



Toulouse, le 21 novembre 2020

## Stage M2 IRIT-CerCo Apprentissage par *Spiking Neural Networks*

### Contacts :

Dominique Longin (dominique.longin@irit.fr) et Loïc Barthe (loic.barthe@irit.fr)

**Contexte.** Les travaux dans le domaine de la cognition s'accordent à reconnaître qu'un être humain évolue dans son environnement à la fois à l'aide de processus inférentiels de raisonnement et de son expérience par apprentissage. Il y a même une relation étroite en les deux, l'apprentissage pouvant porter sur de nouvelles règles de raisonnement, et le processus inférentiel pouvant conduire à de nouveaux apprentissages.

L'idée que nous souhaitons développer est d'essayer de modéliser à la fois cette capacité de raisonnement (à l'aide de représentations logiques) et d'apprentissage (à l'aide de réseaux de neurones conceptuels binaires à base de *spikes*).

L'intérêt des *spiking neural networks* (SNN) est qu'ils semblent plus accessibles à une modélisation ou une exploitation par la logique. Ils peuvent être vus comme une réponse au constat que, dans les réseaux de neurones profonds, les nœuds utilisent en principe une représentation sous-symbolique distribuée. Autrement dit, un nœud n'encode pas une information ou un concept particulier. Pour les psychologues il existe des arguments forts en faveur de l'existence de neurones concept [1, 2] représentant directement des symboles afin de constituer des *réseaux de neurones conceptuels*. Le même neurone peut être vu comme répondant de manière sélective à toute image d'une personne en particulier (par exemple Donald Trump) mais aussi à « Donald Trump » écrit sous forme de chaîne de caractères, ou à toute écoute d'une prononciation du nom « Donald Trump ».

Exploitant cette idée, S. Thorpe et son équipe ont fait deux constats : 1) les vrais neurones n'envoient pas de valeurs d'activation en virgule flottante à leurs cibles, mais des événements binaires de type « tout ou rien » (qu'on appelle « spikes ») ; 2) l'utilisation de connexions synaptiques n'ayant plus de valeurs continues simplifie énormément la simulation du système (seules des connexions binaires sont utilisées). La puissance de cette approche était déjà évidente grâce au succès de SpikeNet, un système de reconnaissance visuelle bioinspiré commercialisé depuis la création en 1999 (par le CERCO) de la startup toulousaine *SpikeNet Technology*. Cette dernière a par la suite été acquise en 2016 par *BrainChip Inc.*



**Travail à faire par l'étudiant.** Ce travail s'inscrit dans la première phase de ce projet : disposer d'un SNN implémenté supportant un très grand nombre de neurones d'entrée et de sortie (de plusieurs dizaines de millions à plusieurs milliards).

Il s'agira donc d'étudier les caractéristiques structurelles de tels réseaux, l'algorithme d'apprentissage breveté par *BrainChip Inc.*, et de développer une implémentation bas-niveau qui sera ensuite entraînée. Si le temps le permet, l'implémentation sera testée afin d'affiner les paramètres de l'algorithme d'apprentissage.

**Qualités requises.** L'étudiant doit avoir un profil informatique, préférentiellement de type ingénieur (mais pas nécessairement), et une bonne connaissance de la programmation bas niveau d'un CPU (notamment en C++). Des connaissances en programmation GPU seront un complément appréciées.

Il doit aussi avoir des connaissances dans le domaine des probabilités et éventuellement des statistiques, et être intéressé par le travail pluridisciplinaire (neurosciences, IA, programmation CPU/GPU), ainsi que par des aspects implémentation et expérimentation informatiques.

**Encadrement, moyens, et localisation.** L'étudiant sera encadré à la fois côté neurosciences pour ce qui concerne la structure du réseau et son apprentissage, et côté informatique pour ses aspects programmation bas-niveau et IA.

Il disposera d'une machine puissante pour mener à bien son travail. Il pourra être amené à travailler tant dans les locaux de l'IRIT (UPS ou INP) que dans ceux du CerCo (site UPS de Purpan).

## Références

- [1] R. Quiroga. Concept cells: the building blocks of declarative memory functions. *Nature Reviews Neuroscience*, 13(8):587–597, 2012.
- [2] Simon J. Thorpe. Local vs. Distributed Coding. *Intellectica*, 8:3–40, 1989.

<b>D. LONGIN</b>	<b>S. THORPE</b>	<b>N. MELLADO</b>	<b>L. BARTHE</b>
CNRS, IRIT	CNRS, CerCo	CNRS, IRIT	UPS, IRIT
Co-encadrant	Co-encadrant	Co-encadrant	Co-encadrant