

Utilisation d'un réseau convolutif profond pour comprendre la structure temporelle de la mémoire humaine

L'apprentissage profond (deep learning) est un outil puissant pour mettre à l'épreuve les théories du fonctionnement cognitif humain (1). Des recherches ont notamment mis en évidence les similitudes fonctionnelles et architecturales des réseaux convolutifs profonds de classification d'images avec la hiérarchie du traitement visuel humain (2,3). Sur base de ces travaux, l'objectif de ce projet de recherche est d'utiliser un réseau convolutif de classification d'images afin de mieux comprendre les mécanismes cognitifs qui sous-tendent la compression temporelle des événements dans la mémoire humaine.

La mémoire humaine ne serait pas fonctionnelle si se souvenir d'un événement prenait systématiquement autant de temps que son occurrence passée. Des recherches récentes ont montré que le flux continu de nos expériences est compacté en mémoire, de sorte que le temps nécessaire pour se souvenir d'un événement est plus court que la durée réelle de l'épisode passé (4). Cette relecture comprimée dans le temps est possible parce que le déroulement des événements est représenté en mémoire comme une série de tranches d'expérience passée (appelées « unités d'expérience ») qui sont séparées par des discontinuités temporelles (c'est-à-dire des tranches d'expérience passée qui ne sont pas représentées en mémoire). Le taux de compression temporelle des événements en mémoire dépend de la fréquence des unités d'expérience rappelées par rapport à la durée réelle de l'événement - plus la fréquence des unités d'expérience est faible, plus le taux de compression en mémoire est élevé (5). Ce projet vise à examiner dans quelle mesure les taux de compression temporelle en mémoire dépendent des caractéristiques spécifiques des événements à mémoriser. Selon la théorie de la segmentation, la représentation d'un événement en mémoire se structure autour des transitions importantes dans le flux continu de l'expérience (p. ex., les changements de lieux, objets, personnes, actions, etc.) (6). Dès lors, les changements des caractéristiques visuelles des événements encodés devraient déterminer le taux de compression temporelle de ces événements en mémoire. Pour tester cette hypothèse, nous examinerons dans quelle mesure les taux de compression lors de la remémoration de vidéos représentant des activités de la vie quotidienne sont prédits par les changements du contenu visuel de ces vidéos au cours du temps, tel que déterminé par un réseau convolutif de classification d'images (p. ex., AlexNet). Ces changements de contenu perceptif seront quantifiés sur base de la différence d'activation des différentes couches du réseau en réponse à la succession des images constituant les vidéos (7).

Références

1. Perconti P, Plebe A. Deep learning and cognitive science. *Cognition*. 2020 Oct 1;203:104365.
2. Kriegeskorte N. Deep Neural Networks: A New Framework for Modeling Biological Vision and Brain Information Processing. *Annu Rev Vis Sci*. 2015;1(1):417–46.
3. Lindsay GW. Convolutional Neural Networks as a Model of the Visual System: Past, Present, and Future. *J Cogn Neurosci*. 2021 Sep 1;33(10):2017–31.
4. D'Argembeau A, Jeunehomme O, Stawarczyk D. Slices of the past: how events are temporally compressed in episodic memory. *Memory*. 2021 Mar 9;0(0):1–6.
5. Jeunehomme O, D'Argembeau A. The time to remember: Temporal compression and duration judgements in memory for real-life events. *Q J Exp Psychol*. 2019;72(4):930–42.

6. Zacks JM. Event Perception and Memory. *Annu Rev Psychol.* 2020;71(1):165–91.
7. Roseboom W, Fountas Z, Nikiforou K, Bhowmik D, Shanahan M, Seth AK. Activity in perceptual classification networks as a basis for human subjective time perception. *Nat Commun.* 2019 17;10(1):267.