



**BAROMÈTRE IA 2025 :**  
MATURITÉ, CAS D'USAGE ET  
SOUTENABILITÉ DANS LES SMART GRIDS

# SOMMAIRE

<b>p.4</b>	<b>INTRODUCTION</b>	<b>p.18</b>	<b>2.3 Acceptabilité sociale interne et dialogue social</b>
<b>p.5</b>	<b>MÉTHODOLOGIE DU BAROMÈTRE</b>	<b>p.19</b>	<b>2.4 Une régulation de l'IA qui doit intégrer une vision systémique</b>
<b>p.6</b>	<b>SYNTHÈSE</b>	<b>p.20</b>	<b>3. PLAN D'ACTION POUR CONSTRUIRE UNE IA SOUTENABLE POUR LES SMART GRIDS</b>
<b>p.8</b>	<b>1. USAGES ACTUELS DE L'IA DANS LES RÉSEAUX ÉLECTRIQUES</b>	<b>p.20</b>	<b>3.1 Principes &amp; leviers de soutenabilité</b>
<b>p.8</b>	<b>1.1 Optimiser l'équilibre offre demande</b>	<b>p.20</b>	3.1.1 Une IA soutenable limite ses impacts
<b>p.8</b>	1.1.1 Prédiction de la production renouvelable	<b>p.20</b>	3.1.2 La frugalité réduit données, modèles et matériel
<b>p.9</b>	1.1.2 Aide à la décision pour les opérateurs	<b>p.21</b>	3.1.3 L'efficacité peut entraîner un effet rebond
<b>p.9</b>	1.1.3 Anticipation de la demande et gestion de la consommation	<b>p.22</b>	<b>3.2 L'efficacité peut entraîner un effet rebond</b>
<b>p.10</b>	<b>1.2 Maintenance, sûreté et sécurité</b>	<b>p.22</b>	3.2.1 Des indicateurs mesurent la performance environnementale
<b>p.10</b>	1.2.1 Détection anticipée des pannes	<b>p.24</b>	3.2.2 Des outils hétérogènes compliquent les comparaisons
<b>p.10</b>	1.2.2 Optimisation des interventions terrain	<b>p.24</b>	3.2.3 Des modèles robustes évitent les erreurs critiques
<b>p.11</b>	1.2.3 Simulation des risques avec jumeaux numériques	<b>p.24</b>	3.2.4 Transparence et interprétabilité favorisent l'acceptation
<b>p.11</b>	1.2.4 Détection et prévention des cyberattaques	<b>p.26</b>	3.2.5 L'open source comme levier d'innovation dans les smart grids
<b>p.11</b>	<b>1.3 Conduite, exploitation et planification réseau</b>	<b>p.27</b>	<b>3.3 Gouvernance, normes &amp; éthique</b>
<b>p.11</b>	1.3.1 Appui à la planification des investissements	<b>p.27</b>	3.3.1 Les projets doivent suivre les feuilles de route climatiques
<b>p.11</b>	1.3.2 Évaluation de la résilience climatique	<b>p.27</b>	3.3.2 Des règles strictes encadrent l'IA
<b>p.12</b>	<b>1.4 Expérience client et appui salariés</b>	<b>p.27</b>	3.3.3 Des contraintes complexes freinent la mise en œuvre
<b>p.13</b>	<b>2. IMPACTS ENVIRONNEMENTAUX ET SOCIÉTAUX DU DÉPLOIEMENT DE L'IA</b>	<b>p.28</b>	3.3.4 Données et cybersécurité sont essentielles
<b>p.13</b>	<b>2.1 Un cadre réglementaire global de l'IA en pleine structuration</b>	<b>p.28</b>	3.3.5 Maintien en condition d'intelligence
<b>p.14</b>	<b>2.2 De nouvelles empreintes à maîtriser : vers une approche globale des risques IA</b>	<b>p.28</b>	3.3.6 Les équipes doivent être formées à l'IA
<b>p.14</b>	2.2.1 Empreinte éthique : biais, discriminations et autonomie des décisions	<b>p.29</b>	<b>CONCLUSION</b>
<b>p.14</b>	2.2.2 L'empreinte énergétique et carbone : un coût environnemental croissant	<b>p.30</b>	<b>BIBLIOGRAPHIE ET RÉFÉRENCES</b>
<b>p.17</b>	2.2.3 Empreinte hydrique & autres ressources		

## AVANT-PROPOS

Ce baromètre sur la maturité, les cas d'usage et la soutenabilité de l'intelligence artificielle dans les smart grids est le fruit d'un travail collectif réunissant experts, étudiants et acteurs de la filière énergétique.

Nous tenons à remercier tout particulièrement les étudiants de l'École des Ponts ParisTech (ENPC) pour leur apport essentiel à la partie théorique du livrable, à la recherche bibliographique et à la mise en perspective des enjeux de soutenabilité et de régulation de l'IA : Pierre Chaussade, Nicolas Mauchard, Adel Atmani et Philomène Cahierre.

Nous adressons également nos remerciements aux entreprises et organisations ayant pris le temps de répondre au questionnaire et de participer aux entretiens. Leurs contributions ont permis

d'alimenter la cartographie des cas d'usage d'IA et d'offrir une vision concrète de la maturité et des pratiques du secteur.

Enfin, nous souhaitons remercier les principaux contributeurs du groupe de travail IA de Think Smartgrids pour leur implication et leurs apports tout au long du projet :

François Bouteyre (Sopra Steria), Médéric de La Houssaye (Colombus Consulting), Tanguy Larcher (Think Smartgrids) et Basile Fraudeau (Think Smartgrids).

Leur expertise et leur engagement ont permis d'assurer la qualité, la cohérence et la pertinence des analyses présentées dans ce baromètre.

# INTRODUCTION

## L'IA : un levier stratégique pour la complexité des Smart Grids

L'intelligence artificielle (IA) s'impose aujourd'hui comme une réponse technologique incontournable face à la complexité croissante des réseaux électriques intelligents. Dans un contexte marqué par l'essor des énergies renouvelables, la décentralisation de la production et l'électrification massive des usages, les opérateurs doivent traiter un volume de données exponentiel. L'IA émerge alors comme un atout majeur pour valoriser ces données et automatiser les décisions. Elle se déploie à travers trois axes complémentaires : l'IA prédictive pour anticiper la production et la consommation, l'IA assistive pour soutenir les opérateurs dans la prise de décision, et l'IA générative qui ouvre de nouvelles voies pour la création de scénarios et de documentations techniques.

## Dans la continuité d'une vision industrielle partagée

En novembre 2022, Think Smartgrids a publié un document de référence intitulé « L'intelligence artificielle au service des réseaux électriques », fruit des travaux de son Conseil scientifique. Cette publication a permis très tôt de dresser un panorama des opportunités offertes par l'IA pour relever les défis posés par la transformation des réseaux électriques : variabilité accrue de la production, complexité des flux, nouveaux usages, exigences de résilience. Une série de cas d'usage concrets y ont été identifiés, tels que la planification et la conduite du réseau, la maintenance prédictive, la gestion des actifs, l'expérience client ou encore l'aide à la décision pour les opérateurs. L'étude a également souligné les principaux verrous à lever, notamment en matière de qualité et d'accès aux données, de robustesse des modèles, de gouvernance et d'acceptabilité. Enfin, le Conseil scientifique y a formulé plusieurs recommandations pour favoriser le passage à l'échelle des solutions d'IA dans les smart grids, dans une approche éthique, frugale et sécurisée. La publication conclut sur l'importance d'une stratégie coordonnée entre acteurs publics et privés pour consolider un écosystème de confiance autour de l'IA appliquée aux réseaux électriques. Elle insiste sur la nécessité d'investir dans la qualité des données, de développer des compétences spécifiques, de promouvoir l'explicabilité des modèles et de renforcer l'évaluation environnementale des solutions. Ce travail a posé les bases d'une vision partagée entre industriels, chercheurs et acteurs institutionnels pour faire de l'IA un levier stratégique au service de la transition énergétique. Nous souhaitons, trois ans après, à travers ce baromètre, évaluer l'état d'appropriation de l'IA par la filière et dresser un premier bilan des initiatives et de leurs impacts en nous appuyant sur les travaux en la matière de nos membres.

## Vers une IA performante et responsable

Au-delà de l'appropriation technologique, cette édition souhaite éclairer et requestionner les enjeux d'éthique et de performance énergétique, non plus comme des freins, mais comme des vecteurs d'innovation durable. Comme le rappelait António Guterres lors de l'AI Action Summit de 2025, l'objectif est double : « L'intelligence artificielle peut rendre les systèmes énergétiques plus efficaces, plus innovants et plus résilients. Et nous devons en profiter. Mais elle est aussi extrêmement énergivore. Un centre de données IA typique engloutit autant d'électricité que 100.000 foyers »

L'évolution du cadre réglementaire, notamment avec l'AI Act, et la prise de conscience des enjeux environnementaux poussent la filière vers une dynamique positive de sobriété numérique. Plutôt que de subir la consommation des ressources, l'écosystème doit

1. Conseil de l'Union européenne - Ajustement à l'objectif 55

2. Commission européenne - REPowerEU : une énergie abordable, sûre et durable pour l'Europe

3. Guide Ministère de la Transition Écologique - Schémas directeurs pour les IRVE

4. SYDEV : le projet Smart Grid Vendée

5. Site internet du SYDEV

# INTRODUCTION

## Un cadre de référence pour une adoption durable

Cette recherche de performance responsable est aujourd'hui soutenue par des outils concrets, tel que le Référentiel général pour l'IA frugale de l'Ecolab et l'AFNOR, ainsi que sur les travaux menés au sein du Hub IA France. Ce cadre méthodologique permet d'évaluer et d'optimiser l'impact de l'IA sur l'ensemble de son cycle de vie, en valorisant les bonnes pratiques telles que l'optimisation des modèles et la gouvernance responsable des projets. Il est donc essentiel d'adopter une approche standardisée pour concilier innovation technologique et soutenabilité. C'est dans cette perspective constructive, et fort des interrogations liées à la durabilité soulevées par nos membres, que ce baromètre analyse l'état de l'art afin d'accompagner les acteurs vers une IA à la fois performante pour le réseau et économe en ressources.

## Méthodologie du baromètre

Afin de dresser un état des lieux structuré et pertinent de l'usage de l'IA dans le secteur des réseaux électriques, nous avons élaboré un questionnaire explorant l'ensemble des usages, des enjeux techniques, organisationnels et environnementaux liés à l'IA dans les smart grids.

Ce questionnaire a été diffusé auprès d'acteurs représentatifs du secteur et complété par des entretiens qualitatifs menés avec plusieurs entreprises, afin d'enrichir la compréhension des réponses et d'apporter des éléments de contexte. Sur cette base, nous avons construit un baromètre, structuré autour de quatre grands axes d'évaluation : la gestion et la qualité des données, les caractéristiques des modèles IA (notamment leur complexité et leur frugalité), les aspects liés au hardware (infrastructure matérielle nécessaire à l'entraînement et au déploiement des IA), ainsi que les politiques internes de soutenabilité, incluant les enjeux réglementaires et environnementaux.

Chaque critère a été étudié à la lumière des six dimensions d'analyse ci-dessous : la frugalité des solutions, les gains de productivité, les enjeux éthiques, les impacts organisationnels, la pérennité des outils déployés, et le lien avec les infrastructures cloud. L'ensemble, bien que non exhaustif, de ces éléments permet de proposer une vision globale, nuancée et actuelle du niveau de maturité et des dynamiques d'adoption de l'IA dans les réseaux électriques.

Le questionnaire a été conçu pour analyser la maturité, la gouvernance et les usages IA, mais il ne permet pas, en l'état, d'évaluer finement l'acceptabilité des salariés. Néanmoins, les dimensions organisationnelles, de durabilité ou de gouvernance explorées dans le questionnaire apportent, même indirectement, des éléments utiles à la compréhension de l'acceptabilité.

## SYNTHÈSE

L'IA apporte des bénéfices concrets aux réseaux électriques : meilleures prévisions de production renouvelable et de demande, optimisation de la maintenance grâce à des approches prédictives et des jumeaux numériques, renforcement de la cybersécurité et meilleure capacité à modéliser des scénarios extrêmes pour la planification. Ces apports accélèrent la transition énergétique en augmentant la réactivité opérationnelle et en ouvrant la voie à de nouveaux services (agrégation de flexibilité, optimisation de l'autoconsommation, pilotage fin des actifs distribués).

Les impacts environnementaux et matériels de l'IA : consommation énergétique dépendante du mix local, utilisation de ressources (eau, métaux...) doivent être intégrés dès la conception des projets. En s'appuyant sur des approches comme l'ACV (Analyse du Cycle de Vie), la Green AI ou la sobriété des modèles, il devient possible de développer des solutions performantes tout en maîtrisant leur empreinte.

Les opportunités à privilégier sont multiples. Sur le plan technique, l'IA permet d'améliorer la robustesse du réseau via une meilleure visibilité temps réel et une orchestration plus fine des ressources distribuées. Sur le plan économique, elle facilite l'émergence de modèles de revenus autour de la flexibilité et des services auxiliaires (VPP, marchés locaux d'énergie). Sur le plan opérationnel, l'IA réduit les coûts de maintenance et prolonge la durée de vie des équipements grâce à la maintenance prédictive. Enfin, elle crée des leviers pour des politiques publiques ciblées et pour l'acceptation citoyenne si les bénéfices sont clairement partagés.

Pour accélérer ces bénéfices, l'usage de briques open-source doit être encouragé. Les composants open-source favorisent la transparence, l'interopérabilité, la vérifiabilité des algorithmes et la réutilisabilité des développements. Ils réduisent les coûts d'entrée pour les PME, facilitent l'audit scientifique et technique des modèles, et permettent des cycles d'innovation plus rapides via des contributions communautaires. Intégrer des modules open-source bien documentés (pour l'acquisition de données, le pré-traitement, l'orchestration ou l'entraînement) rend les projets plus résilients et moins dépendants d'un fournisseur unique. Si les approches open source offrent des avantages indéniables dans le domaine des smart grids, elles s'accompagnent néanmoins de points de vigilance qui requièrent une attention particulière dans la sélection et la maintenance des algorithmes, ainsi qu'un haut niveau de compétences pour en assurer la maîtrise technique, fonctionnelle et sécuritaire.

La mutualisation entre entreprises est un levier stratégique complémentaire. Mutualiser des jeux de données anonymisés, des environnements de test (bancs d'essai, jumeaux numériques) et des capacités de calcul diminue les coûts unitaires et augmente la qualité des modèles par des jeux d'apprentissage plus riches. Cette démarche demeure toutefois complexe et s'inscrit nécessairement dans le temps, car elle repose sur un travail collectif exigeant la mise en place de mécanismes de gouvernance fédérée. Si cette construction progressive peut apparaître contraignante, elle constitue néanmoins un élément fondateur de la souveraineté numérique européenne, en posant les bases d'un cadre de confiance commun et en créant les conditions indispensables au développement d'IA verticales. C'est précisément dans cette perspective que s'inscrivent les espaces de données européens, qui visent à apporter une réponse structurante et durable à ces enjeux.

## SYNTHÈSE

### De cette étude nous formulons cinq recommandations :

- Questionner systématiquement la pertinence du recours à l'IA,
- Intégrer systématiquement une évaluation ACV et un critère de sobriété algorithmique dès la conception,
- Assurer la qualité et la fiabilité des données afin de rendre l'IA pleinement exploitable,
- Privilégier des architectures modulaires reposant sur briques open-source pour accélérer la répliquabilité,
- Mettre en place des mécanismes de mutualisation (données, compute, environnements de test) sous gouvernance commune.
- Favoriser des expérimentations collectives (projets lab, démonstrateurs) pour mesurer les gains opérationnels et économiques avant montée en charge.

Enfin, une approche holistique de la soutenabilité, élargie aux dimensions sociales et éthiques, est nécessaire pour faire de l'IA un levier durable de la transition énergétique.

# 1. USAGES ACTUELS DE L'IA DANS LES RÉSEAUX ÉLECTRIQUES

L'intégration de l'IA dans les réseaux permet d'assurer la stabilité du réseau, d'optimiser la distribution d'électricité, de réduire les pertes, d'intégrer plus efficacement les sources d'énergie renouvelables, d'optimiser la maintenance, ou encore de proposer des stratégies de développement des réseaux. Ces usages sont en cours de développement chez les différents acteurs des réseaux de différents pays. Les entreprises estiment que leurs projets d'IA ont une importance de 4,2/5 pour leurs travaux, et qu'ils répondent avant à un besoin technique pour 82 % des cas. La majorité des projets présentés sont matures.

## 1.1 OPTIMISER L'ÉQUILIBRE OFFRE DEMANDE

### 1.1.1 Prédiction de la production renouvelable.

L'IA permet, par l'intégration de prévisions météo, de prédire la production des énergies renouvelables intermittentes telles que l'éolien et le solaire. Grâce à ces prévisions, la distribution des ressources est ainsi optimisée, de manière à obtenir un mix électrique le plus décarboné possible. Le stockage est alors pris en compte, et l'IA permet une gestion plus intelligente de cette ressource, en complémentarité avec les sources intermittentes.

Hydro One<sup>1</sup>, distributeur canadien, se sert de son modèle prédisant la météo pour optimiser la mobilisation de ses ressources en prévision de phénomène météorologique violents. National Grid<sup>2</sup>, producteur américain, utilise de son côté l'IA pour améliorer la planification des ressources tout en réduisant le temps passé aux analyses.

### EV Smart Charging by Bovlabs SAS – L'IA au service de l'intégration des véhicules électriques

Ce projet, encore au stade de recherche et développement (R&D) utilise l'IA pour faciliter l'intégration des véhicules électriques (VE) sur les réseaux électriques. La recharge est en effet particulièrement énergivore et demande un fort apport de puissance, ce qui déstabilise le réseau. Les VE disposant de systèmes de charge bidirectionnelle peuvent également constituer une opportunité pour aider à la stabilité des réseaux en mettant à disposition leur batterie. Lorsque l'offre est supérieure à la demande, les VE absorbent le surplus. A l'inverse, lorsque la demande est supérieure à l'offre, les VE peuvent restituer de l'électricité au réseau (vehicle-to-grid). Ce mécanisme se contrôle grâce au signal prix. Le prix de l'électricité est en effet faible, voire négatif, lorsque l'offre excède la demande. Utiliser l'IA permet aux usagers de tirer plus simplement un profit financier du service de stabilisation qu'ils fournissent.



1. <https://www.hydroone.com/>  
2. <https://www.nationalgrid.com/>

### ORIGAMI by RTE – Moderniser le réseau avec l'IA

Le projet ORIGAMI, initié par RTE, a pour ambition de moderniser les études de développement du réseau électrique grâce à l'intelligence artificielle. Mené en collaboration avec Eurogroup Consulting, La Javaness et Oxand, ce projet vise à fournir un appui aux équipes dans l'analyse des études passées, la définition d'hypothèses et la lecture des résultats. Il repose sur trois modules correspondant aux grandes étapes du métier des chargés d'étude : la mise en contexte des projets, la proposition d'orientations d'étude et l'explication des résultats complexes.

ORIGAMI utilise les données issues de l'outil de simulation imaGrid afin de repérer les fragilités du réseau plusieurs années avant leur apparition. Cette approche permet d'anticiper les investissements et de mieux orienter les travaux à engager. En intégrant l'intelligence artificielle dans ses méthodes, RTE renforce sa capacité à accompagner la transition énergétique et à assurer un réseau plus robuste face aux nouveaux enjeux du système électrique.

Ce projet a été développé afin de répondre à des besoins techniques en utilisant le Natural Language Processing qui permet d'extraire des informations des rapports techniques, ce qu'un algorithme classique ne peut pas faire. ORIGAMI repose en effet sur un volume très important de données qui viennent de sources différentes et qui sont récupérées grâce au travail des collaborateurs, des data scientists et des chargés d'études.

#### 1.1.2 Aide à la décision pour les opérateurs.

Utilisée comme assistant des opérateurs, l'IA peut permettre une gestion du réseau efficace et offre à ceux-ci une vue plus large et plus complète sur la situation. Ces cas d'utilisation constituent une aide précieuse devant des jeux de données complexes.

### ADMS Grid AI Assistant by Schneider Electric – Assistance à la gestion du réseau

Schneider Electric utilise un chatbot alimenté par une IA générative, intégré au système de gestion avancée de la distribution. L'assistant virtuel pour la gestion du contenu technique permet d'accéder rapidement et facilement à des données et documentations internes en récupérant les bonnes parties de documents et en synthétisant la réponse. L'interaction avec l'opérateur est facilitée par l'interface. Le prototype est fonctionnel et devrait permettre des gains temporels et financiers importants. Le modèle d'IA est un petit modèle de langage (Small Language Model, SML), afin de fonctionner dans des localisations ayant de fortes contraintes, notamment d'espace ou de connectivité à internet. Il est en effet installé dans des ins-

tallations critiques (services publics d'électricité) et doit donc fonctionner en local et sur site. Le développement d'une telle technologie pour un cas d'utilisation très spécifique représente un défi technique. Le modèle a par ailleurs été développé à partir d'une brique open source.

### Assistflux by RTE – Assistance à la gestion des flux et de la congestion

Le projet Assistflux mené par RTE est un projet d'aide à la décision pour les opérateurs en cas de congestion du réseau. Encore en étude de faisabilité, cet assistant suppléerait les opérateurs en émettant des suggestions d'actions correctives à la suite de congestion de réseau. L'IA utilisée est un modèle de machine learning (ML) développé en partie en externe à partir de données internes à l'entreprise.

#### 1.1.3 Anticipation de la demande et gestion de la consommation.

L'IA permet également une meilleure anticipation de la demande, et donc des prix du marché. La prévision fine et précise des prix du marché permet une meilleure optimisation de ceux-ci. Certaines entreprises, comme Helen Electricity Network Ltd., utilisent le machine learning afin de prédire la consommation d'énergie d'un territoire plus précisément et leur permettre de mieux l'anticiper afin de promouvoir l'utilisation d'énergies renouvelables. L'enjeu principal auquel elles ont été confrontées lors du développement de leur projet est la quantité de données nécessaires pour avoir des résultats plus précis et plus fiables. Par ailleurs, les prédictions de la consommation permettent aux consommateurs d'optimiser leur consommation en fonction des tarifs et des pics de demande. On obtient ainsi une meilleure gestion de la demande par un ajustement dynamique des consommations, comme par exemple pour la recharge des véhicules électriques (VE).

Enel<sup>3</sup>, producteur d'électricité en Europe, se base notamment sur de l'IA pour prendre ses décisions d'achats et de ventes d'électricité, conforté par l'analyse et les prévisions réalisées par IA.

### Plateforme logicielle by Energy Pool – L'IA au service de la flexibilité

Energy Pool a développé une plateforme logicielle regroupant la gestion de l'énergie locale, l'optimisation de l'énergie, l'optimisation du marché et la monétisation du marché de la flexibilité. L'objectif de cette plateforme est de faciliter la gestion de la stabilité du réseau à travers des outils efficaces et complets. Les outils disponibles utilisent des modèles de prédiction basés sur du ML, développés entièrement en interne.

3. <https://www.enel.com/>

## 1.2 MAINTENANCE, SÛRETÉ ET SÉCURITÉ

La maintenance est un domaine important susceptible d'être transformé par l'IA, qui lui offre de nombreuses opportunités.

### 1.2.1 Détection anticipée des pannes.

Grâce à l'IA, les données collectées sont traitées rapidement afin d'identifier des signes avant-coureurs de pannes ou de défaillances. L'anticipation des défaillances permet également de planifier la maintenance, dans le but d'optimiser la performance du réseau. Il devient alors possible d'élaborer des processus de maintenance plus efficaces et rentables.

Plusieurs projets ont été développés en utilisant la maintenance prédictive. Parmi eux, on peut citer les systèmes d'alarmes intelligentes, notamment développés par E-REDES<sup>4</sup> (distributeur portugais) et par Elia<sup>5</sup> (gestionnaire du réseau de transport belge). Ces systèmes utilisent une IA pour classer et analyser les alarmes en temps réel dans la gestion du réseau (ETIP SNET 2025).

Dans un autre domaine, Exelon<sup>6</sup>, producteur et distributeur américain, utilise la génération de données synthétiques pour automatiser l'inspection des drones. L'IA est employée pour créer des images photoréalistes des défauts du réseau. L'utilisation de l'IA et des données synthétiques permet à Exelon d'automatiser la détection des défauts, de réduire le travail manuel et d'accélérer la résolution des défauts détectés<sup>7</sup>.

#### ABB - Digitalisation des sous-stations MT

Les réseaux de transport et de distribution d'électricité dotés de technologies numériques aboutissent à des résultats inédits en termes de performances et de gestion des risques. D'après ABB et ses expériences en Europe, notamment en Finlande, 67 % des défauts réellement constatés ont été prédits à l'avance, 90 % des défauts prédictibles sont signalés jusqu'à une semaine à l'avance, et aucun faux positif n'a été constaté après seulement trois ans d'entraînement basé sur la réalité du terrain à Vaasa.

Grâce à de nouveaux algorithmes basés sur l'IA, il n'est pas nécessaire d'ajouter toujours plus de capteurs pour obtenir ces résultats. Les calculs d'optimisation et les alertes sont réalisés uniquement par l'analyse des données existantes concernant les pertes de charges, les caractéristiques électriques et les données de consommation réelles. À la clé : de nombreuses optimisations du système, en plus de la continuité d'exploitation, ce qui permet de

réduire les coûts, d'augmenter l'efficacité énergétique en réduisant les pertes et d'éviter les investissements inutiles. Le suivi des tendances et des séries temporelles permet d'améliorer les optimisations et la fiabilité des prédictions réalisées avec le temps.

Comment est-ce possible ? En modifiant l'architecture électrique et numérique de la sous-station moyenne tension. Historiquement, celles-ci étaient basées sur des mécanismes de protection et de contrôle qui doivent être aussi rapides et fiables que possible en cas de défaut. Au fil du temps, ces sous-stations se sont dotées de moyens de communication pour fournir aux opérateurs un système de pilotage avancé. Cependant, la révolution de l'IA exige une révision plus approfondie du fonctionnement de la sous-station, basée sur une implémentation avancée de la norme IEC 61850. Celle-ci intègre, en plus de la partie électromécanique, un réseau informatique local, cyber sécurisé et interopérable, qui permet également d'économiser des câbles et de l'encombrement au sol. Il n'est plus question d'un simple équipement « edge », mais d'une véritable infrastructure informatique dotée d'une capacité de traitement local basée sur l'IA, d'un socle de virtualisation, et permettant le déploiement facilité de nombreuses fonctionnalités logicielles pour une exploitation performante de la sous-station.

### 1.2.2 Optimisation des interventions terrain.

#### ARIIA by Enedis – L'IA au service de la relation client

Le projet ARIIA (Automatisation de la Requalification des Interventions par Intelligence Artificielle), développé en 2022, constitue un outil clé pour Enedis lors de ses interventions chez les clients. Grâce à ce modèle, l'entreprise peut anticiper les déplacements inutiles en croisant un grand nombre de données en amont. Ce projet a valu à Enedis d'être sélectionnée au AI Action Summit (février 2025), dans la catégorie « IA pour l'Effcience ».

Reposant sur des techniques de ML et de deep learning, ARIIA a généré un fort retour sur investissement. En 2024, il a permis d'éviter 140 000 déplacements non conformes, ce qui représente environ 200 tonnes de CO<sub>2</sub> économisées. Les enjeux pour ce projet, dont le développement a été fait complètement en interne, ont été d'avoir une harmonisation importante des pratiques en sachant que Enedis est une entreprise très décentralisée avec des habitudes qui varient d'une région à l'autre.

4. <https://www.e-redes.pt/pt-pt>

5. <https://www.elia.be/fr/>

6. <https://www.exeloncorp.com/>

7. <https://resources.nvidia.com/en-us-energy-utilities/exelon-uses-syntheti>

### 1.2.3 Simulation des risques avec jumeaux numériques.

Ces jumeaux numériques sont utilisés dans la modélisation des infrastructures. Ils permettent d'améliorer l'analyse des infrastructures et de tester des stratégies d'optimisation. Cet outil permet de faire face à différents scénarios prévisionnels, et d'envisager une solution pour le passage à une production décarbonée. SP Energy Networks<sup>8</sup>, entreprise de transport et de distribution britannique, utilise un jumeau numérique du réseau électrique du Royaume-Uni permettant de tester plusieurs solutions de gestion d'une demande croissante.

#### Cosmotech & RTE & Groupe E – Les jumeaux numériques pour l'entretien, la modernisation, et l'extension des réseaux

Cosmo Tech développe des jumeaux numériques simulables pour aider les opérateurs de réseaux électriques à modéliser, simuler et optimiser leurs infrastructures. Leur objectif est de permettre une prise de décision plus éclairée face à des systèmes complexes, comme ceux des réseaux d'énergie, où de multiples facteurs techniques, économiques et environnementaux interagissent. Dans le cas des réseaux électriques, Cosmo Tech permet par exemple à des acteurs comme RTE de simuler différents scénarios de maintenance, d'investissements ou de développement du réseau, afin d'en mesurer à l'avance les effets sur la performance globale, la fiabilité et le coût. Le jumeau numérique intègre non seulement les équipements physiques, mais aussi les contraintes opérationnelles, les dépendances entre composants, et les évolutions futures potentielles (climat, demande, technologies...). L'outil peut permettre de rationaliser l'entretien et la maintenance du réseau, comme c'est le cas pour RTE, ou la modernisation et le développement du réseau, comme c'est le cas pour Groupe E.

### 1.2.4 Détection et prévention des cyberattaques.

L'IA permet de détecter des menaces en temps réel grâce à son apprentissage automatique. Cet apprentissage permet d'analyser en continu les données réseau et identifier les comportements anormaux qui pourraient indiquer une activité mal intentionnée. Tout d'abord, en déchargeant l'humain de tâches chronophages, elle permet d'éviter un nombre considérable d'erreurs, l'erreur étant le premier facteur de risque de cyberattaque. De plus, la gestion optimale des données permet une meilleure analyse des attaques, entraînant une réponse appropriée. Enfin, en cas d'attaque, l'IA contribue à une meilleure analyse des dommages, conduisant à un plan de restructuration optimal.

8. <https://www.spenergynetworks.co.uk/>

9. <https://www.iberdrola.com/>

10. <https://www.edf.fr/>

11. <https://www.duke-energy.com/>

## 1.3 CONDUITE, EXPLOITATION ET PLANIFICATION RÉSEAU

### 1.3.1 Appui à la planification des investissements.

#### L'IA est un outil prospectif de l'évolution du réseau

La nature prédictive de l'IA ne concerne pas uniquement le court terme : en effet, cet outil permet d'envisager plusieurs scénarios à long-terme, tenant compte par exemple de l'évolution des législations ou du changement climatique.

#### L'IA aide au développement de scénarios énergétiques

L'utilisation de l'IA pour les prévisions à long-terme permet une modélisation plus fine des différents scénarios probables. En intégrant des données variées, comme les tendances de consommation, l'évolution des infrastructures, et les changements de législation des pays, l'IA aide à anticiper les futurs besoins énergétiques et à cibler les stratégies d'investissement.

C'est par exemple le cas d'Iberdrola<sup>9</sup>, producteur et distributeur d'électricité, qui prédit les conditions météorologiques à moyen et long terme afin de prendre les meilleures décisions concernant ses projets d'énergies renouvelables. En exploitant l'IA, l'entreprise peut optimiser le déploiement de ses capacités de production en fonction des scénarios climatiques prévus, assurant ainsi une production énergétique stable et efficace.

### 1.3.2 Évaluation de la résilience climatique.

L'IA joue un rôle essentiel dans l'analyse et la préparation face aux scénarios climatiques extrêmes, qui impactent directement la résilience des réseaux électriques, par sa capacité à analyser d'importants volumes de données historiques et en temps réel. Cela lui permet ainsi de modéliser les effets de tempêtes, vagues de chaleur, inondations ou autres catastrophes naturelles sur les infrastructures énergétiques.

Par exemple, des entreprises comme EDF<sup>10</sup> ou Duke Energy<sup>11</sup> utilisent des systèmes d'IA pour anticiper les risques de dommages aux réseaux électriques en fonction des prévisions climatiques. Ces modèles permettent d'optimiser la planification des interventions et la répartition des ressources en cas d'événements climatiques majeurs.

Dans ce contexte, l'utilisation de jumeaux numériques permet également de tester divers scénarios de crise en vue d'améliorer les estimations des réactions des infrastructures à ces événements extrêmes. En simulant des situations catastrophiques et en corrigeant les paramètres du réseau, l'IA aide à renforcer la fiabilité du système électrique.

## 1.4 EXPÉRIENCE CLIENT ET APPUI SALARIÉS.

L'intelligence artificielle métamorphose désormais l'ensemble des processus du gestionnaire de réseau : de la maintenance des actifs industriels jusqu'aux fonctions support les plus transverses. D'abord cantonnée à l'optimisation d'algorithmes de conduite, elle devient aujourd'hui un véritable « couteau suisse » – disponible partout, tout le temps, depuis le terrain jusqu'aux bureaux des équipes RH et conformité.

### Sur le terrain : un compagnon de poche pour la maintenance

Les modèles de vision par ordinateur embarqués dans des smartphones ou tablettes « edge » reconnaissent instantanément câbles, sectionneurs et organes de coupure, affichant en sur-impression les schémas unifilaires, les couples de serrage ou la date du dernier contrôle. Couplés au GPS et à la cartographie patrimoniale, ils fiabilisent la collecte d'informations sur plus de 2 300 postes sources et 800 000 postes HTA/BT ; demain, les mêmes réseaux de neurones pointeront d'eux-mêmes les premiers signes d'échauffement ou de corrosion et suggéreront l'action corrective la plus pertinente.

### Au service client : des verbatims aussitôt compris, aussitôt traités

Les moteurs d'analyse sémantique classent et résument les réclamations en temps réel ; un agent conversationnel interne récupère le contexte, propose une réponse cohérente et transmet le dossier à l'équipe experte adéquate. Résultat : un temps moyen de traitement en chute libre et des conseillers qui peuvent se concentrer sur l'écoute active et la fidélisation. Des approches d'apprentissage profond multidimensionnelles détectent même l'apparition de motifs d'insatisfaction inédits pour déclencher plus tôt les plans d'action corrective.

### HR Chatbot

L'équipe RH d'Enedis gère chaque année plusieurs dizaines de milliers de questions sur les congés, la paie ou la réglementation sociale, disséminées dans des centaines de documents internes longs et complexes.

- Solution actuelle : un chatbot open-source « Tock » fondé sur un NLP classique et des arbres de décision ; le périmètre reste limité et les réponses peu personnalisées.
- Solution cible : déployer un Chatbot RH de nouvelle génération, dopé à la Gen AI et au Retrieval-Augmented Generation (RAG) sur la base documentaire RH.

Hébergé sur une architecture AWS scalable et modulaire, ce socle pourra ensuite être réutilisé pour tous les autres bots internes (SIRH, achats, IT). Ce virage promet des réponses contextualisées, un temps de résolution réduit et un gain de productivité sensible pour les équipes RH.

Le projet Mand'IA, développé par la Digital Factory d'Enedis et Enedis Lab Pays de la Loire, vise à automatiser et fiabiliser le traitement des demandes dans le cadre du marché de capacité, un mécanisme essentiel pour garantir l'équilibre entre production et consommation d'électricité, surtout en période de pointe. Ce marché implique de nombreux acteurs – producteurs, consommateurs, agrégateurs – dont les engagements sont encadrés par des mandats de représentation que l'équipe de l'Accueil des Acteurs de Marchés (AAM) vérifie manuellement. Avec l'augmentation du nombre de points de mesure et un quadruplement attendu des demandes d'ici 2026, cet outil d'intelligence artificielle est conçu pour soutenir les équipes en automatisant la vérification des dossiers, notamment des mandats.

Mand'IA est le fruit d'une collaboration entre équipes terrain et structures nationales, répondant à un besoin concret de simplification. Grâce à cette solution, les équipes espèrent gagner en performance (traitement quatre fois plus rapide) et recentrer leurs efforts sur la relation client, qui reste au cœur de leur mission. Le prototype validé en 2024 sera expérimenté sur trois mois, avec une industrialisation prévue début 2026. Ce projet s'inscrit également dans une logique de capitalisation des expériences IA précédentes, et pourrait ouvrir la voie à d'autres usages d'analyse automatisée de documents au sein d'Enedis.

### Acceptabilité et transformation des métiers

L'intégration de l'IA dans les processus internes ne se limite pas à une évolution technologique : elle implique une transformation profonde des pratiques, des rôles et des compétences. Les salariés expriment parfois des interrogations quant à l'impact de ces outils sur leur expertise métier, leur autonomie ou la valeur de leur travail. La mise en place d'une démarche structurée de sensibilisation, incluant des modules e-learning accessibles à tous, des ateliers d'acculturation ou encore des sessions dédiées aux limites et opportunités de l'IA, constitue un levier essentiel pour favoriser l'adhésion.

Par ailleurs, la vigilance sur le risque de perte de compétences doit être intégrée dès la conception des projets. Les outils d'IA, s'ils ne sont pas correctement expliqués ou accompagnés, peuvent entraîner une diminution de la maîtrise opérationnelle des utilisateurs. L'enjeu réside donc dans une appropriation active : permettre aux salariés de comprendre les modèles, de questionner les résultats et de conserver un rôle central dans la prise de décision. Cette approche renforce la confiance, favorise l'usage et contribue à une intégration plus harmonieuse de l'IA dans les activités quotidiennes.

## 2. IMPACTS ENVIRONNEMENTAUX ET SOCIÉTAUX DU DÉPLOIEMENT DE L'IA

### 2.1 UN CADRE RÉGLEMENTAIRE GLOBAL DE L'IA EN PLEINE STRUCTURATION

L'intelligence artificielle connaît un essor sans précédent, touchant aujourd'hui l'ensemble des secteurs économiques et de nombreuses sphères de la société. Cette expansion rapide soulève des interrogations croissantes quant aux risques associés à l'usage de ces technologies : biais algorithmiques, atteintes aux droits fondamentaux, décisions opaques, mais aussi dépendance accrue aux ressources numériques et tensions environnementales.

Face à ces défis, un cadre réglementaire international se structure progressivement, avec pour objectif d'encadrer le développement de l'IA dans une logique de confiance, de sécurité et de responsabilité. L'Union européenne occupe aujourd'hui une position de chef de file avec l'adoption, en 2024, du **Règlement européen sur l'intelligence artificielle (AI Act)**. Ce texte pionnier établit une classification des systèmes IA selon leur niveau de risque, allant de l'interdiction des pratiques jugées inacceptables (surveillance de masse, manipulation psychologique...) à des obligations strictes pour les systèmes à haut risque, notamment dans les domaines de la santé, de l'éducation, de la justice, de la sécurité et des ressources humaines.

Au-delà de l'Union européenne, plusieurs initiatives internationales viennent compléter cette dynamique :

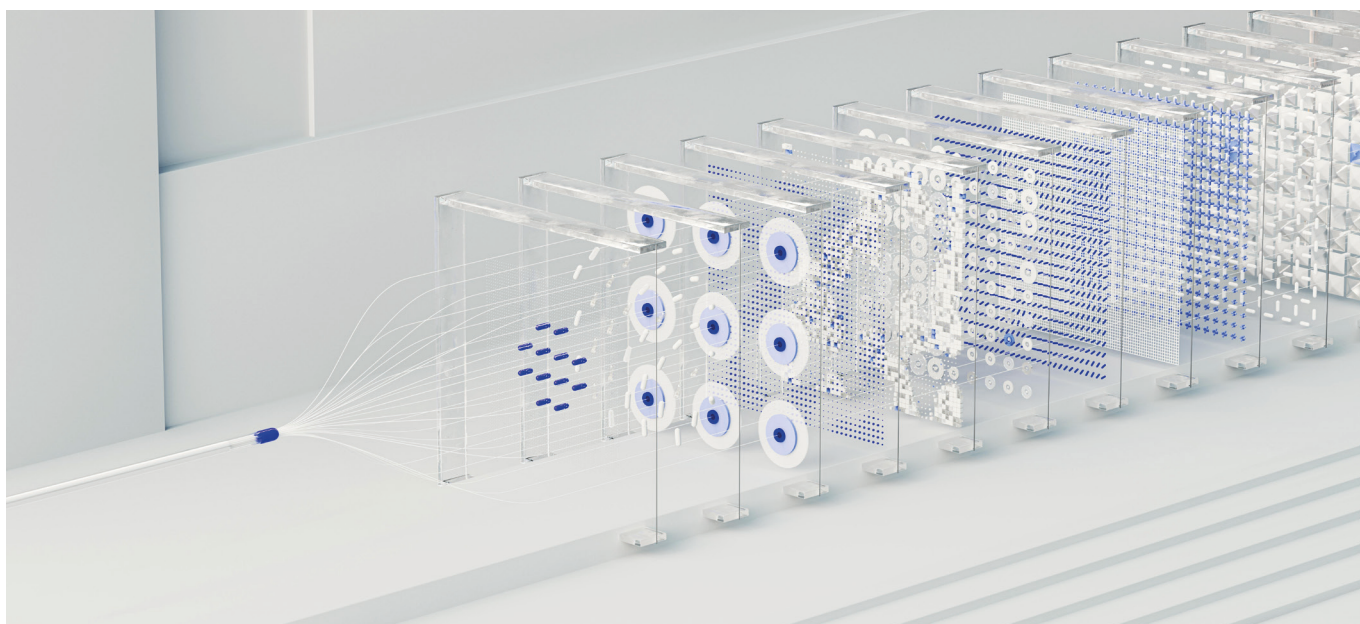
- Aux États-Unis, des approches sectorielles émergent à travers le **Blueprint for an AI Bill of Rights**, des régulations par agences et des lois adoptées au niveau des États fédérés,

- Des organisations internationales telles que l'**OCDE** et l'**UNESCO** ont établi des cadres de référence éthiques et de bonnes pratiques dès 2019 et 2021 respectivement,
- Le **G7** (via le processus d'Hiroshima) et l'**ONU** poursuivent l'élaboration de normes globales visant à encadrer les usages des IA génératives et des modèles dits « de fondation ».

En parallèle, les cadres réglementaires du numérique plus larges viennent progressivement intégrer l'enjeu IA dans une vision élargie de la responsabilité numérique. C'est notamment le cas :

- du RGPD, qui reste central pour les aspects de traitement de données personnelles,
- de la directive NIS 2 sur la cybersécurité des infrastructures critiques,
- de la directive CSRD (Corporate Sustainability Reporting Directive), qui étend les obligations de reporting extra-financier aux impacts technologiques, éthiques et sociétaux des systèmes d'IA.

Dans ce contexte, la gouvernance de l'IA devient une composante à part entière de la gouvernance d'entreprise, associant compliance réglementaire, innovation de confiance et responsabilité sociétale.



## 2.2 DE NOUVELLES EMPREINTES À MAÎTRISER : VERS UNE APPROCHE GLOBALE DES RISQUES IA

Au-delà des enjeux classiques de transparence, de sécurité juridique ou de respect des droits humains, le développement massif de l'intelligence artificielle fait émerger de nouvelles formes d'empreinte qu'il est crucial d'intégrer dans les stratégies d'encadrement et d'innovation responsable. Trois dimensions majeures de cette empreinte peuvent aujourd'hui être identifiées :

### 2.2.1 Empreinte éthique: biais, discriminations et autonomie des décisions.

L'une des premières préoccupations associées à l'IA concerne sa capacité à reproduire – voire amplifier – des biais cognitifs ou sociaux préexistants dans les données d'entraînement. Ces biais peuvent conduire à des discriminations systémiques dans des domaines sensibles : recrutement, accès au crédit, soins médicaux, justice pénale...

Au-delà du seul traitement équitable des données, l'enjeu est celui du design éthique des systèmes :

- explicabilité des algorithmes,
- supervision humaine des décisions critiques,
- accès aux voies de recours en cas de préjudice,
- transparence sur les limites des systèmes autonomes.

L'AI Act, ainsi que les principes de l'OCDE ou de l'UNESCO, soulignent la nécessité de bâtir des IA qui respectent la dignité humaine, la pluralité culturelle et les principes démocratiques.

### 2.2.2 L'empreinte énergétique et carbone : un coût environnemental croissant.

Le développement de l'intelligence artificielle s'appuie sur des infrastructures numériques de plus en plus gourmandes en ressources énergétiques. L'entraînement des modèles d'apprentissage profond, notamment des IA génératives et des grands modèles de fondation, mobilise des volumes massifs de calcul et de données.

Cette consommation énergétique croissante se traduit par une empreinte carbone significative :

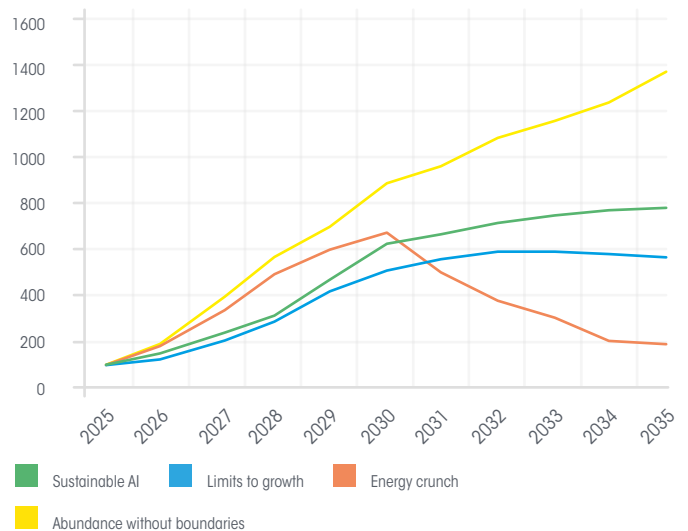
- consommation électrique des data centers,
- émissions indirectes liées à la chaîne logistique des équipements,
- renouvellement accéléré des infrastructures matérielles.

Le numérique, longtemps perçu comme « dématérialisé », devient ainsi un contributeur non négligeable aux émissions de gaz à effet de serre, mettant en tension les trajectoires climat des organisations et interrogeant la soutenabilité de certains usages IA.

La consommation électrique des modèles d'IA augmente à mesure que leur taille et leur complexité croissent.

À mesure que les modèles d'IA prennent de l'ampleur, ils deviennent plus précis et plus performants. Cependant, cette évolution s'accompagne d'une augmentation des besoins en calcul, ce qui entraîne une consommation d'énergie plus élevée (Patterson, et al. 2021). La demande d'électricité des data centers s'élève à 0,3 % de la demande mondiale ; elle devrait doubler entre 2022 et 2026, atteignant 1000 TWh en 2026 (équivalent à la consommation d'électricité du Japon). Cette situation est d'autant plus inquiétante pour les réseaux électriques des régions où les data centers sont localisés. Par exemple, en Irlande, en 2026, l'énergie utilisée pour les modèles d'IA devrait être supérieure à l'énergie consommée par tous les habitants du pays en 2023 (Pacou et Wijnhoven 2024).

AI ELECTRICITY SCENARIOS - ELECTRICITY USE TWh



Prévisions de la consommation mondiale d'électricité liée à l'IA de 2025 à 2035, en TWh (Pacou & Wijnhoven, 2024).

On estime que l'IA consomme aujourd'hui 0,03 % de l'électricité (Tatot et Vermot Desroches 2024). Sa consommation électrique, évaluée à 4,5 GW en 2023, pourrait atteindre 14 à 18,7 GW dès 2028, soit jusqu'à un quadruplement en 5 ans. L'inférence pourrait représenter une part plus importante de la consommation globale du modèle, de 80 % en 2023 à 85 % en 2028. L'utilisation de l'Edge AI (IA en local) pourrait également se généraliser et représenter 50 % de l'usage. Les processeurs graphiques (GPU) représentent environ 50 % de la consommation électrique de l'IA (Avelar, et al. 2023). D'autres prévisions sont encore plus élevées, estimant que l'IA consommera 200 TWh en 2030 (Goldman Sachs 2024), jusqu'à 880 TWh à la même date ou plus de 1000 TWh en 2035 (Pacou et Wijnhoven 2024).

**Les projections Green vs Red AI illustrent des trajectoires énergétiques divergentes selon les choix technologiques.**

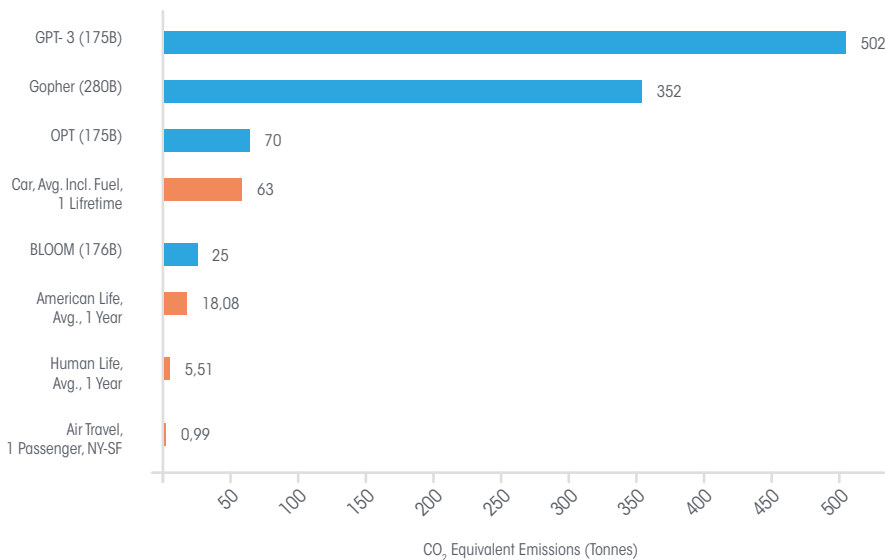
L'utilisation de l'IA étant très énergivore, une nouvelle approche de la recherche vise à obtenir des résultats innovants tout en réduisant les coûts computationnels. C'est l'IA frugale ou la Green AI, opposée à la Red AI, qui correspond à une utilisation très coûteuse de l'IA. La Red AI conduit à une consommation d'énergie excessive en raison de l'augmentation constante de la taille et de la complexité des modèles d'IA. Depuis 2012, la puissance de calcul requise pour entraîner les modèles a été multipliée par 300 000, avec un doublement du coût computationnel tous les quelques mois. Cette croissance exponentielle repose sur l'utilisation massive de GPU et de processeurs tensoriels (TPU), qui effectuent des milliards d'opérations par seconde. Par exemple, l'entraînement de GPT-3 a nécessité 1287 MWh d'électricité, soit l'équivalent de la consommation annuelle de 121 foyers aux États-Unis. Certains modèles comme BERT-large ou AlphaZero ont mobilisé des centaines de processeurs et de puces spécialisées pendant plusieurs jours ou semaines, entraînant une demande énergétique toujours plus importante (Schwartz, et al. 2020).

**Les émissions de CO<sub>2</sub> deviennent un critère déterminant lors du lancement d'un projet IA dans le secteur énergétique.**

L'explosion des besoins en calcul s'accompagne d'une consommation énergétique accrue des infrastructures de centres de données, qui hébergent ces modèles, et donc des émissions de CO<sub>2</sub>. Les entreprises cherchent à compenser cette hausse par des accords d'achat d'énergie renouvelable (power purchase agreements, PPA), mais l'efficacité énergétique des modèles reste un enjeu clé. Malgré des améliorations matérielles et logicielles, l'entraînement des modèles d'IA reste extrêmement énergivore, rendant urgente la recherche de solutions plus durables (Schwartz, et al. 2020).

Selon certaines estimations, l'entraînement de GPT-3 sur une base de données de 500 milliards de mots a nécessité 1287 MWh d'électricité et 10 000 puces informatiques, soit environ 550 tonnes de CO<sub>2</sub>, ce qui correspond à 33 vols entre l'Australie et le Royaume-Uni (Bolón-Canedo, et al. 2024). La demande en électricité des centres de données devrait entraîner une augmentation de plus de 100 % des émissions de CO<sub>2</sub> d'ici 2030 par rapport à 2022, atteignant environ 215 à 220 millions de tonnes. Cette hausse représenterait environ 0,6 % des émissions mondiales liées à l'énergie (Singer, et al. 2024).

Ces émissions pourraient encore augmenter de 50 % en 2030 si les entreprises n'augmentent pas leur recours aux PPA pour financer les énergies renouvelables. Les entreprises prévoient toutefois d'intensifier la signature de PPA pour compenser cette croissance, en plus de leurs engagements dans l'amélioration de l'efficacité énergétique. La capacité annuelle des PPA devrait passer de 17-18 GW en 2020 à 20-30 GW dans les cinq prochaines années, ce qui permettrait aux entreprises de couvrir environ 30 % de leur consommation électrique avec des énergies renouvelables d'ici 2028-2030. Malgré ces efforts, les émissions nettes des data centers devraient doubler d'ici 2030, ce qui relance les débats sur l'atteinte des objectifs de neutralité carbone et accentue le besoin d'investissements dans des infrastructures vertes. Cette pression pourrait aussi pousser les entreprises à accélérer la recherche et le développement de nouvelles technologies pour réduire leur empreinte écologique (Singer, et al. 2024).

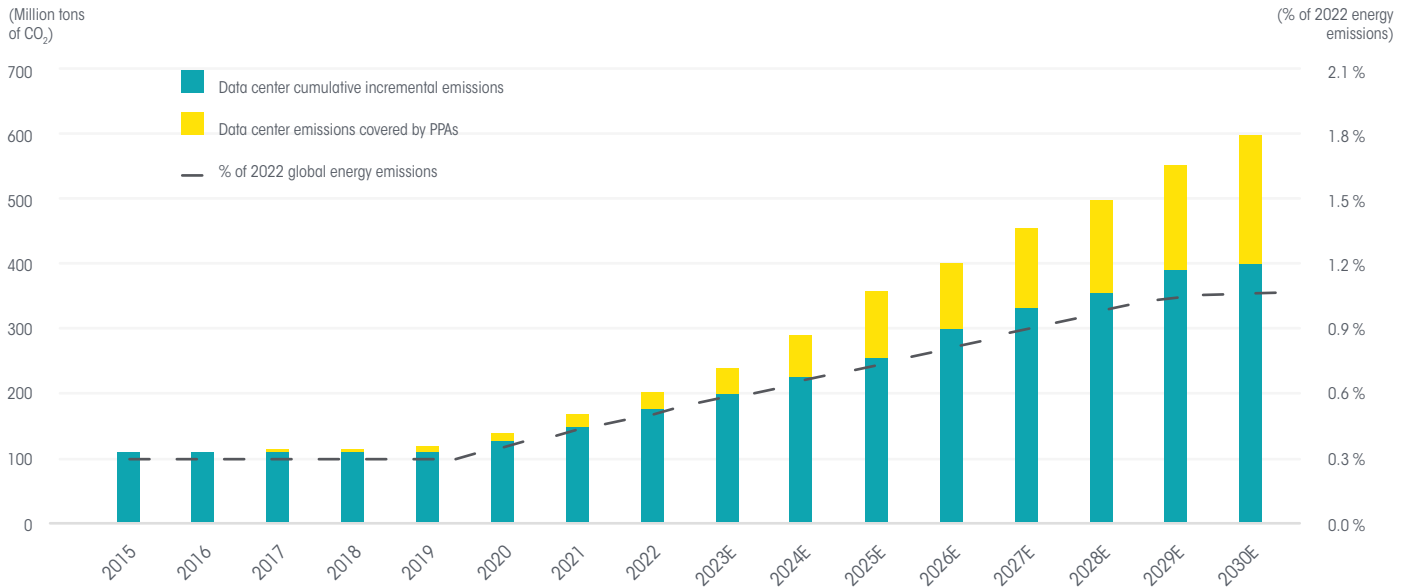


**CO<sub>2</sub> Equivalent Emissions (Tonnes) by Selected Machine Learning Models and Real Life Examples, 2022.**

Sources : Luccioni et al., 2022, Strubell et al., 2019 | Chart : 2023 AI Index Report.

Émissions de CO<sub>2</sub> eq pour les modèles ML d'entraînement (bleu) et pour des usages de la vie quotidienne (violet). (Bolón-Canedo, Morán-Fernández, Cancela, & Alonso-Betanzos, 2024).

We see data center emissions doubling in 2030 vs. 2023 levels, net of impact of power purchase agreements (PPAs) from technology companies. Carbon dioxide emissions in millions of tons (LHS); percent of 2022 energy emissions (RHS).



Les émissions des data centers devraient doubler entre 2023 et 2030, stimulant le recours à des PPA (Singer, Bingham, Corbett, Davenport, & Gandolfi, 2024).

### Les facteurs d'émissions varient selon le type de modèle et l'infrastructure matérielle.

Les émissions de CO<sub>2</sub> des projets d'IA sont directement liées à leur consommation électrique via l'intensité carbone du mix électrique local. Pour une même consommation électrique, les émissions sont donc variables selon les zones géographiques. Il est nécessaire de connaître le mix électrique des pays pour estimer l'impact carbone d'un outil IA (Patterson, et al. 2021).

L'impact carbone des projets d'IA est souvent divisé en trois grandes catégories. La formation hors ligne comprend l'entraînement et les expérimentations effectuées sur l'IA. La formation en ligne correspond aux modèles qui se mettent à jour automatiquement avec les nouvelles données. Enfin, les émissions liées aux inférences sont celles qui servent le trafic de production (Wu, et al. 2022).

Il est difficile de connaître l'étape qui entraîne le plus d'émissions car cela dépend souvent de ce que fait le modèle d'IA. On estime que l'apprentissage représente la majorité des émissions (France Science 2023). Cependant, d'après Google, l'empreinte carbone de la phase d'utilisation des IA génératives est supérieure à celle de la phase d'entraînement, avec une proportion 60/40. L'empreinte carbone de plusieurs grands modèles d'IA générative pour la phase d'entraînement est estimée à 552 tonnes CO<sub>2</sub>eq. Les modèles d'IA comme GPT-4 pourraient avoir un impact environnemental encore plus important pour la phase d'inférence (Tatot et Vermot Desroches 2024).

### L'absence de méthodologies communes complique la comparaison des bilans carbone entre projets.

Pour limiter les émissions de CO<sub>2</sub>, il est essentiel de pouvoir quantifier sa production lorsque les modèles d'IA sont développés. Cependant, il reste très difficile pour les développeurs de mesurer précisément ces émissions. Il est plus simple d'évaluer les émissions lors de la phase d'entraînement que lors de la phase d'inférence, même si cette dernière est très énergivore. Différents outils ont été développés pour calculer les émissions de carbone, mais les résultats peuvent varier significativement selon les méthodes utilisées<sup>12</sup>. En effet, de nombreux paramètres entrent en jeu, faisant varier les résultats : différences de méthodologies, hypothèses sur le matériel, taux d'utilisation, coûts des logiciels et mix électrique des zones géographiques (Bolón-Canedo, et al. 2024).

Il est donc compliqué de comparer les différents modèles et d'évaluer leur impact car il est difficile de s'entendre sur une méthode universelle.

<sup>12</sup> Des outils sont proposés en ligne (comme <https://cloud.google.com/carbon-footprint?hl=fr>, <https://mlco2.github.io/impact/#compute>, ou <http://calculator.green-algorithms.org/>), ou pour une intégration dans le code (comme Experiment impact tracker, Carbon tracker, ou CodeCarbon), ou par des entreprises (comme EcoMindIA de SopraSteria).

### 2.2.3 Empreinte hydrique & autres ressources.

La littérature distingue deux types d'impacts liés au besoin en eau. L'usage de l'eau correspond à la quantité totale d'eau prélevée dans une source naturelle (rivière, un lac, nappe souterraine) pour répondre à différents besoins : industriels, agricoles ou domestiques. Une partie importante de cette eau est restituée à l'environnement après utilisation. La consommation d'eau, quant à elle, désigne la part de l'eau utilisée qui n'est pas retournée à la source après prélèvement, devenant ainsi indisponible pour un usage ultérieur (Reig, 2013). Ces deux besoins sont à considérer dans le cas des projets d'IA. zones géographiques.

#### Le refroidissement des centres de données nécessite d'importantes quantités d'eau tout au long de l'année.

L'eau est principalement utilisée pour refroidir les data centers. Il existe deux méthodes de refroidissement. La première a recours à une tour de refroidissement : l'eau est d'abord évaporée directement pour dissiper la chaleur, puis de l'eau circule dans un circuit pour absorber la chaleur des serveurs. Ces cycles peuvent être répétés jusqu'à dix fois avant de rejeter l'eau hors du système. Il faut constamment ajouter de l'eau pour compenser les pertes par évaporation et évacuation. La consommation d'eau de cette méthode se situe entre 1 et 9 L/kWh d'énergie consommée par le serveur. On utilise souvent de l'eau potable pour éviter l'obstruction des conduits et le développement de bactéries. La deuxième technique de refroidissement repose sur le rafraîchissement adiabatique, qui permet de refroidir l'air grâce au transfert de la chaleur à l'eau par évaporation. Sa consommation en eau est plus efficace que celle des tours de refroidissement (Li, et al. 2023).

#### La fabrication du matériel informatique et la production d'électricité génèrent également un besoin en eau significatif.

Le refroidissement des serveurs décrit ci-dessus constitue le besoin direct en eau de l'IA (scope 1). Mais la production d'électricité et la production du hardware génèrent aussi un besoin en eau, comptabilisés respectivement dans le scope 2 et le scope 3.

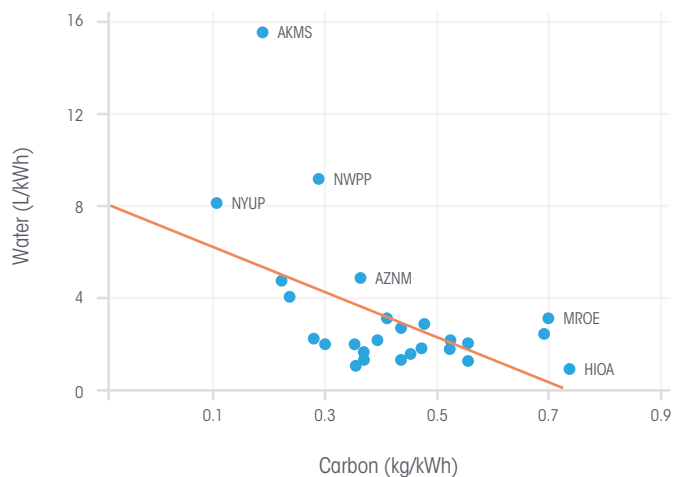
L'usage de l'eau des centrales de production d'électricité aux États-Unis est de l'ordre de 44 L/kWh (dont 3 L/kWh consommés), et Meta a indiqué consommer 3,7 L d'eau en scope 2 par kWh utilisé dans ses data centers (Li, et al. 2023).

Ainsi, en combinant scope 1 et scope 2, l'usage de l'eau de l'IA pourrait atteindre 4,2 à 6,6 milliards de mètres cubes en 2027 à l'échelle mondiale, et 0,38 à 0,60 milliard de mètres cubes d'eau seraient évaporés (donc consommés). L'entraînement de GPT-3 dans les centres de données de Microsoft aux États-Unis a pu consommer un total de 5,4 millions de litres d'eau, dont 700 000 L en scope 1. De plus, GPT-3 doit consommer un demi-litre d'eau pour environ 10 à 50 réponses de longueur moyenne, en fonction du moment et de l'endroit où il est déployé (Li, et al. 2023).

Le scope 3 est plus complexe à estimer. Il inclut l'eau nécessaire à la fabrication du hardware.

#### La réduction de cette consommation reste difficile malgré les progrès technologiques observés.

Une troisième méthode de refroidissement, appelée refroidissement « sec », est marginalement utilisée à cause de sa forte demande en énergie, dont la production consomme également de l'eau. Ce système, qui s'intéresse essentiellement au scope 1, pourrait résoudre le problème de la forte consommation d'eau des deux méthodes précédentes. Mais une étude élargie au scope 2 révèle ses limites : elle demande beaucoup plus d'énergie (Li, et al. 2023). De plus, il n'est pas possible de la déployer pour des puissances de calcul supérieures à 20 kW/rack, soit pour la majorité des usages (30 à 100 kW/rack selon les GPU utilisés). On pourrait multiplier le nombre de racks pour réduire la puissance par rack, mais cela risquerait de diminuer les performances et d'augmenter les contraintes de câblage et le besoin en matériel (Avelar, et al. 2023).



Consommation d'eau par kWh (scope 2) en fonction de l'intensité carbone aux États-Unis (Li, Yang, Islam, & Ren, 2023).

En fait, comme le montre le graphique ci-dessus, il semble y avoir une relation inverse entre la consommation en eau au scope 2 et les émissions de CO<sub>2</sub> par kWh aux États-Unis : moins on émet de CO<sub>2</sub> pour un cas d'usage, plus on utilise de l'eau. On ne peut pas simplement réduire les émissions de CO<sub>2</sub> sans mettre en œuvre des politiques de bonne gestion de l'eau. Les impacts environnementaux des empreintes carbone et eau ne sont donc pas substituables, et une approche holistique du problème est nécessaire (Li, et al. 2023).

### Les acteurs sous-estiment souvent l'ampleur réelle des ressources mobilisées pour entraîner et faire fonctionner les modèles.

En plus de la consommation d'énergie, d'eau et des émissions de CO<sub>2</sub>, la consommation de ressources de métaux rares est aussi un sujet préoccupant pour le développement de nouveaux modèles. Cependant, les développeurs ne prennent pas en compte cet aspect pour le moment puisqu'aucun n'a indiqué avoir considéré la consommation de matières premières dans le choix du hardware.

En effet, 80 % des émissions de gaz à effet de serre (GES) de nos téléphones, ordinateurs et autres objets électroniques sont imputables à la fabrication (ADEME 2023). Les serveurs contiennent 18 éléments<sup>13</sup> (ADEME 2024, 176,177) parmi lesquels 3 sont des terres rares et 12 sont classés comme éléments critiques par la Commission européenne (Commission Européenne 2024).

Les terminaux d'IA dépendent d'une quantité importante de matières premières et « critiques » tels que l'indium, le gallium, le tantale, le néodyme et le germanium, dont le besoin pourrait atteindre entre 3 et 10 fois le volume de production actuel d'ici 2050. La production dans les 35 prochaines années serait équivalente à la quantité cumulée produite depuis l'Antiquité. De plus, leur recyclage reste très limité, ce qui conduit à accroître sans cesse la production. De surcroît, l'extraction de terres rares se fait souvent au détriment de conditions de travail respectant la dignité humaine. Ainsi, en plus des conséquences environnementales majeures, l'usage de ces matériaux a des conséquences sociales tout aussi préoccupantes (Tatot et Vermot Desroches 2024).

## 2.3 ACCEPTABILITÉ SOCIALE INTERNE ET DIALOGUE SOCIAL

L'intégration de l'IA au sein des organisations produit des impacts sociétaux et environnementaux qui nécessitent une approche globale et structurée. Pour accompagner cette transformation, plusieurs entreprises mettent en place des dispositifs complets visant à renforcer la culture numérique et à garantir une adoption responsable. Sur le plan de la culture d'entreprise, des programmes de sensibilisation sont déployés afin d'aider l'ensemble des salariés à comprendre les opportunités et les limites de l'IA. Ils prennent la forme de modules d'e-learning accessibles à tous, d'ateliers consacrés à l'usage concret des modèles, ou encore d'initiatives pédagogiques centrées sur les risques et les bonnes pratiques. Une vigilance particulière est accordée au risque de perte de compétences lorsque certaines tâches sont automatisées sans accompagnement adapté.

Le dialogue social constitue un autre levier essentiel. Certaines organisations créent des comités dédiés à l'IA et au dialogue social, qui se réunissent plusieurs fois par an pour suivre l'avancement des projets, examiner leurs effets sur les métiers et permettre l'expression des préoccupations des salariés. Les échanges tenus en CSE renforcent cette dynamique en assurant un partage d'information clair et régulier.

L'appropriation des outils par les équipes repose également sur l'analyse systématique des transformations induites par chaque projet. Les entreprises réalisent ainsi des évaluations des impacts sur les activités, les compétences et les processus opérationnels afin de préparer les équipes aux évolutions à venir. Ces analyses sont complétées par des formations ciblées qui facilitent la compréhension des modèles et permettent aux salariés de conserver un rôle actif dans la prise de décision.

Enfin, l'impact environnemental de l'IA est progressivement intégré dans la conduite des projets. Des outils de mesure sont déployés pour suivre la consommation énergétique et l'empreinte des modèles. Des sessions de sensibilisation, destinées aux salariés et aux équipes projet, sont également prévues afin de renforcer l'adoption de pratiques d'éco-conception et de sobriété numérique. Ces différentes actions montrent que la réussite du déploiement de l'IA dépend autant de sa maîtrise technique que de la capacité des organisations à anticiper ses effets humains, sociaux et écologiques.

13. Argent, étain, gallium, germanium, antimoine, beryllium, praséodyme\*, néodyme\*, palladium, or, zinc, silicium, aluminium, nickel, cuivre, magnésium, platine, dysprosium\* (\* = terre rare).

## 2.4 UNE RÉGULATION DE L'IA QUI DOIT INTÉGRER UNE VISION SYSTÉMIQUE

Le développement accéléré de l'intelligence artificielle constitue l'une des ruptures technologiques majeures de notre époque. Face aux opportunités sans précédent qu'elle ouvre en matière d'innovation, de productivité et de transformation des usages, les décideurs publics et privés sont appelés à construire des cadres de régulation capables de concilier performance et responsabilité.

L'avancée normative amorcée autour des questions éthiques, des biais, de la transparence et des droits fondamentaux – portée notamment par l'AI Act européen et les grands principes internationaux – représente une première étape structurante et salutaire. Mais la montée en puissance des systèmes d'IA de nouvelle génération appelle désormais à élargir la gouvernance de l'IA à une vision systémique de ses empreintes globales : éthique bien sûr, mais aussi environnementale, énergétique, hydrique et sociale.

Cette évolution invite les acteurs économiques à sortir d'une approche strictement « compliance » pour inscrire l'IA au cœur de leurs démarches de responsabilité numérique et de performance globale. L'IA devient ainsi un objet central de la stratégie RSE, du reporting CSRD et de la gouvernance des données, croisant enjeux de conformité, d'innovation responsable, de transition environnementale et de résilience industrielle.

À terme, la régulation de l'IA pourrait devenir un véritable levier de souveraineté numérique et de compétitivité durable. Les organisations capables d'articuler maîtrise technologique, transparence algorithmique et gestion responsable des ressources seront mieux positionnées face aux exigences des régulateurs, des investisseurs, des collaborateurs et des citoyens.

Plus qu'une contrainte, le cadre réglementaire de l'IA constitue une opportunité stratégique pour structurer un modèle de développement numérique au service d'une performance pérenne, éthique et soutenable.

## 3. PLAN D'ACTION POUR CONSTRUIRE UNE IA SOUTENABLE POUR LES SMART GRIDS

Certains acteurs du secteur des réseaux prônent le développement d'une IA plus soutenable pour prendre en compte les enjeux présentés précédemment.

### 3.1 PRINCIPES & LEVIERS DE SOUTENABILITÉ

Pour les entreprises, la soutenabilité renvoie d'abord à une responsabilité environnementale forte. Elle s'incarne dans la recherche d'une efficacité énergétique, la réduction de l'empreinte carbone, la frugalité dans l'usage des ressources et l'intégration d'énergies renouvelables.

#### 3.1.1 Une IA soutenable limite ses impacts.

On considère qu'une IA est soutenable (Green AI) si son fonctionnement respecte les limites planétaires. Par ailleurs, on considère qu'une IA est en faveur de la soutenabilité (AI for Green) si son utilisation a une plus-value dans la lutte contre le changement climatique. Cette distinction est fondamentale : une IA peut être en faveur de la soutenabilité en constituant un outil de travail pour gagner en efficacité dans une démarche de préservation de l'environnement (par exemple en optimisant les réseaux électriques pour favoriser ainsi la décarbonation du mix électrique), tout en fonctionnant de manière peu frugale. La situation la plus problématique dans le secteur des réseaux est le développement d'une IA d'optimisation dont le fonctionnement impliquerait une consommation d'énergie plus élevée que l'économie réalisée. Il faut donc comparer les émissions évitées par l'outil d'IA aux émissions liées à son développement, et chercher à ce que les premières soient plus élevées que les secondes (Le Pape-Gardeux et Kluska 2024).

Le concept d'IA soutenable (Green AI) se construit en opposition au développement classique d'IA, qui vise à augmenter les performances des modèles sans chercher l'efficacité ni limiter les puissances de calcul (Red AI). Il semblerait en effet qu'un gain linéaire en performance nécessiterait un modèle exponentiellement plus grand (en nombre de paramètres, de données d'entraînement, ou d'entraînements) (Schwartz, et al. 2020). L'IA soutenable tente de pallier cette tendance en développant des modèles performants et moins consommateurs de données et d'énergie. L'efficacité d'un modèle est ainsi pleinement évaluée, et des méthodes de mesure de l'efficacité d'IA soutenables seront présentées plus loin dans ce rapport (cf. p. 23).

Il est encore difficile de définir proprement une IA soutenable. La littérature émerge progressivement autour de ce sujet, mais la plupart des modèles développés aujourd'hui ne prennent pas en compte la soutenabilité dans leur architecture (Schwartz, et al. 2020). L'intérêt pour le sujet s'accroît néanmoins, notamment dans le cadre réglementaire : à l'AI Action Summit de février 2025 à Paris, la Coalition pour l'IA soutenable<sup>14</sup> du Programme des Nations Unies pour l'Environnement a été annoncée. Des compétitions comme que le Frugal AI Challenge<sup>15</sup> ou le Mow-Power Computer Vision Challenge<sup>16</sup>, des offres d'emplois dans des laboratoires de recherches<sup>17</sup>, ainsi que la multiplication de conférences (AI for Industry and Society : Trust and Frugality<sup>18</sup>, Green Tech Forum - Sustainable IT<sup>19</sup>) témoignent de cet engouement. L'AFNOR publie la Spec 2314 « Mesurer et réduire l'impact environnemental de l'IA » comme cadre de référence. Par ailleurs, l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) a annoncé le lancement d'un observatoire dédié à l'IA et à l'énergie permettant d'adapter ses prédictions aux besoins croissants du secteur, de promouvoir d'une part les applications énergétiques de l'IA en faveur de l'environnement et d'autre part les innovations du secteur (Ministère de la transition écologique 2025).

#### 3.1.2 La frugalité réduit données, modèles et matériel.

La frugalité est un terme dont l'étymologie latine, frugalitas, renvoie à la juste récolte des fruits de la terre, prônant ainsi une approche mesurée de la récolte de sorte à nourrir les hommes sans détruire la terre. La frugalité est donc un principe d'action visant à faire mieux avec moins, en privilégiant ainsi la simplicité et l'accessibilité tout en réduisant les coûts et les impacts environnementaux, sans pour autant nuire à la performance (France Science 2023).

14. <https://www.sustainablecoalition.org/>

15. <https://frugalaichallenge.org/>

16. <https://pcv.ai/>

17. [https://univ-cotedazur.fr/medias/fichier/cpj-200-ia-frugale\\_1679405830965-pdf](https://univ-cotedazur.fr/medias/fichier/cpj-200-ia-frugale_1679405830965-pdf) ou <https://work-in-luxembourg.lu/offers/8fba30ae-507b-475e-9331-1f81a20d42d9>

18. <https://iist.cea.fr/en/event/french-presidency-of-the-eu-trusted-frugal-ai-for-industry-and-society/>

19. <https://www.greentech-forum.com/>

La frugalité de l'IA est de plus en plus étudiée, d'une part parce qu'elle permet d'embarquer les modèles d'IA sur des terminaux plus légers, tels que des téléphones ou des montres connectées (Evchenko, et al. 2021), et d'autre part parce que son entraînement est moins coûteux en ressources et en temps. En effet, la frugalité permet dans un premier temps une réduction des coûts des modèles utilisés, par exemple en limitant les besoins en puissance de calcul (et donc de GPU), en stockage, ou en temps. Ce premier élément permet également de rendre plus accessible le développement de modèles à des centres de recherches, des universitaires, ou bien des start-ups, et de déployer des usages même dans les zones où le réseau électrique et la connectivité internet ne sont pas optimaux. Par ailleurs, le nombre d'appareils connectés pourrait être multiplié par 43 en France d'ici 2050 (Lees Perasso, Vateau et Domon 2023), et ils intégreront très probablement de l'IA. De surcroît, l'adoption de la frugalité par une entreprise améliore son image auprès de ses clients, et peut attirer des investisseurs désireux d'œuvrer en faveur de l'environnement (Déis Nuel 2025).

L'intégration de la frugalité dans le développement des modèles d'IA doit se faire au plus tôt pour assurer la minimisation des impacts environnementaux. Une entreprise peut ainsi appliquer la méthode Éviter – Réduire – Compenser (ERC).

Le premier réflexe en effet est de se questionner sur la pertinence du développement d'un modèle d'IA, notamment par rapport à un modèle d'optimisation classique. Sur ce point, les répondants au questionnaire ont estimé que l'IA est plus adaptée car elle permet une meilleure flexibilité, une meilleure adaptabilité, des résultats plus précis pour la prédiction, des calculs plus efficaces ainsi qu'une analyse plus juste de résultats complexes. Par ailleurs, il est recommandé de favoriser le développement d'un outil adapté au besoin. De nombreux usages ne nécessitent pas le développement de grands modèles de langage (Large Language Model, LLM), et les SML (Small Language Model) peuvent suffire. Lorsque les entreprises interrogées souhaitent diminuer la consommation énergétique de leur projet, elles se concentrent sur l'utilisation de modèles d'IA plus simples, ce qui est également le cas lorsque les contraintes techniques sont fortes et imposent une limitation de la puissance de calcul disponible.

Pour réduire l'impact de l'IA, si la pertinence de son utilisation a été prouvée, les acteurs sont encouragés à développer des modèles conçus spécifiquement pour leur cas d'usage (task-specific models). Ceux-ci sont plus performants dans le domaine d'intérêt et leur entraînement nécessite moins de données. La réduction de l'impact de l'IA peut également passer par l'utilisation de matériel d'occasion. Si les modèles sont effectivement frugaux, les derniers processeurs ne seront pas nécessaires à leur fonctionnement, et l'on peut ainsi réutiliser des GPU déjà produits. L'utilisation de briques open source ou de modèles déjà entraînés peut également réduire l'impact des IA, puisqu'éviter d'entraîner un nouveau modèle limite les besoins en énergie.

Ces éléments peuvent être facilement intégrés dans des projets : 47 % des acteurs interrogés ont incorporé des éléments externes dans leur modèle d'IA, et 83 % ont eu recours à de l'open source. En outre, l'utilisation d'électricité décarbonée pour le fonctionnement du hardware est un levier simple pour réduire l'impact de l'IA sur l'environnement. Il est également possible de récupérer la chaleur fatale des data centers, comme le fait le projet Infomaniak en Suisse (Lemarchal 2024).

Enfin, il est recommandé de réaliser un suivi continu des performances du modèle d'IA et des besoins pour assurer en permanence la pertinence de son utilisation, quitte à déployer des méthodes hybrides ou à réviser l'architecture du modèle (Le Pape-Gardeux et Kluska 2024).

### 3.1.3 L'efficacité peut entraîner un effet rebond.

Les progrès technologiques constants des constructeurs de hardware permettent de réduire continuellement l'intensité énergétique du calcul. Par exemple, le NVIDIA DGX A100 consomme 1,30 kW par pFLOPS<sup>20</sup>, le NVIDIA DGX H100 (plus récent) n'en consomme que 0,32 kW par pFLOPS, et NVIDIA DGX B200 (dernière génération) réduit encore sa consommation à 0,20 kW par pFLOPS, soit 6,5 fois moins que le premier (Goldman Sachs 2024). Une première approche pourrait alors être de réduire la consommation d'énergie pour une même puissance de calcul, une deuxième de conserver la même consommation énergétique et d'augmenter la demande de calcul, ou une troisième de tomber dans un effet rebond conduisant à une hausse de la consommation d'énergie et de la capacité de calcul.

Le développement de puces neuromorphiques est une autre innovation technologique à étudier. Celles-ci rapprochent physiquement les espaces mémoires des zones de calcul afin de limiter les consommations d'énergie, en s'inspirant du fonctionnement des neurones humains (France Science 2023).

Il est par ailleurs possible de réduire la consommation en cuivre en limitant le besoin en câblage. On peut pour cela augmenter la tension des alimentations des data centers, afin de réduire l'intensité pour une puissance constante, par exemple en passant de 120/208 V à 240/415 V (Avelar, et al. 2023). Il est également envisageable de remplacer certains câbles en cuivre par des fibres optiques, certes plus cher (environ 10 fois), (Avelar, et al. 2023) mais consommant 3 fois moins d'énergie (ADEME 2023).

20. 1 pFLOPS (petaFLOPS) = 10<sup>15</sup> opérations par seconde



## 3.2 MESURE ET ÉVALUATION

### 3.2.1 Des indicateurs mesurent la performance environnementale.

Traditionnellement, la performance d'une IA est mesurée par l'exactitude de ses résultats. Mais avec la montée en puissance des usages, d'autres critères deviennent tout aussi déterminants pour assurer un développement responsable : l'efficacité énergétique, la frugalité en données, l'interprétabilité et la soutenabilité environnementale.

Une IA peu optimisée peut non seulement générer des erreurs coûteuses (mauvaises prévisions, décisions erronées, gestion défaillante des réseaux), mais aussi alourdir son empreinte écologique, en contradiction avec les objectifs de transition énergétique.

Avec la directive CSRD, les entreprises sont désormais appelées à élargir leur suivi aux impacts environnementaux et sociétaux des technologies numériques, IA incluses. Plusieurs indicateurs issus des normes ESRS (European Sustainability Reporting Standards) sont mobilisables :

- Consommation énergétique (ESRS E1) : énergie nécessaire à l'entraînement et à l'inférence.
- Émissions de GES (scope 1, 2, 3)<sup>21</sup> : empreinte carbone complète des modèles IA.
- Utilisation de ressources naturelles (ESRS E2) : ressources critiques (métaux rares, eau de refroidissement).
- Gouvernance des systèmes IA (ESRS G1) : transparence et supervision algorithmique.
- Impacts sociaux et éthiques (ESRS S1-S4) : biais, discriminations, droits fondamentaux.

Aujourd'hui, plusieurs limites freinent la comparaison des performances environnementales des IA :

- absence de standards communs pour mesurer la consommation réelle,
- faible transparence des données d'entraînement,
- non prise en compte de l'ensemble du cycle de vie matériel.

Pour une évaluation plus objective, un panel simplifié d'indicateurs pourrait être proposé :

21. Les Scopes 1, 2 et 3 désignent les différentes catégories d'émissions de gaz à effet de serre qu'une organisation doit comptabiliser: émissions directes, émissions indirectes liées à l'énergie, autres émissions indirectes.

DIMENSION	INDICATEUR PROPOSÉ	UNITÉ / MÉTHODOLOGIE
<b>Performance fonctionnelle</b>	Taux de précision (accuracy) Taux de faux positifs / faux négatifs	%
<b>Efficacité énergétique</b>	Consommation énergétique par itération d'entraînement Consommation énergétique en inférence par requête	kWh/epoch Wh/inférence
<b>Empreinte carbone</b>	Émissions GES associées au cycle de vie du modèle	kgCO <sub>2</sub> eq (scope 1, 2, 3)
<b>Empreinte hydrique</b>	Volume d'eau consommé pour le refroidissement	m <sup>3</sup>
<b>Utilisation de ressources critiques</b>	Masse de métaux rares par modèle produit	kg
<b>Sobriété des données</b>	Volume de données d'entraînement nécessaires	To
<b>Interprétabilité / explicabilité</b>	Score d'explicabilité (méthodologies SHAP, LIME, etc.)	Score unifié
<b>Robustesse</b>	Taux d'échec sous perturbation (résilience)	%

L'intégration progressive de tels indicateurs dans les démarches de régulation et de responsabilité numérique permettrait d'encadrer durablement le développement des IA de manière soutenable, en facilitant les arbitrages entre innovation technologique, efficacité énergétique et soutenabilité environnementale.

### 3.2.2 Des outils hétérogènes compliquent les comparaisons.

Les mesures de consommation énergétique et d'émissions de carbone dépendent du matériel et de l'infrastructure locale, rendant les comparaisons difficiles. Les émissions de carbone lors de l'entraînement ou de l'exécution d'un modèle d'IA sont difficiles à mesurer avec précision, car elles dépendent fortement des sources d'énergie locales et de leur impact environnemental. Cette mesure n'est pas fiable pour comparer l'impact de requêtes menées dans des lieux ou à des moments différents. La consommation électrique a l'avantage d'être indépendante de la localisation du hardware et du moment d'exécution. Les GPU fournissent souvent des données sur la consommation électrique de leurs cœurs en temps réel, ce qui permet d'estimer la quantité totale d'énergie utilisée pour produire un résultat.

Cependant, cette mesure dépend du matériel employé, ce qui rend la comparaison entre différents modèles moins équitable. Le temps total d'exécution (durée nécessaire pour générer un résultat avec un modèle d'IA), est également un indicateur de performance puisqu'un modèle plus rapide effectue moins de calculs, mais cette mesure peut être influencée par plusieurs facteurs : la puissance du matériel, les autres processus en cours sur la machine, ou encore le nombre de cœurs utilisés. Le nombre de paramètres, par ailleurs, est souvent lié à la quantité de mémoire requise par le modèle. Toutefois, tous les modèles n'exploitent pas leurs paramètres de la même manière. Certains sont plus profonds (plus de couches), d'autres plus larges (plus de neurones par couche), ce qui entraîne des différences dans la charge de travail, même avec un nombre de paramètres similaire.

Enfin, on peut évaluer le nombre total d'opérations en virgule flottante (FLOPs) correspondant au nombre total de calculs effectués par le modèle. Cet indicateur permet d'évaluer directement la charge de travail du système et l'énergie consommée lors d'une exécution donnée. Contrairement au temps d'exécution, il est indépendant du matériel utilisé, ce qui permet une comparaison plus équitable entre différents modèles. Il est également fortement corrélé avec la rapidité d'exécution d'un modèle (Schwartz, et al. 2020).

### 3.2.3 Des modèles robustes évitent les erreurs critiques.

La robustesse d'une IA doit être prise en compte dans la gestion d'un réseau électrique, car celui-ci est soumis à de nombreuses perturbations susceptibles d'affecter son fonctionnement. Par exemple, des variations de la demande peuvent provoquer des surcharges, des pannes d'équipements peuvent entraîner des

coupures, ou des événements climatiques extrêmes peuvent endommager les lignes électriques. Une IA utilisée pour la gestion du réseau doit donc être testée pour s'assurer qu'elle reste fiable dans ces conditions. Pour cela, on effectue des tests de résistance aux perturbations, où l'on injecte des données bruitées ou simulées pour voir si l'IA maintient des décisions correctes. Des tests adversariaux<sup>22</sup> sont également réalisés pour vérifier si l'IA ne peut pas être trompée par des modifications mineures des données. Enfin, des tests de généralisation permettent de voir si l'IA peut fonctionner sur des réseaux électriques différents de ceux sur lesquels elle a été entraînée. Ces évaluations sont essentielles pour garantir que l'IA prend toujours des décisions sûres et efficaces, même en cas d'imprévu (Petrusev 2022).

Certains outils sont essentiels pour assurer la précision requise dans les applications d'IA dédiées aux réseaux électriques. Parmi eux, la matrice de confusion permet de comparer les prédictions de l'IA aux résultats réels, en identifiant les erreurs (fausses alertes ou défauts non détectés) ce qui est essentiel pour un système de surveillance des infrastructures électriques. La validation croisée, en testant le modèle sur différentes portions de données, assure qu'il fonctionne bien sur divers scénarios, évitant ainsi qu'une IA de prévision de la demande énergétique soit trop optimisée sur un seul jeu de données. Les courbes ROC et AUC, qui représentent le nombre de vrais positifs en fonction du nombre de faux positifs, permettent d'ajuster le seuil de détection d'anomalies en trouvant le bon compromis entre détection des pannes et fausses alertes. Enfin, l'inférence bayésienne améliore en continu la précision du modèle en intégrant de nouvelles données, par exemple en ajustant les prévisions de consommation d'énergie en fonction des conditions météorologiques ou des fluctuations de charge. Ces méthodes garantissent une IA plus robuste et mieux adaptée aux défis des réseaux électriques modernes (Hadiki 2024).

### 3.2.4 Transparence et interprétabilité favorisent l'acceptation.

Il est également important d'évaluer l'efficacité énergétique et la frugalité d'une IA appliquée à un réseau électrique afin d'éviter qu'elle ne consomme plus d'énergie qu'elle n'en économise. L'évaluation de l'efficacité énergétique et de la frugalité des modèles d'IA appliqués aux réseaux électriques repose sur plusieurs méthodes scientifiques permettant de quantifier la consommation énergétique et l'empreinte carbone des algorithmes. Une des techniques les plus répandues est la mesure directe de la consommation énergétique, qui consiste à calculer la puissance électrique utilisée par les processeurs (CPU, GPU, TPU) exécutant le modèle, en utilisant des outils comme PowerAPI ou CodeCarbon, capable d'estimer les émissions de CO<sub>2</sub> associées. Une autre approche repose sur le coût énergétique par inférence, qui mesure l'énergie consommée par chaque prédiction de l'IA,

22. <https://datascientest.com/adversarial-training-tout-savoir>

notamment en calculant le nombre de FLOPs et en les rapportant à la consommation du matériel utilisé. Des métriques comme le Thermal Design Power (TDP) des composants permettent d'estimer l'impact matériel sur la consommation globale du modèle (Petruşev 2022).

L'analyse du cycle de vie (ACV) permet d'évaluer l'impact environnemental global du modèle, en intégrant la consommation énergétique lors de son entraînement, de son inférence et de son stockage. Elle peut être conduite en collaboration avec des universitaires, comme le fait Schneider Electric. Cependant, réaliser une ACV n'est pas aisé, car il n'est pas facile de mesurer les impacts de l'entraînement des modèles de manière universelle. De plus, la jeunesse de la technologie et l'absence de normes internationales n'incitent à la réalisation d'ACV. C'est pour ces raisons qu'aucune entreprise interrogée n'a finalisé l'ACV de son cas d'étude, à l'exception du projet de Schneider Electric sur les microgrids présenté ci-dessous.

#### MicroGrids by Schneider Electric – L'IA au service des microgrids

Dans notre cas d'étude, Schneider Electric est le seul acteur à avoir mené une ACV complète, tout en soulignant l'importance de ne pas développer de modèles d'IA trop complexes lorsque cela n'est pas nécessaire. En effet Schneider Electric a mené une étude approfondie basée sur une ACV qui s'appuie sur la norme ISO 14040 pour évaluer l'impact environnemental global de microgrids intelligents pilotés par intelligence artificielle. Le projet s'appuie sur des simulations sur 33 microgrids identifiés comme économiquement viables, répartis dans différents types de bâtiments et contextes géographiques. L'objectif était de mesurer les émissions de GES liées à l'ensemble du système, incluant les équipements (panneaux photovoltaïques, batteries), les logiciels de pilotage (dont les modules d'IA), ainsi que les bénéfices environnementaux liés à l'optimisation énergétique du microgrid. Les résultats montrent que ces systèmes permettent en moyenne une réduction nette de 92 tonnes de CO<sub>2</sub> par an, avec des économies de l'ordre de 102 t CO<sub>2</sub> eq/an, contre 10 t CO<sub>2</sub> émises par les équipements et 0,1 t CO<sub>2</sub> générées par le fonctionnement logiciel, incluant l'IA, le stockage de données et les échanges cloud. L'étude révèle que les émissions logicielles sont négligeables face aux gains générés par le système, et que les émissions de CO<sub>2</sub> imputables à la production des panneaux solaires et des batteries sont amorties en seulement deux ans. L'intégration de l'IA dans la gestion des microgrids permet non seulement une performance énergétique optimisée, mais représente également une solution durable et efficace pour réduire l'empreinte carbone des infrastructures énergétiques.

L'AFNOR Spec 2314 constitue un cadre méthodologique de référence pour mesurer et réduire l'impact environnemental des systèmes d'IA, notamment en proposant des indicateurs pour évaluer la consommation énergétique des modèles, ainsi qu'une série de bonnes pratiques pour optimiser leur déploiement. Elle met également l'accent sur la transparence des déclarations environnementales afin de garantir des évaluations rigoureuses et vérifiables.

En s'appuyant sur ces méthodologies, il est possible de garantir une IA véritablement frugale et efficace énergétiquement dans son application aux réseaux électriques.

Il faut enfin s'assurer de l'interprétabilité d'une IA en évaluant la simplicité et la clarté des règles produites. Cela signifie mesurer dans quelle mesure un modèle peut expliquer ses décisions de façon compréhensible, en minimisant l'effet « boîte noire ». Un indicateur clé consiste à calculer le nombre et la complexité des règles utilisées, afin de s'assurer que le modèle ne repose pas sur des relations opaques et difficilement justifiables. Des techniques comme SHAP et LIME (outils d'interprétabilité) permettent également de vérifier que les variables influençant les décisions sont cohérentes avec les principes du réseau électrique et les attentes des experts humains (Lundberg & Lee, 2017).

### 3.2.5 L'open source comme levier d'innovation dans les smart grids.

L'open source est aujourd'hui un moteur clé pour concevoir des algorithmes de smart grids à faible empreinte énergétique. En rendant le code accessible, il crée un écosystème collaboratif où chercheurs, industriels et experts peuvent auditer et améliorer en continu les modèles de gestion de réseau<sup>23</sup>. Cette transparence permet de détecter plus rapidement les inefficacités de calcul et d'optimiser collectivement les algorithmes dès la phase de développement. Par exemple, le projet CoMPAS (LF Energy) propose des blocs logiciels open source pour la configuration (IEC 61850) des systèmes de contrôle de sous-station<sup>24</sup>, accélérant la conformité aux standards et évitant le travail en double. De même, SEAPATH (LF Energy) est un hyperviseur temps réel open source pour virtualiser les fonctions critiques en sous-station (protection et contrôle)<sup>25</sup>. Il combine plusieurs composants matures dans une plate-forme hardware-agnostique, avec plus de 700 tests automatisés quotidiens garantissant ses performances et sa robustesse.

D'autres initiatives illustrent l'essor de l'open source dans les algorithmes avancés : le projet OpenSTEF (LF Energy/RTE/Alliander) fournit des pipelines MLOps open source pour des prévisions à court terme de charge et d'énergies renouvelables<sup>26</sup>, et GEISA (LF Energy / Southern California Edison) normalise l'interopérabilité des applications au bord du réseau (compteurs intelligents, IoT) pour accélérer le déploiement d'outils d'analyse et d'IA distribuée<sup>27</sup>. Dans cette dynamique, LF Energy AI a créé un Special Interest Group (SIG) pour faire progresser les priorités de l'IA dans le secteur énergétique. Le potentiel de l'IA repose fortement sur l'accès aux données, souvent sensibles (confidentialité, cybersécurité, protection des infrastructures critiques). L'innovation ouverte, à travers les projets open source par exemple, apportera des solutions comme la génération de données synthétiques, des techniques préservant la confidentialité et des jeux de données de référence ouverts pour la recherche collaborative.

Parmi les autres projets IA open source hébergés par LF Energy (non cités précédemment) :

- GridFM, un cadre pour développer des fondations modèles dédiés aux réseaux électriques, afin de gérer la complexité et les incertitudes de la transition énergétique.
- OpenSynth, une communauté mondiale pour démocratiser la génération de données synthétiques et accélérer la décarbonation des systèmes énergétiques.

LF Energy, via son SIG IA (Groupe de travail thématique), propose un cadre pour accompagner les acteurs (utilities, régulateurs, instituts de recherche, fournisseurs) vers une adoption responsable et efficace de l'IA.

Au-delà des exemples opérationnels, l'open source stimule fortement l'innovation grâce à des cycles de développement courts, grâce à des mises à jour fréquentes d'une large communauté, et à une grande reproductibilité. Le code étant public, chaque prototype ou nouvelle version devient immédiatement testable et améliorable par la communauté, réduisant les coûts et les risques liés à l'expérimentation. Cette dynamique s'accompagne donc d'un impact économique déjà largement documenté. Une étude récente estime la valeur générée par le logiciel libre à 8 800 milliards de dollars et indique que, sans l'open source, les entreprises devraient investir 3,5 fois plus pour obtenir des résultats équivalents<sup>28</sup>. L'ouverture du code et des modèles rend possible cette accélération, en facilitant leur réutilisation et leur audit. Elle constitue également un facteur de confiance : les systèmes critiques bénéficient d'audits simplifiés, d'une meilleure évaluation de leur empreinte environnementale, et d'un appui concret à la souveraineté numérique des acteurs.

Malgré ses atouts, l'open source présente également des points à considérer. Il n'existe généralement pas de support commercial garanti : la maintenance dépend de la communauté ou des sponsors et peut cesser si les contributeurs se désengagent. Cette dépendance communautaire peut parfois retarder la correction de bugs ou de failles, surtout dans des projets de niche. Par ailleurs, la multiplicité des forks<sup>29</sup> peut fragmenter les solutions et compliquer la gouvernance : sans coordination, plusieurs versions incompatibles d'un même projet peuvent se développer. Enfin, l'intégration de composants open source dans des systèmes critiques nécessite une gestion stricte de la sécurité (certification, conformité). À titre d'exemple, le projet SEAPATH illustre les bonnes pratiques : il a été conçu selon les standards de cybersécurité les plus exigeants et s'appuie sur une intégration continue avancée, avec plusieurs tests quotidiens pour garantir certains critères cyber. Ces points de vigilance n'enlèvent rien aux bénéfices de l'open source, mais elles imposent une diligence particulière dans le choix et la maintenance des outils adoptés, ainsi qu'un haut niveau de compétences afin d'en assurer la maîtrise technique, fonctionnelle et sécuritaire.

23. <https://www.cmu.edu/work-that-matters/energy-innovation/open-source-ai-may-reduce-energy-demands>

24. <https://lfenergy.org/projects/compas/>

25. <https://lfenergy.org/projects/seapath/>

26. <https://www.probayes.com/cas-d-usage/fiche-produit/predire-la-production-d-energie-electrique-renouvelable>

27. <https://lfenergy.org/projects/geisa/>

28. <https://www.library.hbs.edu/working-knowledge/open-source-software-the-nine-trillion-resource-companies-take-for-granted>

29. Un fork désigne la copie d'un projet ou d'un dépôt existant, créée pour développer une version distincte ou expérimenter des modifications sans affecter le projet original.

### 3.3 GOUVERNANCE, NORMES & ÉTHIQUE

#### 3.3.1 Les projets doivent suivre les feuilles de route climatiques.

Au sein de l'Union européenne (UE), le déploiement de nouveaux modèles d'IA doit d'abord être en accord avec la réglementation non spécifique à l'IA mais dédiée à la décarbonation : le Pacte vert pour l'Europe (Green Deal) et les réglementations visant à améliorer la compétitivité de l'Europe dans le secteur industriel (The New European Industrial Strategy). Ces deux initiatives considèrent l'IA comme un levier important pour le développement économique et un moyen de rester compétitif tout en promouvant la transition écologique. La European Digital Strategy, une nouvelle stratégie européenne, pourrait également permettre le bon développement de l'IA en prenant en compte les problèmes de sécurité des données, des droits des usagers et de compétitivité équilibrée.

#### 3.3.2 Des règles strictes encadrent l'IA.

La réglementation européenne spécifique à l'IA est l'AI Act, qui vise à harmoniser les règles pour améliorer le fonctionnement du marché intérieur de l'UE. Il promeut une IA centrée sur l'humain et digne de confiance tout en protégeant la société de ses effets néfastes et en soutenant l'innovation. Cette réglementation ne prend pas encore en compte son impact écologique, mais des discussions sont en cours pour inclure des critères environnementaux. Il semble cependant que les implications de ce texte sur les cas d'usage de l'IA pour les smart grids soient minimales puisqu'aucun acteur ayant répondu à notre questionnaire n'estime qu'il a eu un impact sur l'architecture du modèle d'IA utilisé. Pourtant, près de la moitié des cas d'usage présentés sont catégorisés à haut risque selon les critères de l'AI Act.

Il existe par ailleurs d'autres textes sur le développement de l'IA, comme un plan promouvant l'utilisation de l'IA dans les smart grids, ou un autre visant à assurer la sécurité des données et la résilience des modèles.

#### 3.3.3 Des contraintes complexes freinent la mise en œuvre.

Il y a donc de nombreuses réglementations autour du développement de l'IA en UE, qui demeurent difficilement implémentables dans chaque pays membre pour les raisons suivantes.

Tout d'abord, les entreprises n'ont pas une visibilité suffisante sur les mesures qui seront mises en œuvre, ce qui complique leur stratégie d'investissement. De plus, les États membres ne sont pas d'accord sur les mesures qu'ils veulent implémenter. Chaque pays membre a en effet des priorités différentes (sécurité, consommation d'énergie, prix, etc.). Il faut aussi s'assurer que la réglementation en faveur de projets durables et soutenables n'aille pas à l'encontre de l'innovation (ETIP SNET, 2025).

À l'échelle mondiale, la gouvernance de l'IA reste encore morcelée :

- divergences culturelles (protection des libertés publiques vs contrôle étatique),
- compétition économique et stratégique,
- complexité technologique (délimiter ce qui relève ou non d'une IA à risque élevé).

Toutefois des cadres régionaux tendent à se mettre en place avec plusieurs dynamiques convergentes :

- la sécurité des modèles d'IA avancés,
- la transparence algorithmique,
- la soutenabilité environnementale,
- les impacts sur les droits fondamentaux.

L'enjeu des prochaines années sera d'articuler ces cadres régionaux pour éviter à la fois le dumping réglementaire et la fragmentation technologique excessive, tout en sécurisant les usages d'une technologie désormais structurante à l'échelle globale.

### 3.3.4 Données et cybersécurité sont essentielles.

Les acteurs des smart grids sont au contact de données très sensibles qui nécessitent des mesures fortes pour assurer leur protection. Une évaluation de la criticité de la sécurité des données est donc un élément nécessaire pour dimensionner un projet d'IA dans les smart grids. Dans certains cas d'usage trop sensibles (par exemple sur les consommations énergétiques nationales) les serveurs peuvent même être déconnectés d'Internet. Ces éléments sont décisifs dans l'architecture des modèles d'IA. C'est aussi pourquoi les entreprises préfèrent, lorsqu'elles en ont la possibilité, héberger leur modèle localement et non sur le cloud pour éviter les cyberattaques et assurer une meilleure sécurité des données.

Le US Cloud Act, adopté en 2018, permet aux autorités américaines d'accéder aux données stockées à l'étranger par des entreprises américaines. Cela signifie que les autorités américaines peuvent obtenir des données, même si elles sont stockées en dehors des États-Unis, tant que l'entreprise concernée est soumise à la législation américaine. Ce cadre législatif vise à simplifier l'accès des autorités américaines aux données dans les enquêtes criminelles, mais il pose des questions de souveraineté et de protection de la vie privée pour d'autres pays. De plus, le US Cloud Act permet la signature d'accords bilatéraux entre les États-Unis et d'autres pays pour faciliter l'accès transnational aux données. Cela peut avoir des implications sur les entreprises opérant dans des secteurs sensibles, comme les smart grids, où la gestion des données est critique. Le US Cloud Act soulève des préoccupations concernant la confidentialité des données et les conflits de lois entre les pays, en particulier pour les entreprises européennes qui doivent se conformer à des réglementations comme le RGPD tout en faisant face aux exigences américaines.

Dans ce contexte, les données synthétiques représentent un levier stratégique pour concilier performance des algorithmes et exigences réglementaires. En générant des ensembles de données artificielles mais statistiquement représentatives, elles permettent d'entraîner des modèles d'IA sur des volumes riches et diversifiés, souvent difficiles à réunir avec des données réelles du fait des contraintes d'accès ou de confidentialité. Cette approche limite fortement l'exposition aux données personnelles et réduit ainsi les risques liés au RGPD et aux obligations de consentement ou d'anonymisation complexes. De plus, en évitant de stocker et manipuler des données sensibles, les données synthétiques contribuent à réduire la surface d'attaque des systèmes, offrant une meilleure résilience face aux cybermenaces. Enfin, en limitant le recours à des données réelles potentiellement hébergées sur des infrastructures cloud soumises à des législations extraterritoriales comme le US Cloud Act, elles renforcent la souveraineté numérique et à sécurisent juridiquement les projets IA opérés depuis l'Union européenne.

### 3.3.5 Maintien en condition d'intelligence.

Le Maintien en Condition d'Intelligence (MCI) constitue un enjeu stratégique majeur dans le déploiement de l'IA au sein des réseaux électriques intelligents. Contrairement aux systèmes logiciels traditionnels qui nécessitent principalement une maintenance corrective et évolutive, les solutions d'IA requièrent une surveillance continue de leurs performances prédictives et décisionnelles. Le MCI englobe la réalimentation régulière des modèles avec de nouvelles données terrain, la détection et la correction des dérives algorithmiques (concept drift), ainsi que le réentraînement périodique pour s'adapter aux évolutions structurelles du réseau, aux nouveaux modes de consommation et à l'intégration croissante des énergies renouvelables intermittentes. Sans un MCI rigoureux, les modèles d'IA déployés pour la prévision de charge, la détection d'anomalies ou l'optimisation de la distribution peuvent rapidement perdre en précision, compromettant la fiabilité et l'efficacité opérationnelle du réseau. Cette dimension impose donc aux gestionnaires de réseaux de structurer des équipes dédiées, d'établir des protocoles de suivi des performances (KPI spécifiques à l'IA) et d'allouer des ressources computationnelles suffisantes pour garantir la pérennité et la valeur ajoutée des investissements en intelligence artificielle.

### 3.3.6 Les équipes doivent être formées à l'IA.

Les modèles d'IA peuvent être perçus comme opaques par les opérateurs qui les utilisent. Cette opacité ne permet pas un bon usage de l'outil, puisque les opérateurs ne peuvent pas exercer leur esprit critique et prendre la meilleure décision à partir des éléments fournis par l'IA. Pourtant, pour deux tiers des répondants, la décision finale doit revenir à l'opérateur humain. Des ateliers et des formations sont mis en place pour permettre un meilleur usage des outils dont l'interface est conçue pour être aussi ergonomique que possible. Parfois, l'outil intègre la possibilité d'échanger via un chat. Une validation de la bonne compréhension de la requête par l'IA peut également être demandée à l'opérateur. Enfin, l'IA est programmée dans certains cas pour fournir les sources ou explications à sa réponse.

De surcroît, les réglementations permettent de poser un cadre sur l'utilisation de l'IA, mais il reste essentiel d'assurer un suivi des IA développées, notamment pour éviter tout effet rebond. Le développement d'un modèle plus soutenable, et donc moins coûteux et moins consommateur, pourrait conduire à augmenter la demande globale en IA, annulant les gains obtenus par les efforts engagés (c'est le paradoxe de Jevons). Les opérateurs ont ici un rôle fondamental à jouer, et il faut leur en donner les moyens.

## CONCLUSION

Le baromètre, bien que reposant pour l'instant sur un panel limité, met déjà en évidence une évolution tangible dans l'adoption de l'intelligence artificielle au sein des smart grids. Les premiers cas d'usage en production témoignent d'un passage progressif de l'expérimentation à l'industrialisation, confirmant la capacité de la filière à intégrer ces technologies pour renforcer l'efficacité opérationnelle et la qualité de service.

Pour devenir un outil de référence au service de la filière, ce baromètre devra s'inscrire dans la durée. La collecte régulière de données, leur consolidation et leur analyse permettront de suivre l'évolution des pratiques, de mesurer la montée en maturité et d'alimenter une vision partagée des priorités technologiques. Cette continuité est indispensable pour accompagner la structuration du secteur et éclairer les trajectoires d'innovation.

L'IA présente un potentiel considérable pour accélérer la transformation et la décarbonation des systèmes énergétiques en :

- **Gérant la complexité et la variabilité induites par la transition énergétique et le changement climatique.**
  - Valorisation de la flexibilité (permet d'adapter le système aux fluctuations de production et de consommation)
  - Pilotage avancé des actifs distribués (coordination intelligente pour gérer la variabilité)
- **Traitant des volumes croissants de données liés à la digitalisation et à la décentralisation des réseaux accompagnant la transition énergétique.**
  - Pilotage avancé des actifs distribués (nécessite l'exploitation massive des données)
  - Optimisation fine des réseaux (analyse des données pour ajuster les flux en temps réel)
- **Optimisant et automatisant les processus, améliorant ainsi la performance et repoussant les limites des systèmes existants.**
  - Automatisation de tâches opérationnelles (réduction des interventions manuelles)
  - Amélioration de la maintenance (maintenance prédictive et proactive)

Cette dynamique s'appuie de plus en plus sur des briques open source, des standards ouverts et des API communes, qui facilitent l'interopérabilité, accélèrent les déploiements et réduisent les coûts. La mutualisation des données, des environnements de test et des capacités de calcul renforce également l'impact collectif et soutient la compétitivité de l'écosystème français.

Dans le même temps, cette montée en puissance invite à élargir la réflexion aux dimensions techniques, réglementaires et humaines qui accompagnent l'essor de l'IA. Son développement rapide et ses impacts environnementaux à travers les ressources qu'elle mobilise imposent de veiller à ce que les infrastructures puissent absorber cette nouvelle charge. Pour concilier performance et maîtrise de l'empreinte, le recours à des approches d'IA frugale devient essentiel : technologies plus sobres, réduction des volumes de données, limitation de la complexité des modèles et adoption de pratiques responsables. Ensemble, ces leviers permettent d'exploiter pleinement les opportunités de l'IA tout en garantissant un déploiement durable et maîtrisé dans les smart grids.

Dans ce contexte, la gouvernance des données, la souveraineté numérique, la sécurité et la montée en compétences des équipes resteront essentiels pour garantir un développement maîtrisé et bénéfique à l'ensemble des acteurs. En combinant innovation, coopération et pratiques responsables, la filière dispose aujourd'hui de leviers puissants pour faire de l'IA un accélérateur de la transition énergétique et un vecteur de résilience pour les réseaux de demain.

## BIBLIOGRAPHIE ET RÉFÉRENCES

ADEME. « *ADEME-Arcep study: assessment of the digital environmental footprint in France in 2020, 2030 and 2050.* » 2023.

ADEME. « *Besoins en métaux dans le secteur numérique.* » 2024.

AFNOR. « *General framework to frugal AI.* » 2024.

Avelar, Victor, Patrick Donovan, Paul Lin, Wendy Torell, and M. T Arango. « *The AI disruption: Challenges and guidance for data center design.* » *Artificial Intelligence in Medicine* 138, 2023.

Bolón-Canedo, Verónica, Laura Morán-Fernández, Brais Cancela, and Amparo Alonso-Betanzos. « *A review of green artificial intelligence: Towards a more sustainable future.* » 2024.

Commission Européenne. « *Annexe 1.* » In RÈGLEMENT (UE) 2024/1252 DU PARLEMENT EUROPÉEN ET DU CONSEIL du 11 avril 2024 établissant un cadre visant à garantir un approvisionnement sûr et durable en matières premières critiques et modifiant les règlements (UE) no 168/2013, (UE) 2018/858, (UE) 2018. 2024.

Déis Nuel, Céline. « *Frugal AI: sustainable, responsible and high-performance artificial intelligence* ». Février 6, 2025. <https://smile.eu/en/publications-and-events/frugal-ai-sustainable-responsible-and-high-performance-artificial>.

ETIP SNET. « *Unlocking the Potential of Artificial Intelligence (AI) and generative AI (GenAI) in Smart Grids : A Guide for Action.* » 2025.

Evchenko, M, J Vanschoren, H. H Hoos, M Schoenauer, and M Sebag. « *Frugal machine learning.* » 2021.

France Science. Adopter l'IA frugale : concepts, leviers et initiatives. Septembre 07, 2023. <https://france-science.com/adopter-lia-frugale-concepts-leviers-et-initiatives/>.

Goldman Sachs. « *AI/Data Centers' Global Power Surge and the Sustainability Impact.* » 2024.

Guterres, Antonio. Great Power, Greater Responsibility: UN Secretary-General Calls For Shaping AI For All Of Humanity. Février 11, 2025. <https://unsdg.un.org/latest/announcements/great-power-greater-responsibility-un-secretary-general-calls-shaping-ai-all>.

Hadiki, Hanane. Supervision et prédiction des défauts des transformateurs électriques en utilisant les techniques de machine learning. Doctoral dissertation, Université du Québec en Abitibi-Témiscamingue, 2024.

Hubens, Nathan. Towards lighter and faster deep neural networks with parameter pruning. Thèse, Institut Polytechnique de Paris, Université de Mons, 2022.

Khessiba, Souhir. Stratégies d'optimisation des hyper-paramètres de réseaux de neurones appliqués aux signaux temporels biomédicaux. Thèse, Institut Polytechnique de Paris, 2024.

Le Pape-Gardeux, Claude, and Jacques Kluska. AI on a diet: how to apply frugal AI standards? Juillet 2, 2024. <https://blog.se.com/digital-transformation/artificial-intelligence/2024/07/02/ai-on-a-diet-how-to-apply-frugal-ai-standards/>.

Lees Perasso, Étienne, Caroline Vateau, and Firmin Domon. Evaluation de l'impact environnemental du numérique en France et analyse prospective. ADEME & Arcep, 2023.

Lemarchal, Julien. Frugal AI and the challenges of responsible digital technology : Current status and best practices. Décembre 17, 2024. <https://www.devoteam.com/expert-view/frugal-ai-and-responsible-digital-technology/>.

LF Energy. LF Energy - GridFM. 2025. <https://lfenergy.org/projects/gridfm/>.

Li, P, J Yang, M. A Islam, and S Ren. « *Making AI less « thirsty »: Uncovering and addressing the secret water footprint of AI models.* » arXiv preprint arXiv:2304.03271, 2023.

Lundberg, S. M, and S. I Lee. « *A unified approach to interpreting model predictions.* » *Advances in neural information processing systems* 30, 2017.

## BIBLIOGRAPHIE ET RÉFÉRENCES

Ministère de la transition écologique. Une nouvelle coalition vise à placer l'Intelligence Artificielle sur une trajectoire plus écoresponsable. Février 11, 2025. <https://www.ecologie.gouv.fr/presse/nouvelle-coalition-vise-placer-lintelligence-artificielle-trajectoire-plus-ecoresponsable>.

Ng, Andrew. MLOps: From Model-Centric to Data-Centric AI. 2021. <https://www.youtube.com/watch?v=O6>.

Numalis. How can frugal AI overcome the lack of data? Juillet 29, 2021. <https://numalis.com/how-can-frugal-ai-overcome-the-lack-of-data/#c32b5b69-4965-48a9-a682-8fdb936bc639-link>.

nvidia. Exelon Uses Synthetic Data Generation of Grid Infrastructure to Automate Drone Inspection. Mai 2023. <https://resources.nvidia.com/en-us-energy-utilities/exelon-uses-syntheti>.

Pacou, Rémi, and Fons Wijnhoven. Artificial Intelligence and Electricity. Schneider Electric, 2024.

Patterson, David, et al. Carbon Emissions and Large Neural Network Training. arXiv preprint arXiv:2104.10350, 2021.

Petrusev, Aleksandr. Usage de l'intelligence artificielle pour la gestion des réseaux électriques intelligents. Doctoral dissertation, Université Grenoble Alpes, 2022.

Reig, Paul. « *What's the difference between water use and water consumption?* » World Resources Institute Commentary, 2013.

Schwartz, R, J Dodge, N. A Smith, and O Etzioni. « *Green AI.* » Communications of the ACM 63, no. 12 (2020): 54-63.

Singer, Brian, Derek R. Bingham, Brendan Corbett, Carly Davenport, and Alberto Gandolfi. « *AI data centers' global power surge and the Sustainability impact.* » 2024.

Tatot, Fabienne, and Gilles Vermot Desroches. « *Impacts de l'intelligence artificielle : risques et opportunités pour l'environnement.* » 2024.

Université de Montréal. « *Déclaration de Montréal.* » 2019. <https://declarationmontreal-iaresponsable.com/>.

Voinea Ciocan, Angela. Vers une Intelligence Artificielle Numérique Responsable. Thèse, Université de La Rochelle, 2024.

Wu, Carole-Jean, Ramya Raghavendra, Udit Gupta, Bilge Acun, and Newsha Ardalani. « *Sustainable AI: Environmental Implications, Challenges and Opportunities.* » 2022.

# L'ASSOCIATION THINK SMARTGRIDS

L'association Think Smartgrids fédère un écosystème d'acteurs qui contribuent à la décarbonation des réseaux : les opérateurs de réseau RTE et Enedis, les principaux industriels et équipementiers français du secteur de l'énergie, de grandes entreprises de services numériques, de nombreuses PME, ETI et startups françaises à la pointe des technologies de l'énergie et du numérique, sans oublier le monde universitaire et de la recherche.

## MEMBRES ASSOCIÉS



## MEMBRES OBSERVATEURS



## MEMBRES PARTENAIRES



## Écoles, centres de recherches et laboratoires



Think Smartgrids – [contact@thinksmartgrids](mailto:contact@thinksmartgrids).  
[www.thinksmartgrids.fr](http://www.thinksmartgrids.fr)