

BrocAP : Modélisation de mécanismes d'action-perception pour l'apprentissage du langage

Keywords

Recurrent Neural Network (RNN), Reservoir Computing, Sensorimotor Learning, Computational Neuroscience, Active Perception, Self-Organizing Maps, Reinforcement Learning

Mots-Clés

Réseau de neurones récurrent, calcul à base de réservoirs, apprentissage sensorimoteur, neurosciences computationnelles, perception active, cartes auto-organisatrices, apprentissage par renforcement

Encadrant

Xavier Hinaut (chercheur Inria)

xavier.hinaut@inria.fr

Nathan Trouvain (doctorant Inria)

nathan.trouvain@inria.fr

Équipe & Lieu du stage

Équipe Mnémosyne : Inria Bordeaux Sud-Ouest, LABRI & Institut des Maladies Neurodégénératives (Centre Broca Aquitaine, campus Carreire)

<https://team.inria.fr/mnemosyne>

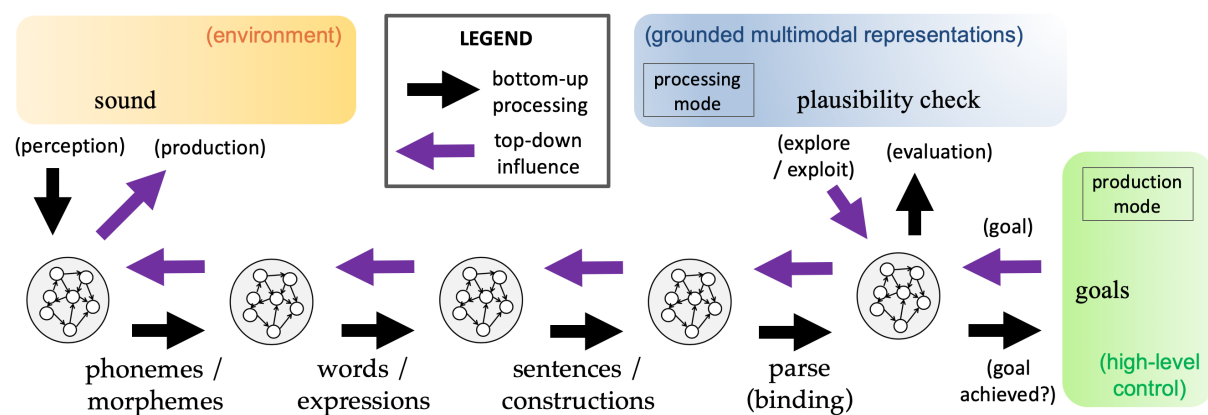


Figure 1: Objectif du projet à long terme pour modéliser la compréhension et la production de la parole avec un ensemble de modèles sensori-moteurs hiérarchiques.

Introduction et contexte scientifique

Lorsque nous écoutons une chanson ou la radio, notre cerveau doit analyser ces stimuli sonores à la volée. Si nous voulons apprendre une chanson entendue à la radio ou des mouvements de danse que nous avons vus sur Youtube, notre cerveau devra les apprendre de manière incrémentale. Notre cerveau ne peut pas "déplier" le temps comme le font les algorithmes d'apprentissage profond tels que la rétropropagation du gradient dans le temps

("Back-Propagation Through Time" - BPTT) : cela équivaldrait à avoir des copies virtuelles de notre cerveau pour chaque instant donné. Cependant, c'est ainsi que procèdent les réseaux neuronaux récurrents (RNN) les plus connus : les LSTM (Long-Short Term Memory networks) peuvent utiliser des centaines de copies virtuelles du cerveau pour apprendre les dépendances à long terme qui sont présentes dans les chansons, le langage ou les danses. Pour comprendre comment le cerveau traite et apprend des séquences, nous avons besoin de modèles utilisant des processus de développement et des mécanismes neurobiologiquement plausibles sans BPTT.

Quand on apprend une chanson, on apprend à imiter ce qu'on entend. Par essais et erreurs, nous essayons de reproduire les sons que nous entendons. Il existe des preuves convergentes que la production et la perception (de chants, du langage ou de gestes) ne sont pas des processus séparés dans le cerveau, mais qu'ils sont plutôt entrelacés. C'est cette imbrication qui permet par exemple aux gens de se prédire eux-mêmes et de se prédire les uns les autres [6]. Le couplage de l'action et de la perception est important car il permet à un agent apprenant (e.g. un bébé, un oiseau ou un modèle) d'apprendre de ses propres actions : par exemple, en apprenant les conséquences perceptuelles (e.g. les sons entendus) de ses propres actions (e.g. les productions vocales) pendant le babillage. Ainsi, l'agent apprendra de manière auto-supervisée. Ce type d'apprentissage est biologiquement plus plausible que l'apprentissage supervisé qui suppose la disponibilité de signaux étiquetés qui doivent être conçus par le modélisateur. L'apprentissage auto-supervisé est fondamental pour les processus de développement tels que le babillage. Schwartz et al. [11] proposent que la perception et l'action sont co-structurées au cours du développement de la parole : les gestes sont façonnés perceptuellement, ils forment une unité perceptuo-motrice. Nous manquons de modèles neuronaux explicitant les mécanismes qui façonnent ces unités perceptuo-motrices au cours du développement de l'enfant.

Objectifs à long terme du projet

L'objectif à long terme du projet est de construire un modèle neuronal dynamique du traitement sonore et de la production vocale : le modèle doit être développemental, hiérarchique et utiliser des mécanismes d'action-perception. Ce modèle multi-échelle s'étendra de l'imitation vocale sensorimotrice au traitement et à la production de longues séquences. Il utilisera des schémas d'apprentissage incrémentaux, avec une exploration orientée par des buts ("goal-oriented exploration") tout en cherchant l'émergence de symboles. Nous voulons créer un mécanisme générique de perception-action qui (i) permettrait à l'action et à la perception de se façonner mutuellement, (ii) tout en permettant d'amorcer le développement de représentations à partir de perceptions sonores brutes, et (iii) qui pourrait être empilé en couches dans une architecture hiérarchique.

Objectifs du stage

Nous souhaitons obtenir de nouveaux mécanismes d'apprentissage par imitation avec des réseaux de neurones récurrent pour de la modélisation en neurosciences. Ces mécanismes permettront d'apprendre en "auto-supervision" c'est-à-dire en combinant de l'apprentissage non-supervisé (i.e. données non-étiquetées) grâce à la capacité du modèle à générer des données (i.e. modèle génératif). Autrement dit, c'est similaire à ce qui peut être fait avec des Réseaux Antagonistes Génératifs (Generative Adversarial Networks - GANs) et de l'apprentissage actif ("active learning"), mais plus centré sur un agent apprenant qui a ses propres objectifs ("goals") en cherchant à imiter certains stimuli.

Du point de vue des neurosciences, ces nouveaux mécanismes "d'action-perception" vont permettre de mieux comprendre comment notre cerveau fait pour percevoir "activement" des stimuli, c'est-à-dire le fait pour un agent d'être capable de catégoriser les stimuli en utilisant sa capacité à imiter ces stimuli.

L'objectif de ce stage est de développer de nouvelles méthodes et architectures de réseaux de neurones récurrents capables d'apprendre incrémentalement à représenter/produire des dynamiques complexes, comme celles du langage. Ce développement s'appuiera sur l'étude de l'état de l'art concernant les cartes auto-organisatrices (SOM) et les réseaux de neurones récurrents (notamment les réseaux de type réservoirs). Le but est d'évaluer la capacité de ces méthodes à produire des représentations auto-supervisées/non-supervisées pertinentes des perceptions et des actions. Des méthodes d'apprentissage par renforcement pourront également être étudiées dans un second temps pour aider à la construction de ces espaces de représentation, par des mécanismes d'imitation.

Méthodes

Nous utiliserons des réseaux de neurones récurrents (RNN) du type Reservoir Computing. Nous les combinerons avec d'autres méthodes d'apprentissage non-supervisés du type carte auto-organisatrices (SOM). Différentes méthodes récemment développées pour ce type de RNN, notamment celles liés à de l'apprentissage faiblement supervisé et de l'apprentissage par renforcement pourront également être explorées et combinées.

L'étudiant pourra choisir d'appliquer les modèles développés aux chants d'oiseaux, à la parole humaine ou aux gestes (e.g. danse). Le projet sera réalisé en utilisant le langage Python à la vue du nombre important de bibliothèques existantes dans le domaine et pour profiter de l'expertise de l'équipe dans ce langage. Il sera utilisé la bibliothèque *ReservoirPy*¹ qui est développé dans l'équipe.

Compétences requises

- Bases solides en math-info et si possible en apprentissage artificiel ;
- Programmation en Python et bibliothèques scientifiques Numpy/Scipy ;

¹ <https://github.com/reservoirpy/reservoirpy>

- Des connaissances en machine learning (dont réseaux de neurones) sont un plus, en particulier sur des techniques de deep learning (CNN, VAE, GAN) ;
- Intérêt pour la recherche en général et les neurosciences en particulier ;
- Capacité à travailler en équipe et à s'organiser dans un projet de recherche ;
- Bonne compréhension de l'Anglais à l'orale et à l'écrit.

Références bibliographiques

- [1] M. H. Christiansen, N. Chater, P. W. Culicover. *Creating language: Integrating evolution, acquisition, and processing*. MIT Press, 2016.
- [2] X. Hinaut, P.F. Dominey. Real-Time Parallel Processing of Grammatical Structure in the Fronto-Striatal System: A Recurrent Network Simulation Study Using Reservoir Computing. *PloS ONE* 8(2): e52946. 2013. doi:10.1371/journal.pone.0052946
- [3] H. Jaeger, H. Haas (2004). Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *science*, 304(5667), 78-80.
- [4] A. Juven, X. Hinaut. Cross-Situational Learning with Reservoir Computing for Language Acquisition Modelling. *International Joint Conference on Neural Networks*, Glasgow, UK. July 2020. (IN PRESS)
- [5] F. Pulvermüller, L. Fadiga. Active perception: sensorimotor circuits as a cortical basis for language. *Nature Reviews Neuroscience*, 11(5):351–360, Apr. 2010.
- [6] M. Pickering, S. Garrod. An integrated theory of language production and comprehension. *Behavioral and brain sciences*, 36(4):329–347, 2013.
- [7] A. Pitti et al. Gated spiking neural network using iterative free-energy optimization and rank-order coding for structure learning in memory sequences. *Neural Networks*, 121:242–258, Jan. 2020.
- [8] S. Pagliarini, A. Leblois, and X. Hinaut. Vocal imitation in sensorimotor learning models: a comparative review. *IEEE Journal of Transaction in Cognitive Developmental Systems*. 2020. (IN PRESS)
- [9] Rougier, N., & Boniface, Y. (2011). Dynamic self-organising map. *Neurocomputing*, 74(11), 1840-1847.
- [10] N. Rougier (2019) Pourquoi votre chat est nul aux échecs et pourtant plus intelligent qu'une IA. *The Conversation*. (hal-02322085) <https://theconversation.com/pourquoi-votre-chat-est-nul-aux-echecs-et-pourtant-plus-intelligent-quune-ia-123584>
- [11] J.-L. Schwartz, A. Basirat, L. Ménard, and M. Sato. The perception-for-action-control theory (PACT): A perceptuomotor theory of speech perception. *J. of Neuroling.*, 25(5):336–354, Sept. 2012.
- [12] A. Strock, X. Hinaut, N. Rougier. *A Robust Model of Gated Working Memory*. *Neural Computation*, Massachusetts Institute of Technology Press (MIT Press), 2019, pp.1-29.