

Sujet de Thèse : Apprentissage continu

Collaboration Thales LAS France OME et Sorbonne Université Paris6 Lip6 sous la direction de M. Cord

Contact : gilles.henaff@fr.thalesgroup.com

Malgré des performances parfois stupéfiantes des réseaux de neurones nourries avec de grande quantité de données (Deep Learning), la capacité d'apprendre continuellement au fil du temps en adaptant de nouvelles connaissances tout en conservant les expériences déjà apprises représente un défi de longue date pour l'apprentissage automatique et par conséquent, pour le développement de systèmes d'intelligence artificielle (AI)

Le principal problème lié à l'apprentissage continu est que les modèles actuels sont enclins à l'oubli catastrophique ou à l'interférence catastrophique, c'est-à-dire que l'apprentissage d'un modèle interfère avec les connaissances déjà acquises. Ce phénomène conduit généralement à une diminution brusque des performances ou, dans le pire des cas, à l'écrasement complet des anciennes connaissances par la nouvelle. Les modèles d'apprentissage de réseaux de neurones actuels (profonds) excellent dans un certain nombre de tâches de classification en s'appuyant sur un grand nombre d'échantillons d'apprentissage (partiellement) annotés. Cependant, ce schéma d'apprentissage suppose que tous les échantillons sont disponibles pendant la phase d'apprentissage. Bien que le re-apprentissage à partir de rien évite de manière pragmatique les interférences catastrophiques, cette méthodologie est très inefficace et empêche l'apprentissage de nouvelles données en temps réel.

Pour surmonter les interférences catastrophiques, les systèmes d'apprentissage doivent, d'une part, montrer la capacité d'acquérir de nouvelles connaissances et d'affiner les connaissances existantes sur la base nouvelles données acquises en continu et, d'autre part, empêcher les nouveaux intrants d'interférer de manière significative avec les connaissances. La mesure dans laquelle un système doit être plastique pour intégrer de nouvelles informations et stable pour ne pas interférer de façon catastrophique avec les connaissances consolidées est connu sous le nom de dilemme stabilité-plasticité.

Ces dernières années, nous avons constaté un regain d'intérêt pour l'apprentissage continu, tant pour la classification supervisée que pour l'apprentissage par renforcement. Plusieurs approches intéressantes ont été proposées telles que: Learning without Forgetting [1], Progressive Neural Networks [2], Active Long Term Memory Networks [3], Adaptive Convolutional Neural Network [4], PathNet [5], Incremental Regularized Least Squares [6], Elastic Weight Consolidation [7], Encoder-based Lifelong Learning [8].

Les travaux que nous envisageons durant la thèse doivent permettre de développer des méthodes d'apprentissage capables de s'adapter à de nouvelles connaissances, comme de nouveaux exemples ou de nouvelles classes mais rester durables en termes de ressources (calcul/mémoire). In fine, ces méthodes devront poser les bases d'agents autonomes qui à l'instar des humains et des animaux ont la capacité à apprendre de nouvelles tâches de façon autonome.

- [1] Zhizhong Li and Derek Hoiem. Learning without forgetting. In Computer Vision - ECCV 2016: 14th European Conference, Amsterdam, The Netherlands, October 11-14, 2016, Proceedings, Part IV, volume 9908 LNCS, pages 614–629, 2016.
- [2] Andrei A Rusu, Neil C Rabinowitz, Guillaume Desjardins, Hubert Soyer, James Kirkpatrick, Koray Kavukcuoglu, Razvan Pascanu, and Raia Hadsell. Progressive Neural Networks. arXiv preprint arXiv:1606.04671, 2016.
- [3] Tommaso Furlanello, Jiaping Zhao, Andrew M. Saxe, Laurent Itti, and Bosco S. Tjan. Active Long Term Memory Networks. arXiv preprint arXiv:1606.02355, 2016.
- [4] Yuanyuan Zhang, Dong Zhao, Jiande Sun, Guofeng Zou, and Wentao Li. Adaptive Convolutional Neural Network and Its Application in Face Recognition. *Neural Processing Letters*, 43(2):389–399, 2016.
- [5] Chrisantha Fernando, Dylan Banarse, Charles Blundell, Yori Zwols, David Ha, A Rusu, Alexander Pritzel, and Daan Wierstra. PathNet: Evolution Channels Gradient Descent in Super Neural Networks. arXiv preprint arXiv:1701.08734, 2017.
- [6] Raffaello Camoriano, Giulia Pasquale, Carlo Ciliberto, Lorenzo Natale, Lorenzo Rosasco, and Giorgio Metta. Incremental Robot Learning of New Objects with Fixed Update Time. arXiv preprint arXiv:1605.05045, 2016.
- [7] James Kirkpatrick, Razvan Pascanu, Neil Rabinowitz, Joel Veness, Guillaume Desjardins, Andrei A Rusu, Ierlan Milan, John Quan, Tiago Ramalho, Agnieszka Grabska-Barwinska, Demis Hassabis, Claudia Clopath, Dharshan Kumaran, and Raia Hadsell. Overcoming catastrophic forgetting in neural networks. In *Proceedings of the National Academy of Sciences*, volume 114, pages 3521–3526, 2017.
- [8] Amal Rannen Triki, Rahaf Aljundi, Mathew B. Blaschko, and Tinne Tuytelaars. Encoder Based Lifelong Learning. arXiv preprint arXiv:1704.01920, 2017.