



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI MILANO - BICOCCA
Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione
Corso di Laurea Magistrale in Informatica

Progettazione e Implementazione di un Sistema di Adaptive Cruise Control basato su Logica Fuzzy

Progetto Sistemi Complessi e Incerti

Autore:
Simone Lesinigo 899540

Indice

Introduzione	1
1 Stato dell'Arte	2
2 Modello Proposto	4
2.1 Definizione delle Variabili Linguistiche e delle Membership Functions	4
2.1.1 Weather Condition	4
2.1.2 Time Headway	5
2.1.3 Relative Velocity	8
2.1.4 Acceleration	10
2.2 Creazione delle Regole	11
3 Implementazione	12
3.1 Dataset di riferimento	12
3.2 Dataset della simulazione	13
3.2.1 Timestamps	13
3.2.2 Ego Acceleration	13
3.2.3 Leader Acceleration	13
3.2.4 Ego Velocity	14
3.2.5 Leader Velocity	14
3.2.6 Space Gap	14
4 Risultati e Analisi	15
4.1 Premessa	15
4.2 Confronto veicolo Ego Simulato e Reale	16
4.2.1 Accelerazione	16
4.2.2 Velocità	18
4.3 Confronto veicolo Ego Simulato e veicolo Leader	18
4.3.1 Accelerazione	18
4.3.2 Velocità	19
4.4 Confronto Space Gap con Distanze di Sicurezza	20
4.5 Confronto tra veicolo Ego in condizioni di Good e Bad Weather	22
5 Conclusioni	25
6 Lavori Futuri	26
A Regole del Sistema Fuzzy	

Elenco delle figure

2.1	Membership Functions di Weather Condition.	5
2.2	Membership Functions di Time Headway	6
2.3	Membership Functions di Relative Velocity	9
2.4	Membership Functions di Acceleration	11
4.1	Confronto Ego Acceleration Reale Impartita ed Effettiva	15
4.2	Confronto Ego Acceleration Simulata e Reale Impartita	16
4.3	Confronto Ego Acceleration Simulata e Reale Effettiva	17
4.4	Confronto Ego Velocity Simulata e Reale	18
4.5	Confronto tra ego_acceleration simulata e leader_acceleration	19
4.6	Confronto tra ego_velocity simulata e leader_velocity	20
4.7	Confronto Space Gap con le distanze di sicurezza	21
4.8	Confronto Ego Acceleration Simulata	22
4.9	Confronto Ego Velocity Simulata	23
4.10	Confronto Space Gap Simulato	24

Elenco delle tabelle

2.1	Confronto tra distanza di sicurezza da mantenere e distanza mantenuta. . .	8
A.1	Regole del Sistema Fuzzy	

Introduzione

Negli ultimi anni, i sistemi avanzati di assistenza alla guida (ADAS, acronimo di Advanced Driver Assistance Systems) hanno assunto un ruolo centrale nella progettazione dei veicoli moderni, contribuendo a migliorare la sicurezza e il comfort del conducente. Tra questi sistemi, l'Adaptive Cruise Control (ACC) permette di mantenere automaticamente una distanza di sicurezza dal veicolo che precede, adattando la velocità del veicolo controllato in funzione delle condizioni del traffico.

Il presente lavoro si concentra sulla progettazione di un sistema fuzzy per l'ACC, che sfrutta logiche di tipo linguistico per gestire in maniera graduale e naturale le accelerazioni e le decelerazioni del veicolo. L'approccio fuzzy si rivela particolarmente efficace per modellare comportamenti complessi come quelli della guida in autostrada, dove le velocità e le distanze tra veicoli variano continuamente.

Nel paper viene illustrato come è stato progettato e implementato il sistema fuzzy, descrivendo la scelta delle variabili linguistiche, la costruzione degli insiemi fuzzy e la definizione delle regole di controllo. Inoltre, viene presentata una simulazione basata su dati reali per analizzare i risultati e valutare l'efficacia del sistema nel regolare la velocità e mantenere la sicurezza e il comfort durante la guida.

1 Stato dell'Arte

La crescente complessità del traffico stradale e la ricerca di una maggiore sicurezza hanno spinto l'evoluzione dei sistemi di assistenza alla guida (ADAS), tra cui l'Adaptive Cruise Control (ACC). L'ACC è progettato per mantenere una distanza di sicurezza costante dal veicolo che precede, gestendo automaticamente la velocità e la distanza tra i veicoli.

Sebbene i controller PID siano ampiamente utilizzati per la loro robustezza e i bassi requisiti hardware, spesso necessitano di una calibrazione complessa per adattarsi ai diversi scenari di guida e non riescono a ottenere un controllo ottimale. Per superare queste limitazioni, la ricerca si è orientata verso approcci più flessibili come la **logica fuzzy** e il **Model Predictive Control (MPC)** [singh2015adaptive](#).

Applicazione della Logica Fuzzy nell'ACC

I sistemi basati su logica fuzzy sono particolarmente adatti per gestire la complessità e l'incertezza del comportamento di guida. Essi modellano il processo decisionale umano, utilizzando variabili linguistiche e regole basate sull'esperienza del guidatore. La logica fuzzy permette di ottenere una risposta più fluida e naturale rispetto ai metodi di controllo tradizionali, migliorando il comfort di guida [simic2022cascaded](#).

Sistemi a Logica Fuzzy Gerarchici e a Cascata: Per gestire un gran numero di variabili di input senza aumentare esponenzialmente il numero delle regole, sono stati proposti sistemi a cascata o gerarchici. In questo approccio più sistemi di inferenza fuzzy sono collegati tra loro, riducendo significativamente il numero complessivo di regole e il carico computazionale. In tal modo il sistema diventa adatto per applicazioni in tempo reale, pur mantenendo la capacità di gestire scenari di guida complessi [simic2022cascaded](#).

Confronto con altri approcci: In un'implementazione su un'auto modello autonoma, è stato dimostrato che un controller fuzzy può fornire una risposta più fluida e mantenere un errore di distanza inferiore rispetto a un controller PID tradizionale [alomari2020fuzzy](#). Un'altra ricerca ha evidenziato come un ACC che combina una rete neurale e un algoritmo fuzzy superi le prestazioni delle reti neurali convenzionali.

Integrazione con altre tecnologie

Studi più recenti hanno esplorato l'integrazione della logica fuzzy con altre metodologie di controllo avanzate. Ad esempio, una strategia di controllo gerarchica combina un osservatore dello stato del veicolo basato su machine learning, un **Fuzzy Model Predictive Controller (fuzzy-MPC)** e un controller esecutivo PID per migliorare la precisione di tracciamento e la stabilità del sistema. Questo approccio ibrido mira a bilanciare le prestazioni di tracciamento, il comfort e la robustezza del controllo in ambienti incerti [guo2023adaptive](#).

In sintesi, i controller a logica fuzzy rappresentano una soluzione robusta e intuitiva per la progettazione di sistemi ACC, offrendo prestazioni superiori in termini di fluidità e comfort di guida rispetto ai controller classici. L'integrazione di questi sistemi con altre tecnologie, come l'MPC e il machine learning, apre la strada a soluzioni ancora più sofisticate, in grado di adattarsi dinamicamente a scenari di guida complessi e variabili.

2 Modello Proposto

Il presente capitolo descrive la progettazione del sistema fuzzy impiegato per l'Adaptive Cruise Control.

Si considera un veicolo di categoria M1 (auto destinata al trasporto di persone, con al massimo otto posti a sedere oltre al conducente) dalle prestazioni medie in termini di accelerazione e decelerazione.

L'ambiente di riferimento è quello autostradale, in cui i veicoli si muovono in traiettorie rettilinee.

D'ora in avanti, il veicolo che segue verrà indicato come *ego* (ossia il veicolo dell'utilizzatore del sistema ACC), mentre il veicolo che precede verrà indicato come *leader*.

Per le velocità di esercizio si è scelto un intervallo compreso tra $70 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ e $150 \frac{\text{km}}{\text{h}}$: il valore minimo riflette le condizioni tipiche di marcia autostradale, mentre il valore massimo coincide con il limite consentito sulle autostrade italiane (generalmente $130 \frac{\text{km}}{\text{h}}$, elevabile a $150 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ in circostanze particolari **limite'autostrada'150**).

2.1 Definizione delle Variabili Linguistiche e delle Membership Functions

Nel modello sono state introdotte quattro variabili linguistiche: tre in *input* e una in *output*.

Di seguito sono presentate le 3 variabili di *input*.

2.1.1 Weather Condition

La variabile `weather_condition` rappresenta lo stato meteorologico e assume valori normalizzati nell'intervallo $[0, 1]$, dove 0 corrisponde a condizioni pessime (**bad**) e 1 a condizioni ottimali (**good**).

- **Termini linguistici:**

- **bad**: trapezoidale definita dai punti $[0.0, 0.0, 0.35, 0.65]$.
- **good**: trapezoidale definita dai punti $[0.35, 0.65, 1.0, 1.0]$.

- **Universo:** $[0, 1]$

La Figura 2.1 mostra le Membership Functions associate ai termini **bad** e **good**.

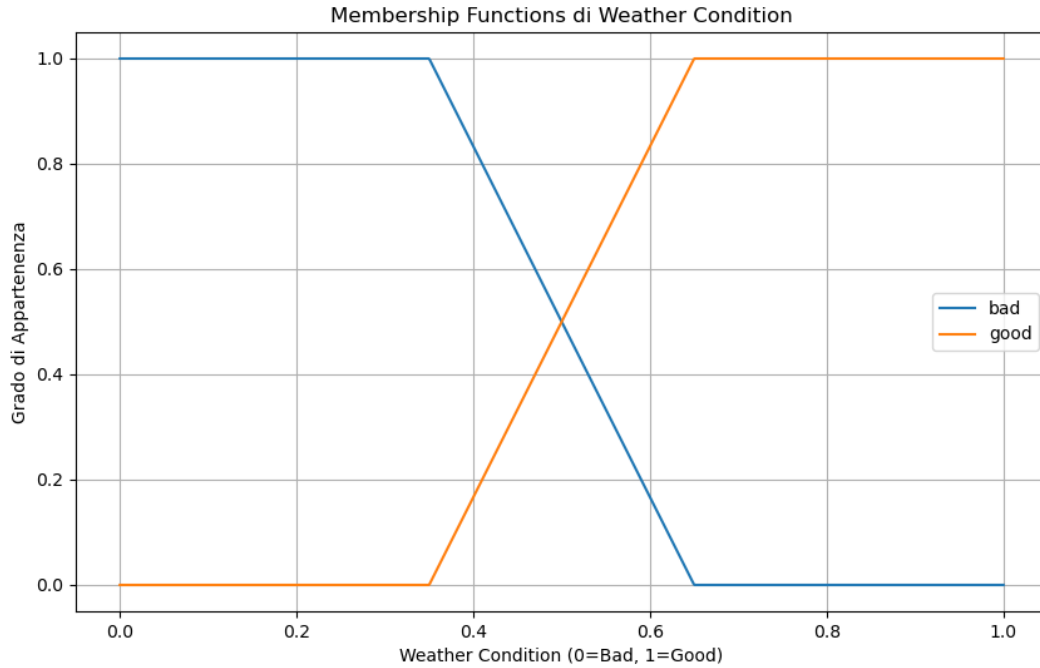


Figura 2.1: Membership Functions di Weather Condition.

2.1.2 Time Headway

La variabile `time_headway` rappresenta il tempo necessario affinché il veicolo *ego* percorra la distanza che lo separa dal veicolo *leader*. È definita come:

$$\text{time_headway [s]} = \frac{\text{space_gap [m]}}{\text{ego_velocity [m/s]}}$$

dove `space_gap` è la distanza tra i due veicoli ed `ego_velocity` è la velocità dell'*ego*.

Annotazione Si osservi che la formula impiega l'assunzione semplificativa secondo cui il veicolo *leader* sia in grado di arrestarsi istantaneamente. Tale ipotesi, evidentemente irrealistica, trascura lo spazio di frenata necessario al *leader*, che contribuirebbe ad aumentare il valore effettivo del `time_headway`. Questa approssimazione è tuttavia considerata accettabile nell'ottica di una modellazione semplificata e risulta coerente con quanto previsto dalla normativa ACC ISO 15622:2018 **iso15622**.

- **Termini linguistici:**

- **dangerous:** trapezoidale definita dai punti [0.0, 0.0, 0.8, 1.5].
- **short:** triangolare definita dai punti [1.0, 2.0, 3.0].
- **adequate:** triangolare definita dai punti [2.5, 3.75, 5.0].
- **long:** triangolare definita dai punti [4.5, 5.75, 7.0].
- **very_long:** trapezoidale definita dai punti [6.5, 7.0, 15.5, 15.5].

- **Universo:** $[0, 15.5]$ s. Il valore minimo corrisponde al limite fisico teorico, sebbene sia considerato praticamente irraggiungibile. Il valore massimo è stato determinato sulla base della portata tipica di un front radar sensor prodotto da BOSCH **bosch`radar**, pari a 300 m, e di una velocità minima del veicolo *ego* pari a 70 km/h. Pertanto, il massimo **time_headway** è calcolato come:

$$\max(\text{time_headway}) [s] = \frac{300 [m]}{\frac{70 [km/h]}{3.6}} = \frac{300 [m]}{19.4 [m/s]} \approx 15.4 [s]$$

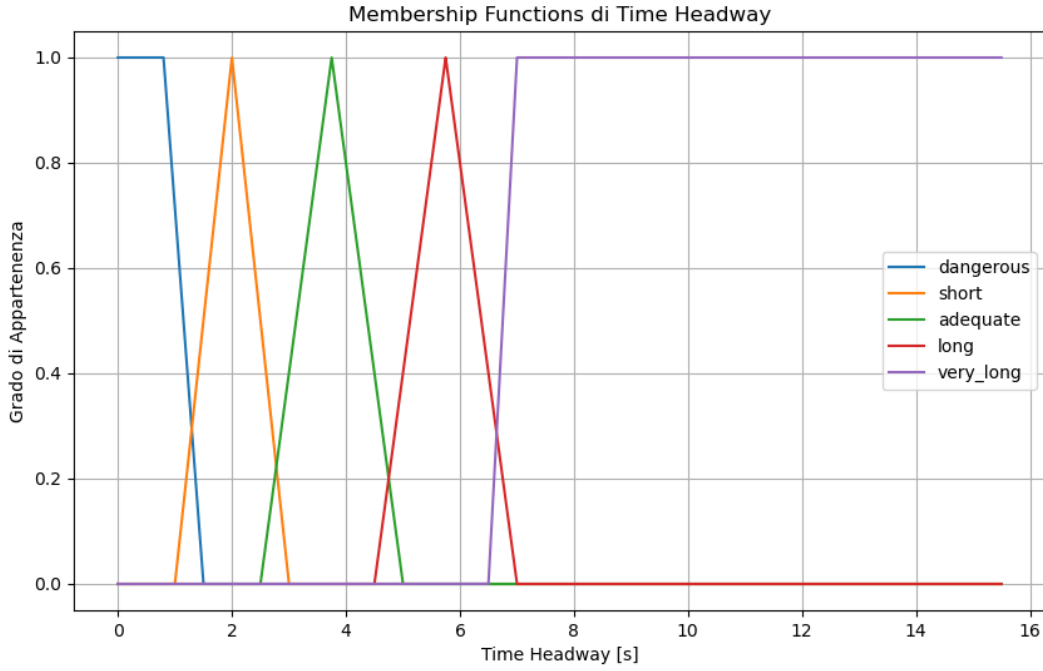


Figura 2.2: Membership Functions di Time Headway

Motivazioni della Scelta della Variabile

Si è preferito utilizzare la variabile **time_headway** piuttosto che introdurre un insieme separato di variabili come **distanza**, **ego_velocity** e **leader_velocity**, sia per contenere la complessità del sistema riducendo il numero di regole da definire, sia perché le Membership Functions nei sistemi fuzzy non sono progettate per adattarsi dinamicamente in base a uno o più parametri.

Ad esempio, risulterebbe problematico definire in modo univoco cosa significhi una distanza **dangerous**: quale intervallo tra 0 m e 300 m dovrebbe essere considerato tale? La pericolosità della distanza è infatti fortemente dipendente dalla velocità del veicolo.

Consideriamo la relazione:

$$d_{sicurezza} [m] = d_{reazione} [m] + d_{frenata} [m] \quad (2.1)$$

dove $d_{\text{sicurezza}}$ rappresenta la distanza di sicurezza, d_{reazione} è lo spazio percorso durante il tempo di reazione (ovvero il tempo necessario affinché il conducente inizi la frenata), e d_{frenata} è lo spazio di arresto effettivo.

Si ha:

$$d_{\text{reazione}} = v \cdot t$$

dove v è la velocità del veicolo in m/s e t è il tempo di reazione in secondi.

Lo spazio di frenata è invece espresso da:

$$d_{\text{frenata}} = \frac{v^2}{2 a \mu}$$

dove a è la decelerazione massima e μ è il coefficiente di attrito con il manto stradale (in condizioni ottimali pari a 0.8) **distanza di sicurezza youmath.**

Se due veicoli sono separati da 20 m, tale distanza risulta adeguata se la velocità dell'*ego* è pari a 30 km/h. In tal caso, assumendo un tempo di reazione di 1 s, un coefficiente di attrito $\mu = 0.8$ e una brusca decelerazione pari a 1 g (ossia $a = -9.81 \text{ m/s}^2$), si ottiene:

$$\begin{aligned} d_{\text{sicurezza}} &= v \cdot t + \frac{v^2}{2 a \mu} \\ d_{\text{sicurezza}} &= \frac{30 \left[\frac{\text{km}}{\text{h}} \right]}{3.6} \times 1 [\text{s}] + \frac{\left(\frac{30 \left[\frac{\text{km}}{\text{h}} \right]}{3.6} \right)^2}{2 \times 9.81 \left[\frac{\text{m}}{\text{s}^2} \right] \times 0.8} = \\ &= 8.33 [\text{m}] + \frac{(8.33 \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right])^2}{15.7 \left[\frac{\text{m}}{\text{s}^2} \right]} = 8.33 \text{ m} + \frac{69.4 \left[\frac{\text{m}^2}{\text{s}^2} \right]}{15.7 \left[\frac{\text{m}}{\text{s}^2} \right]} = \\ &= 8.33 [\text{m}] + 4.42 [\text{m}] \approx 12.75 [\text{m}]. \end{aligned}$$

Viceversa, alla velocità di 130 km/h, la medesima distanza di 20 m risulterebbe del tutto insufficiente. Ricalcolando infatti la distanza di sicurezza da mantenere nelle stesse condizioni si ottiene:

$$d_{\text{sicurezza}} \approx 119.1 [\text{m}]$$

La variabile **time_headway** consente di modellare direttamente il tempo che separa i due veicoli indipendentemente dalla loro velocità assoluta o dalla distanza in metri. Di fatto, agisce come una forma di *normalizzazione* del concetto di distanza, rendendolo più interpretabile e stabile all'interno del sistema fuzzy.

Scelta degli intervalli

Per definire gli intervalli della variabile linguistica **time_headway**, ci si è basati sulla cosiddetta *regola dei 3 secondi benzinazero2016*, un criterio ampiamente adottato nella sicurezza stradale per garantire una distanza adeguata dal veicolo che precede. Tale regola stabilisce che, indipendentemente dalla velocità, il conducente dovrebbe mantenere almeno tre secondi di distanza temporale dal veicolo antistante, assicurando così il tempo necessario per reagire in caso di frenata improvvisa.

Partendo da questo principio, è stato definito l'intervallo per la categoria **adequate**. Successivamente, sono stati impostati gli intervalli per le categorie **dangerous** e **short**, seguiti da quelli per **long** e **very_long**.

Per verificare la correttezza degli intervalli scelti, la Tabella 2.1 confronta la distanza da mantenere calcolata tramite l'equazione 2.1 con la distanza effettivamente mantenuta per i diversi valori di **ego_velocity** e **time_headway**. Nella tabella è inoltre riportata la differenza percentuale tra le due misure.

Si sottolinea che, per il calcolo di entrambe le distanze, sono stati utilizzati i valori $a = 9.81 \text{ m/s}^2$ e $\mu = 0.8$ come in precedenza, modificando però il tempo di reazione da 1 secondo a 2 secondi, in quanto si presuppone che, in autostrada con ACC attivo, il conducente presti un livello di attenzione ridotto e impieghi più tempo a reagire.

Velocità [km/h]	Time Headway [s]	Distanza da mantenere [m]	Distanza mantenuta [m]	Differenza %
70	0.5	62.977	33.810	-86.266
	1.0		43.533	-44.666
	2.0		62.977	0.000
	3.0		82.421	+23.591
	4.0		101.866	+38.177
	7.0		160.199	+60.688
	10.0		218.533	+71.182
	15.0		315.755	+80.055
110	0.5	120.594	74.761	-61.307
	1.0		90.038	-33.936
	2.0		120.594	0.000
	3.0		151.149	+20.215
	4.0		181.705	+33.632
	7.0		273.372	+55.886
	10.0		365.038	+66.964
	15.0		517.816	+76.711
150	0.5	193.942	131.442	-47.550
	1.0		152.275	-27.363
	2.0		193.942	0.000
	3.0		235.609	+17.685
	4.0		277.275	+30.054
	7.0		402.275	+51.789
	10.0		527.275	+63.218
	15.0		735.609	+73.635

Tabella 2.1: Confronto tra distanza di sicurezza da mantenere e distanza mantenuta.

2.1.3 Relative Velocity

La variabile **relative_velocity** rappresenta la velocità relativa del veicolo *leader* rispetto al veicolo *ego*. Essa è definita come:

$$\text{relative_velocity} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right] = \text{leader_velocity} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right] - \text{ego_velocity} \left[\frac{\text{m}}{\text{s}} \right].$$

Annotazione Si noti che, sebbene la variabile rappresenti la velocità relativa del *leader* rispetto all'*ego*, i termini linguistici sono definiti dal punto di vista dell'*ego*. Ad esempio, se il *leader* viaggia a $30 \frac{m}{s}$ e l'*ego* a $20 \frac{m}{s}$, si ha:

$$\text{relative_velocity} = 10 \left[\frac{m}{s} \right],$$

ossia il *leader* è $36 \frac{km}{h}$ più veloce dell'*ego*. In questo caso, il fenomeno rientra nella categoria *moving_away_fast*, poiché l'*ego* si sta allontanando rapidamente dal *leader*.

• **Termini linguistici:**

- **approaching_fast**: trapezoidale definita dai punti $[-23.0, -23.0, -10.0, -5.0]$.
- **approaching**: triangolare definita dai punti $[-7.0, -3.0, -0.5]$.
- **steady**: triangolare definita dai punti $[-1.0, 0.0, 1.0]$.
- **moving_away**: triangolare definita dai punti $[0.5, 3.0, 7.0]$.
- **moving_away_fast**: trapezoidale definita dai punti $[5.0, 10.0, 23.0, 23.0]$.

• **Universo:** $[-23.0, +23.0] \frac{m}{s}$

Gli estremi dell'universo sono stati determinati calcolando, in valore assoluto, la massima differenza di velocità tra il veicolo *leader* e il veicolo *ego*, come mostrato di seguito:

$$\max(\text{relative_velocity}) \left[\frac{m}{s} \right] = \frac{150 \left[\frac{km}{h} \right] - 70 \left[\frac{km}{h} \right]}{3.6} = 22.2 \left[\frac{m}{s} \right]$$

In Figura 2.3 sono riportate le Membership Functions associate alla variabile **relative_velocity**.

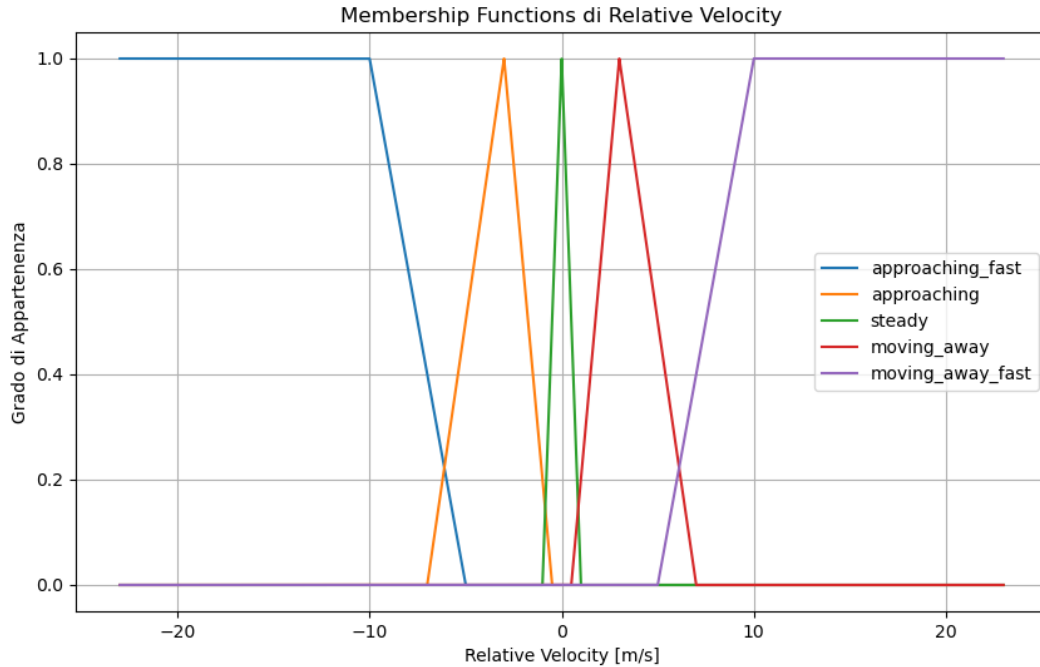


Figura 2.3: Membership Functions di Relative Velocity

Di seguito viene presentata l'unica variabile in *output*.

2.1.4 Acceleration

La variabile **acceleration** rappresenta l'accelerazione (positiva, negativa o nulla) impartita al veicolo:

- **Termini linguistici:**

- **strong_deceleration**: trapezoidale definita dai punti $[-3.0, -3.0, -2.5, -2.0]$.
- **medium_deceleration**: triangolare definita dai punti $[-2.5, -1.8, -1.0]$.
- **light_deceleration**: triangolare definita dai punti $[-1.2, -0.7, -0.2]$.
- **zero_acceleration**: trapezoidale definita dai punti $[-0.3, -0.1, 0.1, 0.3]$.
- **light_acceleration**: triangolare definita dai punti $[0.2, 0.7, 1.2]$.
- **medium_acceleration**: triangolare definita dai punti $[1.0, 1.8, 2.5]$.
- **strong_acceleration**: trapezoidale definita dai punti $[2.0, 2.5, 3.0, 3.0]$.

Si noti che per il termine **zero_acceleration** è stata scelta una funzione **trapezoidale**, anziché triangolare. Questa decisione consente di rappresentare un intervallo più ampio di valori prossimi allo zero come “assenza di accelerazione”, evitando che piccolissime variazioni (inevitabili nei sensori o nel modello) vengano interpretate come continue micro-accelerazioni o micro-decelerazioni. In questo modo il sistema risulta più stabile e garantisce una guida percepita come più confortevole dal conducente.

- **Universo:** $[-3.0, +3.0] \frac{m}{s^2}$

Un'accelerazione al di fuori di tale intervallo è considerata non confortevole e quindi incompatibile con l'obiettivo di comfort che il sistema ACC deve garantire. In particolare:

- Una **decelerazione inferiore a $-3 \frac{m}{s^2}$** è considerata troppo brusca **CERCARE MAX DEC CONFORTEVOLE**; in questi casi l'intervento viene demandato all'AEB (Autonomous Emergency Braking), un sistema ADAS distinto incaricato della gestione delle frenate di emergenza.
- Un'accelerazione **superiore a $+3 \frac{m}{s^2}$** è considerata eccessiva e non confortevole per il conducente e i passeggeri.

In Figura 2.4 sono riportate le Membership Functions associate alla variabile **acceleration**.

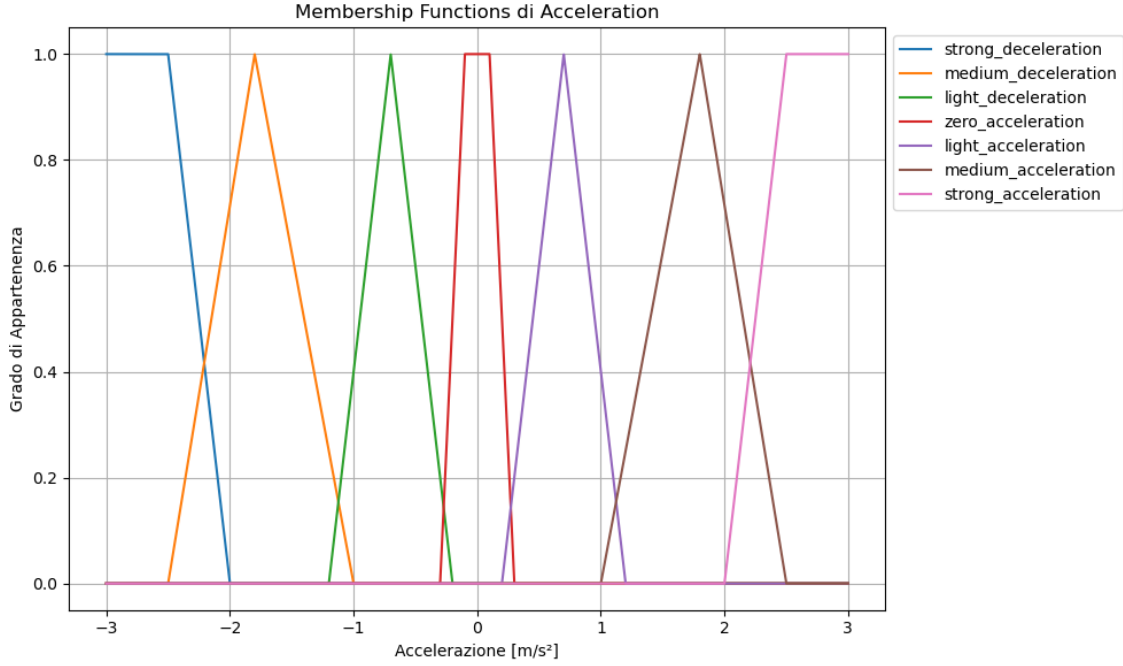


Figura 2.4: Membership Functions di Acceleration

2.2 Creazione delle Regole

Per la definizione delle regole di controllo sono state considerate tutte le possibili combinazioni dei termini linguistici delle variabili in input, in modo da garantire la copertura di tutti i possibili scenari. Il numero totale delle regole si ottiene moltiplicando il numero di termini di ciascuna variabile di input:

$$n^{\circ} \text{ regole} = 2 \times 5 \times 5 = 50$$

Tale numero è relativamente contenuto per un controller fuzzy, anche grazie agli accorgimenti già illustrati nella Sezione 2.1.2; per questo motivo si è deciso di non adottare un approccio a cascata, privilegiando invece una singola base di regole che mantiene la struttura del sistema più semplice.

Una volta generate tutte le combinazioni, è stato quindi assegnato il termine linguistico di output ritenuto più appropriato (relativo alla variabile **acceleration**). L'elenco completo delle regole è riportato in Appendice A.1.

Si evidenzia che, a parità di valore delle altre variabili, in condizioni meteorologiche peggiori sono stati scelti output di accelerazione più prudenti, al fine di riflettere una maggiore attenzione alla sicurezza.

3 Implementazione

Il modello è stato implementato in `Python` utilizzando la libreria `scikit-fuzzy`. L'intero codice sorgente è disponibile su GitHub.

L'output del sistema fuzzy non è stato utilizzato direttamente, ma sottoposto a un *filtro passa-basso* al fine di ridurre la variabilità rapida del segnale ed aumentare il comfort percepito dal conducente. Il filtro è descritto dalla seguente equazione:

$$a_f(t) = \alpha \cdot a(t) + (1 - \alpha) \cdot a_f(t - 1),$$

dove:

- $a_f(t)$ rappresenta l'accelerazione filtrata
- $\alpha = 0.1$ è il coefficiente di smoothing scelto
- $a(t)$ rappresenta l'accelerazione fuzzy grezza in output
- $a_f(t - 1)$ è rappresenta l'accelerazione filtrata al passo precedente

Una visualizzazione interattiva del funzionamento di tale filtro è disponibile su GeoGebra [geogebraEWMA](#).

Inoltre, per eliminare oscillazioni di bassa entità, tutte le accelerazioni con valore assoluto inferiore a $0.12 \frac{m}{s^2}$ sono state poste pari a zero. Questa soglia consente di evitare micro-variazioni potenzialmente fastidiose. Si noti che un valore troppo elevato potrebbe generare accelerazioni più brusche nel momento in cui il sistema reagisce a una variazione.

Sia la soglia di $0.12 \frac{m}{s^2}$ sia il coefficiente $\alpha = 0.1$ sono stati scelti empiricamente tramite test, bilanciando la reattività del sistema con la stabilità e il comfort del conducente.

3.1 Dataset di riferimento

Per valutare la bontà del modello, è stato utilizzato un dataset pubblico del 2019 **wang2019acc** dataset, che d'ora in avanti verrà denominato **dataset_reale**, contenente dati raccolti da un veicolo dotato di ACC su un tratto dell'Interstate-65 (un'autostrada statunitense) per un periodo di 15 minuti. I dati sono stati acquisiti direttamente tramite l'unità radar di serie del veicolo e il CAN bus. I confronti tra i dati osservati e quelli simulati sono riportati nel Capitolo 4.

Il **dataset_reale** include le seguenti colonne:

- **timestamps** [s]: istanti di campionamento (frequenza di 10 Hz)
- **ego_velocity** [m/s]: velocità del veicolo *ego*

- **leader_velocity** [m/s]: velocità del veicolo *leader*
- **space_gap** [m]: distanza tra i veicoli
- **ACC command acceleration** [m/s²]: accelerazione richiesta dal sistema ACC per il veicolo *ego*

Dall'analisi del **dataset_reale** si osserva che la velocità del veicolo *leader* raggiunge un valore minimo di $25.667 \frac{m}{s}$ (corrispondenti a $92.401 \frac{km}{h}$) e un valore massimo di $34.799 \frac{m}{s}$ (corrispondenti a $125.276 \frac{km}{h}$), mentre lo **space_gap** iniziale risulta pari a 72.653 m. Tali misure rientrano pienamente negli intervalli contemplati dal modello proposto.

3.2 Dataset della simulazione

È stato successivamente definito un secondo dataset, denominato **dataset_simulazione**, contenente i dati generati dalla simulazione del modello. La simulazione è stata inizializzata utilizzando come condizioni di partenza i valori osservati nel **dataset_reale**, in modo da garantire un confronto diretto e coerente tra dati reali e simulati. In particolare, ad ogni istante temporale la velocità del veicolo *leader* è assunta direttamente dal **dataset_reale**, così da mantenere invariato il comportamento del veicolo di riferimento. La struttura del **dataset_simulazione** ricalca quella del **dataset_reale**, con l'aggiunta di due variabili supplementari: **ego_acceleration** e **leader_acceleration**.

Per tutta la simulazione è stata impostata la variabile **weather_condition** pari a 1, corrispondente a condizioni perfette (good weather). Si sottolinea che non si dispone della conoscenza delle condizioni meteorologiche durante il campionamento del **dataset_reale**.

Le colonne che compongono il **dataset_simulazione** sono descritte di seguito.

3.2.1 Timestamps

La simulazione utilizza la stessa frequenza del **dataset_reale**, ovvero 10 Hz (0.1 secondi per passo), per un totale di 9000 misurazioni (15 minuti).

3.2.2 Ego Acceleration

L'accelerazione del veicolo *ego* viene calcolata ad ogni passo come output del modello fuzzy e filtrata attraverso il filtro EWMA. Al tempo $t = 0$ l'accelerazione iniziale è impostata a zero e, come detto in precedenza, qualsiasi valore di accelerazione con modulo inferiore a $0.12 \frac{m}{s^2}$ viene posto uguale a zero.

Annotazione Come verrà mostrato nella Sezione 4.1, l'accelerazione impartita dal modello non coincide con l'accelerazione effettiva che si avrebbe in un veicolo reale.

3.2.3 Leader Acceleration

L'accelerazione del veicolo *leader* viene calcolata a partire dal **dataset_reale** come variazione di velocità tra due campioni consecutivi:

$$a_t(\text{leader}) = \frac{v_t(\text{leader}) - v_{t-1}(\text{leader})}{\Delta t}$$

3.2.4 Ego Velocity

La velocità del veicolo *ego* viene aggiornata ad ogni passo della simulazione. Come valore iniziale è stato preso il primo campione presente nel `dataset_reale` ($32.493 \frac{m}{s}$).

Ad ogni step temporale $\Delta t = 0.1 s$, la nuova velocità è calcolata secondo la legge del moto uniformemente accelerato:

$$v_t(\text{ego}) = v_{t-1}(\text{ego}) + a_t(\text{ego}) \cdot \Delta t$$

dove $a_t(\text{ego})$ è l'accelerazione filtrata in output dal modello del veicolo *ego* al tempo t .

3.2.5 Leader Velocity

La velocità del veicolo *leader* viene copiata direttamente dalla colonna corrispondente del `dataset_reale`. Il valore iniziale risulta pari a $31.043 \frac{m}{s}$.

3.2.6 Space Gap

Lo `space_gap` iniziale è stato impostato utilizzando il primo campione disponibile nel `dataset_reale`, pari a 72.653 m.

Ad ogni passo temporale, lo spazio tra i veicoli viene aggiornato come:

$$\text{space_gap}_t = \text{space_gap}_{t-1} + (\text{leader_travelled_space}_t - \text{ego_travelled_space}_t)$$

dove le distanze percorse dai veicoli durante lo step Δt sono:

$$\text{ego_travelled_space}_t = v_{t-1}(\text{ego}) \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_t(\text{ego}) \cdot (\Delta t)^2$$

$$\text{leader_travelled_space}_t = v_{t-1}(\text{leader}) \cdot \Delta t + \frac{1}{2} a_t(\text{leader}) \cdot (\Delta t)^2$$

Per ciascun timestamp della simulazione vengono inoltre ricalcolati i parametri necessari al modello fuzzy:

$$\text{time_headway}_t = \frac{\text{space_gap}_t}{v_t(\text{ego})}$$

$$\text{relative_velocity}_t = v_t(\text{leader}) - v_t(\text{ego})$$

Questi valori vengono utilizzati come input dal modello per calcolare la nuova accelerazione in output ad ogni passo.

4 Risultati e Analisi

In questo capitolo vengono presentati e analizzati i risultati ottenuti dalla simulazione del veicolo *ego*. L'obiettivo è confrontare le prestazioni del modello con dati reali e riferimenti teorici, al fine di valutare la fedeltà del comportamento simulato rispetto a un sistema ACC reale e alle principali norme di sicurezza stradale.

4.1 Premessa

Come anticipato nella Sottosezione 3.2.2, in Figura 4.1 viene confrontata l'accelerazione **impartita** (linea gialla) dal sistema di controllo adattivo della velocità (ACC) con l'accelerazione **effettiva** (linea viola) del veicolo *ego* misurata nella realtà. Il valore dell'accelerazione impartita corrisponde alla colonna `ACC command acceleration` del `dataset_reale`, mentre l'accelerazione effettiva è stata calcolata come:

$$a_t(\text{ego}) = \frac{v_t(\text{ego}) - v_{t-1}(\text{ego})}{\Delta t}$$

a partire dalla colonna `ego_velocity` del `dataset_reale`.

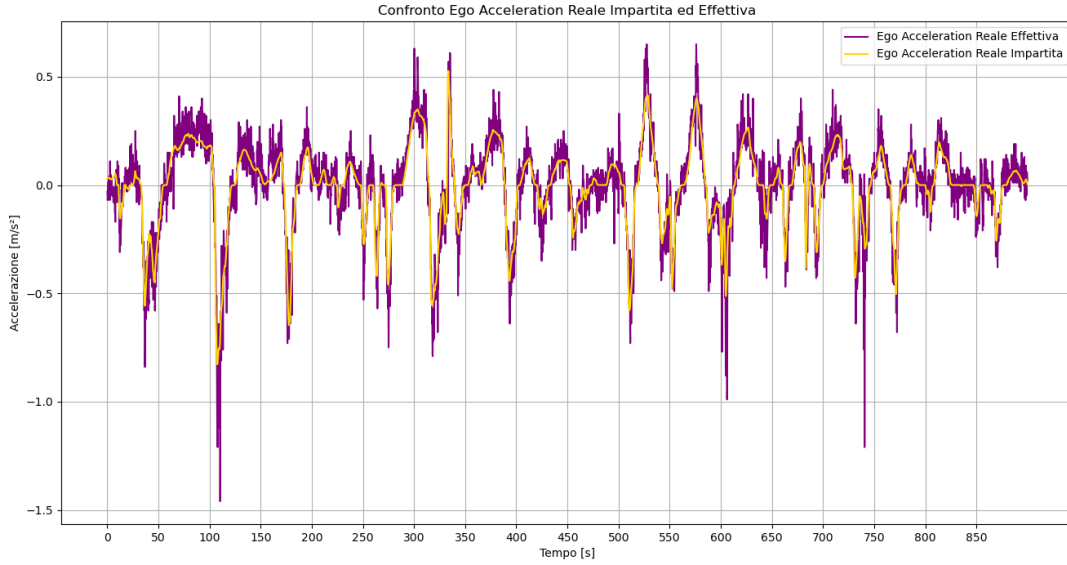


Figura 4.1: Confronto Ego Acceleration Reale Impartita ed Effettiva

Il grafico evidenzia una discrepanza significativa tra i due segnali. In particolare, l'accelerazione impartita mostra variazioni più regolari e smussate, mentre l'accelerazione effettiva presenta un andamento notevolmente più irregolare e “rumoroso”. Questa differenza riflette le dinamiche reali del veicolo, che impediscono di replicare istantaneamente e in modo perfettamente fedele i comandi teorici dell'ACC. Tale comportamento è influenzato da diversi fattori, tra cui i ritardi nella risposta del motore o del sistema frenante e le caratteristiche meccaniche del veicolo.

In questa analisi si è adottata la semplificazione di assumere l'accelerazione impartita dal modello uguale a quella effettiva, poiché non è possibile testare il modello nella realtà. Va comunque sottolineato che questa approssimazione comporta un calcolo della *ego_velocity* del veicolo simulato non perfettamente corrispondente alla realtà. Nonostante ciò, l'ipotesi è ritenuta accettabile per valutare le performance complessive del sistema.

4.2 Confronto veicolo Ego Simulato e Reale

In questa sezione verranno analizzati i dati del veicolo *ego* simulato confrontandoli con i dati del veicolo *ego* reale. L'obiettivo è valutare quanto il modello proposto si avvicini al comportamento di un sistema ACC reale disponibile in commercio.

4.2.1 Accelerazione

In Figura 4.2 viene confrontata l'accelerazione del veicolo *ego* simulato (in blu) con l'accelerazione impartita al veicolo *ego* reale dal suo ACC (in giallo).

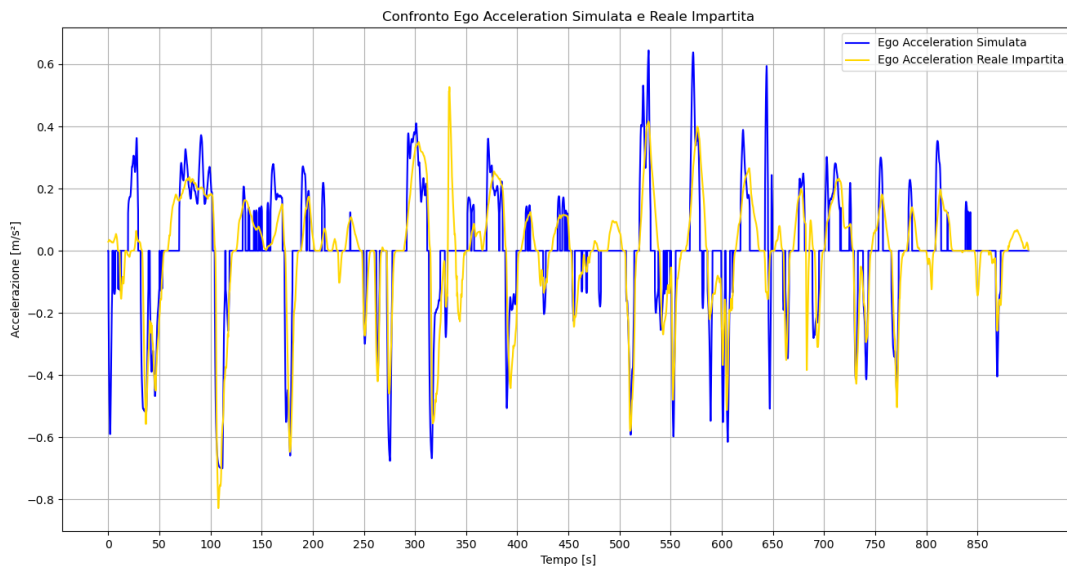


Figura 4.2: Confronto Ego Acceleration Simulata e Reale Impartita

La vicinanza delle due linee evidenzia come il modello proposto riproduca fedelmente il trend degli output di un ACC reale. I picchi e le valli delle due serie di dati si allineano, suggerendo che il modello è in grado di catturare non solo l'entità, ma anche il timing delle variazioni di accelerazione.

Il coefficiente di correlazione di Pearson pari a **0.771** conferma questa osservazione: un valore elevato indica una forte correlazione lineare positiva tra le due variabili.

Questi risultati dimostrano che il modello di ACC proposto riproduca in modo realistico il comportamento di un sistema reale. Va tuttavia sottolineato che, essendo basato su dati del 2019, i sistemi ACC attuali potrebbero avere performance e strategie di controllo ancora più avanzate.

In Figura 4.3 viene confrontata l'accelerazione del veicolo *ego* simulato (in blu) con l'accelerazione effettiva al veicolo *ego* reale (in viola).

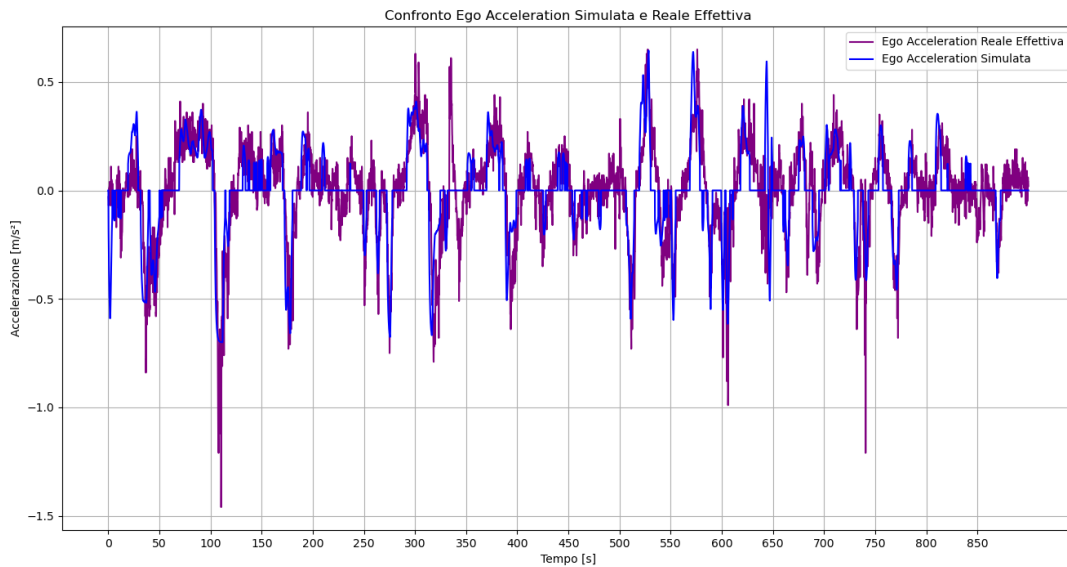


Figura 4.3: Confronto Ego Acceleration Simulata e Reale Effettiva

Questo confronto è stato effettuato in continuità con quanto discusso nella Sezione 4.1. Anche in questo caso, l'accelerazione simulata segue il trend dell'accelerazione effettiva misurata sul veicolo reale. Il coefficiente di correlazione di Pearson risulta pari a **0.750**, leggermente inferiore al valore 0.771 osservato precedentemente. La differenza è dovuta al fatto che qui non si confrontano due sistemi ACC, ma l'ACC simulato con l'accelerazione effettiva del veicolo, che, come spiegato nella Sezione 4.1, può discostarsi dall'accelerazione teoricamente impartita a causa delle dinamiche del veicolo.

4.2.2 Velocità

In Figura 4.4 viene confrontata la velocità del veicolo *ego* simulato (in blu) con la velocità del veicolo *ego* reale (in giallo).

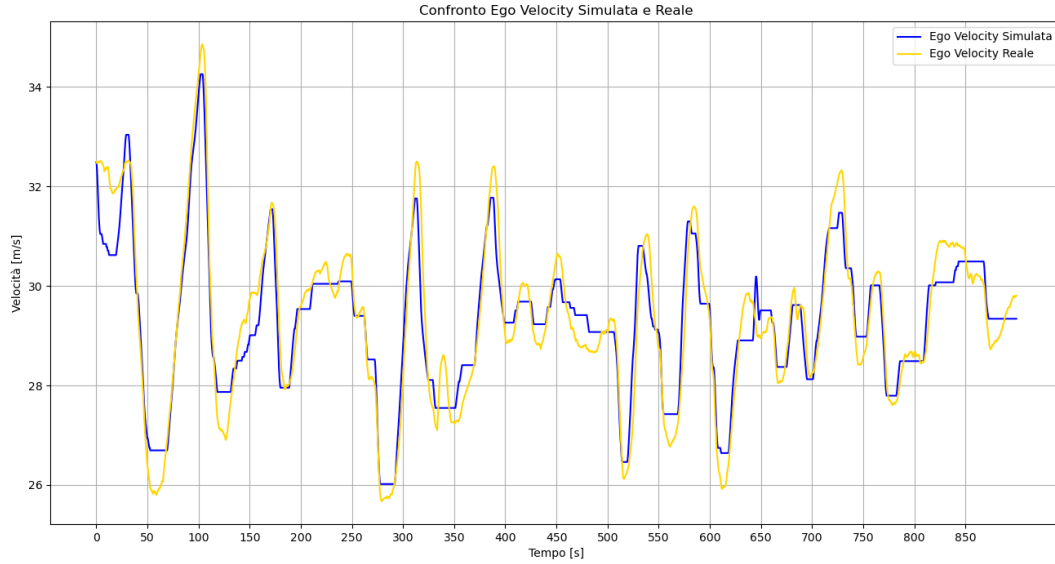


Figura 4.4: Confronto Ego Velocity Simulata e Reale

Come osservato per le accelerazioni, la velocità simulata riproduce in modo fedele la dinamica della velocità reale.

Si evidenziano tuttavia alcune differenze: la curva simulata presenta talvolta sezioni piatte o “scalini”, dovuti alla definizione delle membership function per l’accelerazione e alla condizione che annulla qualsiasi accelerazione superiore a $0.12 \frac{m}{s^2}$ in modulo. Tuttavia, la velocità reale risulta più irregolare e rumorosa, mentre quella simulata appare più smussata in alcuni tratti.

Nonostante queste piccole discrepanze, l’elevata corrispondenza tra le due curve è confermata dal coefficiente di correlazione di Pearson, pari a **0.957**.

4.3 Confronto veicolo Ego Simulato e veicolo Leader

In questa sezione verranno analizzati i dati del veicolo *ego* simulato confrontandoli con i dati del veicolo *leader*. L’obiettivo è valutare l’accuratezza e l’efficacia del modello di guida autonomo nel replicare il comportamento del veicolo che lo precede.

4.3.1 Accelerazione

In Figura 4.5 viene presentato un confronto tra l’accelerazione del veicolo *leader* (linea arancione) e quella del veicolo *ego* simulato (linea blu).

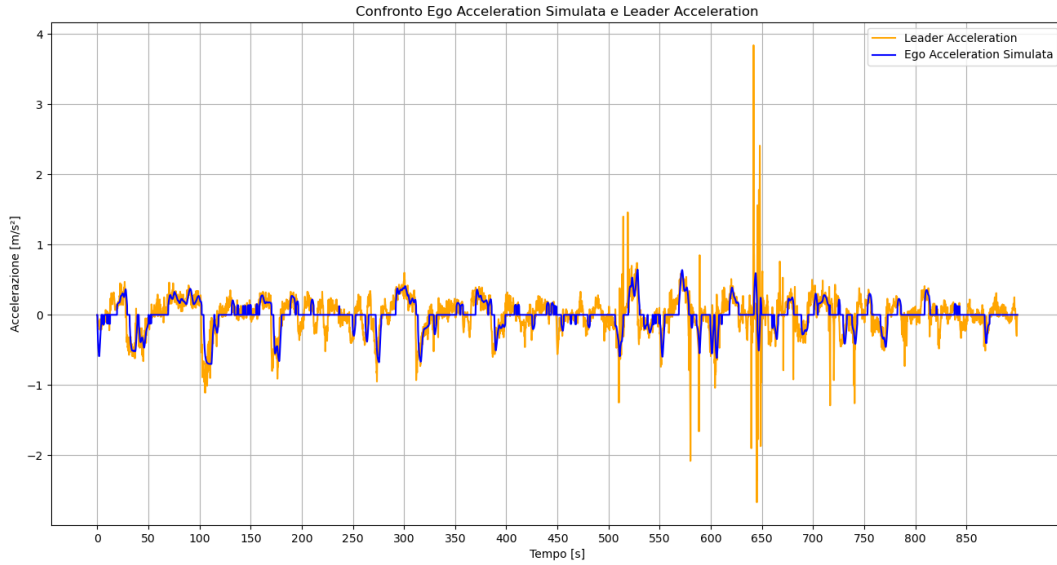


Figura 4.5: Confronto tra ego_acceleration simulata e leader_acceleration

Si osserva che il veicolo *ego* simulato segue in modo coerente l'accelerazione del veicolo *leader*. Tuttavia, la risposta del veicolo *ego* risulta significativamente più smussata, priva dei rapidi picchi e delle fluttuazioni ad alta frequenza presenti nel segnale del *leader*. Questo indica che il modello di simulazione applica correttamente filtraggio e smorzamento, contribuendo a una guida più stabile e confortevole, riducendo l'impatto di variazioni brusche.

In particolare, intorno ai 650 secondi, il veicolo *leader* presenta un'accelerazione molto elevata seguita da una decelerazione altrettanto intensa. Il veicolo *ego* reagisce a questo evento, ma in modo significativamente più moderato, con picchi di accelerazione e decelerazione di entità decisamente inferiore.

Per validare ulteriormente il risultato ottenuto, è stato applicato lo stesso filtro passa basso all'accelerazione del veicolo *leader* e successivamente è stato calcolato il coefficiente di correlazione di **Pearson** tra le due curve. Il test ha restituito un valore di **0.792**, confermando una buona similitudine tra il trend filtrato del leader e l'accelerazione simulata dell'ego.

In conclusione, il grafico mostra che, pur non replicando ogni singola fluttuazione del veicolo *leader*, il veicolo *ego* segue fedelmente il trend generale. Il sistema di controllo si dimostra efficace nel garantire una dinamica di guida sicura e prevedibile, attenuando le variazioni più estreme dell'accelerazione e favorendo un comportamento più lineare e controllato.

4.3.2 Velocità

Il grafico in Figura 4.6 mostra il confronto tra la velocità del veicolo *leader* (linea arancione) e quella del veicolo *ego* simulato (linea blu).

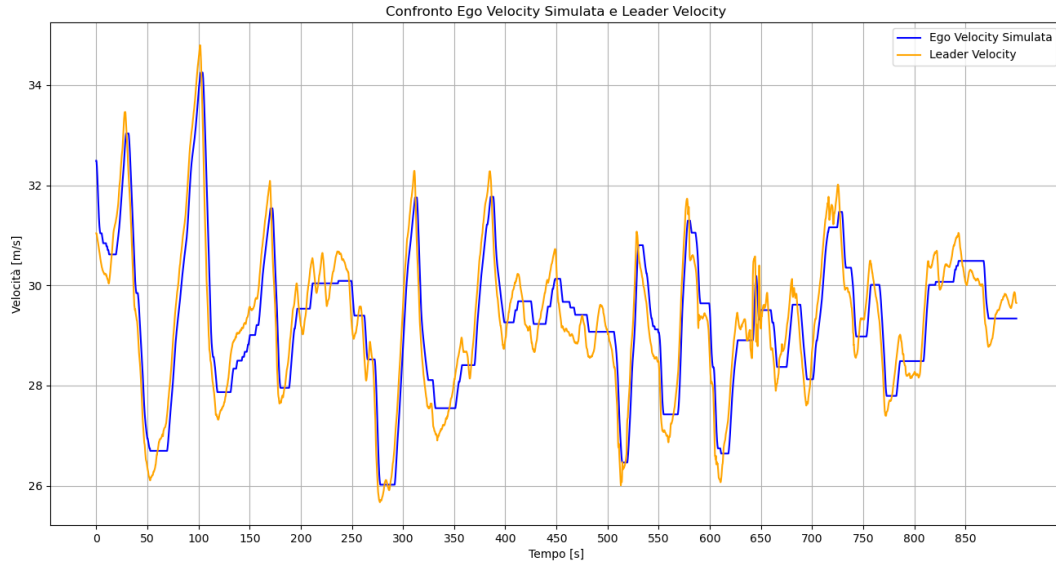


Figura 4.6: Confronto tra ego_velocity simulata e leader_velocity

A differenza del grafico dell'accelerazione, dove il segnale del veicolo *ego* appariva smussato, il grafico della velocità mostra una notevole sovrapposizione tra i due profili. Questo indica che il veicolo *ego* è in grado di replicare la velocità del veicolo *leader* con elevata precisione, seguendo fedelmente sia le fasi di accelerazione che quelle di decelerazione.

Le piccole discrepanze tra le due curve, osservabili in alcuni punti, non compromettono la robustezza complessiva del modello. Queste leggere variazioni sono la conseguenza della risposta smorzata dell'accelerazione, che, come visto in precedenza, limita reazioni brusche. Nonostante tali attenuazioni, il veicolo *ego* mantiene una velocità che rispecchia fedelmente il comportamento del veicolo *leader*.

Anche in questo caso è stato calcolato il coefficiente di correlazione di **Pearson** tra le due curve. Il test ha restituito un valore di **0.923**, confermando l'elevata similitudine tra la velocità simulata dell'*ego* e quella del *leader*.

In conclusione, la simulazione conferma l'elevata efficacia del sistema di controllo della velocità. Il veicolo *ego* è in grado di mantenere una velocità allineata a quella del *leader*, garantendo una guida fluida e sicura, e dimostrando che le attenuazioni nella risposta dell'accelerazione non compromettono la capacità di seguire il profilo di velocità desiderato.

4.4 Confronto Space Gap con Distanze di Sicurezza

In questa sezione viene analizzato il comportamento del modello confrontando lo Space Gap simulato con quello reale e con le principali definizioni di distanza di sicurezza. L'obiettivo è valutare quanto il modello mantenga distanze prudenziali rispetto a riferimenti

teorici e pratici.

In Figura 4.7 sono riportati:

- lo **Space Gap simulato**, estratto da `dataset_simulazione` (linea blu);
- lo **Space Gap reale**, estratto da `dataset_reale` (linea gialla);
- la **distanza di sicurezza secondo l'ACI** `distanza_di_sicurezza_aci` (linea celeste), calcolata come:

$$d_{sicurezza}[m] = \left(\frac{v_t(\text{ego}) \left[\frac{\text{km}}{\text{h}} \right]}{10} \right)^2$$

- la **distanza di sicurezza didattica**, insegnata nelle scuole guida `distanza_di_sicurezza_patente` (linea verde), calcolata come:

$$d_{sicurezza}[m] = \frac{v_t(\text{ego}) \left[\frac{\text{km}}{\text{h}} \right]}{10} \cdot 3$$

La velocità utilizzata per il calcolo delle distanze di sicurezza è la `ego_velocity` simulata.

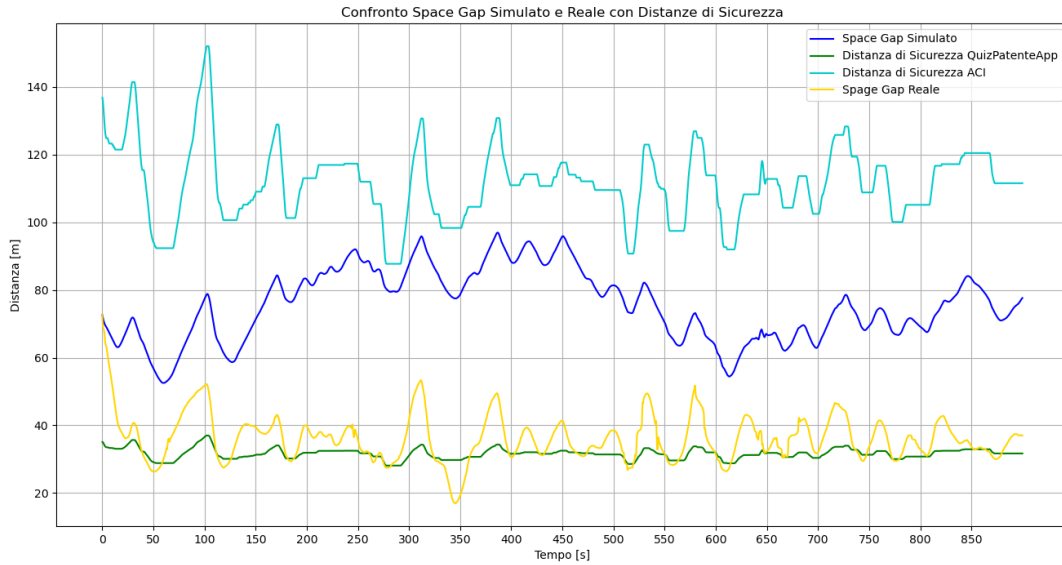


Figura 4.7: Confronto Space Gap con le distanze di sicurezza

Dal grafico emergono alcune osservazioni significative.

In primo luogo, lo **Space Gap simulato** (linea blu) risulta sistematicamente superiore allo **Space Gap reale** (linea gialla), con una differenza media di circa $\mu = 39.325$ m e una deviazione standard $\sigma = 11.519$ m. Ciò indica che il modello tende a mantenere una distanza più conservativa rispetto all'ACC reale.

Confrontando lo Space Gap simulato con le due principali definizioni di distanza di sicurezza, si nota che:

- rispetto alla formula ACI (linea celeste), la distanza simulata è mediamente inferiore di $\mu = -35.849$ m ($\sigma = 12.194$ m). Questo significa che, pur essendo superiore allo Space Gap reale, il modello non rispetta le condizioni più restrittive imposte dall'ACI, particolarmente conservative;
- rispetto alla regola adottata nei quiz della patente (linea verde), lo Space Gap simulato è mediamente superiore di $\mu = 43.998$ m ($\sigma = 9.960$ m), evidenziando come il modello si comporti in modo più prudente rispetto alle indicazioni didattiche.

Nel complesso, il grafico mostra che il modello di simulazione adotta una strategia intermedia: più cauta rispetto al comportamento reale osservato, ma meno restrittiva rispetto alle indicazioni ACI. Questa caratteristica suggerisce un compromesso tra realismo e sicurezza, coerente con l'obiettivo di simulare un sistema ACC (Adaptive Cruise Control) che non sia né troppo aggressivo né eccessivamente conservativo.

4.5 Confronto tra veicolo Ego in condizioni di Good e Bad Weather

Per valutare l'impatto delle condizioni meteorologiche sul comportamento del sistema ACC, è stata condotta un'ulteriore simulazione mantenendo gli stessi parametri dei test precedenti, ma impostando la variabile `bad_weather` a zero (condizioni meteorologiche pessime).

In Figura 4.8 è riportato il confronto tra l'`ego_acceleration` nei due scenari (linea blu per `good_weather` e linea gialla per `bad_weather`).

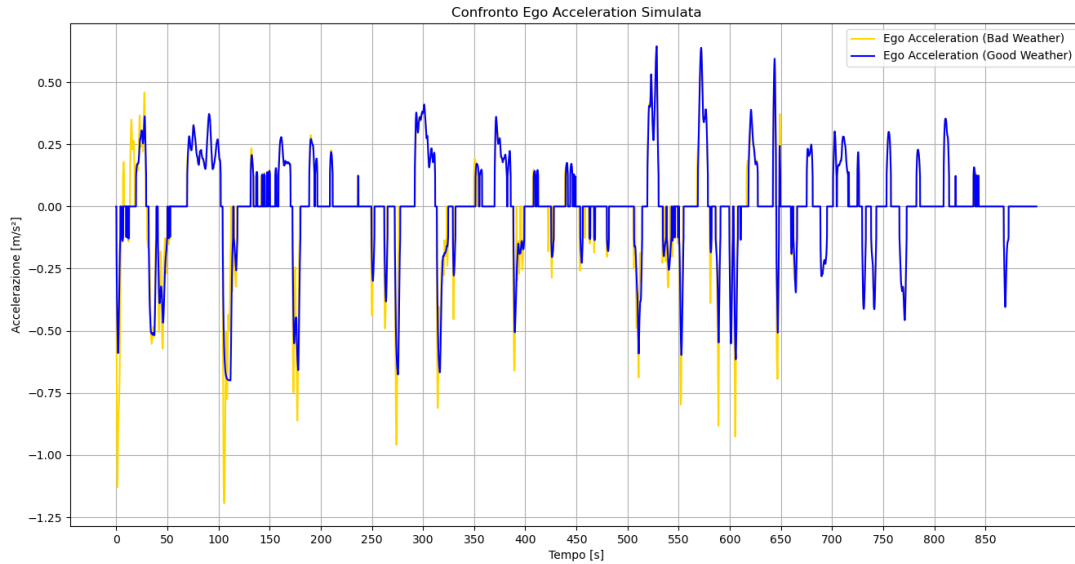


Figura 4.8: Confronto Ego Acceleration Simulata

Le curve risultano quasi perfettamente sovrapposte, con una correlazione di Pearson pari a **0.922**. Le principali differenze si osservano nei picchi di decelerazione, più accentuati in condizioni di maltempo: in tali situazioni il sistema ACC tende infatti a incrementare lo **space_gap**, generando frenate più marcate. Inoltre, all'inizio della simulazione, il veicolo in condizioni di **bad_weather** mostra una decelerazione significativamente maggiore, adottando una strategia di maggiore prudenza.

Analogamente, la Figura 4.9 mostra l'andamento della **ego_velocity** nei due scenari.

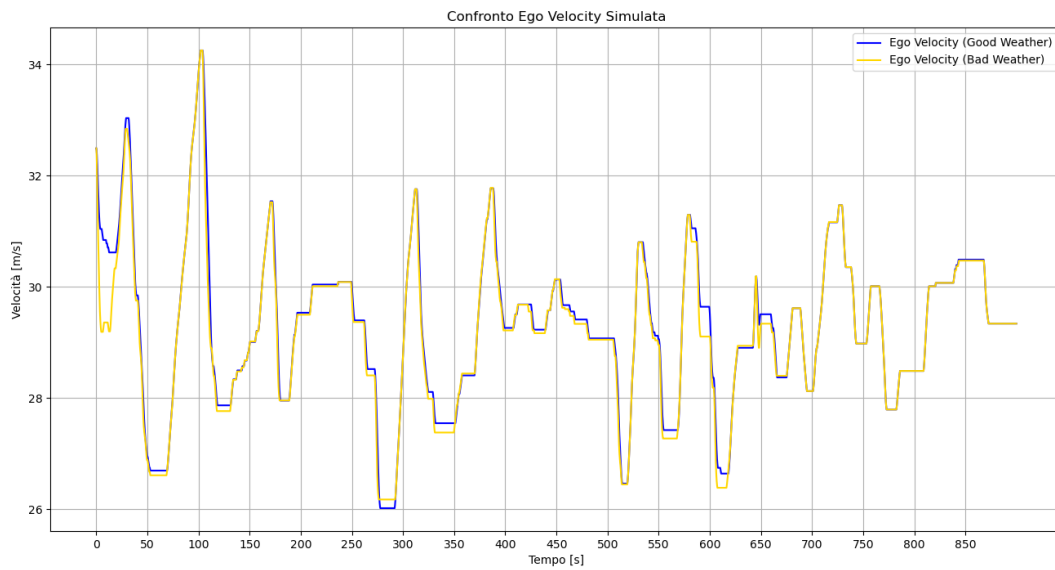


Figura 4.9: Confronto Ego Velocity Simulata

Anche in questo caso le curve risultano fortemente correlate (coefficiente di Pearson pari a **0.987**). L'unica differenza significativa si osserva nella fase iniziale, dove, in presenza di condizioni atmosferiche avverse, il sistema ACC mantiene una velocità inferiore, al fine di aumentare lo spazio dal veicolo che precede.

Infine, la Figura 4.10 evidenzia il confronto tra gli **space_gap**.

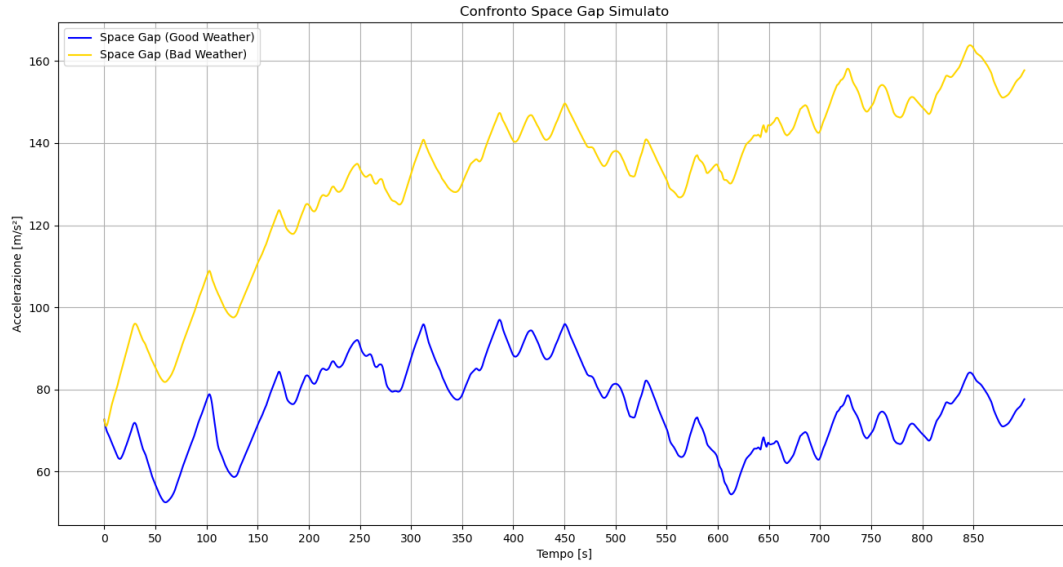


Figura 4.10: Confronto Space Gap Simulato

Come ipotizzato dai grafici precedenti, in condizioni di bad weather l'ACC aumenta inizialmente la distanza di sicurezza, per poi allinearsi progressivamente al comportamento osservato nello scenario di **good weather**. Le due curve risultano dunque simili nella fase centrale e finale della simulazione, con una differenza media pari a $\mu = 56.624\text{ m}$ e una deviazione standard $\sigma = 18.734\text{ m}$. Questo conferma che l'effetto principale del maltempo si manifesta nella fase iniziale della risposta del sistema, mentre sul lungo periodo l'andamento delle due simulazioni tende a convergere.

5 Conclusioni

6 Lavori Futuri

A Regole del Sistema Fuzzy

N°	Weather_Condition	Time_Headway	Relative_Velocity	Acceleration
1	bad	dangerous	approaching_fast	strong_deceleration
2	bad	dangerous	approaching	medium_deceleration
3	bad	dangerous	steady	medium_deceleration
4	bad	dangerous	moving_away	light_deceleration
5	bad	dangerous	moving_away_fast	light_deceleration
6	bad	short	approaching_fast	strong_deceleration
7	bad	short	approaching	medium_deceleration
8	bad	short	steady	light_deceleration
9	bad	short	moving_away	zero_acceleration
10	bad	short	moving_away_fast	light_acceleration
11	bad	adequate	approaching_fast	strong_deceleration
12	bad	adequate	approaching	medium_deceleration
13	bad	adequate	steady	zero_acceleration
14	bad	adequate	moving_away	light_acceleration
15	bad	adequate	moving_away_fast	medium_acceleration
16	bad	long	approaching_fast	medium_deceleration
17	bad	long	approaching	light_deceleration
18	bad	long	steady	zero_acceleration
19	bad	long	moving_away	light_acceleration
20	bad	long	moving_away_fast	medium_acceleration
21	bad	very_long	approaching_fast	medium_deceleration
22	bad	very_long	approaching	light_deceleration
23	bad	very_long	steady	light_acceleration
24	bad	very_long	moving_away	medium_acceleration
25	bad	very_long	moving_away_fast	strong_acceleration
26	good	dangerous	approaching_fast	medium_deceleration
27	good	dangerous	approaching	light_deceleration
28	good	dangerous	steady	light_deceleration
29	good	dangerous	moving_away	zero_acceleration
30	good	dangerous	moving_away_fast	light_acceleration
31	good	short	approaching_fast	medium_deceleration
32	good	short	approaching	light_deceleration
33	good	short	steady	zero_acceleration
34	good	short	moving_away	light_acceleration
35	good	short	moving_away_fast	medium_deceleration
36	good	adequate	approaching_fast	medium_deceleration
37	good	adequate	approaching	light_deceleration
38	good	adequate	steady	zero_acceleration
39	good	adequate	moving_away	light_acceleration
40	good	adequate	moving_away_fast	medium_acceleration
41	good	long	approaching_fast	light_deceleration
42	good	long	approaching	light_deceleration
43	good	long	steady	light_acceleration
44	good	long	moving_away	medium_acceleration
45	good	long	moving_away_fast	strong_acceleration
46	good	very_long	approaching_fast	light_deceleration
47	good	very_long	approaching	zero_acceleration
48	good	very_long	steady	light_acceleration
49	good	very_long	moving_away	medium_acceleration
50	good	very_long	moving_away_fast	strong_acceleration

Tabella A.1: Regole del Sistema Fuzzy