

Contrat doctoral – ED Galilée

Titre du sujet : Optimisation de réseaux neuronaux impulsionnels pour la détection d'objets few-shot sous contraintes de ressources

- Unité de recherche : Laboratoire de Traitement et Transport de l'information (L2TI, UR 3043)
- Discipline : Ingénierie informatique
- Direction de thèse : Anissa MOKRAOUI
- Co-encadrant : Fangchen FENG
- Contact : anissa.mokraoui@univ-paris13.fr ; fangchen.feng@univ-paris13.fr
- Domaine de recherche : Intelligence artificielle, Vision par ordinateur
- Mots clés : Système embarqué, IA embarquée, Apprentissage profond, Apprentissage few-shot, Spiking Neural Networks (SNN), Détection d'objets, Images aériennes

Contexte scientifique

L'intégration croissante de la vision par ordinateur dans les systèmes embarqués impose le développement d'algorithmes de traitement visuel à la fois efficaces, rapides et économes en ressources. Ces applications doivent en effet répondre à des contraintes strictes en matière de consommation énergétique, de latence et de capacité de calcul. Dans ce contexte, les réseaux de neurones impulsionnels (*Spiking Neural Networks*, SNN), qui s'inspirent des mécanismes neuronaux biologiques, apparaissent comme une alternative prometteuse aux réseaux neuronaux conventionnels [1].

Défis scientifiques et axes principaux de recherche de la thèse

Cette thèse a pour objectif la conception, l'optimisation et le déploiement de réseaux de neurones impulsionnels (*Spiking Neural Networks*, SNNs) pour la détection d'objets sur des images, en particulier aériennes, dans des environnements embarqués fortement contraints en ressources (énergie, mémoire, puissance de calcul). L'enjeu principal est de concilier précision, robustesse, faible latence et efficacité énergétique, des exigences critiques pour des applications embarquées telles que la vision par ordinateur sur dispositifs portables.

Malgré leur promesse en matière d'efficacité énergétique, les SNNs restent confrontés à plusieurs verrous scientifiques qui freinent leur adoption à large échelle. En particulier, la conversion de réseaux convolutifs classiques (CNNs), très performants en détection d'objets, vers des architectures impulsionnelles s'accompagne souvent de pertes significatives de performance [2][3]. Les approches existantes, basées sur l'encodage temporel, la quantification ou la normalisation, montrent leurs limites dès que l'on s'attaque à des tâches complexes, notamment dans des architectures profondes et en présence de données faiblement annotées (régime few-shot). Face à ces défis, cette thèse s'articulera autour de quatre axes scientifiques complémentaires :

1. Développement de méthodes d'apprentissage avec peu d'exemples, ainsi que de techniques de conversion CNN vers SNN adaptées à la détection d'objets, en exploitant les spécificités spatio-temporelles des SNNs tout en limitant la dégradation des performances.
2. Optimisation algorithmique des modèles impulsionnels en vue de leur déploiement sur des plateformes embarquées à faible consommation, via l'intégration de techniques de quantification et de pruning adaptées.
3. Analyse fine du compromis performance / latence / consommation afin d'ajuster les modèles aux contraintes des cas d'usage réels.
4. Évaluation expérimentale sur des jeux de données représentatifs et des plateformes embarquées réelles, en mesurant précision, latence et consommation énergétique.

Références

- [1] Kai Malcolm and Josue Casco-Rodriguez , A Comprehensive Review of Spiking Neural Networks: Interpretation, Optimization, Efficiency, and Best Practices}, 2023, 2303.10780, arXiv, <https://arxiv.org/abs/2303.10780>.
- [2] Y. Hu, L. Deng, Y. Wu, M. Yao and G. Li, "Advancing Spiking Neural Networks Toward Deep Residual Learning," in IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems, vol. 36, no. 2, pp. 2353-2367, Feb. 2025, doi: 10.1109/TNNLS.2024.3355393.
- [3] J. Qu, Z. Gao, T. Zhang, Y. Lu, H. Tang and H. Qiao, "Spiking Neural Network for Ultralow-Latency and High-Accurate Object Detection," in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 36, no. 3, pp. 4934-4946, March 2025, doi: 10.1109/TNNLS.2024.3372613.

Contrat doctoral – ED Galilée

PhD Thesis Title: Optimization of Spiking Neural Networks for Few-Shot Object Detection under Resource Constraints

- Research Unit: Laboratory of Information Processing and Transmission (L2TI, UR 3043)
- Discipline: Computer Engineering
- PhD Supervisor: Anissa MOKRAOUI
- Co-supervisor: Fangchen FENG
- Contact : anissa.mokraoui@univ-paris13.fr ; fangchen.feng@univ-paris13.fr
- Research Field: Artificial Intelligence, Computer Vision
- Keywords: Embedded Systems, Embedded AI, Deep Learning, Few-Shot Learning, Spiking Neural Networks (SNN), Object Detection, Aerial Images

Scientific Context

The growing integration of computer vision into embedded systems necessitates the development of visual processing algorithms that are efficient, fast, and resource-conserving. These applications must meet strict constraints in terms of energy consumption, latency, and computational capacity. In this context, Spiking Neural Networks (SNNs), inspired by biological neuronal mechanisms, are emerging as a promising alternative to conventional neural networks [1].

Scientific Challenges and Main Research Directions of the Thesis

This thesis aims at the design, optimization, and deployment of SNNs for object detection in images, particularly aerial images, within resource-constrained embedded environments (energy, memory, computing power). The main challenge is to reconcile accuracy, robustness, low latency, and energy efficiency, critical requirements for embedded applications such as computer vision on portable devices.

Despite their potential for energy efficiency, SNNs still face several scientific challenges that hinder their widespread adoption. In particular, the conversion of traditional convolutional neural networks (CNNs), which are highly effective for object detection, into spiking architectures often results in significant performance losses [2][3]. Existing approaches based on temporal encoding, quantization, or normalization show limitations when applied to complex tasks, especially in deep architectures and under few-shot learning conditions (in few-shot settings).

To address these challenges, the PhD thesis will focus on four complementary scientific directions:

1. Development of learning methods with few examples, as well as CNN-to-SNN conversion techniques tailored for object detection, leveraging the spatio-temporal characteristics of SNNs while minimizing performance degradation.
2. Algorithmic optimization of spiking models for deployment on low-power embedded platforms, through the integration of suitable quantization and pruning techniques.
3. In-depth analysis of the trade-off between performance, latency, and energy consumption to adapt models to real-world use-case constraints.
4. Experimental evaluation on representative datasets and real embedded platforms, measuring accuracy, latency, and energy consumption.

References

- [1] Kai Malcolm and Josue Casco-Rodriguez, A Comprehensive Review of Spiking Neural Networks: Interpretation, Optimization, Efficiency, and Best Practices, 2023, 2303.10780, arXiv, <https://arxiv.org/abs/2303.10780>.
- [2] Y. Hu, L. Deng, Y. Wu, M. Yao and G. Li, "Advancing Spiking Neural Networks Toward Deep Residual Learning," in IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems, vol. 36, no. 2, pp. 2353-2367, Feb. 2025, doi: 10.1109/TNNLS.2024.3355393.
- [3] J. Qu, Z. Gao, T. Zhang, Y. Lu, H. Tang and H. Qiao, "Spiking Neural Network for Ultralow-Latency and High-Accurate Object Detection," in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, vol. 36, no. 3, pp. 4934-4946, March 2025, doi: 10.1109/TNNLS.2024.3372613.