Université Libanaise

yncréa ISEN OUEST L@BISEN

Proposition d'un sujet de thèse en cotutelle 2026/2027

A. **Directeur/rice de thèse à l'Université Libanaise**

1. Nom : Moubayed
2. Prénom : Nazih
3. Titre (Prof, HDR, ….) : Professeur
4. Laboratoire: LARGES, CRSI,
5. Adresse Web :
6. Etablissement: Faculty of Engineering, Lebanese University, Tripoli, Lebanon
7. Adresse Web : https://ul.edu.lb/
8.
9. Domaines d'expertise :
   –
   –
   –
10. Publications importantes en relation avec le sujet proposé :
    –
    –
    –
11. Adresse Web de votre page personnelle :
12. Adresse e-mail :

B. Directeur/rice de thèse à l'ISEN :

1. Nom : AMIRAT
2. Prénom : Yassine
3. Titre (Prof, HDR, …) : Prof. HDR
4. Laboratoire : LABISEN
5. Etablissement : ISEN Yncréa Ouest

6. Adresse Web : https://isen-ouest.fr/labisen-la-recherche/

7. Domaines d'expertise :
   - Énergies renouvelables et systèmes de conversion d'énergie
   - Intelligence artificielle appliquée aux systèmes énergétiques (apprentissage automatique, apprentissage profond)
   - PHM, estimation de la durée de vie résiduelle
8. Publications importantes en relation avec le sujet proposé :

9. Adresse Web de votre page personnelle : https://scholar.google.com/citations?user=4Nd_tN0AAAAJ
10. Adresse e-mail : yassine.amirat@isen-ouest.yncrea.fr

C. Description du sujet de thèse proposé : (3 à 5 pages)

1. Discipline : Sciences de l'ingénieur
2. Titre et résumé :

Titre : Modélisation énergétique pour l'IoT par Intelligence Artificielle embarquée

Résumé : Dans l'Internet des Objets (IoT), l'énergie dont dispose un nœud capteur limite à la fois ses fonctionnalités et sa durée de vie. La récupération d'énergie ambiante (Energy Harvesting) permet d'accroître l'autonomie des objets connectés, mais son caractère intermittent impose de prédire de manière fiable l'énergie disponible. Les prédicteurs existants sont majoritairement mono-sources, exécutés hors ligne, et leur propre coût énergétique est rarement évalué. Cette thèse vise à passer à une prédiction multi-sources, embarquée et au bilan énergétique net positif, fondée sur des algorithmes d'intelligence artificielle frugale exécutés sur microcontrôleur. Les travaux porteront sur la sélection d'au moins deux sources complémentaires (par exemple photovoltaïque et RF ambiante, complétées par une source thermique ou vibratoire en contexte industriel), la conception d'une plateforme d'acquisition et la constitution d'une base de données multi-sources ouverte, puis sur le développement de modèles de prédiction conjointe et probabiliste, leur compression et leur caractérisation énergétique sur cible embarquée. Un démonstrateur de nœud autonome LPWAN couplant prédiction et gestion d'énergie sera enfin validé sur site.

Mots-clés : *Internet des Objets (IoT), récupération d'énergie multi-sources, prédiction de l'énergie disponible, IA frugale, TinyML, gestion d'énergie, LPWAN.*

3. Sujet :

a. Description du sujet (contexte scientifique, description du problème, objectifs, ….) :

1. Contexte scientifique

Dans un contexte où les objets connectés (Internet of Things ou IoT) se multiplient de façon exponentielle, la quantité d'énergie dont dispose le système limite ses possibilités ainsi que sa durée de vie. Les réseaux LPWAN (Low-Power Wide-Area Networks) ont permis de répondre en partie à ces problématiques grâce aux protocoles LoRaWAN et Sigfox, mais au détriment des autres critères de performance [1]. D'autres réseaux, comme le NB-IoT, sont plus performants mais au prix d'une consommation plus importante. Il est donc nécessaire de mettre en place à la fois des stratégies de conservation et de récupération d'énergie.

Les stratégies habituelles d'optimisation de l'énergie consistent à adapter dynamiquement la consommation en modifiant la fréquence d'acquisition et d'envoi des mesures (duty cycling, Wake-up Radio…). Il est également possible d'améliorer l'autonomie du capteur en tenant compte du stockage d'énergie (pile, batterie, supercondensateur…) et en récupérant de l'énergie depuis l'environnement (Energy Harvesting). Cette énergie peut être récoltée par transformation de l'énergie mécanique, thermique, solaire ou radiofréquence. Dans la plupart des cas, cette énergie n'est pas disponible en permanence et l'un des enjeux pour la gestion de l'énergie est de pouvoir prédire de manière fiable la quantité d'énergie disponible pour le système [2].

2. Description du problème et objectifs

Nous nous intéressons à la prédiction de cette énergie disponible dans le cas de la récupération d'énergie multi-sources. Nous cherchons à nous appuyer sur la forte compétence du laboratoire en intelligence artificielle afin de proposer la prédiction d'énergie par algorithmes d'intelligence artificielle dans le cas d'Energy Harvesting multi-sources. Ces travaux de thèse doivent intégrer le fait que ces algorithmes seront exécutés sur des cibles embarquées soumises à de fortes contraintes de consommation : on parle alors d'IA frugale.

Tout d'abord, la recherche bibliographique permettra de sélectionner les sources d'Energy Harvesting les plus intéressantes à utiliser dans le cadre d'une récupération multi-sources. Pour cela, il faudra sélectionner au moins deux sources complémentaires selon la quantité d'énergie récupérable et les dynamiques de récupération. Le travail de thèse consistera ensuite à mettre en place un ou plusieurs systèmes permettant de collecter les données de récupération d'énergie multi-sources. Ces données serviront à alimenter l'apprentissage des algorithmes d'IA développés dans l'autre volet de la thèse.

Cette deuxième partie aura pour finalité la prédiction fiable de l'énergie disponible à l'aide d'algorithmes d'IA sur cibles embarquées. Après une étude bibliographique des techniques utilisées pour rendre les algorithmes d'intelligence artificielle économes en énergie, le travail de thèse consistera à sélectionner un ou plusieurs algorithmes d'IA frugale et à les mettre en œuvre sur une ou plusieurs cibles embarquées à déterminer. L'apprentissage de ces algorithmes pourra s'appuyer sur des bases de données existantes, mais également sur les données recueillies lors de la première phase de la thèse.

3. Positionnement par rapport à l'état de l'art

Le sujet se situe au croisement de trois domaines qui se sont jusqu'ici développés de manière largement indépendante : la prédiction de l'énergie récupérée par les nœuds IoT, la récupération d'énergie multi-sources et l'intelligence artificielle frugale embarquée (TinyML).

3.1. Prédiction de l'énergie récupérée : des estimateurs statistiques à l'apprentissage profond

Les premiers prédicteurs embarqués ont été conçus pour le solaire. L'estimateur EWMA [3] exploite la périodicité journalière en moyennant, pour chaque créneau horaire, l'énergie observée les jours précédents. Dans le travail présenté dans [4], la WCMA corrige cette estimation par un facteur traduisant les conditions météorologiques du jour courant, et Pro-Energy [5] s'appuie sur une bibliothèque de profils types pour traiter le solaire et l'éolien. Ces méthodes ont un coût de calcul et de mémoire quasi nul, ce qui explique leur succès sur microcontrôleur. En revanche, leur précision se dégrade fortement lors de variations météorologiques rapides, et elles reposent sur une hypothèse de périodicité qui ne s'applique pas aux sources non périodiques (RF ambiante, vibrations, thermique liée à l'activité d'une machine).

Plus récemment, les réseaux récurrents (LSTM, GRU) et les modèles profonds de séries temporelles ont été appliqués à la prévision de la production solaire [6] et de la puissance RF disponible dans les bandes cellulaires [2], [7], avec des gains de précision significatifs. Trois limites ressortent cependant de ces travaux :

- les modèles sont le plus souvent entraînés et évalués hors ligne, sur station de travail ou serveur ;

- le coût énergétique du prédicteur lui-même est rarement mesuré, alors qu'il conditionne l'intérêt de la prédiction sur un nœud dont le coût se compte en µW ou en mW ;

- une seule source d'énergie est considérée.

3.2. Récupération d'énergie multi-sources

Combiner des sources complémentaires (photovoltaïque le jour, thermoélectrique ou piézo-électrique (vibratoire sur une machine en fonctionnement, RF ambiante faible mais quasi permanente) réduit les périodes sans énergie et améliore la disponibilité du nœud. Les travaux sur ce thème portent essentiellement sur l'architecture matérielle : circuits de combinaison des sources avec suivi du point de puissance maximale (MPPT) [8], conversion et stratégies de gestion de puissance, dont une synthèse est proposée dans [9]. La prédiction conjointe de l'énergie issue de plusieurs sources reste peu traitée : lorsque plusieurs sources sont présentes, chacune est généralement prédite indépendamment, sans exploiter leurs corrélations (lien irradiance–température, activité machine–vibrations–échauffement). Par ailleurs, les jeux de données publics sont presque exclusivement mono-source, qu'il s'agisse d'irradiance solaire ou de mesures d'éclairement intérieur [10]. L'absence d'une base multi-sources synchronisée constitue un frein identifié.

3.3. IA frugale et inférence embarquée (TinyML)

Les techniques de compression (distillation de connaissances, ets) et la co-conception du réseau et du moteur d'inférence permettent aujourd'hui d'exécuter des réseaux de neurones sur des microcontrôleurs disposant de quelques centaines de kilo-octets de mémoire. Le banc d'essai MLPerf Tiny fournit une

méthodologie de référence pour mesurer latence et énergie par inférence. Des travaux récents rendent l'inférence consciente de l'énergie disponible : choix entre inférence locale et déport selon le niveau d'énergie [11], sélection dynamique parmi plusieurs modèles en fonction de l'énergie récoltée [12], ou inférence sur systèmes intermittents sans batterie [13]. Dans ces travaux, l'énergie disponible est toutefois une contrainte subie, mesurée à l'instant présent, et non une grandeur que le nœud prédit lui-même pour planifier son activité.

4. Positionnement de la thèse et verrous scientifiques

La thèse propose de relier ces trois axes en passant d'une prédiction mono-source réalisée hors ligne à une **prédiction multi-sources, embarquée et au bilan énergétique net positif**. Les compétences du laboratoire en antennes et radiofréquence constituent un atout différenciant pour intégrer la RF ambiante comme source, domaine où la prédiction est encore peu étudiée. Quatre verrous scientifiques sont identifiés :

- **V1 – Prédiction conjointe multi-sources :** modéliser des sources aux dynamiques hétérogènes (périodiques, stochastiques, événementielles) et exploiter leurs corrélations, sur des horizons utiles à la gestion d'énergie (de la minute à 24 h).
- **V2 – Bilan énergétique net :** garantir que l'énergie consommée par l'acquisition des entrées et par l'inférence reste très inférieure au gain apporté par une meilleure gestion d'énergie, et formaliser ce compromis précision/coût.
- **V3 – Frugalité et robustesse embarquées :** concevoir des modèles de quelques kilo-octets à quelques dizaines de kilo-octets, robustes aux dérives (saisonnalité, changement d'environnement, vieillissement des transducteurs et du stockage), avec si possible une adaptation sur cible.
- **V4 – Quantification de l'incertitude :** fournir une prédiction assortie d'un intervalle de confiance exploitable par le gestionnaire d'énergie pour des décisions prudentes (éviter la coupure du nœud).

Les contributions attendues sont :

- une base de données multi-sources ouverte, synchronisée et annotée (conditions environnementales), acquise en environnement réel, y compris en contexte industriel cohérent avec l'équipe Usine du Futur ;
- une méthode de prédiction multi-sources frugale, comparée aux estimateurs classiques et aux modèles profonds de référence, à la fois sur la précision et sur l'énergie consommée ;
- l'implémentation et la caractérisation énergétique de cette méthode sur une ou plusieurs cibles microcontrôleur ;
- un démonstrateur de nœud autonome LPWAN (par exemple LoRaWAN) couplant prédiction et gestion d'énergie, évalué sur site.

5. Plan de travail prévisionnel (36 mois)

Le travail est organisé en six lots. La logique est de disposer rapidement de données : les modèles sont d'abord développés sur des bases publiques pendant que la campagne de mesures multi-sources se

déroule, puis affinés sur les données propres au projet. Les lots se recouvrent volontairement pour limiter le risque de retard.

Etape 1 – État de l'art et choix des sources (M1–M8)

- Étude bibliographique sur les sources d'Energy Harvesting (solaire intérieur/extérieur, thermoélectrique, vibratoire, RF), les prédicteurs d'énergie et les techniques d'IA frugale.
- Définition de critères de sélection : densité de puissance, dynamique temporelle, prévisibilité, complémentarité et pertinence pour l'application visée.
- Choix d'au moins deux sources complémentaires, par exemple photovoltaïque et RF ambiante, avec une source thermique ou vibratoire en contexte industriel.
- **Livrables :** cahier des charges de la plateforme (M6), rapport d'état de l'art valorisé en article de synthèse (M8–M12).

Etape 2 – Plateforme d'acquisition et campagne de mesures (M6–M20)

- Conception d'un nœud instrumenté mesurant, pour chaque source, la puissance récupérée après conversion, ainsi que l'état du stockage et des variables explicatives (éclairement, température, niveau RF, vibrations, horodatage).
- Déploiement de plusieurs nœuds dans des environnements contrastés (intérieur, extérieur, atelier) pour une campagne d'au moins 6 à 12 mois afin de capter la saisonnalité.
- Nettoyage, synchronisation et documentation des données ; publication d'une base de données ouverte.
- **Livrables :** prototype déployé (M12), jeu de données v1 (M18), v2 consolidée et publiée (M24).

Etape 3 – Modèles de prédiction multi-sources (M10–M24)

- Mise en place de références : estimateurs classiques (EWMA, WCMA, Pro-Energy), modèles statistiques (ARIMA) et apprentissage automatique léger (arbres de régression, boosting).
- Modèles neuronaux compacts (LSTM/GRU, CNN 1D, TCN) en configurations mono-source, multi-sources indépendantes et multi-sorties conjointes, pour plusieurs horizons de prédiction.
- Prédiction probabiliste (quantiles, intervalles de confiance) et étude de la robustesse aux dérives et au transfert entre sites.
- **Livrable :** entraînement initial sur bases publiques, puis sur les données du lot 2 ; modèle multi-sources validé hors ligne (M24).

Etape 4 – IA frugale et implémentation embarquée (M16–M30)

- Compression des modèles retenus : quantification int8, élagage, distillation, recherche d'architecture sous contrainte matérielle.
- Portage sur une ou plusieurs cibles, par exemple microcontrôleurs STM32 (avec ou sans accélérateur neuronal), Nordic nRF52/nRF54 ou ESP32-S3, via TensorFlow Lite Micro ou les outils des fabricants.
- Mesure de l'énergie par inférence et par acquisition des entrées (analyseur de puissance), construction du front de Pareto précision/énergie et étude de la fréquence optimale de prédiction.
- **Livrable :** modèle embarqué caractérisé énergétiquement (M30).

Etape 5 – Intégration dans la gestion d'énergie et validation (M24–M33)

– Couplage du prédicteur avec une politique de gestion d'énergie : adaptation du duty cycling, de la fréquence de mesure et de l'ordonnancement des émissions LPWAN.

– Comparaison à des stratégies sans prédiction et avec prédicteurs classiques selon des indicateurs de temps d'indisponibilité, de fonctionnement énergétiquement neutre et de qualité de service.

– **Livrable :** validation longue durée sur site ; démonstrateur validé (M33).

Etape 6 – Valorisation et rédaction (M1–M36)

- Publications au fil de l'eau, participation aux conférences nationales du domaine (par exemple journées du GDR SEEDS) et internationales (IECON, ISIE…).
- Organisation de sessions spéciales (l'équipe d'encadrement)
- Rédaction du manuscrit (M30–M36) et soutenance (M36).

6. Planning prévisionnel

Année	**Année 1**				**Année 2**				**Année 3**			
Trimestre	**T1**	**T2**	**T3**	**T4**	**T5**	**T6**	**T7**	**T8**	**T9**	**T10**	**T11**	**T12**
L1 – État de l'art, choix des sources												
Article de synthèse												
L2 – Plateforme et campagne												
Conception / déploiement												
Campagne de mesures												
Publication du jeu de données												
L3 – Modèles de prédiction												
L4 – IA frugale embarquée												
L5 – Intégration et validation												
L6 – Rédaction du manuscrit												
Jalons		**J1**		**J2**		**J3**		**J4**		**J5**	**J6**	**J7**

Diagramme de Gantt prévisionnel (un trimestre par colonne)

Références

[1] T. Durand, L. Visagie and M. J. Booysen, "Evaluation of next-generation low-power communication technology to replace GSM in IoT-applications," IET Communications, 2019, doi: 10.1049/iet-com.2019.0168.

[2] O. O. Umeonwuka, B. S. Adejumobi and T. Shongwe, "Deep Learning-Assisted Energy Prediction Modeling for Energy Harvesting in Wireless Cognitive Radio Devices," IEEE Access, vol. 12, pp. 8700–8720, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3349352.

[3] A. Kansal, J. Hsu, S. Zahedi and M. B. Srivastava, "Power management in energy harvesting sensor networks," ACM Transactions on Embedded Computing Systems, vol. 6, no. 4, art. 32, 2007.

[4] J. R. Piorno, C. Bergonzini, D. Atienza and T. S. Rosing, "Prediction and management in energy harvested wireless sensor nodes," in Proc. Wireless VITAE, pp. 6–10, 2009.

[5] A. Cammarano, C. Petrioli and D. Spenza, "Pro-Energy: A novel energy prediction model for solar and wind energy-harvesting wireless sensor networks," in Proc. IEEE MASS, pp. 75–83, 2012.

[6] A. M. Hayajneh, F. Alasali, A. Salama and W. Holderbaum, "Intelligent Solar Forecasts: Modern Machine Learning Models and TinyML Role for Improved Solar Energy Yield Predictions," IEEE Access, vol. 12, pp. 10846–10864, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3354703.

[7] S. H. Mohammed, A. S. Mohra, A. Y. Hassan and A. F. Elnokrashy, "A complete artificial intelligence pipeline for radio frequency energy prediction in cellular bands for energy harvesting systems," Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 133, art. 108232, 2024, doi: 10.1016/j.engappai.2024.108232.

[8] S. Bandyopadhyay and A. P. Chandrakasan, "Platform architecture for solar, thermal, and vibration energy combining with MPPT and single inductor," IEEE Journal of Solid-State Circuits, vol. 47, no. 9, pp. 2199–2215, 2012.

[9] M.-L. Ku, W. Li, Y. Chen and K. J. R. Liu, "Advances in energy harvesting communications: Past, present, and future challenges," IEEE Communications Surveys & Tutorials, vol. 18, no. 2, pp. 1384–1412, 2016.

[10] M. Gorlatova, A. Wallwater and G. Zussman, "Networking low-power energy harvesting devices: Measurements and algorithms," in Proc. IEEE INFOCOM, pp. 1602–1610, 2011.

[11] A. Sabovic, M. Aernouts, D. Subotic, J. Fontaine, E. De Poorter and J. Famaey, "Towards energy-aware tinyML on battery-less IoT devices," Internet of Things, vol. 22, art. 100736, 2023, doi: 10.1016/j.iot.2023.100736.

[12] A. Sabovic, J. Fontaine, E. De Poorter and J. Famaey, "Energy-aware tinyML model selection on zero energy devices," Internet of Things, vol. 30, art. 101488, 2025, doi: 10.1016/j.iot.2025.101488.

[13] G. Gobieski, B. Lucia and N. Beckmann, "Intelligence beyond the edge: Inference on intermittent embedded systems," in Proc. ACM ASPLOS, pp. 199–213, 2019.

b. cotutelle