

**Nom du candidat : Matteo CAUSO**

## JURY

### Président de Jury

### Directeurs de Thèse

**A. KAISER**  
**A. CATHELIN**

### Rapporteurs

**E. BEIGNE**  
**M. VERHELST**

### Membres

**L. ALVES de BARROS NAVINER**  
**L. CLAVIER**  
**A. FRAPPE**

## TITRE DE LA THESE

**Plateformes informatiques neuro-inspirées  
et à faible consommation énergétique**

**Neuro-Inspired Energy-Efficient Computing Platforms**

## RESUME

Les Big Data mettent en évidence tous les défauts du paradigme de l'informatique classique. Au contraire, le Neuro-Inspiré traite les Big Data comme ressources pour progresser. Dans cette thèse, nous adoptons les principes de Hierarchical Temporal Memory (HTM) comme références neuroscientifiques et nous élaborons sur la façon dont le Bayesian Machine Learning (BML) mène les approches dans le Neuro-Inspiré à s'unifier et à atteindre nos objectifs: (i) la simplification et l'amélioration des algorithmes de BML et (ii) l'approche au Neuro-Inspiré avec une prospective Ultra-Low-Power. Donc, nous nous efforçons d'apporter le traitement intelligent proche aux sources de données et de populariser le BML sur l'électronique strictement limitées tels que les appareils portables, mettable et implantables. Cependant, les algorithmes de BML ont besoin d'être optimisés. En fait, leur mise en œuvre en HW est ni efficaces, ni réalisables en raison de la mémoire, la puissance de calcul requises. Nous proposons un algorithme moins complexe, en ligne, distribué et non paramétrique et montrons de meilleurs résultats par rapport aux solutions de l'état de l'art. En fait, nous gagnons deux ordres de grandeur de réduction en complexité au niveau algorithmique et un autre ordre de grandeur grâce à des techniques traditionnelles d'optimisation HW. En particulier, nous concevons une preuve de concept sur une plateforme FPGA pour l'analyse en temps réel d'un flux de données. Enfin, nous démontrons d'être en mesure de résumer les ultimes découvertes du domaine du BML sur un algorithme généralement valide qui peut être mis en œuvre en HW et optimisé pour des applications avec des ressources limitées.

Big Data highlights all the flaws of the conventional computing paradigm. Neuro-Inspired computing and other data-centric paradigms rather address *Big Data to as resources to progress*. In this dissertation, we adopt Hierarchical Temporal Memory (HTM) principles and theory as neuroscientific references and we elaborate on how Bayesian Machine Learning (BML) leads apparently totally different Neuro-Inspired approaches to unify and meet our main objectives: (i) simplifying and enhancing BML algorithms and (ii) approaching Neuro-Inspired computing with an Ultra-Low-Power prospective. In this way, we aim to bring intelligence close to data sources and to popularize BML over strictly constrained electronics such as portable, wearable and implantable devices. Nevertheless, BML algorithms demand for optimizations. In fact, their naïve HW implementation results neither effective nor feasible because of the required memory, computing power and overall complexity. We propose a less complex on-line, distributed nonparametric algorithm and show better results with respect to the state-of-the-art solutions. In fact, we gain two orders of magnitude in complexity reduction with only algorithm level considerations and manipulations. A further order of magnitude in complexity reduction results through traditional HW optimization techniques. In particular, we conceive a proof-of-concept on a FPGA platform for real-time stream analytics. Finally, we demonstrate we are able to summarize the ultimate findings in Machine Learning into a generally valid algorithm that can be implemented in HW and optimized for strictly constrained applications.

**Soutenance le 04 janvier 2017 à 10h30**  
**Amphi ISEN**