L'Empreinte Environnementale et le Coût Humain de l'Intelligence Artificielle

Synthèse des Analyses de Cycle de Vie (ACV), Impact Hydrique, DEEE et Prospective 2025–2030

EXECUTIVE SUMMARY

Chiffres clés à retenir : Le secteur du numérique est responsable de près de **4 % des émissions mondiales de GES**. D'après l'étude Green IT (2025), **69 % des impacts de l'IA ne sont pas liés au climat** mais à l'épuisement des ressources, aux particules fines et à l'eutrophisation. D'ici 2030, la consommation électrique de l'IA pourrait atteindre **1 436 TWh/an** (soit 5.1 % de l'électricité mondiale) et causer **12 579 décès annuels** en raison des émissions de particules fines.

1. Introduction & Cadre Méthodologique : De la Mesure Carbone à l'ACV

L'évaluation de l'impact environnemental de l'intelligence artificielle (IA) a longtemps été restreinte à la seule consommation d'électricité dynamique lors de la phase d'entraînement. Cependant, la prise en compte des normes internationales d'Analyse du Cycle de Vie (ACV ISO 14040/14044) démontre la nécessité d'une approche holistique incluant la fabrication du matériel, l'infrastructure, l'usage d'eau et la fin de vie.

Les outils de mesure de première génération (CodeCarbon, CarbonTracker, Green-Algorithms, MLCO2) présentent des écarts de résultats pouvant aller jusqu'à un **facteur 4**. Ces divergences s'expliquent par l'absence de données primaires divulguées par les constructeurs (notamment NVIDIA) et des hypothèses d'infrastructure hétérogènes. De nouveaux standards comme le *Software Carbon Intensity* (SCI) de la Green Software Foundation et le calculateur *REF-CALC* intègrent désormais quatre composantes indissociables : l'énergie opérationnelle, le PUE (Power Usage Effectiveness), l'empreinte eau (WUE - Water Usage Effectiveness) et le carbone incorporé à la fabrication du matériel.

2. Analyse Multicritères des Impacts Environnementaux

2.1 Énergie et empreinte carbone des grands modèles

L'entraînement des grands modèles de langage (LLM) génère des empreintes carbone substantielles, bien que très variables selon l'intensité carbone du réseau électrique utilisé :

- **BLOOM (176B) :** L'entraînement sur le supercalculateur Jean Zay (CNRS) a consommé 433 196 kWh. Son empreinte globale atteint **50.5 t CO2eq** (dont 24.69 t pour le calcul dynamique, 14.6 t pour la consommation au repos/infrastructure, et 11.2 t pour le carbone incorporé aux serveurs et GPU A100). L'ensemble du projet BigScience a représenté 123.82 t CO2eq.
- **GPT-3 (175B) :** L'entraînement a consommé environ 1 287 MWh d'électricité, générant jusqu'à **552 t CO2eq** (PUE inclus).
- **Mistral Large 2 :** L'ACV réalisée par Carbone 4 et l'Ademe révèle un entraînement ayant émis **20.4 kt CO2eq**, consommé 281 000 m³ d'eau et mobilisé 660 kg équivalent antimoine (Sb eq).
- **Projections 2030 :** Dans un scénario tendanciel, les besoins énergétiques mondiaux de l'IA pourraient passer de 7 TWh/an (scénario sobriété) à **1 436 TWh/an**, soit ~5.1 % de la production électrique mondiale.

Modèle	Paramètres	Énergie (MWh)	Intensité Grille (gCO2/kWh)	Émissions Carbone (t CO2eq)

BLOOM (Jean Zay)	176B	433.2 MWh	57	24.7 (Dyn) / **50.5 (ACV)**
GPT-3 (OpenAI)	175B	1 287.0 MWh	429	**552.0 (PUE incl.)**
OPT-175B (Meta)	175B	324.0 MWh	231	**76.3 (PUE incl.)**
Mistral Large 2	Non divulgué	NC	Variable	**20 400.0 (20.4 kt)**

Tableau 1 : Comparaison de la consommation énergétique et de l'empreinte carbone d'entraînement de plusieurs grands modèles d'IA.

2.2 Consommation d'eau : L'empreinte masquée

L'empreinte hydrique de l'IA englobe le prélèvement d'eau et l'évaporation directe sur site (Scope 1 - tours de refroidissement), la consommation d'eau pour la production d'électricité (Scope 2) et la fabrication des puces (Scope 3) :

- **GPT-3 (Entraînement) :** L'entraînement aux États-Unis a évaporé directement 700 000 L d'eau propre (Scope 1), pour une empreinte opérationnelle totale (Scope 1 + Scope 2) de **5.4 millions de litres d'eau**.
- **Inférence & Usage quotidien :** Une session de 10 à 30 questions avec GPT-3 consomme l'équivalent d'une bouteille d'eau de **500 mL**. Une requête Google Gemini consomme 0.26 mL d'eau (0.24 Wh), tandis qu'une réponse de 400 tokens sur Le Chat de Mistral AI consomme **45 mL d'eau** (et émet 1.14 g CO2).
- **Perspective 2027 :** La demande mondiale de l'IA pourrait générer un prélèvement d'eau annuel de **4.2 à 6.6 milliards de m³** (4 à 6 fois le prélèvement du Danemark) et une évaporation directe de 0.38 à 0.60 milliard de m³.

2.3 Impacts hors-climat : Ressources, particules fines et santé

L'étude multicritères mondiale publiée par l'association Green IT en 2025 révèle une conclusion majeure : **69 % des impacts environnementaux et sanitaires de l'IA ne sont pas liés au climat**. L'empreinte globale est dominée par quatre indicateurs : le réchauffement global (31 %), l'épuisement des ressources abiotiques minérales et fossiles (21.4 %), les émissions de particules fines (18.5 %) et l'eutrophisation des eaux douces (18.3 %).

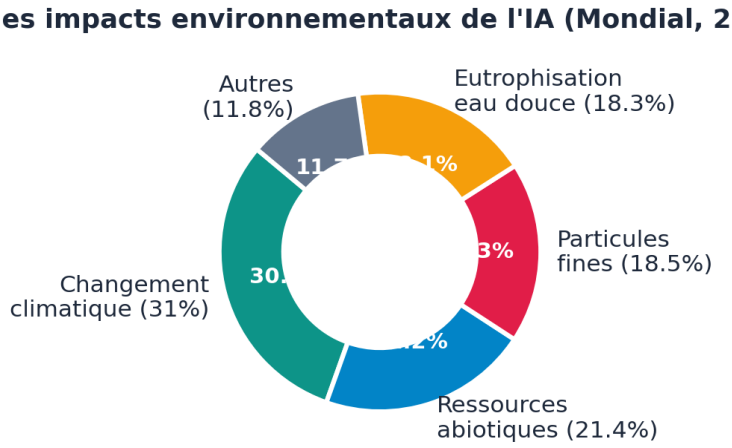


Figure 1 : Répartition des impacts environnementaux de l'IA à l'échelle mondiale (Données : Green IT, 2025).

Entre 2025 et 2030, la flotte mondiale de serveurs IA va passer de 1.13 million (9 millions de GPU) à 7.62 millions de serveurs (61 millions de GPU). En conséquence, les impacts environnementaux et sanitaires seront multipliés par 7 :

Indicateur d'impact	Description	Valeur 2025	Valeur 2030 (Projectée)	Facteur de multiplication

GWP (Réchauffement)	Gaz à effet de serre (Mt CO2eq)	41 Mt	277 Mt	**x 6.8**
ADPe (Ressources)	Épuisement abiotique (t eq. Sb)	376 t	2 528 t	**x 6.7**
PM (Particules fines)	Impact sanitaire (Décès annuels)	1 870 (5/jour)	**12 579 décès**	**x 6.7**
EpF (Eutrophisation)	Eau douce (t eq. Phosphore P)	19 123 t	128 637 t	**x 6.7**

Tableau 2 : Évolution des impacts environnementaux et sanitaires globaux de l'IA (Source : Association Green IT, 2025).

En 2030, l'IA représentera à elle seule jusqu'à **21 % des impacts globaux du numérique** et absorbera **62 % du budget annuel soutenable individuel d'un citoyen européen**.

3. Matériels, Data Centers et Coût Humain des Déchets (DEEE)

3.1 Pression matérielle et infrastructures de calcul

La durée de vie des serveurs IA est extrêmement courte : **2 à 5 ans** (soit 3 à 5 fois plus courte que celle des serveurs traditionnels), pour une consommation électrique 4 fois supérieure à taille égale. En outre, **80 % des data centers existants** sont physiquement incapables d'accueillir des serveurs IA haute densité sans reconstruction ou rénovation lourde. Les puces GPU concentrent près de 80 % de l'impact environnemental total de la fabrication de l'équipement.

3.2 Explosion des DEEE et drame sanitaire humain

URGENCE SANITAIRE ET SOCIALE (DEEE & OMS)

Impact de l'IA Générative et désastre humain de la filière informelle :

• L'IA générative ajoutera entre **1.2 et 5 millions de tonnes de déchets électroniques (DEEE)** d'ici 2030.

• À l'échelle mondiale, seuls **17.4 % des 53.6 Mt de DEEE** (générés en 2019) ont été formellement recyclés. Le recyclage ne couvre pas plus de 1 % de la demande en terres rares.

• **Coût humain (Rapport OMS) :** Plus de **12.9 millions de femmes** et plus de **18 millions d'enfants et adolescents** (dès l'âge de 5 ans) travaillent dans le secteur informel du traitement toxique des DEEE. L'exposition au plomb, au mercure et aux retardateurs de flamme altère irréversiblement le développement cérébral et le système nerveux des enfants à proximité des décharges.

4. Leviers d'Optimisation et Politiques de Sobriété

4.1 Optimisation géographique et temporelle

L'emplacement géographique des serveurs est le levier le plus puissant à court terme. Pour une tâche de référence (8x A100 pendant 100h), les émissions varient de **7.74 kg CO2 à Montréal (GCP)** jusqu'à **272.00 kg CO2 à Sydney (AWS)**, soit une réduction potentielle de **97.2 %** à charge identique. Sur le plan temporel, le décalage du calcul (*Flexible Start*) ou la mise en pause lors des pics d'intensité carbone du réseau (*Pause and Resume*) permettent de réduire les émissions de 25 % (grands modèles) à 80 % (tâches courtes).

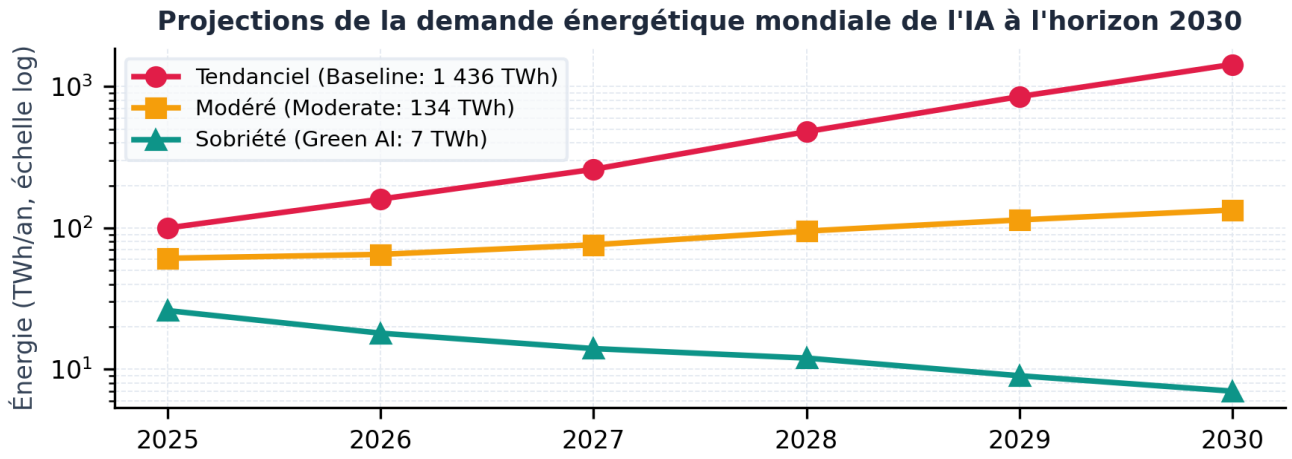


Figure 2 : Trajectoires de consommation d'énergie de l'IA selon les scénarios de sobriété et d'efficacité (Source : Green AI Carbon Optimizer, 2026).

4.2 Distinguo Entraînement / Inférence et Efficacité Logicielle

Si l'entraînement est ponctuellement très massif, l'inférence (déploiement) s'accumule sur des milliards de requêtes. Lors de l'hébergement continu d'un LLM comme BLOOM sur le cloud, le simple maintien du modèle en mémoire sans requête utilisateur consomme **0.28 kWh par tranche de 10 minutes** (~75 % de l'énergie de l'instance). Des optimisations logicielle simples (passage en précision mixte FP16, parallelisation des chargements) réduisent le temps de calcul de 35 % et la puissance de 10 %, améliorant la note environnementale d'un projet de C à B.

4.3 Recommandations de politiques publiques

1. **Instaurer un Plan 'Sobriété IA' :** Cibler les usages à valeur sociale démontrée, imposer un système bonus-malus et rendre l'écoconception obligatoire pour les services IA.
2. **Développer une filière d'IA Frugale :** Rendre obligatoire la formation à l'écoconception numérique dans tous les cursus d'ingénieurs et de chercheurs (extension de la loi REEN en France).
3. **Contrainte de localisation :** Imposer l'hébergement des infrastructures de calcul lourd dans les zones géographiques bénéficiant d'une électricité décarbonée.

5. Références Bibliographiques Scientifiques

Allard, L. (2025). *Acteurs, formes et arènes d'engagements pour un numérique soutenable*. IRCAV-ObsIA-Sorbonne Nouvelle / Université de Lille, Fratel.

Bordage, F., Derreumaux, A., & Alfonsi, L. (2025). *Impacts environnementaux de l'intelligence artificielle dans le monde*. Étude / Synthèse v1.0, Association GreenIT.fr.

Chen, Y., Gao, H., & Zou, C. (2026). *Green AI Carbon Optimizer: Carbon-Efficient Training Location Recommendation and Global AI Energy Demand Forecasting*. arXiv preprint arXiv:2604.

Dodge, J., Prewitt, T., Tachet Des Combes, R., et al. (2022). *Measuring the Carbon Intensity of AI in Cloud Instances*. In *ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAccT '22)*, p. 18–35.

Hello Future (Orange). (2023/2025). *Empreinte carbone de l'IA : que disent les études ?* Synthèse documentaire.

Li, P., Yang, J., Islam, M. A., & Ren, S. (2024/2025). *Making AI Less "Thirsty": Uncovering and Addressing the Secret Water Footprint of AI Models*. UC Riverside / UT Arlington, arXiv preprint.

Luccioni, A. S., Viguier, S., & Ligozat, A.-L. (2022/2023). *Estimating the carbon footprint of BLOOM, a 176B parameter language model*. Hugging Face / Graphcore / LISN & ENSIIE, arXiv preprint.

Mozafari, K., Ma, Y., Amoei, M., Lebouche, B., Osmanlliu, E., & Poenaru, D. (2026). *Quantifying and Disclosing the Environmental Footprint of AI in Research: Life Cycle–Informed Framework and Open-Access Calculator Development Study*. *JMIR AI*, 5, e90770.

Plociennik, C., Watjanatepin, P., Van Acker, K., & Ruskowski, M. (2025). *Life Cycle Assessment of Artificial Intelligence Applications: Research Gaps and Opportunities*. *Procedia CIRP*, 135, p. 924–929.

Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). *Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP*. In *Proceedings of the 57th ACL*, p. 3645–3650.