

# Au-delà de la rétropropagation du gradient : réseaux impulsionnels et codage prédictif bayésien

Durée : 4 à 6 mois

Début : Début 2026

## Contexte scientifique

La rétropropagation du gradient a permis l'essor du deep learning moderne, mais elle présente deux limites fondamentales. D'une part, elle repose sur une coûteuse propagation d'erreurs globale et synchrone, en contradiction avec la causalité neuronale observée dans le cerveau. D'autre part, le contraste énergétique est saisissant : le cerveau humain ne consomme qu'environ **0,5 kWh par jour**, tandis que l'entraînement d'un grand modèle de langage requiert typiquement **100 à 1000 MWh** d'énergie — l'équivalent de **plusieurs millénaires** de fonctionnement du cerveau.

Les **réseaux de neurones impulsionnels** (*Spiking Neural Networks*, SNN) (Maass, 1997) offrent une alternative directement inspirée du fonctionnement du cerveau : l'information y est encodée sous forme d'événements discrets dans le temps, permettant un calcul à la fois causal et économe en énergie. Cependant, leur apprentissage reste difficile : les approches actuelles reposent sur des *surrogate gradients* artificiels, qui rompent la localité et la temporalité naturelle du signal.

Une voie prometteuse consiste à adopter un **apprentissage bayésien local**, dans lequel chaque neurone ajuste ses paramètres en maximisant une *vraisemblance locale effective* — autrement dit, la cohérence probabiliste entre ses entrées, son état interne et ses sorties. Ce cadre s'inscrit dans la logique du **codage prédictif bayésien** (Friston, 2010; Millidge et al., 2022), où les neurones échangent des prédictions descendantes et des corrections ascendantes afin de minimiser leur énergie libre et de réduire leur incertitude mutuelle.

Le stage s'appuiera sur un **modèle de neurone impulsionnel bayésien développé au sein du laboratoire**, qui servira de base à l'étude. Ce modèle combine la dynamique temporelle des neurones impulsionnels avec une inférence probabiliste locale, ouvrant la voie à un apprentissage à la fois frugal, causal et interprétable. Le passage à une version **impulsionnelle et événementielle** du codage prédictif — où les impulsions pourraient coder des messages probabilistes — constitue une étape clé vers des architectures d'apprentissage auto-organisées.

## Objectifs du stage

Le stage explorera la mise en œuvre d'un **codage prédictif bayésien impulsionnel**, dans lequel l'apprentissage émerge de la communication bidirectionnelle entre couches : les impulsions descendantes véhiculant des prédictions contextuelles et les impulsions ascendantes transmettant des mises à jour locales. L'objectif est d'étudier comment une telle dynamique locale peut permettre à un réseau d'apprendre sans rétropropagation, en ajustant dynamiquement ses croyances probabilistes.

Les travaux comprendront :

- réaliser un **état de l'art** sur les modèles de codage prédictif bayésien et les réseaux de neurones impulsionnels bayésiens ;
- concevoir et **implémenter un prototype** intégrant une dynamique de mise à jour locale ;
- conduire une **analyse expérimentale** de la stabilité, de la convergence et de la capacité d'adaptation du modèle sur des données impulsionnelles ;

## Résultats attendus et portée scientifique

Le projet vise à démontrer qu'un **codage prédictif bayésien peut être réalisé sous forme impulsione**lle, à travers un apprentissage purement local, causal et probabiliste. Cette approche unifie trois principes souvent disjoints : (1) l'inférence bayésienne, pour la cohérence probabiliste ; (2) la dynamique événementielle, pour la parcimonie énergétique ; (3) l'auto-organisation hiérarchique, pour l'émergence de représentations robustes.

En offrant une alternative à la rétropropagation, ce travail contribue à la conception de modèles capables de **raisonner sous incertitude en temps réel**, avec un coût énergétique minimal. Il s'inscrit dans une perspective de convergence entre intelligence artificielle et neurosciences computationnelles, et pourrait ouvrir la voie à des architectures neuromorphiques auto-apprenantes, capables d'adapter localement leurs représentations. Cette approche s'insère également dans le développement des **processeurs neuromorphiques**, tels que *Loihi 2* d'Intel, intégrant plus d'un million de neurones impulsionels et environ 120 millions de synapses sur la surface d'une carte bancaire, capables d'exécuter des calculs événementiels à très faible consommation énergétique (Davies et al., 2021).

Ce stage s'inscrit dans le cadre du programme national **PEPR Émergences**, dédié aux modèles bio-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), très motivé·e et disposant d'excellentes bases en probabilités, optimisation et apprentissage automatique. Un intérêt pour la géométrie de l'information, l'inférence bayésienne et les réseaux profonds 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      **Gratification** : environ 600 euros / mois

## Références

- Maass, W. (1997). Networks of spiking neurons : The third generation of neural network models. *Neural Networks*, 10(9) :1659–1671.
- Millidge, B., Tschantz, A., Buckley, C. L. (2022). Predictive coding approximates backprop along arbitrary computation graphs. *Neural Computation*, 34(6), 1329–1368.
- Friston, K. (2010). The free-energy principle : a unified brain theory ? *Nature Reviews Neuroscience*, 11(2) :127–138.
- Davies, M., Wild, A., Orchard, G., Sandamirskaya, Y., Guerra, G. A., Joshi, P., Plank, P., and Risbud, S. R. (2021). Loihi 2 : A neuromorphic chip with generalized spike-based learning and programmable plasticity. *IEEE Micro*, 41(5) :82–93. doi :10.1109/MM.2021.3101715.