

# AI-RIDE: Un sistema multicamera per la valutazione automatica della guida dei motocicli

G. Riccardo Leone<sup>1,\*</sup>, Marco Righi<sup>1</sup>, Davide Moroni<sup>1</sup>, Davide Bulotta<sup>2</sup>, Anthony Baiamonte<sup>2</sup> and Francesco Paolucci<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Signals and Images Lab, Istituto di Scienza e Tecnologie dell'Informazione "A. Faedo", ISTI-CNR, Pisa

<sup>2</sup>Università di Pisa, Pisa

<sup>3</sup>Consorzio Nazionale Interuniversitario per le Telecomunicazioni, CNIT, Pisa

## Abstract

In questo articolo viene presentato il prototipo AI-RIDE, un sistema di visione multicamera per il monitoraggio e la valutazione della guida di motocicli. Per mezzo di algoritmi di Computer Vision e di Intelligenza Artificiale, il sistema è in grado di riconoscere automaticamente, con grado di affidabilità variabile, le penalità previste durante la fase pratica degli esami per il conseguimento della patente di guida per motocicli. Mediante l'analisi dei flussi video e l'elaborazione dei dati ottenuti, si rilevano in modo automatico gli errori commessi e viene assegnato un punteggio alla guida del pilota. Il calcolo del punteggio, una misura oggettiva dell'esito della guida, dipende da diversi fattori: rispetto delle tempistiche, precisione delle traiettorie e in generale padronanza nella gestione del motociclo.

## Keywords

Motorcycle driving test, Camera-based systems, Trajectory analysis, Computer vision, Deep Learning

## 1. Introduzione

La normativa Europea (cui l'Italia ha aderito insieme a molti paesi comunitari) regola la procedura per il conseguimento della patente A per la guida dei motocicli, che prevede il superamento di un esame teorico e di una prova pratica. La prova pratica avviene in due fasi: la prima in "circuiti sicuri", chiusi al traffico veicolare, la seconda su strada pubblica. I risultati di questa ricerca sono relativi alla prima fase..

La normativa del Ministero dei Trasporti del 29/09/2018 [1] definisce i circuiti sicuri nel capo "Prove di valutazione per conseguimento patenti A1, A2 e A". I circuiti sicuri sono di diversa grandezza, con misure standard indicate da coni stradali segnaletici: il primo, chiamato Low Speed Balance (LSB), è più piccolo ed è pensato per valutare la guida del patentando in spazi stretti e a basse velocità; il secondo percorso è detto High Speed Agility (HSA) ed è pensato per valutare la guida a velocità maggiori. Entrambi iniziano con una zona dove effettuare uno slalom, proseguono con una curva a 180 gradi e terminano con un rettilineo. Nel circuito lungo, alla fine del rettilineo, bisogna effettuare un altro slalom ed arrestare il motociclo in una zona ben precisa. Il patentando deve percorrere i circuiti LSB e HSA senza incorrere nelle penalità indicate dalla legge.

In letteratura non risulta nessuna tecnologia volta ad automatizzare le procedure di addestramento e test per la

guida di motocicli. Il progetto AI-driven Riding Distributed Eye (AI-RIDE) nasce con l'intento di sopperire questa mancanza: il sistema utilizza algoritmi di computer vision e intelligenza artificiale per calcolare la posizione del veicolo, la traiettoria, la velocità ed eventuali eventi di penalizzazione. Il progetto è stato presentato in [2], mentre i primi risultati sono stati descritti in [3]. Questo articolo è una sintesi dei due lavori citati ed è organizzato come segue: la Sezione 2 mostra l'architettura del sistema con le funzionalità che compongono la pipeline di elaborazione, la Sezione 3 descrive l'attività sperimentale e infine la Sezione 4 conclude l'esposizione parlando degli sviluppi futuri.

## 2. Elaborazione dei flussi video

L'architettura del sistema AI-RIDE è scalabile e progettata per elaborare molteplici flussi di telecamere e fondere le informazioni risultanti con l'obiettivo principale di individuare le penalità che potrebbero verificarsi (gli elementi rossi in fig. 1). In caso di esito positivo, il sistema fornisce informazioni sul tempo di esecuzione e sulla velocità media e calcola un punteggio confrontando il percorso fatto con quello di riferimento eseguito dall'istruttore. Il flusso di elaborazione illustrato in fig. 1 si basa su due telecamere, l'istanza che viene utilizzata per il circuito LSB. Seguono in dettaglio le varie fasi di elaborazione.

### 2.1. Rimozione della distorsione

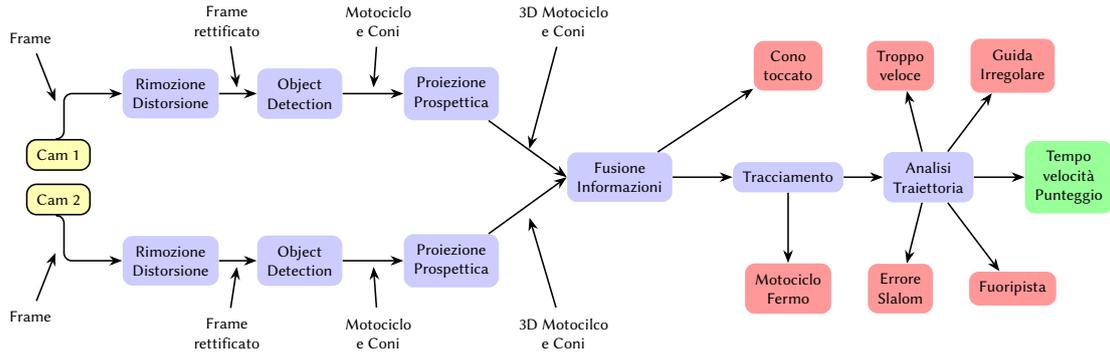
Le fotocamere stenopeiche introducono distorsioni significative nelle immagini catturate. In genere, le li-

*Ital-IA 2024: 4th National Conference on Artificial Intelligence, organized by CINI, May 29-30, 2024, Naples, Italy*

\*Corresponding author.

✉ giuseppericcardo.leone@cnr.it (G. R. Leone)

© 2024 Copyright for this paper by its authors. Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).



**Figura 1:** Architettura del sistema AI-RIDE: gli elementi viola rappresentano le fasi di elaborazione dell'immagine, mentre quelli rossi indicano le penalità. In caso di esito positivo, il sistema fornisce informazioni relative al tempo di esecuzione e alla velocità media e calcola un punteggio sperimentale inteso come indice della regolarità di guida.

nee rette non sono più rette. Un pixel di coordinate  $(x_{\text{distorted}}, y_{\text{distorted}})$  è spesso nella posizione sbagliata. La rettifica dell'immagine permette di calcolare la posizione corretta  $(x, y)$  [4]. La distorsione principale è la *distorsione radiale*, che dipende dalla curvatura della lente e può essere rappresentata dalle seguenti equazioni:

$$x_{\text{distorted}} = x \cdot (1 + k_1 \cdot r^2 + k_2 \cdot r^4 + k_3 \cdot r^6) \quad (1)$$

$$y_{\text{distorted}} = y \cdot (1 + k_1 \cdot r^2 + k_2 \cdot r^4 + k_3 \cdot r^6) \quad (2)$$

Quanto più il punto  $(x, y)$  è lontano dal centro dell'immagine (distanza  $r$ ), tanto più aumenta la distorsione.  $k_1, k_2, k_3$  sono chiamati *coefficiente di distorsione radiale*.

Un altro errore significativo dipende dalla *distorsione tangenziale*, che si verifica perché la lente non è allineata con il piano dell'immagine del sensore. Questa distorsione può essere rappresentata nel modo seguente:

$$x_{\text{distorted}} = x + [(2p_1 \cdot x \cdot y) + p_2 \cdot (r^2 + 2x^2)] \quad (3)$$

$$y_{\text{distorted}} = y + [p_1 \cdot (r^2 + 2y^2) + (2p_2 \cdot x \cdot y)] \quad (4)$$

dove  $(x, y)$  è lo stesso punto nello spazio dell'immagine rettificata,  $r^2 = x^2 + y^2$  e  $p_1, p_2$  sono i *coefficienti di distorsione tangenziale*. Utilizzando la tecnica standard di calibrazione della fotocamera [5], che prevede una serie di immagini di un oggetto con dimensioni note, tipicamente una griglia di calibrazione, è possibile trovare un vettore 5-dimensionale  $\mathbf{p}$  di parametri di distorsione:

$$\mathbf{p} = (k_1, k_2, p_1, p_2, k_3) \quad (5)$$

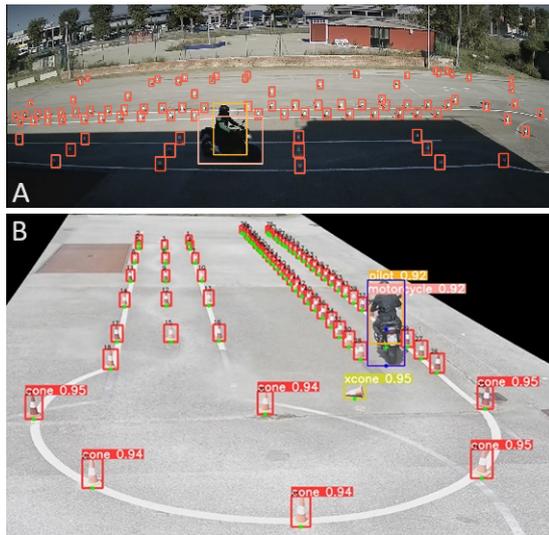
e usarlo per mappare il fotogramma catturato in un'immagine non distorta, fondamentale per eseguire misurazioni esatte di distanza e velocità.

## 2.2. Object detection

Il modulo di object detection è applicato su tutti i frame del flusso video per identificare la moto, il pilota ed i coni della pista. La precisione degli output è fondamentale per ottenere un buon risultato complessivo del sistema: solo con la posizione esatta della moto è possibile calcolare la traiettoria e analizzarne la bontà, mentre i coni servono per determinare il confine della pista. Il modello è stato allenato per distinguere tra coni in posizione verticale e coni a terra, come si osserva in fig. 2-B con un riquadro di delimitazione di colore diverso. Questa caratteristica è fondamentale per individuare gli errori di tocco del cono. Il modulo di object detection utilizza librerie AI, in particolare la versione 5 di YOLO[6, 7], addestrate utilizzando più di 4000 immagini annotate manualmente con Roboflow[8]. Il dataset ha tenuto conto in particolare di condizioni di illuminazione molto differenti dovute alle ombre provocate dalla vicinanza di edifici e alle diverse posizioni del sole durante la giornata. Questa accortezza ha permesso di ottenere ottimi risultati in condizioni di luce estremamente diverse, come si può vedere in fig. 2-A. La fig. 2-B mostra la confidenza delle quattro classi: è di circa 0,95 per i coni e tra 0,9 e 0,92 per la moto e il pilota.

## 2.3. Proiezione prospettica

Per lavorare con le coordinate del mondo reale bisogna effettuare una proiezione prospettica dei punti rilevati dal modulo di object detection. Lo scopo è quello di trasformare le coordinate dell'immagine (fig. 3-D) in coordinate di una vista in pianta (fig. 3-E) che possa essere un sistema di riferimento comune per tutte le informazioni derivanti da flussi video differenti. Questo viene fatto con il calcolo dell'omografia[9]. I punti significativi da proiettare sono quelli che giacciono sul piano di terra. Nel caso dei coni,

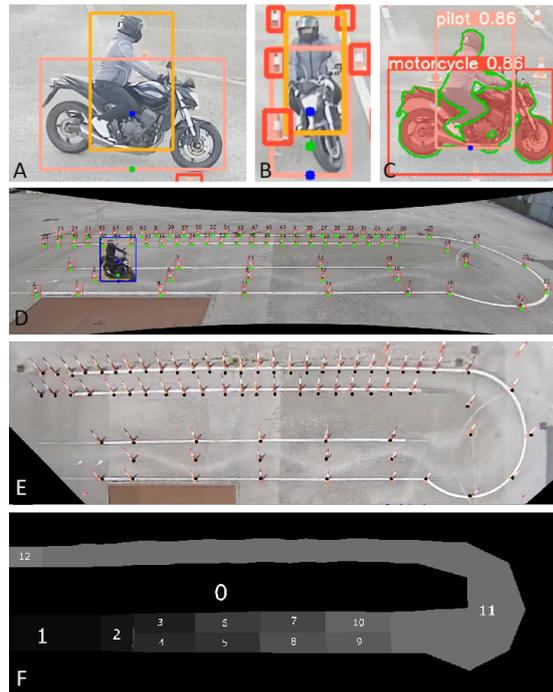


**Figura 2:** A) Il sistema è in grado di riconoscere le classi anche in condizioni di luce molto diverse e B) Il modello è in grado di distinguere coni in posizione verticale (rossi) e coni a terra (gialli) e la confidenza del riconoscimento è superiore a 0.9 per tutte le classi riconosciute.

il punto centrale del lato inferiore del riquadro di delimitazione è generalmente una buona scelta poiché i coni non si muovono e sono oggetti relativamente piccoli. Nel caso delle moto è necessaria un'elaborazione più accurata perché il punto a terra dipende dall'angolo di visuale e la stessa scelta fatta per i coni potrebbe introdurre un errore significativo (il punto verde in vedi fig. 3-A). Con una semplice interpolazione lineare tra il centro di massa e il fondo del bounding box (i punti blu in fig. 3-B), è possibile ottenere un risultato migliore (il punto verde in fig. 3-B). Per consentire rilevamenti più precisi, è stato addestrato un ulteriore modello di segmentazione semantica per moto e pilota, per ottenere il profilo preciso dell'oggetto a livello di pixel; questa funzionalità è utile per identificare un punto di riferimento ottimale per la moto (il punto blu in fig. 3-C).

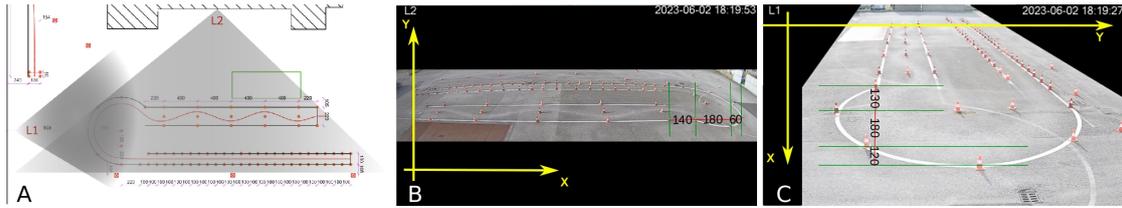
#### 2.4. Fusione delle Informazioni

Il processo di fusione consente di ottenere le migliori prestazioni dal sistema utilizzando due o più telecamere. Il prototipo di riferimento del circuito LSB utilizza due telecamere installate come mostrato in figura 4-A. La migliore resa ottenuta in questo contesto dipende strettamente dalla risoluzione in pixel dell'immagine. Intuitivamente, la risoluzione video di un'area vicina alla telecamera è migliore di quella di un'area lontana. A questo scopo abbiamo calcolato le risoluzioni di alcune aree particolari



**Figura 3:** Proiezione prospettica: il punto in cui l'oggetto tocca terra ha coordinata  $Z=0$ . A) Per la moto il punto rappresentativo dipende dalla visuale e la scelta del punto verde, potrebbe portare ad errori; B) l'interpolazione tra centro di massa e bounding box è una scelta migliore ma C) un'elaborazione più elaborata con segmentazione semantica è la soluzione ottimale; D) il punto centrale del lato inferiore del riquadro di delimitazione è una buona scelta per i coni segnaletici; E) La proiezione del circuito LSB con i punti neri che rappresentano la posizione dei coni; F) con tali punti il tracciato viene suddiviso in zone virtuali per capire se il percorso segue la giusta sequenza o se la moto entra in qualche zona vietata (cono saltato o uscita di pista).

(si veda 4-B e 4-C) e abbiamo notato che, rispetto all'asse  $X$ , la telecamera L2 ha la migliore risoluzione spaziale su quasi tutta la traccia, fatta eccezione per la zona più vicina alla telecamera L1. Qui la risoluzione spaziale di L1 diventa predominante rispetto a L2. Le figure 4-B e 4-C mostrano che la parte del tracciato più vicina a L1 misura la stessa distanza spaziale di L2 utilizzando 120 pixel invece di 60. In base a tale osservazione, l'asse  $X$  è stato diviso in due zone: sopra una certa soglia, la scelta migliore è la telecamera L1, negli altri casi la scelta migliore è L2. Per quanto riguarda l'altra dimensione, corrispondente all'asse  $Y$ , la scelta migliore è sempre L1. In fig. 3-E, i punti neri rappresentano le posizioni dei coni ottenuti dopo questo algoritmo di fusione. Se la posizione di uno o più coni non corrisponde con quella



**Figura 4:** Per il circuito LSB si utilizzano 2 telecamere. A) la posizione e il campo visivo delle telecamere: sono posizionate ortogonalmente tra loro e in modo che ogni telecamera sia allineata con una dimensione della pista; B) la telecamera laterale L2 è posta al centro della dimensione  $X$  della pista; C) la telecamera frontale L1 è posta allineata ai cono centrali della parte iniziale dello slalom rispetto alla dimensione  $Y$  della pista.

iniziale il sistema segnala la **penalità del cono toccato**.

## 2.5. Tracciamento

Per il tracciamento del percorso della moto viene utilizzato un classico filtro di Kalman (KF) [10]. Sviluppato da Rudolf E. Kalman nel 1960, è un algoritmo ricorsivo di stima dello stato ampiamente utilizzato in diverse applicazioni scientifiche e ingegneristiche perché consente il monitoraggio accurato ed efficiente degli stati del sistema in presenza di rumore e incertezza. Il KF opera attraverso un processo in due fasi che prevede previsione e aggiornamento, in cui perfeziona continuamente le stime dello stato. Il KF produce un vettore che indica la posizione e la velocità del motoveicolo: è dunque automatico individuare quando questo si ferma (la velocità scende a zero) e, con alta probabilità, questo evento è collegato alla **penalità del piede a terra**.

## 2.6. Analisi della traccia

Con l'output del tracker KF abbiamo una buona stima delle posizioni e della velocità del veicolo in ogni momento del video registrato. Con tali informazioni vengono calcolate la velocità media, massima e minima e il tempo di completamento del circuito. Se quest'ultimo valore è inferiore al limite minimo per LSB o superiore al limite massimo per HSA, il sistema segnala la **penalità del tempo di percorrenza**. Un'ulteriore elaborazione viene effettuata per lavorare con funzioni matematiche invece che con segmenti lineari: i punti del KF vengono utilizzati per calcolare un insieme di spline monodimensionali[11]. Queste funzioni offrono un percorso visivo fluido e possono essere utilizzate per calcoli integrali o differenziali.

### 2.6.1. Correttezza del percorso

Sono previste due tipologie di penalità legate alla correttezza del percorso: se la moto esce dalla pista oppure se viene saltato un cono durante la fase di slalom. Il sistema è in grado di rilevare entrambe le penalità utilizzando una

lookup table costruita dinamicamente in base alle posizioni iniziali dei cono. La fig. 3-F è una rappresentazione visiva di questa struttura dati, utile per osservare come essa divida il tracciato in diverse zone virtuali: il percorso corretto è dato da una sequenza di posizioni che parte dal valore iniziale 1, itera sullo stesso per un po' e poi aumenta di una unità passando al numero successivo. In altre parole, la sequenza corretta per effettuare un percorso netto è 1-2-3-4-5-6-7-8-9-10-11-12. La zona virtuale 0 è associata alla **penalità di uscita dal percorso**. Qualsiasi altra sequenza non conforme a quella corretta produce la segnalazione della **penalità del cono saltato**.

### 2.6.2. Calcolo del punteggio

Questa procedura serve a valutare la qualità della guida ed è ancora in fase sperimentale. L'idea alla base del calcolo del punteggio consiste nel dare un peso alla differenza tra il percorso ottimale stabilito dagli istruttori di guida e il percorso in esame. Ogni prova è caratterizzata da tre parametri principali: tempo di esecuzione, velocità e percorso. Ottimi indicatori sono la velocità media e la differenza tra l'area racchiusa nel percorso dell'esperto e quella definita dal percorso del candidato; osservando cosa può essere realmente diverso nella guida irregolare, si è notato che la velocità massima e minima sono buoni valori da tenere sotto osservazione; anche le correlazioni lungo gli assi  $X$  e  $Y$  forniscono informazioni significative. Le caratteristiche esaminate sono:  $s_1$ : tempo di esecuzione;  $s_2$ : velocità media;  $s_3$ : velocità massima;  $s_4$ : velocità minima;  $s_5$ : integrale della "funzione" percorso;  $s_6$ : correlazione su coordinata  $X$ ;  $s_7$ : correlazione su coordinata  $Y$ . Il punteggio per gli elementi che vanno da  $s_1$  a  $s_5$ , sono calcolati usando l'equazione 6 ( $r$ =valore di riferimento,  $c$ =valore in esame):

$$punteggio = \frac{|r|}{|r| + |r - c|} \quad (6)$$

Per  $s_6$  e  $s_7$  si calcola il coefficiente di correlazione come indicato nelle equazioni 7 e 8.

$$\text{corr\_coeff}(x_r, x_c) = \frac{\text{cov}(x_r, x_c)}{\sigma(x_r) \cdot \sigma(x_c)} \quad (7)$$

$$\text{corr\_coeff}(y_r, y_c) = \frac{\text{cov}(y_r, y_c)}{\sigma(y_r) \cdot \sigma(y_c)} \quad (8)$$

Tutti i parametri precedenti sono utilizzati per fornire un punteggio generale della guida da valutare grazie alla equazione 9:

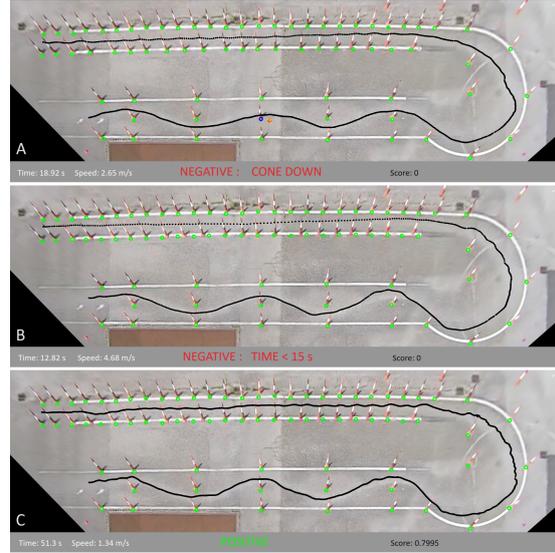
$$\text{rank} = \left( \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \phi_i \cdot s_i \right) \cdot \left( \prod_{j=1}^m e_j \right) \quad (9)$$

dove  $n = 7$  e ogni parametro  $s_i$  è moltiplicato per un coefficiente  $\phi_i$  che stabilisce il peso di quel parametro.  $e_j$  è associato ad una penalità e il suo valore è 0 se la corrispondente penalità è stata rilevata. In sostanza il punteggio è valido solo per le guide che non presentano penalità binarie (tutti gli  $e_j$  valgono 1), se viene commesso un errore il corrispondente  $e_j$  vale 0, e così anche il punteggio globale. Le penalità prese in considerazione sono quelle nominate in precedenza: 1) cono toccato, 2) uscita di pista, 3) tempo di percorrenza, 4) saltare un cono durante la fase iniziale, 5) mettere un piede a terra.

### 3. Risultati sperimentali

Il prototipo che abbiamo realizzato per la dimostrazione dei risultati si è focalizzato sul circuito LSB. Tutto il tracciamento della moto viene effettuato utilizzando solo la telecamera laterale L2, che ha una visione migliore di tutta la pista. Le informazioni della fotocamera frontale vengono utilizzate per stimare meglio le posizioni dei coni. La fig. 5 mostra tre esempi dell'output del sistema: in ogni immagine è mostrata una vista dall'alto del tracciato LSB dove i punti verdi indicano le posizioni dei coni all'inizio del test, e il percorso nero è quello calcolato con il filtro di Kalman. Nella parte inferiore della barra informazioni sono riportati i valori del tempo e della velocità media, l'esito del test e il punteggio sperimentale che viene calcolato come discusso nel paragrafo 2.6.2.

L'errore più comune in un esame di guida è la "penalità del cono toccato". La fig. 5-A è un esempio di questo caso: il punto blu indica quale cono manca dalla configurazione standard e il punto rosso mostra dove il sistema individua un cono che non dovrebbe esserci. Il quadrato giallo attorno al punto rosso significa che il sistema vede che il cono giace a terra. Un caso più difficile da comprendere è quando il cono viene toccato ma non cade: il sistema può individuare questo evento se ci sono almeno 8 cm di spostamento tra la posizione iniziale e quella rilevata. Altre penalità importanti che corrispondono ad un risultato negativo sono l'uscita di percorso e il cono saltato: queste penalità si rilevano molto bene utilizzando la lookup table mostrata nel paragrafo 2.6.1: viene posizionato un punto rosso nel luogo in cui il sistema rileva la penalità; in questi casi l'errore di misura è legato alla precisione



**Figura 5:** Tre esempi di esito della prova: A) È stato toccato un cono e l'esito è negativo con punteggio complessivo pari a zero: il punto blu indica la posizione originaria del cono mancante, mentre il punto rosso indica la posizione finale; il quadrato giallo indica che il cono è caduto; B) la moto ha fatto un percorso pulito ma il tempo finale era sotto il limite dei 15 sec e il test è negativo; C) il test è superato ma il punteggio è basso perché il tempo di esecuzione è distante da quello ottimale.

della posizione della moto rispetto al suo punto medio; uno svantaggio di questo approccio è che se solo una piccola parte della ruota anteriore esce dal bordo della pista il sistema non è in grado di segnalarlo.

La penalità per tempo di esecuzione troppo basso è il caso di fig. 5-B. L'esito del test è negativo e il punteggio è zero come ogni caso in cui viene individuata una penalità. La penalità del piede a terra è molto difficile da riconoscere: allo stato attuale, è possibile verificare se la velocità del veicolo è nulla, ma rimane arduo identificare un piccolo tocco del piede se non è associato all'arresto del veicolo. Se non ci sono penalità, la risposta del sistema è positiva e viene calcolato un punteggio complessivo: in fig. 5-C il tempo di fine è quasi un minuto; esso non rappresenta una penalità, ma è più del doppio di quello che ci si aspetta da un buon test: il punteggio di 0,79 indica un risultato sufficiente, ma non buono. La tabella 1 offre altri esempi di questo sistema di punteggio basato sulle formule riportate nel paragrafo 2.6.2: la prima colonna mostra i valori di riferimento relativi ad un pilota esperto e le quattro colonne successive rappresentano diversi test drive. "Buono" è un risultato positivo con parametri molto simili al riferimento e il punteggio complessivo è 0,945, che è superiore al "Molto lento" di cui abbiamo

**Tabella 1**

Esempi del sistema di punteggio sperimentale: i parametri di alcune prove con esito diverso vengono confrontati con la prova di “Riferimento” eseguita dall’istruttore di guida.

	Reference	Good		Too Fast		Very Slow		Out of bound	
	value	value	score	value	score	value	score	value	score
Area	202.368 m <sup>2</sup>	201.093 m <sup>2</sup>	0.99374	201.401 m <sup>2</sup>	0.995244	204.845 m <sup>2</sup>	0.987908	208.725 m <sup>2</sup>	0.969544
Corr x		0.981505	0.973566	0.995709	0.995709	0.92647	0.92647	0.974724	0.974724
Corr y		0.998595	0.998595	0.996716	0.996716	1	1	0.998567	0.998567
Time	18.5602 s	18.9202 s	0.980972	12.82 s	0.763784	51.30 s	0.361791	19.9003 s	0.932663
Max speed	571.41 cm/s	710.03 cm/s	0.804774	1158.15 cm/s	0.493384	649.81 cm/s	0.879346	718.886 cm/s	0.79486
Min speed	27.10 cm/s	24.7178 cm/s	0.919165	65.79 cm/s	0.411908	21.11 cm/s	0.818896	13.06 cm/s	0.658718
Avg speed	340.20 cm/s	319.125 cm/s	0.941642	468.62 cm/s	0.725976	133.78 cm/s	0.622372	331.367 cm/s	0.974668
Average	1		0.944636		0.764674		0.799539		0.900521
Score	1		0.944636		0		0.799539		0

già parlato. È interessante notare la differenza tra i due risultati negativi nelle colonne grigie centrali: entrambi hanno un punteggio complessivo nullo, ma guardando la media, l’esempio “Too Fast” è un basso 0,745 mentre “Out of bound” è 0,901 perché il tempo di percorrenza è più simile a quello di “Riferimento”. Tale sistema di punteggio è ancora in fase sperimentale e necessita di ulteriore approfondimento.

#### 4. Conclusioni e sviluppi futuri

In questo articolo si è mostrato il sistema prototipale AI-RIDE che ha l’obiettivo di valutare la guida dei motociclisti in modo automatico mediante l’analisi di flussi di immagini provenienti da telecamere poste lungo il circuito di prova. La sfida è stata quella di utilizzare le informazioni disponibili provenienti da dispositivi ottici di fascia medio-bassa per ottenere una valutazione accettabile. I risultati ottenuti hanno dimostrato la fattibilità e l’affidabilità del sistema di telemetria che è in grado di riconoscere automaticamente, con grado di affidabilità variabile, delle specifiche penalità previste durante la fase pratica degli esami per il conseguimento della patente di guida per motocicli. Il 14 Giugno 2023, presso l’auto-scuola Gerardo di Pontedera, in presenza di autorità del Ministero dei Trasporti, è stata organizzata ed eseguita una dimostrazione dal vivo del prototipo del sistema di valutazione realizzato. E’ in fase sperimentale la implementazione di un digital twin che rappresenta l’azione del patentando sul motoveicolo in un ambiente virtuale 4D (spazio/temporale). L’ambiente virtuale è realizzato con il motore grafico Unreal. Un possibile sviluppo futuro riguarda l’utilizzo di telecamere ad alte prestazioni per ottenere un’analisi della postura corporea del pilota migliorando l’individuazione della penalità del piede a terra. Altre novità riguarderanno soluzioni di edge-computing per consentire una preelaborazione con l’hardware della telecamera.

#### Riferimenti bibliografici

- [1] Ministero dei Trasporti, Decreto 26/09/2018 - prove di valutazione per conseguimento patenti a1, a2 e a, <https://www.gazzettaufficiale.it/eli/id/2018/10/12/18A06493/sg>, 2018. Last reviewed 14 maggio 2024.
- [2] G. R. Leone, M. Righi, D. Moroni, F. Paolucci, Towards multi-camera system for the evaluation of motorcycle driving test, in: 16th Int. Conf. on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), IEEE, 2022, pp. 561–568.
- [3] G. R. Leone, M. Righi, D. Moroni, A. Baiamonte, D. Bulotta, F. Paolucci, Ai-ride: A multi-camera system for the evaluation of motorcycle driving test, in: 17th Int. Conf. on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2023, pp. 422–428.
- [4] A. Distante, C. Distante, W. Distante, Wheeler, Handbook of image processing and computer vision, Springer, 2020.
- [5] Z. Zhang, A flexible new technique for camera calibration, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 22 (2000) 1330–1334.
- [6] G. J. et al., Yolov5 classification models, apple m1, reproducibility, clearml and deci.ai integrations, <https://zenodo.org/records/7347926>, 2022.
- [7] Glenn Jocher and Sergiu Wxmann, Comprehensive guide to ultralytics yolov5, <https://docs.ultralytics.com/yolov5/>, 2022.
- [8] Roboflow Inc., Roboflow annotation framework, <http://www.roboflow.com/>, 2024.
- [9] M. Sonka, V. Hlavac, R. Boyle, Image processing, analysis, and machine vision, Cengage Learning, 2014, pp. 558–561.
- [10] R. E. Kalman, A new approach to linear filtering and prediction problems, Transactions of the ASME–Journal of Basic Engineering 82 (1960) 35–45.
- [11] B. Bojanov, H. Hakopian, B. Sahakian, Spline Functions and Multivariate Interpolations, Mathematics and Its Applications, Springer Netherlands, 2014.