

Apprendimento Automatico Continuo per la Robotica e la Visione Artificiale

Vincenzo Lomonaco, Lorenzo Pellegrini, Davide Maltoni

Alma-Mater Studiorum - Università di Bologna

{vincenzo.lomonaco, lorenzo.pellegrini3, davide.maltoni}@unibo.it

Abstract

Nell'ultimo decennio l'apprendimento automatico ha conquistato uno stato di assoluta rilevanza nello sviluppo di sistemi artificiali intelligenti, rendendo possibile lo sviluppo di applicazioni di una difficoltà ritenuta difficilmente gestibile nei decenni precedenti. Tuttavia, ad oggi, gran parte di questi sistemi soffrono di alcune inefficienze e vulnerabilità soprattutto se esposti in ambienti dall'elevata dinamicità e soggetti a cambiamento. In particolare, il processo di apprendimento è generalmente limitato ad una fase controllata di addestramento su un insieme di dati limitato e successivamente inibito a seguito del rilascio del sistema nel suo ambiente operativo. Ciò comporta notevoli inefficienze e storture, giacché il sistema non è in grado di adattarsi alle esigenze del caso. In questo breve sommario, si riporta l'attività svolta da un gruppo di ricerca dell'università di Bologna circa l'apprendimento automatico continuo, una possibile soluzione al problema d'efficienza ed adattabilità di sistemi artificiali intelligenti, ed alla sua applicazione negli ambiti della robotica e della visione artificiale per l'automazione industriale.

1 Introduzione

L'apprendimento automatico su ampi e rappresentativi insiemi di dati etichettati costituisce oggi una delle soluzioni più efficaci per la costruzione di modelli predittivi alla base di sistemi intelligenti. Questo processo spesso presuppone la collezione dei dati ritenuti sufficientemente rappresentativi del compito specifico che il sistema ha obiettivo di eseguire. Tuttavia, con dati dall'elevata dimensionalità ed in contesti altamente dinamici, dove si è di fronte a flussi continui di dati da processare e dai quali apprendere, questa assunzione diventa inabilitante. Infatti, quello che si desidererebbe in questi contesti, è piuttosto un sistema intelligente *adattivo* e *scalabile* in termini di intelligenza, che riesca a conformarsi in maniera flessibile alle situazioni del caso, incrementando nel tempo la sua conoscenza e le sue capacità operative proprio come un sistema di apprendimento biologico [Lake *et al.*, 2016]. L'*apprendimento automatico continuo* (a volte etichettato come "*Continual Learning*" oppure "*Lifelong*

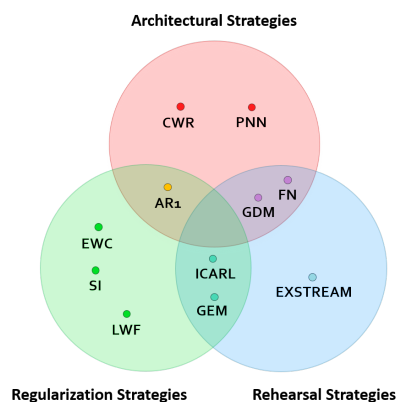


Figura 1: Diagramma di Venn di alcune delle più popolari strategie di apprendimento continuo: CWR [Lomonaco e Maltoni, 2017], PNN [Rusu *et al.*, 2016], EWC [Kirkpatrick *et al.*, 2017], SI [Zenke *et al.*, 2017], LWF [Li e Hoiem, 2016], ICARL [Rebuffi *et al.*, 2017], GEM [Lopez-paz e Ranzato, 2017], FN [Kemker e Kanan, 2018], GDM [Parisi *et al.*, 2018b], EXSTREAM [Hayes *et al.*, 2018] and AR1 [Maltoni e Lomonaco, 2018].

Machine Learning") [Cai *et al.*, 2018] costituisce una valida soluzione a questo problema. L'apprendimento continuo, nonostante la sua intuitiva e biologicamente motivata importanza, è solo recentemente rientrato tra gli interessi principali della comunità di apprendimento automatico e più in particolare di apprendimento profondo ("*Deep Learning*") [Parisi *et al.*, 2018a]. Ciò nonostante, sulla base dei primi sviluppi e risultati empirici, noi crediamo che questa disciplina possa risultare in un drammatico sviluppo tecnologico e possibilità applicative nell'ambito dei sistemi intelligenti per l'automazione domestica ed industriale. Sebbene la nostra ricerca presso l'Università di Bologna, sia di tipo fondante ed abilitante rispetto alla teoria ed algoritmica dell'apprendimento continuo, i principali campi applicativi di riferimento sono costituiti dalla robotica e dalla visione artificiale. In questo breve sommario si riportano le attività svolte e progettualità future in questo ambito.

2 Apprendimento Continuo

L'apprendimento continuo è sempre stato parte integrante nella visione di agenti e sistemi intelligenti sin dagli albo-

ri dell' intelligenza artificiale e dell'apprendimento automatico [Turing, 1950]. Tuttavia, innumerevoli sono stati gli impedimenti che hanno avuto, negli anni, una legittima priorità tematica in questo campo, in primis la compressione della conoscenza in problemi dell'elevata dimensionalità. Nonostante primissimi e pionieristici lavori degli anni 90 atti a formalizzare il problema, l'apprendimento continuo è diventato un argomento di crescente e portante interesse solo dopo la rivoluzione apportata dall'apprendimento profondo. Ad oggi il problema principale dell'apprendimento continuo è costituito dal fenomeno della dimenticanza catastrofica ("*Catastrophic Forgetting*") [French, 1999; Robins, 1995; McCloskey e Cohen, 1989] che nei sistemi a discesa del gradiente, come le reti neurali artificiali, è costituito da una rapida modifica dei parametri del modello predittivo solo in funzione dei dati più recentemente processati. Nell'arco dell'ultimi anni, un ampio numero di strategie di apprendimento continuo sono state proposte per attaccare il problema. In particolare esse si dividono in:

1. **Strategie Architetture:** Basate su modifiche architetture del modello predittivo, come il blocco di alcuni parametri, l'aggiunta di nuovi e la modifica delle connessioni strutturali tra di essi.
2. **Strategie di Regolarizzazione:** Basate sulla regolarizzazione del processo di apprendimento atta a modulare la plasticità dei parametri in funzione della loro importanza rispetto alle distribuzioni di dati incontrate.
3. **Strategie di Rinfresco:** Basate sull' adoperazione di una memoria esterna a dimensione fissa per memorizzare esempi rappresentativi delle distribuzioni dati incontrate in precedenza.

In Figura 1 vengono riportate alcune delle più popolari strategie di apprendimento continuo per ognuna delle aree sopra elencate.

3 Robotica e Sistemi Integrati

Il campo della robotica ha sempre costituito un difficile banco di prova per le tecniche di intelligenza artificiale, riguardando il complesso problema della *personificazione* ("*Embodiment*") di tali sistemi software in hardware complesso e dalle scarse risorse computazionali ed energetiche. Inoltre i vincoli dei contesti operativi reali, lontani dagli spesso semplicistici modelli di simulazione, rendono inabilitanti molte delle tecniche prototipali sviluppate nell'ambito dell'apprendimento automatico. Tuttavia, la comunità di robotica, forse più di quella dell'intelligenza artificiale, ha sempre sviluppato l'idea di agenti intelligenti in chiave evolutiva ed adattiva, laddove l'apprendimento continuo efficiente, il confronto con una serie innumerevole di compiti in contesti dinamici e scarsamente predicibili è una costante [Lungarella *et al.*, 2003]. Robot domestici ed industriali, droni e sistemi integrati, potrebbero beneficiare enormemente di una maggiore flessibilità conoscitiva ed adattabilità in contesti sempre cangianti. Inoltre l'efficienza e scalabilità introdotta da un processo di apprendimento continuo (che sfrutta la conoscenza pregressa in diversi compiti per lo svolgimento di nuovi) costituisce un' intera ed originale chiave di lettura al problema del

risparmio di risorse di memoria, computazionali ed energetiche, migliorando sensibilmente l'autonomia di tali sistemi ed abilitando procedure di apprendimento operabili direttamente sul dispositivo, localmente, piuttosto che in ambienti di computazione altamente performanti. Questo, a sua volta, rende possibile non inoltrare mai dati privati su dispositivi terzi, aumentando la privacy e lasciando cadere il vincolo di una connessione Internet sempre disponibile. Una prima formalizzazione in ambito robotico del problema di apprendimento continuo è stata proposta da Thrun nel 1995 [Thrun e Mitchell, 1995]. Il nostro laboratorio lavora all'integrazione di tecniche moderne di apprendimento continuo profondo su piattaforme a basso costo come il *NAO Robot* (rilasciato nel 2008 dalla Aldebaran-Robotics) inclusa la navigazione autonoma, la raccolta di oggetti, l'interazione uomo-macchina e altri compiti di varia natura.

4 Visione Artificiale

La visione artificiale rappresenta uno degli aspetti di primario interesse per i sistemi robotici ed una vasta gamma di applicazione per l'automazione industriale. La vista rappresenta infatti uno dei principali meccanismi percettivi abilitanti sia per sistemi biologici che artificiali, oltre ad essere uno dei campi di maggior successo applicativo per i recenti sviluppi di apprendimento automatico profondo. In questo ambito, focus principale della nostra ricerca in ambito di apprendimento continuo, innumerevoli sono le attività condotte dal nostro laboratorio. In primis la proposta del primo insieme di dati e sistema di valutazione specificatamente progettato per l'apprendimento continuo ed il riconoscimento, identificazione e segmentazione di oggetti: CORE50 [Lomonaco e Maltoni, 2017]. In secondo luogo la proposta di efficienti strategie architetture e di regolarizzazione per l'apprendimento continuo come CWR, CWR+ [Lomonaco e Maltoni, 2017], SST [Maltoni e Lomonaco, 2017] ed AR1 [Maltoni e Lomonaco, 2018], e di nuove metriche per la valutazione complessiva di questo tipo di algoritmi [Natalia Diaz Rodriguez *et al.*, 2018]. *ARI*, in particolare, costituisce ad oggi uno degli algoritmi allo stato dell'arte per il riconoscimento incrementale di oggetti, laddove non sia possibile o consentito immagazzinare dati già incontrati mediante un efficiente combinazione di strategie architetture e di regolarizzazione.

5 Conclusioni e Sviluppi Futuri

Sebbene l'apprendimento continuo con architetture di tipo profondo sia ancora ai suoi esordi, lavorando su compiti di media complessità e non ancora in contesti operativi reali, è già possibile intravedere una vasta gamma di applicazioni che questa nuova idea di apprendimento potrebbe abilitare. Nel futuro prossimo pianifichiamo di scalare questi sistemi prototipali di apprendimento continuo in situazioni reali con un numero elevato di compiti e flussi di dati sempre cangianti e di integrare altre tecniche di apprendimento con rinforzo e non supervisionate. Inoltre il nostro focus verterà sulla efficienza, robustezza e portabilità di questi sistemi, caratteristiche ad oggi ancora spesso ignorata nella comunità ma che riteniamo fondamentale per l'applicazione concreta dell'apprendimento continuo nella vita reale.

Riferimenti bibliografici

- [Cai *et al.*, 2018] Shanshan Cai, Zhuwei Xu, Zhichao Huang, Yueru Chen, e C.C. JayKuo. Enhancing CNN Incremental Learning Capability with an Expanded Network. In *2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*, pages 1–6. IEEE, jul 2018.
- [French, 1999] Robert M. French. Catastrophic forgetting in connectionist networks. *Trends in Cognitive Sciences*, 3(4):128–135, 1999.
- [Hayes *et al.*, 2018] Tyler L. Hayes, Nathan D. Cahill, e Christopher Kanan. Memory Efficient Experience Replay for Streaming Learning. *arXiv preprint arXiv:1809.05922*, 2018.
- [Kemker e Kanan, 2018] Ronald Kemker e Christopher Kanan. FearNet: Brain-Inspired Model For Incremental Learning. In *International Conference on Learning Representations (ICLR2018)*, pages 1–16, Vancouver, Canada, 2018.
- [Kirkpatrick *et al.*, 2017] James Kirkpatrick, Razvan Pascanu, Neil Rabinowitz, Joel Veness, Guillaume Desjardins, Andrei A Rusu, Kieran Milan, John Quan, Tiago Ramalho, Agnieszka Grabska-barwinska, Demis Hassabis, Claudia Clopath, Dharshan Kumaran, e Raia Hadsell. Overcoming catastrophic forgetting in neural networks. 114(13):3521–3526, 2017.
- [Lake *et al.*, 2016] Brenden M Lake, Tomer D Ullman, Joshua B Tenenbaum, Samuel J Gershman, e Cognitive Sciences. Building Machines That Learn and Think Like People. pages 1–55, 2016.
- [Li e Hoiem, 2016] Zhizhong Li e Derek Hoiem. Learning without forgetting. In *14th European Conference on Computer Vision (ECCV 2016)*, volume 9908 LNCS, pages 614–629, Amsterdam, Netherlands, 2016.
- [Lomonaco e Maltoni, 2017] Vincenzo Lomonaco e Davide Maltoni. CORE50: a New Dataset and Benchmark for Continuous Object Recognition. In Sergey Levine, Vincent Vanhoucke, e Ken Goldberg, editors, *Proceedings of the 1st Annual Conference on Robot Learning*, volume 78 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 17–26. PMLR, 2017.
- [Lopez-paz e Ranzato, 2017] David Lopez-paz e Marc’Aurelio Ranzato. Gradient Episodic Memory for Continuum Learning. In *Advances in neural information processing systems (NIPS 2017)*, 2017.
- [Lungarella *et al.*, 2003] Max Lungarella, Giorgio Metta, Rolf Pfeifer, e Giulio Sandini. Developmental robotics: A survey. *Connection Science*, 15(4):151–190, 2003.
- [Maltoni e Lomonaco, 2017] D. Maltoni e V. Lomonaco. Semi-supervised tuning from temporal coherence. In *Proceedings - International Conference on Pattern Recognition*, 2017.
- [Maltoni e Lomonaco, 2018] Davide Maltoni e Vincenzo Lomonaco. Continuous Learning in Single-Incremental-Task Scenarios. *arXiv preprint: 1806.08568v3*, pages 1–26, 2018.
- [McCloskey e Cohen, 1989] Michael McCloskey e Neal J. Cohen. Catastrophic Interference in Connectionist Networks: The Sequential Learning Problem. *Psychology of Learning and Motivation - Advances in Research and Theory*, 24(C):109–165, 1989.
- [Natalia Diaz Rodriguez *et al.*, 2018] Natalia Diaz Rodriguez, Vincenzo Lomonaco, Davide Maltoni, e David Filliat. Don’t forget, there is more than forgetting: new metrics for Continual Learning. *arXiv preprint arXiv:1810.13166v1*, pages 1–7, 2018.
- [Parisi *et al.*, 2018a] German I. Parisi, Ronald Kemker, Jose L. Part, Christopher Kanan, e Stefan Wermter. Continual Lifelong Learning with Neural Networks: A Review. *arXiv preprint arXiv:1802.07569*, 2018.
- [Parisi *et al.*, 2018b] German I. Parisi, Jun Tani, Cornelius Weber, e Stefan Wermter. Lifelong Learning of Spatiotemporal Representations with Dual-Memory Recurrent Self-Organization. *arXiv preprint arXiv:1805.10966*, pages 1–20, 2018.
- [Rebuffi *et al.*, 2017] Sylvestre-alvise Rebuffi, Alexander Kolesnikov, Georg Sperl, e Christoph H Lampert. iCaRL: Incremental Classifier and Representation Learning. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, Hawaii, 2017.
- [Robins, 1995] Anthony Robins. Catastrophic Forgetting, Rehearsal and Pseudorehearsal. *Connection Science*, 7(2):123–146, 1995.
- [Rusu *et al.*, 2016] Andrei A Rusu, Neil C Rabinowitz, Guillaume Desjardins, Hubert Soyer, James Kirkpatrick, Koray Kavukcuoglu, Razvan Pascanu, e Raia Hadsell. Progressive Neural Networks. *arXiv preprint arXiv:1606.04671*, 2016.
- [Thrun e Mitchell, 1995] Sebastian Thrun e Tom M Mitchell. Lifelong Robot Learning. *The biology and technology of intelligent autonomous agents*, pages 165—196, 1995.
- [Turing, 1950] Alan M Turing. Computing Machinery and Intelligence. 1950.
- [Zenke *et al.*, 2017] Friedemann Zenke, Ben Poole, e Surya Ganguli. Continual Learning Through Synaptic Intelligence. In *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*, volume 70, pages 3987–3995, Sydney, Australia, 2017.