce au travail sur l'ensemble des données, d'identifier les fraudes par l'analyse de phénomènes trop répétitifs ou trop éloignés de la pratique.

LES VALEURS ÉTHIQUES MISES EN JEU PAR LES *BIG DATA*

Pour tout ce qui concerne la banque de détail, l'assurance et la gestion privée, les valeurs éthiques mises en jeu par les *Big Data* sont surtout :

(i) le respect des données personnelles et de la confidentialité des données de vie privée ;

(ii) la responsabilité et la responsabilisation ou déresponsabilisation des clients concernés, en d'autres termes leur libre choix ;

(iii) l'équité dans le traitement des clients et,

(iv) pour la France où ce principe est si essentiel dans le fonctionnement et le financement de son modèle social et sanitaire, la mutualisation.

Le sujet de la protection de la vie privée est inhérent à l'usage de l'internet et à l'exploitation des *Big Data*, aussi est-il déjà traité dans le premier chapitre de cet ouvrage. Les analyses et conclusions présentées à cette occasion s'appliquent parfaitement au domaine particulier de

Big Data dans la finance et ne nécessitent donc pas de développement spécifique ici.

Pour ce qui est de la responsabilité, du libre arbitre, il faut se demander quel choix finira par rester à l'individu ? Sera-t-il obligé d'avoir un comportement spécifique pour avoir accès à un produit ou à un service dont il a absolument besoin ? Comment pourra-t-il appréhender le risque si celui-ci est prédéterminé pour lui ? Quelle sera sa capacité à identifier un risque s'il n'a jamais été mis en situation de le mesurer ? Quelle sera sa latitude pour gérer ses économies ?

Ce risque de déresponsabilisation existe aussi dans le cadre des **activités de marchés de capitaux**, mais de façon un peu différente. L'utilisation de données plus complexes et plus nombreuses permet de construire des produits très sophistiqués avec des liens très lointains (et difficiles à suivre) avec l'économie réelle, même s'ils sont élaborés pour répondre à de réels besoins de clients (couvertures du risque de change, du risque de taux, du risque de contrepartie, etc.). L'accumulation de ces instruments financiers, ou l'utilisation d'algorithmes bâtis sur des hypothèses qui ne se réalisent pas, et l'absence de contrôle ou de possibilité de contrôle, peuvent à un moment donné dérégler un segment de l'économie réelle, amplifier un mouvement cyclique, nuire au développement harmonieux des économies.⁴⁸

Un autre risque vient de l'abstraction de ces produits. L'utilisation des plates-formes numériques sans intervention humaine peut avoir cette conséquence. Aujourd'hui, 60 % des opérations seraient faites sur ces plates-formes décisionnelles, les *traders* n'interviennent pas vraiment. S'ils n'y prennent pas garde, ces *traders* peuvent se trouver en situation

48 Ce sujet n'a pas attendu le *Big Data* pour apparaître : par exemple, les corrélations utilisées pour couvrir certains risques (comme un recours au change, au nom de la parité des taux d'intérêt, pour couvrir les risques de taux) sont dangereuses en situation de crise ou, précisément, ce genre de corrélation s'effondre. (Vivien Levy-Garboua).

de perdre leurs repères et le sens des « limites », de la mesure⁴⁹ car ils ne réalisent pas les montants en jeu. Par exemple, dans le trading algorithmique, la machine calcule et donne des résultats qu'elle met en œuvre. Dans d'autres situations, les *traders* peuvent appliquer sans discernement les résultats des calculs donnés par ces algorithmes, prendre ainsi un risque systémique très élevé et provoquer un décrochement brutal des marchés, grave pour certaines activités ou économies. Ceci n'est pas nouveau, mais il est probable que le *Big Data* accentuera cette tendance.⁵⁰

Un autre risque est que la réglementation renforcée pour éviter des conséquences néfastes fasse perdre la capacité de juger dans des situations nouvelles ou inattendues, mais aussi qu'elle induise des comportements déviants : comment empêcher des échappatoires à la réglementation quand les moyens plus que la finalité sont contrôlés ?

Dans l'**assurance**, si chaque prime est calculée sur le risque que représente chaque assuré, les bons risques (les emprunteurs en très bonne santé, les bons conducteurs...) paieront une faible prime et les mauvais risques (leurs contraires) seront pénalisés. Comment assurer la mutualisation et permettre d'assurer « les mauvais risques » sans coûts extravagants ? Comment même éviter que des risques ne soient plus assurés ? Ou encore, n'y a-t-il pas un risque qu'un assureur contraigne des assurés à un certain comportement ? C'est déjà le cas en matière de santé et de conduite automobile dans certains pays. En France, la compagnie d'assurances Generali a un produit Vitality qui, dit-elle, évite ce risque tout en posant le débat⁵¹. Quelle est la prochaine étape ?

49 La mesure permet d'être bien et de se sentir bien, en harmonie avec le monde, d'avoir un comportement éthique.

50 C'est le même problème que pour les modèles mathématiques de la finance : ils peuvent donner l'illusion de l'universalité alors qu'ils ne sont valables que sous certaines conditions (Vivien Levy-Garboua).

51 « Ce programme de prévention s'ajoute comme un « plus produit » à un contrat collectif de santé ou de prévoyance qui ne permet pas la modulation des tarifs. Il

L'ÉTHIQUE ?

Les grandes questions qui se posent nécessitent certainement une veille éthique (ou sans doute plus, une réflexion pour bâtir une doctrine).

Quelques pistes :

- Qui sera propriétaire et/ou détenteur des données issues des analyses de son propre corps et de son comportement et qui pourra en disposer ? la banque, l'assureur, le client ? Celui-ci pourra-t-il définir l'utilisation qu'il souhaite que la banque ou l'assureur en fasse ? Personne ne contrôle l'usage fait par Google ou Facebook ? Qui d'entre nous sait aujourd'hui sur quel fichier il est répertorié et à qui ce fichier a été vendu ?
- Comment construire les processus de validation qualitative ou imposer une régulation sur les applications utilisant intelligence artificielle, en particulier *deep learning*, et des algorithmes dont on ne connaît ni les hypothèses sur lesquelles ils sont construits, ni le fonctionnement et encore moins la qualité des résultats ?
- Comment éviter les dérives sans tomber dans l'excès de réglementations, de contraintes que l'on peut toujours contourner ?
- Quelles seront les conséquences de corseter davantage les établissements financiers ?
- Est-il possible en finance d'utiliser les *Big Data* pour le bien commun ?

prévoit que si l'assuré s'engage à améliorer certains comportements qu'il évalue souvent lui-même, il peut bénéficier de réductions auprès de partenaires commerciaux ». interview de Eric Lombard PDG de Generali Le Figaro jeudi 27 octobre 2016 page 25.

Big Data et sécurité

[Statistiques et banalité du mal]

Jean-Pierre DUPUY⁵², François LEFAUDEUX

UN TRÈS ANCIEN PARADOXE

La prévention des crimes annoncés mène à l'un des plus vieux paradoxes pragmatiques auquel se heurte l'humanité depuis qu'elle se pose des problèmes éthiques. À l'ère des *Big Data*⁵³, ce paradoxe trouve à s'incarner dans des institutions nouvelles.

Sans remonter aux Anciens ni à la Bible, on en trouve une version particulièrement efficace dans *Zadig*, le conte philosophique que Voltaire a concocté pour tourner en ridicule la théodicée de Leibniz. Lorsque le héros éponyme voit l'ermite qui l'accompagne dans ses pérégrinations assassiner le neveu de leur hôtesse de la veille, il est effaré. Comment,

52 jdupuy@stanford.edu

53 Nous devrions nous sentir libres de traduire cette expression comme nous l'entendons, à condition bien sûr que nous fassions école. Elle a été inventée par un des anciens étudiants de Jean-Pierre Dupuy à l'X, devenu aujourd'hui milliardaire, Yann Le Cun. Créateur d'un des algorithmes les plus géniaux pour traiter les masses énormes de données, il a été recruté par Mark Zuckerberg pour développer l'Intelligence artificielle avancée au sein de Facebook. Il a avoué que c'est sur un coup de tête, et non à la suite d'une mûre réflexion, qu'il a forgé l'expression. Il se trouve qu'elle a fait florès, sans doute par paresse mimétique.

se révolte-t-il, tu ne trouves point d'autre récompense pour la générosité de notre bienfaitrice que ce crime affreux ? À quoi l'ermite, qui n'est autre que l'ange Jesrad, le porte-parole du système leibnizien, répond : si ce jeune homme avait vécu, il aurait tué sa tante dans un an puis, l'année d'après, il t'eût assassiné, Zadig. Comment le sais-tu, s'écrie celui-ci ? La réponse : « c'était écrit ». C'était écrit, peut-être, mais cela pourtant n'aura pas lieu, faute de criminel.

Le grand auteur de science-fiction américain Philip K. Dick a tiré de ce conte une nouvelle subtile et complexe, *Minority Report*⁵⁴. Le paradoxe est le même : la police de l'avenir, faisant fond sur les prédictions toujours exactes émises par un trio de Parques, neutralise les criminels un quart de seconde avant qu'ils commettent leur crime – ce qui les fait s'écrier : « Ce n'est pas l'avenir si on l'empêche de se réaliser » ! Notons que le paradoxe n'existe que parce qu'il est postulé que l'avenir prédit – ici, un crime – non seulement se réalisera, mais qu'il ne peut pas ne pas se réaliser – en termes philosophiques, il est fixe, au sens qu'il est contrefactuellement indépendant des actions qui le précèdent. Les prédictions du type « Bison futé » n'ont pas cette prétention : elles ne disent pas ce que sera l'avenir, mais ce qu'il serait si les automobilistes restaient indifférents à la prédiction rendue publique.

On aurait tort de croire que ce paradoxe est une simple invention de métaphysiciens oisifs ou d'écrivains philosophes et qu'il n'a aucune portée pratique. Dans sa formulation voltairienne, il met en scène la question de la compatibilité entre le libre arbitre et un déterminisme de type théologique⁵⁵. Une de ses nombreuses incarnations, qui nous rapproche du *Big Data*, fait intervenir un déterminisme stochastique. On pense à la

54 Steven Spielberg en a fait un film du même titre qui, hélas, fait passer la dimension métaphysique de l'histoire par pertes et profits.

55 Le Dieu de Leibniz est un prédicteur parfait *dans tous les mondes possibles* : il prédit exactement non seulement ce que je ferai, mais aussi ce que je ferais si telles ou telles circonstances se produisaient. Son omniscience au sujet de l'avenir est dite essentielle.

défense d'Adolf Eichmann par l'avocat allemand Robert Servatius. Voici ce qu'en disait Hannah Arendt dans son *Eichmann in Jerusalem*⁵⁶ :

Si l'accusé cherche à se défendre en arguant qu'il a agi non comme un être humain, mais comme l'auxiliaire d'une fonction qui aurait tout aussi bien pu être remplie par n'importe qui d'autre, c'est comme si un criminel s'appuyait sur les statistiques criminelles – tel jour en tel endroit, tant de crimes sont commis – pour prétendre qu'il n'a fait que ce que les statistiques attendaient de lui, et que si c'est lui et pas quelqu'un d'autre qui l'a fait, c'est pur accident, puisque après tout il fallait bien que quelqu'un le fasse .⁵⁷

Un cas régulièrement discuté dans l'enseignement de droit de l'université Yale suscite des réflexions voisines :

Un malin génie rendit visite au Premier ministre d'un certain pays et lui proposa le marché suivant : Je sais que votre économie est languissante. Je suis désireux de vous aider à la faire redémarrer. Je puis mettre à votre disposition une invention technologique fabuleuse, qui doublera votre produit intérieur brut et le nombre d'emplois disponibles. Mais il y a un prix à payer. Je demanderai chaque année la vie de 20 000 de vos concitoyens, dont une forte proportion de jeunes gens et de jeunes filles. Le Premier ministre recula d'effroi et renvoya son visiteur sur-le-champ. Il venait de rejeter l'invention de... l'automobile.

Si nos sociétés acceptent ce mal qu'est la mortalité routière si aisément, s'il ne leur pose pas de problèmes de conscience particuliers, c'est précisément parce qu'elles ne se le représentent jamais dans les termes qui sont ceux de cet apologue. Le problème que celui-ci met en scène est un dilemme moral classique, il s'agit de savoir si des victimes innocentes

⁵⁶ *Eichmann in Jerusalem. A Report on the Banality of Evil*, 2^e édition (1965), Penguin, 1994. La désastreuse traduction française est à éviter.

⁵⁷ P. 497. Traduction libre de J-P Dupuy.

peuvent être sacrifiées sur l'autel du bien collectif. Bien qu'obsédée par ce type de cas, la philosophie morale classique n'a jamais réussi à les éclairer de façon satisfaisante. Or il suffit de naturaliser les termes de la question morale pour la faire disparaître complètement. On subsume les flux du trafic automobile sous les lois de l'hydrodynamique et les régularités statistiques prennent l'apparence de la fatalité.

Mais il suffit de prendre un autre exemple pour se rendre compte que les choses sont peut-être plus compliquées : le même malin génie rend visite au même Premier ministre et lui dit : *je vois que vous avez un énorme problème de santé publique : certaines épidémies sont endémiques et provoquent de nombreuses morts prématurées, je vous propose une solution pour les éradiquer*. Le Premier ministre accepte : la mortalité conséquence de ces épidémies endémiques baisse considérablement, de quelques centaines de milliers, mais la solution du malin génie est critiquée : elle entraîne la mort de quelques innocents sains par an... Nous parlons ici de la vaccination, par exemple antituberculeuse...

LE PARADOXE INCARNÉ : LA POLICE PRÉDICTIVE

Dans la nouvelle de Philip K. Dick, les trois Parques se nomment « Precogs » (pour « precognition »). Leur équivalent dans le monde réel est une start-up californienne installée dans la ville universitaire de Santa Cruz et nommée Predpol (pour *Predictive Police*). L'idée sur laquelle elle repose est venue d'un professeur d'anthropologie de l'UCLA, Jeffrey Brantingham. Celui-ci entendait fonder une « mathématique du crime⁵⁸ ». Persuadé que le crime est prévisible à court terme, en particulier pour ce qui concerne les lieux où il se produit, il prit pour modèle la prévision des

58 Le mot « crime » en anglais possède une acception plus large qu'en français. En France, un vol n'est pas un crime, mais un délit, alors qu'il est bien « *a crime* » en anglais.

tremblements de terre. La première secousse est très difficile à anticiper, mais il est beaucoup plus facile de prévoir les répliques. De même – au moins en Californie – si une maison est cambriolée, la probabilité qu'elle le soit de nouveau dans un avenir proche est multipliée par deux. *« Peu important les causes, dit notre anthropologue mathématicien, les faits sont là. La séquence d'événements est modélisable. »* Anticipant ce que pourrait être une objection politique ou morale, il ajoute : *« Nous n'effectuons aucun profilage, nous ne nous intéressons pas aux auteurs des infractions. Pour nos prédictions, l'identité des délinquants, ou leurs caractéristiques socioculturelles, est sans valeur. »*

La police de Modesto, ville moyenne de la San Joaquin Valley, l'un des greniers du monde au centre de la Californie, a été l'une des premières à se payer les services de Predpol, ceci pour faire des économies. Et cela s'est révélé « efficace » : les cambriolages ont baissé de plus du quart tandis que la moitié des arrestations se produisaient dans les zones prioritaires définies par l'algorithme. Certains policiers plus âgés ont eu beaucoup de mal à s'y faire, au motif qu'« on ne prédit pas l'avenir ». D'autres observent avec plaisir que les zones à risque définies par PredPol où ils officient disparaissent de la carte des priorités au bout d'un certain temps : c'est la preuve que le système a marché. Une centaine de villes américaines, dont Los Angeles et Atlanta, ont recours à la date d'aujourd'hui aux services de PredPol. La France envisage sérieusement de leur emboîter le pas.

Il existe très peu d'analyses politiques et éthiques sur les présupposés et les implications de cette pratique, tant dans le monde anglo-américain, qui l'a inventée, qu'en France. On trouve en revanche des écrits et des controverses sur les dimensions techniques du problème.

Deux jeunes chercheurs français s'en sont fait l'écho, les sociologues Ismaël Benslimane de l'université Joseph Fourier de Grenoble et Bilel Benbouzid de l'université ParisEst Marne-la-Vallée. Il faut dire d'emblée que c'est une littérature très verbeuse, prétentieuse, souvent creuse et

passablement idéologisée. Quelques notations retiennent l'attention. Mais ce qui en fait l'intérêt, c'est que, sans le percevoir, les auteurs butent sur les mêmes paradoxes que ceux que nous avons présentés.

Sur le plan technique, la principale critique qui est faite du logiciel PredPol est qu'il enfonce des portes ouvertes. Des algorithmes beaucoup plus simples, et même la connaissance basée sur l'expérience des policiers, peuvent faire aussi bien et peut-être mieux que lui. La raison tient à la nature très particulière de la distribution spatiale des crimes et délits dans les villes du monde industriel. On peut dire approximativement, par exemple dans le cas d'une ville comme Chicago, que 80 % de ceux-ci se concentrent dans 20 % de la ville. Cette très forte concentration est l'expression d'une loi de probabilité fractale, dite aussi loi de Pareto. Cette loi apparaît dès lors que des phénomènes mimétiques sont en jeu. C'est le cas ici puisque, on l'a vu, l'existence d'un crime ou délit en un lieu donné accroît les chances d'une récidive dans un intervalle de temps qui n'est pas très long.

Pour comprendre les mécanismes en jeu, une expérience de pensée est utile. Imaginez une pluie de dix mille jetons qui s'abat uniformément sur une région où se trouvent cent coupes prêtes à les recevoir. Les jetons tombent indépendamment les uns des autres, la distribution du nombre de jetons par coupe va obéir à la courbe en cloche (dite gaussienne). La plupart des coupes contiendront un nombre de jetons qui ne sera pas très éloigné de la moyenne, soit cent jetons. Rares seront les coupes qui contiendront très peu de jetons ou au contraire plusieurs centaines. Changeons maintenant les conditions de l'expérience en posant qu'une coupe donnée a d'autant plus de chances d'attirer les jetons qui tombent qu'elle en contient déjà un grand nombre. La distribution des jetons sur l'ensemble des coupes acquiert alors une tout autre physionomie. Les déviations par rapport à la moyenne qu'admet la courbe en cloche se trouvent amplifiées par un mécanisme d'autorenforcement. Les événements extrêmes y acquièrent une probabilité considérablement accrue. La distribution que l'on obtient

ainsi est dite fractale, car elle conserve la même physionomie quel que soit le seuil où on la coupe, c'est-à-dire le nombre de jetons minimum en deçà duquel on décide de ne pas compter les coupes correspondantes.

Il y a donc des zones, à chaque moment, où les crimes et délits sont fortement concentrés et les policiers n'ont pas besoin d'un logiciel pour le savoir. Ces zones évoluent dans le temps, en fonction des circonstances, mais aussi, bien sûr, de la présence et des actions des policiers. Là encore, ceux-ci sont aux premières loges pour le savoir.

Selon cette critique, PredPol ne sert à rien. Mais, continuent les auteurs en citant leurs sources principalement anglaises, cette technique a des effets néfastes. La plus importante est d'ordre politique : par le truchement de la statistique des *Big Data*, elle naturalise la criminalité comme nous naturalisons les accidents de la route ainsi que le révélait l'apologue de l'université Yale analysé ci-dessus, masquant ainsi les causes économiques et sociales du crime⁵⁹.

C'est l'argument de l'efficacité économique, cependant, qui retient l'attention, car il nous ramène aux paradoxes de la première partie. Comme il y a moins de cambriolages, il y a moins besoin de policiers, et donc il y a moins de policiers et, plus généralement, moins de dépenses publiques consacrées à la sécurité, et cela est une mauvaise chose, nous dit-on⁶⁰. On croyait que c'était là le but recherché ! On pense à ce qui a fait atterrir le sommet américano-soviétique de Reykjavík en octobre 1986. Les présidents Reagan et Gorbatchev s'étaient mis d'accord sur la visée d'une

59 Pour le sociologue Ismaël Benslimane, « Predpol semble surtout exprimer d'une manière politiquement correcte, grâce à des données chiffrées sur une carte, qu'il y a plus de délits dans certaines zones d'une ville, sans rien dire de la précarisation de ces zones. (...) Predpol est un moyen de cacher une réalité sociale. Au lieu de dire que c'est un quartier pauvre, on va dire que c'est une zone de criminalité. On donne ainsi une valeur de probabilité à un délit, alors qu'on pourrait corrélérer la criminalité à d'autres facteurs, comme la densité de population par exemple.

60 Le sociologue Bilel Boubouzid sur *Rue89* : « PredPol, pour moi, c'est un algorithme de droite. Il permet de réduire les dépenses publiques, les effectifs dans la police, de faire des économies. »

dénucléarisation totale du monde, or Reagan estimait qu'il ne pouvait retourner dans son pays s'il renonçait à la construction d'un bouclier antimissiles qui violerait le traité ABM de 1972. Mais puisqu'il n'y aura plus d'armes atomiques, de quoi voulez-vous vous protéger ? ne cessait de demander Gorbatchev. Le paradoxe, nous l'avons vu, c'est que l'avenir actuel ne suffit pas, il faut considérer aussi les avenir contrefactuels.

On retrouve le même paradoxe dans ce que les auteurs nous disent des procédures de validation du logiciel PredPol : ce dernier gagne à tous les coups ! PredPol annonce qu'un délit va avoir lieu dans une zone précise de la ville. Un policier s'y rend. De deux choses l'une : ou un délit a lieu comme prévu et le policier arrête le délinquant : un bon point pour le logiciel ; ou bien aucun délit n'a lieu, mais c'est sans doute du fait de la présence du policier sur place, et c'est encore un bon point : on ne saurait en vouloir à PredPol, qui a permis de prévenir le délit.

Ceci n'est rien d'autre que le paradoxe de Zadig, c'est-à-dire le paradoxe de la prévention des crimes annoncés. Mais ce qui donne à penser, c'est que nos sociologues critiquent PredPol d'être ainsi immune à la critique. Or, alors qu'il fait face au même paradoxe exactement, on en veut au prophète de malheur qu'il prévoie juste ou non. Son dilemme est le suivant : ou bien ses prévisions se révèlent justes, et on ne lui en sait aucun gré, quand on ne l'accuse pas d'être la cause du malheur annoncé. Ou bien elles ne se réalisent pas, la catastrophe ne se produit pas, et l'on raille après coup son attitude de Cassandre. Mais Cassandre avait été condamnée par le dieu à ce que ses propos ne fussent pas entendus. Jamais donc on n'envisage que si la catastrophe ne s'est pas produite, c'est précisément parce que l'annonce en a été faite et entendue.

Comme l'écrit Jonas⁶¹ :

61 Hans Jonas, *Le Principe Responsabilité. Une éthique pour la civilisation technologique*, Paris, Flammarion, Coll. Champs, 1995, p. 233. Il est très intéressant de comparer ce paradoxe de Jonas à un autre paradoxe de Jonas – il s'agit cette fois non plus de Hans Jonas, philosophe allemand du vingtième siècle, mais de Jonas fils d'Amittai, le prophète biblique du huitième siècle avant

La prophétie de malheur est faite pour éviter qu'elle ne se réalise ; et se gausser ultérieurement d'éventuels sonneurs d'alarme en leur rappelant que le pire ne s'est pas réalisé serait le comble de l'injustice : il se peut que leur impair soit leur mérite.

DES TECHNIQUES PLUS INQUIÉTANTES

Il s'agit des techniques dites de profilage. L'idée est la même que précédemment, c'est-à-dire tenter de prévenir, encore à l'aide d'outils statistiques, mais non plus appliqués à des groupes, par exemple géographiques, mais ciblant des individus.

C'est cette seconde approche, sans doute parfois déjà utilisée (trop ?) qui pose des questions éthiques extrêmement lourdes.

Le concept est de même nature que celui analysé comme sous-tendant la première approche : la mise en avant de facteurs statistiques de

Jésus-Christ mentionné dans *2 Rois*, 14, 25. Rappelons la structure du récit : « *La parole de Yahvé advint à Jonas, fils d'Amittai, en ces termes : 'Debout ! va à Ninive, la grande ville, et crie contre elle que leur méchanceté est montée devant moi'. Jonas partit pour fuir à Tarsis, loin de la Face de Yahvé.* »

Dieu demande à Jonas de prophétiser la chute de Ninive qui a péché devant la Face de l'Éternel. Au lieu de faire son travail de prophète, Jonas s'enfuit. Pourquoi ? Rien ne nous est dit à ce sujet. Tout le monde sait la suite de l'histoire, l'embarquement sur le vaisseau qui se rend à Tarsis (déroit de Gibraltar), la grande tempête punitive, le tirage au sort qui révèle la culpabilité de Jonas, celui-ci jeté par-dessus bord, à sa demande, par les marins afin de calmer le courroux de Yahvé, le grand poisson miséricordieux qui l'avale et, finalement, après que trois jours et trois nuits se sont écoulés, le vomit sur la terre sèche. Mais c'est seulement à la fin de l'histoire que l'on comprend pourquoi Jonas a désobéi à Dieu. C'est que Jonas avait prévu, en tant que prophète efficace, ce qui allait se passer s'il faisait sa prophétie ! Ce qui se serait passé, c'est ce qui se passe maintenant, alors que Yahvé, pour la seconde fois, lui donne l'ordre de prophétiser la chute de Ninive et que cette fois, ayant compris ce qu'il lui en coûtait de désobéir, il obtempère. Les Ninivites se repentent, se convertissent, et Dieu leur pardonne. Leur cité sera épargnée. Mais pour Jonas, c'est un échec cuisant, qui le laisse tout « contrarié », nous dit le texte. J-P Dupuy a bâti *Pour un catastrophisme éclairé* (Paris, Seuil, 2002) autour de la confrontation entre ces deux paradoxes.

risque. Dans les deux cas on retrouve aussi la question éthique de l'action préventive. Il est difficile d'en discuter sereinement *in abstracto* depuis que George W. Bush a invoqué sa nécessité pour déclencher la deuxième guerre d'Irak... On peut déjà noter, cependant, que la prévention a des conséquences différentes selon que l'on examine la technique PredPol et la technique dont il est question dans cette deuxième partie...

Il faut, pour bien comprendre, rappeler quelques notions de base.

D'abord, de quoi s'agit-il ? De ce qu'on appelle parfois le profilage. L'analyse statistique des flots importants de données individuelles permet d'extraire des facteurs de risque, ainsi on pourra trouver que pour ce qui concerne la criminalité crapuleuse, un jeune de 25 ans originaire d'une banlieue défavorisée a quatre fois plus de « chances » d'être un gangster que le jeune issu d'un quartier de ville aisé et vingt fois plus de chance d'être un gangster qu'un jeune fils de paysan propriétaire exploitant, encore plus si on compare avec un amish, etc. Le nombre de facteurs plus ou moins discriminants utilisables ou utilisés est laissé à l'imagination de chacun. Un critère dont le caractère discriminant est très faible (par exemple, un facteur 1,1 entre les chances de deux individus appartenant à des populations différentes d'être ou non un gangster) peut être utilisé ; en effet avec dix facteurs de ce poids combinés classiquement le facteur de discrimination maximum peut atteindre, avec un algorithme « linéaire » $1,1^{10}$, soit 2,59 ! Mais l'intelligence artificielle fonctionne différemment : ses algorithmes sont massivement non-linéaires : chaque « neurone » est un dispositif de seuil : si la fonction de ses données d'entrée que l'apprentissage (deep learning) lui assigne dépasse un seuil (lui aussi fixé par l'apprentissage), sa sortie passe brutalement de 0 à 1. Un réseau de neurones « profond » gère des milliers de seuils de ce type, d'où des « amplifications » incontrôlées ! L'analyse des traces laissées par chacun sur internet laisse la place à un nombre considérable de possibilités (nous nous gardons de citer ici en exemple des critères « qui fâchent », ils sont nombreux...) et le comportement de ces algorithmes, une fois

« entraînés » sur une banque d'exemple peut laisser la place à quelques surprises de taille : il peut suffire d'une combinaison peu fréquente des valeurs des paramètres pour catapulter le plus honnête des citoyens dans la pire des catégories criminelles supposées⁶².

On notera que la discrimination sur des critères de ce genre, ne date pas de l'ère du Web, ni même de l'ère informatique. Quasiment de tout temps, des critères de nature personnelle ont été utilisés à des fins de discrimination, par exemple d'accès à certaines professions ou à certains postes (enquêtes de sécurité des militaires pour accès aux différents niveaux de la confidentialité, sans même parler des discriminations insidieuses, comme les « plafonds de verre »). Mais, évidemment, tout prend aujourd'hui une dimension différente avec les énormes moyens de *screening* utilisés ici ou là dans le monde⁶³...

Les honnêtes gens disent : « Où voyez-vous un problème si cela permet de détecter et de neutraliser préventivement les gangsters ? » Ils ne voient pas qu'ils sont en fait les premiers concernés ! Ceci mérite quelques explications...

Le but est de détecter dans une population les « vilains petits canards » éventuels (nous reviendrons sur cet éventuel). La théorie la plus classique indique que lorsqu'on cherche à détecter un fait ou un événement (par exemple, pour un radar, la présence d'un avion dans l'espace aérien couvert), on détectera non seulement les avions (pas tous), s'il y en a, mais aussi des « anges », c'est-à-dire des phénomènes du domaine plus ou moins proche du bruit⁶⁴. Sans entrer trop dans les

62 On cite le cas d'un algorithme destiné aux voitures autonomes, patiemment entraîné pour la reconnaissance des panneaux de limitation de vitesse et qui a été berné par la présence d'un malheureux « postit » sur un tel panneau...

63 La Chine utilise des centaines de milliers de caméras et des algorithmes de reconnaissance des visages pour suivre les allers et venues d'une proportion importante de sa population, il est hélas facile d'imaginer la suite : des algorithmes de *Big Data* identifiant les comportements potentiellement déviants...

64 Et avec le paradoxe que s'il n'y a pas d'avions, les anges eux, répondent toujours présent !

détails, on définit ainsi pour tout système une probabilité de détection (probabilité de détecter un avion réellement présent) et une probabilité de fausse alarme (probabilité de détecter un avion alors qu'il n'y en a pas — faux positif dans le langage médical). Aucun système n'étant parfait, aucun ne conjugue une probabilité de détection de 1 avec une probabilité de fausse alarme de 0. Un système ayant une probabilité de détection de 0,9 et une probabilité de fausse alarme de 10^{-3} par unité de temps peut paraître déjà assez bon, très loin du hasard (le pile ou face). Qui n'achèterait pas ? Et pourtant...

Soit une ville d'un million d'habitants avec une proportion de criminels potentiellement réels (personnes qui, si rien n'est changé apparaîtraient, en analysant leurs faits et gestes dix ans après, comme étant passés à l'acte) de 10^{-4} (le taux de délinquance est bien plus élevé, je me limite ici aux individus qui tueront ou tenteront de tuer un de leurs semblables dans les dix ans : le taux de meurtre est en France effectivement de 10^{-5} / an, soit 10^{-4} sur dix ans). 10^{-4} fait 100 crimes. Un taux de détection de 0,9 permet d'éviter 90 meurtres et laisse 10 crimes non prévenus. Pas mal...

Quid du prix à payer côté fausses alarmes supposées au taux de 10^{-3} sur dix ans ? Cela fait tout simplement 1 000 personnes emprisonnées (guillotines ?) à tort !

Peut-être est-il possible de perfectionner le système et de gagner un facteur 10 sur les fausses alarmes sans toucher à la probabilité de détection (encore plus de *Big Data* !). On se heurterait alors encore plus au problème très concret de la validation du système : comment vérifier de manière convaincante ses performances. La question est abordée dans le premier volet consacré à Predpol ; il conclut que ce n'est pas trivial (et même sujet à paradoxe). Dans le cas abordé ici, et au-delà du paradoxe⁶⁵, il faudrait pour valider scientifiquement l'efficacité de l'algo-

65 Il n'y a pas ici, à proprement parler, pas de paradoxe : la « fatalité » y est conditionnelle : si rien n'est changé il y aura tant de crimes... Et l'abus est de dire : ces crimes seront, nominativement, le fait de x, y et z)

rithme utilisé (c'est-à-dire statistiquement, avec intervalles de confiance, après élimination des biais expérimentaux, etc.) mener une expérience sur au moins 10 000 villes pendant dix ans (les unes utilisant le système, d'autres non, sans parler des conditions de validité statistiques genre « double aveugle » impossibles à réaliser dans ce type d'expérience) pour valider expérimentalement les chiffres avancés par le fournisseur !

Nous nous sommes appliqués dans cette contribution à ne traiter des techniques de profilage que dans un cas très simple et clair (les meurtres recouvrent déjà cependant plusieurs catégories puisque la statistique utilisée met dans le même sac les crimes crapuleux et les déceptions sentimentales...).

Ce cas d'école soulève déjà pas mal de points éthiques épineux. Appliquée à d'autres situations, l'interrogation éthique s'accroît au moins d'un ordre de grandeur ! et avec la probabilité de voir l'honnête citoyen inquiété sans qu'il ne comprenne pourquoi !

George W. Bush et ses conseillers étaient, disaient-ils, persuadés que l'Irak de Saddam Hussein possédait des armes de destruction massive ; dix ans après le résultat est-il concluant ?

L'exemple est peut-être mauvais : certains analystes pensent qu'il ne s'agissait que d'un prétexte. Mais, même si tel était le cas, peut-on dire qu'on était dans la situation de l'utilisation des corrélations mises en évidence par les algorithmes du *Big Data* ? L'exemple est-il pour autant mauvais ? On imagine aisément à quelles manipulations pourrait conduire l'usage mal contrôlé de telles techniques (quant à l'usage inapproprié, voire sciemment dévoyé...)

***Big Data* — impacts et limites en matière de découvertes scientifiques et de politiques publiques : l'importance de la causalité**

Michèle SEBAG

CONTEXTE

Le *Big Data* est un objet scientifique entouré d'une exubérance irrationnelle, dont les contours et le nom évoluent à grande vitesse : autrefois apprentissage automatique (*machine learning*), avant-hier science des données, hier *Big Data*, aujourd'hui (nouvelle) intelligence artificielle.

Examinons ce qu'on peut ou non attendre du *Big Data* en termes de savoirs et d'actions, qu'il s'agisse de découvertes scientifiques ou de politiques publiques.

LES TRACES NUMÉRIQUES ET LEURS BIAIS

La numérisation nous offre les traces de toutes choses et activités mesurées. Les traces, non pas les choses en soi : ces traces, ou données,

reflètent nos préjugés, nos points aveugles, le bruit des capteurs ou les intérêts de ceux qui ont conçu les systèmes d'acquisition. On parlera de manière générale du biais des données pour désigner les défauts statistiques ou éthiques des données.

Les données présentent des régularités ; un objectif de la science des données est de former des modèles ou lois caractérisant ces régularités. Pour que ces modèles soient valides, il faut premièrement que les données soient en quantité suffisante : à partir d'une poignée d'exemples, on ne peut en général pas tirer de conclusion (le fait de voir une Française rousse ne permet pas de conclure que toutes les Françaises sont rousses). À partir de combien d'exemples considère-t-on que les données sont suffisantes ? Les statistiques permettent de répondre à cette question et d'estimer la validité (probabilité d'erreur) d'un modèle en fonction du nombre d'exemples disponibles, de la complexité du modèle appris et du degré de détail des exemples.

Une deuxième condition nécessaire pour construire des modèles valides est que les données soient *représentatives* de l'ensemble voulu. Par exemple, l'ensemble des souris mâles n'est pas représentatif de l'ensemble des souris ; les expériences conduites sur des souris mâles conduisent bien sûr à des modèles, mais rien ne permet de dire que ces modèles sont valides sur l'ensemble de la population des souris ni, *a fortiori*, sur l'ensemble des mammifères. Le fait de choisir les cas en fonction de la conclusion à laquelle on veut aboutir est une technique rhétorique bien connue...

Une troisième difficulté, fondamentale, concerne les données liées aux activités humaines. Ainsi, les données relatives à l'embauche de salariés ou aux interpellations lors des contrôles de police, pour ne prendre que deux exemples, sont susceptibles de refléter les préjugés liés aux origines sociales et au genre des personnes. Le fait d'utiliser les modèles construits à partir des données disponibles conduirait alors à perpétuer les biais : ne pas offrir tel type de travail à tel type de personnes, cibler

les localités visitées par les patrouilles, etc. L'usage de ces modèles pourrait de surcroît conduire à valider les biais : le fait de cibler certaines localités augmente mécaniquement le nombre de délits reportés dans ces localités, ce qui justifie a posteriori le fait de les cibler⁶⁶. Le fait de détecter les biais des modèles et des données est un des problèmes clé en science des données (2018).

SAVOIR, DONC PRÉDIRE

Indépendamment de leurs biais, les données issues de la numérisation ou d'internet sont en général inimaginablement détaillées et abondantes. Ces données mettent à notre portée l'un des maillons de la chaîne d'Auguste Comte⁶⁷ : la prédiction, en se fondant sur les modèles et les corrélations des observations. Ainsi, d'une manière générale la pluie et la vue des parapluies dans la rue sont associées ; le modèle appris nous permet de prédire qu'il pleut dans la rue quand on observe la présence de parapluies. Certes la prédiction n'est pas sûre à 100 % ; les parapluies pourraient être des ombrelles, ou bien leur présence dans la rue résulter du tournage d'un film. Mais en règle générale, nous pouvons avec une bonne confiance déduire la présence de la pluie de la vue des parapluies.

Certes, prédire n'est pas expliquer, disait le mathématicien René Thom. Cependant, la simulation, i.e. le fait de réaliser des modèles prédictifs calculables (que se passera-t-il dans telles et telles conditions), est devenue l'un des piliers de la compréhension des phénomènes naturels, physiques, chimiques, climatiques... De tels modèles permettent aussi d'aborder le raisonnement abductif (quelles sont les explications les plus probables rendant compte d'observations données) via la formulation

66 Voir Cathy O'Neil, *Weapons of Math Destruction: How Big Data Increases Inequality and Threatens Democracy*, *Crown*, September 6th 2016,.

67 Savoir, prédire, pouvoir.

et la résolution de problèmes inverses.

Les modèles prédictifs peuvent aller au-delà des phénomènes moyens ; par exemple, on peut s'intéresser au pronostic médical conditionnellement à l'âge, ou au sexe d'une personne ; ou bien chercher à prédire le pic de consommation d'un ensemble de clients pour dimensionner la production d'électricité (prédiction de quantiles ou de valeurs extrêmes, atteintes avec une probabilité supérieure à un seuil donné). La tâche du scientifique ou de l'ingénieur en science des données est de comprendre l'objectif de prédiction, de poser le problème, de réunir les données permettant de résoudre ce problème (ou de savoir si les données disponibles sont suffisantes pour le résoudre) avec les garanties demandées et un temps de calcul raisonnable compte tenu du contexte.

De la prédiction à la prescription. Les attentes fondées sur le *Big Data* vont cependant plus loin, et concernent l'étape suivant la prédiction dans la chaîne d'Auguste Comte : savoir, pour agir. En effet, si nous disposons de modèles prédictifs de bonne qualité, compte tenu du fait que toutes les conséquences ne sont pas également souhaitables, la question devient de savoir *ce qu'il faudrait faire pour arriver aux conséquences souhaitées* ; si nous savons prédire l'issue d'une maladie, la question devient de savoir comment obtenir un bon pronostic. En d'autres termes, l'objectif n'est plus la prédiction, mais la prescription. Le problème de prescription est fondamental : pour la médecine, pour l'économie, pour les politiques publiques, pour l'éducation... Il n'est donc pas étonnant que le *Big Data*, s'il promet de résoudre le problème de prescription, éveille un optimisme exubérant.

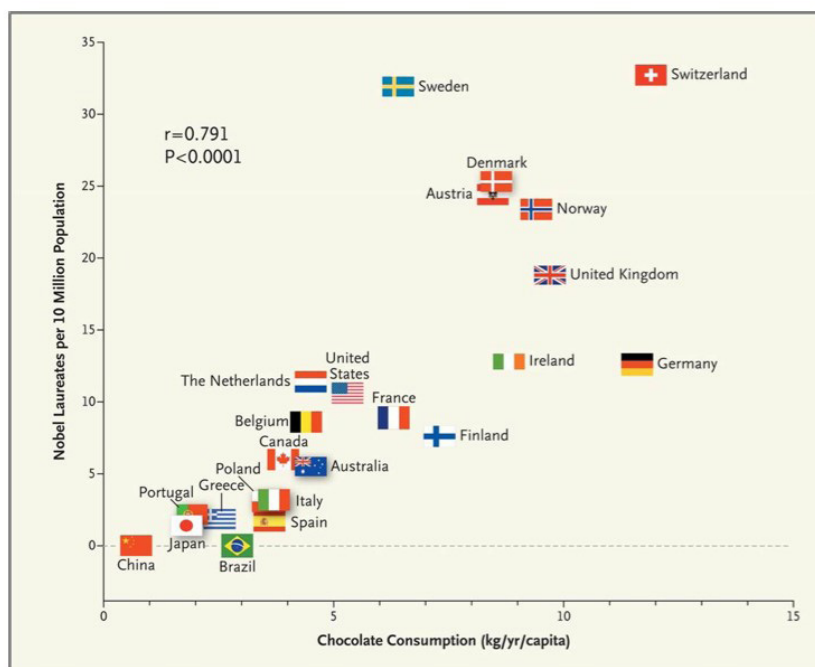
Le type de raisonnement sous-jacent, dit « contrefactuel » (que se passerait-il si les observations étaient différentes ?) a une longue tradition philosophique, d'Aristote à la théorie des mondes alternatifs de Leibniz.

Du point de vue du *Big Data*, cependant, le raisonnement contrefactuel

franchit une marche importante par rapport au raisonnement associatif ou abductif : à la lettre, on s'intéresse à ce qui se passerait si le monde était différent — mais les observations manquent sur ce monde différent.

LES PRESCRIPTIONS ET LES LIMITES DES MODÈLES FONDÉS SUR LES CORRÉLATIONS

L'objectif de définir les actions recommandées, ou interventions, en vue de conséquences souhaitées ne peut pas être atteint en se fondant sur des corrélations. Pour reprendre l'exemple précédent, le fait d'apporter des parapluies dans la rue ne fait pas pleuvoir.



F. H. Messerli: *Chocolate Consumption, Cognitive Function, and Nobel Laureates*, N Engl J Med 2012

La corrélation entre consommation de chocolat et nombre de prix Nobel dans un pays est claire et connue. Cependant, il ne paraît pas fondé d'inciter les citoyens à manger plus de chocolat pour que le pays obtienne plus de prix Nobel. La corrélation entre la présence de livres (ou de tablettes) au foyer et les meilleurs résultats scolaires des enfants semble avérée et certaines politiques publiques ont cherché à munir tous les foyers d'ordinateurs. Les résultats obtenus ne sont cependant pas concluants.

MODÈLES CAUSAUX : LES APPROCHES HISTORIQUES

Que faut-il pour qu'un modèle permette de fonder des interventions ? Qu'il s'agisse d'un modèle causal. La voie royale pour établir des relations de causalité se fonde sur des expériences, naturelles ou contrôlées. Ainsi la médecine évalue l'efficacité d'un médicament en comparant deux populations dont l'une reçoit le médicament et pas l'autre. La validité de l'expérience repose sur le fait que les deux populations ne diffèrent que par un aspect, la présence ou l'absence du médicament : on reproduit ici les méthodologies expérimentales classiques en faisant varier le phénomène étudié variable par variable. Plus généralement, les procédures de validation randomisée se développent intensivement dans des domaines allant de la sociologie et des politiques publiques⁶⁸ au commerce électronique⁶⁹.

Dans de nombreux contextes cependant, les expériences contrôlées sont impossibles (e.g., nous n'avons pas de seconde planète pour tester nos

68 Voir *The Experimental Approach to Development Economics*, Abhijit V. Banerjee and Esther Duflo, *Annual Review of Economics*, Vol. 1 :151-178, 2009.

69 La procédure dite de *AB Testing* consiste à présenter une variante du site de commerce considéré à une fraction aléatoire des usagers ; la comparaison du revenu relatif généré par la variante et du revenu par défaut indique si la variante doit être préférée à la version de base. Attention cependant, lorsque de nombreuses variantes sont examinées, à la perte de fiabilité liée au phénomène du test d'hypothèses multiples.

modèles sur le changement climatique) ou non éthiques (nous ne pouvons demander à des êtres en bonne santé de se mettre à fumer pour tester nos hypothèses sur la nocivité du tabac), ou trop chères. Une alternative consiste à construire des modèles causaux en se fondant sur les données observées.

UNE NOUVELLE FRONTIÈRE : L'APPRENTISSAGE DE MODÈLES CAUSAUX

Les travaux de Judea Pearl⁷⁰ ont défriché la modélisation causale depuis le début des années 1990 et une communauté scientifique de plus en plus importante⁷¹ s'y intéresse, pour plusieurs raisons. La première raison est qu'il s'agit d'un objectif scientifique difficile et passionnant. La seconde est qu'il s'agit d'une nécessité pour ces domaines scientifiques. En effet, comme dit précédemment, la tentation pour les décideurs d'utiliser les modèles appris pour fonder des prescriptions est une tentation irrésistible ; or, si ces modèles ne sont pas causaux, les prescriptions seront inopérantes et, au pire, nuisibles. Le risque est alors très grand d'un retour de bâton, déconsidérant la science des données et conduisant à un hiver de l'IA comme celui qui a suivi les promesses non tenues des années soixante-dix — quatre-vingt.

La troisième raison, majeure, est qu'il s'agit d'une nécessité du point de vue de la société tout entière. La (nouvelle) intelligence artificielle éveille en effet des inquiétudes croissantes, considérant à juste titre que le *Big Data* pave le chemin de *Big Brother* au sens de George Orwell. Les conséquences potentielles des modèles utilisés dans les domaines de la santé, de la justice, de la police, de l'enseignement, du commerce électronique, du transport, du tourisme, des assurances, etc. sont

70 Judea Pearl et Dana Mackenzie, *The Book of Why : The New Science of Cause and Effect*, Cambridge university Press, mars 2018.

71 Dans le champ de l'apprentissage automatique et de l'intelligence artificielle, mais aussi en médecine, en sociologie, en économie...

telles que le besoin de garde-fous éthiques est reconnu de toute part, en particulier en Europe.

Cependant, la mise en place de tels garde-fous est encore actuellement de l'ordre de la recherche. Pour chaque domaine, il faut simultanément :

- définir les règles éthiques à mettre en place, ce qui demande l'accord de toutes les parties prenantes (concepteurs, utilisateurs, juristes, sociologues, politiques, économistes, philosophes, citoyens...);
- les formaliser de manière effective pour les concepteurs des intelligences artificielles (Don't be evil ne constitue pas une formalisation opérationnelle) ;
- enfin, il faut établir des procédures objectives pour mesurer si une intelligence artificielle a enfreint les règles et déclencher les suites juridiques de la violation le cas échéant ; faute de quoi les règles resteront lettre morte.

L'apprentissage de modèles causaux répond en partie aux craintes. Tout d'abord les modèles causaux peuvent en principe être inspectés et compris, donc vérifiés⁷² et leur robustesse par rapport aux biais peut donc être évaluée par les êtres humains. En second lieu, par construction, les modèles causaux permettent de fonder des interventions efficaces et d'identifier les modifications permettant d'obtenir un effet voulu.

RESPONSABILITÉ

Il reste clair néanmoins que les choix (concernant les objectifs et les effets voulus, les prescriptions/modifications permettant d'obtenir ces effets) ainsi que l'évaluation des risques (inhérents aux changements) doivent rester sous le contrôle de toutes les parties prenantes dans un domaine donné.

⁷² Cependant, comme le fait remarquer Stéphane Mallat, si les modèles font intervenir un très grand nombre d'éléments de décision, ils resteront difficilement compréhensibles en pratique.

Fiabilité des *Big Data* : fragilités et limites des algorithmes

Pierre PERRIER et François LEFAUDEUX

Dans de nombreux domaines professionnels, l'utilisateur peut ne pas connaître le fonctionnement d'un algorithme et le considérer comme une « boîte noire », mais il doit néanmoins avoir la garantie que dans un domaine spécifié d'utilisation⁷³, il remplit sa fonction conformément à son cahier des charges.

Les algorithmes utilisés dans le traitement des données massives pour en exprimer des indications utiles (aux décideurs, etc.) posent dans ce domaine de l'assurance de leur fonctionnement satisfaisant des problèmes nouveaux. Le risque est que les utilisateurs donnent aux résultats de ces traitements une valeur qu'ils n'ont pas nécessairement. Même les responsables de la mise en œuvre de ces algorithmes et méthodes ne savent souvent pas quelles sont les limites de validité de ces logiciels et leur sensibilité à la manière même de les mettre en œuvre (paramétrage, tri des données entrantes, etc.).

Ces algorithmes sont issus, pour une part, de techniques d'apprentissage, éventuellement dites profondes lorsque le réseau logique modulable par ledit apprentissage et conduisant des données au résultat dépasse

⁷³ L'équivalent du domaine de vol des aéronefs. On trouvera une notion parallèle pour la certification des voitures autonomes.

une certaine complexité. On parle aussi de techniques d'intelligence artificielle.

Ces algorithmes issus de méthodes d'apprentissage peuvent eux-mêmes être divisés en deux sous-groupes : ceux pour lesquels l'apprentissage correspond à une période initiale limitée, l'algorithme étant figé dès lors que ses concepteurs jugent les résultats obtenus sur des jeux de contrôle satisfaisants et ceux pour lesquels l'apprentissage est plus ou moins permanent, et donc pour lesquels l'algorithme opérationnel n'est jamais complètement figé.

Une illustration pour mieux être compris, concernant les algorithmes de reconnaissance de l'écriture manuscrite : dans une première phase d'apprentissage l'utilisateur écrit des lettres ou des mots et corrige les erreurs du logiciel qui modifie en conséquence ses schémas inductifs. Deux modalités existent ensuite dans la phase d'emploi courant.

- Première méthode, l'algorithme est figé à la fin de la phase d'apprentissage, l'utilisateur corrigera naturellement les erreurs observées ultérieurement, mais ces corrections ne serviront pas de feedback à une amélioration de l'algorithme, ce qui peut être irritant.
- Deuxième méthode, chaque correction en utilisation courante est prise en compte par l'algorithme d'apprentissage pour modifier l'algorithme opérationnel de reconnaissance résultant qui n'est, de ce fait, jamais figé. Ceci peut avoir des conséquences, elles aussi, irritantes : la correction sur la reconnaissance des « r », par exemple, peut améliorer le taux de bonne reconnaissance de cette lettre, mais augmenter le taux d'erreur sur les « s », ceci sans fin...

Concernant de manière générale les algorithmes issus de procédures d'apprentissage finies (la première catégorie énoncée), la qualité des résultats fournis dépend de la pertinence et de l'ampleur de la base des échantillons utilisés pour l'apprentissage ainsi que de la convergence des niveaux d'apprentissage utilisés (on parle alors souvent de leur profondeur). Ils dépendent aussi de la finesse de la modélisation du

réel humain que l'on cherche à imiter. On parle alors de règles venant de modèles issus de la sociologie et de la psychologie classique.

Dans le cas des algorithmes explicites (cas de la totalité des algorithmes anciennement utilisés en informatique qui ne sont que la transcription de modèles mathématiques décrits par des équations explicites) l'évaluation de l'imprécision (ou de leur qualité en général) peut être faite de manière convaincante à partir d'une analyse formelle faisant varier la finesse (précision) des paramètres utilisés. Dans le cas des algorithmes résultant d'un apprentissage fini⁷⁴ seules des expériences sur des données réelles de taille limitée, néanmoins suffisante, peut conduire à des validations d'un niveau de confiance suffisant, malgré les limites des échantillonnages possibles. Par définition, les algorithmes sans limitation de la phase d'apprentissage ne peuvent être validés puisque leur logique peut changer au fil des utilisations sans aucune garantie de convergence.

Il a fallu bien plus d'une dizaine d'années pour procéder à la validation raisonnable des résultats des codes correspondant à des algorithmes explicites en usage aujourd'hui dans des conditions physiques bien maîtrisées et expérimentées (logiciels de pilotage, par exemple). Cela n'est pas encore le cas pour des usages critiques en mécanique des fluides ou en électromagnétisme en interaction directe avec l'homme⁷⁵. Il en est de même pour presque tous les logiciels actuellement mis en œuvre dans l'exploitation des données massives. Dans le cadre du développement rapide actuel de l'extraction de données à partir de très grandes bases de données, il faudra un délai encore plus grand pour qu'une tradition

74 Ces algorithmes sont eux aussi « explicites », mais leur logique n'est pas imposée par le concepteur qui ne pourrait la retrouver que par un travail complexe de « reverse engineering », qui n'est bien sûr jamais fait.

75 Les résultats d'un logiciel de mécanique des fluides, par exemple, dépendent des choix de paramètres faits par le spécialiste qui le met en œuvre : maillage, conditions aux limites, valeurs d'entrée initiales intervenant dans la résolution du problème concerné.

de bonne qualité en *Big Data* se mette en place et dissipe les illusions potentielles des utilisateurs quant à la qualité de leurs résultats. On ne saurait trop insister sur le fait que la recherche théorique actuelle sur des processus même assez simples d'intelligence artificielle n'a pas encore permis d'établir l'équivalent des théorèmes d'unicité et de convergence utilisés pour valider les algorithmes explicites utilisés dans les activités de simulation ou de commande de processus. Cette situation tient principalement au caractère hautement non-linéaire⁷⁶ des algorithmes issus de ces apprentissages.

Très souvent la croyance en la pertinence d'extractions dites conclusives faites sur des jeux de données spécifiques remplace l'indispensable évaluation par des essais qui seraient à faire dans des conditions réelles pour apporter une preuve crédible de cette pertinence. Les logiciels utilisés dans ces extractions sont le plus souvent très différents de ceux ayant permis des réussites spectaculaires en jeu d'échecs, de go ou encore Jeopardy, dont les règles du jeu sont simples, même si la combinatoire associée est complexe et ce n'est donc pas parce que des efforts considérables qui se sont traduits par des structures logicielles spécifiques et un apprentissage adapté ont produit des résultats spectaculaires dans ces cas, que la preuve est apportée de l'efficacité d'un logiciel particulier dans une application différente donnée qu'il s'agisse d'un domaine ayant une structuration de même niveau ou, le plus souvent, moins structuré⁷⁷. Toute preuve est, par nature dans ce domaine de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage sur bases de données témoin, spécifique de chaque application.

Pour les algorithmes issus des méthodes d'apprentissage et d'IA, mais

76 Comme indiqué dans un chapitre précédent, un « neurone » a une sortie égale à 0 ou 1, fonction des entrées (seuil dur des grandeurs analogiques, ou table de décision sur un ensemble d'entées binaires).

77 Dit autrement, la probabilité pour Alphago de perdre une partie contre un humain est inconnue, peu importe d'ailleurs, celle pour un logiciel de pilotage d'aéronef commercial autonome de faillir a une autre importance !

figés après la phase initiale d'apprentissage, on ne peut donc pas renoncer à une étape de validation progressive sur des exemples de référence à imaginer ; il faudra s'entraîner à prendre en compte des essais nouveaux pertinents pour en extraire et en éliminer les présupposés implicites susceptibles de leur faire perdre toute rationalité. Sinon le risque sera grand, comme au début de l'usage des statistiques, de désigner de faux responsables et de créer des données synthétiques dangereusement inexactes avant qu'apparaissent les règles de bonne pratique à respecter pour la protection des données privées ou l'évaluation de politiques susceptibles de conséquences dangereuses à moyen et long terme. C'est une responsabilité des commissions d'éthique de le rappeler : tout progrès de la perception de notre environnement complexe nécessite des efforts de validation proportionnés aux enjeux.

En l'état actuel des choses, les logiciels issus de ces méthodes ne sont pas certifiables⁷⁸.

On ne peut enfin qu'émettre les plus extrêmes réserves quant à l'usage dans des domaines sensibles des algorithmes perpétuellement « ouverts », dont la logique interne peut évoluer au fil des utilisations et des signalements d'erreur des utilisateurs...

⁷⁸ Au sens, par exemple, de la certification aéronautique.

Postface

Les dérives idéologiques du *Big Data*

Jean-Pierre DUPUY⁷⁹

Comme tout paradigme scientifique ou technique nouveau, le *Big Data* prête à des dérives idéologiques qui, si l'on n'y prenait garde, pourraient compromettre l'apport indiscutable de cette démarche à la connaissance et à l'action, comme les autres entrées de ce recueil l'illustrent amplement. C'est ainsi que la convergence des nanotechnologies, des biotechnologies, des technologes de l'information et des sciences cognitives (*NBIC convergence*) a pu donner naissance à l'idéologie transhumaniste, laquelle affirme la nécessité du passage le plus rapide possible au stade suivant de l'évolution biologique, dans lequel des machines conscientes nous remplaceront. L'idéologie qui accompagne le *Big Data*, quant à elle, annonce l'advenue de nouvelles pratiques scientifiques qui, faisant passer l'exigence théorique au second plan, mettent en péril l'avancée des connaissances et, plus grave encore pour ce qui nous concerne, nous comités d'éthique de l'Académie des technologies, mine les fondements mêmes d'une éthique se voulant rationnelle. Nous examinerons ici tour à tour ces deux menaces.

⁷⁹ jpdupuy@stanford.edu

MODÉLISATION, CAUSALITÉ ET CORRÉLATION

L'idée que le traitement de données pourrait devenir le fondement d'une *science nouvelle*, pourvu que les données soient suffisamment abondantes et riches et qu'il existe des algorithmes pour repérer des régularités, sous forme par exemple de corrélations, dans le fouillis inextricable qu'elles constituent, a fait lentement son chemin à mesure que progressaient le recueil d'informations en tous genres et les progrès fulgurants de la programmation informatique⁸⁰. Cette idée a récemment littéralement explosé, ses promoteurs n'hésitant pas à proclamer « la fin de la théorie ». Chris Anderson, qui fut le rédacteur en chef de la revue « branchée » de la Silicon Valley, *Wired Magazine*, pouvait ainsi en juin 2008 intituler l'un de ses essais « *The End of Theory : The Data Deluge Makes the Scientific Method Obsolete*.⁸¹ » [La fin de la théorie : le déluge des données rend obsolète la méthode scientifique.] On peut y lire que dorénavant, « *la corrélation l'emporte sur la causalité et le progrès scientifique peut se dispenser tant de la modélisation que de la théorie.* »

Au regard de l'histoire et de la philosophie des sciences de telles affirmations sont affligeantes. C'est comme si n'avaient jamais existé les épistémologies d'un Émile Meyerson⁸², d'un Karl Popper⁸³ ou d'un Thomas Kuhn⁸⁴ insistant sur les impasses d'un empirisme radical, l'impossibilité de se passer d'un « programme métaphysique de recherche », le rôle indispensable des hypothèses dans la démarche scientifique qui procède

80 On peut rappeler que l'informatique est née en partie du génie d'un John von Neumann, lequel se trouvait confronté à la tâche humainement impossible d'avoir à résoudre le système d'équations formalisant la dynamique explosive de la bombe à hydrogène. Voir ci-dessous.

81 *Wired* 06.23.08

82 Émile Meyerson, *De l'explication dans les sciences*, Payot, Paris 1921, réédition Corpus des œuvres philosophiques en langue française, Fayard, 1995.

83 Karl Popper, *La logique de la découverte scientifique*, Payot, 1973.

84 Thomas Kuhn, *La structure des révolutions scientifiques*, Flammarion, coll. Champs, 2008.

par conjectures et réfutations — ce qu'on peut traduire par la formule : « il n'y a pas de faits bruts. ⁸⁵ »

Nous nous concentrerons ici sur le trio « causalité, corrélation, modélisation », en affirmant ou en rappelant que la théorisation scientifique ne saurait se passer de modélisation et que celle-ci est l'aboutissement d'un long chemin pour remiser la notion de causalité au rang des superstitions de l'âge préscientifique⁸⁶. Si tel est bien le cas, on comprend que l'idéologie du *Big Data* s'attaque à un homme de paille en proclamant l'obsolescence de la causalité et sa mise à mort par la corrélation. Bien avant elle, la théorie a déjà fait le travail.

Sur cette question aussi riche que difficile⁸⁷, nous nous limiterons à deux illustrations. La première est la comparaison bien connue entre les métaphysiques sous-jacentes à la théorie de la relativité générale, qui date de la période 1907-1915, et à la théorie de la gravitation universelle de Newton, laquelle remonte à 1687. Autant cette dernière préserve la causalité en posant que les corps célestes exercent une force d'attraction les uns sur les autres, autant la relativité s'en passe complètement en géométrisant le mouvement des astres dans un espace-temps à quatre dimensions. Einstein pourra dire que l'attraction universelle de Newton, qui n'est pas étrangère à sa pratique de l'astrologie, était encore tributaire de la croyance au mauvais œil, une causalité propre à l'interprétation des choses humaines, de surcroît en appelant à la magie.

85 Où l'on voit que le mot latin *datum*, supin du verbe *do*, signifiant ce qui est donné, est parfaitement inapproprié. « Fait », de *facere*, est le mot qui convient. Tous les faits sont construits.

86 Il n'est pas question ici de nier la causalité sous-tendant les suites d'événements étudiés par la physique, même s'ils comportent une part d'aléatoire, ce qui est affirmé est qu'une théorie ou une modélisation peut ne rien devoir au « pourquoi », mais néanmoins fournir une prédiction opératoire « quoi ». L'espace-temps einsteinien est courbé, cette théorie est efficace, elle ne s'attarde pas sur le pourquoi.

87 On pourra consulter le chapitre 1, « The Fascination with Modeling », de Jean-Pierre Dupuy, *On the Origins of Cognitive Science. The Mechanization of the Mind*, Cambridge (Mass.), The MIT Press, 2009.

La seconde illustration, beaucoup moins connue, est l'irruption sur la scène scientifique du paradigme de la complexité, et plus précisément de la modélisation des systèmes complexes. C'est le mathématicien John von Neumann qui le premier définit ce concept, lors d'un symposium réuni en 1948 au California Institute of Technology (CalTech) de Pasadena, en Californie. Un objet complexe, conjectura-t-il, est tel que le modèle le plus simple qu'on puisse en donner, est lui-même. L'information qu'il contient est incompressible. Il est intéressant que von Neumann eut recours à un exemple emprunté à l'économie théorique pour illustrer son propos. Il s'agit d'un texte de Vilfredo Pareto expliquant en 1906, dans son *Manuel d'économie politique*⁸⁸, le modèle de l'équilibre économique général qu'il avait mis au point avec Léon Walras, modèle qui formalise le mécanisme de la formation des prix sur un marché concurrentiel:

« Je ne vise nullement à un calcul numérique des prix. Faisons en effet l'hypothèse la plus favorable pour un tel calcul, supposons que nous ayons triomphé de toutes les difficultés consistant à trouver les données du problème et que nous connaissions les ophélimités (c'est-à-dire les « utilités » ou « désirabilités », J.-P. D.) de tous les différents produits pour chaque individu, et toutes les conditions de production de tous les produits, etc. Cela est déjà une hypothèse absurde. Pourtant elle n'est pas suffisante pour rendre la solution du problème possible. Nous avons vu que dans le cas de 100 personnes et de 700 produits il y aura 70 699 conditions (en fait, un grand nombre de circonstances que nous avons négligées jusqu'ici augmenteront ce nombre) ; nous devons donc résoudre un système de 70 699 équations. Cela excède en pratique les pouvoirs de l'analyse algébrique, et cela est plus vrai encore si l'on songe au nombre fabuleux

⁸⁸ *Manuale di economia politica con una introduzione alla scienza sociale*, Società editrice libraria, Milano, 1906

d'équations que l'on obtient pour une population de quarante millions d'habitants et plusieurs milliers de produits. Dans ce cas, les rôles s'inverseraient : ce ne seraient plus les mathématiques qui viendraient au secours de l'économie politique, mais l'économie politique qui viendrait au secours des mathématiques. En d'autres termes, si l'on pouvait réellement connaître toutes ces équations, le seul moyen pour les résoudre qui soit accessible aux pouvoirs de l'homme serait d'observer la solution pratique qui leur est donnée par le marché. »

En d'autres termes, seul le marché peut nous dire ce dont il est capable. Le meilleur modèle, et le plus simple, du comportement du marché, c'est le comportement du marché lui-même. L'information que le marché mobilise et met au service de ceux qui se laissent porter par sa dynamique, n'est pas « compressible ». En dernier ressort, le marché — et il en va de même de tout système complexe — est à lui-même sa propre cause et son comportement n'est pas réductible au jeu de causes identifiables à un niveau plus élémentaire.

Le *Big Data* ne promet qu'une chose : il permet de prévoir même si on ne comprend pas ce dont il retourne. D'où la formule : « avec assez de données, les chiffres parlent d'eux-mêmes.⁸⁹ » Ou encore :

« Dans de nombreux cas, il nous faut renoncer à tenter de découvrir la cause des choses car c'est le prix à payer pour pouvoir travailler avec des corrélations. Au lieu de chercher à comprendre précisément pourquoi un moteur a une panne ou les processus des effets secondaires d'un médicament, grâce au Big Data les chercheurs vont plutôt rassembler et analyser d'énormes quantités d'information au sujet de ces événements et de tout ce qui leur est associé, et ils vont chercher des régularités qui

89 Chris Anderson, « The End of Theory », loc. cit.

leur permettront de prévoir leurs occurrences futures. Le Big Data répond à la question « quoi », et pas « pourquoi », et bien souvent cela nous suffit... Notre vision du monde qui reposait sur l'importance donnée à la causalité est aujourd'hui défiée par [le privilège accordé aux] corrélations. Il fut un temps où la possession du savoir allait de pair avec la compréhension du passé ; elle est solidaire aujourd'hui de la capacité à prédire l'avenir⁹⁰. »

Le *Big Data* prétend se jouer de la *complication* des données. Ce qui précède permet de dire que sa pierre d'achoppement est la *complexité* des phénomènes⁹¹. Si, à défaut de comprendre, prévoir est tout ce qu'il a à offrir, dans le cas des systèmes complexes il *ne comprendra pas* pourquoi il ne peut pas prévoir. Plus même, il aura sacrifié la compréhension à une capacité de prédire inexistante⁹².

LE **BIG DATA** ET LA MISE EN CAUSE DES FONDEMENTS DE L'ÉTHIQUE

L'éthique présuppose un sujet humain qui agit. Agir, c'est, étymologiquement, commencer un nouveau processus, mettre en branle des enchaînements de causes et d'effets. Nous penser libres dans un monde déterministe implique donc de recourir à une *fiction*, mais cette fiction nous est nécessaire pour donner sens à nos actions, pour les juger par rapport à des normes, pour évaluer leurs conséquences. La philosophe

90 Kenneth Cukier & Viktor Mayer-Schoenberger, *The Rise of Big Data. How It's Changing the Way We Think About the World*, *Foreign Affairs*, May-June 2013.

91 La distinction entre complication et complexité est un des apports les plus importants de l'épistémologie contemporaine. On pourra consulter l'ouvrage fondateur d'Henri Atlan, récemment réédité, *L'Organisation biologique et la théorie de l'information*, Seuil, 2006.

92 Ce qui ne dénie pas tout intérêt à la méthode, même dans ces cas : la mise en évidence de corrélations peut guider le scientifique dans ce qui a toujours été et reste son Graal : la compréhension des phénomènes et leur chaînage.

américaine Christine Korsgaard, connue pour sa défense de la philosophie morale de type kantien, caractérise cette démarche ainsi : « *Afin de pouvoir faire quoi que ce soit, il nous faut tout simplement faire semblant d'ignorer le fait que nous sommes déterminés, et décider ce que nous devons faire — exactement comme si nous étions libres* »⁹³. » Selon cette fiction, nous sommes capables d'agir dans l'exacte mesure où nous sommes capables de démarrer, par l'effet de notre volonté, de nouvelles chaînes causales. Faire comme si nous étions libres nous amène à considérer des propositions *contrefactuelles*⁹⁴ du type : « *Si j'agissais autrement que je le fais, alors quelles conséquences s'ensuivraient ?* »

Quand le *Big Data* se satisfait de renoncer à la recherche des causalités dans le domaine des phénomènes naturels, il n'innove en rien, nous venons de le voir, et de plus il le fait à l'aveugle. Mais quand il fait de même dans le domaine des affaires humaines, alors il compromet la possibilité même de l'éthique.

Nous allons illustrer cette assertion par un cas qui joue un rôle important aujourd'hui dans les controverses internes à la philosophie morale

93 Christine Korsgaard, *The Sources of Normativity*, New York: Cambridge University Press, 1996.

94 Une proposition conditionnelle du type «si, alors» peut être indicative [« S'il pleut demain, je n'irai pas travailler »] ou bien contrefactuelle [« Si j'étais plus riche, je m'achèterais une Lamborghini »]. Le terme « contrefactuel » se réfère à la présence d'un antécédent [« Si j'étais plus riche »] qui est contraire aux faits (hélas, je ne suis pas plus riche que je ne le suis). Le comportement de ces deux types de conditionnels dans nos raisonnements varie du tout au tout. Pour prendre un exemple classique, la proposition « Si Shakespeare n'a pas écrit *Hamlet*, quelqu'un d'autre l'a fait » est sans aucun doute vraie puisque la pièce existe et qu'elle a nécessairement un auteur. En revanche, il est hautement problématique d'attribuer la valeur de vérité «vrai» à la proposition contrefactuelle « Si Shakespeare n'avait pas écrit *Hamlet*, quelqu'un d'autre l'aurait fait ». On peut penser que seul le génie du Barde pouvait produire ce chef d'œuvre. Les propositions contrefactuelles concernent des mondes possibles qui sont « proches » de notre monde, le monde actuel, le seul que nous avons. Nous ne pouvons pas nous passer d'elles, dans nos pensées et nos raisonnements, en particulier lorsqu'un événement marquant se produit qui aurait pu ne pas se produire ou, au contraire, un événement ne se produit pas qui, s'il s'était produit, aurait bouleversé notre vie ou le monde, en bien ou en mal.

de type rationaliste. Il s'agit de savoir si, ayant à évaluer une certaine action au double regard de la rationalité et de l'éthique, on doit se limiter à ses conséquences causales ou si l'on doit aussi tenir compte de ses conséquences non causales. Un exemple permettra de comprendre ces notions.

Imaginons que, grâce au *Big Data*, nous décelions une corrélation entre un certain type de comportement et l'incidence d'une maladie. De façon très schématique, et seulement pour fixer les idées, considérons la dépendance statistique entre le fait de fumer régulièrement et le cancer du poumon. À lui seul, le *Big Data* ne nous permet pas d'aller plus loin et de pénétrer dans le monde des causes. Or, trois cas sont possibles si deux variables sont corrélées : la première peut être cause de la seconde, celle-ci peut être cause de celle-là, ou bien l'une et l'autre résultent d'une même cause commune. Dans l'exemple considéré, ou bien fumer cause le cancer du poumon – on écarte la causalité en sens inverse –, ou bien la propension à fumer et le fait d'avoir le cancer du poumon sont causés l'une et l'autre, indépendamment, par un même facteur de risque, disons un certain gène.

Demandons-nous quelle est la bonne conduite à tenir ou à recommander dans chacun de ces deux cas. Si fumer cause le cancer du poumon, il est clair qu'il faut s'abstenir. En revanche, il n'y a aucune raison de cesser de fumer dans l'autre cas, même si l'on ignore ce qu'il en est de la présence ou de l'absence du gène en question chez un individu particulier. C'est un principe du choix rationnel qui permet de le comprendre. Il a reçu le nom de principe de la chose certaine (*sure thing principle* en anglais). Ce nom lui a été donné par le grand statisticien américain Leonard Savage, lequel en a fait un axiome de la théorie du choix rationnel – un axiome, c'est-à-dire une proposition qui tire en principe son évidence d'elle-même, comme une tautologie. La logique semble se ramener ici au bon sens. Si, *quelle que soit la valeur* d'une variable cachée de moi (ici, l'existence ou l'absence en moi du gène responsable du cancer du poumon) l'option

que je préfère entre plusieurs possibilités qui s'offrent à moi est toujours la même (disons que je préfère fumer à m'abstenir), il importe peu que je connaisse ou non la valeur de la variable : je préfère cette option, un point c'est tout, et je la choisis sans autre forme de procès (ici, je choisis de fumer ou de continuer à le faire)⁹⁵.

Dans ce cas, fumer est dit, pour l'individu concerné, constituer une *stratégie dominante* : elle est la meilleure quel que soit l'état du monde inconnu de moi. On voit bien que ce qu'il y a de mieux à faire dépend essentiellement de ce qu'il en est des causalités qui se cachent derrière les corrélations : directes dans un cas, indirectes, par le biais d'une cause commune dans l'autre.

Ce raisonnement s'applique au sujet « le fumeur », il ne condamne évidemment pas la recherche « Existe-t-il, effectivement, des facteurs génétiques sous-jacents et lesquels ? » Cette connaissance permettra à terme une amélioration de la prévention des risques en faisant sortir chaque individu de la situation d'équivalence décrite.

ET L'ÉTHIQUE ?

L'exemple que l'on vient de considérer fait intervenir un critère de jugement, qui est la rationalité. Qu'en est-il de l'éthique proprement dite ?

Pour beaucoup, le geste éthique par excellence consiste à se demander ce qui se passerait si les autres agissaient comme moi. Dans *L'Existentialisme est un humanisme* (1946), Sartre écrivait : « *Certainement, beaucoup de gens croient en agissant n'engager qu'eux-mêmes, et lorsqu'on leur dit : 'mais si tout le monde faisait comme ça ?' Ils haussent les épaules et répondent : 'tout le monde ne fait pas comme ça'. Mais en*

95 Cet axiome se dit en termes de préférences : si un sujet préfère une option p à une autre q dans le cas où l'état du monde appartient à un sous-ensemble X et préfère également p à q dans le complémentaire de X ; alors il *doit* préférer p à q même s'il ne sait pas si l'état du monde appartient à X ou au complémentaire de X .

vérité, on doit toujours se demander : qu'arriverait-il si tout le monde en faisait autant ? Et on n'échappe à cette pensée inquiétante que par une sorte de mauvaise foi. » Sous le nom de déontologie⁹⁶, Kant a fait de ce geste un impératif dit catégorique, qui peut s'exprimer comme suit : « Agis toujours de telle sorte que tu *puisses vouloir sans contradiction* que la maxime de ton action devienne une loi universelle. »⁹⁷

Voici une anecdote personnelle qui illustre l'importance de la causalité dans les questions éthiques. Un certain été je crapahutais avec ma fille qui avait alors treize ans dans un des magnifiques canyons du Colorado. Les grès rouges de cette région du monde ont formé par érosion les fantastiques paysages que tout le monde connaît. Nous nous étions arrêtés à l'ombre d'une de ces formations et je m'étais assoupi. Je me réveille en sursaut et vois avancer un couple vers nous, avec dans les yeux de la femme cette indignation morale que seul le puritanisme est capable de susciter. Je me tourne vers ma fille et la vois en train de graver son nom dans la roche tendre. Aussitôt, je lui dis à voix forte et en anglais, pour être bien entendu du couple menaçant : « Béatrice, stop it ! » À une fille de treize ans, cependant, on doit une explication. Celle que je formulai était la plus banale qui fût : « Imagine ce qui se passerait si les dizaines de millions de visiteurs qui viennent ici chaque année faisaient comme toi ? » À l'évocation dantesque d'une immense falaise s'effondrant sous l'accumulation des signatures, la réponse de ma fille ne se fit pas attendre : « Mais, papa, si les autres font comme moi, ce n'est pas ma faute ! »

Il est d'abord à noter que ma fille prend le contre-pied de la citation de Sartre. Son excuse n'est pas « les autres ne font pas comme moi » mais l'argument : « à supposer qu'ils fassent comme moi, je n'en suis pas la cause, je n'en suis donc pas responsable. »

96 Ne pas confondre ce concept avec la déontologie comme éthique professionnelle.

97 Immanuel Kant, *Fondements de la métaphysique des mœurs*, 1785. Je simplifie et complète la formulation originale pour la rendre plus accessible.

Cette morale, c'est celle du sens commun. Elle a sa force et sa dignité, parce qu'elle est ancrée dans une phénoménologie de l'action qui correspond à ce qu'a été l'expérience commune de l'humanité tout au long de son histoire et ce jusqu'à un passé récent. L'expérience commune faisait tenir pour une évidence que :

- 1) les actes sont plus importants que les omissions ;
- 2) les effets proches sont beaucoup plus visibles, et donc comptent plus, que les effets lointains ;
- 3) les effets individuels ont plus d'importance que les effets de groupe ou effets de composition.

Les traits de la morale de sens commun qui reflètent directement cette phénoménologie de l'action ordinaire sont :

1) Les devoirs négatifs (Tu ne tueras point) ont priorité absolue sur les devoirs positifs (Tu viendras en aide à ton prochain). On a plus de responsabilité par rapport à ce que l'on fait que par rapport à ce que l'on laisse faire. On ne cause pas de mal à un innocent même si c'est la condition *sine qua non* pour alléger les souffrances de dix autres.

2) On a des obligations particulières, spéciales, par rapport à ses proches que l'on n'a pas par rapport au reste de l'humanité.

On peut arguer que cette conception restrictive de la responsabilité normative est devenue inadaptée à notre situation actuelle. Les devoirs positifs sont devenus aussi importants que les devoirs négatifs. La distinction entre tuer par un acte individuel intentionnel et tuer parce qu'on ne se soucie que de son bien-être égoïste de citoyen d'un pays riche tandis que les autres meurent de faim, cette distinction est de plus en plus problématique. Nous devons nous soucier de *toutes* les conséquences de nos actions et de nos omissions, et pas seulement des plus proches ni des plus visibles.

Peut-on donc encore dire que si les autres font comme nous, nous ne sommes pas responsables de ce qu'ils font ? Il y a bien des corrélations entre nos actions, mais ces corrélations sont-elles des raisons ? Bien

des menaces qui pèsent sur notre avenir sont le résultat de la mise en synergie d'une multitude d'actions individuelles minuscules dont chacune prise isolément a des conséquences indécélables (songeons au réchauffement climatique). La distinction entre omission et action perd de son sens : « abstenez-vous de prendre votre voiture pour les déplacements en ville ! », dit le langage ordinaire. Si nous obtempérions, serait-ce une « abstention » ? Ce serait bel et bien une action au sens fort que ce mot a de par son étymologie : commencement non causé, mise en branle de quelque chose de radicalement nouveau dans le réseau des relations humaines. Ne peut-on étendre ces considérations à *tous* les effets de mon action et de mes omissions, y compris les effets contrefactuels non causaux pris en compte par la morale kantienne : si je m'abstenaiss de graver mon nom sur le rocher (mais je ne le fais pas), alors ferais-je advenir un monde virtuel où les autres feraient de même ? D'abord par causalité directe : il est évident que l'on est moins incité à respecter une norme de décence si on est le seul à le faire. Mais aussi par le schéma de la cause commune : les corrélations entre nos actions et celles de millions d'autres traduisent souvent le fait que nous sommes mus par les mêmes facteurs.

Il est légitime de résister à ces arguments et de défendre au moins par défaut la morale de sens commun. Sartre disait : « L'homme qui s'engage et qui se rend compte qu'il est non seulement celui qu'il choisit d'être, mais encore un législateur choisissant en même temps que soi l'humanité entière, ne saurait échapper au sentiment de sa totale et profonde responsabilité.⁹⁸ » On a envie de répondre : c'est trop, restons à l'échelle de l'homme.

Il n'est pas question de prendre ici parti sur ces questions qui mobilisent tant de ressources morales et intellectuelles, mais simplement de dire ceci : les dérives idéologiques du *Big Data*, si on les laissait se répandre, écraseraient comme un bulldozer les distinctions conceptuelles les plus fondamentales dont aucune éthique ne saurait se passer.

98 *L'existentialisme est un humanisme*, op. cit.

PUBLICATIONS DE L'ACADÉMIE

Avertissement

Les travaux de l'Académie des technologies sont l'objet de publications réparties en quatre collections⁹⁹ :

Les rapports de l'Académie : ce sont des textes rédigés par un groupe de l'Académie dans le cadre du programme décidé par l'Académie et suivi par le Comité des travaux. Ces textes sont soumis au Comité de la qualité, votés par l'Assemblée, puis rendus publics. On trouve dans la même collection les avis de l'Académie, également votés en Assemblée, et dont le conseil académique a décidé de la publication sous forme d'ouvrage papier. Cette collection est sous couverture bleue.

Les communications à l'Académie sont rédigées par un ou plusieurs Académiciens. Elles sont soumises au Comité de la qualité et débattues en Assemblée. Non soumises à son vote elles n'engagent pas l'Académie. Elles sont rendues publiques comme telles, sur décision du Conseil académique. Cette collection est publiée sous couverture rouge.

Les « Dix questions à... et dix questions sur... » : un auteur spécialiste d'un sujet est sélectionné par le Comité des travaux et propose dix à quinze pages au maximum, sous forme de réponses à dix questions qu'il a élaborées lui-même ou après discussion avec un journaliste de ses connaissances ou des collègues (Dix questions à...). Ce type de document peut aussi être rédigé sur un thème défini par l'Académie par un académicien ou un groupe d'académiciens (Dix questions sur...). Dans les deux cas ces textes sont écrits de manière à être accessibles à un public non-spécialisé. Cette collection est publiée sous une couverture verte.

Les grandes aventures technologiques françaises : témoignages d'un membre de l'Académie ayant contribué à l'histoire industrielle. Cette collection est publiée sous couverture jaune.

99 - Les ouvrages de l'Académie des technologies publiés entre 2008 et 2012 peuvent être commandés aux Éditions Le Manuscrit (<http://www.manuscrit.com>). La plupart existent tant sous forme matérielle que sous forme électronique. - Les titres publiés à partir de janvier 2013 sont disponibles en librairie et sous forme de ebook payant sur le site de EDP sciences (<http://laboutique.edpsciences.fr/>). À échéance de six mois ils sont téléchargeables directement et gratuitement sur le site de l'Académie. - Les publications plus anciennes n'ont pas fait l'objet d'une diffusion commerciale, elles sont consultables et téléchargeables sur le site public de l'Académie www.academie-technologies.fr, dans la rubrique « Publications ». De plus, l'Académie dispose encore pour certaines d'entre elles d'exemplaires imprimés.

Par ailleurs, concernant les Avis, l'Académie des technologies est amenée, comme cela est spécifié dans ses missions, à remettre des Avis suite à la saisine d'une collectivité publique ou par auto saisine en réaction à l'actualité. Lorsqu'un avis ne fait pas l'objet d'une publication matérielle, il est, après accord de l'organisme demandeur, mis en ligne sur le site public de l'Académie.

Enfin, l'Académie participe aussi à des co-études avec ses partenaires, notamment les Académies des sciences, de médecine, d'agriculture, de pharmacie...

Tous les documents émis par l'Académie des technologies depuis sa création sont répertoriés sur le site www.academie-technologies.fr. La plupart sont peuvent être consultés sur ce site et ils sont pour beaucoup téléchargeables.

Dans la liste ci-dessous, les documents édités sous forme d'ouvrage imprimé commercialisé sont signalés par une astérisque. Les publications les plus récentes sont signalées sur le site des éditions. Toutes les publications existent aussi sous forme électronique au format pdf et pour les plus récentes au format ebook.

Liste des publications

AVIS DE L'ACADÉMIE

1. Brevetabilité des inventions mises en oeuvre par ordinateurs : avis au Premier ministre – juin 2001
2. Note complémentaire au premier avis transmis au Premier ministre – juin 2003
3. Quelles méthodologies doit-on mettre en oeuvre pour définir les grandes orientations de la recherche française et comment, à partir de cette approche, donner plus de lisibilité à la politique engagée ? – décembre 2003
4. Les indicateurs pertinents permettant le suivi des flux de jeunes scientifiques et ingénieurs français vers d'autres pays, notamment les États-Unis – décembre 2003
5. Recenser les paramètres susceptibles de constituer une grille d'analyse commune à toutes les questions concernant l'énergie – décembre 2003
6. Commentaires sur le Livre Blanc sur les énergies – janvier 2004
7. Premières remarques à propos de la réflexion et de la concertation sur l'avenir de la recherche lancée par le ministère de la Recherche – mars 2004
8. Le système français de recherche et d'innovation (SFRI). Vue d'ensemble du système français de recherche et d'innovation – juin 2004
 - Annexe 1 – La gouvernance du système de recherche
 - Annexe 2 – Causes structurelles du déficit d'innovation technologique. Constat, analyse et proposition.
9. L'enseignement des technologies de l'école primaire aux lycées – septembre 2004
10. L'évaluation de la recherche – mars 2007
11. L'enseignement supérieur – juillet 2007
12. La structuration du CNRS – novembre 2008
13. La réforme du recrutement et de la formation des enseignants des lycées professionnels – Recommandation de l'Académie des technologies – avril 2009
14. La stratégie nationale de recherche et l'innovation (SNRI) – octobre 2009
15. Les crédits carbone – novembre 2009

PUBLICATIONS DE L'ACADÉMIE DES TECHNOLOGIES

16. Réduire l'exposition aux ondes des antennes-relais n'est pas justifié scientifiquement : mise au point de l'Académie nationale de médecine, de l'Académie des sciences et de l'Académie des technologies – décembre 2009
17. Les biotechnologies demain – juillet 2010
18. Les bons usages du Principe de précaution – octobre 2010
19. La validation de l'Acquis de l'expérience (VAE) – janvier 2012
20. Mise en oeuvre de la directive des quotas pour la période 2013–2020 – mars 2011
21. Le devenir des IUT – mai 2011
22. Le financement des start-up de biotechnologies pharmaceutiques – septembre 2011
23. Recherche et innovation : Quelles politiques pour les régions ? – juillet 2012
24. La biologie de synthèse et les biotechnologies industrielles (blanches) – octobre 2012
25. Les produits chimiques dans notre environnement quotidien – octobre 2012
26. L'introduction de la technologie au lycée dans les filières d'enseignement général – décembre 2012
27. Évaluation de la recherche technologique publique – février 2013
28. L'usage de la langue anglaise dans l'enseignement supérieur – mai 2013
29. Les Académies d'agriculture, des sciences et des technologies demandent de restaurer la liberté de recherche sur les plantes génétiquement modifiées – mars 2014
30. La réglementation thermique 2012, la réglementation bâtiment responsable 2020 et le climat – novembre 2014
31. Les réseaux de chaleur – décembre 2014
32. Les enjeux stratégiques de la fabrication additive – juin 2015
33. Sur la loi relative à la "transition énergétique pour une croissance verte" – juin 2015
34. Les technologies et le changement climatique. Des solutions pour l'atténuation et l'adaptation – novembre 2015
35. Biodiversité et aménagement des territoires – décembre 2015
38. Aliments-santé. Implications pour l'industrie – mai 2016
39. Avis des Académies d'agriculture de France et des technologies sur la réglementation des mutagénèses ciblées en amélioration des plantes – juillet 2016
40. La détermination d'un prix de référence du carbone – janvier 2017
41. Modifier la réglementation thermique des bâtiments neufs afin de baisser les émissions de gaz à effet de serre au moindre coût – juillet 2017
42. Une stratégie robotique pour réindustrialiser la France – juillet 2017
43. Les compteurs communicants Linky – juin 2019

RAPPORTS DE L'ACADÉMIE

1. Analyse des cycles de vie – octobre 2002
2. Le gaz naturel – octobre 2002
3. Les nanotechnologies : enjeux et conditions de réussite d'un projet national de recherche – décembre 2002
4. Les progrès technologiques au sein des industries alimentaires – Impact sur la qualité des aliments / La filière lait – mai 2003

5. *Métrologie du futur – mai 2004
6. *Interaction Homme-Machine – octobre 2004
7. *Enquête sur les frontières de la simulation numérique – juin 2005
8. Progrès technologiques au sein des industries alimentaires – la filière laitière, rapport en commun avec l'Académie d'agriculture de France – 2006
9. *Le patient, les technologies et la médecine ambulatoire – avril 2008
10. *Le transport de marchandises – janvier 2009 (version anglaise au numéro 15)
11. *Efficacité énergétique dans l'habitat et les bâtiments – avril 2009 (version anglaise au numéro 17)
12. *L'enseignement professionnel – décembre 2010 Appropriation des technologies.indd 50 26/05/2015
13. *Vecteurs d'énergie – décembre 2011 (version anglaise au numéro 16)
14. *Le véhicule du futur – septembre 2012 (publication juin 2013)
15. *Freight systems (version anglaise du rapport 10 le transport de marchandises) – novembre 2012
16. *Energy vectors – novembre 2012 (version anglaise du numéro 13)
17. *Energy Efficiency in Buildings and Housing – novembre 2012 (version anglaise du numéro 11)
18. *Les grands systèmes socio-techniques / Large Socio-Technical Systems – ouvrage bilingue, juillet 2013
19. * Première contribution de l'Académie des technologies au débat national sur l'énergie / First contribution of the national academy of technologies of France to the national debate on the Future of energies supply – ouvrage bilingue, juillet 2013
20. Renaissance de l'industrie : construire des écosystèmes compétitifs fondés sur la confiance et favorisant l'innovation - juillet 2014
21. Le Méthane : d'où vient-il et quel est son impact sur le climat ? – novembre 2014
22. Impact des TIC sur la consommation d'Énergie à travers le monde – 2015)
23. Big data : un changement de paradigme peut en cacher un autre — décembre 2015
24. Le biogaz — mars 2016
25. Les technologies du changement climatique : des solutions pour l'atténuation et l'adaptation — Avril 2016
26. L'enseignement professionnel — mai 2016
27. La perception des risques — juin 2016
28. Les aliments santé : avancées scientifiques et implications industrielles — octobre 2016
29. Quel prix de référence du CO₂ ? — mars 2017
30. Les technologies du changement climatique – des solutions pour l'atténuation et l'adaptation (addendum) — avril 2017
31. Innovation ouverte et PME — juin 2017
32. Innovation – Croissance – Emploi. *Rapport du séminaire 2016 de l'Académie des technologies septembre 2017*
33. Approche des processus fondamentaux de l'apprentissage – septembre 2017
34. Innovation, croissance, emploi — actes du séminaire annuel 2016 de l'Académie des technologies — septembre 2017
35. Recommandations pour valoriser la formation professionnelle initiale et continue — décembre 2017
36. Industrie du futur — décembre 2017

37. Technologies et territoires d'innovation - Synthèse du séminaire annuel de l'académie des technologies 2017 — février 2018
38. Renouveau de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique — mars 2018
- 39.
40. La montée en compétence technologiques des PME — Le cas des entreprises industrielles — novembre 2018

COMMUNICATIONS À L'ACADÉMIE

1. *Prospective sur l'énergie au xxie siècle, synthèse de la Commission énergie et environnement — avril 2004, MâJ décembre 2004
2. Rapports sectoriels dans le cadre de la Commission énergie et environnement et changement climatique :
 - Les émissions humaines — août 2003
 - Économies d'énergie dans l'habitat — août 2003
 - Le changement climatique et la lutte contre l'effet de serre — août 2003
 - Le cycle du carbone — août 2003
 - Charbon, quel avenir ? — décembre 2003
 - Gaz naturel — décembre 2003
 - Facteur 4 sur les émissions de CO₂ — mars 2005
 - Les filières nucléaires aujourd'hui et demain — mars 2005
 - Énergie hydraulique et énergie éolienne — novembre 2005
 - La séquestration du CO₂ — décembre 2005
 - Que penser de l'épuisement des réserves pétrolières et de l'évolution du prix du brut ? — mars 2007
3. Pour une politique audacieuse de recherche, développement et d'innovation de la France — juillet 2004
4. *Les TIC : un enjeu économique et sociétal pour la France — juillet 2005
5. *Perspectives de l'énergie solaire en France — juillet 2008
6. *Des relations entre entreprise et recherche extérieure — octobre 2008
7. *Prospective sur l'énergie au xxie siècle, synthèse de la Commission énergie et environnement, version française et anglaise, réactualisation — octobre 2008
8. *L'énergie hydro-électrique et l'énergie éolienne — janvier 2009
9. *Les Biocarburants — février 2010
10. *PME, technologies et développement — mars 2010.
11. *Biotechnologies et environnement — avril 2010
12. *Des bons usages du Principe de précaution — février 2011
13. L'exploration des réserves françaises d'hydrocarbures de roche mère (gaz et huile de schiste) — mai 2011
14. *Les ruptures technologiques et l'innovation — février 2012
15. *Risques liés aux nanoparticules manufacturées — février 2012
16. *Alimentation, innovation et consommateurs — juin 2012

17. Vers une technologie de la conscience – juin 2012
18. Les produits chimiques au quotidien – septembre 2012
19. Profiter des ruptures technologiques pour gagner en compétitivité et en capacité d'innovation – novembre 2012 (à paraître)
20. Dynamiser l'innovation par la recherche et la technologie – novembre 2012
21. La technologie, école d'intelligence innovante. Pour une introduction au lycée dans les filières de l'enseignement général – octobre 2012 (à paraître)
22. Renaissance de l'industrie : recueil d'analyses spécifiques – juillet 2014
23. Réflexions sur la robotique militaire – février 2015
24. Le rôle de la technologie et de la pratique dans l'enseignement de l'informatique – novembre 2015
25. Le pétrole, quelles réserves, quelles productions et à quels prix ? - janvier 2017
26. L'incidence sur la santé humaine des différentes sources de production d'énergie électrique: évaluation sur les cinquante dernières années – juin 2017
27. Technologie et softpower – mai 2018
28. Technologie et softpower : le cas de l'industrie de la mode et du luxe – juillet 2018

DIX QUESTIONS POSÉES À...

1. *Les déchets nucléaires – 10 questions posées à Robert Guillaumont – décembre 2004
2. *L'avenir du charbon – 10 questions posées à Gilbert Ruelle – janvier 2005
3. *L'hydrogène – 10 questions posées à Jean Dhers – janvier 2005
4. *Relations entre la technologie, la croissance et l'emploi – 10 questions à Jacques Lesourne – mars 2007
5. *Stockage de l'énergie électrique – 10 questions posées à Jean Dhers – décembre 2007
6. *L'éolien, une énergie du XXI^e siècle – 10 questions posées à Gilbert Ruelle – octobre 2008
7. *La robotique – 10 questions posées à Philippe Coiffet, version franco-anglaise – septembre 2009
8. *L'intelligence artificielle – 10 questions posées à Gérard Sabah – septembre 2009
9. *La validation des acquis de l'expérience – 10 questions posées à Bernard Decomps – juillet 2012
10. Les OGM - 10 questions posées à Bernard Le Buanec - avril 2014
11. *Comment bien se nourrir en respectant la planète et notre santé ? - 10 questions posées à Pierre Feillet - juin 2016

GRANDES AVENTURES TECHNOLOGIQUES

1. *Le Rilsan – par Pierre Castillon – octobre 2006
2. *Un siècle d'énergie nucléaire – par Michel Hug – novembre 2009

HORS COLLECTION

1. Actes de la journée en mémoire de Pierre Faure et Jacques-Louis Lions, membres fondateurs de l'Académie des technologies, sur les thèmes de l'informatique et de l'automatique – 9 avril 2002 avec le concours du CNES
2. Actes de la séance sur "Les technologies spatiales aujourd'hui et demain" en hommage à Hubert Curien, membre fondateur de l'Académie des technologies – 15 septembre 2005
3. Libérer Prométhée – mai 2011

CO-ÉTUDES

1. Progrès technologiques au sein des industries alimentaires – La filière laitière. Rapport en commun avec l'Académie d'agriculture de France – mai 2004
2. Influence de l'évolution des technologies de production et de transformation des grains et des graines sur la qualité des aliments. Rapport commun avec l'Académie d'agriculture de France – février 2006
3. *Longévité de l'information numérique – Jean-Charles Hourcade, Franck Laloë et Erich Spitz. Rapport commun avec l'Académie des sciences – mars 2010, EDP Sciences
4. *Créativité et Innovation dans les territoires – Michel Godet, Jean-Michel Charpin, Yves Farge et François Guinot. Rapport commun du Conseil d'analyse économique, de la Datar et de l'Académie des technologies – août 2010, la Documentation française
5. *Libérer l'innovation dans les territoires. Synthèse du Rapport commun du Conseil d'analyse économique, de la Datar et de l'Académie des technologies. Créativité et Innovation dans les territoires Édition de poche – septembre 2010 – réédition novembre 2010 à la Documentation française
6. *La Métallurgie, science et ingénierie – André Pineau et Yves Quéré. Rapport commun avec l'Académie des sciences (RST) – décembre 2010, EDP Sciences.
7. Les cahiers de la ville décarbonée en liaison avec le pôle de compétitivité Advancity
8. Le brevet, outil de l'innovation et de la valorisation – Son devenir dans une économie mondialisée – Actes du colloque organisé conjointement avec l'Académie des sciences le 5 juillet 2012 éditions Tec & doc – Lavoisier
9. Quel avenir pour les biocarburants aéronautiques ? – Rapport commun avec l'Académie de l'Air et de l'Espace – juillet 2015
10. La mise en œuvre en France des techniques de séquençage de nouvelle génération. Rapport commun avec l'Académie de médecine – février 2016
11. Rapport conjoint de l'Académie de médecine et de l'Académie des technologies *Le passage à l'échelle industrielle de la production des cellules souches humaines à usage thérapeutique* – décembre 2017
12. Rapport commun de l'Académie des sciences et de l'Académie des technologies *Stratégie d'utilisation des ressources du sous-sol pour la transition énergétique française – Les métaux rares*. Mai 2018

13. Académie des technologies, ANRT, rapport de synthèse Appui à la stratégie nationale de la recherche sur l'énergie (SNRE) — 2018
14. L'agriculture face à ses défis techniques – mars 2019 (Académie d'agriculture, Académie des technologies).
15. L'enfant, l'adolescent, la famille et les écrans : Appel à une vigilance raisonnée sur les technologies numériques – Avril 2019 (Académie de médecine, Académie des sciences, Académie des technologies).
16. Nuclear Energy and the Environment, Chinese Academy of Engineering, Académie des sciences, Académie des technologies – mai 2019

Le progrès technique ne saurait mériter son nom que s'il permet à l'homme de vivre mieux et de se réaliser plus complètement. L'éthique est donc naturellement au centre de la réflexion et de l'action de l'Académie des technologies. Dans ce document des membres de cette Académie, appartenant à son comité d'éthique, ont relevé un défi : analyser l'impact potentiel de ce qu'il est convenu d'appeler les *Big Data* sur dix secteurs d'activités humaines. Dans chacun de ces secteurs, ils cernent les écueils à éviter et proposent pour chacun d'eux une approche orientée vers la satisfaction des besoins de chacun et de la société dans son ensemble. Ils passent notamment en revue les réseaux sociaux, la publicité ciblée, le e-commerce, la santé, l'agriculture et l'alimentation, les services financiers, la sécurité, les politiques publiques.

Académie des technologies
Grand Palais des Champs-élysées - porte C
Avenue Franklin D. Roosevelt - 75008 Paris
+33(0)1 53 85 44 44
secretarit@academie-technologies.fr
www.academie-technologies.fr
ISBN : 979-10-97579-11-1

