

FICHE DE PROPOSITION DE SUJET DE THÈSE

I. INFORMATIONS GÉNÉRALES

Sujet de thèse :	INTELLIGENCE ARTIFICIELLE FRUGALE POUR INTELLIGENCE AMBIANTE DÉCENTRALISÉE	
Mots-clés (3 à 5) :	FEDERATED LEARNING, IOT, FRUGAL ARTIFICIAL INTELLIGENCE,	
DIRECTION DE THÈSE (1)		
NOM Prénom	Unité de recherche (code et acronyme)	Rôle ¹
MIEYEVILLE FABIEN	AMPERE (UMR CNRS 5005)	CO-DIRECTEUR DE THÈSE
LE MOUËL FRÉDÉRIC	CITI (UR 3720, INSA/INRIA)	CO-DIRECTEUR DE THÈSE
ENVIRONNEMENT		
Unité(s) de recherche de réalisation de la thèse (code et acronyme)	Expertise apportée par l'unité	
AMPERE (UMR CNRS 5005) – PRIORITÉ CoENGI fabien.mieyeville@univ-lyon1.fr	RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL AUTONOMES, RÉCUPÉRATION D'ÉNERGIE, CALCUL DISTRIBUÉS	
CITI (UR 3720, INSA/INRIA) – ÉQUIPE DYNAMID frederic.le-mouel@insa-lyon.fr	ALGORITHMES DISTRIBUÉS, INTERNET DES OBJETS, ALGORITHMES DE CONSENSUS, RÉSEAUX DE CAPTEURS SANS FIL	

II. PROJET DE THÈSE

L'informatique ubiquitaire formalisée par Weiser en 1991 a évolué dans les années 2010 en un paradigme plus général de l'intelligence ambiante (AmI - Ambient Intelligence) [1]. 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 (WSN pour Wireless Sensor Networks) ou CPS (Cyber-Physical Systems)
- les objets du quotidien rendus intelligents ce qui a donné lieu à l'internet des objets ou IoT (Internet of Things).

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 ou CPS), 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).

L'intelligence artificielle ou IA et intelligence ambiante ou AmI sont intrinsèquement liées [2]. 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 liée à l'intelligence artificielle. Pour sa part, l'intelligence

¹ Directrice/Directeur ; Codirectrice/Codirecteur ; Encadrante/Encadrant. Ajouter autant de lignes que nécessaire.

artificielle trouve dans l'informatique ubiquitaire sa seconde possibilité (la robotique étant la première) d'une incarnation physique.

Ainsi grâce aux avancées technologiques en électronique, l'intégration de l'IA dans les systèmes embarqués est devenue l'un des principaux axes de développements dans ce domaine, donnant naissance à ce que l'on appelle couramment l'intelligence artificielle embarquée (une des incarnations physiques de l'AmI). Cette fusion vise à intégrer l'intelligence directement dans les dispositifs, leur permettant de traiter les informations, de prendre des décisions et de s'adapter à leur environnement de manière autonome au plus près de la prise d'information.

Dans une ère cadencée par une confluence d'avancées technologiques rapides et un besoin croissant de solutions respectueuses des ressources, l'intégration de l'intelligence artificielle dans des environnements frugaux émerge comme une frontière essentielle encore peu explorée [3]. Les environnements frugaux font référence à des contextes caractérisés par des ressources limitées, qu'il s'agisse de puissance de calcul, de mémoire pour le traitement et le stockage des données, de fiabilité des communications et de disponibilité énergétique, ou encore de contraintes financières. Contrairement aux systèmes d'IA conventionnels qui s'appuient sur de puissants serveurs basés dans le cloud, l'IA embarquée fonctionne directement sur l'appareil, permettant un traitement et une prise de décision en temps réel tout en respectant ces contraintes de ressources. Intégrer l'IA en tenant compte de la frugalité garantit que les systèmes peuvent fonctionner de manière autonome et s'adapter à des conditions dynamiques avec un minimum de dépenses en ressources. Cet enjeu est exacerbé lorsque les IoT déployés dans l'environnement physiques sont autonomes énergétiquement c'est à dire qu'ils disposent d'une batterie qui se recharge en extrayant l'énergie (solaire, radio-fréquence ou mécanique) de son environnement [4]. La définition de l'intelligence embarquée frugale est donc la suivante : des algorithmes et modèles d'intelligence artificielle embarqués dans des dispositifs électroniques communicants à ressources limitées et autonomes énergétiquement.

Tout cela nécessite de repenser intégralement les paradigmes classiques de l'intelligence artificielle pour lesquels la ressource matérielle et énergétique n'est pas un problème.

Verrous scientifiques

Les verrous scientifiques liés à l'intelligence embarquée frugales sont au nombre de trois :

1. **Frugalité numérique** : les systèmes doivent apprendre et s'adapter dans un environnement physique où la donnée est rare, bruitée et possiblement faiblement diversifiée. De plus communiquer et échanger l'information est possiblement un problème car d'une part la communication est peu fiable [5] et d'autre part elle est énergivore. En conséquence, toute information, même si elle est bruitée ou obsolète, mérite d'être partagée, traitée et intégrée dans les modèles d'apprentissage. Les avancées récentes en approches statistiques montrent un intérêt pour la caractérisation de systèmes complexes, où les dérivations basées sur des principes fondamentaux restent difficiles [4]. L'apprentissage actif, en tant que technique d'apprentissage automatique, offre la possibilité de réduire la taille des données d'entraînement tout en préservant la précision, en explorant de manière proactive les régions de l'espace des caractéristiques qui apportent les informations les plus utiles au processus d'apprentissage.

2. **Apprentissage fédéré frugal**: Lorsqu'on envisage des réseaux d'IoT autonomes pour surveiller un environnement, les contraintes de consommation imposent des architectures matérielles à capacité computationnelle et à mémoire réduite. Les contraintes matérielles sont telles que seul un apprentissage fédéré avec une agrégation distribuée permet d'obtenir des résultats performants sur les modèles d'IA. L'apprentissage fédéré se concentre actuellement sur l'hétérogénéité et les contraintes de ressources des dispositifs AI-IoT afin d'optimiser les ressources de calcul et de communication pour agréger un modèle – souvent de manière centralisée – d'un système complexe modélisé [6]. Dans un contexte de fortes contraintes, l'équilibre entre l'évolution d'un modèle global d'IA et le coût énergétique qu'il va nécessiter et le maintien sur certains IoTs de modèles locaux certes moins performants mais moins impactant d'un point de vue énergie est à repenser. Les points clés de recherche pour cette nouvelle approche de l'apprentissage fédéré consistent à déterminer une stratégie frugale de propagation à un seul saut, à définir le degré de coopération optimal/nécessaire dans le réseau pour l'apprentissage, à maintenir l'incertitude des modèles locaux dans le modèle global et à garantir une convergence globale à long terme. Les approches prometteuses [5] s'appuient encore sur de grands ensembles de données et d'importantes ressources de calcul, et doivent être étudiées dans une perspective frugale.

3. **Frugalité énergétique avec apprentissage intermittent** : Les ressources énergétiques limitées, reflétant le paysage énergétique dynamique de nombreux environnements réels, nécessitent de nouvelles méthodologies et algorithmes d'apprentissage où la génération d'énergie et de données des capteurs pour l'apprentissage/inférence est intermittente et incertaine. Le principal défi est de gérer le fait que l'énergie stockée sur l'IoT même, limitée, alimente des opérations relativement gourmandes en énergie tout en récupérant une faible puissance d'entrée de l'environnement. Au niveau de l'architecture matérielle, cela soulève la question du compromis à faire entre une architecture IoT avec ou sans batterie [6]. Par ailleurs deux autres défis sont les communications intermittentes (qui sont un danger pour de l'apprentissage fédéré) et le mode de fonctionnement intermittent (un IoT sous forte contrainte d'énergie peut avoir à se mettre en veille de manière prolongée pour récupérer son énergie). Les communications intermittentes doivent être explorées au niveau matériel, car aucune communication ne doit être

tentée si des paquets de données risquent d'être perdus en raison d'une panne d'énergie (énergie gaspillée), et au niveau logiciel, car les communications non fiables dans l'apprentissage fédéré décentralisé représentent un goulot d'étranglement, particulièrement dans un contexte de données rares et bruitées.

Le paradigme de calcul intermittent appliqué à l'apprentissage nécessite une approche spécifique des données et des sémantiques des applications : un compromis doit être continuellement trouvé pour déterminer la meilleure action (inférer ou apprendre) en fonction de l'énergie disponible et des données nécessaires. Très peu de travaux ont exploré ces défis. À notre connaissance, aucun travail n'existe sur le calcul intermittent couplé aux communications intermittentes, ce qui exacerbe les défis dans le cas de l'apprentissage fédéré.

Objectifs de la thèse

L'objectif de cette thèse est de travailler sur une nouvelle génération d'outils sur le concept d'intelligence artificielle embarquée frugale. Une thèse en cours (Antoine Bonneau) qui se conclura en septembre 2025 a exploré les premiers concepts de l'intelligence embarquée sous contrainte énergétique (minimisation de l'énergie consommée) et matérielles (IoT de catégorie middle-end devices) sur les modèles d'apprentissage fédéré [7-9]. Elle a abouti également à un environnement de développement et simulation d'intelligence embarquée mixant modèles numériques et plateformes matérielles réelles (hardware-in-the-loop) et permettant d'évaluer le coût énergétique de l'apprentissage et de l'exploitation d'IoT intégrant l'IA.

Dans ce cadre d'Intelligence Artificielle se focalisant actuellement sur l'Internet des Objets, l'objectif de cette thèse est d'explorer la conception et le déploiement de systèmes apprenants frugaux à très faible empreinte matérielle, voire empreinte énergétique nulle, par récupération d'énergie depuis l'environnement.

Les enjeux de cette thèse sont les suivants :

- Déploiement de modèles de *Federated Learning* sur des cibles matérielles à base de puissance de calcul et faible mémoire (carte de développement type ESP32),
- Travail à empreinte énergétique minimale. L'enjeu final est de parvenir à une autonomie énergétique des réseaux déployés par récupération de l'énergie ambiante (radio-fréquences, bio-piles) tout en intégrant le coût global de conception du modèle. Ainsi un coût énergétique de modèle est considéré depuis l'entraînement initial du modèle (possiblement sur des serveurs de calcul) jusqu'à sa mise en service et fonctionnement.
- Exploitation de l'IA à deux niveaux : intelligence du réseau dans sa capacité d'adaptation à son environnement (intelligence ubiquitaire) entrelacée à l'IA mise en œuvre pour permettre la survie la plus longue de ce même réseau. Concrètement l'IA est utilisée pour assurer une prise de décision optimale dans le réseau mais elle est également utilisée pour permettre une durée de vie maximale du réseau.
- Hiérarchisation de l'IA : l'IA est présente sur chaque noeud du réseau où elle va assurer une prise de décision optimale et une adaptation des modèles en fonction des ressources (par exemple par intermittence de l'IA) mais s'inscrit dans un schéma d'intelligence collective du réseau qui applique les mêmes critères mais au niveau global (de l'IA Fédérée vers l'IA Collaborative).

Sur la dimension réseau ancrée dans le matériel, la thèse s'appuiera sur les expertises croisées deux laboratoires et des travaux de la thèse d'Antoine Bonneau.

Par ailleurs, pour mener à bien cette recherche, cette thèse s'appuiera sur **un objet de recherche** : découverte d'environnement 2D et 3D et auto-adaptation de réseaux de surveillance **de la plateforme EquipEx FIT/CortexLab du CITI**.

III. PROGRAMME PRÉVISIONNEL DE LA THÈSE - DÉROULEMENT

Le programme prévisionnel de la thèse est le suivant (il est susceptible d'évoluer en fonction du déroulement de la thèse)

Première année :

Les six premiers mois seront consacrés à une recherche bibliographique d'une part et :

- 1) S'approprier les travaux de thèse d'Antoine Bonneau
- 2) définir des premiers algorithmes de Federated Learning décentralisé.
- 3) prendre en main la plateforme CortexLab pour l'implémentation de ML sur architecture Cortex un peu puissante ou FPGA (cible matérielle performantes ou high end device) : prise en main du ML sur cortexLab

Au bout de 6-9 mois, le doctorant sait programmer du ML sur cible matérielle non contrainte et sait programmer et évaluer énergétiquement des cibles matérielles contraintes (ou middle end devices).

A la fin de la première année, début de la seconde année, le doctorant commence à déployer du Federated Learning sur cible matérielle réduite et en évaluant la consommation énergétique.

Deuxième année :

La deuxième année se concentrera sur l'aspect Federated Learning Décentralisé (FLD) son coût énergétique, que ce soit le déploiement et l'évolution ou l'apprentissage ex-nihilo, sur deux types de cibles matérielles. En premier lieu les cibles matérielles performantes seront utilisées du fait de la faible contrainte que le matériel introduit sur les algorithmes puis sur les cibles matérielles contraintes dans lesquelles des compromis sur les algorithmes ou les temporalités d'apprentissage devront être faits.

Sur cette année, le doctorant se concentrera sur l'IA embarquée pour une prise optimale de décision et une capacité d'évolution des modèles embarqués en fonction des ressources disponibles.

Il y aura donc deux étapes principales :

- 1) déploiement de ML pré-appris sur cibles matérielles réduites et exploration capacité d'évolution/partage du modèle appris sur une base coopérative de FLD
- 2) apprentissage in-situ du ML sur cible matérielle plus conséquente et évaluation énergétique sur chaque cible dans un contexte de FLD.

Troisième année

La troisième année se concentrera sur la dimension duale et hiérarchique de l'IA. Une fois que l'IA embarquée frugale est capable de proposer une prise de décision optimale, on intégrera la dimension selon laquelle l'IA doit également optimiser la durée de vie du réseau. On bascule ainsi d'un paradigme d'IA à ressources contraintes à une IA permettant une pérennité maximale du réseau, quitte à arbitrer au détriment de l'IA dédiée à la prise de décision.

Deux pistes seront ainsi explorées : un seul modèle d'IA embarqué capable de gérer la prise de décision optimale et la maximisation de la durée de vie du réseau et de chaque nœud le constituant ou deux modèles d'IA en interaction constante sur chacun des deux enjeux.

La phase de publication finale et rédaction du manuscrit conclura la troisième année.

IV. COMITÉ D'ENCADREMENT DE LA THÈSE

Cette thèse sera encadrée par deux Professeurs des Universités issus de deux laboratoires différents aux expertises complémentaires. Frédéric Le Mouël du laboratoire CITI apportera son expertise sur les applications distribuées en environnements mobile et ubiquitaire. Ses expertises couvrent les systèmes distribués, les systèmes d'exploitation, les middleware orientés service ou composants, les machines virtuelles et de manière plus spécifique les langages de programmation pour des environnements autonomes, adaptables dynamiquement et auto-coordonnés. Fabien Mieyeville du laboratoire Ampère apportera l'expertise sur les réseaux de capteurs sans fil autonomes, le calcul distribué sur systèmes embarqués communicants, la conception et le développement d'environnement ubiquitaire industriel sous contrainte énergétique. Son expertise se situe sur les couches matérielles basses des réseaux de capteurs sans fil.. Ces deux champs d'expertise réunis permettent de couvrir les dimensions de l'IA de la couche matérielle la plus basse aux couches applicatives hautes avec une attention particulière à la prise en compte de la contrainte énergétique (de son estimation à sa récupération pour alimenter des systèmes adaptatifs à leurs environnement).

V. CANDIDAT A LA THESE

Master 2 ou équivalent en Informatique, Électronique, Télécommunication ou disciplines connexes. Des connaissances solides en Intelligence Artificielle lié à une première approche des systèmes embarqués (IoT) ou de solides connaissances en programmation de systèmes embarqués lié à une première expérience dans le Machine Learning sont souhaitées. De l'expérience dans la programmation de microcontrôleurs type ESP32, STM32, ou Raspberry Pi de même que des compétences en programmation C, C++ et Python seront appréciées.

Bibliographie

- [1] Dunne, R., Morris, T., Harper, S.: A survey of ambient intelligence. *ACM Computing Surveys* 54 (May 2022). doi: 10.1145/3447242
- [2] Chin, J., Callaghan, V., Allouch, S.B.: The Internet-of-Things: Reflections on the past, present and future from a user-centered and smart environment perspective. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments* 11 (Jan 2019). doi: 10.3233/AIS-180506
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] H. Ye, L. Liang, et G. Y. Li, « Decentralized Federated Learning With Unreliable Communications », *IEEE J. Sel. Top. Signal Process.*, vol. 16, n° 3, p. 487-500, avr. 2022, doi: 10.1109/JSTSP.2022.3152445.
- [6] S. Lee, B. Islam, Y. Luo, et S. Nirjon, « Intermittent Learning: On-Device Machine Learning on Intermittently Powered System », *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, vol. 3, n° 4, p. 1-30, déc. 2019, doi: 10.1145/3369837.
- [7] Antoine Bonneau, Frédéric Le Mouël, Fabien Mieyeville. Ultra Low Power Ambient Artificial Intelligence. *Journées sur la recherche en apprentissage frugal (JRAF)*, Grenoble INP; Inria; EcolInfo, Nov 2022, Grenoble, France. [\(hal-03986104\)](#)
- [8] Antoine Bonneau, Frédéric Le Mouël, Fabien Mieyeville. Addressing limitations of TinyML approaches for AI-enabled Ambient Intelligence. *Workshop on Simplification, Compression, Efficiency and Frugality for Artificial intelligence (SCEFA), in conjunction with the European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases (ECML PKDD)*, Politecnico di Torino; CENTAI, Sep 2023, Turin, Italy. [\(hal-04250026\)](#)
- [9] Antoine Bonneau, Frédéric Le Mouël, Fabien Mieyeville. Apprentissage fédéré pour l'intelligence ambiante : une approche système embarqué, distribuée et intermittente. *Conférence d'informatique en Parallélisme, Architecture et Systèmes (ComPAS'2023)*, Jul 2023, Annecy, France. [\(hal-04133151\)](#)