

# MACHINE LEARNING PER IL RICONOSCIMENTO DI AZIONI NELLO SPORT: SVILUPPO DI UN DISPOSITIVO INDOSSABILE PER ATLETI DI TIRO DINAMICO

L. Foletti<sup>(1)</sup>, M. Micheli<sup>(1)</sup>, C. Nuzzi<sup>(1)</sup>, S. Pasinetti<sup>(1)</sup>, M. Lancini<sup>(1)</sup>

<sup>(1)</sup> Dip. di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università di Brescia, Via Branze, 38- 25123 Brescia  
mail autore di riferimento: luca.foletti@unibs.it

## 1. INTRODUZIONE

La presente memoria descrive i primi risultati raggiunti nell'ambito di un progetto di ricerca in collaborazione con il BRAIN Center di Fabbrica d'Armi Pietro Beretta (Beretta Research And INnovation), nato con l'obiettivo di sviluppare tecnologie e metodi in grado di riconoscere, registrare ed analizzare le azioni compiute dagli atleti che praticano la disciplina del Tiro Dinamico Sportivo. Tale disciplina, nella quale l'obiettivo dell'atleta è la massima velocità di esecuzione di un esercizio (Figura 1) con la realizzazione del maggior punteggio possibile sui bersagli, differisce dalle altre specialità della stessa tipologia principalmente per: presenza di bersagli multipli, eventualmente anche mobili e di diversa tipologia, posizionati a distanze differenti, libertà d'interpretazione che ogni



Fig. 1 – Esempio di esercizio di Tiro Dinamico

singolo atleta può adottare per risolvere i vari percorsi di tiro e, soprattutto, esecuzione in movimento di ciascun esercizio. Essendo il punteggio del tiratore calcolato come rapporto tra i punti realizzati sui bersagli ed il tempo di esecuzione dell'esercizio, è fondamentale per il miglioramento dell'atleta identificare in che modo abbia impiegato il tempo per completare il percorso, in modo da potersi concentrare sia sulla velocità nello svolgere le singole operazioni che sulla pianificazione relativa all'esecuzione dell'esercizio. Per queste ragioni si è deciso di sviluppare un sistema intelligente che fosse in grado di riconoscere le azioni effettuate da un tiratore

durante lo svolgimento di un esercizio, con l'obiettivo di fornirgli statistiche ed indicatori utili all'incremento delle proprie performance sportive. Basandosi su quanto presente in letteratura per altre applicazioni di human activity recognition [1], sono state identificate le quattro azioni principali effettuate durante ogni singolo esercizio: estrazione dell'arma dalla fondina o recupero della stessa da un tavolo (o superficie simile in base alla progettazione dell'esercizio), corsa, sostituzione del caricatore ed infine sparo, dove quest'ultimo indica l'intero gesto atletico composto dalle fasi di mira, esplosione del colpo e gestione del rinculo dell'arma. Per il riconoscimento delle azioni sono stati valutati e confrontati tra loro diversi algoritmi tra i più usati per le applicazioni di questo tipo in ambito sportivo [2]. Sono state utilizzate, inoltre, alcune tecniche di analisi del segnale per effettuare operazioni specifiche, quali ad esempio il conteggio dei passi effettuati dall'atleta [3] o il rilevamento dell'istante di esplosione del colpo, per poter poi suddividere il gesto atletico di sparo nelle fasi di mira e gestione del rinculo.

## 2. METODI

Per l'acquisizione dei dati è stata effettuata una prima sessione di prove nella quale sono stati posizionati sul tiratore un totale di 14 sensori inerziali, dei quali 13 in corrispondenza dei segmenti e giunti principali dell'atleta ed uno sull'arma, seguendo lo schema mostrato in Figura 2. Mediante una analisi preliminare dei segnali si è cercato di ridurre innanzitutto il numero di sensori utilizzati ed avendo ottenuto buoni risultati con i 3 sensori posizionati sui due polsi e sul bacino dell'atleta, si è deciso di limitare a questi ultimi lo studio. Poiché, per la natura stessa della disciplina, le azioni sono nella maggior parte dei casi svolte contemporaneamente, si è deciso di pianificare una ulteriore specifica sessione di prove, in giornate diverse e con un maggior numero di atleti, al fine di produrre un dataset da utilizzare per il training degli algoritmi di classificazione: dopo aver configurato un apposito esercizio con diverse postazioni di tiro e bersagli, si chiede all'atleta di svolgere

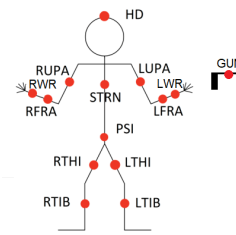


Fig. 2 – Posizionamento dei sensori durante le prove preliminari.

separatamente le quattro azioni, generandone una alla volta in maniera casuale mediante un programma sviluppato appositamente e collegato ad un auricolare fornito al tiratore stesso. Tutti i dati acquisiti sono stati poi etichettati basandosi sui tempi memorizzati dal programma. Dai dati, per ciascun istante di tempo ed utilizzando diverse finestre temporali (100, 250, 500 e 1000 ms), sono state estratte 29 feature per ogni sensore, tra statistiche, spettrali e specificatamente pensate per le azioni considerate. Per poter identificare le azioni svolte contemporaneamente e riuscire ad utilizzare per ciascuna i parametri migliori, si è deciso di addestrare quattro diversi classificatori binari. Il dataset ottenuto è stato quindi utilizzato per addestrare 25 tra i classificatori supervisionati maggiormente utilizzati, in modo da poter identificare il metodo migliore concentrandosi inizialmente sul rilevamento della sola azione di sparo, identificata come caso critico a causa del maggior numero di falsi positivi individuati nella fase preliminare. Una porzione di dati, corrispondente alle prove di un singolo atleta presente in diverse giornate, non è stata inclusa nel dataset di training, per essere utilizzata al fine di testare l'accuratezza dei classificatori; gli stessi test sono stati poi ripetuti anche su dati derivanti dagli esercizi completi, cioè quelli svolti dai tiratori con maggiore libertà e comportandosi come avrebbero fatto in allenamento o in gara.

### 3. RISULTATI

Dall'analisi dei classificatori presenti in letteratura [2] e testati per il caso critico, effettuata modificando sia i parametri degli stessi che la posizione dei sensori utilizzati e la dimensione della finestra temporale sulla quale vengono calcolate le feature, si è notato che quelli che portano a risultati migliori appartengono tutti alle categorie di KNN o SVM. Sono stati testati quindi solamente gli algoritmi appartenenti a queste famiglie sia con il dataset composto dalle azioni separate, che con quello

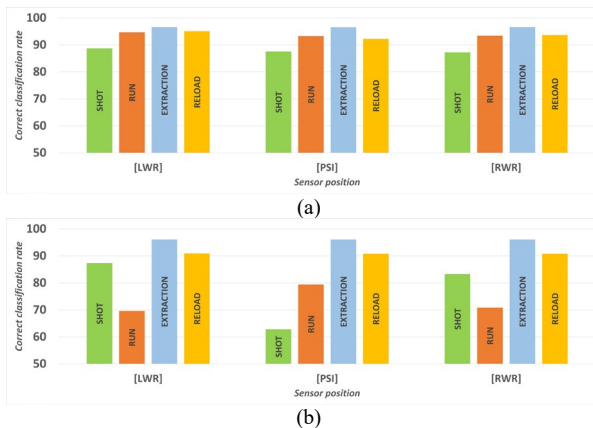


Fig. 3 – Correct classification rate dei classificatori suddivisi per azione con dati provenienti da prove randomizzate (a) e d esercizi completi (b).

derivante dagli esercizi completi, selezionando per ciascuna delle quattro azioni la configurazione dei parametri che aveva portato a risultati migliori. Si può notare come, nel primo caso, si ottenga una buona accuratezza per tutte le azioni indipendentemente dalla posizione scelta per il sensore, come visibile in Figura 3 (a). Per il secondo caso, i cui risultati sono mostrati in Figura 3 (b), invece, risulta particolarmente difficile identificare mediante un unico sensore alcune azioni, in particolare lo sparo o la corsa, ma è possibile comunque ottenere un risultato soddisfacente combinando tra loro i risultati di più sensori, limitando a 2 il numero totale. È necessario sottolineare, però, che il campione utilizzato per l'addestramento comprendeva atleti di varie categorie, mentre per il test si è utilizzato un unico atleta professionista, con abilità e velocità di esecuzione nettamente superiori rispetto agli altri. I risultati ottenuti sono da interpretare quindi in maniera positiva poiché il test effettuato è sufficientemente robusto, in quanto svolto su dati acquisiti in situazioni limite, considerabili eventualmente come peggiorative rispetto all'utilizzo finale del dispositivo.

### RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] O. S. Eyobu and D. S. Han, "Feature representation and data augmentation for human activity classification based on wearable IMU sensor data using a deep LSTM neural network," *Sensors (Switzerland)*, vol. 18, no. 9, pp. 1–26, 2018, doi: 10.3390/s18092892.
- [2] E. E. Cust, A. J. Sweeting, K. Ball, and S. Robertson, "Machine and deep learning for sport-specific movement recognition: a systematic review of model development and performance," *J. Sports Sci.*, vol. 37, no. 5, pp. 568–600, 2019, doi: 10.1080/02640414.2018.1521769.
- [3] J. C. Alvarez, D. Alvarez, A. López, and R. C. González, "Pedestrian navigation based on a waist-worn inertial sensor," *Sensors (Switzerland)*, vol. 12, no. 8, pp. 10536–10549, 2012, doi: 10.3390/s120810536.