

IA en santé. Définitions, réalisations et perspectives

Jean Charlet^{1,2}

¹ Sorbonne Université, INSERM, Université Paris 13, Sorbonne Paris Cité, UMR_S 1142, LIMICS, Paris

² Assistance Publique-Hôpitaux de Paris, DRCI, Paris, France

Résumé : L'intelligence artificielle va impacter notre santé et les conséquences, qu'elles soient relationnelles (patient - médecins) ou éthiques méritent d'être interrogées. Mais vu la méconnaissance générale sur ce qu'est l'intelligence artificielle, nous proposons de d'abord définir ce que c'est puis de développer une ontologie pour supporter cette définition. Nous pourrions alors donner quelques exemples d'évolution des recherches en intelligence artificielle et finir par aborder quelques problèmes d'éthiques.

Mots-clés : intelligence artificielle, IA, ontologie, éthique.

1 Introduction

Quand on parle d'intelligence artificielle, on se trouve face à un phénomène médiatique impressionnant : l'expression des fantasmes des gens à qui on a fait miroiter d'extraordinaires résultats, des robots en tout genre, l'homme augmenté et, parfois même, la fin de la race humaine telle que nous la connaissons, entièrement biologique. Pourtant l'intelligence artificielle (IA par la suite) ce sont d'abord des calculs, des algorithmes, programmés par des êtres humains et sur lesquels nous avons un certain pouvoir. Il n'empêche que ces algorithmes posent un certain nombre de problèmes par rapport à leur usage et à leur place dans la société.

La santé, en raison de la difficulté de la tâche a toujours été un domaine majeur des recherches en IA et maintenant des applications que l'on peut y développer. Même en restant raisonnable, on voit apparaître des applications dont on nous dit qu'elles vont faire des diagnostics à la place des médecins. Cette dernière information mérite d'être discutée, en même temps qu'il faut se poser la question de la place que va prendre l'IA dans notre santé et notre bien-être. Dans tous les cas, il semble bien que l'IA va impacter notre rapport à notre santé. Et les conséquences, qu'elles soient relationnelles (patients, médecins) ou éthiques méritent d'être interrogées. C'est ce que nous allons essayer de faire ici en définissant ce qu'est l'IA, puis, en développant une ontologie de l'IA pour partager cette définition et, enfin, en donnant quelques exemples d'évolution des recherches dans le domaine. Pour finir, nous aborderons quelques problèmes d'éthique.

2 Définition de l'IA : imiter les fonctions humaines vs développer de meilleurs algorithmes

L'IA est née en 1956 avec le programme de vouloir simuler l'activité du cerveau avec l'hypothèse que nous raisonnions avec des règles d'inférence ou plus tard, à partir des années 80 avec des réseaux de neurones formels. Ainsi, l'IA produit d'abord des programmes informatiques visant à effectuer des tâches nécessitant un certain niveau d'« intelligence ». Après des débuts tonitruants et des promesses non tenues, l'IA s'est séparé en deux courants : d'un côté, les tenants d'une machine qui, non seulement, met en œuvre des raisonnements comme les humains mais a aussi une conscience de ses raisonnements ; c'est ce qu'on appelle l'IA forte. D'un autre côté, les tenants d'une machine rendant de nombreux services aux humains en mettant en œuvre des raisonnements plus ou moins proches des êtres humains ; c'est l'IA faible.

L'IA forte suscite de nombreux débats autour de l'apparition possible d'une singularité où la machine, supérieure à l'être humain et consciente de cette supériorité le supplanterait dans la société. A ce jour, de nombreux chercheurs en IA pensent même que c'est impossible. Il n'empêche que c'est une voie de recherche qui continue d'être explorée.

L'IA faible va mettre en œuvre toutes les technologies à sa disposition pour essayer de rendre le service attendu par l'utilisateur. L'IA est alors un champ de recherche multidisciplinaire qui va mobiliser plusieurs disciplines – informatique, mathématique, sciences cognitives... – sans oublier les connaissances spécialisées des domaines auxquelles on souhaite l'appliquer. Enfin, les algorithmes qui la sous-tendent reposent sur des approches tout aussi variées : analyse sémantique, représentation symbolique, apprentissage statistique ou exploratoire, réseaux de neurones, etc.

3 IA symbolique

L'IA symbolique désigne schématiquement une catégorie d'approches fondée sur des « modèles de connaissances » explicites, que ce soit des modèles d'interaction entre agents pour des systèmes multi-agents (et/ou robotiques), des modèles syntaxiques, sémantiques et linguistiques pour le traitement automatique des langues ou des ontologies informatiques pour la représentation des connaissances. Ces modèles peuvent ensuite, entre autres, être utilisés par des systèmes de raisonnement logique pour produire des nouveaux faits à partir des caractéristiques fournies en entrée. Ils ont été à la base des principaux développements en IA jusque dans les années 80. Un des exemples les plus emblématiques est celui des systèmes experts qui ont suscité de grands espoirs à cette époque. Ensuite, tout en restant dans le paradigme de l'IA symbolique, ils ont évolué d'un système apte à produire un raisonnement symbolique à partir de faits et de règles connus et censés remplacer le médecin, vers un système, toujours symbolique mais associé au médecin et l'aidant à respecter un mode de raisonnement fondé sur les connaissances médicales de sa communauté professionnelle. Dans le premier cas, des règles définies par un médecin étaient transcrites en code pour produire automatiquement des diagnostics. Dans le second cas, c'est un paradigme différent qui est mis en œuvre et traduit une évolution majeure sur 3 points :

- les modèles sont des classifications a priori des objets, qui sont rangés dans des catégories fixes suivant des caractéristiques définies. Ce sont maintenant des ontologies informatiques qui, en médecine peuvent contenir des milliers, voire des dizaines de milliers d'objets – *i.e.* de concepts ;
- la médecine s'est fortement protocolisée cette dernière décennie et les spécialités médicales élaborent des guides de bonnes pratiques qui peuvent servir de base à la modélisation d'une base de connaissances ;
- enfin, on a changé de mode d'appréhension du raisonnement formel et du raisonnement médical humain : on construit une base de connaissances qui prend en compte les guides de bonnes pratiques et met à la disposition du médecin un système qui va « collaborer » avec lui dans le but de l'aider dans sa tâche. Ce qui n'est pas sans poser des problèmes éthiques (Cf. *infra*).

4 IA numérique

L'IA numérique correspond aux approches fondées sur des algorithmes qui exploitent la configuration des données sur lesquelles on veut raisonner pour chercher des régularités entre ces données et les comportements du système visé. Ces algorithmes sont grossièrement des algorithmes d'apprentissage automatique qui se catégorisent principalement en *apprentissage supervisé* et *apprentissage non supervisé*¹.

Dans l'apprentissage supervisé, on doit distinguer des classes d'objets au sein d'un référentiel connu et en présence d'exemples pour lesquels on connaît les bons résultats, c'est-à-dire que les données sont étiquetées ou annotées. Cette partie des données exemples sur

1. Ce découpage est simplifié et il y a d'autres approches mais nous nous en tenons là pour plus de simplicité.

lesquels on va apprendre la valeur des critères visés est l'échantillon d'apprentissage. On va par exemple avoir des données de patients dont on connaît les signes et les maladies qu'ils ont — issues par exemple de données d'hospitalisation — pour essayer de proposer, avec une certaine probabilité, le bon diagnostic de nouveaux patients dont on connaît les signes de départ. La validité du résultat se vérifiera sur une autre partie de l'échantillon, l'échantillon test, qui n'a pas servi à l'apprentissage et pour lequel on comparera le résultat obtenu au bon résultat donné par les experts — *e.g.* médecins — le *gold standard*. En fonction de la complexité des données et des caractéristiques à apprendre, on a des algorithmes statistiques bayésiens connus et utilisés depuis très longtemps ou des algorithmes dits d'apprentissage profond — *deep learning* en anglais — dont l'usage explose depuis une dizaine d'années, en particulier dans le cadre des aides que proposent les GAFAs aux utilisateurs de leurs outils.

Dans l'apprentissage non supervisé, au contraire, on dispose bien d'exemples mais sur des données non annotées et pour lesquelles on ne connaît pas un référentiel d'annotation possible. L'algorithme doit découvrir la structure cachée des données. Lors de la phase d'apprentissage, le but est d'établir cette structure, via des catégories. Par exemple, on pourrait avoir un ensemble de femmes avec un cancer du sein et vouloir trouver des variables explicatives, géographiques, génétiques, d'habitude de vie, d'exposition à des environnements potentiellement toxiques (appelé maintenant souvent l'exposome du patient) ou autres. Un des grands intérêts de ces approches est qu'elles ne nécessitent pas, pour l'apprentissage, de corpus annotés *a priori*, toujours difficiles à constituer.

5 Du symbolique au numérique

L'IA numérique peut être vu comme préparant ses raisonnements à partir des données, alors que l'IA symbolique prépare ses raisonnements à partir de modèles formels — *i.e.* décrits par des modèles logiques — développés en amont. Autrement dit, l'IA numérique travaille à partir de l'expérience, sans modèle *a priori*, l'IA symbolique à partir de règles formelles logiques et de modèles de connaissances (de domaine comme de tâche). Au vu du nombre de données disponibles depuis quelques années — le contexte de ce qu'on appelle le big data — l'IA numérique a pour elle l'efficacité et des résultats indubitables, l'IA symbolique est capable d'expliquer ses raisonnements, même s'ils sont beaucoup moins efficaces, ce que l'IA numérique fait mal. Dans des situations où il y a peu de données — *e.g.* les maladies rares —, les algorithmes de l'IA numérique sont rapidement mis à mal.

La réalité est évidemment plus complexe que cela : des travaux récents en IA numérique tendent à expliciter des modèles de raisonnement et les travaux en IA symbolique utilisent les algorithmes de l'IA numérique pour construire les modèles — *e.g.* la construction d'ontologies à partir d'algorithmes numériques de fouille de texte.

6 Les tâches et domaines d'application de l'IA

Ces définitions n'épuisent ni les recherches en IA, ni les tâches que l'on confie à des systèmes d'IA, ni, enfin, les domaines d'application. Quand on essaie de décrire les recherches en IA en extension, après une définition précise en intension comme nous l'avons essayé ici, on trouve plusieurs genres de recherches : *a)* des thèmes tels qu'abordés précédemment, *b)* les recherches en IA abordées par la tâche dédiée au système que l'on étudie, par exemple les systèmes d'aide à la décision, enfin *c)* les recherches sur des algorithmes précis comme les réseaux de neurones convolutifs.

Ces réflexions sont réifiées dans une ontologie de l'IA construite pour alimenter le débat. Les copies d'écran des principaux sous-arbres² sont reportés sur la figure 1. Sur la partie gauche de la figure, on retrouve les principales thématiques de recherche de l'IA, toutes, qu'elles soient comme algorithmes, tâches ou sous-domaines de l'IA, correspondent à des

2. En pratique des treillis comme l'autorise le modèle logique des ontologies.

équipes de recherche³. Sur la partie droite de cette même figure, sont reportées les thématiques de recherche qui lient l'IA à d'autres réflexions, par exemple l'éthique ou la médecine pour parler des 2 domaines extérieurs à l'IA qui nous intéressent ici. Enfin, sous un concept spécial — `Domaine_mediatico_industriel` —, on trouve des concepts dont se sont emparées les sphères, parfois industrielle mais surtout médiatique pour parler de l'IA et, souvent hélas, à mauvais escient. Ainsi, les systèmes experts du siècle dernier dont beaucoup pensaient qu'ils étaient les futures intelligences de demain mais dont les maigres résultats de l'époque ont déclenché ce que d'aucun appellent le second hiver de l'IA ou le Big Data dont on ne sait pas trop ce que ça veut dire sauf que souvent les données n'y sont même pas «big» ou, enfin, le *Deep Learning* qui correspond à un type d'algorithmes de l'IA et auquel beaucoup identifient la totalité de l'IA (et nous espérons avoir montré que c'est un abus).

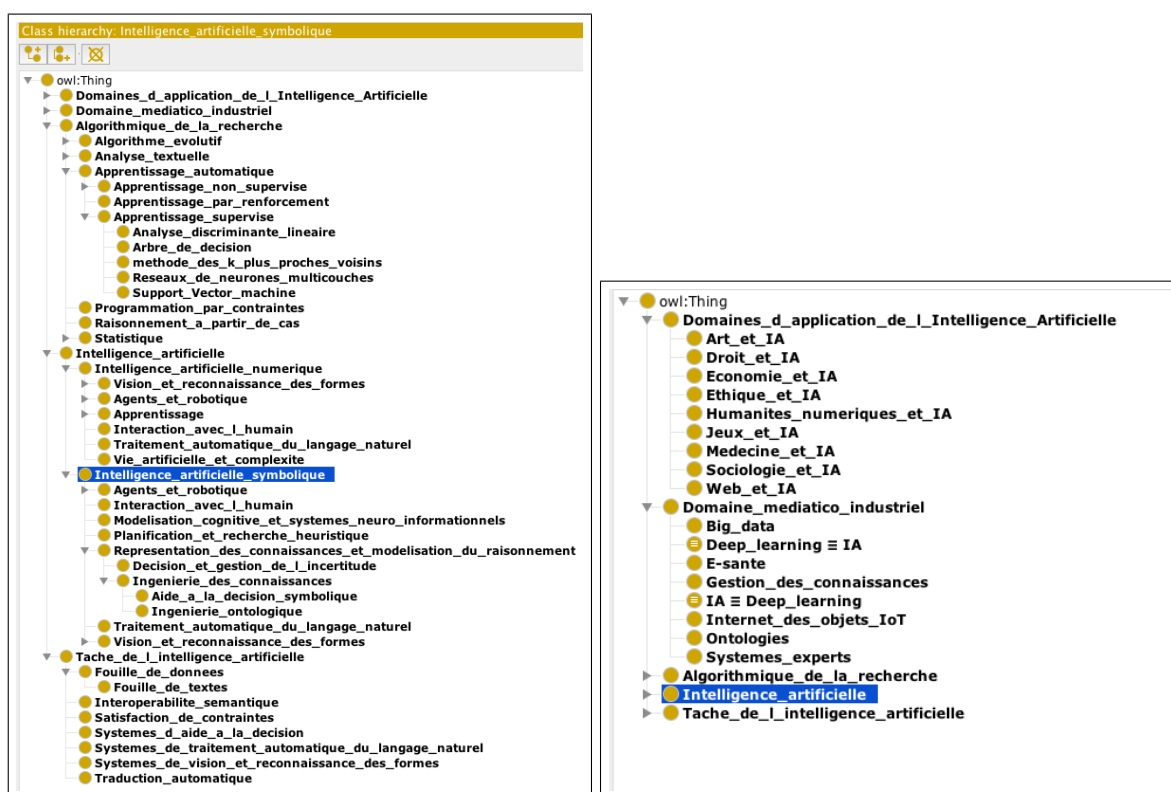


FIGURE 1 – A gauche, le modèle ontologique de l'IA où sont développées les différentes thématiques de recherche selon la dichotomie IA symbolique vs numérique. Une thématique peut être symbolique et numérique si les recherches qui y sont menées sollicitent l'un ou l'autre type d'algorithmiques. Est recherche en IA, tout travail de type intelligence artificielle mais aussi tout travail s'attachant à résoudre les tâches de l'IA ou tout travail sur les algorithmes. A droite, les principaux domaines d'application de l'IA qui ont justifié des recherches conjointes avec les chercheurs de ces mêmes domaines. Et enfin, l'arborescence des concepts de l'IA vus par les médias, avec les définitions floues et les attentes inconsidérées qu'on leur connaît.

3. Les rapports de #France IA sont une source documentaire majeure sur les recherches en IA (?France-IA, 2017)

7 IA et médecine, un mariage d'amour déjà ancien et toujours renouvelé

La médecine, au vu de la difficulté de la tâche de diagnostic (pour commencer) a rapidement été un des domaines de challenge de l'IA. Sans vouloir faire d'historique, nous donnons quelques dates clés qui sont sujettes à un intervalle d'erreur d'un an (rien que cela) mais qui permettent de positionner quelques événements : 1956, naissance de l'IA ; 1965, le premier système expert, DENDRAL ; 1973, MYCIN, le plus connu des systèmes experts en médecine du siècle dernier ; 1974-1980, le premier « hiver » de l'IA ; 1981, le premier système expert en médecine en France, SAM de O. Gascuel ; 1987, les premiers tests de LÉZARD, le système expert de l'auteur ; 1988-1995, le second « hiver » de l'IA ; 2006, le début du boom des réseaux de neurones convolutifs.

Depuis ces dates, des progrès conséquents ont été faits en IA faible pour la mise en œuvre de systèmes d'IA pour tous les types de personnes (patient, médecin, professionnel de santé), dans différents cadres d'application, pour une personne seule travaillant ou gérant sa maladie à son domicile ou, pour un professionnel, dans le cadre des systèmes d'information hospitaliers. Les systèmes d'apprentissage, sont revenus sur le devant de la scène médiatique avec des résultats impressionnants et des questionnements éthiques majeurs (Cf. *infra*). En prenant appui sur le rapport de la CNIL (2017), nous mettons en avant quelques tâches, parmi celles qui donnent des résultats en médecine⁴.

7.1 Annotation sémantique

Cette tâche est liée au traitement automatique du langage naturel (TALN) et consiste à repérer des concepts importants dans un texte médical pour diverses motivations comme le repérage des problèmes importants du patient ou sa sélection pour un essai clinique. Un projet comme LERUDI (Gayet *et al.*, 2017) est typique de ces approches qui combinent TALN et construction d'ontologies : il vise à développer un système d'information (SI) offrant aux professionnels de santé, médecins urgentistes, une vision synthétique du dossier patient informatisé, et la possibilité d'un parcours rapide de celui-ci, pour permettre des prises de décisions médicales soumises à d'importantes contraintes de temps. Le champ d'expérimentation de ce projet est la lecture d'un dossier hospitalier par un médecin urgentiste.

Le développement du système et de l'ontologie a évidemment fortement dépendu des motivations du système et des utilisateurs. Dans un contexte où les urgentistes ont 2mn pour prendre une décision qui engage la vie du patient, il s'est avéré que les prescriptions médicamenteuses antérieures du patient sont un excellent marqueur de la plupart des problèmes graves/importants de son passé (cancer, problème cardiaque, allergie, etc.)

7.2 Aide à la décision

Comme abordé précédemment (cf. 3), les systèmes d'aide à la décision sont des évolutions des systèmes expert. Ils agissent maintenant en tant que moyens de diffusion des guides de pratique clinique, et sont susceptibles d'améliorer les pratiques médicales. Cependant, ils ne sont pas toujours efficaces et peuvent souffrir de limitations parmi lesquelles le manque de flexibilité et les faiblesses dans l'intégration de plusieurs guides de pratique clinique (GPC). Le travail décrit ici (Galopin *et al.*, 2015) est développé pour la prise en charge des patients atteints de multiples maladies chroniques. Il est fondé sur une modélisation ontologique des contenus CPG en tant que règles. L'ontologie fournit la flexibilité requise pour adapter les données du patient et permettre la fourniture de recommandations appropriées exprimées à différents niveaux d'abstraction. Pour résoudre les conflits décisionnels qui se produisent lors de la combinaison de plusieurs sources de recommandations, une méthode fondée sur la représentation des profils de patients correspondant aux règles est mise en œuvre.

4. Par manque de place, nous n'abordons pas la robotique qui est un champ qui donne des résultats et qui évidemment monte dans les usages, avec, principalement, a) l'aide à tous les mouvements (chirurgicaux, déplacements, etc.) et b) les robots compagnons.

Ce travail est historiquement intéressant. Pendant des années, pendant ce qu'on a appelé le second hiver de l'IA, les recherches sur les modèles de domaines – *e.g.* ontologies — et les recherches sur l'aide à la décision étaient le fait de chercheurs qui ne collaboraient pas sur ces sujets, y compris dans un même laboratoire. Depuis les années 2010, les recherches et les développements sur les ontologies sont suffisamment avancés pour qu'elles jouent réellement le rôle qui leur était dévolu, à savoir fournir le référentiel des objets manipulés par le raisonnement. La standardisation des langages du Web sémantique n'est pas non plus étrangère à ces nouvelles collaborations au sein de systèmes d'IA efficaces.

7.3 Générer de la connaissance pour la médecine génomique

L'intégration de données phénotypiques (cliniques) et génomiques d'un patient n'est pas si facile. Même si on met de côté le fait que les données cliniques sont souvent dans des textes libres, elles sont dans le meilleur des cas, organisées dans des hiérarchies (ontologies ou classifications) qui organisent aux mieux les signes d'un patient. Si cela est intéressant car permet de hiérarchiser les signes, cela complexifie les algorithmes qui cherchent à appairer les données cliniques et génomiques pour découvrir des associations phénotype-gène. Le travail rapporté ici (Petegrosso *et al.*, 2016), cherche à améliorer la prédiction de ces associations en alignant par une sorte de transitivité les couples signes-gènes issus des bases associées à HPO aux couples gènes-gènes issus d'une base d'interaction protéinique (*Protein Protein Network* – PPI) puis aux couples gènes-fonctions issus d'une ontologie du projet GO (*Gene Ontology*). Le but final est de valider un algorithme d'enrichissement d'associations en vérifiant qu'il permet de retrouver des associations récentes à partir d'associations plus anciennes. Les algorithmes mis en œuvre dans cet article et bien d'autres sont des algorithmes d'apprentissage supervisé. Ce travail fait partie d'un ensemble de recherches qui utilisent les nombreuses bases de connaissances sur les associations respectives entre les signes, les gènes et protéines, pour les enrichir et en tirer de nouvelles associations.

Ces recherches sont nécessaires pour faire « fonctionner » les types d'approche que l'on envisage de mettre en œuvre dans le cadre du Plan France Médecine Génomique 2025 (PFMG 2025 – Aviesan (2017)). En effet, le PFMG 2025 vise à doter la France de moyens de déployer les instruments du parcours de soins génomique en se dotant des capacités de séquençage et en mettant en place un outil spécifique, un Collecteur analyseur de données (CAD) capable de traiter et d'exploiter le volume considérable de données générées en les appariant avec les données médicales et d'offrir les premiers services dans le cadre du parcours de soin et pour la recherche. Une des difficultés ici est l'appariement des données cliniques et génomiques. Cette tâche sollicite et sollicitera les mêmes travaux que dans l'article précédent ou d'autres dans le but : *a*) de se munir/stabiliser des classifications ou des ontologies (HPO dans l'article mais d'autres ressources existent comme le NCIt pour le cancer) permettant de décrire les diverses composantes des données du patient et *b*) les appairer à des données génomiques pour induire des profils patients complets (clinique, génomique et autres critères nécessaires – en particulier imagerie). Les profils des patients servent dans les 2 contextes de travail du PFMG 2025, la recherche où le profil du patient enrichit les bases décrites dans l'article précédent – et bien d'autres bases – et le soin, où le profil d'un autre patient permet de lui proposer des pronostics sur des maladies et, encore plus important, des pronostics sur des taux de réussite de thérapeutiques. Ce profilage est le moyen de proposer une *médecine personnalisée* dans tous ses attendus.

8 Perspectives éthiques et conclusion

Les applications décrites précédemment le sont à dessein car elles couvrent les thématiques de l'IA qui sollicitent des réflexions d'éthique (CCNE, 2018) et sont au cœur du débat sur l'IA, à savoir *a*) l'aide à la décision, diagnostique ou thérapeutique, *b*) la prédiction d'une pathologie, *c*) la personnalisation d'un traitement (ces deux dernières tâches sont en particulier en lien avec la recherche des profils cliniques-génomiques (Cf. *supra*) et, finalement, *d*) la prévention sur population (épidémie, effets indésirables). Pour terminer sur ce sujet, nous

reprendrons les mots de Jean-Claude Ameisen durant les entretiens de la bio-éthique : « La question est comment pouvons-nous faire en sorte d'être aidés par les machines, et non pas de devenir les instruments de ces machines, dont nous ne découvrirons qu'*a posteriori* si elles se sont trompées ou pas ».

Nous espérons ainsi avoir pu commencer un point sur ce qu'est l'IA en santé, ce qu'elle permet de faire (en partie) et quels sont les points de vigilance qu'il faudra surveiller pour que l'IA serve la société.

Avertissement sur la bibliographie

Les références concernent peu d'articles, cités dans le corps du texte. De plus, nous nous sommes fondés sur un certain nombre de rapports d'administrations ou de groupes académiques et de pages Wikipedia que nous ne citons pas à des endroits précis pour alléger le texte mais que nous rappelons maintenant.

Références

- AVIESAN (2017). *Plan France Médecine Génomique 2025*. Rapport interne, Aviesan. Document accédé en mai 2018 à <https://www.aviesan.fr/aviesan/accueil/toute-l-actualite/plan-france-medecine-genomique-2025>.
- CCNE (2018). *Rapport de synthèse du Comité consultatif national d'éthique*. Rapport interne, CCNE. Accédé en juin 2018 à http://www.ccne-ethique.fr/sites/default/files/rapport_de_synthese_ccne_bat.pdf.
- CERNA (2017). *Éthique de la recherche en apprentissage machine*. Rapport interne, Allistène/Cerna. Accédé en mai 2018 à <https://www.allistene.fr/publications-cerna-sur-lethique-de-la-recherche-en-apprentissage-machine/>.
- CNIL (2017). *Comment permettre à l'homme de garder la main? Les enjeux éthiques des algorithmes et de l'intelligence artificielle*. Rapport interne, CNIL. Synthèse du débat public animé par la CNIL dans le cadre de la mission de réflexion éthique confiée par la loi pour une république numérique. Accédé en mai 2018 à <https://www.cnil.fr/fr/ethique-et-numerique-les-algorithmes-en-debat-1>.
- CNOM (2018). *Médecins et patients dans le monde des data, des algorithmes et de l'intelligence artificielle*. Rapport interne, Ordre National des Médecins, Conseil National de l'Ordre. Analyse et recommandations du Cnom. Accédé en mai 2018 à <https://www.conseil-national.medecin.fr/node/2563>.
- FRANCE-IA (2017). *Rapport de synthèse France IA*. Rapport interne, Ministère de l'Économie, des Finances, de l'Action et des Comptes publics. Accédé en mai 2018 à https://www.economie.gouv.fr/files/files/PDF/2017/Conclusions_Groupes_Travail_France_IA.pdf.
- GALOPIN A., BOUAUD J., PEREIRA S. & SEROUSSI B. (2015). An Ontology-Based Clinical Decision Support System for the Management of Patients with Multiple Chronic Disorders. *Studies in Health Technology and Informatics*, **216**, 275–279.
- GANASCIA J.-G. (2017). *Le mythe de la singularité : faut-il craindre l'intelligence artificielle?* Éditions du Seuil.
- GASCUEL O. (1981). *SAM : un système expert dans le domaine médical*. PhD thesis.
- GAYET P., CHARLET J., JANIN N., CLOUT E., DECLECK G. & MIROUX P. (2017). Une synthèse du dossier médical pour décider aux urgences : le projet LERUDI. *Annales françaises de médecine d'urgence*, **7**(3), 166–173.
- PETEGROSSO R., PARK S., HWANG T. H. & KUANG R. (2016). Transfer learning across ontologies for pheno-genome association prediction. *Bioinformatics*, p. btw649.
- WIKIPEDIA (2018). *Pages sur l'intelligence artificielle*. Rapport interne, Wikipedia. Pages accédées en mai 2018 à https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence, https://fr.wikipedia.org/wiki/Intelligence_artificielle, https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage_automatique.