IA et environnement : des dépendances pour quel équilibre ?

Julien Lefèvre, Valentin Emiya

Aix-Marseille Université (AMU)
julien.lefevre@univ-amu.fr, valentin.emiya@univ-amu.fr

5 avril 2022

EcoInfo
POUR UNE INFORMATIQUE ÉCO-RESPONSABLE

Contenu

Contexte sur les impacts du numérique

L'IA aujourd'hui

IA et environnement

1 - Contexte sur les impacts du numérique

Quelques faits

- Nous vivons une période de **changement climatique** et de **déclin de la biodiversité**.
  Les phénomènes précédents sont d'**origine anthropique**.
- Le numérique, qui inclut l'informatique, a une empreinte environnementale, même s'il est difficile de la calculer globalement (de 2 à 4% des émissions GES en 2018).
- Le numérique a engendré des bouleversements importants sur nos modes de vie, avec des opportunités (partage de la connaissance...) et des risques (privacy, bulles de filtre, addictions...).
- Les GAFAM ont une place prépondérante dans l'économie mondiale (2,5 fois la valorisation du CAC40).

Evolution récentes

De plus en plus de cursus abordent la question de l'impact environnemental du numérique, surtout en école d'ingénieur (voir cette liste non exhaustive).

Publication d'un référentiel de connaissances par le groupe Ecoinfo du CNRS

Motivations : évolutions récentes

Loi n°2021-1485 du 15 Novembre 2021 visant à réduire l'empreinte environnementale du numérique en France
"Le deuxième alinéa de l'article L. 611-8 du code de l'éducation est complété par une phrase ainsi rédigée : « [Cette formation] comporte une sensibilisation à l'impact environnemental des outils numériques ainsi qu'un volet relatif à la sobriété numérique. » "

La partie sur l'enseignement supérieur a été ajoutée depuis la Proposition de loi n°3730 du 13 Janvier 2021 . Cela ne concerne donc pas que les seules écoles d'ingénieur.

Quelques exemples de sujets abordés en L3

Via des TPs sur

- L'impact des vidéos
- La consommation énergétique des langages de programmation
- La structure des réseaux sociaux
- L'algorithme du page-rank
- Le bitcoin, principes et impacts

Et des lectures d'articles sur des sujets variés : IoT, 5G/6G, algorithmes d'attribution (parcoursup, affelnet, etc.), contrôle des algorithmes des GAFAM, crédit social en Chine, impact des usages du numérique sur la réussite scolaire, problème d'addictions et d'attention liés aux usages du numérique, vie privée, NFT

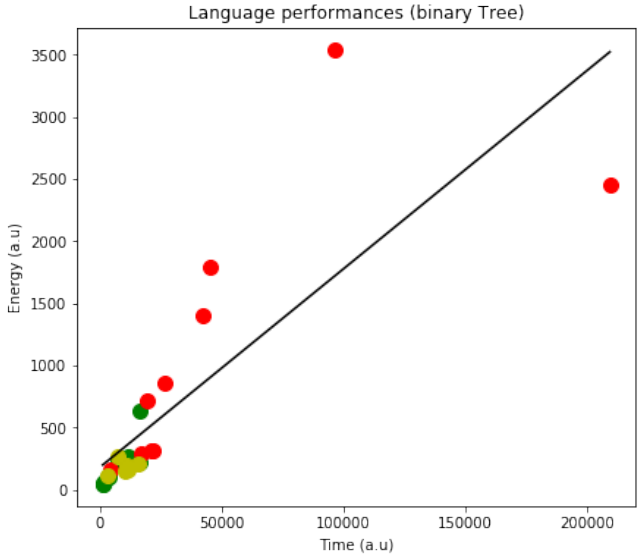
Programmer efficacement

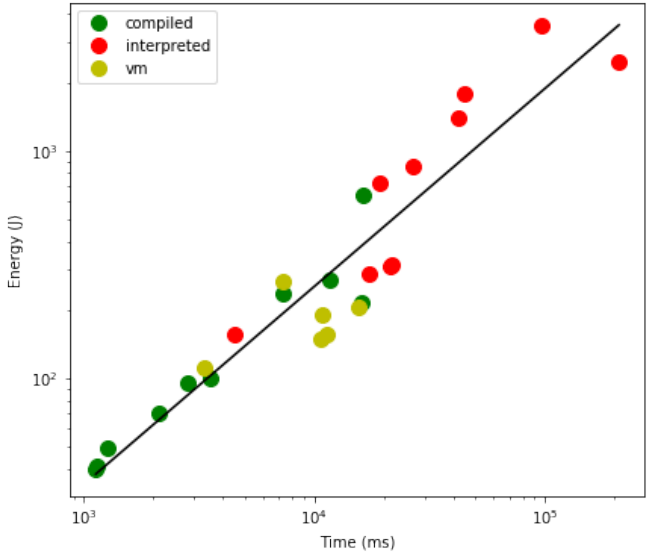
	Energy
(c) C	1.00
(c) Rust	1.03
(c) C++	1.34
(c) Ada	1.70
(v) Java	1.98
(c) Pascal	2.14
(c) Chapel	2.18
(v) Lisp	2.27
(c) Ocaml	2.40
(c) Fortran	2.52
(c) Swift	2.79
(c) Haskell	3.10
(v) C#	3.14
(c) Go	3.23
(i) Dart	3.83
(v) F#	4.13
(i) JavaScript	4.45
(v) Racket	7.91
(i) TypeScript	21.50
(i) Hack	24.02
(i) PHP	29.30
(v) Erlang	42.23
(i) Lua	45.98
(i) Jruby	46.54
(i) Ruby	69.91
(i) Python	75.88
(i) Perl	79.58

	Time
(c) C	1.00
(c) Rust	1.04
(c) C++	1.56
(c) Ada	1.85
(v) Java	1.89
(c) Chapel	2.14
(c) Go	2.83
(c) Pascal	3.02
(c) Ocaml	3.09
(v) C#	3.14
(v) Lisp	3.40
(c) Haskell	3.55
(c) Swift	4.20
(c) Fortran	4.20
(v) F#	6.30
(i) JavaScript	6.52
(i) Dart	6.67
(v) Racket	11.27
(i) Hack	26.99
(i) PHP	27.64
(v) Erlang	36.71
(i) Jruby	43.44
(i) TypeScript	46.20
(i) Ruby	59.34
(i) Perl	65.79
(i) Python	71.90
(i) Lua	82.91

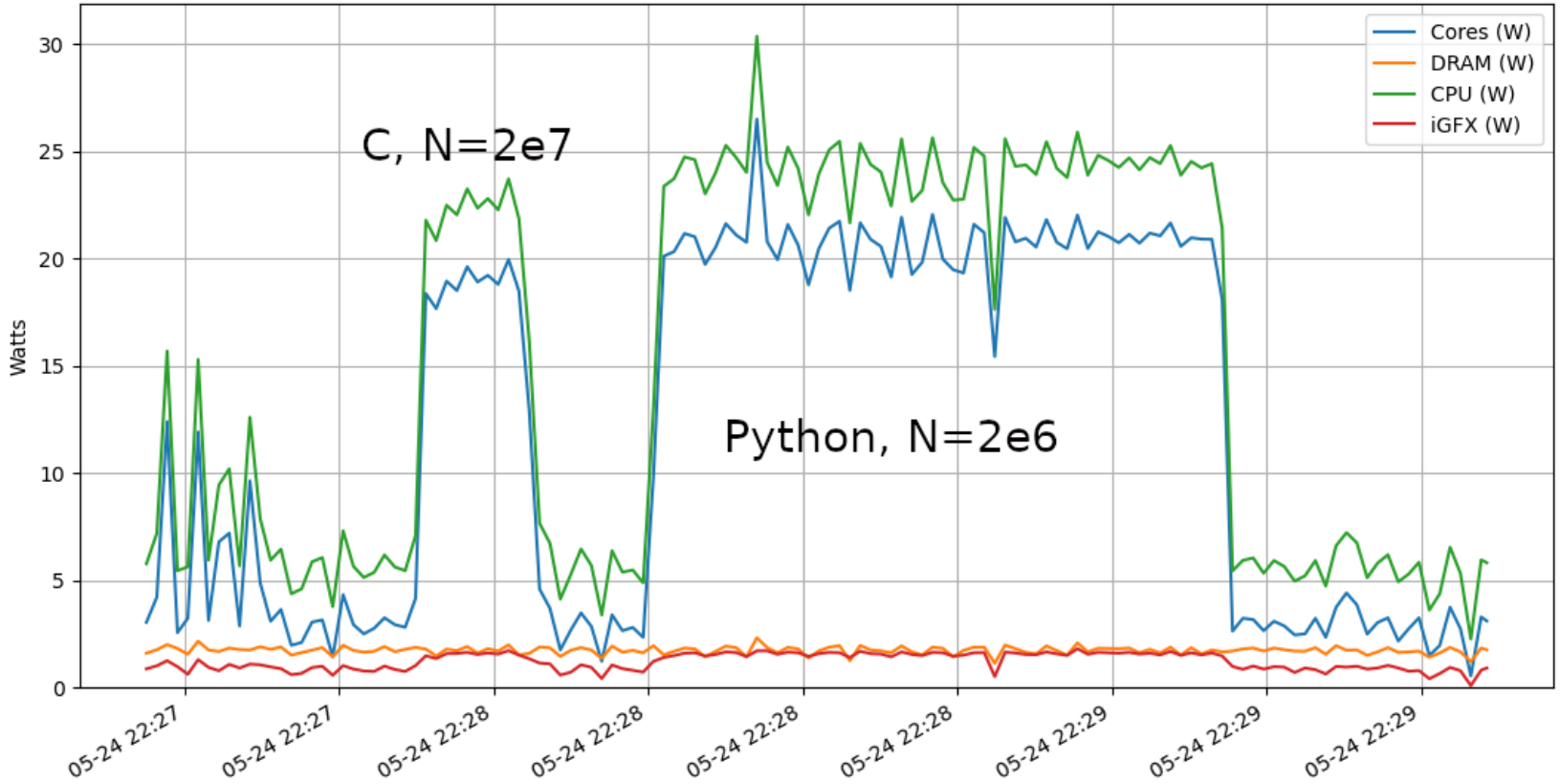
	Mb
(c) Pascal	1.00
(c) Go	1.05
(c) C	1.17
(c) Fortran	1.24
(c) C++	1.34
(c) Ada	1.47
(c) Rust	1.54
(v) Lisp	1.92
(c) Haskell	2.45
(i) PHP	2.57
(c) Swift	2.71
(i) Python	2.80
(c) Ocaml	2.82
(v) C#	2.85
(i) Hack	3.34
(v) Racket	3.52
(i) Ruby	3.97
(c) Chapel	4.00
(v) F#	4.25
(i) JavaScript	4.59
(i) TypeScript	4.69
(v) Java	6.01
(i) Perl	6.62
(i) Lua	6.72
(v) Erlang	7.20
(i) Dart	8.64
(i) Jruby	19.84

[Pereira et al., 2017]





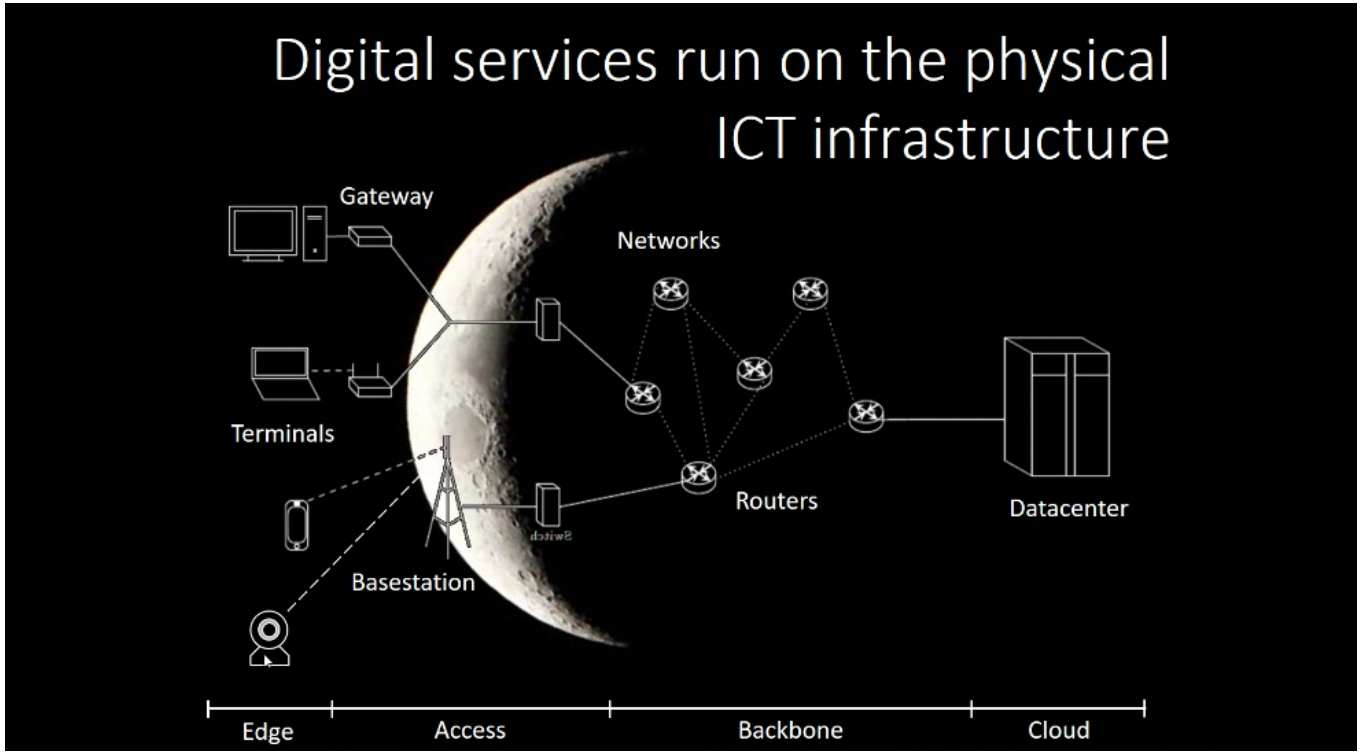
Programmer efficacement



Courbes obtenues à l'aide de `turbostat`

Impacts environnementaux du numérique

L'écosystème numérique actuel



Source David Bol

L'impact climatique

Patterns

CellPress
OPEN ACCESS

Review

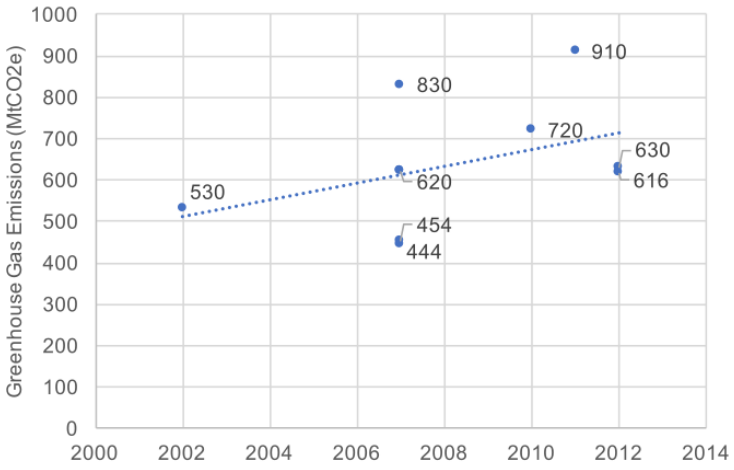
The real climate and transformative impact of ICT: A critique of estimates, trends, and regulations

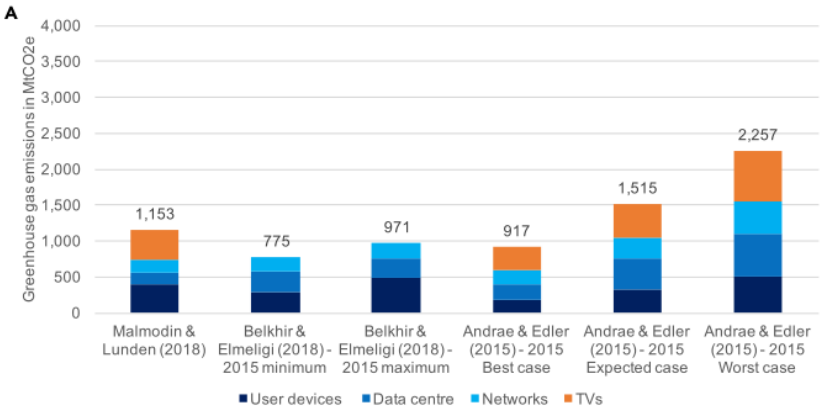
Charlotte Freitag,[1] Mike Berners-Lee,[1] Kelly Widdicks,[2,*] Bran Knowles,[2] Gordon S. Blair,[2] and Adrian Friday[2]
[1]Small World Consulting, Gordon Manley Building, Lancaster Environment Centre, Lancaster University, Lancaster, Lancashire LA1 4YQ, UK
[2]School of Computing and Communications, InfoLab21, Lancaster University, Lancaster, Lancashire LA1 4WA, UK
*Correspondence: k.v.widdicks@lancaster.ac.uk
https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100340

THE BIGGER PICTURE To avoid catastrophic consequences from climate change, all sectors of the global economy, including *Information Communication Technology* (*ICT*), must keep their greenhouse gas (GHG) emissions in line with the Paris Agreement. We examine peer-reviewed estimates of ICT's GHG emissions, which put ICT's share of global GHG emissions at 1.8%–2.8%. We find pronounced differences and much debate concerning the underlying assumptions behind the peer-reviewed studies, which could suggest that global emissions from ICT are as high as 2.1%–3.9%. All study analysts agree that ICT emissions *will not reduce* without major concerted political and industrial efforts, and we provide three reasons for anticipating that ICT emissions are actually going to *increase* without intervention. Our analysis suggests not all ICT carbon pledges are ambitious enough to meet climate targets, and that policy mechanisms for enforcing sector-wide climate target compliance are lacking. Without a global carbon constraint, sector-wide regulations are required to keep ICT's carbon footprint aligned with the Paris Agreement. With a global carbon constraint, ICT would be a greater enabler of productivity and utility, creating opportunity for the sector to be financially successful as a critical part of a global net zero society.

L'impact climatique

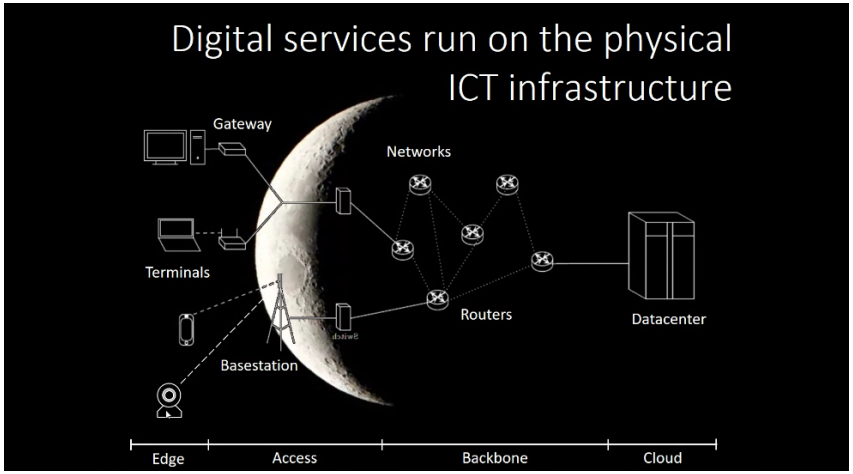
Synthèse de plusieurs articles scientifiques avec des méthodologies différentes.

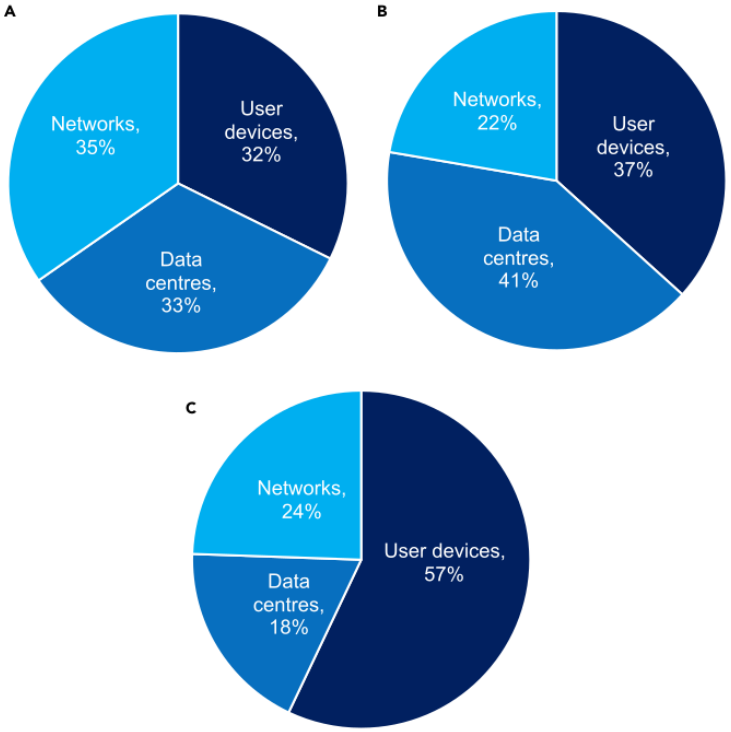




L'impact climatique

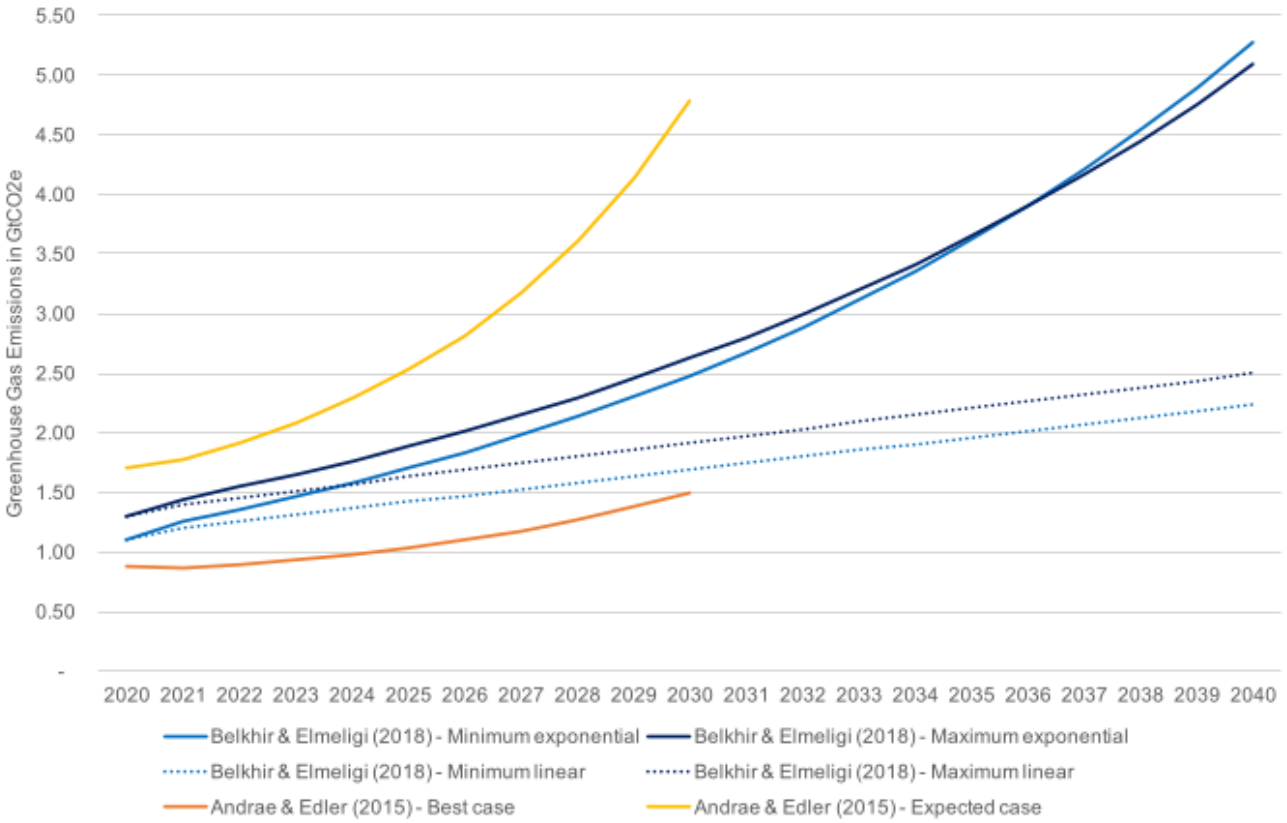
L'impact est réparti en trois catégories





Les tendances

Différents scenarios



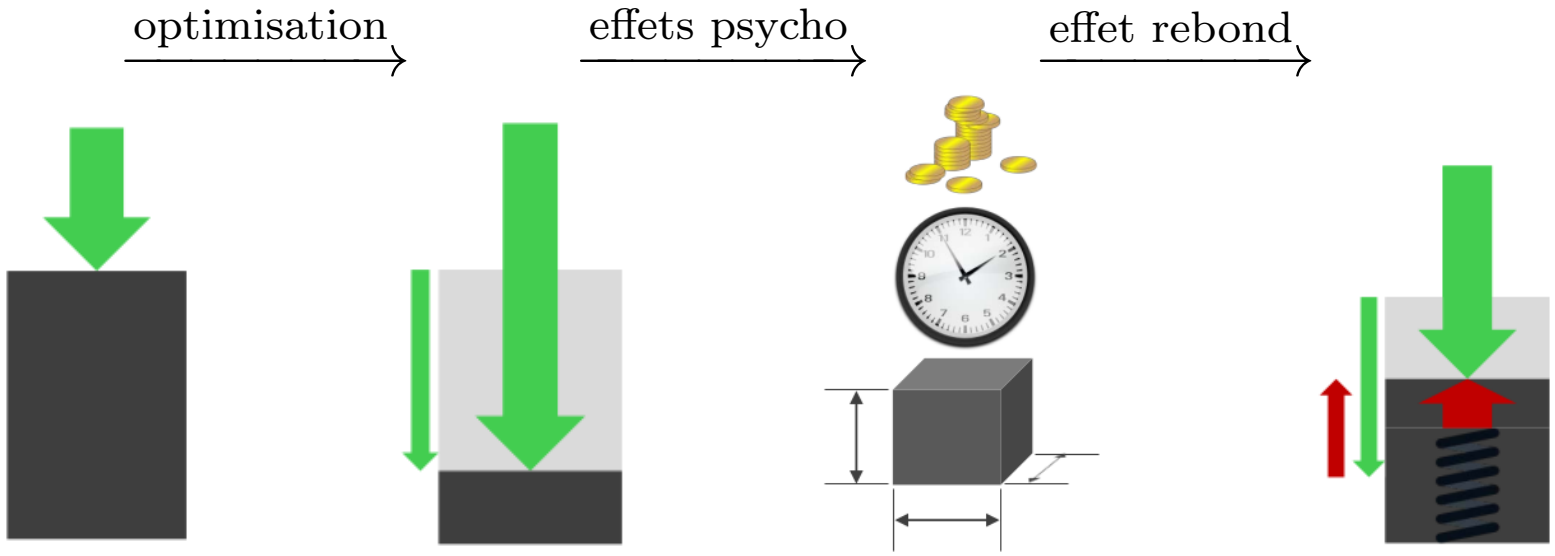
[Freitag et al., 2021]

Conclusions de [Freitag et al., 2021]

Il y a des désaccords entre les auteurs sur les tendances.

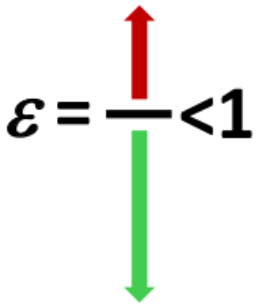
- Pour Malmodin, l'efficacité va sauver le numérique
- Pour Andrae et Belkhir, les impacts du numérique vont exploser, sans réels gains d'efficacité
- D'autres auteurs comme Hilty penchent pour une augmentation des impacts mais avec néanmoins de l'efficacité (paradoxe de Jevons, effets rebonds)

Effets rebonds



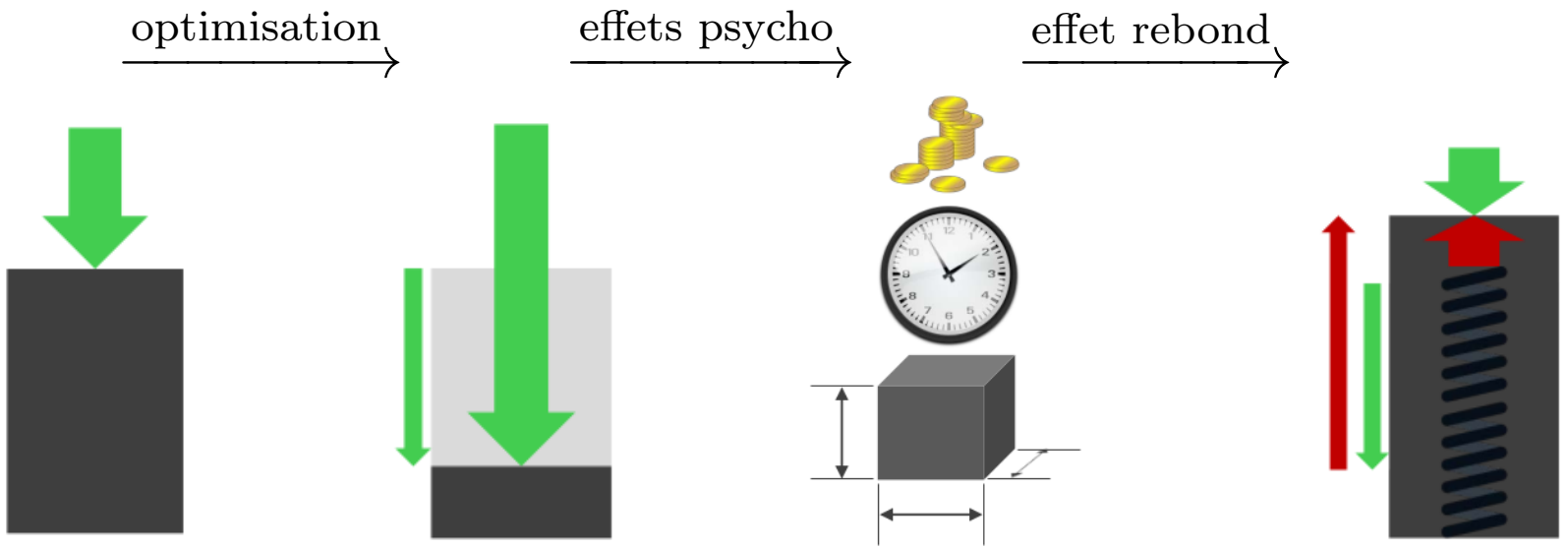
Ressources
Pollution

Autre ressource



D'après Jacques Combaz

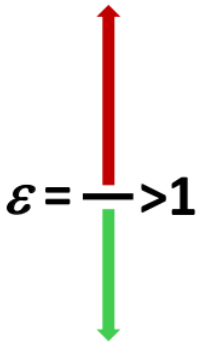
Effets rebonds



Ressources
Pollution

Autre ressource

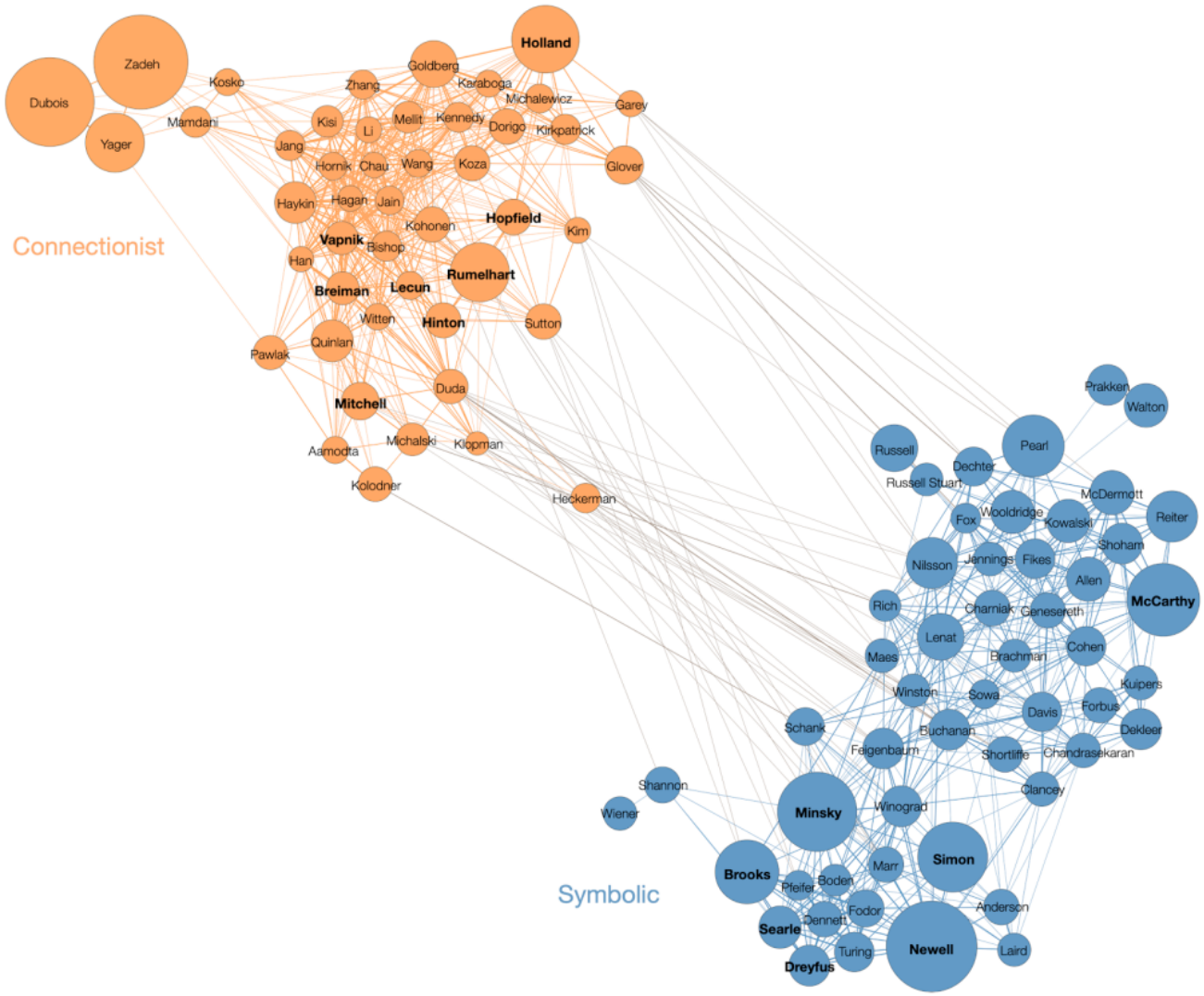
"Backfire"



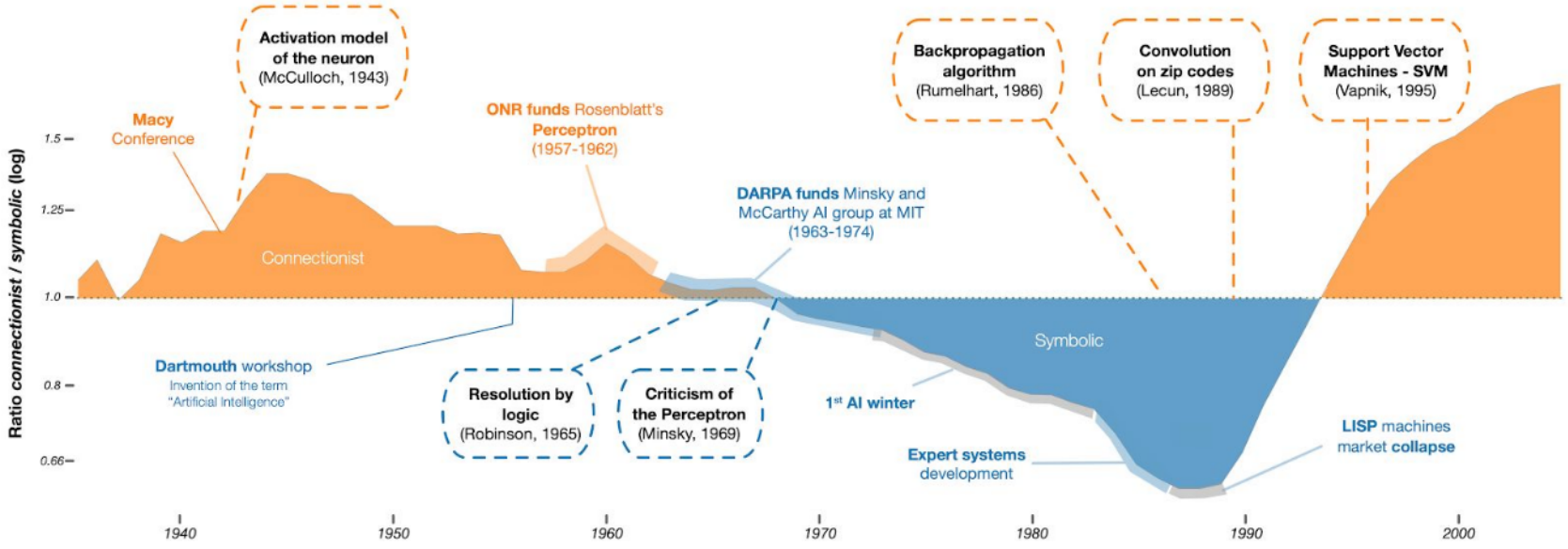
D'après Jacques Combaz

2 - L'IA aujourd'hui

The two faces of AI



The two faces of AI



[Cardon et al., 2018]

Apprentissage automatique ?

Field of study that gives computers the ability to learn without being explicitly programmed.

– Arthur Samuel, 1959

The study of computer algorithms that improve automatically through experience.

– Tom Mitchell, 1997

→ au cœur de l'IA moderne.

- Que signifie « apprendre » concrètement ?
- En quoi cela peut-être utile pour la crise climatique ?
- En quoi cela peut poser problème ?

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : diagnostic tumeur

$$f\left(\begin{bmatrix} \text{radius} \\ \text{texture} \\ \text{perimeter} \\ \vdots \end{bmatrix}\right) = \text{maligne/bénigne} \tag{1}$$

Apprentissage : $n = 569$ examens ($d = 30$), 2 types de tumeurs.

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : pronostic diabète

$$f\left(\begin{bmatrix} \text{age} \\ \text{sex} \\ \text{body mass index} \\ \vdots \end{bmatrix}\right) = \text{évolution à un an} \tag{1}$$

Apprentissage : $n = 442$ examens ($d = 10$).

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : labeled faces in the wild [1]

$$f\,(\text{photo}) = \text{id personne} \tag{1}$$

Apprentissage : $n = 13233$ photos ($d = 5828$) de 5749 célébrités.

1. http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : Forest covertype [1]

$$f\,(\text{caractéristique zone}) = \text{type de végétation} \tag{1}$$

Apprentissage : $n = 581012$ exemples de zones ($d = 54$), 7 types de végétation.

1. https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Covertype

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : sujet d'un article

$$f\,(\text{article}) = \text{sujet} \tag{1}$$

Apprentissage : $n = 11000$ articles, 20 sujets (politique, sport, informatique, religion, etc.).

Notion d'apprentissage (supervisé)

- But : obtenir une fonction $f : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}^m$ pour prédire une information $y = f(x)$ à partir de données x.
- Comment ? Estimer f à partir d'un ensemble de n données d'apprentissage $\{(x_i, y_i\}_{i=1}^n$ dont on connait la valeur à prédire.
- Généralisation : f doit fournir de bonnes prédiction sur des données inconnues lors de l'apprentissage.

Exemple : transcriptions diverses

$$f\,(\text{son parole}) = \text{texte} \tag{1}$$

$$f\,(\text{musique}) = \text{partition} \tag{2}$$

Contributions utiles pour la crise climatique ?

		Causal inference	Computer vision	Interpretable models	NLP	RL & Control	Time-series analysis	Transfer learning	Uncertainty quantification	Unsupervised learning
Mitigation	**Electricity systems**									
	Enabling low-carbon electricity		•	•		•	•		•	•
	Reducing current-system impacts		•				•		•	•
	Ensuring global impact		•					•		•
	Transportation									
	Reducing transport activity		•				•		•	•
	Improving vehicle efficiency		•			•				
	Alternative fuels & electrification					•				•
	Modal shift	•	•				•		•	
	Buildings and cities									
	Optimizing buildings	•				•	•	•		
	Urban planning		•				•	•		•
	The future of cities				•			•	•	•
	Industry									
	Optimizing supply chains		•			•	•			
	Improving materials									•
	Production & energy		•	•		•				
	Farms & forests									
	Remote sensing of emissions		•							
	Precision agriculture		•			•	•			
	Monitoring peatlands		•							
	Managing forests		•			•	•			
	Carbon dioxide removal									
	Direct air capture									•
	Sequestering CO_2		•						•	•

Source : Rolnick et al., *Tackling Climate Change with Machine Learning*, ACM Computing Surveys, 2022

Contributions utiles pour la crise climatique ?

Adaptation	Climate prediction									
	Uniting data, ML & climate science		•	•			•		•	
	Forecasting extreme events		•	•			•		•	
	Societal impacts									
	Ecology		•					•		
	Infrastructure					•	•		•	
	Social systems		•				•			•
	Crisis		•		•					
	Solar geoengineering									
	Understanding & improving aerosols						•		•	
	Engineering a control system					•			•	
	Modeling impacts						•		•	
Tools for Action	Individual action									
	Understanding personal footprint	•			•	•	•			
	Facilitating behavior change				•					•
	Collective decisions									
	Modeling social interactions			•		•				
	Informing policy	•	•		•				•	•
	Designing markets					•	•			•
	Education				•	•				
	Finance				•		•		•	

Source : Rolnick et al., *Tackling Climate Change with Machine Learning*, ACM Computing Surveys, 2022

Quelle fonction apprendre ?

Quelques choix courants pour une fonction paramétrique

$$f_\theta : \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$$

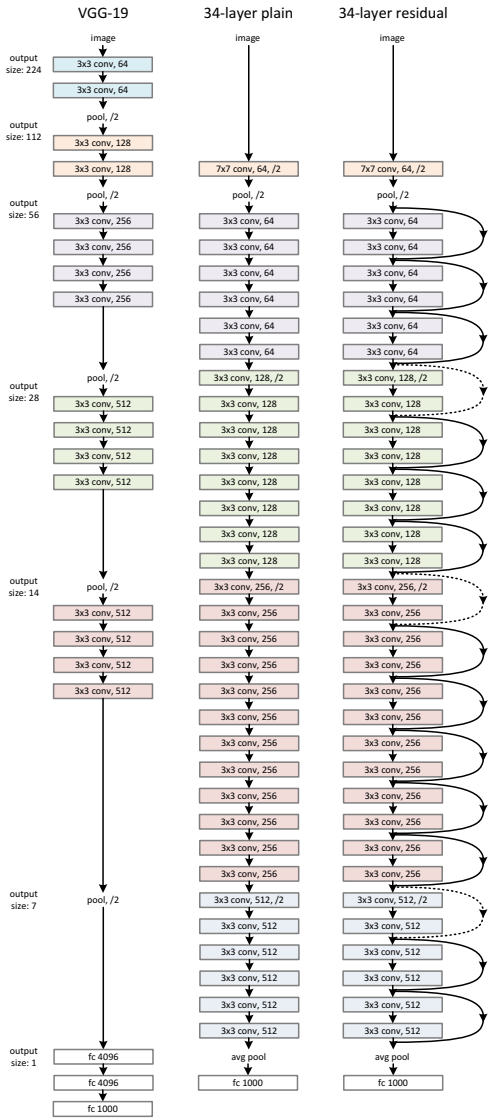
$$\text{Linéaire : } f_\theta(x) = \sigma(\langle \theta, x \rangle)$$

$$\text{Polynomiale : } f_\theta(x) = \sum_{j=1}^{d} \theta(j)\, x(j) + \sum_{j,k} \theta(j,k)\, x(j)\, x(k) + \dots$$

$$\text{Noyau } k \text{ : } f_\theta(x) = \sum_{i=1}^{n} \theta(i)\, k(x_i, x)$$

$$\text{Réseau de neurones : } f_\theta(x) = g_{\theta_L} \circ \dots \circ g_{\theta_1}(x)$$

Réseaux de neurones : évolutions



- Nombre de paramètres ↑

  Ex : $10 - 100 \times 10^6$.

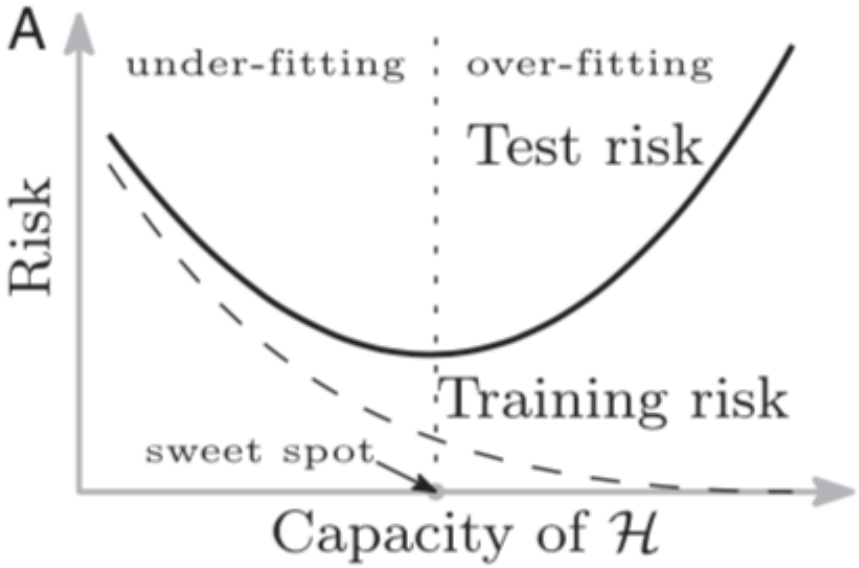
- Nombre de données ↑

  Ex : 1.2×10^6 *images.*

- Performances ↑
- Succès notables : vision, traitement des langues, autres données séquentielles et structurées

Source : He et al., *Deep Residual Learning for Image Recognition*, CVPR, 2016.

Apprentissage statistique : tendance classique



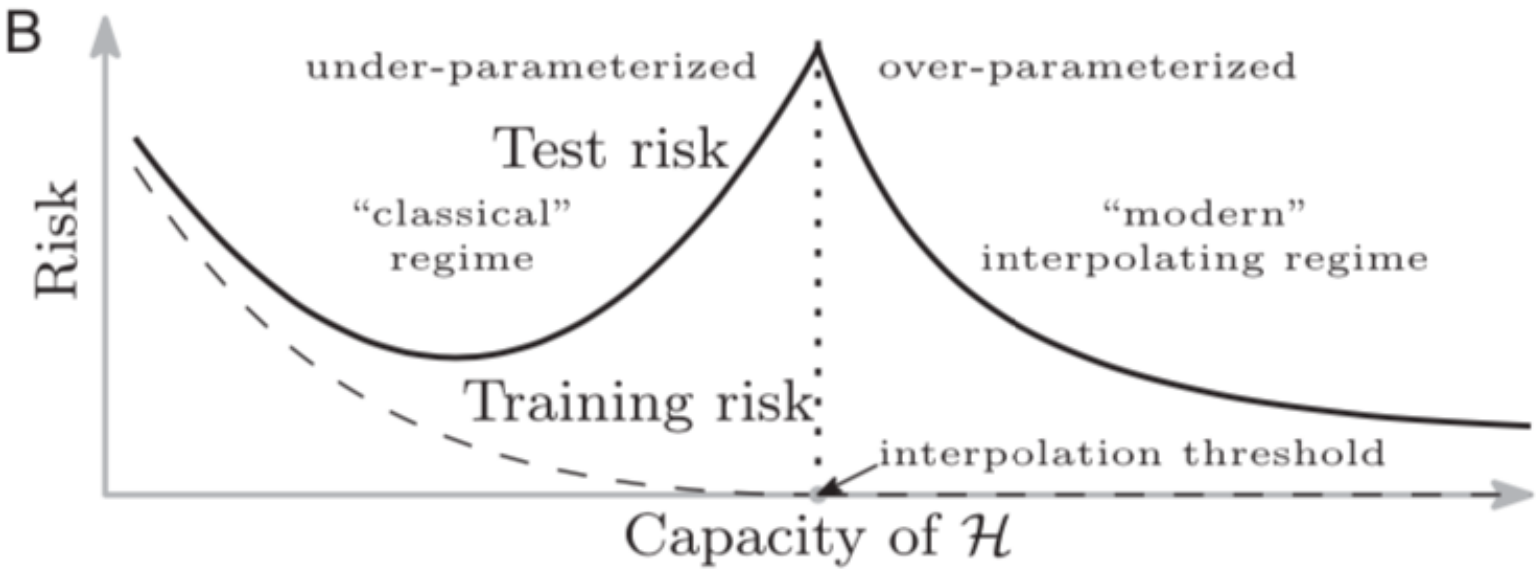
($\equiv$ nombre de paramètres $|\theta|$)

Erreur de généralisation élevée si $\begin{cases} \text{modèle trop simple, } |\theta| \text{ petit} \\ \text{modèle trop complexe, } |\theta| \text{ grand} \end{cases}$

par rapport au nombre d'exemples d'apprentissage.

Source : Belkin et al, *Reconciling modern machine-learning practice and the classical bias–variance trade-off*, PNAS, 116 (32), 2019.

Apprentissage profond : double descente



($\equiv$ nombre de paramètres $|\theta|$)

$\rightarrow$ performances $\uparrow$ si $|\theta| \gg$ nombre d'exemples d'apprentissage

$\rightarrow$ phénomène nouveau, contredit la théorie statistique classique

Source : Belkin et al, *Reconciling modern machine-learning practice and the classical bias–variance trade-off*, PNAS, 116 (32), 2019.

Croissance des réseaux de neurones

Année	Modèle	Nombre de paramètres
2018	BERT	110×10^6
2019	GPT-2	1.5×10^9
2020	GPT-3	175×10^9

Impact énergétique des réseaux de neurones

Consumption	CO_2e (lbs)
Air travel, 1 passenger, NY↔SF	1984
Human life, avg, 1 year	11,023
American life, avg, 1 year	36,156
Car, avg incl. fuel, 1 lifetime	126,000

Training one model (GPU)	
NLP pipeline (parsing, SRL)	39
w/ tuning & experimentation	78,468
Transformer (big)	192
w/ neural architecture search	626,155

Table 1: Estimated CO_2 emissions from training common NLP models, compared to familiar consumption.[1]

Source : Strubell et al., Energy and Policy Considerations for Deep Learning in NLP, AAAI conference, 2020.

Model	Hardware	Power (W)	Hours	kWh·PUE	CO_2e	Cloud compute cost
$\text{Transformer}_{base}$	P100x8	1415.78	12	27	26	\$41–\$140
Transformer_{big}	P100x8	1515.43	84	201	192	\$289–\$981
ELMo	P100x3	517.66	336	275	262	\$433–\$1472
BERT_{base}	V100x64	12,041.51	79	1507	1438	\$3751–\$12,571
BERT_{base}	TPUv2x16	—	96	—	—	\$2074–\$6912
NAS	P100x8	1515.43	274,120	656,347	626,155	\$942,973–\$3,201,722
NAS	TPUv2x1	—	32,623	—	—	\$44,055–\$146,848
GPT-2	TPUv3x32	—	168	—	—	\$12,902–\$43,008

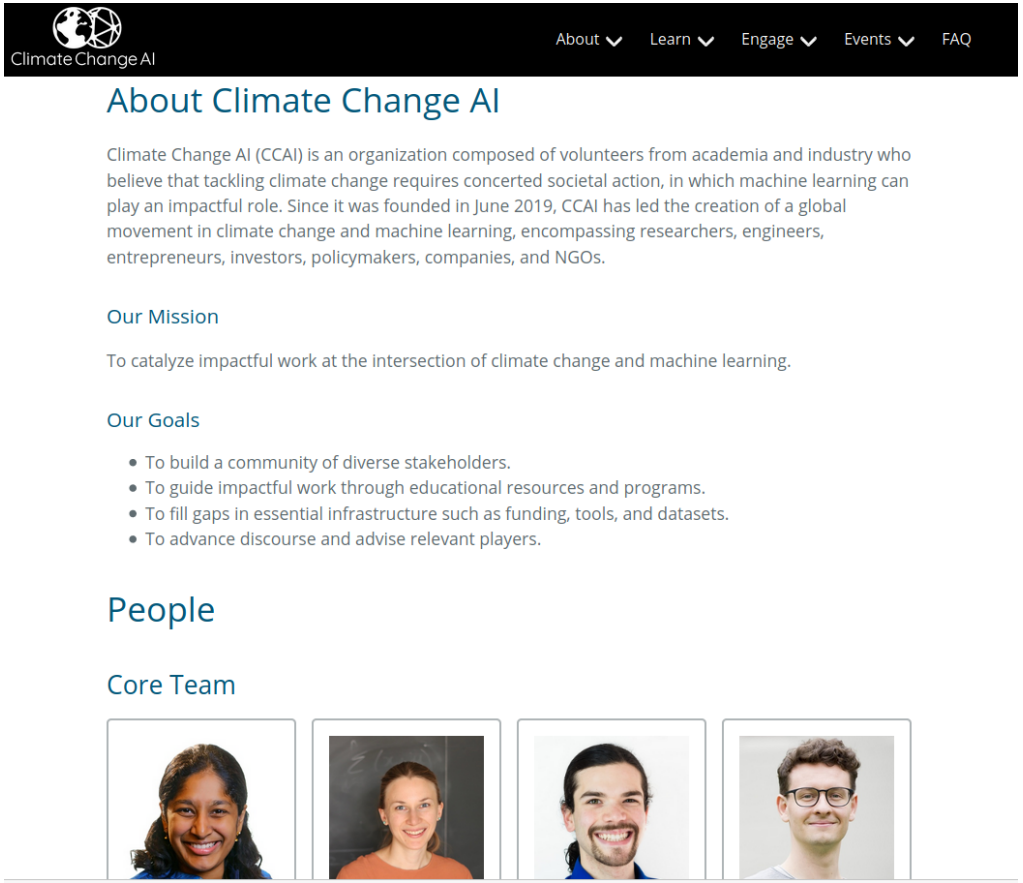
Table 3: Estimated cost of training a model in terms of CO_2 emissions (lbs) and cloud compute cost (USD).[7] Power and carbon footprint are omitted for TPUs due to lack of public information on power draw for this hardware.

Une fatalité ?

- La plupart des modèles ne sont pas aussi gros.
- Recherches actives pour
  - comprendre les phénomènes, construire de nouvelles théories de l'apprentissage
  - alléger les modèles et la phase d'apprentissage : distillation des gros réseaux, transfert, nouvelles architectures, modèles frugaux, etc.
- Nombreux défis éthiques, sociétaux, politiques, etc.

3 - IA et environnement

Tackling climate change with machine learning



https://www.climatechange.ai/about

Tackling climate change with machine learning

"Climate change is one of the greatest challenges facing humanity, and we, as machine learning experts, may wonder how we can help. Here we describe ***how machine learning can be a powerful tool in reducing greenhouse gas emissions and helping society adapt to a changing climate****. From smart grids to disaster management, we identify high impact problems where existing gaps can be filled by machine learning, in collaboration with other fields. Our recommendations encompass exciting research questions as well as promising business opportunities. We call on the machine learning community to join the global effort against climate change."*

[Rolnick et al., 2019]

Tackling climate change with machine learning

826 références dans 13 domaines, dont des applications pour :

- La gestion efficace de l'énergie ("smart grids")
- Les transports (intermodalité, modèlisation du traffic)
- La "smart city" (l'internet des objets)
- L'agriculture de précision
- Le suivi de la biodiversité

[Rolnick et al., 2019]

Tackling climate change with machine learning

La vision globale est plutôt techno-optimiste.
Mais des impacts incertains sont mentionnés et le paradoxe de Jevons est evoqué :

- Transportation : *"autonomous vehicles could cause people to drive far more, so that overall GHG emissions could increase even if each ride is more efficient"*
- Industry : *"it is worth noting that greater efficiency may increase the production of goods and thus GHG emissions"*
- Farms and forests : *"making forestry more efficient can have a negative effect by increasing the amount of wood harvested"*

[Rolnick et al., 2019]

Tackling climate change with machine learning

Des recommendations sont proposées :

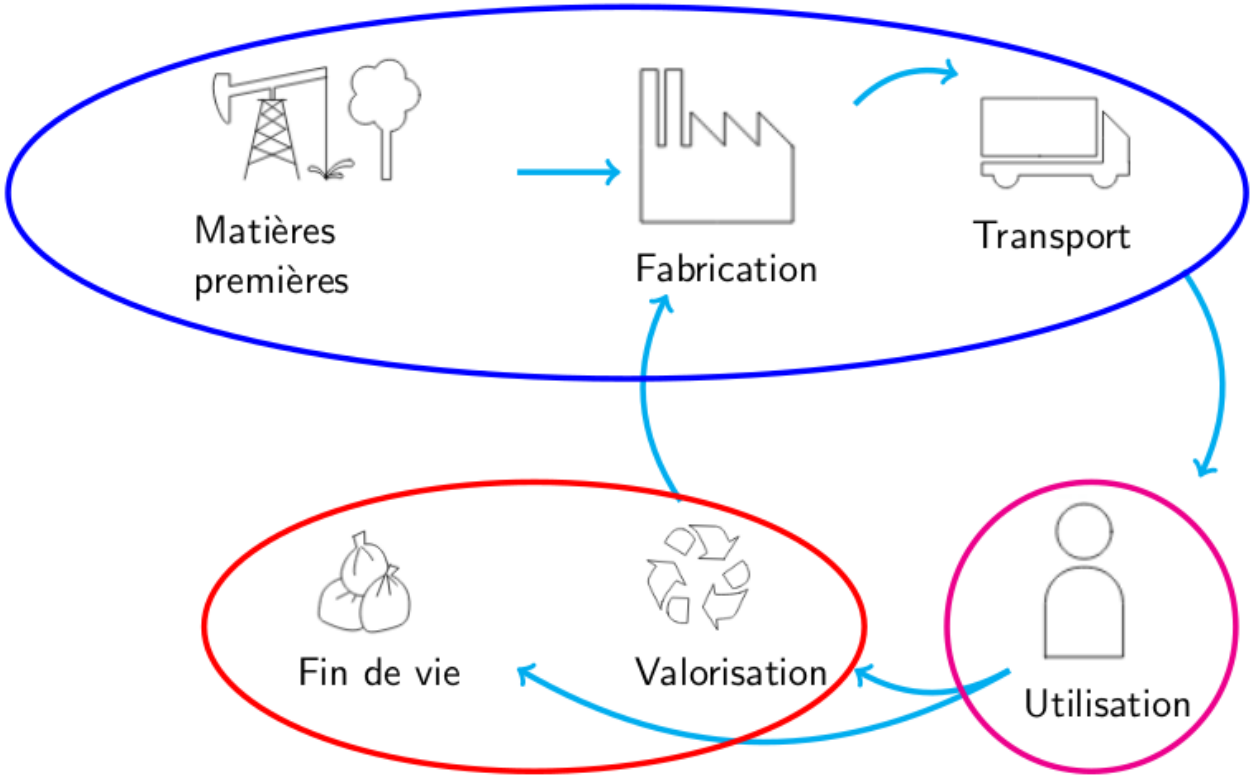
"In all these cases, projects should be pursued with great care so as not to impede or prolong the transition to a low-carbon electricity system ; ideally, projects should be ***preceded by system impact analyses*** *to ensure that they will indeed decrease GHG emissions."* p10

"When designing and promoting new mobility services, it is important that industry and public policy prioritize lowering GHG emissions. Misaligned incentives in the early stages of technological development could result in the ***lock-in to a service with high GHG emissions****"* p15

[Rolnick et al., 2019]

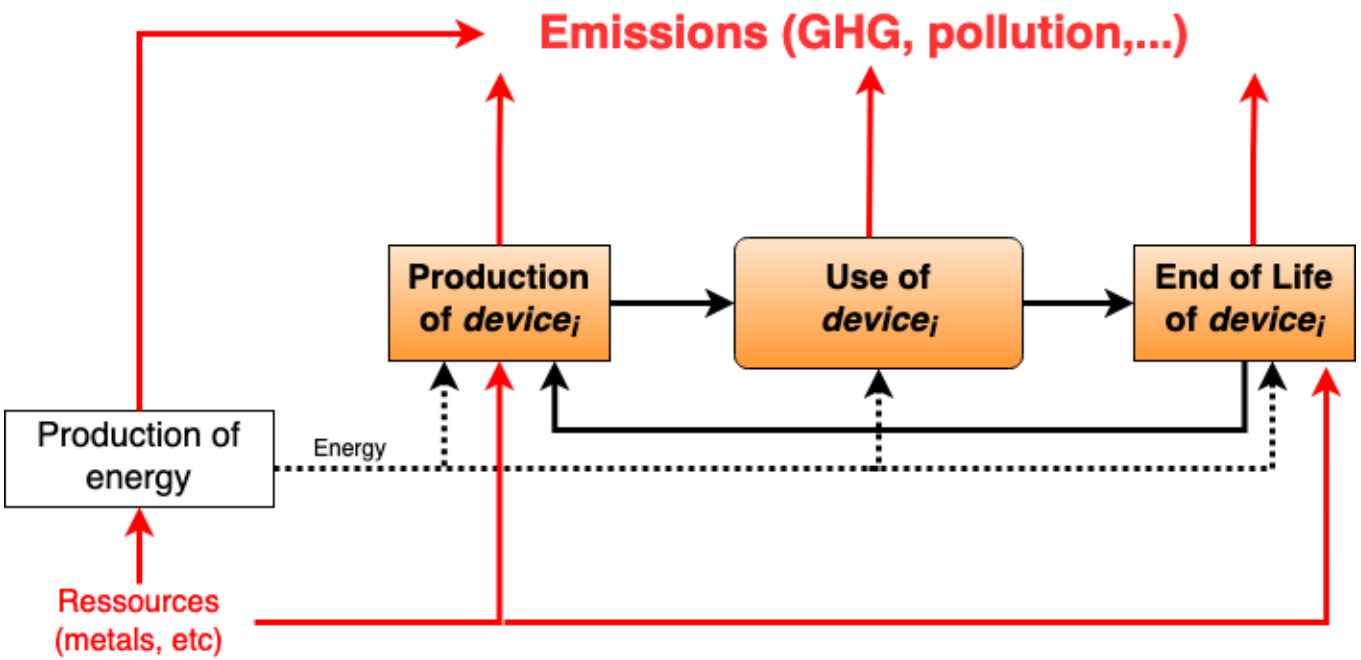
Analyse de Cycle de Vie

Un appareil électronique ou un service numérique peut être décrit au moyen de son *cycle de vie* dont chaque étape a des impacts (positifs ou négatifs).



Analyse de Cycle de Vie

Un appareil électronique ou un service numérique peut être décrit au moyen de son *cycle de vie* dont chaque étape a des impacts (positifs ou négatifs).



[Ligozat et al., 2021]

Analyse de Cycle de Vie

Il existe *d* indicateurs normés des impacts environnementaux, par exemple le potentiel de réchauffement climatique (GWP).

ELCIA indicators as recommended by ILCD	**Unit**	**Reference**
Global Warming Potential **(GWP)**	CO_2-eq.	IPCC, 100 years
Ozone Depletion Potential **(ODP)**	CFC-11-eq.	WMO model, ReCiPe
Human Toxicity Cancer potential effects **(HumToxCan)**	CTUh	USEtox
Human Toxicity non-Cancer potential effects **(HumTox)**	CTUh	USEtox
Particulate Matter (2.5 µm) **(PM)**	G	RiskPoll
Photo-Oxidant Creation Potential **(POCP)**	NMVOC-eq.	LOTOS-EUROS model, ReCiPe
Acidification Potential **(AP)**	Mole of H^+-eq.	Accumulated exceedance model
Eutrophication Potential (fresh water) **(EP fresh)**	Mole of N-eq.	EUTREND model, ReCiPe
Eutrophication Potential (terrestrial) **(EP terr)**	g P-eq.	Accumulated exceedance model
Eco-system Toxicity potential effects **(EcoTox)**	CTUe	USEtox
Freshwater consumption **(Water)**	m^3	Swiss Ecoscarcity
Abiotic Depletion Potential **(ADP)**	Sb-eq.	CML (reserve based)

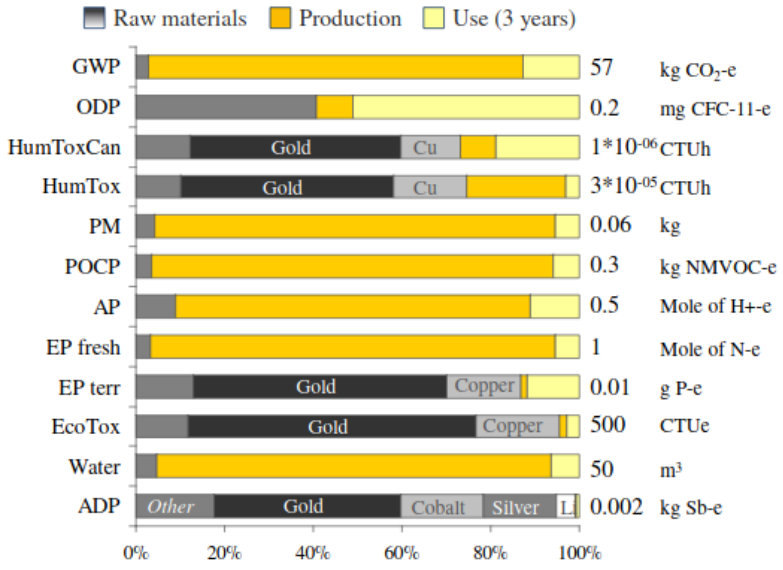


Fig. 4 Total life cycle result for all impact categories for smartphone Z5 with accessories using Ecoinvent database and adopting a 50/50 recycling approach with 19% recycling of gold assumed.

Illustration pour l'IA

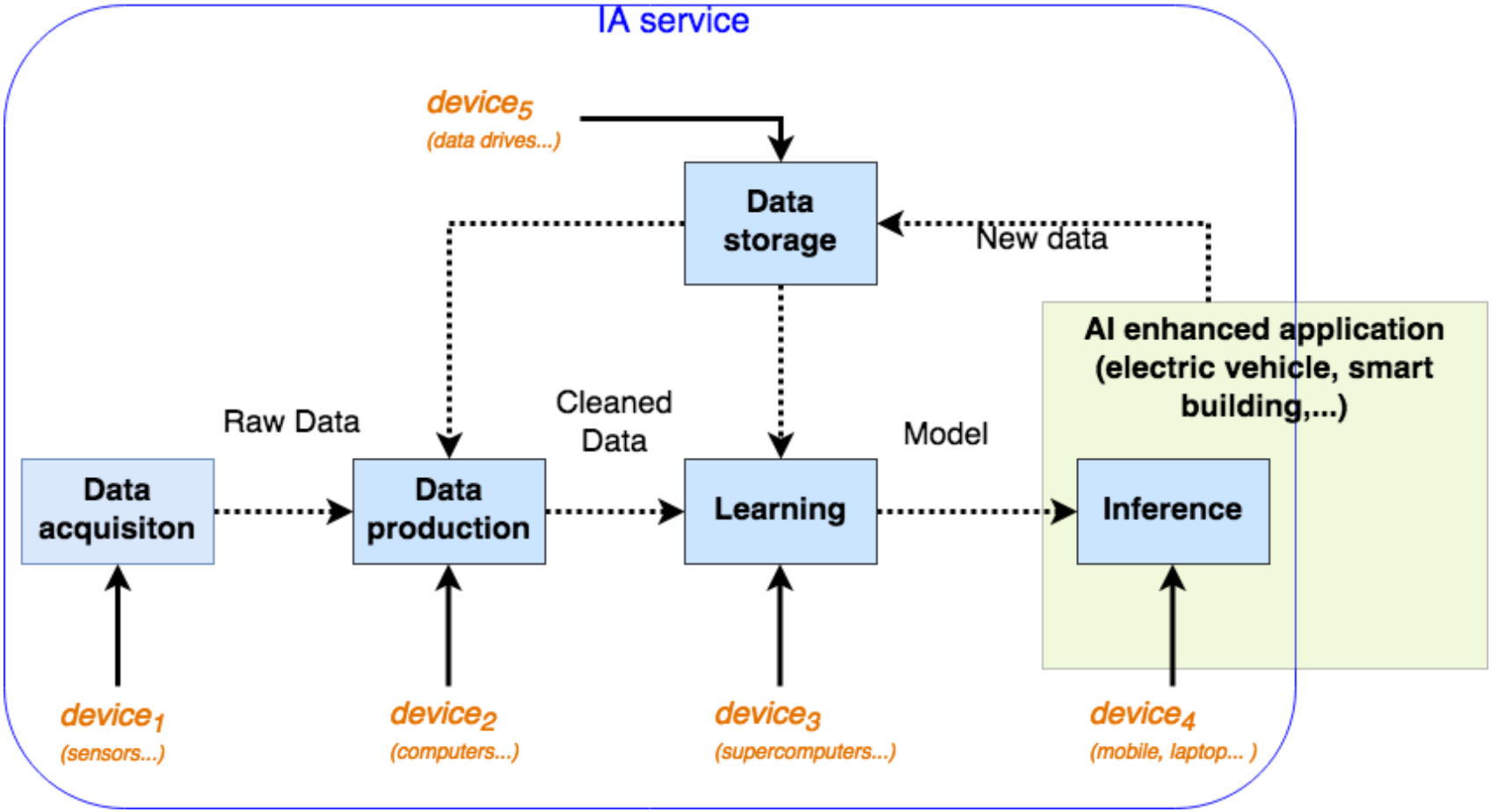


Illustration pour l'IA

L'*analyse de cycle de vie* est une méthodologie (norme ISO 1404x) qui permet d'imputer précisément les impacts de chaque appareil en fonction de la part de son utilisation.

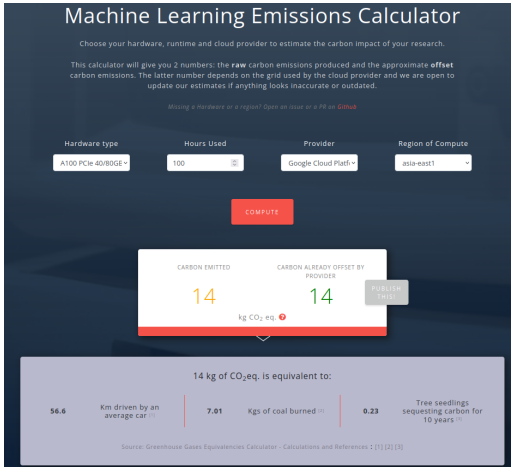
- Un service d'IA repose sur différentes phases et différents appareils
- On considère une *unité fonctionnelle*, par exemple "utiliser une caméra pour détecter un feu de forêt, pendant un an".
- On considère le cycle de vie de chaque appareil pour avoir l'impact total, en prenant en compte les phases de production, usage et fin de vie
- On obtient un vecteur $LCA \in \mathbb{R}^d$

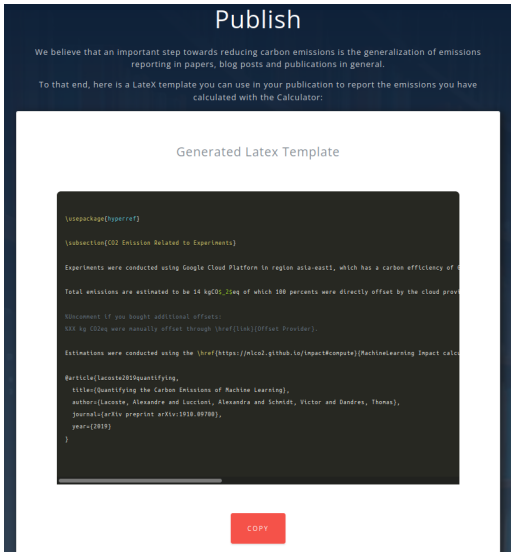
L'intérêt de cette approche est surtout comparative avec la difficulté en général d'avoir le même signe pour chaque coordonnée de $LCA_2 - LCA_1$.

Phase d'usage : apprentissage

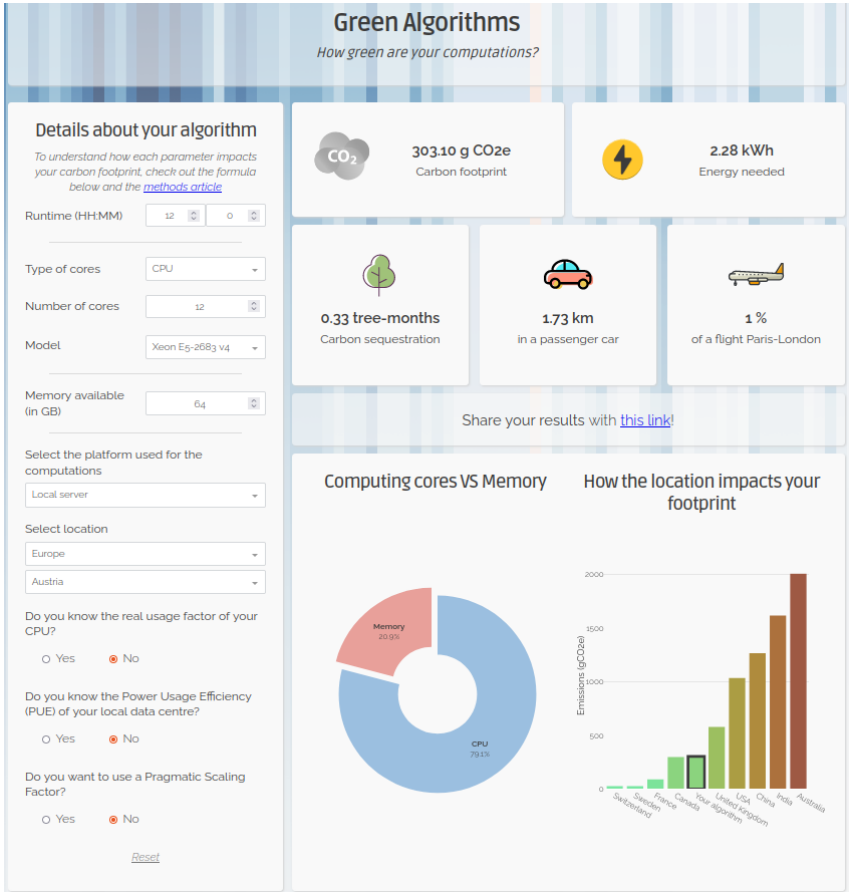
- Globalement la phase d'usage est la plus étudiée.
- L'apprentissage est le plus couteux unitairement [Strubell et al., 2019].
- Il existe de nombreux outils pour l'évaluer et des travaux qui promeuvent une "IA verte" [Schwartz et al., 2019, Anthony et al., 2020, Henderson et al., 2020, Lacoste et al., 2019, Lannelongue et al., 2020].

Phase d'usage : apprentissage





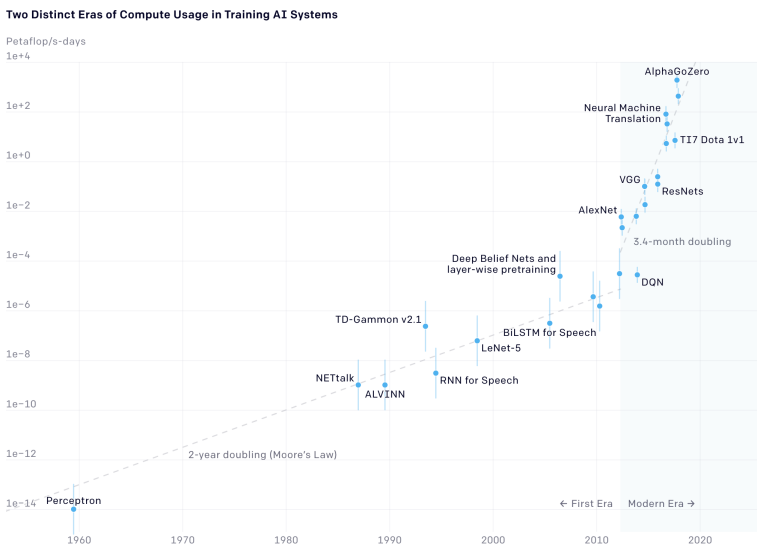
https://mlco2.github.io/impact/

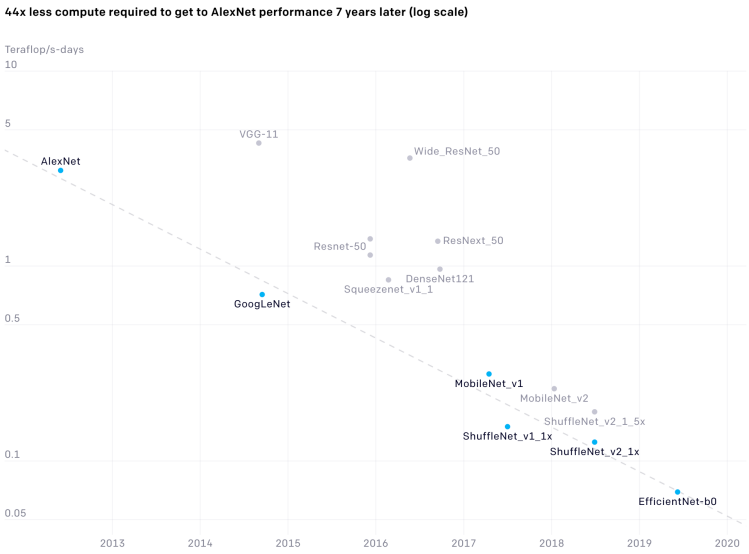


http://www.green-algorithms.org/

Phase d'usage : évolutions

On note des améliorations en efficacité (lois de type Moore ou Koomey).



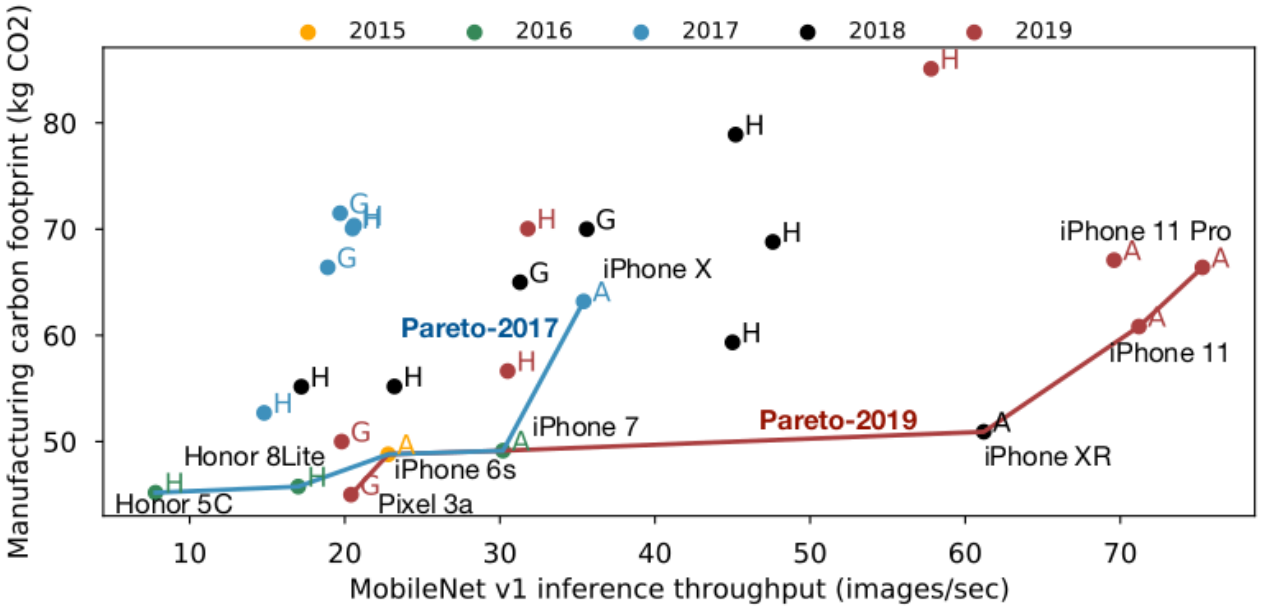


https://openai.com/blog/

Phase d'usage : inférence

Phase peu couteuse unitairement mais :

- On note une hausse de certaines performances dans le domaine de la reconnaissance qui s'accompagne d'un cout technologique et CO2 [Gupta et al., 2022]
- Un déploiement massif de certains services peut induire un impact absolu élevé comme avec l'internet des objets (IoT, rapport France stratégie).

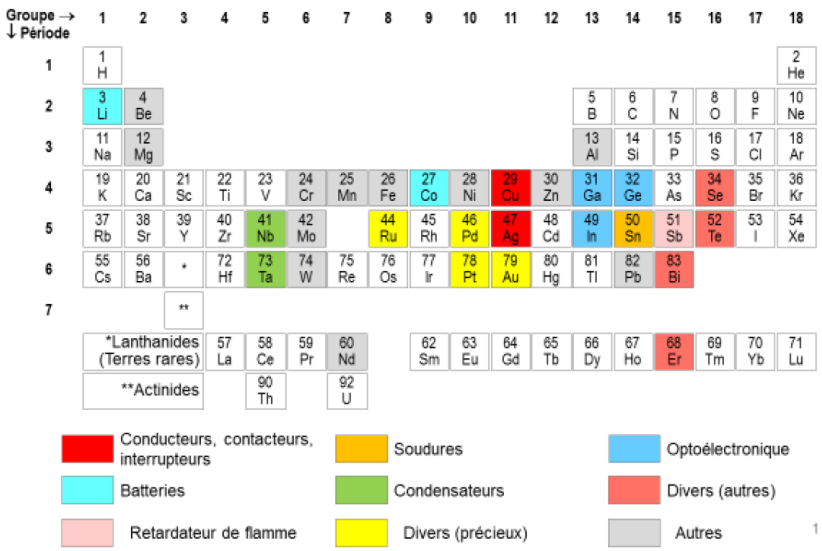


Phase de production

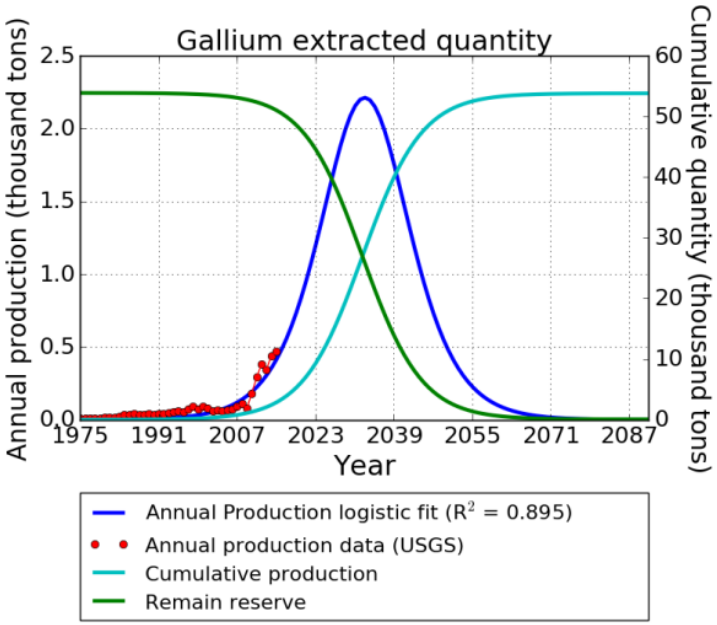
La phase de production est encore bien peu évaluée :

- Manque de données sur les processeurs GPUs ou TPUs.
- Il ne s'agit pas d'une part négligeable pour les datacentres sur CPU (40% [Berthoud et al., 2020])
- L'utilisation de ressources en métaux pour l'industrie du numérique est une problématique récurrente avec des risques de pénurie, d'augmentations de couts d'extraction, d'impacts environnementaux variés (pollution, conditions de travail etc). La pénurie de semi-conducteurs pendant la crise du COVID illustre en partie la dépendance croissante envers différents matériaux.

Phase de production



[Ferreboeuf et al., 2018]



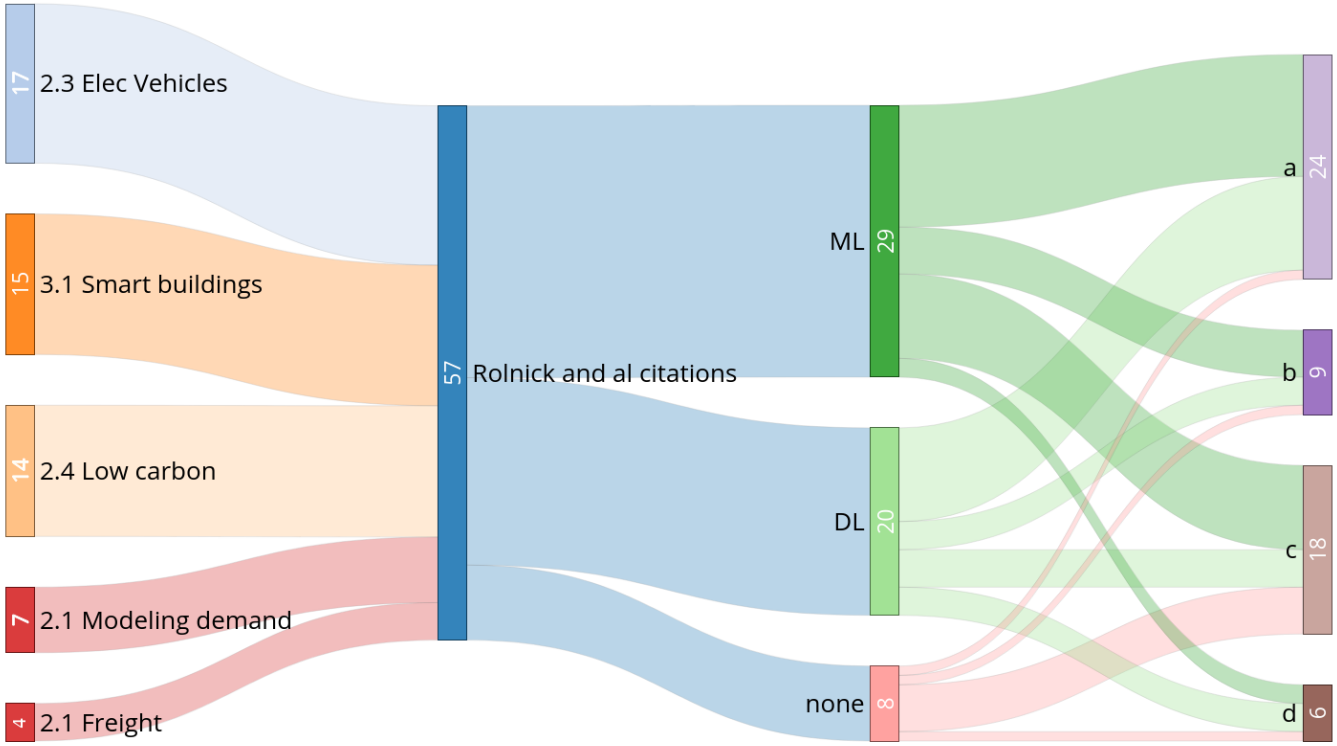
José Halloy, Les Houches, 2018

Fin de vie

- Le devenir légal et illégal des déchets électroniques
- Le recyclage de matériaux reste difficile,notamment par manque de savoir faire technologique (moins rentable que l'extraction)
- Plus spécifiquement sur l'IA, que voudrait dire "recycler un modèle d'apprentissage profond" ? Transfer learning ?

Décharge d'Agbogbloshie

L'évaluation des algos d'IA pour l'environnement



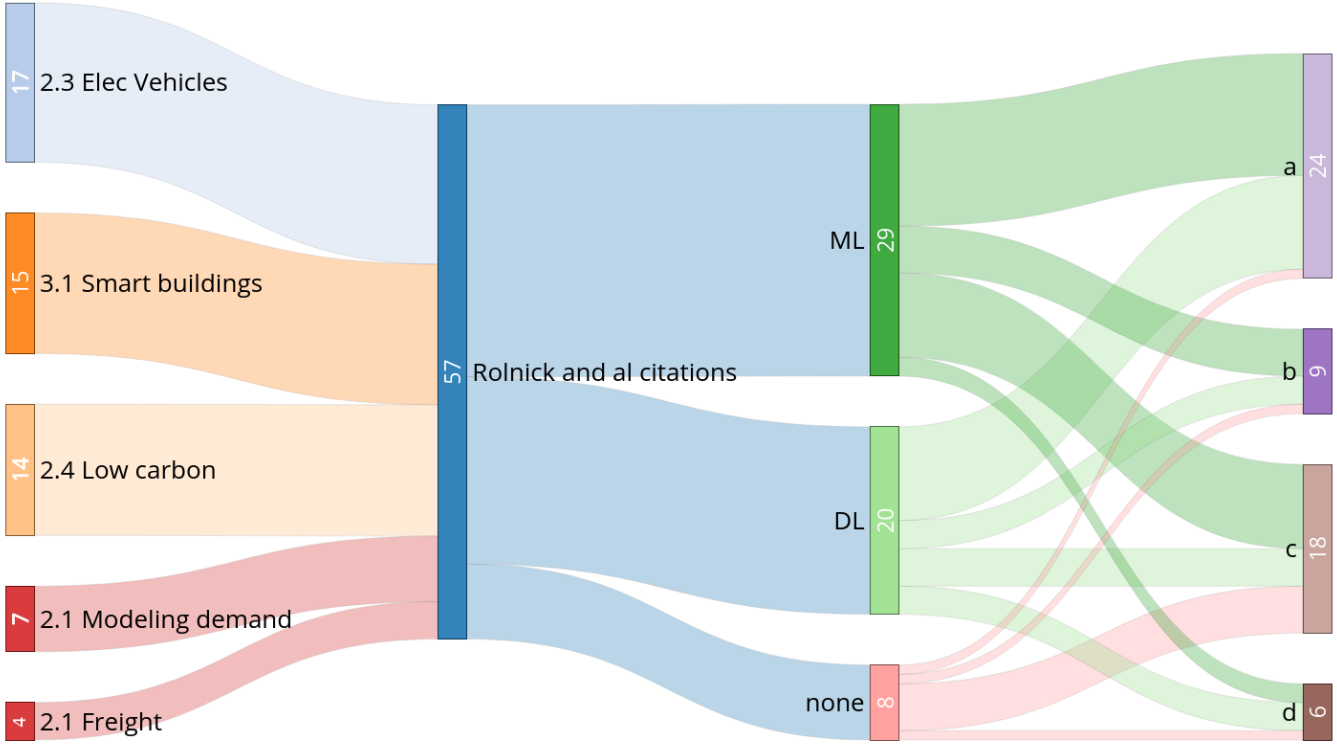
a Aucune mention de gains environnementaux.

b Mention générale sur les gains environnementaux.

c Pas d'évaluation quantitative evaluation ou estimation indirecte.

d Evaluation du gain énergétique sans la partie IA

L'évaluation des algos d'IA pour l'environnement



Il existe actuellement des lacunes importantes dans l'évaluation complète des bénéfices de l'IA pour l'environnement.
[Ligozat et al., 2021]

Le rapport Villani

Rapport de Cédric Villani : donner un sens à l'intelligence artificielle (IA), 2018

"À l'heure où le réchauffement climatique est une certitude scientifique, il n'est plus possible de poursuivre un horizon technologique et sociétal délié de la nécessité de préserver notre environnement.
[Villani et al., 2018]

Le rapport Villani

Si l'IA porte en germe des risques environnementaux, elle est également porteuse de solutions pour les prévenir. Les opportunités de l'IA pour l'écologie sont nombreuses. L'IA va nous permettre de comprendre la dynamique et l'évolution des écosystèmes en se basant sur la réalité de leur complexité biologique, d'optimiser la gestion de nos ressources, notamment énergétiques, de préserver notre environnement et d'encourager la biodiversité. Le développement de l'IA peut faire émerger de nouvelles formes d'entretien des espaces naturels à protéger, terrestres et marins. Des robots autonomes permettant de chasser les étoiles de mer invasives aux barrières intelligentes permettant de dévier la faune afin de la préserver, les possibilités sont nombreuses pour développer des nouvelles modalités d'interaction avec la nature, plus adaptatives, plus respectueuses.
[Villani et al., 2018]

Le rapport Villani

Néanmoins c'est là un paradoxe bien connu de l'optimisation : en permettant des gains énergétiques, de nouvelles possibilités de consommations, l'IA peut entraîner de nombreux effets rebonds. Ainsi, l'IA peut nous éviter de repenser nos modes de croissance, de consommation et de mesure des richesses produites, et nous amener à consommer tout autant, voire plus qu'auparavant."
[Villani et al., 2018]

Conclusion/discussion

- Comme pour tout le secteur numérique, il existe des impacts environnementaux non décroissants
- Beaucoup d'inconnues sur les impacts hors émissions GES
- Nécessité de mieux évaluer tous les impacts
- L'IA est fortement liée à l'IoT avec des risques importants associés, au niveau énergétique ou éthique.
- Les promesses suggérées par ces nouvelles technologies devraient être plus débattues.
- De nombreux scientifiques questionnent le techno-solutionnisme comme réponse unique à l'urgence environnementale.

References I

Anthony, L. F. W., Kanding, B., and Selvan, R. (2020).
Carbontracker : Tracking and predicting the carbon footprint of training deep learning models.
In *ICML Workshop on "Challenges in Deploying and monitoring Machine Learning Systems"*.

Berthoud, F., Bzeznik, B., Gibelin, N., Laurens, M., Bonamy, C., Morel, M., and Schwindenhammer, X. (2020).
Estimation de l'empreinte carbone d'une heure.coeur de calcul.
Research report, UGA - Université Grenoble Alpes ; CNRS ; INP Grenoble ; INRIA.

Cardon, D., Cointet, J.-P., Mazières, A., and Libbrecht, E. (2018).
Neurons spike back.
Reseaux, (5) :173–220.

Ferreboeuf, H. et al. (2018).
Lean ict–pour une sobriété numérique.
Rapport intermédiaire du groupe de travail–The Shift Project.

Freitag, C., Berners-Lee, M., Widdicks, K., Knowles, B., Blair, G. S., and Friday, A. (2021).
The real climate and transformative impact of ict : A critique of estimates, trends, and regulations.
Patterns, 2(9) :100340.

Gupta, U., Kim, Y. G., Lee, S., Tse, J., Lee, H.-H. S., Wei, G.-Y., Brooks, D., and Wu, C.-J. (2022).
Chasing carbon : The elusive environmental footprint of computing.
IEEE Micro.

References II

Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D., and Pineau, J. (2020).
Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning.
Journal of Machine Learning Research, 21(248) :1–43.

Lacoste, A., Luccioni, A., Schmidt, V., and Dandres, T. (2019).
Quantifying the carbon emissions of machine learning.
In *Climate Change workshop, NeurIPS 2019*.

Lannelongue, L., Grealey, J., and Inouye, M. (2020).
Green algorithms : Quantifying the carbon footprint of computation.

Ligozat, A.-L., Lefèvre, J., Bugeau, A., and Combaz, J. (2021).
Unraveling the hidden environmental impacts of ai solutions for environment.
arXiv preprint arXiv :2110.11822.

Pereira, R., Couto, M., Ribeiro, F., Rua, R., Cunha, J., Fernandes, J. P., and Saraiva, J. (2017).
Energy efficiency across programming languages : how do energy, time, and memory relate ?
In *Proceedings of the 10th ACM SIGPLAN International Conference on Software Language Engineering*, pages 256–267.

Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., Ross, A. S., Milojevic-Dupont, N., Jaques, N., Waldman-Brown, A., Luccioni, A., Maharaj, T., Sherwin, E. D., Mukkavilli, S. K., Kording, K. P., Gomes, C., Ng, A. Y., Hassabis, D., Platt, J. C., Creutzig, F., Chayes, J., and Bengio, Y. (2019).
Tackling Climate Change with Machine Learning.
arXiv :1906.05433 [cs, stat].
arXiv : 1906.05433.

References III

Schwartz, R., Dodge, J., Smith, N. A., and Etzioni, O. (2019).
Green AI.
published in 2020.

Strubell, E., Ganesh, A., and McCallum, A. (2019).
Energy and policy considerations for deep learning in NLP.
In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pages 3645–3650, Florence, Italy. Association for Computational Linguistics.

Villani, C., Bonnet, Y., Rondepierre, B., et al. (2018).
For a meaningful artificial intelligence : Towards a French and European strategy.
Conseil national du numérique.