

Statistique & Règlement Européen des Systèmes d'IA (AI Act)

PHILIPPE BESSE

Université de Toulouse – INSA, IMT – UMR CNRS 5219, OBVIA – Université Laval
2 décembre 2021

Résumé

Suite à la publication du livre blanc pour une [approche de l'IA basée sur l'excellence et la confiance](#), la Commission Européenne (CE) a publié de nombreuses propositions de textes réglementaires dont un (AI Act) (2021) établissant des règles harmonisées sur l'intelligence artificielle (IA). Quels seront les conséquences et impacts de l'adoption à venir de ce texte du point de vue d'un mathématicien ou plutôt statisticien impliqué dans la conception de système d'intelligence artificielle (IA) à haut risque au sens de la CE? Quels outils et méthodes vont permettre de répondre à l'obligation d'une analyse rigoureuse et documentée des données traitées, des performances, robustesse, résilience de l'algorithme, de son explicabilité, des risques, pour les droits fondamentaux, de biais discriminatoires? Ces questions sont illustrées par un exemple numérique analogue à un score de crédit (cf. [tutoriel](#)) à la recherche d'un moins mauvais compromis entre toutes les contraintes. Nous concluons sur les avancées et limites de ce projet de règlement pour les systèmes d'IA à haut risque.

1 Introduction

L'adoption en 2018 du Règlement Général de la Protection des Données (RGPD) a profondément modifié les comportements et pratiques des entreprises dans leurs gestions des données, messageries et sites internet. L'Europe poursuit sa démarche visant à harmoniser réglementations et innovations technologiques pour le respect des droits humains fondamentaux mais aussi la défense des intérêts commerciaux de l'Union. Cela a conduit à la publication d'un livre blanc sur l'[Intelligence Artificielle : une approche européenne axée sur l'excellence et la confiance](#) (2020) basé sur le [guide pour une IA digne de confiance](#) rédigé en 2019 par un groupe d'experts européens. L'étape suivante est la publication de propositions de règlements :

- [Digital Market Act](#) (2020) : recherche d'équité dans les relations commerciales et risques d'entraves à la concurrence à l'encontre des entreprises européennes ;
- [Digital Services Act](#) (2020) : sites de service intermédiaire, d'hébergement, de plateforme en ligne et autres réseaux sociaux ; comment contrôler les contenus illicites et risques des outils automatiques de modération ;
- [Data Governance Act](#) (2020) contractualisation des utilisations, réutilisations, des bases de données tant publiques que privées (fiducie des données) ;
- [Artificial Intelligence Act](#) (2021) : proposition de règlement établissant des règles harmonisées sur l'intelligence artificielle.

S'ajoutant au RGPD pour la protection des données à caractère personnel, l'adoption européenne à venir de ce dernier texte (AI Act) va profondément impacter les conditions de développements et d'exploitations des systèmes d'Intelligence Artificielle (systèmes d'IA). En conséquence, le présent document propose une réflexion sur la prise en compte méthodologique de ce projet de réglementation concernant plus spécifiquement les compétences en Statistique, Mathématiques, des équipes de développement d'un système d'IA, notamment ceux jugés à haut risque selon les critères européens.

La section 2 suivante extrait de ce texte les éléments clefs impactant le choix les plus méthodologiques puis la section 3 en commente les conséquences tout en proposant, décrivant, quels outils statistiques semblent les plus adaptés pour satisfaire aux futures obligations réglementaires. Enfin la section

4 déroule un cas d'usage numérique analogue à la recherche d'un score de crédit sur un jeu de données concret. Cet exemple permet d'illustrer une démarche de recherche d'un moins mauvais compromis à élaborer entre confidentialité, performance, explicabilité et sources de discrimination tout en soulevant les difficultés posées par la rédaction de la documentation qui devra accompagner tout système d'IA à haut risque. La conclusion synthétise les principales avancées de ce projet d'AI Act et en soulève, dans la version d'avril 2021, les principales limites.

2 Proposition d'un cadre réglementaire européen de l'IA

2.1 Considérations éthiques & protection juridique

Les risques provoqués par les impacts dus aux erreurs des décisions, à l'opacité, aux biais algorithmiques mentionnés dans le considérant (71) du RGPD n'ont finalement pas ou peu été pris en compte dans cette réglementation européenne visant en priorité la protection des données. Ils ont été en revanche largement commentés dans de très nombreuses déclarations, chartes pour une IA éthique au service de l'humanité : [rapport Villani](#) (2018), [déclaration de Montréal](#) (2018)... Le livre blanc sur l'[Intelligence Artificielle : une approche européenne axée sur l'excellence et la confiance](#) (2020) annonce la volonté de remédier à ces insuffisances. Il souligne l'importance prise par l'IA, qui *combine données, algorithmes et puissance de calcul*, dans tous les aspects de la vie des citoyens, en liste les bénéfices attendus, mais met également en exergue les *risques potentiels, tels que l'opacité de la prise de décisions, la discrimination*, qui accompagnent son développement et sa mise en œuvre. C'est un enjeu majeur car l'acceptabilité de l'IA et donc son adoption par les citoyens ne seront possibles que si celle-ci est *digne de confiance*. La CE, qui ambitionne de faire de l'Europe un *acteur mondial de premier plan en matière d'innovation dans l'économie fondée sur les données et dans ses applications*, insiste sur la nécessité de cette confiance fondée sur les *droits fondamentaux de la dignité humaine et la protection de la vie privée*.

Il s'agit donc pour la CE de proposer les *éléments clefs d'un futur cadre réglementaire* basé sur un *écosystème de confiance* en prenant en compte les lignes directrices en matière d'éthique élaborées par le groupe d'experts et dont

une *liste d'évaluation* servirait de base pour un *programme indicatif destiné aux développeurs de l'IA* et une *ressource mise à la disposition des établissements de formation*. La CE insiste sur la liste des exigences énumérées par le groupe d'experts en remarquant que si certaines sont prises en compte par les régimes législatifs ou réglementaires existants, d'autres (*e.g.* transparence, contrôle humain) ne sont pas couvertes ou qu'il est de toute façon *difficile de déceler et de prouver d'éventuelles infractions à la législation, notamment aux dispositions juridiques qui protègent les droits fondamentaux*, à cause de l'opacité des algorithmes d'IA.

Par ailleurs, suivant en cela le groupe d'experts, la CE insiste tout particulièrement sur la classe de systèmes d'intelligence artificielle basés sur des *algorithmes d'apprentissage automatique* et donc sur le rôle fondamental des *données* utilisées pour leur entraînement.

Les lois actuelles en vigueur, dont en France la nouvelle rédaction de la Loi Informatique et Libertés (2019) qui intègre les dispositions du RGPD, ne sont pas contraignantes ou finalement inapplicables à des décisions complexes issues d'un algorithme d'apprentissage (Besse et al. 2019). Néanmoins et compte tenu du temps nécessaire au déploiement d'un système d'IA, de l'acquisition des données à sa mise en exploitation, il est urgent, pour les responsables d'un système d'IA, d'anticiper l'adoption d'une version même amendée de ce futur règlement européen sur l'IA.

En conséquence, nous proposons dans les sections suivantes, non pas une analyse exhaustive du projet de règlement, mais une sélection des questions concernant plus spécifiquement les compétences en Mathématiques et Statistique des équipes de développement d'un système d'IA. Notons que cette anticipation est déjà une réalité dans le domaine de la santé à la demande des organismes responsables de la certification : FDA aux USA (Health Center for Devices and Radiological, 2019) ou de l'autorisation de remboursement (Haute Autorité de Santé, 2020, annexe 5) en France des DSC (dispositifs de santé connectés) embarquant un algorithme d'apprentissage.

2.2 Proposition de règlement établissant des règles harmonisées sur l'IA

Structure du règlement

Le texte de la proposition (*Artificial Intelligence Act*) comporte 108 pages complété par 17 pages de 9 [annexes](#). Seuls sont pris en compte ci-dessous une sélection des aspects les plus méthodologiques d'un système d'IA ayant des impacts sur l'usager final, personne physique, dans le cas de systèmes d'IA évalués à haut risque.

Les objectifs annoncés de ce règlement sont le développement et la diffusion, commercialisation, dans le marché européen de systèmes d'IA *sûrs, légaux et respectueux des droits fondamentaux*. Il s'agit aussi de *garantir la sécurité juridique pour faciliter les investissements et l'innovation, par le développement d'un marché unique pour les applications d'IA licites, sûres et dignes de confiance et empêcher la fragmentation du marché*. La proposition prévoit des règles qui se veulent *proportionnées et souples* pour faire face aux *risques spécifiques* liés aux systèmes d'IA en mettant l'accent sur les *risques inacceptables et les risques élevés*. L'objectif de ce texte vise, en principe, la recherche d'un meilleur équilibre entre bénéfices attendus et risques encourus, notamment en matière de droits fondamentaux. Plus concrètement il s'inscrit dans une logique de sécurité des produits et s'appuie, essentiellement (Meneceur 2021-b), sur la législation relative au marché intérieur : article 114 du Traité sur le Fonctionnement de l'Union Européenne.

Le règlement dont Castets Renard (2021) propose un court [résumé](#) et Meneceur (2021-a) une [analyse](#) débute par l'énoncé de 89 considérants et est composé de 85 articles structurés en 12 titres :

Titre I Champ d'application et définitions

Titre II Pratiques interdites de l'IA

Titre III Systèmes d'IA à haut risque

Titre IV Obligation de transparence pour les autres systèmes

Titre V Mesures en faveur de l'innovation

Titre VI Gouvernance

Titre VII Base de données européenne des systèmes à haut risque

Titre VIII Surveillance post-commercialisation

Titre IX Codes de conduite

Titre X Confidentialité et pénalités

Titre XI Délégation de pouvoir

Titre XII Provisions finales

Retenons les éléments concernant plus directement le statisticien ou scientifique des données impliqué dans la conception d'un système d'IA.

Extraits du règlement

Voici quelques uns des considérants qui sont, en principe, déclinés dans les articles :

(13) Afin d'assurer un niveau cohérent et élevé de protection des intérêts publics en ce qui concerne la santé, la sécurité et les droits fondamentaux, il convient d'établir des normes communes pour tous les systèmes d'IA à haut risque. Ces normes devraient être conforme à la charte des droits fondamentaux de l'Union européenne, non discriminatoires et compatibles avec les engagements commerciaux internationaux de l'Union.

(44) Une haute qualité des données est essentielle ... afin de garantir que le système d'IA à haut risque fonctionne comme prévu et en toute sécurité et qu'il ne devient pas une source de discrimination ... Des jeux de données d'entraînement, de validation et de test ... pertinents, représentatifs, exempts d'erreurs et complets au regard de la destination du système ... propriétés statistiques appropriées, notamment en ce qui concerne les personnes ou les groupes de personnes sur lesquels le système d'IA à haut risque est destiné à être utilisé. Afin de protéger le droit d'autres personnes contre la discrimination qui pourrait résulter des biais dans les systèmes d'IA, les fournisseurs devraient être en mesure de traiter également des catégories spéciales de données à caractère personnel...

(47) Afin de remédier à l'opacité qui peut rendre certains systèmes d'IA incompréhensibles ou trop complexes pour les personnes physiques, un certain degré de transparence devrait être requis pour les systèmes d'IA à haut risque. Les utilisateurs devraient être capables d'interpréter les résultats produits par le système et de les utiliser de manière appropriée. Les systèmes d'IA à haut

risque devraient donc être accompagnés d'une documentation et d'instructions d'utilisation pertinentes et inclure des informations concises et claires, notamment en ce qui concerne les risques potentiels pour les droits fondamentaux et la discrimination, le cas échéant.

(49) Les systèmes d'IA à haut risque devraient produire des résultats d'une qualité constante tout au long de leur cycle de vie et assurer un niveau approprié d'exactitude, de robustesse et de cybersécurité conformément à l'état de la technique généralement reconnu. Le degré d'exactitude et les critères de mesure de l'exactitude devraient être communiqués aux utilisateurs.

Nous trouvons dans ces considérants la demande de normes internationales indispensables, la priorité au respect des droits fondamentaux dont la non-discrimination, la nécessaire représentativité statistique des données d'entraînement, la nécessité de documentations exhaustives notamment sur les performances d'un système d'IA, les possibilités d'interprétation de ses sorties ou décisions en découlant, l'obligation de journalisation ou archivage des décisions et données afférentes.

Ces principes sont plus ou moins gravés dans la séquence des 85 articles dont voici un extrait.

L'**Article 3** Titre I précise les principales définitions :

- (1) *Système d'IA* logiciel développé avec une ou plus des techniques énumérées à l'annexe I.
- (2) *Fournisseur* qui développe ou fait développer un système d'IA en vue de le mettre sur le marché à titre gratuit ou non.
- (29) *Données d'entraînement* pour entraîner un système d'IA en ajustant ses paramètres entraînaibles, y compris les poids d'un réseau neuronal.
- (30) *Données de validation* pour régler ses paramètres non entraînaibles et son processus d'apprentissage, notamment, afin d'éviter tout sur-ajustement.
- (31) *Données de test* pour fournir une évaluation indépendante du système d'IA entraîné et validé afin de confirmer les perfor-

mances attendues de ce système avant sa mise sur le marché ou sa mise en service.

La définition adoptée de l'IA est pragmatique et très flexible en se basant sur la liste exhaustive d'algorithmes de l'annexe I : algorithmes procéduraux à base de règles logiques, systèmes experts et évidemment l'ensemble de l'apprentissage automatique : supervisé (statistique) ou non, par renforcement. Elle peut être facilement adaptée en fonction des évolutions technologiques. Ces définitions reconnaissent la place prépondérante de l'apprentissage statistique donc des données accessibles.

L'**Article 5** Titre II liste les applications prohibées de l'IA. Cela concerne les objectifs de manipulation : techniques subliminales, atteintes aux personnes vulnérables, les scores sociaux, l'identification biométrique en temps réel, sauf exception dictée par des obligations de sécurité publique.

L'**Article 6** chapitre 1 Titre III annonce deux types de systèmes d'IA à haut risque.

1. Ceux composant de sécurité d'un système de l'annexe II ou système lui-même en tant que produit de l'annexe II. *Attention* ces systèmes sont soumis à une *évaluation de la conformité par un tiers* en vue de la mise sur le marché ou la mise en service.
2. les systèmes d'IA visés à l'annexe III impactant directement ou non des personnes physiques : l'identification, la gestion de trafic et de ressources énergétiques, l'éducation, l'emploi, l'accès aux services publics ou non, les forces de l'ordre, la justice, le droit d'asile et le contrôle aux frontières, l'administration, la justice, les processus démocratiques.

Les articles 5 et 6 adoptent également le principe de définitions pragmatiques en listant explicitement les applications prohibées et celles à haut risque de l'IA. La liste à haut risque (annexe III) est facilement adaptable en fonction des évolutions technologiques. Bien faire la différence entre les systèmes qui nécessitent une certification *ex-ante* par un tiers, organisme de notification, contrairement aux autres, même à haut risque, dont le processus de certification

est seulement déclaratif. L'article 7 prévoit le mode de mises à jour de l'annexe III.

Attention : la consultation attentive de cette annexe, de son évolution, est importante pour bien distinguer les systèmes à haut risque des autres. Les scores de crédit bancaire sont concernés (cf. exemple numérique section 4) ainsi que les évaluations *individuelles* de "police prédictive" ou les scores de récidive mais pas explicitement celles concernant des évaluations de risques de délits par bloc géographique telles *Predpol*. Pour les applications dans le domaine de la justice, seuls sont concernés les systèmes d'IA à l'usage des autorités judiciaires (magistrats) tels le projet [DataJust](#) mais pas ceux à l'usage des cabinets d'avocats (*e.g. case law analytics*).

Les articles suivants du **chapitre 2** titre III concerne les systèmes d'IA à haut risque.

L'**Article 9** impose l'implémentation d'un système de gestion du risque pour toute la durée de vie d'un système d'IA à haut risque. Il s'agit d'identifier ces risques, d'adopter des mesures adaptées de gestion, élimination ou au moins atténuation. Un système d'IA doit être testé afin d'identifier les meilleures mesures de risque.

La production de normes et standards par les autorités compétentes (*e.g.* comment mesurer des biais possiblement discriminatoires), comme cela est requis dans le considérant 13, conduirait à une mise en œuvre plus explicite de cet article mais sauf dans le cas des applications industrielles déjà largement encadrées par des normes (annexe II), cela semble bien difficile tant chaque domaine d'application des systèmes d'IA de l'annexe III est spécifique.

L'**Article 10** concerne précisément la gouvernance des données notamment, 2. d'entraînement, validation et test qui doivent être soumises à une évaluation a priori (disponibilité, quantité, pertinence), une préparation précise et documentée (annotation, étiquetage, nettoyage, enrichissement, agrégation), (f) un examen permettant de repérer d'éventuels biais. 3. Les ensembles de données d'entraînement, validation et test doivent être pertinents, représentatifs, exempts d'erreurs et complets. Ils possèdent les propriétés statistiques appropriées, y compris, le cas échéant, en ce qui concerne les personnes ou groupes de personnes sur lesquels

le système d'IA à haut risque est destiné à être utilisé. 5. Dans la mesure où cela est strictement nécessaire aux fins d'assurer la surveillance, la détection et la correction des biais ... les fournisseurs de ces systèmes peuvent traiter des catégories particulières de données à caractère personnel ... sous réserve des garanties appropriées pour les droits et libertés fondamentaux des personnes physiques ... de protection de la vie privée, telles que la pseudonymisation ou le cryptage, lorsque l'anonymisation peut avoir une incidence significative sur l'objectif poursuivi.

L'article 10 est fondamental, il insiste sur l'importance d'une exploration statistique préalable fouillée des données avant de lancer les procédures devenues automatiques d'apprentissage et optimisation. Il autorise, sous réserve de précautions avancées pour la confidentialité, la constitution de bases de données personnelles sensibles permettant par exemple des statistiques ethniques, afin de pouvoir traquer directement des biais potentiels.

L'**Article 11** impose la rédaction d'une documentation technique avant la mise en exploitation d'un système d'IA à haut risque puis sa mise à jour. Celle-ci doit démontrer que le système d'IA est conforme aux exigences; elle fournit aux autorités nationales compétentes de certification ou de contrôle toutes les informations nécessaires pour évaluer sa conformité et contient au minimum les éléments indiqués dans l'annexe IV qui peut être complétée (art. 73) à la lumière des progrès techniques.

Cet article est essentiel pour ouvrir la possibilité d'audit *ex-ante* d'un système d'IA à haut risque relevant de l'annexe II ou celui d'un contrôle pour ceux relevant de l'annexe III. C'est au concepteur de montrer qu'il a mis en œuvre ce qu'il était techniquement possible en matière de sécurité, qualité, explicabilité, non discrimination, pour atteindre les objectifs attendus.

L'**Article 12** impose un archivage du journal garantissant la traçabilité du fonctionnement d'un système d'IA. Le contenu du journal doit être approprié aux objectifs et fonctionnel tout au long de son cycle de vie; une liste *a minima* des capacités est décrite.

Cette obligation est nouvelle par rapport aux textes européens précédents. Elle est indispensable pour assurer le suivi des mesures de performances, de risques

et donc pour être capable de détecter des failles nécessitant des mises à jour voire un ré-entraînement du système ou même son arrêt. Les conditions d'archivage sont précisées dans l'article 61 Titre VIII (*post-market monitoring*).

L'**Article 13** concerne la transparence et l'information des utilisateurs. 1. La conception et le développement des systèmes d'IA à haut risque sont tels que le fonctionnement de ces systèmes est suffisamment transparent pour permettre aux utilisateurs d'interpréter les résultats du système et de l'utiliser de manière appropriée. 2. Ils doivent être accompagnés d'une notice d'utilisation dans un format numérique approprié ou autre, contenant des informations concises, complètes, exactes et claires, qui soient pertinentes, accessibles et compréhensibles pour les utilisateurs. : 3. (b), (ii) le niveau de précision, de robustesse et de cybersécurité (iii) les conditions d'utilisation abusive raisonnablement prévisible, susceptibles d'entraîner des risques pour la santé et la sécurité ou les droits fondamentaux ; (iv) ses performances en ce qui concerne les personnes ou groupes de personnes à l'égard desquels le système est destiné à être utilisé.

En résumé, un utilisateur devrait pouvoir interpréter les sorties, et doit être clairement informé des performances, éventuellement en fonction des groupes concernés, ainsi que des risques notamment de biais et donc de discrimination. Il s'agit ici d'un point sensible directement dépendant de la complexité des systèmes d'IA à base d'algorithmes sophistiqués donc opaques d'apprentissage statistique. Le choix des métriques de biais sont laissées à l'initiative du concepteur. De plus, le manque de recul sur les recherches en cours en matière d'explicabilité d'une décision algorithmique laissent beaucoup de latitude à l'interprétation de cet article qui devra être adaptée à l'évolution des recherches en cours.

Ceci est complété par :

l'**Article 14** qui impose une surveillance par des personnes physiques pendant la période d'utilisation. La surveillance humaine vise à prévenir ou à minimiser les risques pour la santé, la sécurité ou les droits fondamentaux. Elle doit permettre d'interpréter correctement les résultats du système d'IA à haut risque, en tenant compte notamment des caractéristiques du système et des outils et

méthodes d'interprétation disponibles.

L'**Article 15** Précision, robustesse et cybersécurité. Les niveaux de précision et les mesures de précision pertinentes des systèmes d'IA à haut risque doivent être déclarés dans les instructions d'utilisation jointes. Les systèmes d'IA à haut risque doivent être résilients en ce qui concerne les erreurs, les défauts ou les incohérences qui peuvent survenir dans le système ou l'environnement dans lequel le système fonctionne, en particulier en raison de leur interaction avec des personnes physiques ou d'autres systèmes. La robustesse des systèmes d'IA à haut risque peut être obtenue grâce à des solutions de redondance technique. Les systèmes d'IA à haut risque qui continuent d'apprendre après avoir été mis sur le marché ou mis en service doivent être développés de manière à garantir que les sorties éventuellement biaisées en raison des sorties utilisées comme intrants pour les opérations futures ("boucles de rétroaction") sont dûment traités avec des mesures d'atténuation appropriées. Ils doivent se montrer résilients aux attaques de leur vulnérabilité : falsification des données d'entraînement, exemple contradictoire, faille du modèle.

Cet article comble une lacune importante par l'obligation de déclaration des performances (précisions, robustesse, résilience) d'un système d'IA à haut risque. Il fait également allusion aux algorithmes d'apprentissage par renforcement soumis à des risques spécifiques : dérives potentielles (biais) et attaques malveillantes (cybersécurité).

Les articles des chapitres suivants du Titre III notifient des obligations sans apporter de précisions techniques ou méthodologiques : obligations faites au fournisseur (art. 16), obligation de mise en place d'un système de gestion de la qualité (art. 17), notamment de toute la procédure de gestion des données de la collecte initiale à leurs mises à jour en exploitation, ainsi que de la maintenance post-commercialisation ; obligation de documentation technique (art. 18), d'évaluation de la conformité (art. 19), obligation des utilisateurs (art. 29)...

Meneceur (2021-a) résume le processus de certification des principaux articles suivants :

Les États membres sont, par ailleurs, invités à désigner une au-

torité notifiante comme responsable du suivi des procédures relatives aux systèmes à haut risque et un organisme notifié (art. 30 à 39) indépendant, tout à fait classique des mécanismes de certification déjà en œuvre. Un marquage "CE" sera délivré aux systèmes conformes (art. 49).

Le fournisseur devra suivre soit la procédure d'évaluation de la conformité sur la base du contrôle interne visée à l'annexe VI, soit la procédure d'évaluation de la conformité fondée sur l'évaluation du système de gestion de la qualité et l'évaluation de la documentation technique, avec l'intervention d'un organisme notifié, visée à l'annexe VII (art. 43). L'initiative de la mise en conformité repose, en toute hypothèse, sur le fournisseur. Une base de données enregistrera les systèmes autonomes d'IA à haut risque (art. 60). Des sanctions pourront être prononcées en cas de manquement, entre 2, 4 ou 6% du chiffre d'affaires annuel selon les situations (art. 71).

Ce processus de marquage "CE" est essentiel pour les systèmes d'IA à haut risque de l'annexe II, il repose sur un audit *ex-ante* requérant, dans le cas d'une évaluation externe, des compétences très élaborées de la part de l'organisme qui en porte la responsabilité afin d'être à même de pouvoir déceler des manquements intentionnels ou non. Sans évaluation externe, pour les systèmes d'IA de l'annexe II, c'est à l'utilisateur de prendre ses responsabilités vis-à-vis du respect, entre autres, des droits fondamentaux afin de pouvoir faire face à un contrôle si l'État membre désigne une autorité compétente à ce sujet et lui en fournit les moyens.

Commentaires

L'analyse de ces quelques articles amène des commentaires ou questions, notamment sous le prisme d'une approche mathématique ou statistique.

Projet Le projet de règlement (AI Act) entre dans un long processus (3 ou 4 ans comme le RGPD ?) de maturation avant une adoption européenne et une application par les États membres. Les amendements à venir devront être successivement pris en considération pour en analyser les conséquences en espérant que des réponses, précisions, corrections, seront apportées aux points ci-dessous. Néanmoins et compte tenu des temps et coûts de conception d'un système d'IA, il est impor-

tant d'anticiper dès maintenant l'adoption de ce cadre réglementaire.

Exigences essentielles À la suite du guide des experts, le livre blanc appelle à satisfaire sept *exigences essentielles* dont celles de non discrimination et équité, bien être sociétal et environnemental.

Environnement la prise en compte de l'impact environnemental reste anecdotique, simplement évoquées dans les considérants (28) et (81), puis l'article 69 (*codes de conduite*) 2. sans aucune obligation formelle de calculer une balance bénéfices / risques (environnementaux ou autres) d'un système d'IA. Ainsi, l'obligation de l'archivage des données de fonctionnement d'un système d'IA génère un coût environnemental qui mériterait d'être pris en compte dans les risques afférents à son déploiement au regard de son utilité.

Équité La demande exprimée qu'un système d'IA satisfasse au respect des droits fondamentaux en référence à la charte de l'UE, notamment celui de non-discrimination, est très présente dans le livre blanc (cité 16 fois), comme dans les considérants (15, 17, 28, 39) de la proposition de règlement. En revanche, ce principe n'apparaît plus explicitement dans les articles. Est-ce sa présence dans des textes de plus haut niveau comme la Charte des droits fondamentaux de l'UE qui n'a pas justifié ici une répétition ou encore un manque d'harmonisation entre les États membres à ce propos ? Il n'y a donc pas de précision sur les façon de "mesurer" une discrimination. En revanche, les recherches et documentations des biais potentiels sont clairement explicitées.

Normes Le considérant (13) appelle à la définition de normes internationales notamment à propos des droits fondamentaux. En l'absence d'une définition juridique de l'équité d'un algorithme, celle-ci est définie en creux par l'*absence de discrimination* interdite explicitement. Le souci est que la littérature regorge de dizaines de définitions de biais statistiques pouvant être à l'origine de sources de discrimination ; lesquels considérer en priorité ? Il est peu probable que les autorités compétentes (AFNOR ?) se prononcent à ce sujet, elles se focalisent (cf. dossier du LNE) sur les mesures de performances des systèmes d'IA de l'annexe II, notamment les systèmes de transport et les dispositifs de santé en vue de leur certification (marquage "CE").

Néanmoins, la détection d'un biais systémique ou de société est requise dans l'analyse préalable des données (art. 10, 2. (f)), ainsi que l'obligation de détailler les performances (précision) par groupe ou sous groupe d'un système d'IA (art. 13, 3., (b) iv). Ceci permet de prendre en compte certains type de biais, donc de discriminations spécifiques même en l'absence de définitions normatives. Des indicateurs statistiques de biais devenus relativement consensuels dans la communauté académique sont proposés dans la section suivante.

En revanche, il est regrettable qu'aucune indication, recommandation, contrainte, ne vienne ensuite préciser ce qui pourrait ou devrait être fait pour atténuer ou éliminer un biais discriminatoire. Ceci est laissé au libre arbitre du concepteur d'un système d'IA en espérant que les choix opérés soient explicitement détaillés en toute transparence pour le fournisseur qui en assume la responsabilité et pour l'utilisateur en relation avec les usagers. L'exemple numérique illustre une telle démarche.

Utilisateur & Usager Le règlement traite en priorité les considérations commerciales, donc des risques de défaillance inhérents de l'acquisition des données à la mise en exploitation d'un système d'IA. Tout système doit satisfaire aux exigences de performance annoncées selon un principe de sécurité des produits ou responsabilité du fait des produits défectueux. En revanche, l'usager final, les dommages auxquels il peut être confronté, ne sont pas du tout pris en compte. L'obligation d'information (art. 13) est ainsi au profit de l'utilisateur et pas à celui de l'usager, personne physique impactée, qui ne semble donc protégé à ce jour que par les seules obligations de l'article 22 du RGPD. Il est informé de l'usage d'un système d'IA le concernant, il peut en contester la décision auprès de l'utilisateur humain mais l'explication de la décision, des risques encourus, sont soumises aux compétences et à la déontologie professionnelle de cet utilisateur : conseiller financier pour un client, magistrat pour un justiciable, responsable des ressources humaines pour un candidat, à moins d'un cadre juridique spécifique (e.g. code de santé public).

Données le règlement reconnaît le rôle prépondérant des algorithmes d'apprentissage automatique et donc de la nécessité absolue (considérant 44) de qualité et pertinence des données conduisant à leur entraîne-

ment. L'article 10 impose en conséquence des compétences en Statistique pour conduire les études préalables à l'entraînement d'un algorithme. Nous assistons à un renversement de tendance, un retour de balancier, du tout automatique à une approche raisonnée sous responsabilité humaine de cette phase d'analyse des données longue et coûteuse mais classique du métier de statisticien.

Responsabilité De façon générale, l'objectif essentiel n'est plus la performance absolue comme dans les concours de type *Kaggle* et conduisant à des empilements inextricables d'algorithmes opaques mais de satisfaire à un ensemble de contraintes pour la mise en conformité, dont celle de transparence, sous la responsabilité du fournisseur du système d'IA.

Documentation Tous les choix opérés lors de la conception d'un système d'IA : ensembles de données, algorithmes, procédures d'apprentissage et de tests, optimisations des paramètres, compromis entre confidentialité, performances, interprétabilité, biais... doivent (art. 11 et annexe IV) être explicitement documentés en vue d'un audit *ex-ante* des systèmes de l'annexe II ou d'un contrôle *ex-post* d'un système de l'annexe III. C'est un renversement de la charge de preuve sous la responsabilité première du concepteur qui doit montrer avoir mis ce qui était techniquement possible en œuvre pour satisfaire aux obligations légales de sécurité, transparence, performances et non discrimination.

Autorité notifiante (Chapitre 4 Titre III) Chaque pays va se doter ou désigner (art. 30) un service chargé entre autres de superviser l'audit *ex-ante* d'un système d'IA à haut risque de l'annexe II avant son déploiement qu'il soit commercialisé ou non. L'autorité notifiante désigne l'*organisme de notification* qui exécutera l'audit. De façon assez étonnante, un système d'ascenseur élémentaire, n'embarquant qu'une "IA" logique rudimentaire mais dépendant de l'annexe II, est plus contraint par l'obligation de certification par un organisme tiers, au contraire d'applications des systèmes d'IA de l'annexe III (justice, emploi, crédit...) impactant directement des personnes physiques avec des risques réels envers les droits fondamentaux. Il faudra donc être attentif à l'interprétation que fera un État membre de cette situation afin d'évaluer les possibilités de saisine et compétences de contrôle d'un système à haut risque de l'annexe III.

Archivage & confidentialité Le règlement cible donc, en première lecture, les obligations commerciales du fournisseur plutôt que celles éthiques ou déontologiques envers l'utilisateur. Néanmoins le règlement apporte la possibilité de prendre en compte des données sensibles (art. 10, 5.), les obligations d'archivage des décisions (art. 12), de suivi des performances selon les groupes (art. 13), une surveillance humaine (art. 14) pendant toute la période d'utilisation et de correction rétroactive des biais (art. 15). Cette obligation d'archivage et surveillance du fonctionnement notamment à destination des groupes sensibles oblige implicitement à l'acquisition, en toute sécurité (cryptage, anonymisation, pseudonymisation...), de données confidentielles (*e.g.* origine ethnique). Cela ne rend-il pas indispensable, selon le domaine d'application, la mise en place d'un protocole explicite de consentement libre et éclairé, d'un engagement éthique, entre l'utilisateur et l'utilisateur, protégé par le RGPD. Comment sont évalués les risques encourus d'un usager ou groupe d'usager par le recueil et l'exploitation de leurs données sensibles lors de l'exploitation d'un système d'IA face aux bénéfices attendus pour eux mêmes ou l'intérêt public ?

3 Éléments de réponse méthodologique

Dans l'attente d'éléments de réponses politiques ou techniques aux questions ci-dessus, il est néanmoins indispensable d'anticiper pour répondre techniquement à certaines contraintes ou obligations faites aux systèmes d'IA désignés à haut risque. Cet article laisse volontairement de côté certaines classes d'algorithmes mentionnées dans l'annexe I et donc intégrées dans la définition de l'IA de l'article 3.

Algorithmes déterministes ou procéduraux Il s'agit d'algorithmes décisionnels (*e.g.* calcul de taxes, impôts, allocations ou prestations sociales,...) basés sur un ensemble de règles de décision déterministes qui peuvent tout autant présenter des impacts, désavantages ou risques de discrimination indirecte, malgré une apparente neutralité. Le Défenseur des Droits (2020) est très attentif en France à l'[analyse et détection de ces risques](#). Celle-ci relève de l'analyse experte des règles de décisions codées dans l'algorithme. Néanmoins, la complexité de l'algorithme peut être telle (cf. Parcoursup) qu'une analyse experte *ex-post*

ne sera pas en mesure d'évaluer l'étendue des risques indirects. Aussi, un algorithme déterministe complexe peut être analysé avec les mêmes outils statistiques que ceux adaptés à un algorithme d'apprentissage automatique.

Systèmes experts Un système expert est l'association d'une base de règles logiques ou base de connaissances construites par des experts du domaine concerné, d'un moteur d'inférence et d'une base de faits observés pour une exécution en cours. Le moteur d'inférence recherche la séquence de règles logiquement applicables à partir des faits observés de la base qui s'incrémentent comme conséquences des déclenchements des règles. Le processus itère jusqu'à l'obtention ou non d'une décision recherchée et expliquée par la séquence de règles y conduisant. Très développée dans les années 70, la recherche a marqué le pas face à un problème dit *NP-complet* c'est-à-dire de complexité algorithmique exponentielle en la taille de la base de connaissance (nombre de règles). Supplannée par la ré-émergence des réseaux de neurones (années 80) puis plus largement par l'apprentissage automatique, la recherche dans ce domaine dit d'IA symbolique est restée active. Elle connaît un renouveau motivé par les capacités d'explicabilité des systèmes experts.

Nous insistons donc tout particulièrement sur les systèmes d'IA basés sur des algorithmes d'apprentissage supervisé ou statistique ou IA empirique. Ce sont très majoritairement les plus répandus au sein de ceux désignés à haut risque (art. 6) car susceptibles d'impacter directement ou non des personnes physiques.

Même sans obligation de certification *ex-ante* par un organisme notifié, une documentation exhaustive d'un système d'IA à haut risque doit être produite et fournie à l'utilisateur. Cette section propose quelques indications méthodologiques pour répondre à cette attente.

3.1 Les données

Tout système d'IA basé sur un algorithme d'apprentissage statistique nécessite la mise en place d'une base de données d'entraînement fiable et représentative du domaine d'application visé. Ce travail d'[exploration statistique](#), généralement long et fastidieux d'acquisition, vérification, analyse, préparation, nettoyage, enrichissement, archivage sécurisé des données, est essentiel à

l'élaboration d'un système d'IA performant, robuste, résilient et dont les biais potentiels sont sous contrôle. Construire de nouvelles caractéristiques (*features*) adaptées à l'objectif, traquer et gérer éventuellement par [imputation des données manquantes](#), identifier les [anomalies ou valeurs atypiques](#) (*outliers*) sources de défaillances, les sources de biais : classes ou groupes sous représentés, biais systémiques, nécessitent compétences et expériences avancées en Statistique. Elles sont indispensables pour répondre aux attentes de l'article 10 ainsi qu'aux besoins de la documentation (annexe IV) imposée par l'article 11.

3.2 Qualité, précision et robustesse

Les mesures de [précision de la prévision](#) d'un système d'IA sont bien connues et maîtrisées, parties intégrante du processus d'apprentissage. Néanmoins parmi un large éventail des possibles, le choix, précisément justifié, doit être adapté au domaine, au type de problème traité, aux risques spécifiques encourus. Citons par exemple les cas de la :

Régression ou modélisation et prévision d'une variable cible Y quantitative. Elle est généralement basée sur l'optimisation d'une mesure quadratique (norme L_2) pouvant intégrer, à l'étape d'entraînement, différents types de pénalisation dont celle de parcimonie (*ridge*, *Lasso*) afin de contrôler la complexité de l'algorithme et éviter les phénomènes de sur-apprentissage. D'autres types de fonction objectif basée sur une perte en norme L_1 ou valeur absolue, moins sensible à la présence de valeurs atypiques (*outliers*) que la norme quadratique, permet des solutions plus robustes car tolérantes à des observations atypiques.

Classification ou modélisation, prévision d'une variable Y qualitative. Le choix d'une mesure d'erreur doit être opéré parmi de très nombreuses possibilités : taux d'erreur, AUC (*area under the ROC Curve* pour une variable Y binaire), score F_β , risque bayésien, entropie... avec la difficile prise en compte des situations de classes déséquilibrées qui oriente le choix du type de mesure et nécessite des précautions spécifiques dans l'équilibrage de la base d'apprentissage ou les pondérations de la fonction objectif en prenant en compte une matrice de coûts de mauvais classement éventuellement asymétrique.

Une démarche très rigoureuse doit conduire à l'évaluation de la précision et donc des performances d'un système d'IA basé sur un algorithme d'apprentissage. Comme énoncé dans l'article 3, 31. ce sont des *données de test in-*

dépendantes de celles d'apprentissage qui sont utilisées à cet effet. *Attention* néanmoins d'évaluer les performances sur des données telles qu'elles se présenteront *réellement* en exploitation, avec leurs défauts, et pas un simple sous-ensemble aléatoire de la base d'apprentissage comme c'est le cas en recherche académique. En effet cet ensemble de données peut bénéficier d'une homogénéité d'acquisition (*e.g.* même technologie, même opérateur) et de prétraitements qui peut faire défaut à de réelles données d'entrée à venir en exploitation. Cela demande donc une extrême rigueur dans la constitution d'un échantillon test pour éviter ces pièges et également une surveillance toute la durée de vie du système d'IA afin d'en détecter de possibles dérives ou dysfonctionnements (art. 12 et 15).

L'évaluation de la *robustesse* est liée aux procédures de contrôle mises en place pour [détecter des valeurs atypiques](#) (*outliers*) ou anomalies dans la base d'apprentissage et au choix de la fonction perte de la procédure d'entraînement de l'algorithme. Impérativement, surtout dans les d'applications sensibles pouvant entraîner des risques élevés en cas d'erreur, la détection d'anomalie doit également être intégrée en exploitation afin de ne pas chercher à proposer des décisions correspondant à des situations atypiques, étrangères à la base d'apprentissage.

La *résilience* d'un système d'IA est essentielle pour les dispositifs critiques (dispositifs de santé connecté, aide au pilotage). Cela concerne par exemple la prise en compte de [données manquantes](#) lors de l'apprentissage comme en exploitation. Il s'agit d'évaluer la capacité d'un système d'IA à assurer des fonctions pouvant s'avérer vitales en cas, par exemple, de panne ou de fonctionnement erratique d'un capteur : choix d'un algorithme tolérant aux données manquantes, imputation de celles-ci, fonctionnement en mode dégradé, alerte et arrêt du système.

3.3 Explicabilité

Il est bien trop tôt pour tenter un résumé opérationnel de ce thème et fournir des indications claires sur la démarche à adopter pour satisfaire aux exigences réglementaires. Il faut pour cela attendre que la recherche ait progressé et qu'une sélection "naturelle" en extrait les procédures les plus pertinentes parmi une grande quantité de solutions proposées ; un article de revue sur ce sujet (Barredo Arrieta et al. 2020) liste plus de 400 références. Tentons de

décrire les premiers embranchements d'un arbre de décision en répondant à quelques questions rudimentaires qu'il faudrait en plus adapter au domaine d'application car le type de réponse à apporter n'est évidemment pas le même s'il s'agit d'expliquer le refus d'un prêt ou les conséquences d'une aide automatisée au diagnostic d'un cancer.

Bien distinguer les niveaux d'explication : utilisateur ou usager même si ce dernier n'est pas directement concerné par le projet de règlement.

L'explication peut alors s'appliquer :

1. au fonctionnement général de l'algorithme :

- dans le cas d'un modèle "transparent" : modèles linéaires, arbres de décision, l'explication est possible à condition que le nombre de variables et d'interactions prises en compte ou le nombre de feuilles reste raisonnable.
- dans le cas d'un algorithme complexe opaque :
 - chercher une approximation explicable par un modèle linéaire, arbre, règles de décision déterministes ;
 - sinon, fournir des indications par l'identification des variables *importantes* par randomisation des valeurs de chaque variable (*mean decrease accuracy* Breiman, 2001), stress de l'algorithme (Bachoc et al. 2020) ou analyse de sensibilité par indices de Sobol (Bénesse et al. 2021).

2. à une décision spécifique pour :

- le concepteur : identifier la cause d'une erreur, y remédier par exemple en complétant la base d'apprentissage d'un groupe sous-représenté avant de ré-entraîner l'algorithme ;
- l'utilisateur qui répercutera cette information à l'usager (client, patient, justiciable, citoyen...) selon sa propre déontologie, son intérêt commercial ou une contrainte légale par exemple pour des décisions administratives :
 - à l'aide d'un modèle interprétable : linéaire, arbre de décision,
 - sinon par une approximation locale : LIME, contre-exemple, règles,...
 - et sinon se limiter à l'explication *a minima* du risque d'erreur encouru notamment en santé.

Quelques démonstrations de procédures explicatives sont proposées sur

des sites en accès ouvert. Citons :

- <https://www.gems-ai.com/>
- <https://aix360.mybluemix.net/>
- <https://github.com/MAIF/shapash>

Ne pas perdre de vue que l'impossibilité ou simplement la difficulté à formuler une explication provient certes de l'utilisation d'algorithmes opaques mais dont la nécessité est inhérente à la complexité même du réel. Un réel complexe (*e.g.* les fonctions du vivant) impliquant de nombreuses variables, leurs interactions, des effets non linéaires voire des boucles de contre-réaction, est nécessairement modélisé par un algorithme complexe afin d'éviter des simplifications abusives pouvant gravement nuire aux performances. C'est tout d'abord le réel qui s'avère complexe à expliquer.

3.4 Biais & discrimination

Comme il n'existe pas de définition juridique de l'équité, qui devient par défaut l'absence de discrimination, le monde académique a proposé quelques dizaines d'indicateurs (*e.g.* Zliobait 2017) afin d'évaluer des biais potentiels sources de discrimination alors que beaucoup de ces indicateurs s'avèrent très corrélés ou redondants (Friedler et al. 2019). Il est donc nécessaire d'opérer des choix parmi tous les critères de biais en les justifiant. Empiriquement et après avoir consulté une vaste littérature sur l'IA éthique ou plutôt sur les risques identifiés de discrimination algorithmique, trois niveaux de biais statistique peuvent et doivent être pris en compte en priorité. Formellement, la stricte équité peut s'exprimer par des propriétés d'indépendance en probabilité mais cette approche théorique n'est pas concrètement praticable pour détecter, mesurer, atténuer des risques de biais. Sont finalement considérés trois types de rapports de probabilités (égaux à 1 en cas d'indépendance stricte) dont Besse et al. (2021) proposent des estimations par intervalle de confiance afin d'en contrôler la précision.

Parité statistique et effet disproportionné

Le premier niveau de risque de discrimination algorithmique s'illustre simplement : si un algorithme est entraîné sur des données biaisées, il reproduit très fidèlement ces biais systémiques, de société ou de population par lequel un groupe est historiquement (*e.g.* revenu des femmes) désavantagé ; plus grave, l'algorithme risque même de renforcer le biais en conduisant à des décisions

explicitement discriminatoires. Il importe donc de pouvoir détecter, mesurer, atténuer voire éliminer ce type de biais. L'équité ou parité statistique (ou *demographic equality*) serait l'indépendance entre la ou les variables sensibles S (e.g. genre, origine ethnique) et la variable de prévision \hat{Y} de la décision. Historiquement, l'écart à l'indépendance pour mesurer ce type de biais est évalué aux USA dans les procédures d'embauche depuis 1971 par la notion d'effet disproportionné ou *disparate impact* (Barocas et Selbst, 2016). L'évaluation de l'effet disproportionné consiste à estimer le rapport de deux probabilités : probabilité d'une décision favorable ($\hat{Y} = 1$) pour une personne du groupe sensible ($S = 0$) au sens de la loi sur la même probabilité pour une personne de l'autre groupe ($S = 1$) :

$$DI = \frac{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | S = 0)}{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | S = 1)}.$$

Cet indicateur est intégré au *Civil Rights act & Code of Federal Regulations (Title 29, Labor : Part 1607 Uniform guidelines on employee selection procedures)* depuis 1978 avec la règle dite des 4/5 ème ; si DI est inférieur à 0,8, l'entreprise doit en apporter les justifications économiques. Les logiciels commercialisés aux USA et proposant des algorithmes de pré-recrutement automatique anticipent ce risque juridique (Raghavan et al. 2019) en intégrant une procédure automatique d'atténuation du biais (*fair learning*). Il n'y a aucune obligation ni mention en France de cet indicateur statistique, seulement une incitation de la part du Défenseur des Droits et de la CNIL (2012) envers les services de ressources humaines des entreprises. Il leur est suggéré de tenir des statistiques ethniques, autorisées dans ce cas sous réserve de confidentialité, sous la forme de tables de contingence dont il serait facile d'en déduire des estimations d'effet disproportionné.

La mise en évidence d'un biais systémique est implicitement citée lors de l'étape d'analyse préliminaire des données (art. 10, 2., (f)) mais sans plus de précision sur la façon dont il doit être pris en compte alors que renforcer algorithmiquement ce biais serait ouvertement discriminatoire. De plus serait-il politiquement opportun d'introduire une part de discrimination positive afin d'atténuer la discrimination sociale ? C'est évoqué dans le travail des experts (Commission Européenne, 2019, ligne directrice 52) pour *améliorer le caractère équitable de la société* et techniquement l'objet d'une vaste littérature académique nommée apprentissage équitable (*fair learning*). Cette opportunité

n'est pas reprise explicitement dans l'*AI Act* mais nous verrons dans l'exemple numérique ci-dessous qu'elle ne peut être exclue et peut même être pleinement justifiée en prenant en considération les autres types de biais ci-après.

Erreurs conditionnelles

Les taux d'erreur de prévision et donc les risques d'erreur de décisions sont-ils les mêmes pour chaque groupe (*overall error equality*) ? Autrement dit, l'erreur est-elle indépendante de la variable sensible ? Ceci peut se mesurer par l'estimation (intervalle de confiance) du rapport de probabilités (probabilité de se tromper pour le groupe sensible sur la probabilité de se tromper pour l'autre groupe) :

$$\frac{\mathbb{P}(\hat{Y} \neq Y | S = 0)}{\mathbb{P}(\hat{Y} \neq Y | S = 1)}.$$

Ainsi, si un groupe est sous-représenté dans la base d'apprentissage, il est très probable que les décisions le concernant soient moins fiables. C'est une des premières critiques formulées à l'encontre des algorithmes de reconnaissance faciale et ce risque est également présent dans les applications en santé (Besse et al. 2020) ou en ressources humaines (De-Arteaga et al. 2019). L'identification, la prise en compte et la surveillance de ce risque sont présents (art. 13, 3., (b), ii et art. 15, 1. & 2.) dans le projet de règlement et doivent donc être explicitement détaillés dans la documentation (art. 11).

Rapports de cote conditionnels

Même si les deux critères précédents sont trouvés équitables, les erreurs peuvent être dissymétriques (plus de faux positifs, moins de faux négatifs) au détriment d'un groupe avec un impact d'autant plus discriminatoire que le taux d'erreur est important. Cet indicateur (comparaison des rapports de cote ou *odds ratio* d'indépendance conditionnelle nommé aussi *equalli odds*) est au cœur de la *controverse* concernant l'évaluation COMPAS du risque de récidive aux USA (Larson et al. 2016). Il est également présent dans l'exemple numérique ci-après. Cet indicateur double est mesuré par l'estimation (intervalle de confiance) de deux rapports de probabilités (rapports des taux de faux positifs du groupe sensible sur le taux de faux positifs de l'autre groupe et rapport des

taux de vrais positifs pour ces mêmes groupes) :

$$\frac{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | Y = 0, S = 0)}{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | Y = 0, S = 1)} \quad \text{et} \quad \frac{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | Y = 1, S = 0)}{\mathbb{P}(\hat{Y} = 1 | Y = 1, S = 1)}.$$

L'évaluation de ce type de biais n'est pas explicitement mentionné dans le projet de règlement. Néanmoins il fait partie de la procédure classique d'évaluation des erreurs en classification à l'aide d'une matrice de confusion ou de courbes ROC par groupes et ne peut être négligé.

Notons qu'il est d'autant plus difficile de faire abstraction du dernier type de biais que les trois sont interdépendants et même en interaction avec les autres risques : précision et explicabilité. Ceci est clairement mis en évidence dans l'exemple numérique suivant. Il y a donc une forme d'obligation déontologique ou de cohérence statistique à devoir appréhender ces différents niveaux d'analyse.

4 Exemple numérique

L'exemple jouet ou bac à sable de cette section permet d'illustrer concrètement toute la complexité des principes précédemment évoqués en soulignant leur interdépendance. Ce jeu de données est ancien, largement utilisé pour illustrer tous les travaux visant une atténuation optimale du biais. Le monde académique espère avoir rapidement accès à bien d'autres "bac à sable" représentatifs dont la construction est l'objet de l'article 53 de l'*AI Act*.

4.1 Données

Les [données publiques](#) utilisées imitent le contexte du calcul d'un score de crédit. Elles sont extraites (échantillon de 45 000 personnes) d'un recensement de 1994 aux USA et décrivent l'âge, le type d'emploi, le niveau d'éducation, le statut marital, l'origine ethnique, le nombre d'heures travaillées par semaine, la présence ou non d'un enfant, les revenus ou pertes financières, le genre et le niveau de revenu bas ou élevé. Elles servent de référence ou *bac à sable* pour tous les développements d'algorithmes d'apprentissage automatique équitable. Il s'agit de prévoir si le revenu annuel d'une personne est supérieur ou inférieur à 50k\$ et donc de prévoir, d'une certaine façon, sa solvabilité connaissant ses autres caractéristiques socio-économiques. Ces questions de discrimination dans l'accès au crédit sont toujours d'actualité ([Campisi 2021](#), Hurlin et

al. 2021, Kozodoi et al. 2021) même si le principe du *score de crédit* s'est généralisé dans les années 90 avec l'envol du *data mining* devenu depuis de l'IA!

L'étude complète et les codes de calcul sont disponibles dans un [tutoriel](#) (calepin *Jupyter*) mais l'illustration est limitée à un résumé succinct de l'analyse de la discrimination selon le genre.

4.2 Résultats

Une analyse exploratoire : nettoyage des données, description statistique, préalable doit être incluse dans la documentation. Elle est l'objet d'un autre [tutoriel](#) dont les résultats, à l'exception du biais systémique, ne sont pas reproduits par souci de concision.

Les données ont été aléatoirement réparties en trois échantillons d'apprentissage (29 000), destinés à l'estimation des modèles ou entraînement des algorithmes, de validation (8000) afin d'optimiser certains hyper paramètres et de test (8000) pour évaluer les différents indicateurs de performance et biais. La taille relativement importante de l'échantillon initial permet de considérer un échantillon de validation représentatif, comme demandé dans le règlement, afin d'éviter des procédures lourdes de validation croisée. Les résultats sont regroupés dans la figure 1.

Ils mettent en évidence un biais systémique ou de société important : seulement 11,6% des femmes ont un revenu élevé contre 31,5% des hommes. Le rapport $DI = 0,38$ est donc très disproportionné et peut s'expliquer par des considérations sociologiques : les femmes travaillent en moyenne moins d'heures par semaine (occupations ménagères et enfants !), elles occupent un poste avec moins de responsabilité à diplôme égal (effet plafond de verre ?), elles restent moins payées à travail égal et sont alors discriminées.

Ce biais comparé avec celui de la prévision de niveau de revenu par un modèle classique linéaire de régression logistique `linLogit` : $DI = 0,25$. Significativement moins élevé (intervalles de confiance disjoints), il montre que ce modèle renforce le biais et donc discrimine nettement les femmes dans sa prévision. La procédure naïve (`linLogit-w-s`) qui consiste à éliminer la variable dite sensible (genre) du modèle ne supprime en rien ($DI = 0,27$) le biais discriminatoire car le genre est de toute façon présent à travers les valeurs prises par les autres variables (effet *proxy*). Une autre conséquence de cette

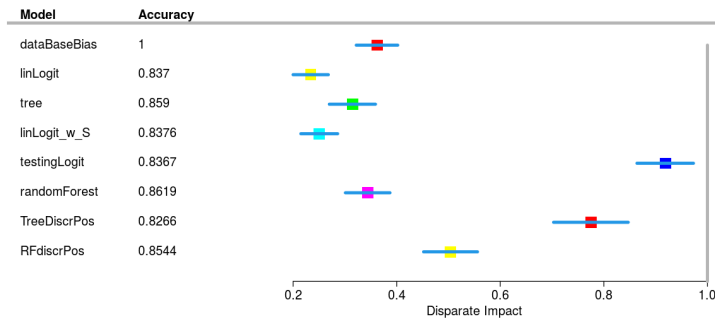


FIGURE 1 – Précision de la prévision (accuracy) et effet disproportionné estimé par un intervalle de confiance sur un échantillon test (taille 9000) pour différents modèles ou algorithmes d'apprentissage.

dépendance aux proxys est que le *testing* ou *counterfactual test* (changement de genre toutes choses égales par ailleurs) ne détecte plus ($DI = 0.90$) aucune discrimination !

Un algorithme non-linéaire élémentaire (*tree*, arbre binaire de décision) augmente le biais mais pas de façon statistiquement significative car les intervalles de confiance ne sont pas disjoints. Sa précision est meilleure que celle du modèle de régression logistique mais, si l'objectif est une interprétation utile, il est nécessaire de réduire la complexité de l'arbre en pénalisant le nombre de feuilles. Dans ce cas la précision se dégrade pour atteindre celle de la régression logistique.

Un algorithme non linéaire plus sophistiqué (*random forest*) est très fidèle au biais des données avec un indicateur ($DI = 0,36$) proche de celui du biais de société et fournit une meilleure précision : 0,86 au lieu de 0,84 pour la régression logistique. Cet algorithme ne discrimine pas plus, apporte une meilleure précision, mais c'est au prix de l'interprétabilité du modèle. Opaque comme un réseau de neurones, il ne permet pas d'expliquer une décision à partir de ses paramètres comme cela est facile avec le modèle de régression ou

un arbre binaire de décision de taille raisonnable.

Une question délicate concerne le choix politique de procéder ou non à une atténuation du biais systémique dans le cas d'un score de crédit. Contrairement à Hurlin et al. (2021), Goglin (2021) l'aborde de façon très incomplète en ne considérant, de manière exclusive, que le biais des erreurs selon le genre. Cet auteur "justifie" de ne pas considérer le biais systémique car le corriger conduirait des femmes à des situations de surendettement tandis que le 3ème type de biais est purement oublié. Une analyse plus fine montre, à travers cet exemple, toute l'importance de prendre en compte simultanément les trois types de biais afin d'éviter un positionnement quelque peu "paternaliste".

En principe, la précision de la prévision pour un groupe dépend de sa représentativité. Si ce dernier est sous-représenté, l'erreur est plus importante ; c'est typiquement le cas en reconnaissance faciale mais pas dans l'exemple traité. Alors qu'elles sont deux fois moins nombreuses dans l'échantillon, le taux d'erreur de prévision est de l'ordre de 7,9% pour les femmes et de 17% pour les hommes (algorithme d'arbre binaire). Il est alors indispensable de considérer le troisième type de biais pour se rendre compte que c'est finalement au désavantage des femmes. Le taux de faux positifs est plus important pour les hommes (0,08) que pour les femmes (0,02). Ceci avantage les hommes qui bénéficient plus largement d'une décision favorable même à tort. En revanche, le taux de faux négatifs est plus important pour les femmes (0,41), à leur désavantage, que pour les hommes (0,38).

Conclusion importante et source d'une rupture d'équité : dans une telle situation, une banque prendrait *plus de risques au bénéfice des hommes*.

Une atténuation de ce biais se justifie donc afin de rendre comparables les chances d'obtention d'un crédit selon le genre et ce même à tort. Plutôt que d'équilibrer ces chances en pénalisant celles des hommes, une part de discrimination positive est introduite au bénéfice des femmes pour plus d'équité en cherchant à rendre égaux les taux de faux positifs selon le genre et évalués sur l'échantillon de validation.

Les deux dernières lignes proposent une façon simple (*post-processing*), parmi une littérature très volumineuse, de corriger le biais pour plus de *justice sociale*. Deux algorithmes sont entraînés, un par genre et le seuil de décision (revenu élevé ou pas, accord ou non de crédit...) est abaissé pour les femmes : 0,3 pour les forêts aléatoires, 0,2 pour un arbre binaire, au lieu de celui par

défaut de 0,5 pour les hommes. Cette correction des faux positifs impacte également les taux d'erreur qui deviennent plus équilibrés selon le genre et provoque également une atténuation de l'effet disproportionné pour une *société plus équitable*. L'arbre binaire utilisé (`TreeDiscrPos`) est celui pénalisé (peu de feuilles) afin d'obtenir une interprétation facile au prix de la précision. Les seuils et le paramètre de pénalisation ont été déterminés sur l'échantillon de validation avant d'être appliqués indépendamment à l'échantillon test.

4.3 Discussion

Nous pouvons tirer quelques enseignements de cet exemple jouet imitant le calcul d'un score d'attribution de crédit bancaire.

- Sans précaution, si un biais est présent dans les données, il est reproduit et même renforcé par un modèle linéaire élémentaire.
- La suppression naïve de la variable sensible (genre) pour réduire le biais n'y change rien d'où l'importance (art. 10, 5.) d'autoriser la prise d'un risque contrôlé de confidentialité pour intégrer des données personnelles sensibles afin de pouvoir détecter des biais.
- Un algorithme sophistiqué, non linéaire et impliquant les interactions entre les variables, ne fait que reproduire le biais mais, opaque, ne permet plus de justification des décisions si l'effet disproportionné est juridiquement attaquant comme aux USA ($DI < 0,8$). Seul un simple arbre binaire pénalisé pour contrôler le nombre de feuilles permet de concilier accroissement peu important du biais et explicabilité sans trop pénaliser la précision.
- Une procédure de *testing* (Rich, 2014), qui consiste à envoyer des milliers de paires de CV comparables à l'exception de la modalité de la variable sensible (e.g. origine ethnique) est largement utilisée pour mesurer des situations de discrimination à l'embauche. Elle est même la doctrine officielle promue par le [Comité National de l'Information Statistique](#) et commanditée par la [DARES](#) (Direction de l'Animation, des Études, de la Recherche et des Statistiques) du Ministère du travail. Elle est complètement inadaptée à la détection *ex-post* d'une discrimination algorithmique. Seule une analyse rigoureuse d'une documentation loyale (art. 11) décrivant les données, la procédure d'apprentissage, les performances peut donc s'avérer convaincante sur les capacités non discriminatoires d'un algorithme.

- Sur cet exemple, le choix d'un *post-processing* permettant d'atténuer le biais des rapports de cotes conditionnels (même taux de faux positifs) selon le genre impacte les trois types de biais pour en réduire simultanément l'importance. C'est une façon de légitimer l'introduction d'une dose de discrimination positive qui réduit le désavantage fait aux femmes sans pour autant nuire aux hommes.
- Finalement dans cet exemple illustratif, un arbre pénalisé pour être suffisamment simple (nombre réduit de feuilles) et assorti d'une touche de discrimination positive fournit une aide à la décision explicable à un client et équitable en terme de risques de la banque vis-à-vis de son genre.
- Certes, dans le cas d'un score de crédit, cela aurait pour conséquence d'accroître le risque de la banque en réduisant la qualité de prévision et augmentant le taux de faux positifs pour les femmes mais lui fournirait des arguments tangibles de communication pour une image "éthique" : des décisions inclusives donc plus équitables et plus explicables sans trop nuire à la précision.

5 Conclusion

Comme le rappelle Meneceur (2021-b) dans une comparaison exhaustive des démarches institutionnelles, les très nombreuses approches éthiques visant à encadrer le développement et l'application des systèmes d'IA ne sont pas des réponses suffisantes et convaincantes pour développer la confiance des usagers. Ceci motive la démarche de la CE aboutissant à la publication de ce projet de règlement alors que le *Conseil de l'Europe envisage également un mélange d'instruments juridiques contraignants et non contraignants pour prévenir les violations des droits de l'homme et des atteintes à la démocratie et à l'État de droit*; la nécessité de conformité se substitue à l'éthique.

L'analyse du projet de règlement européen montre des avancées significatives pour plus de transparence des systèmes d'IA :

- importance fondamentale des données et donc de leur analyse préalable fouillée et documentée,
- évaluation et documentation explicite des performances et donc des risques d'erreur ou de manquement : robustesse, résilience,
- documentation explicite sur les capacités d'interprétation d'un système,

- d'une décision, à la mesure des technologies et méthodes disponibles,
- prise en compte de certains types de biais : équité sociale dans les données, performances selon des groupes et suivi des risques possibles de discrimination associés,
- enregistrement de l'activité pour une traçabilité du fonctionnement,
- contrôle humain approprié pour réduire et anticiper les risques,
- obligation de fournir la documentation exhaustive à l'utilisateur (système d'IA de l'annexe III), qui est auditée *ex-ante* par un organisme notifié pour les systèmes d'IA de l'annexe II, pour l'obtention du marquage "CE".

Néanmoins ce projet de règlement principalement motivé par une harmonisation des relations commerciales au sein de l'Union selon le principe de sécurité des produits ou de la responsabilité du fait des produits défectueux ne prend pas en compte des dommages pouvant impacter les usagers. Les conséquences ou objectifs de la démarche adoptée par la CE rejoignent d'ailleurs les [exigences de la FTC](#) (*Federal Trade Commission*) (Jillson, 2021) de loyauté et transparence vis-à-vis des performances d'un système d'IA commercialisé. Aussi certains droits fondamentaux, bien que retenus comme *exigence essentielle* dans le livre blanc se trouvent pour le moins négligés et ce d'autant plus que les systèmes d'IA à haut risque de l'annexe III ne sont pas concernés par la certification d'un organisme notifié indépendant.

- Plus largement que les seules applications de l'IA, une prise en compte d'une forme de frugalité numérique afin de réduire les impacts environnementaux ne semblent pas, dans ce projet d'*AI Act*, une préoccupation majeure de la CE. Cela concerne la consommation énergétique pour le stockage massif et l'entraînement des algorithmes et la sur-exploitation des ressources minières nécessaires à la fabrication des équipements numériques.
- Il est certes conseillé de rechercher des biais potentiels dans les données (art. 10, 2., (f)) avec même la possibilité de prendre en compte des données personnelles sensibles (art.10, 5.) pour traquer des biais systémiques sources potentielles de discrimination. Néanmoins, l'absence de précisions sur la façon de mesurer ces biais, de les atténuer ou les supprimer dans les procédures d'entraînement laisse un vide potentiellement préjudiciable à l'utilisateur. Alors qu'il est déjà fort complexe pour un usager d'apporter la preuve d'une présomption de discrimina-

tion, par exemple par *testing*, lors d'une décision humaine, l'exemple numérique ci-dessus montre que c'est mission impossible face à une décision algorithmique. Seule une procédure rigoureuse d'audit de la documentation décrivant les données, la procédure d'apprentissage et les dispositions mises en place pour gérer, atténuer les biais, peut garantir une protection *a minima* des usagers finaux contre ce type de discrimination. Cette mise en conformité agit comme un renversement de la charge de la preuve mais qui ne bénéficie, pour les systèmes d'IA de l'annexe III, qu'à l'information de l'utilisateur pas, dans l'état actuel, à la protection de l'utilisateur.

- Notons que le [Laboratoire Nationale de Métrologie et d'Essai](#) (LNE) a pris les devants en proposant un [référentiel de certification de processus pour l'IA](#). Ce référentiel concerne le processus de conception d'un système d'IA et non la certification du produit final requérant la connaissance de normes encore à définir. Le LNE jouera donc le rôle d'organisme notifié pour les systèmes de transport de l'annexe II et sa filiale [GMED](#) pour les dispositifs de santé sous la responsabilité de l'Agence Nationale de Sécurité des Médicaments comme autorité notifiante.
- La Défenseure Des Droits pourrait-elle intervenir pour la recherche d'une présomption d'atteinte aux droits fondamentaux d'un usager d'un système d'IA de l'annexe III ? Pourrait-elle avoir accès à la documentation du système d'IA concerné ? À moins que ne lui soit opposé le secret commercial au détriment certain de la confiance du public.

L'exemple numérique jouet a également pour mérite de montrer clairement l'*interdépendance* de toutes les contraintes : confidentialité, qualité, explicabilité, équité (types de biais), que devrait satisfaire un système d'IA pour gagner la confiance des usagers. Il montre aussi que le problème ne se réduit pas à un simple objectif de minimisation d'un risque quantifiable pour l'obtention d'un meilleur compromis. C'est plutôt la recherche d'une moins mauvaise solution imbriquant des choix techniques, économiques, juridiques, politiques qu'il sera nécessaire de clairement expliciter dans la documentation rendue obligatoire par l'adoption à venir d'un *AI Act* qui serait, de toute façon et malgré les limites actuelles du projet de texte, une avancée notable pour plus de transparence.

Références

- Bachoc F., Gamboa F., Halford M., Loubes J.-M., Risser L. (2020). [Entropic Variable Projection for Model Explainability and Interpretability](#), arXiv preprint : 1810.07924.
- Barocas S., Selbst A. (2016). [Big Data's Disparate Impact](#), 104 *California Law Review*, 104 671.
- Barredo Arrieta A., Díaz-Rodríguez N., Del Ser J., Bennetot A., Tabik S., Barbado A., Garcia S., Gil-Lopez S., Molina D., Benjamins R., Chatila R., Herrera F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI) : Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward
- Bénesse C., Gamboa F., Loubes J.-M., Boissin T. (2021). [Fairness seen as Global Sensitivity Analysis](#), ArXiv, à paraître. responsible AI, *Information Fusion*, Vol. 58, pp 82-115.
- Besse P., Besse Patin A., Castets Renard C. (2020). [Implications juridiques et éthiques des algorithmes d'intelligence artificielle dans le domaine de la santé](#), *Statistique & Société*, 3, pp 21-53.
- Besse P., Castets-Renard C., Garivier A., Loubes J.-M. (2019). [L'IA du Quotidien peut elle être Éthique? Loyauté des Algorithmes d'Apprentissage Automatique](#), *Statistique et Société*, 6-3.
- Besse P., del Barrio E., Gordaliza P., Loubes J.-M., Risser L. (2021) [A survey of bias in Machine Learning through the prism of Statistical Parity for the Adult Data Set](#), *The American Statistician*, DOI : 10.1080/00031305.2021.1952897, [version en accès libre](#).
- Breiman L. (2001). Random forests, *Machine Learning* 45, 532.
- Castets-Renard C. (2021). [Nouvelles règles et actions pour l'excellence et la confiance en l'IA](#), blog, consulté le 29/05/2021.
- Commission Européenne (2019). [Lignes directrices pour une IA de confiance](#).
- Commission Européenne (2020). [Livre blanc sur l'intelligence artificielle : une approche européenne d'excellence et de confiance](#).
- De-Arteaga M., Romanov A. et al. (2019). [Bias in Bios : A Case Study of Semantic Representation Bias in a High-Stakes Setting](#), *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, pp 120128.
- Défenseur des Droits, CNIL (2012). [Mesurer pour progresser vers l'égalité des chances. Guide méthodologique à l'usage des acteurs de l'emploi](#).
- Défenseur des Droits (2020). [Algorithmes : Prévenir l'automatisation des discriminations](#).
- Friedler S., Scheidegger C., Venkatasubramanian S., Choudhary S., Hamilton E., Roth D. (2019). [Comparative study of fairness-enhancing interventions in machine learning](#). *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, p. 329-338.
- Haute Autorité de Santé (2020) [Guide : LPPR Dépôt d'un dossier auprès de la Commission nationale d'évaluation des dispositifs médicaux et des technologies de santé](#).
- Health Center for Devices and Radiological (2019). [Artificial Intelligence and Machine Learning in Software as a Medical Device](#), FDA.
- Hurlin C., Pérignon C., Saurin S. (2021) [The fairness of credit score models](#), preprint SSRN.
- Jillson E. (2021). [Aiming for truth, fairness, and equity in your company's use of AI](#), blog, consulté le 29/05/2021.
- Kozodoi N., Jacob, J. Lessman, S. (2021). [Fairness in credit scoring : assessment, implementation and profit implications](#), preprint arXiv.
- Larson J., Mattu S., Kirchner L., Angwin J. (2016). [How we analyzed the compas recidivism algorithm](#). ProPublica, en ligne consulté le 28/04/2020.
- Meneceur Y. (2021-a) [Proposition de règlement de l'IA de la Commission européenne : entre le trop et le trop peu ?](#), blog consulté le 28/05/2021
- Meneceur Y. (2021-b). [Analyse des principaux cadres supranationaux de régulation de l'intelligence artificielle : de l'éthique à la conformité](#), projet d'étude, Institut des Hautes Études sur la Justice (IHEJ), version d'étude du 27/05/2021.
- Raghavan M., Barocas S., Kleinberg J., Levy K. (2019) [Mitigating bias in Algorithmic Hiring : Evaluating Claims and Practices](#), *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*.
- Riach P.A., Rich J. (2002). [Field Experiments of Discrimination in the Market Place](#), *The Economic Journal*, Vol. 112 (483), p F480-F518.
- Rich J. (2014). [What Do Field Experiments of Discrimination in Markets Tell Us? A Meta Analysis of Studies Conducted since 2000](#), *IZA Discussion Paper*, No. 8584.

- Zliobaité I. (2017). [Measuring discrimination in algorithmic decision making](#), *Data Min. Knowl. Disc.*, 31, p 106089.