

Quelle transparence pour les algorithmes d'apprentissage machine ?

Maël Pégny, Mohamed Issam Ibnouhsein

► **To cite this version:**

Maël Pégny, Mohamed Issam Ibnouhsein. Quelle transparence pour les algorithmes d'apprentissage machine ?. 2018. <hal-01791021>

HAL Id: hal-01791021

<https://hal.inria.fr/hal-01791021>

Submitted on 14 May 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Quelle transparence pour les algorithmes d'apprentissage machine ?

Maël Mégny* Issam Ibnouhsein†

Résumé

La notion de « transparence des algorithmes » a récemment pris une grande importance à la fois dans le débat public et dans le débat scientifique. Partant de la prolifération des emplois du terme « transparence » nous distinguons deux familles d'usages fondamentaux du concept : une famille descriptive portant sur des propriétés épistémiques intrinsèques des programmes, au premier rang desquels l'intelligibilité et l'explicabilité, et une famille prescriptive portant sur des propriétés normatives de leurs usages, au premier rang desquels la loyauté et l'équité. Parce qu'il faut comprendre un algorithme pour l'expliquer et en réaliser l'audit, l'intelligibilité est logiquement première dans l'étude philosophique de la transparence. Afin de mieux cerner les enjeux de l'intelligibilité dans l'emploi public des algorithmes, nous introduisons dans un deuxième temps une distinction entre intelligibilité de la procédure et intelligibilité des sorties. Dans un dernier temps, nous appliquons cette distinction au cas particulier de l'apprentissage machine.

Abstract

Recently, the concept of "transparency of algorithms" has become of primary importance in the public and scientific debates. In the light of the proliferation of uses of the term "transparency", we distinguish two families of fundamental uses of the concept: a descriptive family relating to intrinsic epistemic properties of programs, the first of which are intelligibility and explicability, and a prescriptive family that concerns the normative properties of their uses, the first of which are loyalty and fairness. Because one needs to understand an algorithm in order to explain it and carry out its audit, intelligibility is logically first in the philosophical study of transparency. In order to better determine the challenges of intelligibility in the public use of algorithms, we introduce a distinction between the intelligibility of the procedure and the intelligibility of outputs. Finally, we apply this distinction to the case of machine learning.

*Université de Paris 1 Panthéon-Sorbonne, IHPST, 13 rue du Four, 75006 Paris

†Quantmetry, 128 rue du Faubourg Saint-Honoré, 75008 Paris, France

1 Introduction

La politique des algorithmes est couramment fort en vogue. Les algorithmes nous gouvernent, nous surveillent, nous profilent, et bientôt peut-être prendront notre emploi. L'enjeu de l'usage public des algorithmes est d'autant plus brûlant que, loin d'être des parangons d'objectivité scientifique, les algorithmes seraient racistes, homophobes, antisémites, sexistes ou classistes.

Bien des réflexions formulées à l'égard des problèmes politiques posés par l'usage des algorithmes pourraient se voir reprochées d'être un cas d'école de renommage de problèmes anciens. La philosophie, les sciences sociales et nombre d'œuvres artistiques ont déjà décrit et critiqué les absurdités et injustices provoquées par la complexité et l'opacité des processus de décision et règles qui structurent le fonctionnement des sociétés modernes. Bien des critiques aujourd'hui adressées à l'usage social des algorithmes étaient déjà formulées dans la critique de la bureaucratie, de l'usage des statistiques et des benchmarks dans le débat public et la prise de décision.

Nombre des questions et des positions développées dans la discussion de la bureaucratie ou de l'emploi des statistiques se retrouveront assurément dans la discussion politique de l'usage des algorithmes. En effet, nombre d'algorithmes ne sont qu'une automatisation des procédures auparavant exécutées à la main, sans nécessairement en modifier la nature ni même la complexité. Sans nier que l'automatisation puisse avoir un impact nécessitant un niveau de réflexion propre, il semble nécessaire de veiller à ne pas sombrer dans un technocentrisme qui masquerait l'héritage intellectuel de la critique de la bureaucratie, attribuant ainsi aux algorithmes tous les problèmes dus à la complexité, à l'opacité ou à l'absurdité des décisions prises. Le technocentrisme qui mène si rapidement à parler de gouvernance par les algorithmes, de décision prise par la technologie, ou d'intentions du programme servent alors d'écran dissimulant des enjeux politiques, éthiques et juridiques à la fois plus anciens et plus profonds.

Ces précautions prises, on peut partir à la recherche de ce qui fait la véritable nouveauté de l'usage des algorithmes dans nos sociétés. Sans prétendre épuiser le sujet, l'étude de l'apprentissage machine (AM) (*machine learning* en anglais) nous semble une voie d'étude privilégiée. L'AM, qui représente une variante particulière de l'intelligence artificielle (IA) (voir Fig. 1)¹, s'est largement développé pour remédier aux situations où « la théorie de la décision aisément comprise n'est pas suffisante » [1]. Ils ne peuvent donc être décrits comme une simple automatisation de procédures préexistantes. Ces algorithmes sont en outre réputés difficiles à comprendre, pour leur concepteur expert tout comme leur utilisateur profane, parce que leurs procédures d'optimisation sont précisément en rupture avec les modalités de raisonnement humain, et ne peuvent être aisément traduites en ces termes. Cette différence de nature technique, qu'il convient d'explicitier, pose des défis radicalement nouveaux lorsque ces algorithmes d'AM sont utilisés pour étendre le domaine de la prise de décision automatisée. Sans prétendre exclure les autres catégories d'algorithmes d'IA comme les systèmes

1. Nous ne détaillerons pas plus avant les différents types d'IA, et laisserons le soin au lecteur d'approfondir les définitions de ces classes de modèles si besoin.

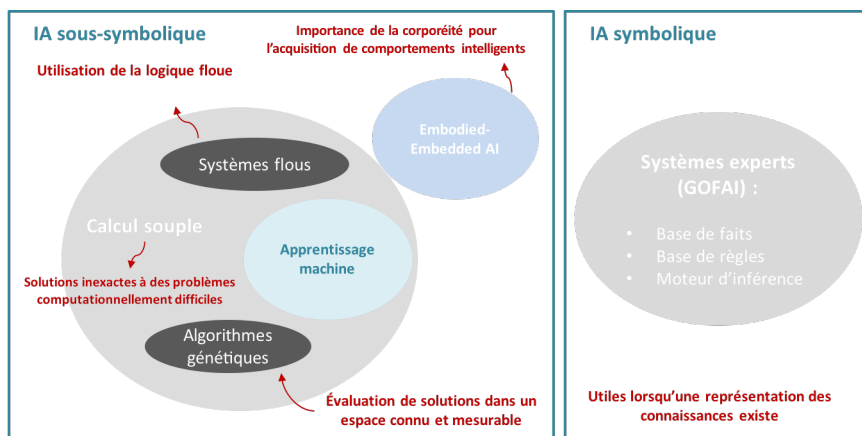


FIGURE 1 – Positionnement de l'AM parmi les techniques d'IA

experts ou les algorithmes génétiques, il nous semble pertinent, pour bien cibler les enjeux originaux posés par l'IA, de commencer par une étude centrée sur ces algorithmes d'AM. Ces derniers sont au coeur de nombre de développements scientifiques et industriels récents et ils constituent, du point de vue de l'ensemble de la communauté scientifique, la rupture épistémologique la plus nette par rapport aux procédures de décision classiques.

Les procédures d'AM posent un problème particulier pour l'un des grands enjeux du débat public sur les algorithmes, à savoir la « transparence des algorithmes »². Cette notion complexe, dont la définition constitue précisément l'un des principaux enjeux de cet article, renvoie en première analyse à notre capacité à comprendre les décisions prises par un algorithme, à nous assurer qu'il fasse bien ce qu'il est censé faire, et à éviter tout effet inéquitable. Ces enjeux deviennent plus pressants pour l'industrie avec l'entrée en vigueur en mai 2018 du Règlement Général de Protection des Données (RGPD), où les questions liées à la transparence jouent un rôle crucial. Notre problème sera donc de comprendre quelles exigences de transparence peuvent être définies pour des procédures d'AM difficiles à comprendre pour leurs propres concepteurs, en donnant priorité aux enjeux épistémologiques.

Dans un premier temps, nous nous livrerons à une analyse conceptuelle générale de la transparence des algorithmes, pour en distinguer quatre sens fondamentaux (section 2). Ayant montré que l'intelligibilité des algorithmes est l'aspect épistémologique fondamental de la transparence, nous explorerons certains des défis particuliers que cette notion rencontre dans l'usage public des

2. Les récents développements en AM posent nombre de problèmes particuliers, qui ne se réduisent pas à l'application de l'exigence de transparence. Nous en évoquerons certains au cours de cet article, mais notre réflexion restera centrée sur la problématique de la transparence.

algorithmes en introduisant une distinction entre intelligibilité de la procédure et intelligibilité des sorties (section 3). Enfin, nous appliquerons cette distinction au cas particulier de l'AM afin de mieux cerner les enjeux épistémologiques particuliers posés par son intelligibilité (section 4).

2 La transparence des algorithmes

2.1 Le fantôme de la transparence : les mille sens de la transparence

La notion de « transparence des algorithmes » a récemment pris une grande place dans le discours médiatique et académique. La transparence est présentée comme une vertu des algorithmes, ou de leurs usages. Celle-ci fait occurrence dans des contextes variés, et reçoit des définitions explicites diverses. Un effort de clarification conceptuel général semble nécessaire avant de préciser le rôle tout particulier que cette notion peut jouer pour l'AM.

Le terme de « transparence » est évidemment polysémique, et ce d'autant plus que la transparence a acquis ces dernières années le statut de vertu politique privilégiée. Sans même rentrer dans les emplois foisonnants de ce terme dans le discours public actuel, nous allons voir que même dans le contexte de l'informatique ce terme est employé de manière très polysémique.

Avant de commencer notre travail de clarification, une précaution oratoire s'impose. Avec le développement de l'emploi des algorithmes dans tout un ensemble de contextes sensibles, le discours médiatique, mais aussi parfois le discours expert, utilise abondamment des catégories intentionnelles, politiques et morales pour décrire l'action des algorithmes : les algorithmes sont loyaux, équitables, ou biaisés, racistes, sexistes, homophobes, etc. Soyons clairs : l'IA forte constitue toujours un fantasme lointain, qui bien souvent pollue le débat plus qu'il n'y contribue. Un algorithme doit fondamentalement être conçu comme une machine, et il ne peut pas plus être raciste qu'un moteur d'avion. Mais l'usage des algorithmes peut indiscutablement produire des effets de cet ordre, et un algorithme peut être explicitement conçu pour avoir un tel effet. Si l'usage d'un algorithme déborde bien souvent les intentions de son concepteur, il est cependant déterminé par un ensemble de caractéristiques techniques intrinsèques de cet algorithme : impossible d'obtenir l'effet voulu avec un programme boggé ou trop complexe pour être exécuté sur l'architecture choisie, par exemple. Lorsque nous parlerons par la suite de « propriété intrinsèque » d'un algorithme, nous parlerons des propriétés qui peuvent être légitimement considérées comme des propriétés de l'algorithme lui-même sur la base de ses caractéristiques techniques, indépendamment de son contexte d'usage, et sans aucune attribution d'intentionnalité à l'algorithme lui-même.

Il faut ensuite remarquer que le discours public a tendance à ne pas distinguer « algorithme » et « programme ». Les termes sont parfois interchangeables dans le discours savant, mais il existe une distinction intuitive entre ces deux termes. Un algorithme est une entité mathématique décrivant une procédure ;

le programme est une entité technique, qui implémente un algorithme dans un langage de programmation donné. Il n'est pas à l'heure possible de donner une compréhension rigoureuse de cette distinction, puisque cela supposerait d'être capable d'identifier un algorithme à travers différents langages de programmation, et de répondre, au moins partiellement, à la question de la nature des algorithmes [2]. Mais cette distinction est cependant opérée à un niveau intuitif, et elle joue un rôle heuristique important dans la pratique. La distinction entre programme et algorithme a-t-elle un rôle à jouer dans les débats sur les effets politiques des algorithmes ? Ou est-elle sans pertinence ? Il s'agit là d'une question difficile, que nous allons ignorer dans le cadre de ce travail.

Pour mieux cadrer le débat, il est nécessaire de distinguer sous le terme de « transparence » quatre notions indépendantes.

2.2 La loyauté des algorithmes

L'algorithme est *loyal* si la fonctionnalité affichée par son fournisseur³ auprès des utilisateurs correspond à la fonctionnalité connue du fournisseur. Si le fournisseur dissimule une fonctionnalité dont il a une claire conscience qu'elle est remplie par l'algorithme, alors l'algorithme sera déloyal. Nombre d'usages actuels des algorithmes font malheureusement preuve d'une telle déloyauté : tarification volatile, personnalisation de l'offre commerciale réalisée selon des critères différents des critères affichés, recommandation de trajets basés sur la présence de points d'intérêts commerciaux, réponse à des requêtes sur un moteur de recherche donnant la priorité à des liens sponsorisés plutôt qu'à la pertinence, etc. On peut également parler de « déloyauté » lorsque l'algorithme, même s'il remplit les fonctionnalités affichées, remplit en outre une autre fonctionnalité dont l'utilisateur n'a pas été clairement informé, comme par exemple la collecte de géolocalisation de l'utilisateur d'un smartphone à des fins commerciales⁴. Cette forme de déloyauté est aggravée si elle est implémentée par des applications qui n'ont aucunement besoin de collecter cette information pour fonctionner. On remarquera que dans le cas de la loyauté, l'attribution de cette propriété à l'algorithme est quelque peu abusive : l'algorithme n'est pas loyal ou déloyal, puisque cette notion suppose une intention de tromper qu'on ne peut guère attribuer à un algorithme. C'est la relation entre le fournisseur et l'utilisateur de

3. Nous emploierons les termes génériques de « fournisseur » et d'« utilisateur » pour désigner les parties prenantes dans une prestation algorithmique. L'utilisateur n'est pas forcément un client (notamment dans le cas d'un logiciel libre) et le fournisseur n'est pas nécessairement une entreprise, mais peut aussi être une association, un particulier, une fondation, une administration etc. Le fournisseur n'est pas non plus nécessairement le concepteur, mais l'on supposera dans la suite qu'il assumera les mêmes responsabilités que le concepteur auprès de l'utilisateur. Le rapport du CERNA ([3],22-23) distingue à juste titre entre le concepteur, qui conçoit le modèle, et l'entraîneur d'un modèle d'IA, qui choisit la base de données, la structure et entraîne le modèle : il peut s'agir dans la pratique de personnes différentes. Mais nous considérons par défaut un modèle instancié, dont l'apprentissage est achevé : nous n'utiliserons donc pas cette distinction.

4. Pour une discussion plus approfondie des exemples d'algorithmes déloyaux, voir le site de TransAlgo [4].

l’algorithme, ou le fournisseur lui-même, qu’on peut en toute rigueur qualifier de loyal ou déloyal.

2.3 L’équité des algorithmes

Un algorithme est *équitable* si les résultats qu’il produit n’induisent pas un effet discriminant ou biais à l’égard d’une catégorie particulière de la population⁵. La discrimination peut être introduite, de manière consciente ou inconsciente, prévisible ou imprévisible, au niveau de la conception de l’algorithme. Elle peut aussi être introduite, dans le cas de l’AM, au niveau de l’apprentissage sur un jeu de données, et peut donc dépendre des discriminations inscrites dans les données elles-mêmes. Là aussi, les exemples abondent. Ainsi, les développeurs d’une application de la ville de Boston pour signaler les dégâts sur la voie routière ont dû corriger un biais favorisant les quartiers les plus fortunés : la collecte des données était faussée par le fait que la probabilité de posséder un smartphone et de télécharger l’application était bien plus grande dans les populations les plus aisées ([6], 51-52). Dans des cas bien plus graves, les suggestions de requête ou les résultats des moteurs de recherche peuvent présenter des biais sexistes, racistes, ou antisémites (voir par exemple [7]). La présence d’effets discriminatoires peut être devenir extrêmement difficile à prévoir, et il faut faire preuve de prudence avant d’attribuer des intentions malignes au concepteur de l’algorithme.

Il est délicat de décider si l’équité est ou non une propriété intrinsèque de l’algorithme. D’une part, il n’est pas question d’attribuer à l’algorithme une intentionnalité discriminatoire. D’autre part, la propriété d’inéquité ne peut être systématiquement attribuée au fournisseur, ni à la relation unissant fournisseur et utilisateur, dans la mesure où l’inéquité peut être produite de manière involontaire et même imprévisible. L’inéquité doit être attribuée aux effets sociaux de l’algorithme. Ces effets sociaux dépendent de caractéristiques techniques de l’algorithme, mais ne s’y réduisent pas *a priori* : ils dépendent de l’interaction entre l’algorithme et son contexte social d’usage. Il suffit d’imaginer un spambot sélectionnant des noms de personnes en fonction de leurs consonances pour leur envoyer un courriel. Selon qu’il s’agisse d’insultes racistes ou d’un extrait des *Illuminations*, on parlera ou non d’effets discriminatoires de l’algorithme. Pourtant, d’un point de vue technique, les deux algorithmes peuvent parfaitement être considérés identiques à substitution du corps de message près. Il est donc délicat de parler de « propriété intrinsèque de l’algorithme » pour l’équité des algorithmes. L’équité est une propriété de l’usage social de l’algorithme, qui ne se réduit pas à ses caractéristiques techniques. Dans l’impossibilité d’une attribution simple de la propriété d’équité, nous continuerons donc à parler d’équité des algorithmes *cum grano salis*.

5. Cette définition, tout comme les trois autres, n’a pas la prétention d’être une définition juridique. On remarquera qu’elle recouvre à la fois les notions du droit américain de *disparate treatment* (utilisation explicite ou indirecte d’une variable protégée dans la décision) et de *disparate impact* (effet discriminant des résultats de l’algorithme sans traitement d’une variable protégée). Notre définition ne prend pas en compte le caractère intentionnel de l’effet discriminant, ou la possibilité pour l’accusé de plaider la nécessité de la procédure pour ses activités. Pour une introduction à ces questions de droit américain en AM, voir [5].

2.4 L'explicabilité des algorithmes

Un algorithme est *explicable* s'il est possible de donner à l'ensemble des utilisateurs, quelque soit leur bagage éducatif, une vision claire des procédures employées et des fonctionnalités remplies par l'algorithme, afin de permettre un usage informé⁶. Cette notion pose des problèmes de pédagogie de systèmes technologiques complexes, et de la définition de la connaissance nécessaire à un usage informé. Il faut souligner dans ce cadre que les technologies d'information et de communication sont aussi utilisées par des enfants, ce que le RGPD prend explicitement en compte ([9], chapitre II, article 8). L'explicabilité est donc un enjeu non seulement pour s'adresser à un public sans aucun bagage technique en informatique, mais aussi à des personnes n'ayant pas les capacités psychologiques, les compétences cognitives ni même l'expérience de la vie d'un adulte. Pourtant, il sera également possible d'obtenir le consentement éclairé d'un enfant au titre du RGPD. Cette propriété est également cruciale pour les algorithmes participant à la prise de décision administrative, où l'opacité de fonctionnement induite par la complexité des procédures peut être légitimement attaquée par les citoyens. La loi pour une République Numérique crée ainsi l'obligation d'une mention explicite de l'existence d'un traitement algorithmique dans une prise de décision administrative individuelle, et la communication sur demande des règles de ces traitements et des caractéristiques principales de sa mise en œuvre ([10], article 4). De manière plus générale, dans tout secteur où les algorithmes jouent ou vont jouer un rôle important dans des prises de décision affectant de manière significative la vie de chaque citoyen (*credit score* aux USA, assurance, offre d'emploi, accès aux formations, etc.), l'explicabilité des algorithmes va devenir un enjeu démocratique majeur, notamment pour permettre la possibilité de recours ou de demande d'informations.

L'explicabilité représente un enjeu tout particulier pour les modèles d'AM récents comme l'apprentissage profond. Pour ces modèles, non seulement le concepteur lui-même peut être incapable d'expliquer dans le détail comment l'algorithme a effectué son apprentissage et comment il prend ses décisions, mais il n'existe à l'heure aucune technique systématique permettant de demander aux systèmes de fournir une explication claire pour une décision donnée⁷. Si ces algorithmes étaient utilisés dans des contextes où ils devraient prendre des décisions socialement importantes, comme conduire une voiture, accorder un prêt ou un entretien d'embauche, ou même refuser une mise en liberté, il serait parfois impossible de fournir la justification de la décision prise aux parties concernées. La prise de décision deviendrait une pure boîte noire impossible à contester en dehors du rejet global de l'emploi du modèle, piétinant le droit du citoyen à la demande d'information et à la formulation d'un recours. Si l'on reconnaît qu'une telle situation est juridiquement inacceptable, comme c'est clairement le cas dans le RGPD, l'explicabilité devient donc un enjeu majeur

6. Le terme de transparence (*transparency*) est utilisé en ce sens par Abdohalli et al. ([8], 31) quand ils la définissent dans le cas particulier des recommandations automatiques comme "revealing the reasoning behind the system's recommendation".

7. Pour une bonne vulgarisation de ces questions, voir [11].

de l'industrialisation de ces algorithmes. Cet enjeu est d'autant plus important qu'on ne peut exclure la possibilité de limites fondamentales à l'explicabilité des décisions prises par ce type de modèles. Certains chercheurs vont jusqu'à envisager que, tout comme le comportement d'un individu humain ne peut parfois qu'être partiellement rationalisé tout en étant doué de sens, il est possible qu'une partie des décisions prises par l'IA ne puisse être capturée par une explication verbalisable, et soit seulement descriptible comme une nouvelle forme de décisions instinctives [11]. Nous reviendrons sur ces enjeux dans les sections suivantes.

L'explicabilité est-elle une propriété intrinsèque de l'algorithme ? D'une part, l'explicabilité semble bien dépendre de propriétés techniques intrinsèques de l'algorithme, comme le montrent nos dernières remarques sur l'AM. D'autre part, il n'est pas évident qu'on puisse donner une seule explication d'un algorithme donné : la pédagogie pourrait avoir à s'adapter au public visé, produisant différentes explications pour différents groupes d'utilisateurs. Dans cette optique l'explicabilité dépend elle aussi du contexte social d'usage. Mais il faut garder à l'esprit que la prolifération de représentations diverses d'un même algorithme pourrait poser des problèmes graves de communication, voire de responsabilité légale. Seule une réflexion approfondie sur la pédagogie des algorithmes, qui va bien au-delà de la portée de cet article, pourra décider s'il est préférable de promouvoir une explication fixée pour un algorithme donné, ou si l'explicabilité doit être comprise comme une propriété de la relation entre les propriétés intrinsèques de l'algorithme et le bagage intellectuel des utilisateurs. Nous nous contenterons ici de poser le problème.

2.5 L'intelligibilité de l'algorithme

Un algorithme est *intelligible* s'il est possible au concepteur de comprendre son fonctionnement et de vérifier s'il satisfait bien les propriétés désirées. L'intelligibilité est une forme d'explicabilité fondamentale, qui porte sur la capacité des concepteurs à s'expliquer l'algorithme qu'ils conçoivent. Ses limitations sont dues aux limites de l'état de l'art scientifique, voire à des limites scientifiques fondamentales.

L'explicabilité comme l'intelligibilité peuvent renvoyer à l'anglais (*human*) *interpretability*, concept qui a pris son essor dans la littérature des toutes dernières années et se voit maintenant muni d'une existence institutionnelle, avec un Workshop dédié de l'*International Conference on Machine Learning*. L'intelligibilité est parfois aussi nommée *intelligibility*. La DARPA a également lancé une initiative appelée *Explainable Artificial intelligence* (XAI), qui comprend entre autres un aspect *explainable artificial machine* : la notion d'explication employée recouvre à la fois l'intelligibilité et l'explicabilité [12].

L'intelligibilité constitue un enjeu majeur de la discipline informatique en général. Il n'est pas exagéré de dire que l'une des questions les plus fondamentales de l'informatique est « comment savoir si le programme fait bien ce qu'il est censé faire ? » Il se pose de manière particulièrement aigüe pour les IA, et en particulier les IA basées sur des mécanismes d'apprentissage profond dont

le comportement précis échappe encore à la communauté scientifique. Mais il se pose aussi déjà pour les programmes les plus conventionnels. Nombre d’algorithmes commerciaux séquentiels et déterministes peuvent poser de graves problèmes de spécification et de vérification. On sait que la majorité des programmes n’est pas prouvée, et que la fiabilité des méthodes empiriques de certification de programmes est une question complexe.

Examinons à présent les relations entre nos quatre concepts. La distinction entre l’explicabilité et l’intelligibilité ne fait pas problème, puisqu’elle renvoie à des différences de bagage technique manifestes. La distinction entre l’équité et la loyauté peut être plus complexe à établir selon les cas, mais la distinction conceptuelle n’est pas problématique : un fournisseur peut parfaitement livrer un algorithme déloyal mais équitable, ou produire un algorithme inéquitable tout en étant parfaitement loyal sur sa spécification, les effets discriminants pouvant être extrêmement durs à anticiper.

Ces concepts doivent être regroupés en deux familles différentes. Les concepts d’explicabilité et d’intelligibilité renvoient à des propriétés épistémiques des algorithmes. Les concepts de loyauté et d’équité renvoient à des propriétés normatives ou prescriptives, de la relation entre fournisseur et utilisateur, et des effets sociaux des usages. Pour grossir le trait⁸, on a donc affaire à deux familles de significations bien distinctes du concept de transparence : une famille descriptive renvoyant à des propriétés des algorithmes, une famille prescriptive renvoyant à des propriétés de leurs usages.

La publicité du code source n’est une condition ni nécessaire ni suffisante de la transparence des algorithmes. Elle n’est pas suffisante puisqu’elle ne satisfait pas immédiatement aux conditions d’intelligibilité et d’explicabilité. Elle n’est sans doute pas nécessaire parce que l’intelligibilité des fonctionnalités du code peut être masquée au profane, et parfois même à l’expert, par la multiplicité des détails de l’implémentation. L’exigence de transparence des algorithmes ne remet pas en cause le logiciel propriétaire, et ne doit pas être confondue avec les revendications libristes.

Le glissement d’une famille de significations à une autre est rendu naturel par une dépendance conceptuelle essentielle. L’intelligibilité est évidemment la condition de possibilité de l’explicabilité : il faut comprendre quelque chose pour pouvoir l’expliquer. De manière plus générale, les propriétés épistémiques sont la condition de possibilité des propriétés normatives. Pour communiquer de manière loyale sur les fonctionnalités et pour garantir l’absence d’effets inéquitables, le fournisseur de l’algorithme doit avoir la capacité scientifique de comprendre son programme, d’anticiper ses effets, et de pouvoir l’expliquer à l’utilisateur. La notion d’intelligibilité se trouve donc au fondement de la notion de transparence.

Or cette capacité à comprendre de manière fondamentale les algorithmes est difficile à garantir en pratique pour les algorithmes conventionnels, et elle est à l’heure actuelle impossible à garantir pour nombre de procédures d’AM.

8. Le trait est quelque peu grossi, dans la mesure où nous avons vu que l’explicabilité pourrait être dépendante du contexte social d’usage. Mais dans l’attente d’une étude approfondie de ce problème, la classification est éclairante en première approche.

Le fonctionnement interne complexe et en large partie mystérieux de ces dernières dans certains cas d'application entraîne une opacité essentielle au plus haut niveau de la connaissance scientifique, qui rend pour le moins problématique la vérification des trois autres propriétés. L'opacité de l'AM devient donc un problème fondamental pour la conception des normes régissant l'usage des algorithmes.

Il convient de noter que la prévisibilité du comportement de l'algorithme, qui est une composante de l'intelligibilité, est déjà un trait absent dans de nombreuses créations techniques, en particulier pour certains algorithmes classiques considérés comme bien compris, parce que bien spécifiés et certifiés. L'imprévisibilité peut être due par exemple à l'application de l'algorithme à un type de données dont la particularité n'a pas été bien comprise par le concepteur (gestion d'exceptions), ou simplement au grand nombre d'opérations nécessaires à l'obtention du résultat. Dans le cas de l'AM, une autre forme d'imprévisibilité est cependant introduite par le fait que le concepteur même de l'algorithme ne dispose pas d'une représentation claire du mécanisme de prise de décision utilisé par la machine. Couplé à l'absence d'explication, on crée ainsi des machines à la fois imprévisibles et insondables (*imprevisible and inscrutable*, [11]).

2.6 Positionnement par rapport à la littérature

Notre analyse de la notion de transparence algorithmique vise à prolonger et à raffiner les distinctions conceptuelles opérées par la littérature existante, notamment le rapport du CERNA [3]. Ce rapport définit ainsi la loyauté :

La loyauté signifie que les systèmes se comportent comme leurs concepteurs le déclarent.

Cette définition, si elle est en soi parfaitement saine, ne permet pas immédiatement de distinguer les problématiques liées à la tromperie délibérée de celles liées à un manque de compréhension de son système par le fournisseur. La responsabilité du fournisseur peut certes être engagée s'il fournit, sans aucune intention maligne, un système qui ne correspond pas à ses fonctionnalités affichées. Mais dans le contexte de discussion de l'AM, où le manque de compréhension du système par son développeur même est un enjeu majeur, il nous semble important de distinguer les enjeux d'offuscation des enjeux de maîtrise intellectuelle.

L'explication est définie en les termes suivants par le rapport du CERNA (*ibid*, 17) :

Expliquer un algorithme est faire comprendre à ses utilisateurs ce qu'il fait, avec assez de détails et d'arguments pour emporter leur confiance. Cette tâche est difficile même dans le cas d'un algorithme dépourvu de capacité d'apprentissage, comme l'illustre le débat autour de l'algorithme d'admission post-bac APB. En outre il convient de distinguer preuve et explication : ainsi Gilles Dowek donne l'exemple simple de la multiplication de 12345679 par 36, dont le seul calcul

du résultat (44444444) n'explique pas aux yeux d'un esprit mathématique pourquoi ce résultat ne comporte que des 4.

Cette définition, si elle n'est pas problématique en elle-même, ne distingue pas explicitement les enjeux d'explicabilité (explication à l'utilisateur) des enjeux d'intelligibilité (compréhension experte d'une preuve et d'un résultat mathématique) : une telle distinction est absolument nécessaire pour les problématiques de notre travail. En outre, elle ajoute une couche de complexité supplémentaire en introduisant la dimension de la confiance de l'utilisateur. Le rapport du CERNA a raison de souligner que le consentement n'est pas uniquement fondé sur la compréhension rationnelle (*ibid*, 22), mais aussi sur la confiance. Sans prétendre qu'il soit aisé de tracer une limite claire entre saine pédagogie et rhétorique persuasive, nous ignorerons dans ce travail la dimension irrationnelle de l'obtention du consentement, et considérerons l'explication comme une entreprise visant exclusivement l'obtention d'une compréhension rationnelle de la part de l'utilisateur. Il s'agit assurément d'une abstraction grossière face aux complexités de la pratique, qui n'est justifiée que par la volonté de restreindre et de clarifier la portée de notre travail.

3 Problèmes de l'intelligibilité

Nous allons à présent interrompre notre réflexion générale sur la transparence des algorithmes, pour nous concentrer sur le problème particulier de l'intelligibilité. Ce dernier problème pourrait devenir particulièrement épineux pour les fournisseurs de solutions et services basés sur de l'AM une fois le RGPD entré en vigueur dans le droit européen, soit en mai 2018. Ce texte impose entre autres un « droit à l'intervention humaine » via des instances de contrôle, et un « droit à l'explication » pour l'utilisateur impacté par un algorithme d'aide à la décision ([9], Considérants, 71). Ceci constitue une contrainte majeure pour les concepteurs, et fait de l'explicabilité une propriété contraignant les réalisations industrielles. Les Google Amazon Facebook Apple et Microsoft, également connus sous l'acronyme GAFAM, sont en bonne position pour développer les outils et processus facilitant la compréhension des résultats des modèles d'IA car ils ont, en tant qu'entreprises technologiques, une parfaite maîtrise du cycle de vie de la donnée, et contribuent déjà activement aux outils *open source* mis à disposition des développeurs dans le domaine de l'AM. Qui plus est, indépendamment de toute contrainte légale, il est bon de rappeler qu'un utilisateur est moins susceptible d'utiliser un dispositif qu'il ne comprend pas, et dont il ne peut prévoir le comportement.

L'exigence d'explicabilité dans notre terminologie ne doit pas être confondue avec la production d'explications plausibles mais fausses. Des stratégies pourraient ainsi être mises en place par des développeurs produisant de telles explications afin d'augmenter son acceptabilité, éventuellement en flattant les préjugés existants. Le RGPD tente de prévenir toute tentative d'enfumage en imposant que les explications soient données en des termes clairs, précis, utilisant une langue naturelle ([9], Considérants, 39). L'enjeu scientifique de l'intelligibi-

lité devient ainsi un enjeu juridique, économique et politique majeur, non pas uniquement pour l’AM mais en particulier pour l’AM.

Il faut souligner la force du cadre juridique proposé par l’Union Européenne (UE), qui interdit de fait nombre de pratiques encore légales à l’heure actuelle, comme la monétisation des données actuellement très répandue parmi les géants américains. Un tel cadre légal n’aura de sens que si, d’une part, il n’impose pas de contraintes irréalistes aux fournisseurs, et que s’il est d’autre part suffisamment bien conçu pour permettre au législateur de peser sur les industriels et de poursuivre et de sanctionner les infractions. Contrairement à ce que l’on pourrait penser, les GAFAM sont en avance de phase de plusieurs années pour ce qui relève de l’accès aux données par l’utilisateur, la portabilité des données, ou encore le droit à l’oubli, en comparaison avec des acteurs classiques de l’économie européenne comme les banques ou les assurances. Ils se montrent également beaucoup plus intrusifs dans la vie privée des utilisateurs de leurs plateformes, et une bonne part des revenus de Google et Facebook sont tirés de la monétisation de ces données privées.

Le nouveau cadre juridique proposé par le RGPD est ainsi voué à redistribuer les cartes dans la chaîne de valeur de la donnée, et il faut souligner l’importance pour le milieu industriel de ne pas adopter une attitude purement négative face à l’apparition de ces nouvelles réglementations. Contrairement à une idéologie à la mode, les lois et règlements ne sont pas qu’un frein à l’innovation. Pour reprendre la formule de Bryce Goodman et al. [13], les problèmes posés par la régulation européenne “are good problems to have”. Si la loi est bien conçue et n’impose pas de contraintes irréalistes ou trop précoces, elle peut être un stimulant pour des travaux de grande valeur, et source d’une réflexion profonde sur les propriétés des algorithmes. Du point de vue des applications, les défis scientifiques posés par le droit à l’explication peuvent mener à une interaction enrichie avec l’utilisateur et à une plus grande faculté de communication au sein des chaînes hiérarchiques [14].

Nous allons commencer par quelques remarques transverses sur l’intelligibilité en AM, avant de poser une distinction fondamentale : celle entre intelligibilité de la procédure et intelligibilité des sorties.

3.1 Aspects transverses de l’intelligibilité en AM

Nombre de discussions de l’intelligibilité de l’AM peuvent enfermer le lecteur dans une opposition quelque peu rigide entre l’AM, doté d’un grand pouvoir prédictif mais inintelligible, et les algorithmes conventionnels, limpides mais moins puissants. C’est cette opposition qu’il faut commencer par nuancer.

La tension entre l’exigence d’intelligibilité et l’ambition des algorithmes de dépasser les performances sensorielles et cognitives humaines sur certaines tâches est certes indiscutable. Dans Hara et al. [15], on voit que les *additive tree models* doivent clairement leur performance à la division de l’ensemble des entrées en de nombreuses sous-régions (> 1000), ce qui rend le résultat difficilement compréhensible. La substitution d’un arbre de décision rend le modèle plus simple, plus compréhensible mais aussi moins puissant au niveau prédictif. On a dans

cet exemple un facteur de taille clair dans l'intelligibilité, mais ce ne sera pas toujours le cas, et ce n'est pas propre à l'AM. L'exigence d'intelligibilité pourrait ainsi mener à renoncer au pouvoir prédictif qui fait toute la richesse des modèles d'AM.

Mais comme le remarque Lipton ([1], 5), un modèle d'AM réputé complexe comme un réseau de neurones n'est pas forcément moins intelligible qu'un modèle appartenant à d'autres classes, comme les modèles linéaires, les modèles basés sur des règles, ou les arbres de décision. Une régression avec des centaines de paramètres covariables pourra être très difficile à interpréter. La profondeur des arbres de décision, des règles lourdes et une haute dimensionnalité du modèle peuvent les rendre bien moins compréhensibles qu'un modèle de réseau de neurones compact. Un modèle d'AM n'est donc pas systématiquement moins intelligible qu'un modèle d'une autre classe : il faut encore préciser de quels modèles on parle, quelles données sont utilisées, et ce que l'on cherche à rendre intelligible.

En outre, Krause et al. [16] soulignent à juste titre que l'intelligibilité n'est pas forcément une qualité nécessaire à l'usage de l'AM. Dans certains cas d'usage on sera parfaitement heureux avec un modèle prédictif puissant, comme par exemple le jeu d'échecs. L'explicabilité demeurera cependant une règle juridique prudentielle, qui s'imposera par défaut à tout programme, mais force est de constater que certains contextes d'usage poseront bien moins d'enjeux d'intelligibilité que d'autres. Le rapport du CERN sur l'éthique de l'AM [3] suggère à juste titre d'adopter une attitude de compromis entre intelligibilité et pouvoir prédictif, dont l'équilibre exact sera déterminé par le contexte d'usage.

De ce point de vue, le développement de l'AM pourrait mener à renoncer à certaines formes d'intelligibilité plutôt qu'à les imposer à tout prix, comme on a pu renoncer à trouver un modèle classique derrière les phénomènes quantiques. Si une telle attitude peut être admissible au niveau scientifique, reste à voir quelles exigences d'intelligibilité sont indispensables dans certains contextes d'interaction avec un utilisateur, et donc dans quels cas l'intelligibilité sera une qualité préférable au pouvoir prédictif.

Les modèles d'AM ne doivent cependant pas être réduits à leur puissance prédictive, et l'intelligibilité ne doit pas toujours être conçue comme une exigence antithétique au pouvoir prédictif qui serait le seul attrait de ces modèles. Au contraire, nombre de modèles d'AM sont censés nous aider à comprendre, en particulier à comprendre les grands ensembles de données [16]. Mais pour rendre les données intelligibles, ces modèles doivent eux-mêmes être intelligibles : l'intelligibilité est alors la propriété cible du développement de l'AM, et non une exigence surajoutée.

Enfin, l'AM ne mène pas toujours à des formes de raisonnement exotiques incompréhensibles au commun des mortels : il peut au contraire mener à la découverte d'un trait simple et intuitif des données à côté duquel nous étions passé. Ainsi le *malware detection neural network* (voir [17], cité dans [18]) a obtenu d'excellentes performances de détection de logiciels malveillants en utilisant la qualité grammaticale des commentaires de code comme critère. Rendre l'AM intelligible peut être ainsi un moyen de réaliser la force d'idées simples et

intuitives.

3.2 Intelligibilité de la procédure et intelligibilité des sorties

Comme le souligne Lipton [1], la notion d'interprétabilité ou intelligibilité dans notre terminologie, mérite d'être élaborée. Mais face à un concept si complexe, et si riche de connotations, il existe un véritable risque de prolifération terminologique, qu'on distingue l'intelligibilité selon ses objets (intelligibilité globale du modèle, intelligibilité des étapes de calcul, des composantes du modèle), ses produits (production de certification, d'artefacts visuels ou textuels explicatifs, débogage), ou ses modalités (intelligibilité comme compréhension qualitative du lien entrées-sorties, ou dans un formalisme rigoureux). Une telle prolifération terminologique, outre les graves problèmes de communication et de systématisation qu'elle pose, est aussi symptomatique de la difficulté à hiérarchiser les différents problèmes soulevés par la notion, et à en donner une compréhension ordonnée.

Sans prétendre épuiser cette question épineuse, il nous semble crucial de distinguer entre l'intelligibilité de la procédure et l'intelligibilité des sorties de cette procédure⁹. La première prétend comprendre la procédure dans son ensemble, la seconde porte sur une exécution donnée de cette procédure. Les deux questions sont bien distinctes, dans la mesure où l'on peut prétendre avoir une bonne compréhension théorique d'un modèle sans comprendre la sortie particulière d'une exécution, et ce aussi bien en IA que dans la programmation la plus conventionnelle. À ces deux formes d'intelligibilité correspondent deux formes d'explicabilité, répondant à deux questions différentes : est-il possible d'expliquer l'algorithme à un public profane, et est-il possible d'expliquer une sortie particulière au public profane ?

La distinction entre ces deux niveaux d'analyse doit être constamment maintenue à l'esprit lorsqu'on examine d'autres aspects de l'intelligibilité. Ainsi, lorsqu'on parle comme Lipton [1] de l'intelligibilité des étapes du calcul, parle-t-on des étapes de la procédure en général ou des étapes d'une exécution particulière ? Lorsqu'on parle des défis d'explicabilité au grand public d'un modèle comme l'apprentissage profond, parle-t-on de la difficulté de faire la vulgarisation des réseaux de neurones, ou parle-t-on de la difficulté à donner des raisons simples et claires pour une décision particulière ?

Cette relative autonomie des deux intelligibilités est essentielle à la fois au niveau théorique et au niveau pratique. Lorsqu'un consommateur ou un administré demande une explication sur une décision le concernant, sa demande est dans la grande majorité des cas une demande d'explication locale, arrimée à une intelligibilité de la sortie de la procédure de décision. Par exemple, si un administré demande pourquoi une aide lui a été refusée, la réponse attendue ne consistera pas en un cours de droit administratif sur les fondements juridiques

9. Cette distinction est déjà partiellement anticipée dans [19] et [20]. Nous adoptons le terme générique de « sortie » pour désigner aussi bien les décisions, prédictions, résultats numériques, graphiques et actions sur leur environnements produits par les algorithmes.

de la sécurité sociale, ou d'une vue d'ensemble des procédures de décision de la Caisse nationale des Allocations Familiales. Elle prendra le plus souvent une forme du type : « cette aide est réservée aux couples avec plus de deux enfants ». Ce type d'explication a l'avantage d'être à la fois simple et de permettre la formulation d'un recours. S'il était au contraire nécessaire d'exposer l'intégralité du fonctionnement d'un processus bureaucratique pour fournir une explication, l'interaction avec les usagers et leur droit à l'explication seraient fortement compromis.

Ceci nous permet de voir une propriété essentielle des procédures bureaucratiques¹⁰ ordinaires. Dans ces procédures, conçues grossièrement comme un enchaînement de « si...alors...sinon... », la décision finale peut être conçue comme une combinaison de décisions élémentaires, simples et compréhensibles. C'est cette propriété qui facilite l'explicabilité d'une décision, malgré l'immense complexité des systèmes bureaucratiques modernes. Si la complexité de la procédure est fonction de la taille de l'intégralité du processus, l'explication d'une sortie consiste le plus souvent à extraire un court passage pertinent. Le caractère compositionnel des procédures de décisions bureaucratiques permet d'autonomiser l'exigence d'intelligibilité de la procédure, de plus en plus difficile quand la taille croît, de l'exigence d'intelligibilité d'une décision donnée, qui dépend d'un critère de décision contextuel, souvent trivial.

Par conséquent, même si l'intelligibilité de la décision ne garantit pas l'intelligibilité de la procédure, ce trait n'est pas forcément problématique dans l'usage parce que celle-ci n'est pas systématiquement nécessaire à celle-là. La capacité à extraire une sous-partie pertinente de la procédure est fondée à la fois sur l'exclusion des branches inactivées de cette procédure — inutile de rappeler les clauses applicables aux étrangers de l'UE à un citoyen français — mais aussi à l'exclusion d'éléments activés mais non-pertinents — inutile de rappeler sa nationalité à l'administré qui se fait refuser une aide parce qu'il est célibataire.

Pour résumer, cette relative indépendance de l'intelligibilité de la procédure et de l'intelligibilité des sorties est fondée sur deux propriétés remarquables des procédures bureaucratiques ordinaires, à savoir leur compositionnalité et la capacité d'extraire une sous-procédure brève, pertinente et compréhensible pour expliquer une décision particulière. Ce sont ces deux propriétés qui permettent aux processus bureaucratiques de croître en taille sans compromettre totalement l'intelligibilité et l'explicabilité des décisions particulières. Nous parlerons d'*explicabilité par extraits* pour désigner cette capacité à expliquer au profane une sortie particulière d'une procédure sans faire référence à l'intégralité de cette dernière, en sélectionnant un ensemble restreint d'éléments pertinents¹¹.

10. Nous entendons ici le qualificatif « bureaucratique » dans son sens sociologique le plus large, qui décrit toute activité fondée sur l'exécution de procédures encadrées par des lois et règlements écrits. Ce sens large concerne aussi bien des activités administratives que des décisions juridiques, comptables ou commerciales.

11. Il nous faut bien souligner que nous parlons ici d'explicabilité et non d'intelligibilité. Du point de vue scientifique, qui est celui de l'intelligibilité, il n'y a pas d'autonomie complète de l'intelligibilité de la procédure et de l'intelligibilité des sorties : difficile de comprendre une sortie particulière sans avoir une idée de la procédure d'ensemble. Mais d'un point de vue pédagogique, et éventuellement juridique, il est possible d'expliquer une sortie particulière en

Ces dernières remarques permettent de souligner le caractère stratégique de l'intelligibilité des sorties pour l'industrialisation de l'AM. Il est certes difficile d'expliquer à un public profane le fonctionnement de l'apprentissage profond, mais cette difficulté de l'intelligibilité de la procédure n'est pas un problème propre à l'AM : nombre d'algorithmes conventionnels sont d'une grande sophistication mathématique, et leur explication à un public profane poserait de graves défis. Mais c'est l'intelligibilité des sorties qui représente la majeure partie des enjeux d'explicabilité. L'intelligibilité des procédures d'AM sera d'abord un enjeu théorique avant d'être un enjeu pratique. D'un point de vue pratique, la question centrale est : puis-je justifier une décision particulière à l'aide de critères simples et intelligibles, sans faire référence à l'intégralité de la procédure¹² ?

C'est ici que l'AM peut poser des problèmes particuliers, en ce que les critères employés par la machine, notamment dans des tâches de classification, peuvent demeurer obscurs même pour l'expert (voir section 4). L'AM pose donc bien un problème spécifique d'intelligibilité des sorties, et donc d'explicabilité.

3.3 Droit et progrès scientifique : pour un comité dédié à l'intelligibilité de l'IA

Tout état de l'art en AM n'est qu'une photographie d'un champ en mouvement rapide, auquel manquent des résultats fondamentaux structurants. Est-il possible d'avoir des algorithmes conventionnels aussi performants que l'AM en reconnaissance d'images, de sons et en traitement de la langue naturelle ? Est-il possible de traduire un algorithme d'apprentissage profond en une procédure de décision classique, ou une telle représentation est-elle fondamentalement impossible ? Peut-on obtenir des modèles d'AM qu'ils produisent des logs compréhensibles et des messages expliquant leurs décisions ? Toutes ces questions étant ouvertes, on ne sait pas à quel point l'irréductibilité de l'AM à des procédures plus classiques est fondamentale et définitive.

Un problème scientifique d'une telle profondeur est susceptible de demeurer ouvert pendant une longue période. Dans l'état actuel de nos connaissances scientifiques, avoir à l'égard des modèles d'IA des attentes d'explication strictement équivalentes à celles formulées pour des algorithmes conventionnels n'est pas réaliste. Une interprétation stricte du droit à l'explication reviendrait à interdire l'emploi d'une bonne partie des modèles d'AM. Si une telle interdiction peut bien sûr être nécessaire dans certains contextes, une interprétation plus nuancée est désirable, non seulement pour le bien de l'activité économique mais aussi pour les autres bénéfices que certains modèles peuvent apporter à leurs utilisateurs.

extrayant quelques éléments de décision pertinents.

12. Il ne s'agit bien sûr pas de nier que certaines demandes d'explication exigent et exigeront une intelligibilité de la procédure. Mais il s'agit de souligner que le fonctionnement de nos systèmes bureaucratiques est fondé sur la possibilité de fournir, dans la majorité des cas, une explication des sorties sans fournir une explication des procédures, et que cette propriété devrait être conservée pour permettre un usage massif de l'AM dans la prise de décision bureaucratique.

D'un point de vue réglementaire, en particulier pour la mise au point des standards en termes d'explicabilité des programmes, il n'est donc pas possible de mettre en place un cadre juridique à la fois définitif et fort. Il faut alors tâcher d'avoir à la fois des recommandations opérationnelles dès à présent, et de maintenir une perspective prospective. Le RGPD encourage la mise en place, par les « associations et autres organismes représentant des catégories de responsables du traitement ou de sous-traitants », de codes de conduite visant à préciser les modalités d'application du règlement, notamment les « informations communiquées au public et aux personnes concernées¹³ » .

Nous appelons à la mise en place d'un groupe de travail dédié à l'intelligibilité et l'explicabilité de l'IA, servant à la fois à la mise au point de standards d'explicabilité, à la veille scientifique sur le sujet, et à la mise à jour progressive des standards au fur et à mesure des avancées scientifiques. Nous venons de montrer que, d'un point de vue pratique, ce groupe de travail devra concentrer ses efforts sur l'intelligibilité des sorties, comme premier enjeu stratégique de l'usage public de l'IA en général, et de l'AM en particulier.

4 L'intelligibilité de l'AM

En guise de piste de travail pour ce groupe, nous proposons dans le reste de cet article une approche originale des enjeux d'intelligibilité et d'explicabilité en AM. Dans l'esprit des remarques présentées dans la section précédente, nous formulons cette approche en termes de distinction entre intelligibilité de la procédure d'instanciation d'un modèle d'AM et intelligibilité de ses sorties, ainsi qu'en termes d'intelligibilité des critères caractérisant le segment d'appartenance d'un exemple dans l'espace des données, depuis sa représentation initiale jusqu'à sa représentation finale en tant que sortie.

4.1 Instanciation d'un modèle d'AM : quelques rappels

Commençons par quelques rappels concernant la procédure d'instanciation d'un modèle d'AM. Le travail du concepteur d'un modèle d'AM se décompose en général en six étapes :

1. Formalisation mathématique du problème
2. Sélection d'un jeu de données adapté et définition d'un objectif final
3. Sélection d'une classe de modèles (régressions, arbres, réseaux de neurones, etc.) et des algorithmes d'optimisation de ce que l'on nomme paramètres et hyperparamètres du modèle
4. Instanciation d'un modèle par apprentissage sur les données
5. Production de sorties
6. Tests de performance le cas échéant, par exemple dans le cas des problèmes dits supervisés où l'on dispose d'une variable à prédire, dont

13. [9], chapitre IV, section 5, article 40.

l'historique des valeurs va servir, par comparaison avec les prédictions, de *ground truth*.

Détaillons les phases d'instanciation, de production de sorties et de tests de performance. Le jeu de données servant à la construction du modèle est généralement décomposé en trois parties :

- Le jeu d'entraînement : celui-ci sert à l'optimisation de ce que l'on nomme les paramètres du modèle, qui correspondent par exemple dans le cas d'un réseau de neurones aux poids des connexions une fois que le nombre de couches et de neurones par couche ont été fixés. Le concepteur peut choisir différents algorithmes d'optimisation des paramètres selon la classe de modèles choisie : descente de gradient (stochastique ou non) pour les régressions ou réseaux de neurones, des algorithmes gloutons comme le scindage binaire pour les arbres de régression et de classification, ou encore l'optimisation séquentielle pour les *Support Vector Machines*. La précision atteignable dans la détermination d'une solution est fonction de l'algorithme d'optimisation choisi, car certains algorithmes comme la descente de gradient stochastique "s'agitent" autour du minimum local et ne retiennent donc qu'une solution sous-optimale.
- Le jeu de validation croisée : celui-ci sert à la métaoptimisation des variables considérées comme fixes lors de la phase d'entraînement, que l'on nomme hyperparamètres du modèle, et qui dans le cas d'un réseau de neurones correspondent au nombre de couches et de neurones par couche ou encore à des variables techniques telles que le « dropout ». Les hyperparamètres sont parfois fixés à l'issue d'une optimisation par exploration brute de toutes les possibilités, mais recourent le plus souvent à des heuristiques à la justification plus ou moins bien fondée. Bien souvent, c'est cette dernière étape qui constitue tout le savoir-faire industriel d'une entreprise utilisant de l'AM, comme lorsqu'il s'agit d'optimiser un réseau profond pour l'analyse d'images.
- Le jeu de test : ce dernier ensemble, isolé dès le début de la procédure de construction d'un modèle, sert à en tester la performance sur des exemples qu'il n'a jamais vus, mesurant ainsi une capacité dite de généralisation. Dans le cas d'un problème de classification, quatre métriques de bases de performance (vrais positifs, vrais négatifs, faux positifs, faux négatifs) sont regroupées dans ce que l'on nomme la matrice de confusion. Nous laissons le soin au lecteur de creuser si besoin ces définitions.

On peut ainsi constater que la procédure d'instanciation d'un modèle d'AM est bien définie, et est parfaitement traçable via le code du programme et les divers mécanismes de suivi d'exécution de ce dernier. Cette compréhension de la procédure est fondée sur la bonne connaissance par les concepteurs des modèles d'AM de la nature et de la structure technique des données qu'ils manipulent¹⁴, ainsi que du fonctionnement *in abstracto* des algorithmes employés. Par exemple,

14. Nous faisons dans toute la suite de cette partie l'hypothèse d'un jeu de données en entrée dont l'interprétation est simple, car un jeu de données en entrée complexe peut poser des problèmes d'intelligibilité pour des algorithmes simples et ne relevant pas nécessairement de l'AM.

imaginons que la frontière séparant deux classes d'objets caractérisés par deux variables (x_1, x_2) est circulaire. Il est évident qu'une régression logistique de degré 1 n'est pas pertinente, car elle ne peut générer que des frontières linéaires. De même, un réseau de neurones peut approximer n'importe quelle frontière entre exemples de labels différents grâce au théorème d'approximation universelle, même si ce résultat ne dit rien sur l'efficacité algorithmique de l'apprentissage des paramètres associés. Ainsi, le concepteur possède une intelligibilité claire des possibilités des algorithmes employés *en tant qu'algorithmes*, et des étapes de la procédure lui permettant d'instancier un modèle d'AM. Les heuristiques employées (en particulier lors du réglage des hyperparamètres), si elle peuvent générer un certain flou scientifique, ne constituent un problème qu'en vue de la production de sorties qui soient elles-mêmes intelligibles. D'un point de vue pratique, il est donc important de comprendre les obstacles sur lesquels peut buter le concepteur suite à une demande d'explication d'une sortie d'un modèle d'AM.

4.2 Quels obstacles à l'intelligibilité des sorties d'un modèle d'AM ?

Raisonnons sur une sortie particulière d'un modèle d'AM supervisé¹⁵ : celle-ci correspond à un point dans l'espace de données final, lui-même fruit d'une possible transformation de l'espace de données initial par les étapes intermédiaires du calcul du modèle instancié. Le point possède un voisinage au sein duquel la sortie calculée prend une valeur unique¹⁶ et dont les frontières sont déterminées par l'algorithme d'AM à partir des données d'entraînement. Ainsi, dans l'exemple de l'arbre de décision de la figure 4.2 trois segments sont établis dans l'espace des données, caractérisés par des intervalles de valeur de vitesse du vent v et d'humidité de l'air h . Les frontières de ces segments correspondent aux règles de transition entre les noeuds de l'arbre. À chaque segment est associée une température moyenne unique calculée à partir des exemples d'entraînement présents dans le segment. Un nouvel exemple pour lequel le modèle instancié doit fournir une sortie correspond à un point de l'espace (v, h) , et est situé dans l'un des segments établis par l'arbre. La valeur de la sortie calculée par l'arbre pour ce nouvel exemple correspondra à la température moyenne de son segment d'appartenance.

Deux cas de figures peuvent alors se présenter suite aux segmentations établies par un modèle dans l'espace des données : soit les frontières établies par l'algorithme sont explicites et formulées de manière intelligible, soit elles ne le sont pas. Ainsi, les arbres de décision sont considérés comme intelligibles justement à cause du caractère explicite des segmentations qu'ils établissent dans un

15. Les analyses qui suivent s'appliquent également aux modèles non-supervisés modulo quelques adaptations du raisonnement et des résultats, mais il est plus simple de réfléchir dans le cadre d'un problème de classification ou de régression.

16. Par moyenne des valeurs des exemples d'entraînement dans le voisinage dans le cas d'une régression par exemple, ou par vote à la majorité dans le cas d'une classification.

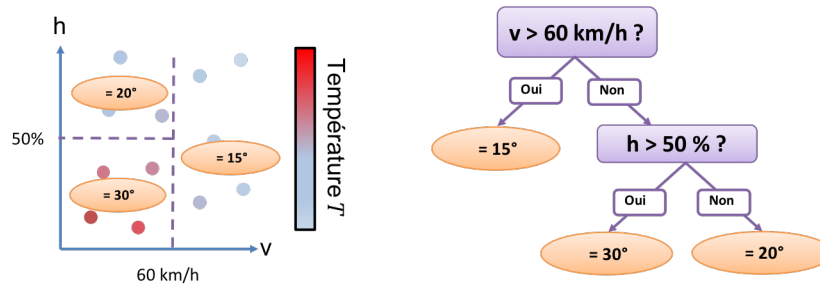


FIGURE 2 – Exemple de segmentation dans l’espace des données établie par un arbre de régression. v et h correspondent respectivement à la vitesse du vent et à l’humidité de l’air, tandis que la variable à prédire est la température T . Les frontières des segments (à gauche) sont en correspondance avec les règles d’évolution dans l’arbre (à droite), et sont optimisées à partir des données servant à l’instanciation du modèle.

espace de données initial non transformé. Dans le cas des réseaux de neurones ou des méthodes à noyaux, il est souvent difficile d’avoir une définition explicite des frontières définissant le voisinage d’un point, voisinage au sein duquel une sortie homogène est calculée.

Plusieurs techniques ont donc été développées afin de permettre à l’expert de vérifier les facteurs justifiant la sortie d’un modèle d’AM instancié. Par exemple, l’analyse classique de l’importance des variables, ou encore la méthode *Leave-One-Out Covariance* (LOOC) qui consiste en relancer l’entraînement d’un modèle en remplaçant les valeurs d’une colonne par une valeur non significative, mesurent l’impact relatif de chaque variable sur les prédictions du modèle. De même, les algorithmes de réduction de dimension, comme l’analyse en composantes principales ou encore l’algorithme *t-distributed Stochastic Neighbour Embedding* (t-SNE), permettent d’étudier les segmentations établies par un modèle sur des espaces de grande dimension en les projetant sur des espaces de dimension plus petite. Enfin, des techniques plus évoluées comme les *Local Interpretable Model-Agnostic Explanations* (LIME) construisent un modèle intelligible localement proche d’un modèle difficile d’interprétation, en se basant sur le prélèvement d’un échantillon d’observations autour d’un point quelconque, qui sert alors d’échantillon labellisé pour l’entraînement du modèle de substitution plus intelligible, comme un arbre de décision. Il faut noter que dans de tels cas, on établit localement une segmentation dont les frontières sont explicites, et qui approxime la segmentation établie par le modèle original [21]. On peut d’ailleurs expliciter l’ensemble des frontières ou une sous-partie uniquement, selon le niveau de complétude pertinent et souhaité pour la description du segment ¹⁷.

17. On peut bien sûr voir une analogie entre cette approche et l’explication par extraits d’une procédure bureaucratique. Quant à savoir si cette analogie doit être prise au sérieux, il s’agit là d’une question qui dépasse les limites de ce travail.

Ces techniques sont très utilisées quelle que soit la classe de modèles, la difficulté de compréhension des sorties n'étant pas liée uniquement à l'algorithme, mais au couple données-algorithme, et en particulier à la transformation des données entre l'entrée et la sortie. Ainsi, ces techniques peuvent aider à comprendre les décisions prises par une forêt aléatoire qui utiliserait des variables socio-démographiques et personnelles pour prendre des décisions quant à l'octroi d'un crédit. Mais dans certains cas d'application comme l'analyse d'image, la transformation de l'espace de données entre l'exemple (à la représentation intelligible) fourni en entrée et la sortie calculée est opaque, et l'explicitation des caractéristiques (exactes ou approximatives) du segment où se situe la sortie ou un point intermédiaire du calcul pourra ne posséder aucun sens du point de vue de l'utilisateur humain. Par exemple, dans le cas de la reconnaissance de chiffres sur une image de 8 pixels par 8 pixels en noir et blanc, un point de l'espace de données de départ va correspondre à une image parmi les 16 277 216 images possibles, et un point de l'espace de sortie à un vecteur de longueur 10 dont les valeurs sont comprises entre 0 et 1. Chacun de ces deux points est donc parfaitement intelligible pour un humain suffisamment expert, mais les transformations intermédiaires de l'espace de données initial aboutissent à des représentations du point d'entrée qui sont peu compréhensibles, et ce même si les segments les contenant sont caractérisés par des frontières explicites. En effet, ces frontières seront elles-mêmes définies en référence à des dimensions difficilement intelligibles. Quant aux tentatives d'interprétation des résultats des couches intermédiaires d'un réseau de neurones comme des montées en abstraction dans la représentation des données initiales, elles ne sont basées que sur de vagues analogies avec les propriétés des systèmes biologiques, et aucune approche formelle permettant d'interpréter sans ambiguïté la signification des couches intermédiaires d'un réseau profond n'est établie à ce jour.

L'intelligibilité des sorties d'un algorithme d'AM n'est donc pas toujours garantie, car même si les critères de production de la sortie peuvent être approximés par des critères explicites, ces derniers ne sont pas nécessairement intelligibles, y compris pour un expert. De là naît le sentiment d'opacité entourant certaines applications de l'AM, en particulier l'analyse d'images par des réseaux de neurones profonds, utilisée en médecine ou encore en conduite autonome. Cette opacité rend en pratique difficile toute correction de comportement « locale », c'est-à-dire qui n'ait pas recours à une modification de la procédure dans sa globalité, et notamment à une nouvelle instanciation du modèle modifiant par tâtonnement les heuristiques employées dans l'optimisation des hyperparamètres.

Mais le caractère explicite ou non des règles de production d'une sortie d'un modèle d'AM n'est pas le seul critère jouant sur la confiance que l'utilisateur place en de tels systèmes. En effet, ces systèmes statistiques possèdent par nature des sorties incertaines, et nous allons voir dans la suite que tous les algorithmes d'AM ne se valent pas pour ce qui relève de la gestion de l'incertitude.

4.3 Gestion de l'incertitude : le cas paradigmatique des réseaux profonds

Avant d'entrer dans les détails de la gestion de l'incertitude par les différentes classes d'algorithmes d'AM, il convient de s'interroger sur la caractérisation des besoins menant à choisir l'emploi d'un tel algorithme en premier lieu, plutôt que d'autres méthodes *a priori* plus intelligibles. Quelles sont donc les caractéristiques des tâches pour lesquelles l'AM produit les meilleurs résultats connus ?

Il existe plusieurs pistes de réflexion sur cette question, qui ne sont pas nécessairement exclusives les unes des autres. Doshi-Velez et Kim [20] affirment que c'est lorsqu'il existe une incomplétude fondamentale dans la spécification du problème que l'AM est le plus utile, mais que c'est également dans ces situations là qu'il pose le plus de problèmes d'intelligibilité. Cette incomplétude est elle-même ancrée dans l'incapacité à fournir une paramétrisation complète du problème, d'où la nécessité d'une interaction machine-données-concepteur humain pour modéliser le problème et interpréter les résultats en sortie, par nature statistiques et donc incertains. La plupart des modèles d'AM visent alors à optimiser de manière heuristique une performance mesurée par un ensemble de métriques, comme les quatre métriques qui constituent la matrice de confusion évoquées précédemment pour le cas d'un classifieur.

Selon Lipton [1], les problématiques d'intelligibilité de l'AM surgissent à une étape ultérieure de la résolution du problème, à savoir lorsque les métriques usuelles de performances de l'algorithme (prédiction et *ground truth*) ne semblent pas suffisantes pour évaluer le travail de cet algorithme dans des circonstances d'usage réalistes. Cette caractérisation du problème de l'intelligibilité de l'AM n'est pas incompatible avec celle de Doshi-Velez et Kim : l'un des problèmes cardinaux de l'AM est de comprendre comment l'optimisation d'une métrique permet de réaliser une tâche à la paramétrisation insaisissable.

Un exemple permet d'éclairer le lien entre paramétrisation incomplète du problème, insuffisance des métriques statistiques de performances, et exigence d'intelligibilité du modèle d'AM. Considérons un classifieur qui réussit à classer les chiens et les loups de manière très performante en utilisant le décor environnant : dans l'ensemble de données considéré, les loups sont plus souvent photographiés dans un décor comprenant de la neige en arrière-plan, ce qui n'est pas le cas pour les chiens (un exemple similaire peut être trouvé dans [22]). On considérera alors que ce modèle ne résout pas fondamentalement la tâche proposée, et la performance selon la métrique standard n'est pas suffisante pour détecter ce problème si les images utilisées pour tester la performance du modèle présentent le même biais. L'IA suroptimisée fonctionne comme un élève qui devine les réponses d'une question à choix multiples en analysant le ton de son professeur : la bonne réponse a été atteinte pour des raisons circonstancielles liées à un environnement artificiel d'exécution de la tâche, qui ne peuvent être généralisées. Le succès prédictif devrait au contraire être révélateur d'une véritable compréhension du problème. Pour obtenir une IA instanciée qui réalise vraiment la tâche voulue, et puisse voir son emploi généralisé, il ne suffit pas d'avoir juste : il faut avoir juste pour les bonnes raisons. L'intelligibilité des

sorties —telle image est associée à un loup car le modèle repère un manteau de neige en arrière-plan— est donc un moyen de perfectionner la spécification du problème, et ce faisant d’adapter les métriques de performance ou le jeu de données utilisé. Mais le problème du programmeur est précisément qu’il ne peut spécifier à l’avance tous les paramètres pertinents pour la tâche examinée : il est donc impossible d’énumérer tous les problèmes potentiels et d’appliquer une batterie de tests unitaires, ou d’être certain que le jeu de données utilisé est représentatif de toutes les situations d’intérêt possibles. En l’absence d’une telle paramétrisation complète, la compréhension ne peut qu’évoluer par tâtonnements, chaque étape de la conception et de l’exécution d’un modèle d’AM visant à éliminer progressivement un bruit *dépendant du problème à résoudre* dont la forme est inconnue, et qui est considéré comme inessentiel pour la tâche à accomplir. Par exemple, dans un jeu de données de photos de chiens et de loups, les différences entre chiens d’une photo à l’autre constituent un bruit à éliminer (de même pour les différences entre loups), tandis que les différences entre chiens et loups constituent un signal à utiliser pour un classifieur distinguant entre les deux espèces. Mais pour un classifieur de races de chiens, entraîné sur le sous-ensemble d’images constitué de chiens uniquement, les différences entre chiens constituent le signal que l’on cherche à exploiter. Ces liens établis, quels impacts sur la confiance en les sorties d’un modèle d’AM ?

Lorsque la paramétrisation d’un problème est complète, et que la forme de la relation entre paramètres est connue, on a recours à l’AM afin d’évaluer les paramètres à partir des données. Par exemple, dans le cas d’une régression linéaire modélisant la relation intensité - tension d’une résistance, on utilise les données expérimentales pour inférer une pente, diminuant ainsi l’incertitude dite épistémique associée à la valeur de la résistance, l’incertitude dite aléatoire, définie comme l’aléa intrinsèque au phénomène à modéliser, étant considérée comme nulle dans une modélisation classique du problème et comme limitée par les propriétés des systèmes microscopiques dans une modélisation quantique. Dans de tels cas, la forme de la loi d’association entrées-sorties vaut explication des décisions, sur le modèle des théories physiques, et permet un calcul relativement simple des frontières du voisinage du point dans l’espace de données représentant une sortie. Par ailleurs, le modèle utilisé fournit en général une mesure d’incertitude associée aux prédictions calculées sur la base des données historiques, comme c’est le cas pour les modèles de régression avec le calcul des moments.

Mais le plus souvent, on a recours à l’AM justement à cause de l’absence d’une connaissance *a priori* des relations entre entrées et sorties, que la paramétrisation du problème soit complète ou non, et non uniquement dans le cas d’une paramétrisation incomplète, comme affirmé par Doshi-Velez et Kim, ainsi que Lipton. On cherche alors à construire empiriquement une fonction associant des entrées à des valeurs en sortie à partir des données dont on dispose. La forme de cette fonction n’étant pas connue, l’intelligibilité des sorties d’un modèle d’AM repose alors pour l’essentiel sur la production de justifications a posteriori du pourquoi de telle sortie à entrée fixée. Nous avons évoqué précédemment plusieurs techniques permettant de produire de telles justifications,

comme l'importance des variables ou la méthode LIME, avec les limites évoquées quant à l'intelligibilité des segmentations réalisées par le modèle instancié.

Pour ce qui relève de la gestion de l'incertitude, tous les modèles semi- ou non-paramétriques ne se valent pas. Ainsi, les arbres de décision peuvent être interprétés comme des systèmes de décision où les étapes intermédiaires du calcul d'un modèle instancié correspondent à une succession de choix d'un agent bayésien dont les règles sont établies via un algorithme glouton, et dont les sorties possèdent une mesure d'incertitude établie via des résultats théoriques [23]. Pour donner un autre exemple, les processus gaussiens, considérés comme un cas limite de réseaux de neurones infiniment profonds, possèdent un cadre d'interprétation bayésienne clair et des mesures d'incertitude calculables grâce à la moyenne et à la variance des distributions de sorties [24]. Il n'existe en revanche pas de cadre probabiliste clair et systématique pour les réseaux de neurones profonds, qui permettrait de mesurer l'incertitude de leurs sorties¹⁸. En témoignent les recherches foisonnantes et relativement récentes à ce sujet, qu'elles soient basées sur la logique floue [25] ou sur des approches bayésiennes [26][27] : dans [28], par exemple, il est démontré que l'hyperparamètre dit de « dropout », qui sert à limiter la suroptimisation d'un réseau profond, permet à ce dernier d'approximer un processus gaussien. Ce résultat est ensuite utilisé pour obtenir des mesures d'incertitudes sur les sorties sans sacrifier la rapidité des calculs que permet ce type de réseau.

Les réseaux profonds présentent donc, dans certains cas d'applications comme l'analyse d'images ou le traitement de texte, un double défi : une difficulté à établir des explications compréhensibles par un humain des sorties sans recourir à l'ensemble de la procédure d'instanciation, ainsi que l'absence d'un cadre systématique de mesure de l'incertitude associée aux sorties calculées.

4.4 Auditabilité et certification

Au vu des analyses précédentes, qui ont permis de cerner de manière plus précise ce qui pose problème quant à l'intelligibilité de certaines classes d'AM, nous proposons de résumer l'intelligibilité des sorties d'un modèle d'AM, d'un *point de vue pratique*, à leur auditabilité (via des techniques classiques dont on a cité quelques exemples) et à leur certification (dont les normes et standards ne peuvent être établis sans une mesure de l'incertitude des résultats, qui en est donc la condition nécessaire). Pour reprendre l'exemple paradigmatique des réseaux de neurones profonds, ils présentent à la fois un défaut d'auditabilité et un défaut de certification.

Les polémiques de ces dernières années autour du fonctionnement des réseaux de neurones profonds, elles-mêmes sources de débats sur l'opacité de cette classe d'algorithmes d'AM, peuvent être éclairées grâce à cette double notion d'auditabilité et de certification. Analysons deux exemples récents de polémiques. La

18. On peut donc avoir un problème parfaitement bien paramétrisé, et utiliser un réseau de neurones pour inférer des relations entre paramètres, sans disposer pour autant d'une mesure d'incertitude des résultats. Cette situation pose un problème d'intelligibilité même s'il n'existe pas dans ce cas un problème de spécification du problème.

première concerne le système de classification d’images de Google qui a confondu en juillet 2015 deux Afro-américains avec des gorilles, et que Google n’a pu corriger qu’en retirant du jeu d’entraînement les images associées à des gorilles et autres primates [29]. La seconde concerne le premier accident fatal d’une voiture autonome, en mai 2016, suite auquel un audit a permis de démontrer que l’autopilote n’était pas fautif et qu’il ne savait pas distinguer la partie blanche d’un semi-remorque du fond de ciel brillant¹⁹[30]. Dans le premier cas, l’auditabilité a permis de comprendre les raisons des sorties, mais l’absence d’une interprétation claire des transformations intermédiaires des données ainsi que le couplage fort entre calcul de la sortie et procédure d’instanciation du réseau ont empêché toute solution « locale » au problème, c’est-à-dire une solution ne passant pas par le réentraînement intégral du modèle. Dans le deuxième cas, un audit a effectivement permis de comprendre l’origine du problème et d’exempter le constructeur de toute faute en considérant que le système a fait ce qui était prévu qu’il fasse dans une telle situation, contrairement au conducteur qui disposait de suffisamment de temps pour réagir et qui ne l’a pas fait, par manque de concentration sur la route comme exigé par le constructeur²⁰. Mais il est certain qu’une meilleure mesure de l’incertitude des prédictions aurait permis au conducteur d’être alerté à temps et donc de reprendre le contrôle de sa voiture.

Il semble donc manifeste que les deux enjeux majeurs pour les prochaines années dans le domaine de l’AM sont une meilleure auditabilité et une meilleure certification des modèles d’AM, en particulier pour les réseaux profonds opérant des transformations sur les données aujourd’hui encore peu intelligibles pour l’homme. Il s’agit là des deux piliers de la construction d’une confiance bien fondée en les algorithmes d’AM, mais surtout la condition *sine qua non* d’un débat éclairé sur l’admissibilité sociale et politique des critères employés par les systèmes automatiques que nous construisons. À défaut, un renforcement des stéréotypes et des injustices qui en découlent, sous couvert d’objectivité des données collectées et des algorithmes servant aux prises de décision, est plus que probable.

5 Conclusion

Notre travail a permis le raffinement des analyses existantes de la catégorie de transparence algorithmique, afin de faciliter son application aux enjeux cruciaux de l’AM. Nous avons notamment distingué quatre sens fondamentaux (loyauté, équité, explicabilité, intelligibilité), regroupés en deux familles (prescriptive et épistémique).

19. On remarquera qu’il est donc possible selon les cas de produire des explications simples et compréhensibles des sorties d’un réseau de neurones profond, même s’il est probable que dans un tel cas on n’ait pas eu besoin de comprendre les segmentations établies par le réseau, mais simplement d’analyser les ressemblances et dissemblances entre points voisins de l’espace des données.

20. Il s’agit là d’un cadeau juridique empoisonné pour les systèmes automatiques, car leur objectif ultime est bien que le conducteur puisse faire autre chose pendant que ces systèmes conduisent.

Parce qu'elle est essentielle pour comprendre les autres catégories, nous avons ensuite mis l'accent sur l'intelligibilité. À cause des problèmes d'intelligibilité propres à cette classe de modèles, il est notamment impossible d'appliquer les mêmes standards d'explicabilité à l'AM et aux algorithmes plus conventionnels dans la situation actuelle. Dans l'esprit du RGPD, nous appelons à la création d'un groupe de travail dédié à la transparence en IA, chargé de produire et de mettre à jour des standards d'explicabilité. Afin de contribuer à l'orientation du travail de ce groupe, nous avons distingué l'intelligibilité de la procédure et l'intelligibilité des sorties. La relative autonomie des deux intelligibilités étant *de facto* une propriété essentielle des fonctionnements bureaucratiques modernes, l'enjeu premier pour l'usage de l'AM est de produire de l'intelligibilité des sorties.

Nous avons par conséquent proposé une approche de l'intelligibilité de l'AM centrée sur l'intelligibilité des sorties. Nous avons souligné le rôle joué par l'opacité des segmentations établies par le modèle dans les difficultés d'interprétation des sorties. Nous avons également insisté sur l'importance d'une modélisation correcte de l'incertitude pour l'instauration de la confiance en les sorties des modèles d'AM. Les réseaux de neurones profonds utilisés en analyse d'image s'avèrent être un exemple paradigmatique des difficultés associées à l'interprétation des sorties des modèles d'AM, car les segmentations qu'ils établissent dans l'espace des données peuvent être inintelligibles pour un expert, ce qui rend difficile la production d'explications des sorties libérées de la complexité de la procédure entière. Nous ne disposons pas non plus à date de résultats théoriques fiables concernant l'incertitude des sorties de ces réseaux. L'opacité de ces modèles n'est cependant pas absolue, et il faut souligner que les recherches récentes tendent à en améliorer l'auditabilité et la certification, ouvrant la possibilité à des explications simples de comportements inattendus, et à une meilleure maîtrise des risques concernant ces comportements. D'un point de vue pratique, il n'est pas nécessaire d'atteindre une représentation intelligible des données à chaque étape du calcul pour espérer des progrès dans l'intelligibilité et l'explicabilité de l'AM, mais il s'agit-là d'une idée régulatrice pour le développement de techniques d'audit et de certification des sorties.

Remerciements

Les auteurs tiennent à remercier Jean-Mathieu Schertzer et Nicolas Bousquet pour leurs relectures de l'article, ainsi que pour leurs commentaires pertinents qui ont permis de préciser certaines notions.

Références

- [1] Lipton, Zachary C. The Mythos of Interpretability. In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [2] Thomas Seiller. Why Complexity Theorists Should Care About Philosophy. In *ANR-DFG "Beyond Logic" Conference*, Cerisy-la-Salle, May 2017.
- [3] CERNA. Éthique de la recherche en apprentissage machine. Technical report, 2017.
- [4] INRIA. TransAlgo : évaluer la responsabilité et la transparence des systèmes algorithmiques, Février 2017.
- [5] Barocas Solon and Moritz Hardt. Fairness in Machine Learning. NIPS 2017 Tutorial.
- [6] Executive Office of the President. Big Data : Seizing Opportunities, Preserving Values. Technical report, 2014.
- [7] Camille Caldini. Google est-il antisémite ?
- [8] Abdohalli, Benoush, Nasraoui, Olfa. Explainable Restricted Boltzmann Machines for Collaborative Filtering. In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [9] Parlement Européen. Règlement Général sur la Protection des Données. Règlement UE 2016/679 du Parlement Européen et du Conseil du 27 Avril 2016, 2016.
- [10] Assemblée Nationale et Sénat. Loi 2016-1321 du 7 Octobre 2016 pour une République numérique. *Journal Officiel de la République Française*, 0235, 2016.
- [11] Will Knight. The Dark Secret at the Heart of IA. *The MIT Technological Review*, 120(3), 2017.
- [12] David Gunning. Explainable Artificial Intelligence (XAI).
- [13] Goodman, Bryce, Flaxman, Seth. EU regulations on algorithmic decision-making and a "right to explanation". In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [14] Nick Condry. Meaningful Models : Utilizing Conceptual Structure to Improve Machine Learning Interpretability. In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [15] Hara, Satoshi, Hayashi, Kohei. Making Tree Ensembles Interpretable. In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [16] Krause, Josua, Perer, Adam, Bertini, Enrico. Using Visual Analytics to Interpret Predictive Machine Learning Models. In *Proceedings of the 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2016.
- [17] Egele, Manuel, Scholte, Theodoor, Kirda, Engin and Kruegel, Christopher. A survey on automated dynamic malware-analysis techniques and tools. *ACM. Comput. Surv.*, 44(2), 2012.

- [18] Dhurandhar, Amit, Iyengar, Vijay, Luss, Ronny, Shanmugam, Karthikeyan. A Formal Framework to Characterize Interpretability of Procedures. In *Proceedings of the 2017 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2017.
- [19] Adrian Weller. Challenges for Transparency. In *Proceedings of the 2017 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning*, 2017.
- [20] F. Doshi-Velez and B. Kim. Towards A Rigorous Science of Interpretable Machine Learning. *ArXiv e-prints*, February 2017.
- [21] Marco Tulio Ribeiro Marco ; Sameer Singh ; Carlos Guestrin. Introduction to Local Interpretable Model-Agnostic Explanations (LIME), 2016.
- [22] Marco Tulli Ribeiro, Sameer Singh, and Carlos Guestrin. "Why should I trust you" Explaining the predictions of any classifier, 2016.
- [23] Louis Wehenkel. On uncertainty measures used for decision tree induction. In *IPMU-96, Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, page 6. 1996.
- [24] J. Lee, Y. Bahri, R. Novak, S. S. Schoenholz, J. Pennington, and J. Sohl-Dickstein. Deep Neural Networks as Gaussian Processes. *ArXiv e-prints*, 2017.
- [25] Robin Senge, Stefan Bösner, Krzysztof Dembczynski, Jörg Haasenritter, Oliver Hirsch, Norbert Donner-Banzhoff, and Eyke Hüllermeier. Reliable classification : Learning classifiers that distinguish aleatoric and epistemic uncertainty. In *Information Sciences*, volume 255, pages 16–29. 2014.
- [26] H. Wang and D.-Y. Yeung. Towards Bayesian Deep Learning : A Survey. *ArXiv e-prints*, April 2016.
- [27] A. Kendall and Y. Gal. What Uncertainties Do We Need in Bayesian Deep Learning for Computer Vision ? *ArXiv e-prints*, March 2017.
- [28] Y. Gal and Z. Ghahramani. Dropout as a Bayesian Approximation : Representing Model Uncertainty in Deep Learning. *ArXiv e-prints*, 2015.
- [29] James Vincent. Google ‘fixed’ its racist algorithm by removing gorillas from its image-labeling tech, 2018.
- [30] National Transportation Safety Board Office of Public Affairs. Driver Errors, Overreliance on Automation, Lack of Safeguards, Led to Fatal Tesla Crash, 2017.