

Réseaux du futur

Note n° 6

L'intelligence Artificielle dans les réseaux de télécommunications

14 janvier 2020

En septembre 2018, l'Arcep a ouvert un nouveau cycle de réflexion pour anticiper l'évolution des réseaux, avec un horizon de 5 à 10 ans.

Les notes produites s'inscrivent dans ce travail de prospective et ont été réalisées sur la base d'échanges avec une diversité d'acteurs (opérateurs, équipementiers, fournisseurs de services, acteurs d'internet, académiques, etc.), de travaux de recherche et de l'expertise du Comité scientifique constitué à cet effet.

Ces documents constituent un état des réflexions à date. L'Arcep invite tous les acteurs qui le souhaitent à y contribuer en faisant part de leurs commentaires pour enrichir ces analyses, à l'adresse suivante : « reseaux-du-futur@arcep.fr ».

Les notes de prospective publiées :

1. [« Virtualisation des réseaux – Architectures agiles »](#)
2. [« Les voitures connectées »](#)
3. [Enjeux de connectivité : l'exemple des territoires « intelligents »](#)
4. [La gestion dynamique du spectre](#)
5. [L'empreinte carbone du numérique](#)
6. **L'intelligence artificielle dans les réseaux de télécommunication**
7. [L'agriculture connectée](#)

1 Introduction

Dans sa définition large, le domaine de « l'intelligence artificielle » (IA) peut être distingué en deux grandes classes avec d'un côté l'IA symbolique et de l'autre l'IA connexionniste (*machine learning*, *deep learning*). C'est à ce dernier domaine que se limite la présente note puisque ce sont les techniques issues de ce champ de recherche qui semblent les plus à même de transformer les réseaux de télécommunications dans les prochaines années.

1.1 Que peut apporter l'IA dans les réseaux de télécommunications ?

Les algorithmes d'apprentissage automatique, et en particulier les algorithmes d'apprentissage profond (*deep learning*), sont d'une manière générale particulièrement efficaces pour représenter et analyser des situations complexes lorsqu'une quantité d'informations importante est disponible.

Les réseaux de télécommunications sont des objets complexes comprenant de nombreux composants avec de nombreux paramètres sur lesquels il est possible d'agir, ce qui rend leur

modélisation en vue de leur optimisation complexe. Les réseaux de télécommunications génèrent également une quantité très importante de données sur leur fonctionnement (notamment les données télémétrie, indicateurs de qualité de service, taux de disponibilité...) permettant à leurs exploitants d'avoir une image précise de leurs performances. Cette complexité et cette abondance de données ont naturellement conduit les opérateurs et les équipementiers à s'intéresser aux techniques d'apprentissage automatique pour optimiser le fonctionnement des réseaux.

1.2 Quelques éléments sur l'apprentissage

Les algorithmes d'apprentissage reposent sur des modèles qui peuvent être de nature différente. Chaque algorithme d'apprentissage a ses propres spécificités et est plus ou moins efficace selon la nature des tâches qu'il doit accomplir. Récemment, le *deep learning*, qui repose sur un modèle de réseaux de neurones, a permis de nombreuses avancées dans le domaine de l'apprentissage automatique. Cette évolution est une des causes principales des progrès attribués à l'IA ces dernières années.

Au-delà des types de modèles utilisés, Il existe divers modes d'apprentissage en fonction des données dont on dispose pour entraîner l'intelligence artificielle et de la réponse souhaitée ainsi que des usages envisagés, notamment :

- l'apprentissage supervisé : ce type d'apprentissage construit un modèle à partir d'un jeu de données que l'on a déjà qualifiées (ou labellisées). Par exemple, on va fournir en entrée une base d'images de chiffres manuscrits en indiquant pour chacune d'elle à quel chiffre elle correspond, et à partir de ce jeu de données l'algorithme va construire un modèle permettant de labelliser n'importe quels nouveaux chiffres manuscrits.
- l'apprentissage non-supervisé : ce type d'apprentissage construit un modèle à partir d'un jeu de données qui n'a pas été labélisé préalablement. Par exemple, à partir d'images de visages de différentes personnes, l'algorithme construira un modèle permettant de classer les visages dans différents groupes selon des critères qu'il aura lui-même établi.
- l'apprentissage par renforcement : ce type d'apprentissage permet au modèle d'apprendre en réalisant des actions sur son environnement et en obtenant en retour une information sur la conséquence de ces actions. En pratique, à chaque action effectuée est attribué un score que le modèle cherche à maximiser. Par exemple, un algorithme pourra, en itérant de nombreuses parties contre lui-même ou d'autres joueurs, affiner son niveau à chaque partie d'un jeu (utilisé pour le jeu de go par exemple).

2 Place de l'IA dans les réseaux

Dans un contexte où les réseaux tendent à se complexifier (croissance du nombre de services, besoin d'interopérabilité, développement de la virtualisation, etc.) les opérateurs s'interrogent sur un éventuel recours à l'Intelligence Artificielle en support, voire le cas échéant en remplacement, des opérateurs humains dans la gestion et l'optimisation des services. L'IA est aussi utilisée dans des cas moins évidents de prime abord, par exemple dans le domaine de la planification radio où elle permet de compléter la théorie du signal pour améliorer les communications sans fils.

Il est à noter que les solutions IA restent très dépendantes des opérateurs humains : apprentissage en continu, alimentation par des données fiables. Ainsi, si des opérateurs humains n'utilisent plus ou n'alimentent plus une solution IA, cette dernière peut rapidement devenir obsolète.

2.1 Optimisation des services

L'intelligence artificielle permet d'apprendre d'expériences passées qui ont été observées. Dans le cas des réseaux, ces expériences passées peuvent concerner les pannes ou les dysfonctionnements observés et les solutions employées pour les résoudre. La collecte d'information de télémétrie en continue ainsi que la concentration de cette information requise pour le SDN¹ permet à l'intelligence artificielle d'apprendre à partir de large volumes de données. Au-delà de la volumétrie de données, le processus décisionnel au niveau du SDN pourrait gagner en efficacité grâce à la capacité de ces réseaux virtualisés à gérer des données protéiformes et de diverses origines.

2.1.1 La maintenance prédictive

Certaines défaillances informatiques (par exemple dysfonctionnement de VPN, indisponibilité de ressources, etc.) peuvent déjà être identifiées, voire anticipées, en utilisant des règles prédéfinies. Mais plus ces règles sont nombreuses, plus leur mise à jour est complexe. Par ailleurs, il est nécessaire de trouver un équilibre entre des règles trop strictes qui vont faire remonter un grand nombre d'alertes (faux positifs) et des règles trop laxistes qui ne vont pas identifier des problèmes pourtant critiques (faux négatifs).

Un équipementier indique ainsi utiliser l'IA pour améliorer significativement la maintenance prédictive.

En effet, d'une part, en s'appuyant sur des jeux de données décrivant les dysfonctionnements antérieurs et en connaissant l'expérience utilisateur, l'apprentissage supervisé peut identifier un état de dysfonctionnement en prenant en considération l'ensemble des paramètres permettant de le caractériser.

D'autre part, compte-tenu du volume et de la variété des données qui doivent être analysées, l'apprentissage automatique peut apporter une aide à l'opérateur humain en identifiant les signaux faibles préfigurant une panne. En entraînant un modèle de prédiction à partir des cas de pannes précédentes, il sera *a minima* possible de reconnaître les patterns correspondants aux premiers symptômes d'un dysfonctionnement et ainsi de mieux les anticiper mais permettra également de détecter de nouveaux types de dysfonctionnement.

2.1.2 La réponse aux incidents

Une fois un incident détecté ou anticipé, l'intelligence artificielle peut rapidement considérer l'ensemble des solutions envisageables, simuler leur déploiement et en mesurer les potentiels effets afin de les proposer à un opérateur humain qui pourra alors faire un choix parmi les solutions proposées. Dans le cas de décisions qui ne sont pas critiques ou dont les effets sont limités, l'intelligence artificielle pourrait potentiellement d'elle-même choisir la solution à adopter évitant ainsi de solliciter un opérateur humain et, si le réseau est orchestré, procéder à son déploiement. L'IA symbolique pourrait également intervenir ici mais ce sujet dépasse le champ de cette note.

¹ Le « Software Defined Network » permet un pilotage centralisé des équipements, mais requiert pour cela une vue globale du réseau. Voir la note « Virtualisation des réseaux » : https://www.arcep.fr/uploads/tx_gspublication/reseaux-du-futur-virtualisation-des-reseaux-juillet2019.pdf

2.1.3 L'optimisation des équipements et du réseau en temps réel

Comme lorsqu'elle cherche à répondre à des incidents, l'intelligence artificielle peut considérer l'ensemble des modifications qu'elle peut apporter à la configuration du réseau et simuler le déploiement de ces modifications afin d'en évaluer les effets. L'intelligence artificielle peut notamment servir à optimiser la consommation énergétique des réseaux en mettant en veille les équipements (antennes, serveurs, fibres...) ayant peu de chance d'être utilisés ou au contraire en leur allouant dynamiquement plus de ressources². L'apprentissage automatique peut aussi être associé au Software Defined Network (SDN) afin de configurer le réseau de manière globale et cohérente (placement des fonctions dans le réseau, estimation des ressources à allouer, etc.).

2.1.4 La classification du trafic

Les politiques de routage ou d'ingénierie de trafic reposant sur l'exploitation des caractéristiques du trafic sont courantes. Cependant, les opérateurs ne peuvent s'appuyer sur les informations contenues dans les paquets (qu'il s'agisse des numéros de port ou des informations encapsulées comme les URL) pour identifier avec une granularité plus fine les différents types de flux. Certains cherchent ainsi à recourir à l'apprentissage automatique pour classer le trafic³. Néanmoins, si cette classification servait à prioriser certains types de flux mais que l'IA était amenée à classer mal certains flux, ces erreurs pourraient avoir des effets en termes de neutralité du net puisque tous les flux d'un même type ne seraient pas traités équitablement.

2.1.5 L'optimisation de la qualité de service

Certains services reposent sur de nombreux paramètres qui peuvent influencer sur la qualité de l'expérience utilisateur. Nombre de ces paramètres ne peuvent pas être pris isolément et il est nécessaire de les considérer dans leur ensemble pour mesurer leurs effets. Faute de connaître ces dépendances entre paramètres, il peut être inatteignable pour un humain de considérer l'ensemble des combinaisons possibles, mais ce type d'opération peut potentiellement être réalisé par une IA.

Un acteur auditionné a ainsi fait mention de deux services dont la qualité est affectée par de si nombreux paramètres que l'IA apparaît comme une solution adéquate pour en assurer une bonne gestion : la voix sur LTE et le débit de téléchargement en bordure de réseau. La qualité de ces deux services peut être affecté par environ 150 paramètres distincts et, par conséquent, modéliser manuellement l'influence de ces paramètres sur la qualité de l'expérience utilisateur s'avère complexe. Ainsi, peuvent être pris en compte les paramètres concernant l'environnement radio (qualité du signal perçu, distance avec l'antenne, etc.), la qualité de la connexion (nombre de paquets perdus, latence moyenne, etc ;) ainsi que des paramètres ayant trait à la couche applicative (comme par exemple la distance entre l'antenne et le serveur de transcodage). Compte tenu de leur diversité de nature, les paramètres qui peuvent influencer sur la qualité de la voix sur LTE ainsi que sur le débit de téléchargement peuvent difficilement être classés manuellement par ordre d'importance relative. Pour pouvoir améliorer la qualité de ses services, l'acteur auditionné a eu recours à l'apprentissage supervisé. Cette première étape a permis de filtrer les paramètres qui étaient les plus influents sur la

² A l'inverse, l'entraînement des modèles d'IA peut être fortement consommateur en ressources en raison de la quantité de données et de la puissance de calcul nécessaires.

³

https://www.researchgate.net/profile/Shervin_Shirmohammadi/publication/335362817_Machine_Learning_and_Deep_Learning_Based_Traffic_Classification_and_Prediction_in_Software_Defined_Networking/links/5d62cf7b92851c619d76e8f1/Machine-Learning-and-Deep-Learning-Based-Traffic-Classification-and-Prediction-in-Software-Defined-Networking.pdf

qualité de l'expérience utilisateur puis de jouer sur ces paramètres pour améliorer la qualité de service. Le modèle a ensuite été adapté localement en ayant recours à de l'apprentissage par renforcement en tenant compte des retours faits par les utilisateurs.

2.1.6 La sécurité

Les attaques sont devenues plus nombreuses et plus sophistiquées (elles ont d'ailleurs possiblement recours à l'IA). Deux approches classiques de détection sont habituellement utilisées : la reconnaissance des caractéristiques de l'attaque déjà connues (appelées signature de l'attaque) et la détection d'une anomalie au niveau d'un comportement système ou réseau par rapport à des profils d'usages normaux prédéfinis.

Cependant, la reconnaissance des signatures d'attaques ne permet pas de détecter de nouvelles formes d'attaques non répertoriées et l'approche classique de la détection d'anomalies (notamment à travers une analyse statistique) peut devenir très complexe vu le nombre de variables à prendre en compte pour définir un « usage normal ». Dans ce contexte, faire appel à l'IA permet d'apprendre automatiquement à reconnaître un comportement anormal. Le défi ici est de faire en sorte que la solution basée sur l'IA ignore les petites variations de comportements qui pourraient générer des faux positifs tout en signalant bien les variations qui correspondent réellement à des attaques.

Par ailleurs, l'augmentation du nombre d'attaques entraîne une augmentation du nombre d'alertes à analyser. L'IA permet ainsi d'aider à analyser le grand nombre d'alertes qui sont émises par les solutions de sécurité (qui est quasi impossible à traiter manuellement) et de les corréliser pour détecter des incidents ou de les anticiper. Par la suite, l'IA peut considérer les solutions à mettre en place pour répondre à ces incidents (cf. 2.1.2). Si l'utilisation de l'IA a longtemps été cantonnée à des travaux de recherche, plusieurs entreprises, dont certaines françaises, semblent aujourd'hui proposer sur le marché ce type de solutions notamment pour assurer la sécurité de réseaux d'entreprises.

En plus de l'IA connexionniste, l'IA symbolique, avec des approches déductives basées sur la connaissance des experts (système expert, graphes de connaissances), peut aider à améliorer la sécurité. Certains travaux de recherche tentent de coupler l'usage des IA connexionniste et symbolique dans le domaine de la sécurité. Outre les aspects liés aux attaques et à leur détection, l'IA peut permettre de mieux détecter les fraudes dans les réseaux de télécommunication en améliorant l'efficacité opérationnelle des analystes.

Si l'utilisation de l'IA n'est en tout état de cause, bien entendu, pas un gage de sécurité absolue, elle pourra contribuer à l'amélioration de la sécurité sur les réseaux.

2.2 Planification radio

Pour pouvoir optimiser la transmission des signaux sans fils, il est nécessaire de planifier le déploiement des différentes cellules et de paramétrer les antennes pour maximiser les zones couvertes par les antennes tout en minimisant les interférences. La planification radio nécessite de prendre en compte de nombreux paramètres indépendants, y compris des paramètres sur lesquels l'opérateur n'a aucune influence (par exemple la météo), en particulier concernant les bandes de fréquences les plus hautes car plus sujettes à ces variables exogènes. En pratique, recourir à des modèles théoriques (ne faisant pas appel à l'IA) ne permet pas de résoudre les problèmes d'optimisation dans un temps suffisamment court pour pouvoir reconfigurer les éléments dynamiquement. En faisant quelques extrapolations, l'IA peut permettre de résoudre ces défis dans un temps convenable.

Dans cette partie, nous présentons des problèmes d'optimisation pour lesquels les équipementiers font appel à l'apprentissage automatique. Cette partie n'est pas exhaustive, et l'IA peut notamment être utilisée pour gérer l'accès au spectre (radio cognitive) ainsi que pour étendre les zones de couvertures mobiles avec des panneaux intelligents.

2.2.1 Le *beamforming*

Le *beamforming* permet d'utiliser plusieurs antennes omnidirectionnelles afin de simuler le fonctionnement d'une antenne unidirectionnelle. Pour cela, le *beamforming* consiste à créer des interférences constructives et destructives entre les faisceaux d'onde radio des différentes antennes, afin que le faisceau d'onde total soit concentré dans la direction souhaitée et minimisé ailleurs. Grâce à cette technologie, le signal émis par l'antenne est optimisé pour cibler l'utilisateur visé, ce qui permet d'étendre la couverture radio et de limiter les risques d'interférence entre les signaux destinés à différents utilisateurs.

Afin d'obtenir ce résultat, il faut jouer précisément sur les puissances et les phases des signaux émis par les différentes antennes. Pour construire les interférences permettant que le signal soit transmis dans la direction souhaitée, il est possible d'avoir recours à des modèles mathématiques en s'appuyant sur la théorie du signal ou de faire des approximations en s'appuyant sur des expériences passées. La première approche permet en théorie d'obtenir des résultats plus précis mais la complexité des modèles mathématiques qui permettraient de résoudre ces problèmes oblige à faire un compromis entre efficacité et précision, si bien qu'il n'est pas possible en pratique de modéliser précisément les interférences causées par les différentes antennes dans des conditions réelles.

L'apprentissage automatique peut donc être utilisé en alternative ou en complément pour paramétrer les signaux émis depuis les différentes antennes. Une fois la direction d'émission connue, l'algorithme peut rapidement extrapoler à partir de configurations précédentes telles que celles permettant d'émettre dans la direction souhaitée. L'apprentissage automatique permet aussi de prendre en compte l'ensemble des paramètres (météo, environnement, nombre de terminaux...) pouvant affecter la transmission du signal. Cette solution est actuellement en phase d'expérimentation.

2.2.2 Le déploiement optimisé des cellules

L'apprentissage automatique peut également être mobilisé pour optimiser le déploiement des cellules mobiles⁴. En effet, les *small cells*, en particulier, sont particulièrement sensibles à leur localisation (notamment du fait de la hauteur des fréquences utilisées, *ie*, 26 GHz). Une mauvaise localisation de ces *small cells* n'apporterait pas la qualité de service maximum ou nécessiterait un sur-investissement pour atteindre une telle qualité de service.

Dans ce contexte, sur la base d'une cartographie précise de la qualité du réseau existant et des zones soumises à des pics élevés de demande (pour par exemple, identifier des zones de forte demande disposant d'une qualité de service faible), l'apprentissage automatique peut potentiellement permettre de planifier précisément les endroits où ces *small cells* devraient être déployées en priorité tout en minimisant les coûts de ces déploiements (par un nombre de déploiements réduits par rapport à une planification manuelle).

⁴ *Precision planning for 5G era networks with smallcells*, 5G Americas & Small Cell Forum Whitepaper, <https://www.5gamericas.org/wp-content/uploads/2019/10/SCF-Precision-Planning-WP-FINAL-1.pdf>

2.2.3 La localisation des terminaux

La géolocalisation fait désormais partie des services de base auxquels les utilisateurs font régulièrement appel. En plus de permettre le développement de nombreux services destinés aux utilisateurs finaux, la localisation des utilisateurs peut permettre aux opérateurs de mieux gérer leurs réseaux, par exemple pour la fourniture de service instantané (par exemple pour orienter le faisceau créé par le *beamforming*) ou, à plus long terme, pour l'amélioration globale du service fourni (par exemple en aidant au déploiement optimisé de nouvelles antennes).

Si les systèmes satellitaires permettent d'obtenir une géolocalisation en extérieur précise à quelques mètres près (voire moins), leur précision diminue significativement à l'intérieur des bâtiments où les signaux satellites sont souvent trop atténués pour permettre une géolocalisation fine des utilisateurs. Une solution est alors d'utiliser des signaux mieux reçus à l'intérieur des bâtiments, comme les signaux des réseaux WiFi et cellulaires, pour se localiser. En pratique, il n'est pas optimal de faire appel à de la modélisation mathématique car la localisation de certains des équipements qui émettent ces signaux n'est pas connue. *A contrario*, l'apprentissage supervisé ne nécessite pas de connaître la localisation des antennes et permet d'extrapoler la position d'un terminal, et ainsi peut permettre de compléter efficacement, voire de remplacer, l'information des systèmes de géolocalisation satellitaires. Pour pouvoir recourir à de l'apprentissage supervisé, il est dans un premier temps nécessaire de disposer d'un jeu de données labélisées ; pour cela, des balises mesurent les puissances de signaux à des endroits précis. Comme pour le *beamforming*, l'apprentissage automatique permet alors, à partir des signaux reçus par un équipement, d'extrapoler sa position à partir de signaux mesurés pour des localisations différentes connues.

2.2.4 L'inclinaison des antennes

L'angle d'inclinaison des antennes correspondant à une cellule, influe sur la zone géographique couverte par cette cellule. Pour pouvoir calculer l'angle d'inclinaison optimale permettant de maximiser la zone couverte ainsi que la puissance du signal reçu, il faut tenir compte de la topologie de l'environnement ainsi que des signaux émis par les antennes adjacentes. Ce paramétrage des antennes prend donc en compte de nombreux paramètres qui influent sur la propagation des signaux et les interférences. De fait, comme pour le *beamforming*, s'appuyer sur des modélisations définies « manuellement » par un opérateur pour la propagation des ondes ne semble pas optimal. Le recours à l'apprentissage automatique évite de recourir à une représentation exacte de l'environnement et donc de s'abstraire de l'ensemble des paramètres qui le caractérise en se focalisant sur les paramètres qui, par le passé, semblent avoir le plus influé sur la qualité du signal.

3 Les enjeux liés à l'IA

L'intelligence artificielle est une technologie très prometteuse et qui pourrait faire évoluer de nombreuses industries mais avant de la déployer dans des environnements critiques, notamment pour la prise de décision, il est nécessaire d'avoir conscience de certains enjeux. Sans être spécifique aux réseaux, cette section liste les défis liés à l'utilisation de l'IA sans mentionner ceux qui ont pu

être abordés dans des notes précédentes comme les effets sur la structure d'emploi⁵ ou sur l'environnement⁶.

3.1 Les enjeux liés aux données

3.1.1 Un fort besoin de standardisation

L'intelligence artificielle s'est développée ces dernières années grâce aux vastes volumes de données disponibles et à la maturité des technologies sous-jacentes. Les réseaux et les équipements qui les composent sont en eux-mêmes une source importante de données, notamment grâce à la télémétrie activée.

Pour que l'IA puisse tirer parti de l'ensemble des données transmises par les différents équipements, il faut que celles-ci soient structurées en suivant le même format. Sans cela, toutes les données ne pourraient pas être interprétées, et l'apprentissage qui en serait issu serait erroné.

La tâche apparaît particulièrement fastidieuse, notamment du fait de la multiplicité d'acteurs intervenant pour la fourniture de ces données. Pour répondre à ce besoin, différents groupes de l'ETSI⁷, qui standardise

les protocoles et architectures utilisés dans les réseaux télécom, travaillent depuis plusieurs années au développement de standards pour l'apprentissage automatique.

3.1.2 Disponibilité des données

La donnée est une ressource essentielle pour l'entraînement de l'intelligence artificielle ; de ce fait, la question de la propriété des données et de leur partage (dans le respect des principes de protection de la vie privée, du secret industriel et du secret des affaires et en préservant les incitations économiques des opérateurs et fournisseurs tiers à l'origine de leur collecte) est centrale. Les équipementiers auditionnés confirment qu'actuellement ces données restent la propriété des opérateurs télécoms, puisque elles sont collectées sur leurs réseaux.

Une plus grande disponibilité de ces dernières pourrait libérer un potentiel d'innovation important.

3.1.3 Propriété des modèles

Au-delà de la question de la disponibilité des données, la question de la propriété des modèles joue aussi un rôle clé.

En effet, un des acteurs auditionné indique que la question de la propriété du modèle résultant de l'apprentissage fait sur ces données peut se poser, lorsque le modèle est développé par un acteur différent (par exemple un équipementier). Après avoir entraîné son modèle sur un jeu de données détenues par un opérateur donné, un équipementier pourrait envisager de réutiliser ce modèle pour

⁵ Une problématique similaire de compétence et d'organisation avait été soulevée dans la note sur la virtualisation des réseaux. Voir la section 2.2.2 : https://www.arcep.fr/uploads/tx_gspublication/reseaux-du-futur-virtualisation-des-reseaux-juillet2019.pdf

⁶ En effet, comme d'autres technologie numérique, l'IA peut décarboner d'autres secteurs mais dispose elle-même d'une empreinte carbone considérable. En effet, la phase d'apprentissage d'une IA est très énergivore et il conviendrait d'en tenir compte lorsque l'on considère l'impact de l'IA sur l'environnement. Pour plus de détail sur l'empreinte carbone du numérique : <https://www.arcep.fr/actualites/les-communiqués-de-presse/detail/n/reseaux-du-futur-2.html>

⁷ Notamment les groupes « Experiential Networked Intelligence » et « Machine Learning for Future Networks including 5G »

d'autres opérateurs. Cependant, un modèle d'IA est intrinsèquement lié aux données sur lesquelles il a été entraîné ; dès lors, établir clairement la propriété du modèle, une fois que celui-ci a été entraîné, peut s'avérer particulièrement complexe.

Pour autant, la réutilisation des modèles pourrait permettre de réaliser des gains d'échelle et favoriser l'innovation, que ce soit pour de la planification radio ou pour de l'optimisation de service⁸.

Une telle réutilisation peut toutefois poser des difficultés notamment en termes de secret des affaires. En effet, même s'il ne contient pas des informations aussi exhaustives que les données brutes qui ont servi à son entraînement, un modèle peut révéler des informations relatives à l'environnement sur lequel il a été entraîné. Une solution pourrait être de dégrader la finesse du modèle afin de s'assurer qu'il ne puisse pas révéler des informations trop précises, puis d'en transférer (contre rémunération) la propriété des opérateurs vers les équipementiers. Dès lors, si les équipementiers étaient propriétaires des modèles, ils pourraient les mettre à disposition des nouveaux acteurs qui souhaiteraient déployer des réseaux cellulaires. Ainsi, les nouveaux opérateurs n'auraient pas à souffrir d'une période d'apprentissage pour optimiser la configuration de leurs équipements.

3.1.4 Effet sur la chaîne de valeur

L'IA pourrait permettre de déléguer une partie de la configuration des équipements, ordinairement réalisée par l'opérateur, aux modèles développés par les équipementiers. Même si les opérateurs font déjà souvent appel aux équipementiers pour cette configuration, le recours à l'IA développée par les équipementiers renforcerait l'importance des équipementiers par rapport aux opérateurs (puisque ce sont ces derniers qui disposent des modèles). Pour autant, les équipementiers resteraient en partie dépendants des opérateurs dans la mesure où ceux-ci restent propriétaires des données indispensables pour l'entraînement des modèles.

Une alternative serait que les opérateurs conçoivent leurs propres modèles d'apprentissage ou fassent appel à des tiers, autres que les équipementiers, pour développer de tels modèles. Comme pour la virtualisation, le développement d'une telle expertise par les opérateurs pourrait les rendre moins dépendants des équipementiers.

3.1.5 Surreprésentativité de certains problèmes

Deux types de problèmes peuvent émerger et liés au biais de représentativité. Le premier biais de représentativité est parfois illustré par le « biais du survivant »⁹ qui consiste à ne s'intéresser qu'aux problèmes au sujet desquels des informations sont remontées. Si cette approche permet de traiter les problèmes les plus visibles, elle a pour conséquence d'ignorer les problèmes qui n'ont pas pu être remontés. Dans le cas de la gestion des réseaux, si des zones (géographiques ou logiques) sont équipées de moins de sondes ou représentent de plus faibles volumes de données, elles risquent

⁸ A ce titre, il existe des travaux pour le développement de places de marchés spécialisées dans la mise à disposition de modèles d'IA.

⁹ Un exemple de ce phénomène est celui des mesures de blindages d'avion de chasse proposées par les statisticiens durant la seconde guerre mondiale. En effet, ces derniers ne s'appuyaient que sur les avions rentrés à la base pour déterminer quelles étaient les zones à renforcer sans tenir compte du fait que les avions qui n'étaient pas revenus avaient sans doute été touchés à d'autres endroits.

statistiquement de signaler moins de problèmes. L'absence de détection d'incidents aurait pour conséquence de réduire le suivi et diminuerait le nombre de problèmes détectées dans une zone¹⁰.

Un autre biais de représentativité pourrait émerger lorsqu'une IA est entraînée sur un jeu de données spécifique. Dans le cas du *beamforming*, une IA qui aurait appris sur un parc d'équipements spécifiques à l'équipementier pourrait avoir un biais entraînant un niveau de précision dégradé sur le parc d'équipements hétérogènes d'un opérateur. Ces biais pourraient alors inciter les opérateurs à déployer un parc d'équipements spécifiques à un équipementier pour améliorer la précision de l'IA délivrée par ce dernier, augmentant par la même le niveau de dépendance de l'opérateur par rapport à l'équipementier. L'Autorité ne dispose pas d'éléments suffisants pour évaluer l'ampleur dans laquelle ce dernier point pourrait jouer et des recherches complémentaires seraient utiles.

3.2 Composer avec l'opacité de l'IA

3.2.1 Explicabilité et fiabilité

S'il est possible d'énumérer la liste des paramètres qu'un algorithme manuellement défini prend en compte et donner une idée de leur pondération, il est beaucoup plus difficile d'obtenir une telle liste pour un algorithme entraîné par apprentissage automatique¹¹. Ce manque d'explicabilité apparaît particulièrement prédominant pour certains algorithmes, en particulier dans le cas des modèles recourant au *deep learning*¹².

Or, sans connaître l'importance des différents paramètres dans une prise de décision, la réponse apportée par l'IA peut avoir un caractère imprévisible et il peut être difficile de juger de sa pertinence suivant les situations. Cela est d'autant plus problématique que l'IA ne peut argumenter les choix qu'elle prend.

En raison de cette absence d'explicabilité, il n'est pas toujours possible de rationaliser, pour un humain, le comportement de l'intelligence artificielle. Puisqu'il n'est pas possible de toujours anticiper clairement le comportement d'une IA, la question de sa fiabilité se pose. Ainsi, des chercheurs sont parvenus à faire croire à un algorithme de reconnaissance d'image qu'une tortue était une arme¹³. L'exemple est révélateur de l'imprévisibilité des résultats qui peuvent être fournis par une intelligence artificielle lorsqu'elle est mal entraînée ou qu'elle est utilisée dans un contexte inadapté.

Pour pallier à ce manque d'explicabilité, l'« IA explicable » *XAI*¹⁴ se développe avec pour objectif de comprendre et d'expliquer comment les IA prennent leurs décisions en inspectant les étapes et modèles impliqués dans le processus de décision.

¹⁰ Dans une moindre mesure, la variance dans la fréquence des différents types d'incidents peut aussi conduire à des biais. Un dysfonctionnement récurrent sera parfois surreprésenté dans l'ensemble de données ayant servi à entraîner l'intelligence artificielle, à l'opposé de la rareté de certains types de dysfonctionnements, qui peut les rendre moins facilement détectables.

¹¹ <https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>

¹² Ce problème ne concerne pas le champ de l'IA symbolique qui est, au contraire, en mesure d'expliquer les choix qu'elle opère

¹³ <https://www.wired.com/story/researcher-fooled-a-google-ai-into-thinking-a-rifle-was-a-helicopter/>

¹⁴ *Explainable Artificial Intelligence* ou Intelligence Artificielle Explicable.

3.2.2 Neutralité

Cette question de fiabilité de l'IA prend notamment une importance toute particulière vis-à-vis de la question de la neutralité du net. Sera-t-il possible de garantir que le trafic réseau géré dynamiquement par une intelligence artificielle respecte le principe de neutralité du net ?

La question est double car l'IA peut avoir plusieurs rôles dans la gestion de la priorisation des contenus et services. D'une part, elle peut faire des erreurs dans la classification de flux en vue de leurs priorisation. D'autre part, l'IA pourrait aussi servir à recommander des contenus et services à l'utilisateur ou à choisir quelle source sera utilisée pour fournir un contenu demandé par l'utilisateur. Cette problématique avait notamment été soulevée dans l'étude sur la neutralité des terminaux qui n'est pas, à ce jour, couverte par la neutralité du Net. Mais lorsque cette décision est prise par un équipement de l'opérateur (partie intégrante d'un service d'accès à internet) la question de la neutralité de l'IA entre de fait dans le champ de la réglementation relative à la neutralité du Net.

3.2.3 Corrélation et causalité

L'IA identifiant des phénomènes à partir de patterns, des phénomènes coïncidents pourront être jugés comme liés et le premier observé sera probablement considéré comme étant la cause du second, au contraire de certaines méthodes économétriques, par exemple, qui visent à clairement établir les liens de causalité entre phénomènes (lorsque les données pour le faire sont disponibles). En effet, la coïncidence de phénomènes peut n'être que le fruit du hasard et les deux phénomènes peuvent être indépendants¹⁵. En outre, deux phénomènes corrélés peuvent être produits par un même fait générateur commun, non observé celui-ci (on parle alors de variable omise) ; là encore, il peut donc y avoir corrélation sans causalité entre les deux phénomènes observés. Or si elle permet d'identifier des symptômes, l'IA ne permet pas toujours de dissocier les symptômes et les causes fondamentales d'un dysfonctionnement.

3.2.4 Responsabilité

En raison de cette opacité, les utilisateurs exigent des garanties élevées de la part de l'IA. En particulier, concernant le fonctionnement des réseaux que les opérateurs de télécom doivent fournir car ceux-ci sont essentiels. L'attribution de la responsabilité des décisions prises par l'IA n'est pas un débat nouveau¹⁶ de l'IA et ce débat est d'autant plus complexe à trancher quand il implique plusieurs acteurs. Actuellement, les équipementiers (ou d'autres acteurs) cherchent à fournir des garanties sur le fonctionnement de l'IA, mais il n'est pas établi que la responsabilité leur incomberait si une IA prenait une mauvaise décision d'optimisation ou de planification radio. D'une part l'acteur qui fournit les données qui entraîne l'IA pourrait avoir à vérifier que celles-ci sont exhaustives et cohérentes. D'autre part, des vérifications supplémentaires pourraient être effectuées quand une décision est prise par une IA.

Ces enjeux ne sont probablement pas exhaustifs de ceux qui se posent à l'IA dans les réseaux et d'autres thèmes auraient pu être abordés au sein de cette partie (cybersécurité, détection de comportements illégaux ...).

¹⁵ Voir par exemple : <http://tylervigen.com/spurious-correlations>

¹⁶ https://www.lemonde.fr/idees/article/2016/12/01/comment-juger-les-machines_5041562_3232.html

4 Conclusions

Les larges volumes de données collectées par la télémétrie, les efforts de standardisations ainsi que les nombreux cas d'usages laissent penser que l'Intelligence Artificielle pourrait significativement contribuer à l'optimisation et à l'évolution des réseaux dans les prochaines années. Les réseaux sans fils en particuliers sont amenés à se complexifier et l'IA permet déjà d'apporter des solutions aux besoins qui émergent avec le *beamforming*. Néanmoins, la disponibilité des données utilisées pour l'apprentissage, le manque d'explicabilité des décisions prises par l'IA et le manque de garanties dans certains cas pourraient ralentir le déploiement de cette technologie dans les réseaux. Ces défis ne sont pas spécifiques aux réseaux de télécommunications (pour lesquels les enjeux de sécurité et de résilience sont toutefois importants) et sont déjà étudiés. Seule la question de la propriété des modèles est peut-être plus spécifique aux domaines dans lesquels les acteurs qui développent les modèles ne sont pas ceux auxquels appartiennent les données ce qui semble être le cas pour le secteur des télécommunications.