



**HAL**  
open science

## Intelligence artificielle et Objets Cyber-physiques : convergence pour la ville intelligente

Fabien Mieyeville, Antoine Bonneau, Frédéric Le Mouël, Olivier Bareille

### ► To cite this version:

Fabien Mieyeville, Antoine Bonneau, Frédéric Le Mouël, Olivier Bareille. Intelligence artificielle et Objets Cyber-physiques: convergence pour la ville intelligente. TERINT 2023: 2ième rencontres scientifiques sur les territoires intelligents, Jul 2023, Ajaccio, France. hal-04140704

**HAL Id: hal-04140704**

**<https://inria.hal.science/hal-04140704>**

Submitted on 26 Jun 2023

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

## Intelligence artificielle et Objets Cyber-physiques : convergence pour la ville intelligente

Fabien Mieyeville<sup>1</sup>, Antoine Bonneau<sup>1,2</sup>, Frédéric Le Mouël<sup>2</sup> et Olivier Bareille<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Univ Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, INSA Lyon, Ecole Centrale de Lyon, CNRS, Ampère, UMR5005, 69622 Villeurbanne France,

<sup>2</sup> Univ Lyon, INSA Lyon, Inria, CITI, EA3720, 69621 Villeurbanne, France

<sup>3</sup> Ecole Centrale de Lyon, LTDS - CNRS UMR 5513, Ecully, 69134, France

### Résumé

Intelligence artificielle et intelligence ambiante sont deux notions intrinsèquement liées qui trouvent un essor particulier dans l'intégration actuelle de l'internet des objets et des réseaux de capteurs dans l'environnement physique de manière pervasive. La réduction de la dimension physique des circuits permet d'envisager la création d'environnements intelligents. Si la taille réduite des systèmes et les contraintes énergétiques limitent encore les performances de tels systèmes, la mise en réseau et le recours à du Machine Learning permet d'envisager des systèmes performants, autonomes et résilients adaptés aux Smart Cities de demain.

## 1 IA, Aml, IoT et WSN : vers un paradigme distribué

L'informatique ubiquitaire formalisée par Weiser en 1991 a évolué dans les années 2010 en un paradigme plus général de l'intelligence ambiante (Aml – Ambient Intelligence). Cette intelligence ambiante est aujourd'hui répartie en deux catégories :

- l'environnement rendu intelligent par la pervasivité de minuscules systèmes embarqués instrumentés (vision historique) tels que les réseaux de capteurs sans fil ou WSN (Wireless Sensor Networks),
- les objets du quotidien rendus intelligents ce qui a donné lieu à l'internet des objets ou IoT (Internet of Things).

L'intelligence artificielle (IA) et intelligence ambiante sont intrinsèquement liées. Selon les écoles de pensées, l'IA peut être vue comme le prolongement naturel de l'intelligence ambiante là où d'autres voient l'intelligence ambiante comme l'étape suivante de l'intelligence artificielle. En effet, au-delà de la capacité de l'environnement à interagir avec l'homme de manière directe ou indirecte au travers de représentations numériques voire permettre une interaction totale entre un environnement virtuel tel qu'internet et le monde physique, la capacité de cet environnement à évoluer est intimement lié à l'intelligence ambiante. Pour sa part, l'intelligence artificielle trouve dans l'informatique ubiquitaire sa seconde possibilité (la robotique étant la première) d'une incarnation physique.

Chacune de ces deux catégories a donné lieu à ses propres représentations, ses propres implémentations et ses propres paradigmes. Si ces catégories diffèrent sur leur besoin énergétique et la gestion de leur alimentation (entre l'environnement intelligent où l'autonomie complète est visée et les objets du quotidien où il est acceptable d'être branché en continu ou rechargé fréquemment), ils partagent cependant le même paradigme sur la donnée à savoir un traitement en dehors du réseau de collecte et de l'interaction avec l'utilisateur :

- dans les réseaux d'intelligence ambiante (WSN), les données sont rapatriées vers un nœud central pour une migration vers un point de centralisation et traitement des données car le matériel des capteurs présente une trop faible puissance de calcul et de mémoire,
- les objets connectés sont pour leur part chacun reliés par le cloud, la donnée est mutualisée dans le cloud et traitée dans le cloud. La totalité de la donnée n'existe pas sur un point matériel du réseau mais dans le cloud (à la différence avec ci-dessus où la donnée peut exister dans le réseau).

Cependant dans les deux cas le passage à un paradigme distribué est envisageable : le recours au Mist Computing, Edge Computing et Cloud Computing pour les objets du quotidien connectés, et l'amélioration des plateformes matérielles en puissance de calcul et taille de mémoire rendent envisageable du calcul [1] voire de l'apprentissage [4] au plus proche du nœud pour les WSNs.

D'un point de vue énergétique, IA comme Aml connaissent actuellement une évolution : les besoins énergétiques actuels de calcul pour l'IA (Machine Learning, etc.) sont assez peu compatibles avec les enjeux sociétaux et planétaires. L'augmentation de l'autonomie des dispositifs de l'intelligence ambiante a amené l'évolution de l'IoT vers la notion d'Edge Computing [1]–[4] et entraîné les WSNs (considérés comme les « Low End Devices » de l'IoT [5]) vers l'autonomie énergétique totale (par récupération de l'énergie ambiante) [6]–[8]. Ces contraintes énergétiques

deviennent d'autant plus présentes dans des systèmes devant être déployés de manière pérenne dans des environnements physiques pour lesquels le recours aux systèmes autonomes par récupération d'énergie devient une pratique répandue [6,9].

Ces deux notions trouvent une application naturelle dans les bâtiments intelligents et villes intelligentes. Dans notre cas d'études, nous sommes particulièrement intéressés par la dimension Structural Health Monitoring des bâtiments et infrastructures et la manière dont l'IA comme l'AmI peuvent augmenter les capacités de détection de santé des structures.

## 2 Machine Learning en environnement contraint

En systèmes embarqués autonomes, l'implémentation de l'IA passe le plus souvent par du Machine Learning. Que ce soit sur des solutions IoT ou WSNs, l'apprentissage sur des systèmes embarqués enfouis rencontrent plusieurs difficultés :

- Le système distribué déployé est en environnement contraint multi-échelles [11]
- La donnée est plutôt en faible volume et en général bruitée
- Les systèmes matériels disposent de capacité calculatoire et de mémoire réduite afin de présenter de faibles consommations énergétiques
- L'apprentissage ne se fait pas de manière continue [10] car il dépend des ressources énergétiques disponibles dans l'environnement.

Les travaux présentés ici présenteront des résultats préliminaires sur de l'apprentissage distribué (Federated Learning) sur cible matérielle à ultra faible consommation pour des applications de surveillance de santé de structure (Structural Health Monitoring). Nous présenterons une approche globale de la simulation à la validation expérimentale.

Notre approche globale présente de plus deux particularités :

- Une approche intégrative de l'énergie : prise en compte du coût énergétique des simulations et établissement des modèles et algorithmes jusqu'au coût énergétique des systèmes distribués déployés.
- Une approche transdisciplinaire qui intègre les champs de la cognition et de la sociologie pour étudier les typologies d'apprentissage des objets distribués et leur relation à l'environnement

Une proposition de cadre théorique intégrant ces deux spécificités sera également présentée.

## 3 Références

- [1] M. Capra, R. Peloso, G. Masera, M. R. Roch, et M. Martina, « Edge Computing: A Survey On the Hardware Requirements in the Internet of Things World », *Future Internet*, vol. 11, n° 4, p. 100, avr. 2019, doi: 10.3390/fi11040100.
- [2] W. Z. Khan, E. Ahmed, S. Hakak, I. Yaqoob, et A. Ahmed, « Edge computing: A survey », *Future Generation Computer Systems*, vol. 97, p. 219-235, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.050>.
- [3] C. Jiang *et al.*, « Energy aware edge computing: A survey », *Computer Communications*, vol. 151, p. 556-580, févr. 2020, doi: 10.1016/j.comcom.2020.01.004.
- [4] D. Praveen Kumar, T. Amgoth, et C. S. R. Annavarapu, « Machine learning algorithms for wireless sensor networks: A survey », *Information Fusion*, vol. 49, p. 1-25, sept. 2019, doi: 10.1016/j.inffus.2018.09.013.
- [5] M. O. Ojo, S. Giordano, G. Procissi, et I. N. Seitanidis, « A Review of Low-End, Middle-End, and High-End IoT Devices », *IEEE Access*, vol. 6, p. 70528-70554, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2879615.
- [6] D. K. Sah et T. Amgoth, « Renewable energy harvesting schemes in wireless sensor networks: A Survey », *Information Fusion*, vol. 63, p. 223-247, nov. 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2020.07.005.
- [7] G. C. Martins, A. Urso, A. Mansano, Y. Liu, et W. A. Serdijn, « Energy-Efficient Low-Power Circuits for Wireless Energy and Data Transfer in IoT Sensor Nodes », *CoRR*, vol. abs/1704.08910, 2017, [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1704.08910>.
- [8] B. Clerckx, R. Zhang, R. Schober, D. W. K. Ng, D. I. Kim, et H. V. Poor, « Fundamentals of Wireless Information and Power Transfer: From RF Energy Harvester Models to Signal and System Designs », *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 37, n° 1, p. 4-33, janv. 2019, doi: 10.1109/JSAC.2018.2872615.
- [9] A. Riaz, M. R. Sarker, M. H. M. Saad, et R. Mohamed, « Review on Comparison of Different Energy Storage Technologies Used in Micro-Energy Harvesting, WSNs, Low-Cost Microelectronic Devices: Challenges and Recommendations », *Sensors*, vol. 21, no 15, p. 5041, juill. 2021, doi: 10.3390/s21155041.
- [10] S. Lee, B. Islam, Y. Luo, et S. Nirjon, « Intermittent Learning: On-Device Machine Learning on Intermittently Powered System ». arXiv, 15 décembre 2019. Consulté le: 20 octobre 2022. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/1904.09644>
- [11] H.-L. Truong, T. Truong-Huu, et T.-D. Cao, « Making distributed edge machine learning for resource-constrained communities and environments smarter: contexts and challenges », *J Reliable Intell Environ*, mai 2022, doi: 10.1007/s40860-022-00176-3.