

Augmented Reality e Machine Learning per Manutenzione Predittiva in Ambito Industria 4.0

Marco Vernier

Eye Tech srl, Via Prasecco, 3/A, 33170 Pordenone, Italia

marco.vernier@eye-tech.it

Gian Luca Foresti, Christian Micheloni, Niki Martinel, Claudio Piciarelli, Mattia Zanier, Sara Guttilla

Dipartimento di Scienze Matematiche, Informatiche e Fisiche, Università di Udine, Viale delle Scienze, 206, 33100 UDINE, Italia

{gianluca.foresti, christian.micheloni, niki.martinel, claudio.piciarelli, sara.guttilla}@uniud.it

Abstract

I sistemi in realtà aumentata (Augmented Reality - AR) stanno riscuotendo un enorme successo in diversi campi applicativi, soprattutto in quello industriale. Grazie alla digitalizzazione introdotta dalla quarta rivoluzione industriale, la realtà aumentata sta assumendo un ruolo fondamentale nella trasformazione digitale dei processi produttivi aziendali. Il nostro contributo propone un sistema intelligente di realtà aumentata che supporta l'utente in determinati processi produttivi di controllo della qualità dei prodotti. Si propone pertanto un sistema in grado di rilevare, mediante specifici algoritmi di Machine Learning, possibili anomalie che si verificano su specifici componenti meccanici e di segnalarle in tempo reale all'operatore mediante l'utilizzo della realtà aumentata.

1 Introduzione

Negli ultimi anni la realtà aumentata ha riscosso un enorme interesse in diversi contesti industriali, e in particolare, nello smart manufacturing. Il termine realtà aumentata fa riferimento a sistemi intelligenti in grado di sovrapporre elementi virtuali, generati dal computer, ad elementi reali appartenenti all'ambiente circostante nel quale si trova l'utente. Un sistema viene definito di realtà aumentata se rispetta le seguenti proprietà: i) combina oggetti reali e virtuali nello stesso ambiente; ii) funziona in modo interattivo e in tempo reale; iii) registra (allinea) oggetti reali e virtuali tra loro.

Le recenti applicazioni di AR si possono fruire utilizzando diversi tipi di dispositivi come per esempio smartphone o tablet di ultima generazione. Negli ultimi anni però, gli smartglass, ovvero i visori intelligenti indossabili come normali occhiali, sono diventati una tecnologia ampiamente impegnata in numerose applicazioni di realtà aumentata. Google LLC, con i Google Glass, è stata una tra le prime aziende che hanno investito fortemente in un progetto smartglass. Attualmente, molte altre aziende producono diverse tipologie di visori intelligenti per realtà aumentata, come Osterhoutgroup con ODG smartglass, Epson con Moverio BT-300, Vuzix con Vuzix Blade, Microsoft con HoloLens, Magic Leap con i Magic Leap One, ecc..

Le applicazioni di AR si possono differenziare in due macro categorie: marker-based e marker-less. La categoria marker-based include tutte le applicazioni AR basate sul riconoscimento e il tracciamento di un marker (per esempio un Qr-code). La categoria senza marker (marker-less) include tutte le applicazioni di AR in cui vengono utilizzati algoritmi di visione artificiale per riconoscere e tracciare specifiche caratteristiche di oggetti reali che si trovano nell'ambiente circostante. Nonostante il riconoscimento di marker aumenti la robustezza e riduca i requisiti computazionali, posizionare un marker nell'area di lavoro potrebbe essere intrusivo e problematico nei diversi scenari del mondo reale [Genc et al., 2002]. Nello stato dell'arte esistono diversi contesti applicativi nei quali viene utilizzata la realtà aumentata come per esempio l'ambito medico [Westerfield et al., 2015], nel patrimonio culturale [Bostanci et al., 2015], nell'istruzione [Cai et al., 2014], per il turismo [Haugstvedt et al., 2012] e nell'ambito industriale [Wang et al., 2016].

In questo contributo presentiamo un'applicazione AR di tipo marker-less che sia in grado di riconoscere l'ambiente circostante e in particolare specifici componenti meccanici. Lo scopo principale dell'applicativo è quello di effettuare un controllo della qualità in tempo reale del componente acquisito, che permetta all'utente di segnalare, mediante la realtà aumentata, eventuali anomalie come per esempio installazioni errate o assemblaggi mancanti. I vantaggi introdotti da questo tipo di sistema possono essere molteplici. In particolare, l'applicazione può essere utilizzata per formare nuovi tecnici che devono installare particolari componenti meccanici per la prima volta, senza pertanto dover esser assistiti da altri operatori più esperti. Inoltre, può essere utilizzato nel processo di controllo qualità, poiché un operatore può utilizzarlo per verificare se il componente è stato installato correttamente o meno. Inoltre l'utilizzo di visori intelligenti come gli smartglass, garantisce una soluzione a mani libere, senza compromettere le normali attività dell'operatore.

2 Descrizione del sistema

L'obiettivo del sistema di realtà aumentata proposto è quello di riconoscere specifiche anomalie durante il controllo qualità di particolari componenti meccanici. Nelle procedure di assemblaggio, per esempio, si verificano molto spesso queste problematiche, in quanto alcuni componenti risultano a volta assemblati in modo errato, mentre altre volte non vengono

installati completamente. Il funzionamento dell'applicativo proposto è semplice: l'operatore analizza il componente meccanico mediante l'utilizzo del visore smartglass. Il flusso video acquisito dalla videocamera del visore in uso viene elaborato con specifici algoritmi di deep learning, che hanno l'obiettivo di rilevare eventuali criticità. Le anomalie riscontrate vengono successivamente segnalate all'utente in tempo reale mediante il supporto della realtà aumentata.

3 Architettura del sistema

L'architettura logica del sistema si può riassumere nello schema in Figura 1.



Figura 1: Architettura logica del sistema.

Ogni singolo frame estratto dal flusso video acquisito dal dispositivo smartglass in uso, viene inviato in input ad un modulo di object detection che ha il compito di analizzare il componente meccanico acquisito. L'analisi viene effettuata attraverso algoritmi di deep learning, opportunamente adde-

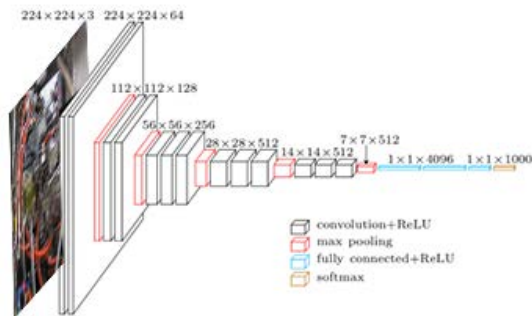


Figura 2: esempio di deep network utilizzata per la fase di classificazione.

strati per il riconoscimento di particolari anomalie. A tal proposito, è utilizzata una rete convoluzionale (Convolutional Neural Network – CNN) il cui modello generato, viene poi utilizzato per la successiva fase di classificazione.

L'operazione di addestramento e di classificazione prevede principalmente due fasi: nella prima fase, la rete viene modellata e addestrata a riconoscere la maggior parte di anomalie che si possono riscontrare sul componente che si vuole analizzare. Questa fase viene svolta off-line, su un'architettura hardware/software con specifiche capacità computazionali. Il modello ottenuto, viene successivamente utilizzato nella fase di classificazione che avviene direttamente sul dispositivo smartglass in uso. Alcuni test sperimentali hanno dimostrato come questa architettura possa normalmente funzionare su determinati dispositivi smartglass come HoloLens, con ridotte capacità computazionali. Al contrario però, la medesima architettura può essere adattata mediante l'utilizzo di un classificatore basato su cloud, dove l'elaborazione delle

immagini avviene su un server remoto e la risposta viene inviata al dispositivo in uso (questa soluzione comporta dei ritardi dovuti all'invio e all'elaborazione dei frame attraverso l'infrastruttura di rete).

Qualora, l'anomalia fosse riscontrata dal modulo di object detection, le coordinate di un bounding box contenente l'area dell'immagine nella quale la stessa anomalia è stata rilevata,

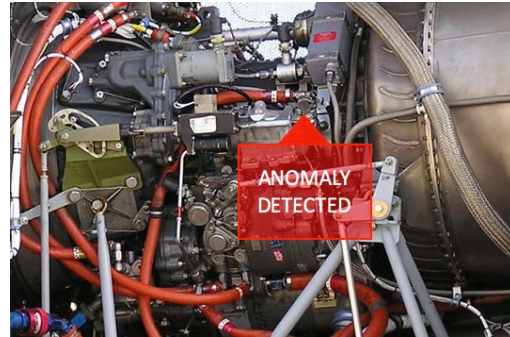


Figura 3: Esempio di anomaly detection su un componente meccanico.

vengono inviate al modulo di AR Animation and Tracking, che ha il compito di visualizzare un messaggio di errore in realtà aumentata (Figura 3) e di mantenerlo allineato in tempo reale all'area dell'oggetto interessata. In questo caso vengono utilizzati specifici algoritmi di tracking per mantenere un riferimento dell'area dove si presenta l'anomalia e dove verrà sovrapposto il messaggio di anomalia in realtà aumentata.

Riferimenti bibliografici

- [Genc et al., 2002] Y. Genc, S. Riedel, F. Souvannavong, C. Akinlar, and N. Navab, "Marker-less tracking for ar: a learning-based approach," *International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, 2002, pp. 295–304.
- [Bostanci et al., 2015] E. Bostanci, N. Kanwal, and A. F. Clark, "Augmented reality applications for cultural heritage using kinect," *Human-centric Computing and Information Sciences*, vol. 5, no. 1, p. 20, 2015.
- [Westerfield et al., 2015] G. Westerfield, A. Mitrovic, and M. Billingham, "Intelligent augmented reality training for motherboard assembly," *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 25, no. 1, pp. 157–172, 2015.
- [Cai et al., 2014] S. Cai, X. Wang, and F.-K. Chiang, "A case study of augmented reality simulation system application in a chemistry course," *Computers in Human Behavior*, vol. 37, pp. 31–40, 2014.
- [Haugstvedt et al., 2012] A.-C. Haugstvedt and J. Krogstie, "Mobile augmented reality for cultural heritage: A technology acceptance study," *IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR)*, pp. 247–255.
- [Wang et al., 2016] X. Wang, S. Ong, and A. Nee, "A comprehensive survey of augmented reality assembly research," *Advances in Manufacturing*, vol. 4, no. 1, pp. 1–22, 2016.