

Régulation du flux d'information pour la stabilité de l'apprentissage bayésien profond

Durée : 4 à 6 mois

Début : Début 2026

Contexte scientifique

Malgré leurs succès spectaculaires, les réseaux de neurones profonds reposent sur des dynamiques d'apprentissage encore mal comprises. Leur expressivité s'accompagne d'une forte sensibilité aux conditions d'entraînement, d'une calibration souvent pauvre des incertitudes et d'une robustesse limitée face aux perturbations hors distribution. À l'inverse, les modèles bayésiens offrent un cadre probabiliste rigoureux pour représenter la connaissance et quantifier la confiance, mais leur extension à des architectures profondes se heurte à des difficultés pratiques.

Des travaux récents ont montré que l'introduction du **gradient naturel**, fondé sur la **géométrie informationnelle**, améliore la stabilité et la convergence de ces modèles (Amari, 1998; Osawa et al., 2019). Le présent stage prolonge cette approche en étudiant comment une **régulation active du flux d'information**, récemment développée au sein du laboratoire, peut renforcer la stabilité de l'apprentissage bayésien profond en modulant la propagation et la transformation de l'information dans le modèle. Une telle perspective vise à concilier **plasticité et robustesse**, en évitant à la fois les régimes chaotiques et la perte d'expressivité, pour tendre vers des dynamiques d'apprentissage intrinsèquement stables.

Objectifs du stage

L'objectif est d'étudier comment une **régulation du flux d'information**, fondée sur la géométrie de l'information, peut renforcer la stabilité et la calibration des réseaux bayésiens profonds. Il s'agira de :

- Réaliser un **état de l'art** sur les réseaux bayésiens profonds.
- Évaluer l'impact de la **régulation du flux informationnel** sur la **stabilité, la calibration et la robustesse** de l'apprentissage.
- Explorer une extension vers les **réseaux de neurones impulsionnels** (*Spiking Neural Networks*), considérés comme la **troisième génération de modèles neuronaux** inspirés du fonctionnement du cerveau (Maass, 1997).

Résultats attendus et portée scientifique

Le projet vise à comprendre comment des **principes de régulation du flux d'information** peuvent renforcer la stabilité et la cohérence des réseaux bayésiens profonds. En articulant la dynamique du **gradient naturel** avec un mécanisme interne de contrôle informationnel, il s'agira de montrer qu'un apprentissage probabiliste peut rester stable et bien calibré sans réglages empiriques lourds, tout en préservant la richesse expressive des modèles profonds.

Cette approche ouvre la voie à des architectures **auto-organisées et auto-stabilisantes**. Au-delà du cadre théorique, ces travaux présentent un potentiel applicatif large : dans les sciences naturelles, pour modéliser des systèmes complexes soumis à incertitude (climat, biologie, neurosciences) ; dans les domaines technologiques, pour fiabiliser les mécanismes de décision, d'interprétation ou de

diagnostic automatique. En reliant la représentation profonde, l'inférence bayésienne et la géométrie de l'information, ce stage contribuera à la conception de modèles capables de **maintenir la cohérence et la stabilité de leurs estimations sous incertitude** — un enjeu central pour l'intelligence artificielle contemporaine.

Ce stage s'inscrit dans le cadre du programme national **PEPR Émergences**, dédié aux modèles bios-inspirés, événementiels et proches de la physique pour une IA frugale et embarquée. Une **publication scientifique** est envisagée à l'issue du stage.

Profil recherché

Étudiant·e de master ou d'école d'ingénieur (Machine Learning, Physique statistique, Neurosciences computationnelles, Mathématiques appliquées), motivé·e et disposant de bonnes bases en probabilités et en apprentissage automatique. Un intérêt pour les approches bio-inspirées, les réseaux de neurones impulsionnels et les modèles d'apprentissage local sera apprécié. **Compétences souhaitées** : Python, PyTorch.

Encadrement scientifique : Pierre Boulet (pierre.boulet@univ-lille.fr), Adrien Fois (adrien.fois@univ-lille.fr)

Lieu : Centre de Recherche en Informatique, Signal et Automatique de Lille (CRISAL)

Début : Début 2026 **Durée** : 4–6 mois

Références

Amari, S. (1998). Natural gradient works efficiently in learning. *Neural Computation*, 10(2) :251–276.

Osawa, K., Swaroop, S., Jain, R., Eschenhagen, R., Turner, R. E., Yokota, R., and Khan, M. E. (2019). Practical Deep Learning with Bayesian Principles. *Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS)*, 32.

Maass, W. (1997). Networks of spiking neurons : The third generation of neural network models. *Neural Networks*, 10(9) :1659–1671.