

CASE HISTORY

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”: un’attività sul tema dell’Intelligenza Artificiale

Carlotta Vielmo^a, Sara Bonetti^b, Luigi Amedeo Bianchi^a, Katia Danieli^b,
Patrizia Famà^b

^aUniversità degli Studi di Trento

^bMUSE - Museo delle Scienze di Trento

Introduzione

Negli ultimi anni, l’Intelligenza Artificiale (IA) ha conosciuto uno sviluppo senza precedenti, diventando una presenza costante nei media, nella ricerca e nella vita quotidiana. Quando si parla di IA, spesso si pensa a strumenti come ChatGPT, a software che generano immagini o a sistemi di riconoscimento facciale. Tuttavia, l’IA è un campo ampio e articolato, che comprende molte aree diverse. Una di queste, meno nota ma fondamentale, è il *Reinforcement Learning* (RL): un paradigma di apprendimento automatico, astratto e computazionale, che si ispira ai processi di apprendimento studiati dalla psicologia comportamentale (Sutton, Barto, 1998), secondo cui gli animali imparano attraverso tentativi, errori e ricompense.

Dalla collaborazione tra MUSE - Museo delle Scienze di Trento e Dipartimento di Matematica dell’Università di Trento nasce quindi la progettazione del laboratorio “Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”: un’attività educativa che ha l’obiettivo di rendere accessibili concetti di *machine learning* a un pubblico ampio e promuovere l’interesse per le discipline STEM. Attraverso esperienze pratiche e interattive, si può comprendere come la matematica e la scienza si integrano per risolvere problemi complessi, favorendo così l’apprendimento pratico e la comprensione dei concetti teorici. Questo laboratorio contribuisce a preparare le giovani generazioni per un futuro in cui le tecnologie avanzate avranno un ruolo crescente e al contempo stimola il pensiero critico su temi etici e filosofici relativi all’IA. La nuova iniziativa InvestAI¹, annunciata nel febbraio 2025 da Ursula von der Leyen al Vertice sull’IA di Parigi, per mobilitare

¹Ulteriori dettagli sono disponibili al seguente link <https://digital-skills-jobs.europa.eu/en/latest/news/commission-launches-new-investai-initiative-mobilise-eu200-billion-investment-ai>.

200 miliardi di euro di investimenti nell'IA, ci mostra quanto sia fondamentale aumentare la consapevolezza e l'informazione sul tema.

Quando si acquisisce familiarità con i principi alla base dell'IA e del *machine learning*, si diventa più consapevoli di come queste tecnologie funzionino e di quali siano i loro limiti. Tale conoscenza fornisce gli strumenti per valutare criticamente le applicazioni dell'IA e riconoscere i potenziali punti di forza e debolezza nel suo utilizzo in diverse situazioni. La conoscenza dei metodi di *machine learning* può anche demistificare l'IA, trasformandola da astratta a essere strumento pratico e comprensibile. In questo contesto, promuovere un approccio educativo basato sulla trasparenza e sulla comprensione, può aiutare studentesse e studenti a sentire maggiore sicurezza e competenza nell'interagire con l'IA, preparandoli ad affrontare le sfide di una realtà sempre più immersa nella tecnologia.

1. *Il Reinforcement Learning*

Il RL è una branca dell'apprendimento automatico (*machine learning*) che si basa sull'idea che un agente (cioè un'entità autonoma) possa imparare a compiere scelte efficaci grazie all'interazione con un ambiente, ricevendo premi o penalità in base alle azioni compiute (Sutton, Barto, 2018). È un processo che ricorda da vicino il modo in cui imparano gli animali – anche gli esseri umani – quando sperimentano nuove situazioni, commettono errori e migliorano progressivamente il proprio comportamento.

Un esempio classico di quanto appena descritto è quello riguardante un topo in un labirinto. Inizialmente, il topo esplora a caso, ma col tempo impara il percorso che porta al cibo. Allo stesso modo, nel RL un agente impara una strategia (una *policy*) che massimizza la ricompensa accumulata nel tempo, attraverso un processo iterativo fatto di tentativi, errori e correzioni.

Dal punto di vista tecnico, l'ambiente con cui l'agente interagisce è spesso modellato mediante un processo decisionale a stati finiti, in inglese *Markov Decision Process*. In ciascun istante, l'agente si trova in uno stato, sceglie un'azione e riceve una ricompensa; l'ambiente poi risponde aggiornando lo stato. L'obiettivo dell'agente è imparare, nel tempo, quali azioni portino ai risultati migliori, anche senza conoscere in anticipo la struttura dell'ambiente o delle ricompense. La ricompensa da massimizzare non è quella immediatamente successiva alla singola azione, ma quella a lungo termine, combinazione di tutte le singole ricompense. È quindi possibile che azioni localmente non ottimali

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”

rendano possibili sviluppi futuri che globalmente massimizzano la ricompensa. Perciò l'agente deve trovare, con la propria strategia, un giusto equilibrio tra l'esplorazione dell'ambiente e delle ricompense che le varie azioni portano nei vari stati e lo sfruttamento delle informazioni raccolte, ossia scegliere quelle azioni che nelle esperienze già fatte restituiscono la migliore ricompensa (fino a quel punto).

Il RL è alla base di molte applicazioni reali. I sistemi che giocano a scacchi, Go o videogiochi al livello dei migliori esseri umani usano RL per allenarsi da soli, partendo da zero. Alcuni algoritmi di guida autonoma o di controllo robotico sfruttano principi simili. Il RL trova applicazione anche nella gestione delle risorse, nell'ottimizzazione dei processi industriali o nella personalizzazione di raccomandazioni (come nei suggerimenti di film o contenuti *online*).

Per quanto queste applicazioni siano complesse, l'idea di base è simile al modo in cui gli esseri umani imparano e proprio per questo più trasparente rispetto ad altri paradigmi di apprendimento automatico. In un ambiente semplice o semplificato – come un piccolo «mondo a griglia» in cui un agente deve imparare a raggiungere un obiettivo evitando ostacoli – è possibile mostrare concretamente come un algoritmo di RL esplori, sbagli, si adatti e migliori nel tempo.

Una delle problematiche centrali nel RL consiste nella modellizzazione del dominio applicativo come *Markov Decision Process*. Mentre in ambienti formali e completamente osservabili – come i giochi a informazione perfetta o i videogiochi – la definizione dello spazio degli stati, delle azioni e della funzione di ricompensa sia spesso implicita e ben strutturata, in contesti reali tale formalizzazione richiede scelte progettuali complesse e delicate. È compito della/del progettista, ossia di chi sviluppa il modello, individuare una rappresentazione dello stato che catturi tutte (e solo) le informazioni rilevanti per la decisione, definire un insieme di azioni effettivamente eseguibili in ogni configurazione e specificare una funzione di ricompensa che rispecchi fedelmente gli obiettivi desiderati, minimizzando al contempo l'insorgenza di comportamenti inattesi o controintuitivi. Errori in questa fase possono compromettere l'efficacia dell'apprendimento o generare policy subottimali, evidenziando come il successo di un sistema di RL dipenda in larga misura dalla qualità della modellizzazione, oltre che dalle capacità dell'algoritmo impiegato.

Il RL è molto interessante anche da un punto di vista educativo, perché mette in gioco concetti fondamentali come l'algoritmo, l'interazione uomo-macchina, la sperimentazione e il legame tra conoscenza ed esperienza. A differenza di altri approcci di IA, in cui i meccanismi di funzionamento sono spesso opachi e diffi-

cili da comprendere, un algoritmo di RL è in genere più trasparente, osservabile passo dopo passo. Possiamo vedere l'agente che prende decisioni, osservare i suoi errori, e notare come questi portino a miglioramenti progressivi. Questo rende il RL un potente strumento per avvicinare le persone – in particolare le/i giovani – al pensiero computazionale e alla logica degli algoritmi.

2. *Obiettivi educativi e sviluppo delle competenze trasversali*

Proporre un'attività didattica sul RL a studentesse e studenti frequentanti la scuola secondaria di secondo grado consente di mostrare in modo concreto un aspetto dell'IA, andando oltre l'idea che la riduce a *chatbot* o a grandi modelli linguistici. Il RL rappresenta un esempio accessibile e comprensibile anche per chi non possiede competenze informatiche avanzate, contribuendo a superare la percezione dell'IA come una "scatola nera". In questo modo, favorisce la comprensione dei meccanismi di base e stimola il ragionamento algoritmico, promuovendo lo sviluppo del pensiero computazionale.

Nel laboratorio "Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning", chi partecipa è guidata/o in un percorso di apprendimento attivo. Al centro dell'esperienza ci sono la capacità di apprendere dagli errori, una competenza cruciale per affrontare sfide complesse e in continua evoluzione, e l'allenamento al pensiero critico e alla resilienza, cioè la capacità di affrontare le difficoltà senza scoraggiarsi, trovando nuove strade. Allo stesso tempo si lavora sulla flessibilità mentale, importante per adattare le proprie strategie ai contesti in continuo cambiamento.

La collaborazione, inoltre, riveste un ruolo chiave poiché molte attività si svolgono in piccoli gruppi: ciò permette di condividere esperienze, ascoltare punti di vista diversi e rafforzare la propria capacità di comunicare e collaborare, favorendo lo sviluppo di abilità comunicative, l'ascolto attivo e la capacità di integrare punti di vista diversi.

Il RL può rappresentare, dunque, una porta d'ingresso coinvolgente e stimolante per esplorare il mondo dell'IA in modo critico e consapevole. Un laboratorio opportunamente progettato che stimoli la curiosità, l'autonomia e la voglia di sperimentare può diventare un'occasione per scoprire in prima persona e riflettere su come le macchine possano apprendere e su cosa questo ci insegni sul modo in cui noi stessi impariamo.

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”

3. L'attività

L'attività è progettata per introdurre il RL attraverso un approccio ispirato a CS Unplugged², proponendo concetti propri dell'informatica attraverso esperienze concrete che non richiedono necessariamente l'uso di tecnologie digitali. L'intervento si articola in due fasi, pensate per offrire punti di vista complementari.

La prima fase è orientata alla comprensione delle dinamiche che caratterizzano questo tipo di apprendimento nel contesto umano, inteso come il processo attraverso cui le persone tendono a ripetere comportamenti associati a esiti (anche detti rinforzi) positivi ed evitano quelli che hanno prodotto conseguenze negative, e all'introduzione degli aspetti di base del Reinforcement Learning (RL). Il design di questa fase si inserisce nella cornice teorica dell'*Embodied Cognition* (Varela *et al.*, 1991), secondo cui la mente non è separata dal corpo, ma emerge dall'interazione dinamica tra organismo e ambiente. In questa prospettiva, l'uso del corpo, l'azione e l'esperienza immersiva in un ambiente significativo diventano strumenti fondamentali per la costruzione della conoscenza. Questo approccio si è dimostrato efficace anche nell'insegnamento di concetti astratti, come quelli matematici, attraverso attività che coinvolgono il movimento, la metaforizzazione e la percezione spaziale, promuovendo un coinvolgimento attivo e profondo dei partecipanti (per es. Soto-Andrade *et al.*, 2022).

In quest'ottica, l'ambientazione museale offre al laboratorio la possibilità concreta e significativa di combinare l'apprendimento di concetti complessi con la scoperta delle meraviglie naturali esposte.

Il MUSE, con un'architettura che richiama una montagna da esplorare, è costituito da sei piani³ dedicati a natura, ambiente montano, tecnologia e sostenibilità. Durante il laboratorio, l'esplorazione si concentra principalmente su due gallerie. La prima, il “Labirinto della biodiversità”, all'interno della sezione Natura alpina”, è un susseguirsi di ecosistemi diversi e specie animali e vegetali che si adattano e cambiano con l'altitudine, dalle vette rocciose al fondovalle, e le stagioni. La seconda, la sezione Tracce della vita”, tratta l'evoluzione delle specie viventi dalle prime molecole all'estinzione dei dinosauri, fino alla comparsa dei mammiferi.

² <https://www.csunplugged.org/en/>.

³ Ulteriori dettagli sono disponibili al seguente link www.muse.it.

Muovendosi fisicamente nelle gallerie del museo, le/i partecipanti assumono il ruolo di un agente di RL e, esplorano con l'obiettivo di raggiungere una meta sconosciuta – un animale predeterminato ma a loro sconosciuto – visitando meno animali possibile. L'ambiente di esplorazione è modellizzato da una griglia, in cui ogni posizione corrisponde a un animale classificato secondo due caratteristiche: il continente in cui vive e il tipo di alimentazione prevalente. Questa struttura, rappresentata in figura 1, non è esplicitata alle/i partecipanti durante l'attività, ma guida gli spostamenti possibili e i rinforzi ricevuti, in maniera simile al labirinto in cui un topo cerca del cibo.

	Erbivoro	Onnivoro	Carnivoro	Piscivoro	Insettivoro
Americhe	Capibara	Opossum della Virginia		Leone marino sudamericano	Formichiere gigante
Eurasia	Cervo nobile	Tasso	Lince eurasiatica	Tricheco	Riccio comune
Oceania	Wallaby dal collo rosso		Dingo		Ornitorinco
Africa	Springbok	Lemure catta	Leone (africano)	Otaria orsina del Capo	Oritteropo

L'Opossum della Virginia è il nostro punto di partenza
 Il Leone marino sudamericano è il nostro punto di arrivo

Figura 1
 Griglia che rappresenta l'ambiente di esplorazione

Il processo si sviluppa per tentativi: chi partecipa riceve segnali di rinforzo, interpreta gli indizi, regola le proprie decisioni e progressivamente affina le strategie di esplorazione per avvicinarsi all'obiettivo.

L'attività è supportata da un'applicazione per smartphone, sviluppata dal Dipartimento di Ingegneria e Scienza dell'Informazione dell'Università di Trento, che mostra in ogni momento le possibili opzioni di spostamento; ad esempio, trovato il primo animale – l'Opossum della Virginia – l'applicazione chiede all'utente se proseguire l'esplorazione con il Capibara o con il Tasso, in linea con la griglia presentata in figura 1. Selezionato l'animale fra le opzioni disponibili, l'applicazione fornisce le indicazioni relative alla posizione di quest'ultimo (fig. 2), restituendo i segnali di rinforzo al termine di ogni esplorazione e fornendo uno storico delle scelte durante tutte le esplorazioni. È impor-

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”

tante notare che la componente tecnologica ha unicamente il ruolo di supporto all’esperienza immersiva e incarnata: ciò che conta è il vissuto della/del partecipante come agente che apprende dall’interazione con l’ambiente.



Figura 2
Una schermata dell’applicazione per smartphone

Al termine dell’esplorazione, si incoraggia e facilita un momento di rielaborazione collettiva, in cui si introducono i concetti fondamentali del RL a partire dalle strategie osservate, dal confronto tra approcci e da esempi tratti dalla quotidianità. Particolare attenzione è dedicata al ruolo dell’errore come parte

integrante del processo di apprendimento: si invita a riflettere sull'importanza dell'errore come tappa fondamentale dell'apprendimento. La discussione mira a promuovere un atteggiamento positivo verso il fallimento e la perseveranza, come occasioni generative di conoscenza.

Nella seconda fase, si cambia prospettiva: le/i partecipanti si confrontano con il punto di vista della/del progettista, che definisce la funzione di ricompensa per guidare l'apprendimento dell'agente verso un obiettivo. A partire dalla rappresentazione cartacea della griglia che classifica gli animali secondo due caratteristiche, si lavora sulla definizione delle ricompense da assegnare, in funzione di un nuovo obiettivo: permettere all'agente di vedere il maggior numero possibile di animali, come illustrato in figura 3.

	Erbivoro	Omnivoro	Carnivoro	Piscivoro	Insettivoro
Americhe	Capibara Piano -1	Opossum della Virginia Piano -1		Leone marino sudamericano Piano -1	Formichiere gigante Piano -1
Eurasia	Cervo nobile Piano 3	Tasso Piano 3	Lince eurasiatica Piano 3	Tricheco Piano -1	Riccio comune Piano 3
Oceania	Wallaby dal collo rosso Piano -1		Dingo Piano 0		Ornitorinco Piano -1
Africa	Springbok Piano -1	Lemure catta Piano -1	Leone (africano) Piano -1	Otaria orsina del Capo Piano -1	Oritteropo Piano -1

Gli operatori del museo devono creare un percorso per i visitatori
 Il Dingo è il punto di partenza
 Il Riccio comune è il punto di arrivo
 Il percorso deve assicurare meno cambi di piano per i visitatori

Figura 3

Griglia che rappresenta l'ambiente nella fase progettista e contesto dell'attività

In questa fase, le/i partecipanti discutono su come orientare il comportamento dell'agente attraverso la progettazione delle ricompense. L'attività assume qui una forma unplugged, che permette di lavorare sull'algorithm in modo accessibile e tangibile, senza l'uso diretto di dispositivi tecnologici.

Le due fasi, "agente" e "progettista", si integrano a vicenda: da un lato, l'esperienza incarnata dell'agente favorisce una comprensione intuitiva e personale delle dinamiche dell'apprendimento per rinforzo, ponendo le basi del RL;

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”

dall'altro, la riflessione della/del progettista permette di esplicitare e formalizzare i meccanismi che permettono all'apprendimento per rinforzo di essere usato nel mondo dell'IA.

4. *Valutazione*

Il laboratorio «Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning» è stato sottoposto a una fase di test prima di essere proposto al pubblico, coinvolgendo una classe quarta di un istituto tecnico a indirizzo 'biotecnologie sanitarie' e una classe prima di un liceo linguistico. Le sperimentazioni hanno coinvolto in totale ventidue ragazze, dieci ragazzi e quattro docenti. I risultati ottenuti hanno evidenziato l'efficacia del format nello stimolare la curiosità verso la tematica proposta e il coinvolgimento nel confrontarsi con delle sfide in un ambiente di apprendimento stimolante. I test preliminari hanno permesso di ottimizzare il laboratorio, soprattutto i tempi di svolgimento delle fasi, e garantirne l'adeguatezza al target.

Al termine delle sperimentazioni è stato proposto un questionario relativo ai seguenti ambiti: esperienze pregresse delle/i partecipanti, curiosità verso l'AI, efficacia rispetto alle scelte e all'uso di materiali e strumenti, coinvolgimento nell'attività, apprezzamento della struttura del laboratorio riguardo all'alternarsi di una fase esplorativa, di una discussione/approfondimento e di una fase di progettazione.

Le risposte ottenute forniscono una panoramica delle percezioni delle/i partecipanti e della loro risposta agli stimoli ricevuti durante l'esperienza. In particolare, emerge che il tema dell'IA non era ancora stato affrontato in classe e che alcuni argomenti collegati erano stati toccati occasionalmente, attraverso lezioni frontali. Circa un quarto delle/i partecipanti aveva sentito parlare di RL in precedenza e la maggioranza lo considera un argomento arricchente.

Tutti confermano l'adeguatezza dello smartphone come strumento di supporto, definendolo familiare e funzionale, nonostante iniziali problemi legati alla compatibilità del sistema operativo, risolti in seguito.

La struttura del laboratorio, con una fase di esplorazione seguita da una fase di progettazione, è stata ritenuta coinvolgente e stimolante dalla maggior parte. Le attività nelle sale espositive e il momento di discussione e spiegazione sono stati valutati positivamente per la loro capacità di suscitare curiosità e favorire la comprensione del RL.

Oltre alle domande a risposta chiusa, i questionari includono una doman-

da a risposta aperta e la possibilità di inserire commenti, offrendo utili spunti di riflessione. Alla domanda “Ripensa al laboratorio appena svolto, cosa ti è piaciuto di più?”, gli aspetti più apprezzati sono stati l’interazione con l’ambiente del museo, esplorare in prima persona e comprendere come una macchina può apprendere, come testimoniano alcune risposte, ad esempio “la parte di esplorazione nel museo”, «vedere come un robot può essere programmato», «scoprire nuovi nomi e animali» e «pensare con la propria testa e capire come ragiona un’IA». Riteniamo che commenti come “mi sono divertita” e “in generale mi ha incuriosito tutto” siano molto rilevanti, nella loro semplicità, in quanto indicatori di coinvolgimento. Si trovano anche commenti articolati come “mi è piaciuta molto la parte iniziale perché riesce a farti incuriosire all’attività che si svolgerà; inoltre le varie attività sono esposte in maniera interessante e coinvolgente”, che riconosce il ruolo motivante della curiosità e “personalmente a me è piaciuto molto la parte delle attività nelle sale espositive, perché questo metodo mi ha aiutato a capire meglio il concetto”, che mette in evidenza l’importanza della sperimentazione in prima persona. C’è poi chi si è appassionato tramite la ricerca e il ragionamento: “mi è piaciuto fare il turno del progettista e risolvere i due percorsi” e “l’attività migliore è stata probabilmente cercare di capire le regole incognite del gioco”.

Il personale docente ha compilato un questionario strutturato in modo simile ed è stato intervistato per approfondire le osservazioni. Per la maggior parte ha confermato quanto emerso dalle risposte precedenti. In particolare, sono stati graditi l’attualità del tema, il forte legame con oggetti d’uso quotidiano, che spesso si fatica ad approfondire in classe, e il fatto che studentesse e studenti possano sperimentare in prima persona lo scambio di ruoli agente-progettista.

La valutazione proseguirà fino al raggiungimento di cinquanta questionari compilati dalle/i docenti. Il processo descritto è fondamentale per monitorare l’attività educativa e permette tempestivi interventi correttivi, garantendo che l’esperienza educativa sia sempre aggiornata e adeguata all’utenza.

5. UniTrento e MUSE: un’alleanza strategica per l’educazione scientifica

La collaborazione tra Dipartimento di Matematica dell’Università degli Studi di Trento e MUSE – Museo delle Scienze di Trento rappresenta un esempio virtuoso di sinergia tra istituzioni accademiche e culturali, finalizzata alla progettazione di esperienze educative di alta qualità rivolte alle scuole. In particolare, il laboratorio “Impara dagli errori. Sperimenta il Reinforcement Learning” è

“Impara dagli errori, sperimenta il Reinforcement Learning”

frutto di un lavoro congiunto che unisce rigore scientifico, innovazione didattica e attenzione alla partecipazione attiva di studentesse e studenti.

Il Dipartimento di Matematica ha messo a disposizione le proprie competenze nel campo dell’IA e dell’apprendimento automatico, contribuendo alla definizione dei contenuti teorici e metodologici del laboratorio. L’ente ha anche offerto, attraverso il laboratorio di Didattica e Comunicazione della Matematica (DiCoMat), competenze specifiche nella comunicazione della matematica, per individuare un buon compromesso tra il rigore matematico e l’accessibilità dei contenuti proposti. Inoltre, la stretta collaborazione con il Dipartimento di Ingegneria e Scienze dell’Informazione dell’Università degli Studi di Trento ha arricchito il laboratorio con competenze tecniche e strumenti digitali specifici, fondamentali per garantire un’implementazione efficace dell’attività.

Il MUSE, in quanto luogo di sperimentazione e contaminazione tra discipline e approcci educativi, può offrire uno spazio privilegiato dove fare osservazione diretta, interagire con oggetti e reperti autentici. Inoltre, garantisce che il laboratorio continui a “vivere” data la sua natura di ente che propone in modo continuativo attività alle scuole del suo bacino d’utenza.

Lavorare insieme su questo progetto ha consentito alle due istituzioni di scambiare conoscenze e professionalità, promuovendo una cultura della collaborazione e della co-creazione. Questa alleanza ha permesso di proporre il tema del RL in un’attività laboratoriale concreta, in cui studentesse e studenti apprendono sperimentando, formulando ipotesi, affrontando errori e correggendoli, proprio come avviene nei reali processi di RL. Si incoraggia così una visione della scienza come processo dinamico, fatto di tentativi, fallimenti e miglioramenti continui.

In un momento storico in cui è fondamentale avvicinare le nuove generazioni alle discipline STEM in modo consapevole e motivante, iniziative come quella descritta dimostrano quanto sia fruttuosa la cooperazione tra mondi diversi, accomunati dall’obiettivo di educare attraverso la scienza, la sperimentazione e il dialogo. La combinazione di risorse e competenze dei due enti ha permesso di aumentare il livello qualitativo delle offerte educative di entrambe le parti: ne è nata un’esperienza formativa unica e completa, che ha anche posto le basi per una rete di supporto e crescita reciproca. In vista di future collaborazioni e progetti condivisi.

Ringraziamenti

Si ringraziano, per la collaborazione, il prof. A. Oneto e il prof. A. Montresor (Università di Trento).

Un sentito ringraziamento va anche allo studente Lorenzo D'Ambrosio (Università di Trento) per la realizzazione dell'applicazione per smartphone.

Si desidera, inoltre, ringraziare Osvaldo Negra, Paola Bottaro e Lucia Villanova (MUSE), insieme a tutte le educatrici e gli educatori coinvolti nell'erogazione del laboratorio.

L'attività fa parte del progetto di dottorato di Carlotta Vielmo, finanziato dall'Unione Europea – Next Generation EU.

Luigi Amedeo Bianchi è stato parzialmente finanziato da un progetto GNAMPA-INdAM e da un progetto PRIN.

Riferimenti bibliografici

Soto-Andrade J., Díaz-Rojas D., Valdés-Zorrilla A. (2022), *Embodiment and metaphorising in the learning of mathematics*, «IOP Conference Series: Materials Science and Engineering», vol. 1261, n. 1, pp. 012021.

Sutton R.S., Barto A.G. (2018), *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2nd ed., The MIT Press, Cambridge, MA.

Varela F.J., Thompson E., Rosch E. (1991), *The Embodied Mind: Cognitive Science and Human Experience*, The MIT Press, Cambridge, MA.