

## **Titolo: Tecniche di transfer learning e domain adaptation per applicazioni industriali del deep learning**

### **Progetto di ricerca e piano di attività**

Dal 2012, anno in cui una rete neurale convoluzionale (*Convolutional Neural Network*, CNN) sviluppata dall'Università di Toronto ha ridotto drasticamente l'errore di classificazione sul dataset ImageNet (<http://www.image-net.org/>), le tecniche di *deep learning* stanno sempre più rivoluzionando la computer vision, portando all'affermazione del paradigma di riconoscimento immagini *data-driven* e privo di programmazione sia in ambito scientifico sia in molteplici scenari applicativi. Nell'ambito delle applicazioni di natura industriale, tuttavia, non sempre risulta possibile trarre vantaggio dalle potenzialità del *deep learning* a causa della difficoltà di reperire le grandi quantità di dati annotati (*Big Data*) che sono tipicamente necessarie per l'addestramento delle CNN utilizzate per tutti i principali *task* di riconoscimento visuale (*image classification, object detection, semantic segmentation, instance segmentation*). Difatti, negli scenari industriali risulta spesso problematico, e in alcuni casi impossibile, sia acquisire dataset caratterizzati da diverse migliaia di immagini (un tipico requisito per l'addestramento di una CNN) sia annotare tali immagini, ove con annotazione si fa riferimento a quel processo mediante cui un cosiddetto oracolo (tipicamente un operatore esperto del dominio) associa ad ogni immagine che si intende utilizzare per l'addestramento l'informazione che la CNN dovrebbe essere in grado di produrre (ovvero la così detta *ground-truth*). Uno dei settori più rilevanti, in particolare per il tessuto economico dell'Emilia Romagna, in cui la problematica della disponibilità di grandi quantità di dati annotati per l'addestramento di CNN dedicate al riconoscimento visuale risulta particolarmente critica è l'automazione industriale, come è anche emerso nel recente workshop su "AI for Industrial Automation" (<http://ital-ia.it/workshop/ai-for-industrial-automation>) tenutosi a Roma nell'ambito del primo Convegno Nazionale CINI sull'Intelligenza Artificiale (<http://ital-ia.it/>).

Il paradigma sopra menzionato, che prevede l'addestramento di una CNN per mezzo di un ampio dataset di immagini annotate è detto apprendimento supervisionato (*supervised learning*), ed è oggi alla base di tutte le principali applicazioni di successo del *deep learning*. Tuttavia, riconoscendo le difficoltà che si incontrano nel reperire i dati necessari per l'addestramento supervisionato in diversi scenari applicativi, la comunità scientifica ha iniziato a studiare, sviluppare e validare diversi tipi di tecniche orientate a trasferire la conoscenza (*transfer learning*) fra differenti domini (ovvero fra dataset acquisiti in contesti e/o con sensori simili ma non perfettamente identici) e differenti *task* visuali. Più precisamente, con il termine di *transfer learning* si fa riferimento ad un insieme di tecniche volte a modificare un modello addestrato a svolgere un certo *task* in un certo dominio affinché esso possa fornire prestazioni soddisfacenti quando utilizzato in altro dominio oppure per un altro *task*. In questo contesto, le prime proposte scientifiche di successo hanno riguardato l'adattamento ad altri *task* (ad esempio *object detection*) di CNN per *image classification* pre-addestrate su ImageNet, un dataset molto vasto, composto da milioni di immagini che rappresentano migliaia di concetti, ma che non forniva le annotazioni sulla posizione degli oggetti di interesse nell'immagine,

necessarie per addestrare algoritmi di *object detection*. Successivamente, alcuni lavori seminali hanno dimostrato la possibilità di pre-addestrare una CNN a svolgere uno specifico *task* per mezzo di grandi quantità di immagini sintetiche generate con tecniche di computer graphics, che risultano quindi annotate “per costruzione”, per poi eseguire l’adattamento per il medesimo task utilizzando solo un numero limitato di immagini reali annotate provenienti dal dominio di interesse. L’esplosione della ricerca sui modelli generativi, quali in particolare le GAN (*Generative Adversarial Networks*), ha portato quindi allo studio di un nuovo paradigma di *transfer learning*, cui si fa riferimento come *domain adaptation*, in cui le immagini sintetiche annotate sono modificate per mezzo di opportune *image-to-image translation networks* così da assomigliare il più possibile a quelle reali provenienti dal dominio applicativo di interesse prima di eseguire il pre-addestramento (o il vero e proprio addestramento). Ulteriori approcci cercano di addestrare modelli in grado di fornire prestazioni adeguate in due domini pur sfruttando annotazioni disponibili solo (o prevalentemente) in uno di essi (*feature-level domain adaptation*) o che, pur essendo addestrati solo sul dominio su cui sono disponibili le annotazioni, possano essere più efficacemente adattati rispetto al dominio di interesse (*learning-to-learn* o *meta-learning*).

Sebbene la ricerca scientifica nell’ambito delle tecniche di *transfer learning* stia vivendo oggi una fase di grandissimo fermento, con la continua pubblicazione di nuove idee e soluzioni sempre più efficaci sui benchmark scientifici di riferimento, non è ancora avvenuto un significativo trasferimento tecnologico verso il mondo delle applicazioni industriali.

Nell’ambito del progetto di ricerca collegato al presente assegno di ricerca si è così stabilito di dedicare la prima parte delle attività ad uno studio approfondito delle più recenti tecniche di transfer learning e domain adaptation, in maniera da individuare quelle che risultano potenzialmente più promettenti in relazione agli scenari applicativi di maggior interesse per Injenia. Questa fase si prevede possa avere una durata di circa 2 mesi e produrre come risultato la selezione delle tecniche potenzialmente più interessanti. In questo ambito si evidenzia come particolare attenzione sarà dedicata ad un innovativo paradigma proposto dal DISI in una recente pubblicazione<sup>1</sup> presso la conferenza internazionale ICCV 2019. In tale lavoro, per la prima volta in letteratura, si propone di affrontare il problema della domain adaptation sfruttando il trasferimento di conoscenza fra task visuali correlati. In particolare, viene proposto l’uso di una rete neurale in grado di trasferire una rappresentazione latente adatta a risolvere un certo task visuale (ad esempio, la segmentazione semantica) verso una rappresentazione latente adatta a risolvere un’altro task (ad esempio, la stima della profondità da una singola immagine). In tal modo, è possibile risolvere il task target (nell’esempio considerato, la stima della profondità da una singola immagine) mediante un modello (ovvero una rete neurale convoluzionale) addestrato senza supervisione esplicita su tale task (quindi senza necessità di immagini annotate).

Successivamente, l’attività di ricerca sarà focalizzata, per circa 8 mesi, sullo sviluppo di un’approccio (o una famiglia di approcci) innovativo che, facendo leva sulla letteratura della domain adaptation e del transfer learning, possa assumere una valenza il più possibile generale in relazione alla possibilità di trasferire

---

<sup>1</sup> Pierluigi Zama Ramirez, Alessio Tonioni, Samuele Salti, Luigi Di Stefano, “*Learning Across Task and Domains*”, ICCV 2019.

conoscenza appresa (ovvero modelli di reti neurali addestrate) fra differenti scenari applicativi di interesse per Injenia. Sostanzialmente, l'obiettivo dello sviluppo è quello di definire un nuovo framework di "model transfer" per reti neurali convoluzionali adatto a minimizzare il costo dell'addestramento di un modello in un nuovo scenario applicativo (che può implicare un cambio sia di task sia di dominio sia di entrambi).

Infine, gli ultimi due mesi di attività saranno dedicati a testare il framework sviluppato in uno o due casi di studio proposti da Injenia.

Come risultati del progetto ci si attende sia lo sviluppo di un framework software che realizzi la sopramenzionata funzionalità di "model transfer" sia la stesura di almeno una pubblicazione scientifica in una prestigiosa sede internazionale.