

Ottimizzazione del Path Tracking con Model Predictive Control per Autonomous Racing in F1TENTH

Vincenzo Siano, matricola 981734

Il settore della guida autonoma ha registrato notevoli progressi negli ultimi anni, favorito dall'innovazione portata in quest'ambito dalla robotica e dall'intelligenza artificiale. Il path tracking rappresenta una delle sfide principali per questi veicoli, specialmente in contesti competitivi come l'Autonomous Racing, nel quale la precisione e le performance sono cruciali. La comunità di F1TENTH offre una piattaforma che permette di testare i propri algoritmi su veicoli autonomi in scala 1:10, simulando corse reali in un ambiente controllato e adatto a valutare le prestazioni delle soluzioni sviluppate.

Questa tesi si propone di sviluppare e di analizzare un sistema di controllo ottimizzato per l'attività di path tracking con un singolo agente, applicata al campo dell'Autonomous Racing per la piattaforma F1TENTH, mediante l'implementazione di un algoritmo di controllo ottimale e predittivo, il Model Predictive Control (MPC). Inoltre, tale sistema è stato confrontato con Pure Pursuit, un altro metodo di controllo più semplice a livello concettuale. Nello specifico, gli obiettivi del lavoro comprendono:

1. lo sviluppo di un sistema funzionante di guida autonoma di un veicolo simulato della categoria F1TENTH;
2. l'ottimizzazione della traiettoria calcolata, riducendo il più possibile l'errore di tracking, ovvero la deviazione rispetto alla linea teorica di riferimento;
3. l'applicabilità in circuiti di Formula 1 in scala ridotta a 1:10;
4. l'analisi dei risultati e il confronto delle prestazioni col Pure Pursuit e tra le diverse configurazioni di MPC.

Pertanto, lo scopo ultimo è comprendere se Model Predictive Control rappresenta una soluzione valida e se sia superiore a un metodo di controllo reattivo più semplice, siccome effettua calcoli puramente geometrici per seguire una traiettoria calcolata da un planner.

1 Descrizione del lavoro

In primo luogo, è stato effettuato uno studio preliminare della piattaforma F1TENTH e dei concetti fondamentali della guida autonoma, ponendo particolare attenzione al controllo del veicolo in contesti di corse con un singolo agente. Si è poi proseguito con lo studio di Model Predictive Control, organizzando i parametri necessari per la configurazione dell'algoritmo in file appositi. Successivamente è stato implementato l'algoritmo, prima attraverso l'impostazione del problema di ottimizzazione convessa, secondo un risolutore

adeguato; poi, attraverso la definizione della funzione obiettivo e dei vincoli, è stato ottimizzato il controllo del veicolo lungo la traiettoria di riferimento.

Alla scrittura del codice è seguita una fase di ottimizzazione (tuning) delle matrici di pesi presenti nella funzione obiettivo di MPC, volta a migliorare la precisione nel path tracking senza però compromettere la stabilità e la velocità del veicolo.

I test sono stati condotti su due circuiti di Formula 1, Spa-Francorchamps e Monza, mediante l'uso del simulatore di F1TENTH. Da questa fase, sono emersi tre profili di guida, ciascuno ottimizzato per scenari differenti. Durante le simulazioni, sono stati raccolti i dati relativi alla posizione, all'angolo di sterzata, alla velocità e all'accelerazione. A partire da questi dati sono state calcolate specifiche metriche come il Crosstrack Error, al fine di valutare le performance del sistema.

In ultima istanza, i risultati ottenuti sono stati analizzati attraverso dei notebook di Jupyter, all'interno dei quali sono stati effettuati confronti tra MPC e Pure Pursuit, oltre a valutare l'efficacia dei tre profili di MPC.

2 Tecnologie coinvolte

Il lavoro ha coinvolto le seguenti tecnologie:

- ROS 2 (Robot Operating System), per la gestione dell'infrastruttura robotica;
- F1TENTH Gym, per la simulazione dei circuiti e del veicolo. Tuttavia, l'effettiva visualizzazione del simulatore avviene su RViz;
- Python, come linguaggio per l'implementazione degli algoritmi. Sono state adottate librerie come rclpy per l'interazione con ROS 2; CVXPY, necessaria per la risoluzione del problema di ottimizzazione convessa; Jupyter Notebook, invece, per l'analisi dei risultati.

3 Competenze e risultati raggiunti

L'analisi dei risultati ha confermato l'ottima funzionalità di Model Predictive Control su entrambi i circuiti testati, in linea con le aspettative e gli obiettivi prefissati. Grazie alla sua natura predittiva, MPC fornisce traiettorie più precise, con errori di tracking significativamente inferiori rispetto al Pure Pursuit. Inoltre, si osservano anche lap time inferiori per ogni profilo di MPC con la configurazione "High Performance" che si è rivelata come la migliore, soprattutto in uno scenario di gara estrema con un singolo agente, garantendo prestazioni superiori anche in termini di velocità. Un ulteriore aspetto positivo è emerso dall'analisi dei consumi energetici, aspetto nel quale MPC ha mostrato un'efficienza superiore rispetto al Pure Pursuit, un risultato particolarmente rilevante data la scala ridotta del veicolo.