

# Méthodologies pour la résilience de l'intelligence artificielle

**Mathilde Jay** - UGA, MIAI - LIG, DataMove  
mathilde.jay@univ-grenoble-alpes.fr

**Denis Trystram** - UGA, MIAI - LIG, DataMove  
**Laurent Lefevre** - Inria - LIP, Avalon

# Sommaire

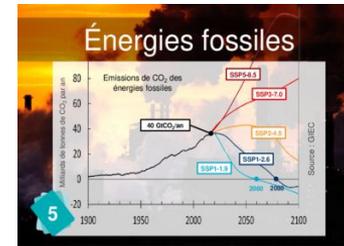
1. **Introduction**
2. **État de l'art**
  - a. Évaluation classique
  - b. Évaluer l'impact environnemental
  - c. Évaluations alternatives
3. **Réflexion** : Comment évaluer la résilience ?
4. **Conclusion**

# Introduction



## Crises

- Économiques
- Géopolitiques
- Écologiques



Photos : [fresqueduclimat.org](https://www.fresqueduclimat.org)

Rapports du GIEC : <https://www.ipcc.ch/reports/>

L'intelligence artificielle peut aider à la résilience mais elle contribue aussi à ces crises.



# Introduction : impact du numérique

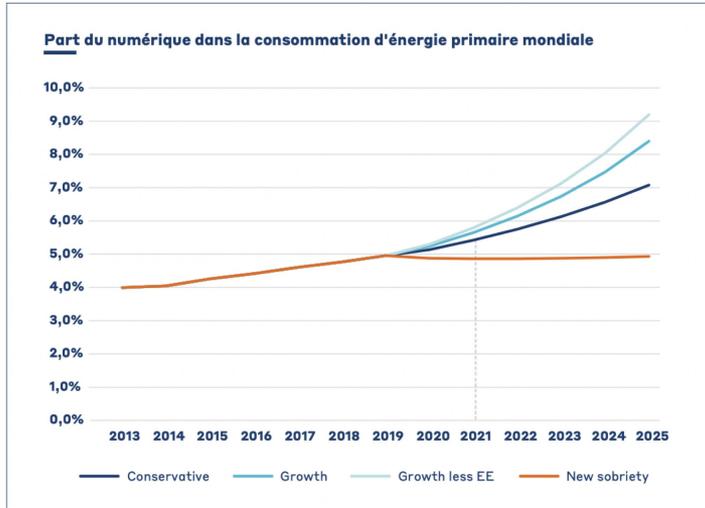
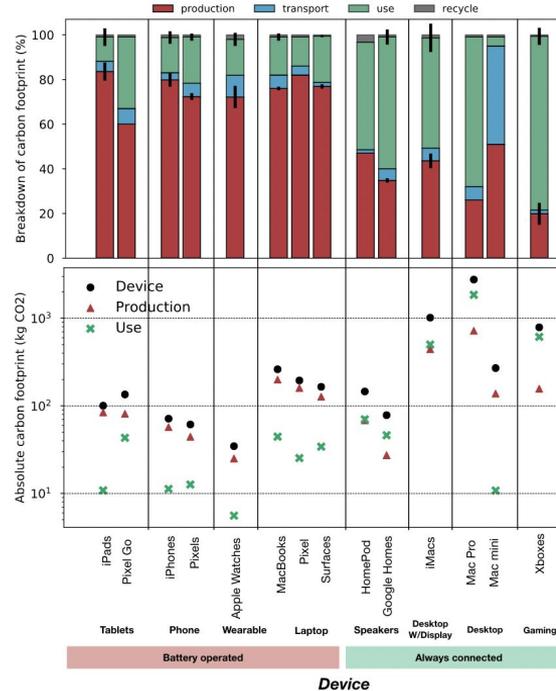


Figure 1 : Évolution 2013-2025 de la part du numérique dans la consommation d'énergie primaire mondiale (The Shift Project - Forecast Model 2021)

Shift project : <https://theshiftproject.org/en/article/lean-ict-our-new-report/>



Coût de l'usage et de la fabrication de différents équipements numériques

Gupta, Udit et al. "Chasing Carbon: The Elusive Environmental Footprint of Computing." *ArXiv:2011.02839 [Cs]*, October 28, 2020.

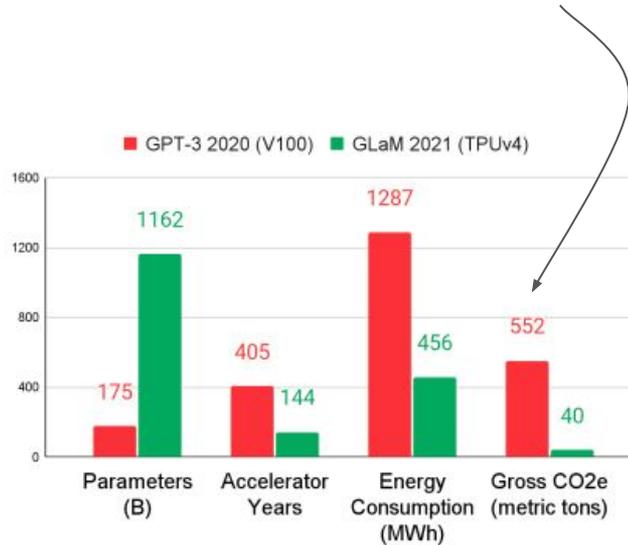
<http://arxiv.org/abs/2011.02839>.

# Introduction : Impact de l'IA

## Phases de l'IA

- Données massives
  - Collecte, transport
  - Stockage
  - Traitement
- Entraînement
- Développement du modèle
- Usage

Équivalent à **240 vols New York - Melbourne** (Green Algorithms - Lannelongue, L., Crealey, J., Inouye, M., Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Adv. Sci. 2021, 2100707.)



## Impact environnemental

- Calcul : électricité
- Équipement spécialisé
  - Fabrication
- Transport / réseau
- Matériaux rares

Figure : Comparaison de deux modèles NLP

Patterson, et al. "The Carbon Footprint of Machine Learning Training Will Plateau, Then Shrink." arXiv, April 11, 2022.  
<http://arxiv.org/abs/2204.05149>.

# Introduction : résilience

“ La résilience c'est l'aptitude d'un corps à résister aux pressions et à reprendre sa structure initiale.

En psychologie, la résilience est la capacité à vivre, à réussir, à se développer en dépit de l'adversité.”

(Boris Cyrulnik)

# Introduction : résilience

Est-ce que l'intelligence artificielle est résiliente actuellement ?

Est-ce que l'intelligence artificielle peut survivre à un effondrement ?



Commençons par poser des bases :

- Caractériser IA : données et algorithme d'apprentissage
- Outils d'évaluation et de mesure

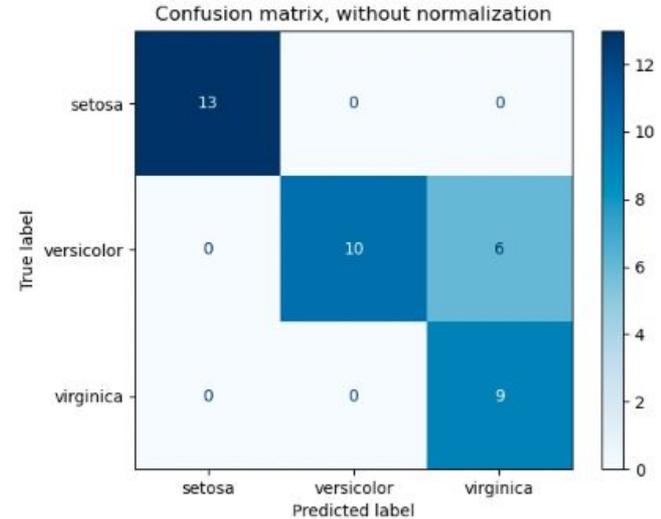
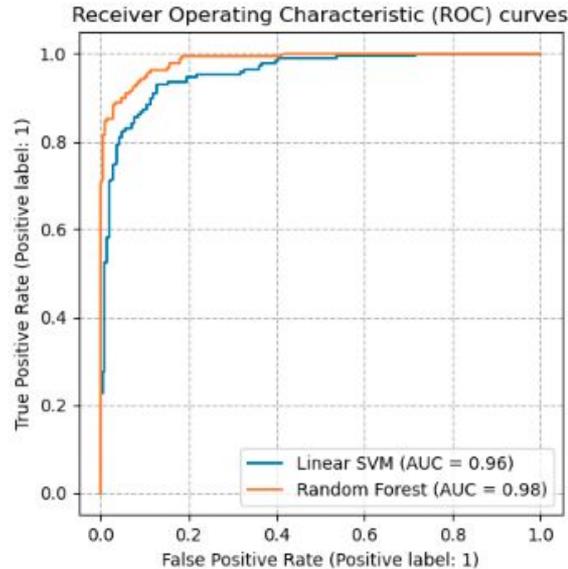
# Méthodologie d'évaluation d'un modèle

*Régression :*

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( verite_i - prediction_i \right)^2}$$

# Méthodologie d'évaluation d'un modèle

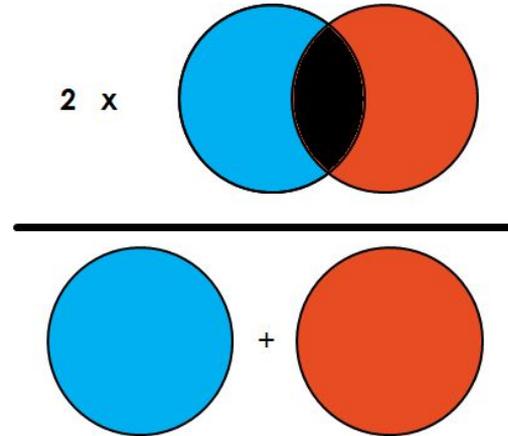
*Classification :*



# Méthodologie d'évaluation d'un modèle

*Segmentation d'images :*

Dice =

$$\text{Dice} = \frac{2 \times \text{Intersection}}{\text{Union}}$$


The diagram illustrates the Dice coefficient formula for image segmentation. It shows two overlapping circles, one blue and one red. The intersection of the two circles is shaded black. The numerator of the fraction is labeled "2 x" and is followed by the intersection area. The denominator is the union of the two circles, represented by a plus sign between the two circles.

# Évaluer l'impact environnemental

## Coût de l'entraînement

- La **taille** du modèle (octet)
- Le **nombre** de paramètres utilisés
- Le nombre d'**opérations** flottantes par secondes (**FLOPS**)
- Les **durées** d'entraînement et d'inférence (**Heure-GPU**)
- La consommation d'**énergie** (Joules ou kWh)
- Les émissions de dioxyde de carbone (kg **CO2eq**)
- L'**efficacité** en termes d'énergie, de temps et de taille.

# Évaluer l'impact environnemental

## Outils de mesures et d'estimation de consommation énergétique

```
import impactlib
# Loading dataset and processing it
tracker = impactlib.init()
tracker.start()
# Training
tracker.stop()
# Exporting results:
tracker.energy_consumption
tracker.carbon_emissions
```

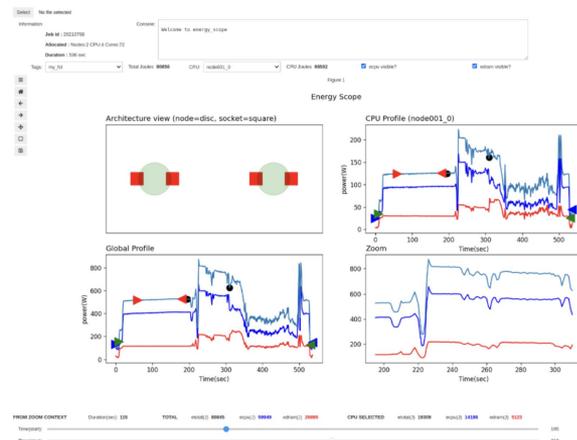
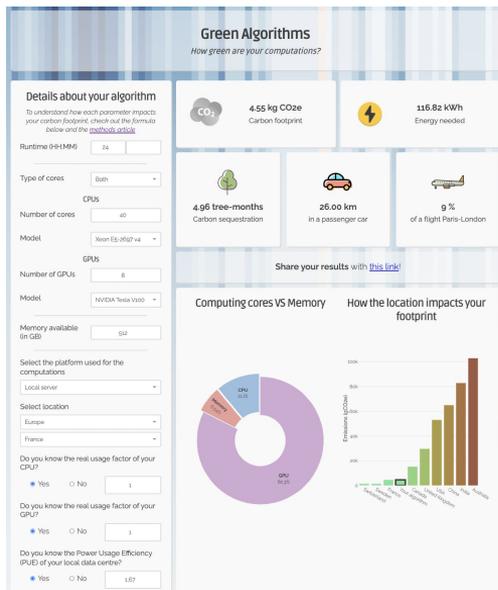
### Librairies Python

Carbon Tracker, Code Carbon,  
Experiment Impact Tracker

### Outils en ligne

[Green Algorithms](#) - Lanelongue, L., Grealey, J., Inouye, M., Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. Adv. Sci. 2021, 2100707.)

Mathilde JAY - mathilde.jay@univ-grenoble-alpes.fr - Journée Res&IA - PFIA2022



### Logiciels

EnergyScope - Hervé Matthieu (Inria Bordeaux)

# Réduire l'impact environnemental

- **Optimiser l'algorithme** Par exemple, faire une recherche aléatoire des hyper-paramètres plutôt qu'une recherche exhaustive permet de diminuer le nombre de fois que l'on entraîne un modèle.
- **Dimensionner les ressources à l'algorithme** De nouvelles technologies comme les *Graphic processing units (GPUs)* ou les *tensor processing units (TPUs)* ont été développées pour les calculs parallèles et sont plus efficaces énergétiquement.
- **Utiliser des modèles pré-entraînés**
- **Choix du centre de données** L'efficacité énergétique d'un centre de données est définie par le *Power Usage Effectiveness (PUE)*.
- **Utiliser de l'énergie bas-carbone** Le mix-énergétique varie selon la période de la journée et du pays.
- **Publier les performances énergétiques**

# Méthodologies d'évaluation alternatives

Critères de convivialité (Ivan Illich, 1973)

Un **outil convivial** doit :

- Redonner le contrôle et la maîtrise de l'outil au plus grand nombre
- Ne pas rendre dépendent
- Respecter l'environnement
- Être équitable



# Méthodologies d'évaluation alternatives

## Low Techs

Une technologie est low-tech si elle utilise des matériaux abondants et si elle est sobre en énergie tout au long de son cycle de vie.

- Utile
- Accessible
- Durable

<https://lowtechlab.org/fr>

Autres définitions : Atecopol, etc.

# Méthodologies d'évaluation alternatives

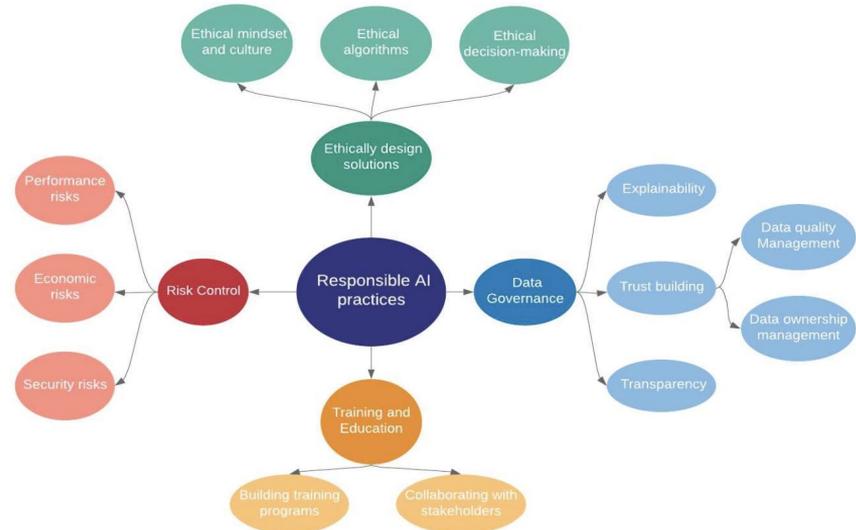
## IA responsable

- Équité
  - Éviter les biais
- Interprétabilité
  - IA explicable
- Vie privée, contrôle des données
  - Apprentissage fédéré
- Sécurité

Concept par Virginia Dignum (2019)

Plus de 1000 articles sur Google Scholar

Lignes directrices et cadres par quelques grandes entreprises



Wang, Yichuan, Mengran Xiong, and Hossein Olya. "Toward an Understanding of Responsible Artificial Intelligence Practices," 2020.

<https://doi.org/10.24251/HICSS.2020.610>

# Méthodologie d'évaluation de la résilience : réflexion

Métriques pour évaluer la résilience de l'IA

- **Performance** (métriques traditionnelles)
- Impact **environnemental** de l'ensemble du développement du modèle et des équipements utilisés
- **Équité** du modèle (à qui est-ce qu'il va bénéficier)
- **Accessibilité** / Acceptabilité (Explicabilité du modèle)
- **Besoin** applicatif / effet induit et rebond

Métriques non quantifiables : comment évaluer ?

# Méthodologie d'évaluation de la résilience : exemple

## Politique d'ordonnancement

**Objectif** : prendre les tâches dans la file, les classer et les placer dans la machine.

Optimisation de la moyenne du **temps d'attente des tâches**.

Politiques étudiées

- FCFS : First Come First Serve
- Fonction à partir de simulations et de régression

$$F1 : \log_{10}(p) \cdot q + 8.70 \cdot 10^2 \cdot \log_{10}(r)$$

- Réseau de neurone (non implémenté)

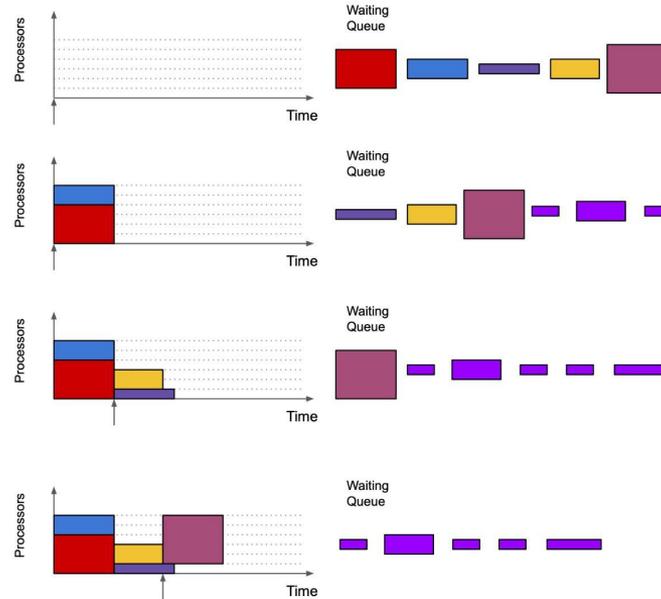
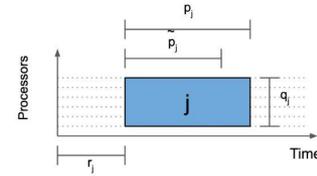


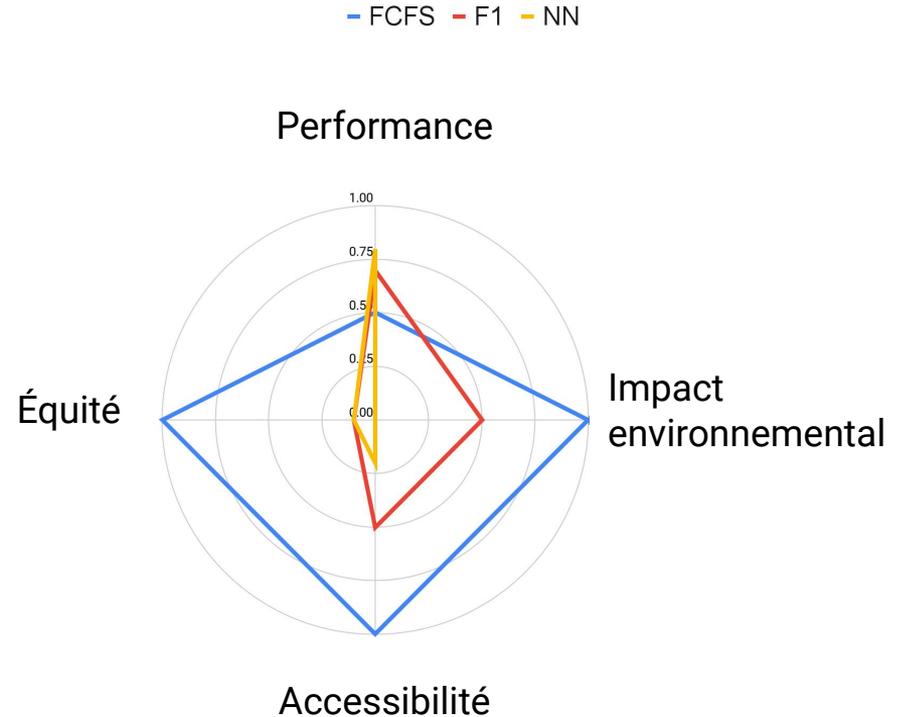
Figure : Exemple d'exécution de la politique FCFS



Carastan-Santos, Danilo, and Raphael Y. de Camargo. "Obtaining Dynamic Scheduling Policies with Simulation and Machine Learning." In Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis, 1-13. Denver Colorado: ACM, 2017. <https://doi.org/10.1145/3126908.3126955>.

# Méthodologie d'évaluation de la résilience : exemple

- FCFS : First Come First Serve
  - Performance moyenne
  - Pas de calcul
  - Classique, facile à comprendre
  - Équitable
- $F1 : \log_{10}(p) \cdot q + 8.70 \cdot 10^2 \cdot \log_{10}(r)$ 
  - Meilleure performance
  - Simulation = 150h de calcul, régression rapide
  - Interprétable mais acceptable ?
  - Équité ?
- NN : Neural Network (pas développé)
  - Meilleure performance supposée
  - Simulation + entraînement modèle
  - Non interprétable
  - Équité ?



# Conclusion

La qualité des prédictions n'est plus suffisante.

→ Grille multi-critères

Qui peut s'adapter à d'autres technologies.

Discussion bienvenue !

# References

- Patterson, David, Joseph Gonzalez, Urs Hölzle, Quoc Le, Chen Liang, Lluís-Miquel Munguia, Daniel Rothchild, David So, Maud Texier, and Jeff Dean. “The Carbon Footprint of Machine Learning Training Will Plateau, Then Shrink.” arXiv, April 11, 2022. <http://arxiv.org/abs/2204.05149>.
- Gupta, Udit et al. “Chasing Carbon: The Elusive Environmental Footprint of Computing.” *ArXiv:2011.02839 [Cs]*, October 28, 2020. <http://arxiv.org/abs/2011.02839>.
- Green Algorithms - Lannelongue, L., Grealey, J., Inouye, M., Green Algorithms: Quantifying the Carbon Footprint of Computation. *Adv. Sci.* 2021, 2100707.
- Victor Schmidt, Kamal Goyal, Aditya Joshi, Boris Feld, Liam Conell, Nikolas Laskaris, Doug Blank, Jonathan Wilson, Sorelle Friedler, and Sasha Luccioni. “CodeCarbon: Estimate and Track Carbon Emissions from Machine Learning Computing.” *Zenodo*, 2021. <https://github.com/mlco2/codecarbon>.
- Anthony, Lasse F. Wolff, Benjamin Kanding, and Raghavendra Selvan. “Carbontracker: Tracking and Predicting the Carbon Footprint of Training Deep Learning Models.” *ArXiv:2007.03051 [Cs, Eess, Stat]*, July 6, 2020. <http://arxiv.org/abs/2007.03051>.
- Mathieu, Hervé. *Energy Scope*, 2020. [https://sed-bso.gitlabpages.inria.fr/datacenter/energy\\_scope.html](https://sed-bso.gitlabpages.inria.fr/datacenter/energy_scope.html).
- Henderson, Peter, Jieru Hu, Joshua Romoff, Emma Brunskill, Dan Jurafsky, and Joelle Pineau. “Towards the Systematic Reporting of the Energy and Carbon Footprints of Machine Learning.” *ArXiv:2002.05651 [Cs]*, January 31, 2020. <http://arxiv.org/abs/2002.05651>.
- Carastan-Santos Danilo, and Raphael Y. de Camargo. “Obtaining Dynamic Scheduling Policies with Simulation and Machine Learning.” In *Proceedings of the International Conference for High Performance Computing, Networking, Storage and Analysis*, 1–13. Denver Colorado: ACM, 2017. <https://doi.org/10.1145/3126908.3126955>.