

Giochi Robotici Adattativi: ottimizzare l'interazione fisica per massimizzare il divertimento

Andrea Bonarini

AI & Robotics Lab, Dipartimento di Elettronica, Informazione e Bioingegneria, Politecnico di Milano
andrea.bonarini@polimi.it

Abstract

Lo sviluppo di giochi in cui il robot coinvolge in modo attivo dei giocatori umani e si adatta in tempo reale alle loro capacità e al loro stile di gioco per massimizzare il divertimento, richiede l'uso di tecniche di intelligenza artificiale a diversi livelli. Il superamento delle difficoltà di questo tipo di applicazioni costituisce una delle sfide più significative nel settore dell'interazione tra persone e robot. Vengono riportati nell'articolo alcuni risultati ottenuti in un gioco fisico con robot di dimensioni simili a quelle umane e le potenziali strade che questi aprono per la ricerca in intelligenza artificiale, quale, ad esempio, la necessità di algoritmi di apprendimento in tempo reale, con un insieme limitato di dati rumorosi, in ambiente dinamico.

1 Introduzione

L'interazione ludica con un oggetto fisico è da sempre il modo più naturale di giocare. La tecnologia permette oggi la realizzazione di giocattoli non meramente reattivi, ma che siano in grado di produrre attivamente stimoli e di coinvolgere il giocatore a livello fisico e cognitivo. Uno degli aspetti più importanti per massimizzare il piacere di gioco consiste nell'adattare il gioco stesso alle capacità del giocatore, in modo da portarlo, grazie all'individuazione del commisurato livello di difficoltà, in quello stato di flow [Csikszentmihalyi, 1991] in cui può godere pienamente dell'interazione. Questo adattamento, già effettuato in videogiochi con l'ausilio dell'Intelligenza Artificiale, richiede migliori strumenti quando si opera nel mondo reale, dove le limitazioni dei sensori e degli attuatori e la variabilità delle azioni di un giocatore umano in un contesto fisico attivo impongono vincoli rilevanti. Il superamento di queste difficoltà costituisce una delle sfide più significative nel settore dell'interazione tra persone e robot. Di seguito sono riportati alcuni risultati ottenuti in un gioco fisico con un robot e le potenziali strade che questi aprono per la ricerca in Intelligenza Artificiale, quale, ad esempio, la necessità di algoritmi di apprendimento in tempo reale, utilizzando un insieme limitato di dati rumorosi, in ambiente dinamico.

2 I problemi

L'interazione in tempo reale di un robot mobile in un ambiente fisico richiede di poter identificare gli elementi rilevanti dell'ambiente e di effettuare delle scelte per perseguire l'obiettivo. In un gioco robotico fisico interattivo (Physical Interactive RoboGame - PIRG [Martinoia *et al.*, 2013]) l'obiettivo è massimizzare il divertimento del giocatore. Il robot, quindi, deve non solo essere in grado di seguire le regole del gioco interagendo adeguatamente con l'ambiente e il giocatore, ma anche tarare le proprie azioni per ottenere una prestazione che possa essere percepita del giocatore umano come generata da un oggetto intelligente. Il robot può trovarsi di fronte diversi giocatori, di cui necessita di identificare le abilità e, possibilmente, lo stile di gioco, per poter decidere quali azioni effettuare. Questo processo di adattamento va portato a termine nel più breve tempo possibile, quindi gli algoritmi da utilizzare non possono richiedere milioni di interazioni, come spesso avviene in ambienti simulati. Inoltre, il ciclo di controllo ad alto livello del robot non può essere troppo veloce, date le limitazioni dei tempi di acquisizione dei sensori e dei tempi di attuazione: si aggira tipicamente intorno ai 20Hz. Questo fa sì che l'algoritmo di adattamento debba giungere ad un risultato accettabile nel giro di qualche migliaio di cicli di controllo.

3 L'applicazione

Ci focalizziamo in questo documento sull'ultimo gioco robotico che abbiamo sviluppato: Robotower 2.0. Agli angoli di un campo di gioco quadrato di 4x4 m sono posizionate 4 torri alte 1 m. In questo campo opera un robot omnidirezionale, alto circa 90 cm, capace di una velocità fino a 1.4 m/sec, con capacità di movimento comparabili a quelle di una persona in questo tipo di ambiente. Scopo del robot è abbattere fisicamente almeno una torre. Su ogni torre sono a disposizione dell'utente un pulsante e 5 LED colorati. Il giocatore può conquistare una torre premendo il pulsante. Ogni 2 secondi di pressione continuativa si accende un LED; una volta accesi tutti i LED la torre non può più essere attaccata dal robot. Mentre il giocatore è impegnato su una torre il robot può attaccarne un'altra. L'unico modo che il giocatore ha di difendere una torre è fraporsi tra il robot e la torre stessa. Un video del gioco è disponibile al link <https://www.youtube.com/watch?v=3azXf8V64iM>

4 Le soluzioni adottate

Per identificare il giocatore in modo affidabile, senza richiedere movimenti al robot per tenerlo inquadrato, ad esempio, in una telecamera, vengono utilizzati i dati di due sensori laser che forniscono un totale di circa 2000 distanze da punti su un piano a 30 cm. da terra. Alcune di queste distanze si riferiscono alle torri e alle pareti dal campo da gioco e sono utilizzate per la localizzazione del robot, altre si riferiscono alle gambe del giocatore. Un opportuno algoritmo di clustering aggrega distanze che siano compatibili con la possibilità che si tratti di gambe del giocatore, identificando così la posizione dello stesso.

Per valutare l'abilità del giocatore abbiamo definito come "microgiochi" ogni parte della partita che inizia con il robot che decide di dirigersi verso un obiettivo e finisce con la conquista di almeno un LED da parte del giocatore, o con la decisione del robot di andare verso un diverso obiettivo. A questo insieme di microgiochi abbiamo applicato una versione modificata dell'algoritmo TrueSkill [Herbrich *et al.*, 2007] sviluppato da Microsoft per stimare l'abilità di un giocatore in videogiochi. Una volta identificato il livello di abilità del giocatore si adattano alcuni dei parametri del robot (velocità e aggressività) per avere una probabilità di vittoria comparabile a quella del giocatore. L'algoritmo è stato messo a punto in simulazione in una situazione completamente diversa utilizzando l'applicazione BipedalWalker-v2 di OpenAI gym [Brockman *et al.*, 2016] e poi portato direttamente nel nostro ambito. I risultati ottenuti indicano che gli utenti si accorgono dell'adattamento, che apprezzano, e ritengono il gioco divertente.

Per identificare in modo più analitico l'attività del giocatore, gli abbiamo fatto indossare un accelerometro sul petto, che fornisce dati di accelerazione su tre assi. Abbiamo partizionato il segnale in finestre di 0.5 sec, e utilizzato Latent Dirichlet Allocation (LDA) [Teh *et al.*, 2005], un algoritmo usato per classificazione di testi, per classificare il tipo di utente in modo analogo ad un testo [Oliveira *et al.*, 2018], considerando un dizionario di forme del segnale continuo trasformate con un autoencoder in immagini (Gramian Angular Summation Field (GASF) [Wang e Oates, 2015]). È stato così possibile classificare gli utenti secondo caratteristiche della loro attività nel gioco.

Infine, abbiamo introdotto la possibilità di decidere di fare "finte" per rendere il robot più credibile come agente "furbo". Abbiamo utilizzato per questo tecniche di teoria dei giochi sviluppando un'analisi dei vantaggi per ognuno dei due agenti nel raggiungere ognuna delle torri, in ogni istante del gioco [Lopes Silva de Oliveira, 2019]. Quando viene rilevata una situazione estremamente conflittuale e di forte dipendenza, il robot decide di fare una finta, cioè di comunicare con il movimento un obiettivo, sperando con questo di depistare il giocatore, per poi puntare sull'obiettivo reale. Abbiamo sviluppato un tipo di finta in cui si lascia il percorso incerto fino all'ultimo e poi si sceglie una torre all'improvviso, ed un altro in cui invece il robot punta a una torre e all'ultimo momento cambia obiettivo, guadagnando un vantaggio sul giocatore. Anche questo tipo di comportamento è stato percepito come interessante e divertente dagli utenti.

5 Conclusioni

I giochi robotici fisici interattivi offrono all'Intelligenza Artificiale diversi problemi complessi da affrontare sviluppando soluzioni che possono poi essere trasferite ad altri ambiti dell'interazione uomo-macchina. Stiamo applicando questo tipo di tecniche a diversi giochi robotici, anche in ambito terapeutico in cui il robot diventa strumento efficace per stimolare un'interazione ludica funzionale ad un trattamento, ad esempio nel caso di pazienti affetti da disordini dello sviluppo neurologico, come l'autismo [Bonarini *et al.*, 2016].

References

- [Bonarini *et al.*, 2016] Andrea Bonarini, Franca Garzotto, Mirko Gelsomini, Maximiliano Romero, Francesco Clasadonte, e Ayşe Naciye Çelebi Yilmaz. A huggable, mobile robot for developmental disorder interventions in a multi-modal interaction space. In *Proceedings of the 25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN 2016)*, pages 823–830, New York, NY, USA, 2016. IEEE Computer Press.
- [Brockman *et al.*, 2016] Greg Brockman, Vicki Cheung, Ludwig Pettersson, Jonas Schneider, John Schulman, Jie Tang, e Wojciech Zaremba. OpenAI gym. *arXiv preprint arXiv:1606.01540*, 2016.
- [Csikszentmihalyi, 1991] Mihaly Csikszentmihalyi. *Flow: The Psychology of Optimal Experience*. Harper Perennial, New York, NY, March 1991.
- [Herbrich *et al.*, 2007] Ralf Herbrich, Tom Minka, e Thore Graepel. TrueSkill™: a Bayesian skill rating system. In *Advances in neural information processing systems*, pages 569–576, 2007.
- [Lopes Silva de Oliveira, 2019] Ewerton Lopes Silva de Oliveira. *Learning models to optimize the player experience in robogames*. PhD thesis, Politecnico di Milano, Milan, Italy, 2019.
- [Martinoia *et al.*, 2013] Diego Martinoia, Daniele Calandriello, e Andrea Bonarini. Physically interactive robogames: Definition and design guidelines. *Robotics and Autonomous Systems*, 61(8):739–748, 2013.
- [Oliveira *et al.*, 2018] Ewerton L. S. Oliveira, Davide Orrù, Luca Morreale, Tiago P. Nascimento, e Andrea Bonarini. Learning and Mining Player Motion Profiles in Physically Interactive Robogames. *Future Internet*, 10(3), 2018.
- [Teh *et al.*, 2005] Yee W Teh, Michael I Jordan, Matthew J Beal, e David M Blei. Sharing clusters among related groups: Hierarchical Dirichlet processes. In *Advances in neural information processing systems*, pages 1385–1392, 2005.
- [Wang e Oates, 2015] Zhiguang Wang e Tim Oates. Encoding Time Series as Images for Visual Inspection and Classification Using Tiled Convolutional Neural Networks. In *Workshops at the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, April 2015.