

UNIVERSITÀ DELLA CALABRIA



Dipartimento di ELETTRONICA,  
INFORMATICA E SISTEMISTICA

UNIVERSITÀ DELLA CALABRIA

Dipartimento di Elettronica,  
Informatica e Sistemistica

Dottorato di Ricerca in  
Ingegneria dei Sistemi e Informatica

**XXIV ciclo**

*Tesi di Dottorato*

Metodi e algoritmi per il  
riconoscimento del livello di  
distrazione e affaticamento nella  
guida di autoveicoli

Gianni Cario

Settore Scientifico Disciplinare: ING-INF/04

UNIVERSITÀ DELLA CALABRIA

Dipartimento di Elettronica,  
Informatica e Sistemistica

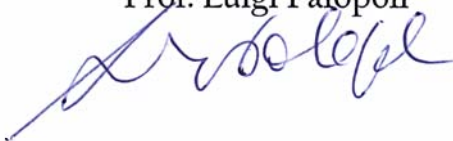
Dottorato di Ricerca in  
Ingegneria dei Sistemi e Informatica  
XXV ciclo

*Tesi di Dottorato*

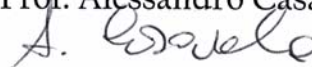
Metodi e algoritmi per il riconoscimento  
del livello di distrazione e affaticamento  
nella guida di autoveicoli

*Gianni Cario*

Coordinatore  
Prof. Luigi Palopoli



Supervisore  
Prof. Alessandro Casavola



DEIS

Settore Scientifico Disciplinare: ING-INF/04

DEIS- DIPARTIMENTO DI ELETTRONICA, INFORMATICA E SISTEMISTICA  
Novembre

Settore Scientifico Disciplinare: ING-INF/04

ai miei genitori



---

## Prefazione

La presente tesi di dottorato affronta lo studio, la verifica e la sperimentazione di metodi di identificazione del livello di distrazione e affaticamento dei conducenti di autoveicoli durante una guida prolungata.

L'affaticamento e la distrazione sono causa di un grande numero di incidenti stradali nel mondo. Le cause di elevata stanchezza al volante sono principalmente la mancanza di riposo, sonnolenza, tempi di guida eccessivi, viaggi in orari notturni. La stragrande maggioranza dei conducenti non riconosce o sottovaluta le limitazioni delle capacità di reazione dovute alla stanchezza. In effetti, generalmente si prosegue il viaggio nonostante il sopraggiungere di chiari sintomi di affaticamento e stanchezza. Il guidatore inoltre è soggetto a innumerevoli stimoli esterni o interni al veicolo che possono compromettere gravemente il grado di attenzione: cartelloni pubblicitari, segnaletica inadeguata, utilizzo del cellulare, conversazione con altri passeggeri, etc..

Nell'ambito dei sistemi di ausilio alla guida è di attuale interesse lo sviluppo di metodi e apparati che consentano di identificare correttamente il grado di affaticamento e distrazione del conducente, avvisandolo in tempo dei pericoli che corre nel proseguire nella guida, a partire da dati comunemente disponibili nelle moderne autovetture.

La presente tesi di dottorato offre, oltre ad una panoramica sulle tecniche esistenti per l'identificazione del grado di affaticamento e distrazione del guidatore, alcuni nuovi metodi utili allo scopo e riassume il lavoro svolto su queste tematiche all'interno del progetto PREVEDO (PREvisione e VERifica Dinamiche Osservate), finanziato nell'ambito del bando PIA Regione Calabria - Pacchetti Integrati di Agevolazioni Industria, Artigianato e Servizi", in collaborazione tra il Dipartimento di Elettronica, Informatica e Sistemistica dell'Università della Calabria e la società Infomobility.it S.p.A.. L'obiettivo principale del progetto è stato lo studio, la progettazione e la sperimentazione di un sistema per l'avviso di superamento involontario della corsia di marcia con integrate funzioni di riconoscimento dello stato di guida del conducente.



---

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b> .....	<b>1</b>
----------	---------------------------	----------

---

## Parte I Stato dell'arte

---

<b>2</b>	<b>Identificazione della fatica basata sullo stato del guidatore</b> .	<b>7</b>
2.1	Riconoscimento dell'affaticamento basato su EEG .....	7
2.2	Riconoscimento dell'affaticamento basato su segnali visivi. ....	10
2.2.1	Analisi del movimento oculare .....	10
2.2.2	Analisi dell'orientazione facciale .....	13
2.2.3	Analisi dello sguardo .....	13
2.2.4	Analisi dell'espressione facciale .....	14
2.3	Soluzioni Commerciali .....	14
<b>3</b>	<b>Identificazione della fatica basata sul comportamento del veicolo</b> .....	<b>17</b>
3.1	Analisi dell'angolo di sterzo .....	17
3.2	Visione artificiale per l'analisi della posizione laterale .....	18
3.3	Soluzioni Commerciali .....	18

---

## Parte II Algoritmi Sviluppati

---

<b>4</b>	<b>Algoritmo per l'identificazione del grado di distrazione</b> ....	<b>25</b>
4.1	Algoritmo di Distraction Detection .....	26
4.1.1	Filtraggio e generazione nuovi segnali .....	27
4.1.2	Distraction Detection .....	31
4.2	Risultati .....	37
4.3	Conclusioni .....	45



<b>5</b>	<b>Algoritmo per l'identificazione del grado di affaticamento</b> . .	47
5.1	Algoritmo di Drowsiness Detection . . . . .	48
5.1.1	Filtraggio e generazione nuovi segnali . . . . .	48
5.1.2	Drowsiness Detection . . . . .	61
5.2	Risultati . . . . .	67
5.3	Conclusioni . . . . .	85
<b>6</b>	<b>Osservatore Ibrido per la stima dello stato di distrazione/affaticamento del Guida-tore</b> . . . . .	87
6.1	Modello del guidatore . . . . .	88
6.2	Osservatore Ibrido . . . . .	91
6.3	Risultati . . . . .	98
6.3.1	Prova 1 . . . . .	100
6.3.2	Prova 2 . . . . .	104
6.3.3	Prova 3 . . . . .	107
6.3.4	Prova 4 . . . . .	110
6.4	Conclusioni . . . . .	114
	<b>Conclusioni</b> . . . . .	115
	<b>Riferimenti bibliografici</b> . . . . .	117
<hr/>		
	<b>Parte III Appendici</b>	
<hr/>		
<b>A</b>	<b>Sistema LDWS</b> . . . . .	125
<b>B</b>	<b>Simulatore di guida Carsim DS</b> . . . . .	129

## Introduzione

La disattenzione del guidatore è considerata una delle maggiori cause di incidenti automobilistici sulle autostrade. La National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA) valuta che quasi il 25% degli incidenti segnalati dalla polizia siano dovuti a qualche forma di disattenzione: il guidatore è distratto, addormentato o è affaticato [1]. Lo studio 100-Car Naturalistic [2] ha registrato l'attività di 241 volontari nel corso di 12 – 13 mesi, con il risultato che il 78% degli incidenti e il 65% dei quasi-incidenti hanno avuto come fattore determinante una qualche forma di disattenzione. Uno studio della A.A.A.F.T.S. (American Automobile Association Foundation for Traffic Safety) indica che lo stato di attenzione può essere diviso in cinque categorie: attento, distratto, osserva senza vedere, sonnolento, sconosciuto [3]. La categoria di “osserva senza vedere” è considerata un tipo di distrazione cognitiva, mentre la parola “sonnolento” può essere sostituita dalla più comprensibile parola “affaticato”. Di seguito considereremo due categorie di disattenzione: distrazione e affaticamento.

La distrazione del guidatore è definita dalla A.A.A.F.T.S. [4] come la situazione in cui “il guidatore ha un ritardo nel riconoscimento delle informazioni necessarie a compiere in modo sicuro l'operazione di guida poiché un certo evento, attività, oggetto o persona all'interno o al di fuori del veicolo inducono il guidatore a spostare l'attenzione dal proprio compito”. In [3] sono stati individuati tredici tipi diversi di potenziali attività di distrazione: mangiare o bere, passeggeri, oggetti o eventi all'esterno, ecc. Poiché tali attività hanno varie forme, l'NHTSA classifica la distrazione del guidatore in quattro categorie in base al tipo di funzionalità coinvolta: distrazione visiva, distrazione conoscitiva, distrazione uditiva e distrazione biomeccanica [1]. Il fenomeno di affaticamento è abbastanza differente da quello di distrazione. Oggi dopo recenti e approfondite ricerche il termine affaticamento non ha ancora una definizione universalmente accettata [6]. Nonostante sia difficile stabilire come il livello di affaticamento sia causa di incidenti, gli studi mostrano che il 25 – 30% di questi ne sono in qualche modo collegati [7].

L'European Transport Safety Council (ETSC) ha definito l'affaticamento

come “l’incapacità o la non inclinazione a continuare un’attività, generalmente perché l’attività continua da troppo tempo” [8]. Ci sono tipi differenti di affaticamento a seconda delle funzionalità specifiche coinvolte: affaticamento fisico locale, affaticamento fisico generale, affaticamento nervoso centrale ed affaticamento mentale. L’affaticamento nervoso centrale e mentale sono i tipi più pericolosi per il guidatore, infatti, in genere questo tipo di affaticamento porta alla sonnolenza riducendo sensibilmente l’attenzione e la prontezza del guidatore nel rispondere a situazioni pericolose e aumentando notevolmente la probabilità di incidente.

Quando un guidatore è affaticato e comincia a diventare sonnolento possono essere osservati i seguenti sintomi: sbadigli frequenti, difficoltà a tenere gli occhi aperti, confusione, irritabilità, reazioni e risposte più lente, sensazione di bruciore agli occhi, difficoltà a mantenere la concentrazione, respirazione poco profonda, battito cardiaco ridotto, ondeggiamento della testa o del corpo rispetto alla posizione normale.

Ogni individuo mostra sintomi diversi e con entità variabile, cosicché non esiste un metodo certo e universale per misurare il livello di affaticamento. Lo studio del ETSC [8] dimostra che il livello di affaticamento o di sonnolenza è una funzione della quantità di attività relativa alla capacità psicologica di veglia del cervello. Diversi fattori possono influenzare questa capacità psicologica di veglia e quindi abbassare la soglia di affaticamento [5], [6], [8], [9], come ad esempio il sonno disturbato, i ritmi circadiani, un intenso lavoro prima della guida etc.. Questi fattori sono indipendenti dall’attività, ma hanno un notevole effetto sull’affaticamento.

È comunque generalmente condiviso che tre fattori principali contribuiscono all’affaticamento: mancanza di riposo, ora del giorno, durata di una particolare azione. Uno studio [10] ha dimostrato che 17 ore di veglia continua degradano le prestazioni di guida allo stesso modo di una concentrazione di alcool nel sangue pari a 0.05%, che in molti paesi è il limite legale. Inoltre, la mancanza di riposo in un arco di 24 ore ha lo stesso effetto di una concentrazione alcolica nel sangue pari allo 0.10%. Inoltre è ben noto come la guida monotona aumenti il livello di affaticamento [11]. Il comportamento tipico di un guidatore affaticato include difficoltà a mantenere il veicolo all’interno della corsia di marcia, tendenza a uscire di strada, cambiamenti frequenti e non necessari della velocità e limitata capacità di reazione in situazioni pericolose.

I guidatori spesso ignorano i sintomi della stanchezza e per questa ragione è desiderabile un sistema di identificazione dell’affaticamento, particolarmente utile nell’industria dei trasporti. E’ stato dimostrato infatti che il 57% di tutti gli incidenti fatali in cui sono coinvolti autocarri sono dovuti ad affaticamento [12].

Prima di sviluppare un sistema di questo tipo è importante definire il tipo di affaticamento che sarà rilevato [13]. Le tecniche per identificare la fatica possono essere divise in tecniche che monitorano direttamente il guidatore e tecniche che monitorano il comportamento del veicolo in seguito ai comandi del guidatore.

Le tecniche che monitorano direttamente il guidatore includono la misura delle condizioni fisiologiche (come onde cerebrali, pulsazioni, pressione) e il controllo dei movimenti degli occhi, dello sguardo, della testa e le espressioni facciali come gli sbadigli frequenti.

Le misure fisiologiche permettono una migliore accuratezza in termini di identificazione dell'affaticamento, ma spesso sono metodi intrusivi che prevedono l'utilizzo di elettrodi e sensori collegati al guidatore. Di solito quindi soluzioni del genere provocano disturbo al conducente e sono poco pratiche in molte situazioni. In ogni caso le misure fisiologiche possono essere utilizzate come riferimento nel valutare altre tecniche.

Controllare il movimento degli occhi e dello sguardo utilizzando telecamere è una tecnica affermata per l'identificazione della fatica, e per questo motivo, molti degli sforzi della moderna ricerca sono stati concentrati sullo sviluppo di tali metodologie. Usare una telecamera per monitorare il guidatore è inoltre non intrusiva poichè non è necessaria nessuna interazione diretta con il conducente. Queste tecniche comunque risultano essere sensibili a fattori esterni quali l'illuminazione e l'aspetto del guidatore (per esempio se indossa o no gli occhiali).

Le tecniche che monitorano il comportamento del veicolo utilizzano la velocità, la posizione laterale, l'angolo di sterzo e la traiettoria del veicolo. Sono tecniche completamente non invasive per il guidatore, rendendole idonee per l'applicazione pratica, ma, di contro, hanno delle limitazioni dettate dall'esperienza del guidatore, dalle condizioni di guida e dal tipo di veicolo.

La presente tesi è strutturata come segue:

- il capitolo 2 fornisce una panoramica sui metodi di identificazione della fatica basati sul monitoraggio diretto del guidatore
- il capitolo 3 introduce i metodi di identificazione della fatica basati sul comportamento del veicolo
- il capitolo 4 presenta un algoritmo per l'identificazione del grado di distrazione basato sul monitoraggio della posizione del veicolo all'interno della corsia di marcia e dell'angolo di sterzo e i risultati ottenuti su una manovra di test
- il capitolo 5 descrive un algoritmo per l'identificazione del grado di affaticamento del conducente basato sempre sul monitoraggio della posizione del veicolo all'interno della corsia di marcia e dell'angolo di sterzo e i risultati ottenuti su una manovra di test
- il capitolo 6 presenta la caratterizzazione di un osservatore ibrido per il riconoscimento del grado di distrazione/affaticamento del conducente, insieme ai risultati ottenuti su una manovra di test
- il capitolo 7 infine riporta le conclusioni finali



## Parte I

---

### Stato dell'arte



## Identificazione della fatica basata sullo stato del guidatore

### 2.1 Riconoscimento dell'affaticamento basato su EEG

La registrazione dell'attività elettrica del cervello dovuta all'attivazione dei neuroni è noto come elettroencefalogramma (EEG). Nel mondo medico l'EEG ha trovato numerose applicazioni in particolare per la diagnosi dell'epilessia e per caratterizzare il sonno, per questa ragione è un approccio logico per la rilevazione di stanchezza. Le misurazioni con l'EEG hanno il vantaggio di essere molto accurate, ma lo svantaggio principale di essere invadenti. Questi segnali, infatti, sono raccolti tramite elettrodi collegati al corpo umano.

Ai fini dell'individuazione della fatica, le onde delta (0 - 4 Hz) e theta (4 - 7 Hz) del tracciato EEG sono le più importanti [14]. Le onde delta sono associate negli adulti al sonno, mentre le onde theta sono associate alla sonnolenza nei bambini e negli adulti, ma anche a condizioni di inattività. Le onde beta (12 - 30 Hz) sono invece associate all'attenzione e alla concentrazione attiva di una persona. Può essere utile monitorare anche le onde alfa (8 - 13 Hz) ma in misura minore. Quindi un aumento significativo delle onde delta e theta del conducente e una diminuzione dell'attività delle onde beta sono di solito un buon indicatore di stanchezza.

Un algoritmo basato su EEG per il rilevamento della fatica del conducente è stato suggerito in [15]. Questo algoritmo considera le onde alfa, beta, delta e theta per determinare se il guidatore è affaticato. L'algoritmo è stato sviluppato sulla base di studi precedenti [16], [17] e [18]. Il livello di affaticamento del conducente può essere classificato in quattro fasi:

- Fase transitoria (affaticamento preliminare)
- fase da transitoria a post-transitoria (affaticamento medio)
- fase post-transitoria (fase di affaticamento estremo)
- fase di risveglio (risveglio dalla sonnolenza)

L'algoritmo è basato sulle variazioni EEG di 35 soggetti nel corso di ciascuna di queste quattro fasi. La variazione media nell'EEG per ciascuna delle fasi di stanchezza è stata calcolata rispetto a una soglia di allarme. Il software



sviluppato è stato in grado di analizzare i dati EEG di un guidatore sia in tempo reale che fuori linea. Vengono utilizzati due canali per acquisire i dati EEG grezzi, che sono poi trasformati nel dominio della frequenza mediante FFT (Fast Fourier Transform). L'ampiezza frequenziale (per ogni secondo di dati) di alfa, beta, delta e le bande theta sono calcolate sommando i valori (in microvolt) in ogni banda dello spettro.

All'inizio del processo, prima che un soggetto abbia mostrato segni di fatica, sono acquisiti i dati che sono utilizzati come base di riferimento per le classificazioni effettuate. Da questi dati di partenza sono state calcolate la media e la deviazione standard dell'ampiezza in ciascuna delle bande di frequenza. Pertanto, per ciascun canale sono calcolati i seguenti parametri:  $A_m$ ,  $A_{sd}$ ,  $B_m$ ,  $B_{sd}$ ,  $D_m$ ,  $D_{sd}$ ,  $T_m$ , e  $T_{sd}$ .  $A$ ,  $B$ ,  $D$  e  $T$  che rappresentano, rispettivamente, le bande alfa, beta, delta e theta. I pedici  $m$  e  $sd$  rappresentano la media e deviazione standard rispettivamente.

A questo punto può essere calcolata una soglia per ciascuna delle quattro fasi precedentemente menzionate, definita dai coefficienti di riferimento ( $t_1$ ,  $t_2$ , che sono definiti dall'utente), per quanto riguarda la media e deviazione standard della particolare banda di frequenza. Ad esempio, la soglia della banda theta è calcolata come :

$$TT = t_1 \times T_m + t_2 \times T_{sd} \quad (2.1)$$

Due soglie possono quindi essere definite per classificare un guidatore in una delle tre fasi di stanchezza e un'ulteriore soglia è definita per i valori assoluti di ampiezza, in modo da escludere eventuali valori anomali. Utilizzando queste tre soglie per ogni banda di frequenza, un guidatore può essere classificato "attento" o in una delle tre fasi di affaticamento.

Le prestazioni di questo algoritmo sono state confrontate con video e Electrooculografia (EOG) (registrazione dei movimenti degli occhi tramite elettrodi che rilevano le differenze di potenziale provocate dagli spostamenti dei globi oculari) degli stessi soggetti. La capacità dell'algoritmo di rilevare la fatica è stata confermata dal fatto che nessun falso positivo è stato rilevato rispetto all'analisi video della stanchezza. Un falso positivo è definito come il rilevamento di fasi di affaticamento in assenza di segnali di stanchezza nelle espressioni facciali o sull'EOG. Confrontando l'algoritmo rispetto alla rilevazione di affaticamento basata su video/EOG, la percentuale di errore in ogni fase è dell'1% nella fase di allarme, 9,2% nella fase transitoria, 11,5% nella fase da transitoria a post-transitoria e 2,7% nella fase post-transitoria.

La fase transitoria e la fase da transitoria a post-transitoria sono le fasi più importanti per individuare correttamente lo stato del guidatore e gli autori sostengono che un tasso vicino al 10% di errore dimostra alta affidabilità. Aumentare il numero di elettrodi significherebbe aumentare la precisione del sistema, ma aumenterebbe il disturbo per il guidatore. Ci sono anche le difficoltà ad ottenere misure corrette dagli elettrodi, poiché i segnali desiderati sono di solito più piccoli del rumore stesso.

In un altro algoritmo basato su EEG sviluppato in [19], è utilizzata una rete neurale artificiale (ANN) per classificare lo stato del guidatore vigile o sonnolento. I dati per lo studio sono stati ottenuti da 17 soggetti e utilizzati per il processo di classificazione tramite rete neurale LVQ (Learning Vector Quantization). Al fine di confrontare i risultati della classificazione, due esperti hanno ispezionato visivamente i dati EEG ottenuti dai soggetti. Risultati dello studio hanno dimostrato una correlazione del 94,37% tra la classificazione tramite ispezione visiva e la classificazione della ANN.

Combinando la stima dello spettro di potenza e una rete ANN è stato dimostrato in [20] che una continua, precisa, accurata e non invasiva previsione dell'attenzione può essere ottenuta attraverso le misure EEG. Il sistema prototipo sviluppato utilizza non più di due elettrodi per ottenere misurazioni EEG, con una evidente conseguenza pratica nell'uso.

In uno studio più recente [21] sono stati valutati quattro algoritmi EEG basati sul rapporto tra le onde cerebrali lente e veloci. È stato constatato che l'attività delle onde delta e theta rimane stabile quando i sintomi di stanchezza diventano più evidenti, mentre l'attività delle onde alfa diminuisce leggermente e l'attività delle onde beta ancora di più. In questo studio l'affaticamento è stato indotto con un simulazione di guida monotona. I risultati hanno confermato ancora una volta l'affidabilità dell'EEG come metodo per l'individuazione della stanchezza.

Altri metodi sviluppati per identificare l'affaticamento usando i segnali EEG sono stati sviluppati utilizzando approcci diversi in [22],[23],[24],[25]. Per rilevare l'affaticamento dal segnale EEG sono state usate l'entropia e la sincronizzazione di fase [22] dimostrando che la sincronizzazione di fase tra gli emisferi aumenta gradatamente mentre l'entropia diminuisce all'aumentare della sonnolenza. In [23] e [24] sono stati testati invece vari classificatori SVM (Support Vector Machine). Chin-Teng Li et al [25] hanno sviluppato un sistema di rilevamento della sonnolenza combinando analisi delle componenti indipendenti (ICA), analisi dello spettro di potenza e un modello di regressione lineare per stimare il livello di sonnolenza del guidatore.

Per quanto riguarda invece la stima del livello di distrazione è stato dimostrato come sia possibile utilizzare efficacemente l'EEG. Ispezionando l'EEG su un intervallo di un secondo come in [26], è possibile rilevare l'associazione tra carico di lavoro e livello di attenzione. B.T. Skinner et al. [27] hanno classificato i segnali EEG in quattro task mentali, scelti per ottenere risposte dagli emisferi, con un sistema di classificazione genetica. Molti degli esperimenti su menzionati devono essere condotti su diverse persone per ottenere un'accuratezza adeguata. L'EEG infatti è molto sensibile ai fattori esterni e i suoi pattern non sono gli stessi tra individui diversi [28]. Anche l'ECG (elettrocardiogramma), EOG e sEMG (elettromiografia di superficie) sono stati utilizzati per stimare lo stato mentale del guidatore [29],[30],[31],[32]. In [29] l'ECG è utilizzato in combinazione con la fotopletiografia (PPG) per stabilire modelli di regressione lineare multipli e stimare i valori di PVT (test di vigilanza psicomotoria).

L'attività degli occhi estratta tramite elettrooculografia (EOG) è stata utilizzata in [30] insieme a un sistema fuzzy per rilevare l'ipovigilanza, mentre in [31] si fa uso dell'elettromiografia di superficie (sEMG) di spalle e collo per determinare l'inizio dell'affaticamento, sulla base del fatto che l'affaticamento muscolare è una conseguenza della guida.

In [32], la sEMG è stata analizzata dal punto di vista frequenziale e statistico, scoprendo che l'ampiezza RMS aumenta all'aumentare dell'affaticamento mentre diminuiscono la frequenza media (MDF) e mediana (MNF) .

## 2.2 Riconoscimento dell'affaticamento basato su segnali visivi

Gli approcci precedenti richiedono che il guidatore indossi particolari strumenti e sensori e ciò li rende non utilizzabili in contesti di guida reale. L'individuazione dell'affaticamento mediante estrazione di indicatori visivi dal guidatore con l'uso di una telecamera ha quindi un importante vantaggio rispetto all'individuazione basata su EEG. Ci sono però alcuni problemi pratici come la sensibilità alla luminosità esterna e l'aspetto del guidatore (per esempio se indossa gli occhiali), inoltre, se il volto del conducente non è nel campo visivo della fotocamera, queste tecniche non funzionano correttamente.

Il sistema di rilevamento dell'attenzione del guidatore tramite immagini deve affrontare due problemi fondamentali. Primo, deve analizzare la sequenza di immagini ed estrarre caratteristiche di interesse. Secondo, deve valutare il livello di attenzione del guidatore nel tempo utilizzando tali caratteristiche.

In letteratura esistono vari tipi di approcci basati sulle immagini, raggruppati di seguito a seconda del tipo di tecnica utilizzata: analisi del movimento oculare, analisi dell'orientazione facciale, analisi dello sguardo, analisi dell'espressione facciale e tecniche basate su telecamere stereo.

### 2.2.1 Analisi del movimento oculare

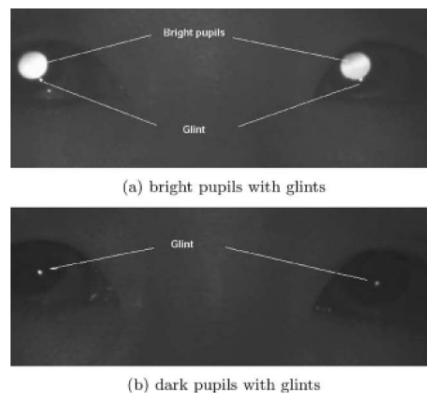
Il livello di stanchezza di una persona può essere determinato dai movimenti delle sue palpebre. A tal fine è indispensabile l'individuazione e l'inseguimento degli occhi che servono anche come base per l'estrazione di altri segnali visivi utili nell'individuazione della stanchezza del guidatore.

Il sistema di computer vision suggerito in [33] combina il movimento delle palpebre, dello sguardo, della testa e l'espressione del viso per rilevare l'affaticamento del guidatore. Gli occhi sono utilizzati per estrarre tutti gli altri parametri e pertanto la loro individuazione è una parte cruciale del sistema.

Al fine di individuare e inseguire correttamente e in modo coerente gli occhi in diverse condizioni climatiche e ambientali, è necessario che il sistema di acquisizione delle immagini sia il più possibile robusto. Per ottenere caratteristiche distinguibili degli occhi, in [33] è stato utilizzato un illuminatore nel

vicino infrarosso (IR). Il vantaggio di utilizzare l'illuminazione IR è triplice. In primo luogo l'impatto delle diverse condizioni di luce ambientale sono ridotte al minimo. Questo garantisce la qualità delle immagini in diverse condizioni reali. In secondo luogo, può essere prodotto un effetto di brillamento della pupilla che è la base per la rilevazione e l'inseguimento degli occhi. In terzo luogo, la luce nel vicino infrarosso è appena visibile per gli esseri umani e quindi non interferisce con le normali operazioni di guida.

L'illuminatore IR utilizzato in questo sistema consiste in due anelli concentrici di LED IR controllati da un decoder video. Per ottenere un'immagine con le pupille brillanti, viene acceso l'anello interno di LED e per ottenere una immagine scura senza brillamento delle pupille, è acceso anche l'anello di LED esterno. In questo modo la stessa immagine è prodotta con due diverse illuminazioni. La figura (2.1) illustra l'effetto scuro/brillante delle pupille. Un piccolo punto luminoso vicino alla pupilla (noto come bagliore) è un risultato di riflessione della cornea alla luce IR. Il luccichio appare sia sull'immagine delle pupille brillanti che scure.



**Figura 2.1.** Effetto scuro/brillante delle pupille

Una volta che sono state ottenute le immagini chiare e scure delle pupille, può essere avviato il processo di rilevazione dell'occhio. E' possibile notare che entrambe le immagini condividono lo stesso sfondo e l'illuminazione esterna, e solo la pupilla è significativamente diversa. Sottraendo l'immagine scura a quella luminosa, lo sfondo può essere eliminato e l'effetto dell'illuminazione esterna ridotto. Il risultato della sottrazione è un'immagine differenza, che tramite opportune soglie può essere binarizzata. Applicando un'analisi delle componenti connesse sull'immagine binarizzata è possibile identificare gli insiemi di pixel (blobs), che soddisfano una certa forma e dimensione, e rilevare gli occhi.

Utilizzando questi blobs è possibile separare, all'interno dell'immagine, gli occhi da tutto il resto. Le posizioni di tutti i blobs binari vengono poi mappate

con l'immagine scura della pupilla, e quindi, utilizzando un classificatore SVM (Support Vector Machine), vengono individuati i blobs che appartengono realmente agli occhi. Una volta che gli occhi sono stati individuati, possono quindi essere inseguiti tra un fotogramma e l'altro. L'algoritmo di inseguimento a due fasi combina il tracking delle pupille brillanti con filtro di Kalman e un inseguimento a media mobile per gli occhi. Il filtraggio alla Kalman è basato sulle dinamiche di movimento degli occhi mentre l'inseguimento a media mobile è basato sull'aspetto degli occhi.

Il filtraggio alla Kalman è attivato per primo, sotto l'ipotesi che sia presente il brillamento delle pupille. Nei casi in cui le pupille brillanti appaiono deboli o scompaiono, l'inseguimento è ripreso utilizzando la media mobile. L'inseguimento a media mobile continua fino a quando non riappare la pupilla brillante, e il filtro di Kalman riprende a funzionare. La procedura di individuazione degli occhi viene avviata nuovamente quando anche l'inseguimento a media mobile fallisce. Combinando queste due tecniche si migliora notevolmente la robustezza dell'inseguimento.

Utilizzando l'identificazione e l'inseguimento degli occhi, possono essere estratti i parametri di movimento che sono utilizzati per determinare il livello di affaticamento del guidatore. In particolare, per caratterizzare il movimento delle palpebre sono state individuate in [33] due principali misure oculari: percentuale di chiusura degli occhi nel tempo (PERCLOS) e velocità media di chiusura (AECS).

PERCLOS [34] è definito come la percentuale di tempo in un certo intervallo prestabilito (di solito un minuto) in cui gli occhi di un soggetto restano chiusi per più del 80%. Al contrario del battito delle ciglia, il PERCLOS è un indicatore della chiusura delle palpebre e serve come un affidabile indicatore di fatica, come mostrato in [35], [36], [37] e [38]. In [39] è stata stabilita la sua validità scientifica effettuando dei test su soggetti privati del sonno per un periodo di 42 ore. Durante questo periodo, sono state eseguite prove di vigilanza psicomotoria (PVT) che sono servite come base di misura per la stanchezza. Confrontando i risultati ottenuti con il valore di PERCLOS è stata raggiunta una coerenza pari all'87,5%.

Anche velocità media di chiusura degli occhi AECS (Average Eye Closure Speed) può servire come un affidabile indicatore di fatica [12]. La metrica AECS è definita come la quantità di tempo necessaria a chiudere o aprire completamente gli occhi. Per ottenere misurazioni robuste di questi due parametri è stata calcolata una media temporale in tempo reale.

Anche in [40] lo stato degli occhi è usato come unità di misura per la rilevazione dell'affaticamento. Un approccio diverso rispetto a [33] è stato seguito in [41] in cui viene innanzitutto rilevato il volto, che a sua volta è utilizzato per rilevare gli occhi mediante tecniche di template matching.

### 2.2.2 Analisi dell'orientazione facciale

Un'altra metrica utilizzabile per l'individuazione dell'affaticamento è la posizione del viso (testa) di una persona [33]. Dalla posa del volto possono essere estratte informazioni concernenti l'attenzione della persona, lo sguardo e il livello di affaticamento. Inoltre l'orientamento del volto consente di rilevare se la testa si inclina, cosa che, se si ripete frequentemente, è un chiaro sintomo di stanchezza.

La metodologia proposta in [33] impiega in modo sincrono l'inseguimento del volto su due dimensioni e la stima tridimensionale della posizione del viso. La tecnica inizia rilevando la visione frontale del viso basandosi sul rilevamento degli occhi (come discusso nella sezione precedente). In particolare, il volto è individuato a partire dalla posizione degli occhi, dalla loro distanza e dalle proporzioni antropometriche.

Determinata la regione frontale del viso, la posizione facciale nei fotogrammi successivi è stimata utilizzando un filtro di Kalman in combinazione con il movimento degli occhi.

Ottenuta la posizione del viso del guidatore, può essere determinata la frequenza di inclinazione della testa, il cui valor medio, allo stesso modo della metrica basata sul movimento delle palpebre, è utilizzato come parametro per la stanchezza.

### 2.2.3 Analisi dello sguardo

Un'altra tecnica ben nota per il rilevamento dell'affaticamento è l'analisi dello sguardo. La direzione dello sguardo, indicata dall'orientamento del viso (posa facciale) e dall'orientamento degli occhi (sguardo), se limitata in un campo ristretto può indicare la fatica di una persona.

L'orientamento del viso indica la direzione globale dello sguardo, mentre l'orientamento degli occhi indica la direzione locale. La combinazione della direzione globale e locale determina quella finale di una persona. Una comune tecnica utilizzata per determinare lo sguardo è quella di calcolare la posizione relativa tra la pupilla e il brillamento dovuto alla riflessione della cornea. Anche se questo approccio ha il vantaggio di essere non invasivo purtroppo per rilevare lo sguardo in modo affidabile richiede che la testa sia immobile e questo lo rende impraticabile per un'applicazione reale. La ragione principale di questa limitazione è che viene considerata solo la direzione locale dello sguardo, mentre quella globale è ignorata.

L'algoritmo per l'inseguimento dello sguardo proposto in [33] utilizza invece sia la direzione globale che quella locale, e ciò lo rende più robusto rispetto agli altri approcci. L'algoritmo ha tre fasi principali, vale a dire individuazione e inseguimento del brillamento della pupilla, calibrazione dello sguardo e mappatura dello sguardo. Utilizzando un illuminatore IR viene utilizzato l'effetto chiaro/scuro per rilevare la pupilla e il suo brillamento, da cui può

essere estratto lo sguardo sia a livello globale che locale. La posizione relativa tra la pupilla e il brillamento è utilizzata per caratterizzare lo sguardo localmente mentre le proprietà geometriche delle pupille sono utilizzate per ottenere la posizione tridimensionale del volto, necessaria a caratterizzare lo sguardo globalmente. I fattori che influenzano lo sguardo globale e locale sono poi combinati per determinare la direzione finale.

Per la rilevazione della fatica a partire dalla stima della direzione sguardo sono stati considerati due parametri principali: la distribuzione dello sguardo (GAZEDIS) e la percentuale di saccade (PERSAC). La condizione di attenzione del conducente è misurata usando il GAZEDIS mentre il PERSAC può essere usato come misura della prontezza del conducente. In riferimento a quest'ultimo, il movimento saccade, che consiste in rapidi movimenti degli occhi eseguiti per portare la zona di interesse a coincidere con la fovea, è indicativo delle azioni coscienti e volontarie del guidatore per muovere gli occhi da un punto a un'altro.

#### 2.2.4 Analisi dell'espressione facciale

Analizzando le espressioni facciali di una persona si possono ottenere informazioni utili per l'individuazione dell'affaticamento del guidatore. Tipiche caratteristiche facciali associate a una persona stanca sono il rilassamento dei muscoli, l'assenza di espressione e gli sbadigli frequenti. Altri indicatori importanti possono essere individuati intorno agli occhi e alla bocca.

Un metodo suggerito in [33] utilizza le wavelet per individuare i tratti del viso. A partire da questi può essere localizzata la bocca e, conseguentemente, rilevati gli sbadigli se le sue caratteristiche si discostano significativamente dalla sua forma chiusa (in particolare nella direzione verticale). L'altezza della bocca può essere calcolata come la distanza tra le labbra superiori e inferiori, mentre la larghezza della bocca può essere calcolata come la distanza tra gli angoli destro e sinistro. L'apertura della bocca (che indica gli sbadigli) può essere definita come il rapporto tra l'altezza e la larghezza. La frequenza degli sbadigli nel corso del tempo fornisce una metrica per individuare l'affaticamento del guidatore e i risultati sperimentali in [33] mostrano risultati promettenti per il suo utilizzo.

Un sistema analogo di rilevamento della fatica mostrato in [42] utilizza anch'esso gli sbadigli come metrica raggiungendo un tasso medio di riconoscimento del 96,79%. Altri sistemi che utilizzano con successo gli sbadigli per rilevare la fatica possono essere trovati in [43] e [44].

### 2.3 Soluzioni Commerciali

Di seguito si riportano due esempi di soluzioni commerciali che utilizzano i metodi sopra descritti per l'identificazione di distrazione e affaticamento del guidatore.

### Saab - *Driver Attention Warning System*

Per contrastare due delle principali cause dei più comuni incidenti stradali, il colpo di sonno e la distrazione, Saab ha sviluppato il dispositivo *Driver Attention Warning System* che, non appena rileva una situazione di potenziale pericolo, attiva una combinazione di comunicazioni scritte e vocali e fa vibrare il sedile del guidatore in modo da richiamarne l'attenzione. Al contrario di altri sistemi analoghi, *Driver Attention Warning System* non rileva solo improvvisi cambiamenti di direzione del veicolo, ma è studiato in modo da riconoscere i primi accenni di colpo di sonno o di distrazione del guidatore, piuttosto che i loro effetti più immediati. A tale scopo, utilizza due telecamere ad infrarossi miniaturizzate, inserite una alla base del primo montante del tetto, l'altra al centro della plancia, e puntate direttamente verso gli occhi del guidatore. Le immagini raccolte dalle due telecamere sono analizzate da uno speciale software che, nel caso in cui il movimento delle palpebre indichi un accenno di sonnolenza o il guidatore non guardi la strada davanti a sé, attiva tutta una serie di allarmi. Le immagini agli infrarossi garantiscono buone prestazioni del sistema in tutte le condizioni di luce diurna e notturna.

#### - **Riconoscimento della sonnolenza**

Il sistema utilizza il PERCLOS [34] in modo da misurare la frequenza con cui il guidatore batte le palpebre. Se le telecamere rilevano che queste restano abbassate per un periodo troppo lungo, facendo presupporre un potenziale colpo di sonno, attivano una serie di tre allarmi differenti. Per prima cosa, scatta un cicalino sonoro e sul quadro strumenti si accende la scritta "Stanco?". Se il movimento delle palpebre del guidatore non riprende subito ad uno stato normale, l'impianto audio di bordo trasmette il messaggio vocale "Sei stanco". Se anche questo non dà esito, scatta un avvertimento più perentorio ed il messaggio "Sei pericolosamente stanco, fermati appena possibile per la tua sicurezza!". Questo può essere cancellato premendo un apposito pulsante sulla plancia. Il sistema viene poi immediatamente riattivato.

#### - **Riconoscimento della distrazione**

Le telecamere sono anche in grado di controllare i movimenti del bulbo oculare e della testa del guidatore. Non appena lo sguardo del guidatore si allontana da quella che è considerata la "primaria zona di attenzione" (ovvero la parte centrale del parabrezza direttamente di fronte al guidatore), scatta automaticamente un timer. Se gli occhi e la testa del guidatore non tornano, nel giro di circa due secondi, a rivolgersi sulla strada davanti alla vettura, il sedile comincia a vibrare e si ferma solo quando la situazione non torna entro parametri ritenuti normali. L'elaborazione dell'immagine agli infrarossi è sufficientemente accurata per distinguere se il guidatore conserva una visione periferica della strada davanti a sé, come quando guarda gli specchietti retrovisori interni ed esterni oppure affronta una curva, e lascia pertanto trascorrere un periodo di tempo più lungo prima di fare vibrare il sedile.



### Smart Eye - *AntiSleep 2.0*

Il sistema *AntiSleep 2.0* della Smart Eye utilizza una fotocamera insieme a illuminatori nel vicino infrarosso (IR) (Figura 2.2). Gli illuminatori IR e i filtri utilizzati sono sintonizzati su specifiche frequenze in modo da rendere minima l'interferenza della luce esterna. Questo significa che il sistema utilizza principalmente la propria luce, il che lo rende estremamente robusto in tutte le condizioni di illuminazione naturale.



**Figura 2.2.** Smart Eye AntiSleep 2.0

Smart Eye *AntiSleep* misura la posizione e l'orientamento della testa del guidatore, la direzione dello sguardo e l'apertura delle palpebre ad un ritmo di  $60Hz$ . Il sistema rileva i tratti del viso specifici della persona e li mappa su modello 3D generico della testa. Il modello è quindi rapidamente adattato al guidatore in tempo reale.

## Identificazione della fatica basata sul comportamento del veicolo

Le condizioni di affaticamento e distrazione del guidatore possono essere identificate anche a partire da dati derivanti dal monitoraggio del veicolo stesso.

I cambiamenti nello stato mentale ed eventuali segni di stanchezza possono essere individuati nel modo di sterzare, nella posizione laterale del veicolo all'interno della carreggiata e nella sua velocità. Queste tecniche hanno il vantaggio di essere completamente non-intrusive rispetto a alle misure EEG. Tuttavia, hanno limitazioni associate al tipo di veicolo, all'esperienza del conducente e alle condizioni generali di guida. Inoltre, dal momento che il guidatore non viene monitorato direttamente, queste tecniche possono essere meno accurate rispetto a quelle basate su EEG o rilevazione tramite segnali visivi.

### 3.1 Analisi dell'angolo di sterzo

L'angolo di sterzo è un parametro fondamentale per l'individuazione di stanchezza e affaticamento. Il sistema proposto in [45] è basato sull'ipotesi che il guidatore debba correggere continuamente la posizione laterale del veicolo per rimanere al centro della corsia. In uno stato di allerta ciò è ottenuto con movimenti del volante di piccola entità. Quando un guidatore entra in uno stato di sonnolenza, i movimenti del volante aumentano in ampiezza e quindi sono meno precisi. Il cambiamento dell'angolo di sterzo influisce direttamente sulla variazione della posizione laterale del veicolo e può quindi essere utilizzato per classificare un conducente come vigile o sonnolente.

Nell'esperimento condotto al simulatore su un percorso autostradale, i dodici soggetti coinvolti hanno guidato a diversi livelli di privazione del sonno. Di conseguenza sono stati acquisiti i dati sull'angolo di sterzo con diversi livelli di vigilanza. Ciò ha permesso di classificare lo stato di un soggetto, vigile o sonnolente, utilizzando una rete neurale artificiale (ANN).

Per l'addestramento della rete ANN, un guidatore è stato considerato sonnolento se:

- è stato privato del sonno per un certo numero consecutivo di ore
- ha causato uno o più volte incidenti mentre era alla guida addormentandosi al volante.

Una volta che la ANN è stata addestrata, è stato applicato alla rete un insieme di test condotti su sei conducenti. La ANN è riuscita a classificare i guidatori in condizioni di sonnolenza o veglia con una precisione di circa il 90%. Nei casi in cui si è verificato un incidente, la rete in media ha rilevato un comportamento sonnolente alla guida con 3,5 minuti in anticipo. Sebbene i risultati ottenuti siano basati su simulazioni di guida limitata, individuare l'affaticamento del guidatore utilizzando l'angolo di sterzo sembra essere un candidato affidabile per sistemi reali.

La distanza dal veicolo che segue e l'angolo di sterzo sono stati analizzati in [46] con modelli markoviani nascosti per stimare le intenzioni del guidatore. In [47] per rilevare l'affaticamento è stata analizzata l'energia localizzata dell'angolo di sterzo e del percorso del veicolo. La teoria del chaos è stata utilizzata in [48] per spiegare le dinamiche dei movimenti dello sterzo e stimare l'affaticamento del guidatore. Con un appropriato tempo di ritardo sono stati trovati attrattori di chaos caratteristici.

### 3.2 Visione artificiale per l'analisi della posizione laterale

Come accennato nel paragrafo precedente, la posizione laterale di un veicolo può servire come parametro per individuare l'affaticamento del guidatore. L'approccio di gran lunga più comune è posizionare un sensore di visione al di fuori del veicolo e poi analizzare le immagini per il rilevamento della corsia, degli ostacoli e dei pedoni.

Per l'identificazione della stanchezza del conducente, il rilevamento della corsia di marcia è di fondamentale importanza in quanto si tratta di una indicazione della posizione laterale del veicolo. In [49] sono stati discussi numerosi approcci che utilizzano la visione artificiale. Concentrando l'attenzione solo su caratteristiche specifiche della strada (come ad esempio la segnaletica orizzontale) l'analisi dell'immagine può essere effettuata solo su una piccola porzione, riuscendo a ottenere così informazioni in tempo reale.

Un buon esempio di un pratico sistema di rilevazione della corsia è il sistema di guida autonoma RALPH [50]. In un percorso totale di 4.800 chilometri, RALPH è stato in grado di governare autonomamente un veicolo di prova per il 96% del tempo, identificando correttamente la distanza laterale rispetto al centro della corsia e la curvatura della strada.

### 3.3 Soluzioni Commerciali

Di seguito si riportano due esempi di soluzioni commerciali che si basano sul monitoraggio del comportamento del veicolo per l'identificazione di dis-

trazione e affaticamento del guidatore.

#### **Mercedes-Benz - *Attention Assist***

Il sistema di assistenza alla guida sviluppato da Mercedes-Benz è in grado di riconoscere i primi segni di affaticamento ed avvertire con tempestività il guidatore, contribuendo in misura determinante a prevenire situazioni potenzialmente pericolose. Diversamente da altri sistemi utilizzati per riconoscere l'affaticamento al volante, il sistema Mercedes utilizza un'ampia serie di indicatori per valutare il grado di attenzione degli automobilisti e riconoscere il progressivo passaggio dallo stato di vigilanza a quello di stanchezza.

Il sistema monitora oltre 70 parametri riferiti al comportamento di guida, valuta il livello di attenzione e riconosce i segnali di stanchezza.

Durante ogni viaggio, l'Attention Assist controlla costantemente il tipico modello di comportamento del guidatore e rileva in tal modo un profilo individuale, che viene poi utilizzato come base per il riconoscimento della condizione di affaticamento. In caso di significativi scostamenti rispetto ai valori memorizzati, il sistema stabilisce se sussistano o meno i primi sintomi di affaticamento. L'eventuale avvertimento è in relazione anche ad orario, durata del viaggio e stile di guida. Tra i parametri di riferimento rilevati dal sistema di riconoscimento del livello di affaticamento, oltre a velocità ed accelerazione longitudinale e trasversale, figurano anche l'angolazione del volante, l'azionamento degli indicatori di direzione e dei pedali e determinate azioni di comando ed influssi esterni come, ad esempio, vento laterale ed irregolarità del fondo stradale (Figura 3.1 (a)).

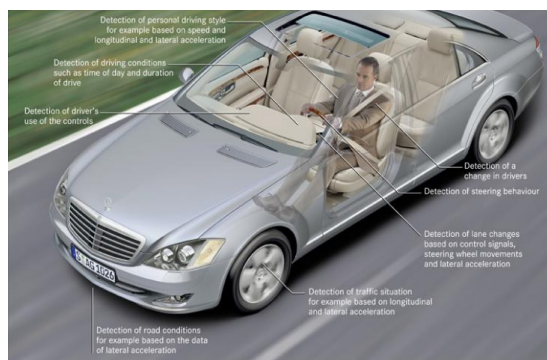
Nel caso in cui venga ritenuto opportuno, il dispositivo interviene allertando il conducente. L'avvertimento consiste in un segnale acustico ed uno visivo, che invitano a lasciare la guida e riposare (Figura 3.1 (b)).

Uno dei principali indicatori di stanchezza rilevati dal software è il comportamento dello sterzo: anni di ricerche svolte da Mercedes-Benz prima di immettere il prodotto sul mercato hanno rilevato che un guidatore stanco tende a fare piccoli errori nel mantenere la traiettoria corretta, errori che corregge molto velocemente e in un modo caratteristico. Uno specifico sensore riconosce l'angolo di sterzata, anche minimo, e dà informazioni sul comportamento di guida.

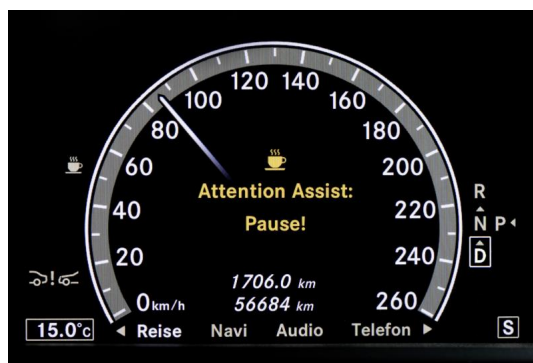
Poiché i continui "stop and go" cittadini impediscono al sistema di elaborare una solida base di informazioni da cui poi valutare gli scostamenti, *Attention Assist* funziona solo a velocità superiori agli 80Km/h ed è quindi rivolto soprattutto ai tragitti extraurbani e autostradali.

#### **Volvo - *Driver Alert Control***

Il sistema Driver Alert Control (DAC) sviluppato da Volvo è volto a riconoscere e ridurre situazioni di pericolo dovute a calo di concentrazione o



(a)



(b)

**Figura 3.1.** Mercedes-Benz Attention Assist

stanchezza, per esempio su lunghi rettilinei. Il sistema si attiva automaticamente ad una velocità superiore a  $65\text{Km/h}$ .

Il DAC rileva il comportamento di guida; analizza i movimenti del veicolo per valutare fino a che punto il guidatore abbia il pieno controllo del mezzo. Questo dispositivo non registra tanto lo stile di guida, che è ovviamente diverso da persona a persona, quanto gli effetti della stanchezza o della mancanza di concentrazione sul comportamento di guida. Il DAC si concentra sui movimenti del veicolo, ricavandone indicazioni affidabili su eventuali anomalie di guida. In questo modo il guidatore può essere avvisato prima che sia troppo tardi.

Dal punto di vista tecnico, il DAC consiste in una telecamera, vari sensori e una centralina elettronica. La telecamera, posizionata tra il parabrezza e lo specchietto retrovisore interno, monitorizza costantemente la distanza dalla segnaletica orizzontale, mentre i sensori rilevano i movimenti dell'auto. Le informazioni vengono confrontate in tempo reale dall'unità di controllo per

rilevare tempestivamente il possibile rischio di perdita di controllo del mezzo. In caso di rischio il sistema emette un allarme sonoro. Sul display compaiono inoltre un messaggio di testo assieme a una spia raffigurante una tazza di caffè che invitano l'autista a fare una sosta (Figura 3.2 (a)). Indipendentemente da questi allarmi, il guidatore può controllare in ogni momento lo stato di attenzione del proprio stile di guida, evidenziato dal computer di bordo tramite un indicatore a barre. Le cinque barre accese indicano un buono stato di attenzione, mentre una sola barra indica che è assolutamente consigliabile fare una sosta (Figura 3.2 (b)).

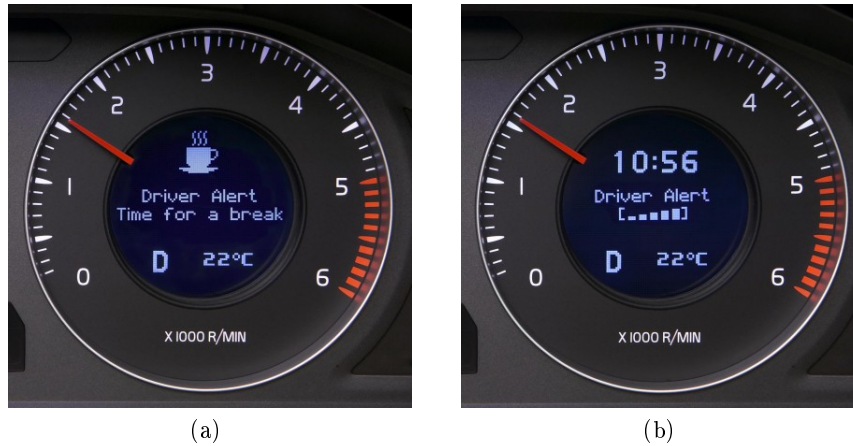


Figura 3.2. Volvo Driver Alert Control



Algoritmi Sviluppato





## Algoritmo per l'identificazione del grado di distrazione

La guida di un veicolo può essere paragonata ad un ipotetico sistema in retroazione in cui il guidatore funge da controllore mentre il veicolo rappresenta il sistema da controllare. Il conducente raccoglie informazioni relative allo spazio stradale, al flusso di traffico, alla velocità e posizione del veicolo per poter prendere le decisioni adeguate e applicarle al veicolo stesso. Per poter guidare in modo sicuro, questo ciclo deve rimanere inalterato. Stimoli esterni oppure interni possono comprometterlo notevolmente.

Stimoli provenienti dall'esterno possono essere, ad esempio, cartelloni pubblicitari, segnaletica inadeguata e panorami affascinanti, mentre all'interno del veicolo sono fonti di distrazione il telefono cellulare, l'interazione con gli altri passeggeri, i sistemi di navigazione nonché i sistemi di intrattenimento.

In questa sezione viene presentato un algoritmo per l'identificazione del grado di distrazione che utilizza come dati di ingresso esclusivamente segnali provenienti da sensori a bordo:

- angolo di sterzo
- distanza del veicolo dalla linea destra della carreggiata
- distanza del veicolo dalla linea sinistra della carreggiata.

In particolare, gli ultimi due sono forniti direttamente da un sistema di avviso di superamento involontario della corsia di marcia (LDWS)[51] [52](per maggiori dettagli si veda l'appendice A) mentre l'angolo di sterzo può essere letto direttamente dal bus CAN (Controller Area Network) dell'autoveicolo.

Con riferimento alla metrica utilizzata, non esiste in letteratura un apposita scala per la definizione del grado di distrazione, mentre esistono numerose scale per definire il grado di affaticamento: *Karolinska Sleepiness Scale - KSS*, *Sleepiness Stanford Scale - SSS*, *Epworth Sleepiness Scale - ESS*, etc.. La scala di Epworth [53], in particolare, è una scala di autovalutazione che prende in considerazione varie situazioni della vita quotidiana che sappiamo avere un diverso effetto soporifero, per ognuna delle quali il soggetto deve

stabilire in che misura tendano a farlo appisolare o addormentare. Ogni item è valutato su di una scala a 4 punti:

- 0= nessuna probabilità di assopimento
- 1=lieve probabilità di assopimento
- 2=moderata probabilità di assopimento
- 3=alta probabilità di assopimento.

Tale scala è stata ridefinita per essere utilizzata nella definizione del grado di distrazione:

- 0= nessuna probabilità di distrazione
- 1=lieve probabilità di distrazione
- 2=moderata probabilità di distrazione
- 3=alta probabilità di distrazione.

#### 4.1 Algoritmo di Distraction Detection

L'algoritmo di Distraction Detection è costituito da due blocchi fondamentali (Figura 4.1): il primo genera nuovi segnali a partire dalla distanza del veicolo dalla linea destra e sinistra della carreggiata e dall'angolo di sterzo; il secondo utilizza questi nuovi segnali per determinare il grado di distrazione.

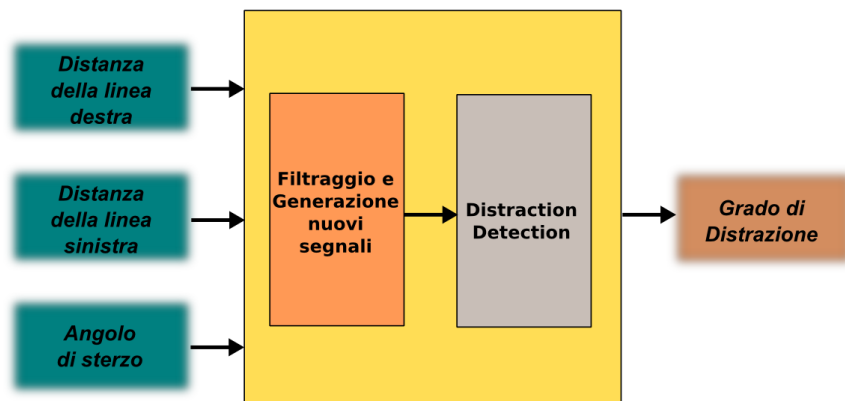


Figura 4.1. Distraction Detection

#### 4.1.1 Filtraggio e generazione nuovi segnali

In Figura 4.2 è mostrato lo schema generale del blocco di filtraggio e generazione dei segnali utili al riconoscimento del grado di distrazione. In particolare, a partire dalle distanza del veicolo dalla linea destra e sinistra della carreggiata e dall'angolo di sterzo, viene calcolata la velocità laterale del veicolo e i segnali di ellisse e time still che saranno definiti nelle sezioni successive.

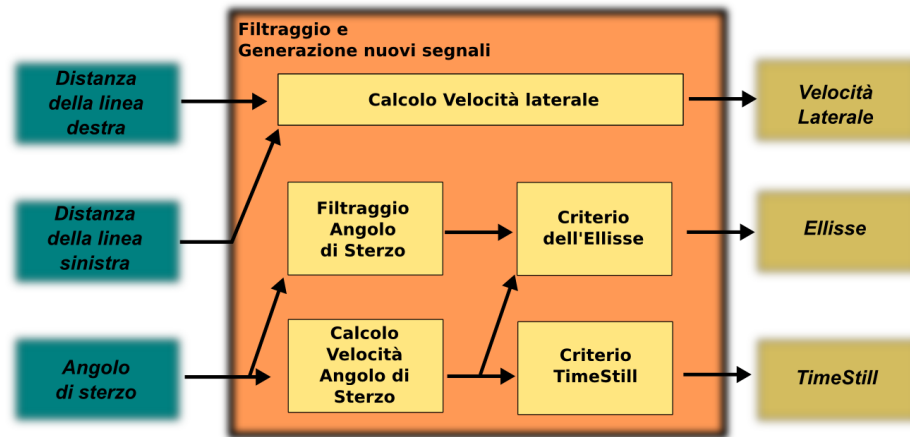


Figura 4.2. Filtraggio e generazione nuovi segnali

#### Calcolo velocità laterale

La velocità laterale può essere influenzata da azioni causate da distrazione, come parlare al telefono o utilizzare apparecchiature di bordo.

I valori di distanza sono mediati sugli ultimi dieci campioni e quindi utilizzati per il calcolo delle due velocità laterali (teoricamente i due valori di velocità dovrebbero essere uguali). In particolare:

$$v_{right}(k) = \frac{DTRAv(k) - DTRAv(k-1)}{T_s}$$

$$v_{left}(k) = \frac{DTLAv(k) - DTLAv(k-1)}{T_s}$$

dove

- $v_{right}$ : velocità laterale destra

- $v_{left}$ : velocità laterale sinistra
- $DTRAv(k) = \frac{1}{10} \sum_{i=0}^9 DistanzaDestra(k-i)$
- $DTLAv(k) = \frac{1}{10} \sum_{i=0}^9 DistanzaSinistra(k-i)$
- $T_s$ : tempo di campionamento

I due valori di velocità sono quindi confrontati. Una differenza elevata è sintomo di un errore nel calcolo della distanza da parte del sistema di visione. Quindi:

$$v(k) = \begin{cases} \frac{v_{right}(k)+v_{left}(k)}{2} & \text{se } |v_{right}(k) - v_{left}(k)| < \tau \\ \min(v_{right}(k), v_{left}(k)) & \text{se } |v_{right}(k) - v_{left}(k)| \geq \tau \end{cases} \quad (4.1)$$

dove:

- $v(k)$ : velocità laterale
- $\tau$ : soglia sull'errore tra la velocità laterale destra e quella sinistra

### Filtraggio Angolo di Sterzo

Un nuovo angolo di sterzo è calcolato eliminando dal segnale del sensore di sterzo il suo valor medio degli ultimi 100 campioni. In questo modo si tengono in considerazione solo le oscillazioni dell'angolo di sterzo lungo un'ipotetica corsia dritta, senza tener conto quindi dei movimenti causati dalla curvatura della strada o da cambiamenti di corsia. Quindi:

$$SteerAngNew(k) = SteerAng(k) - SteerAngAv1(k) \quad (4.2)$$

dove:

- $SteerAng$ : segnale del sensore di angolo di sterzo
- $SteerAngAv1 = \frac{1}{100} \sum_{i=0}^{99} SteerAng(k-i)$

### Calcolo velocità Angolo di Sterzo

La velocità dell'angolo di sterzo è calcolata a partire dal valore angolare restituito dal sensore di sterzo mediato sugli ultimi 10 campioni. Quindi:

$$SteerAngVel(k) = \frac{SteerAngAv2(k) - SteerAngAv2(k-1)}{T_s} \quad (4.3)$$

dove:

- $SteerAngAv2(k) = \frac{1}{10} \sum_{i=0}^9 SteerAng(k-i)$

### Criterio dell'Ellisse

L'angolo di sterzo e la sua velocità sono sicuramente buoni indicatori di distrazione. Valori elevati si possono notare prima e durante situazioni in cui il guidatore è distratto. Sfortunatamente, entrambi sono molto sensibili al tipo di guida del conducente, quindi non possono essere utilizzati direttamente. King e altri [54] hanno mostrato come il diagramma delle fasi, cioè il grafico della velocità dell'angolo di sterzo rispetto all'angolo di sterzo stesso, sia un buon sistema per lo studio dello stato del guidatore. Dati concentrati intorno all'origine indicano un buon controllo e quindi un guidatore attento.

In Figura 4.3 sono mostrati i diagrammi delle fasi nel caso di guida normale (a) e distratta (b). La prima si distingue per piccoli movimenti dello sterzo, mentre la seconda per zone con movimenti nulli e zone con ampi movimenti.

Le ellissi (in rosso), che caratterizzano i diversi gradi di distrazione del guidatore, sono definite da:

$$x^2 + \left(\frac{y^2}{w_f}\right) = N$$

dove  $N$  determina la soglia tra le varie zone e  $w_f$  è un fattore di peso.

Al fine di poter utilizzare quest'idea in un algoritmo online, il criterio dell'ellisse è stato ridefinito come:

$$Ellisse(k) = (SteerAngNew(k))^2 + \left(\frac{SteerAngVel(k)}{4}\right)^2 \quad (4.4)$$

In questo modo, confrontare il valore di  $Ellisse$  con un limite  $N$  equivale a verificare se il diagramma delle fasi si trova all'interno o all'esterno dell'ellisse definita da  $N$  (Figura 4.4).

Come si può notare in (4.4),  $w_f$  è stato scelto pari a 4 in modo da pesare allo stesso modo l'angolo di sterzo e la sua velocità.

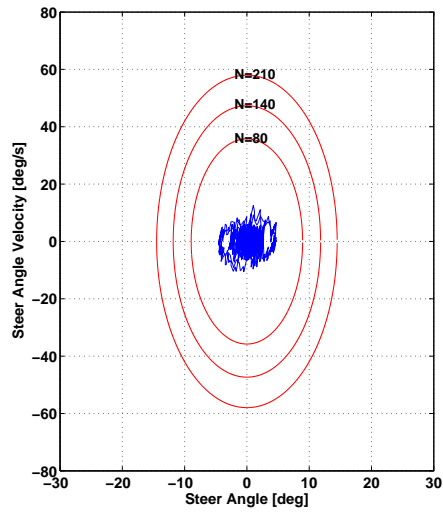
### Criterio TimeStill

Il criterio dell'ellisse definito precedentemente non è in grado di identificare situazioni di distrazione caratterizzate da movimenti nulli dello sterzo. Un nuovo criterio chiamato *TimeStill* è stato dunque definito. Questo criterio rappresenta il tempo in cui lo sterzo rimane fermo o più in particolare in cui la velocità angolare dello sterzo rimane sotto una certa soglia. Quindi può essere definito come:

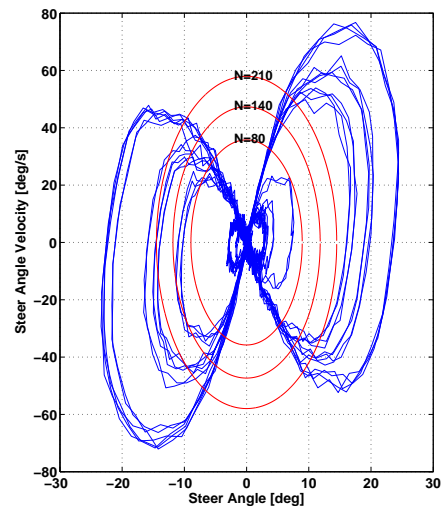
$$TimeStill(k) = \begin{cases} TimeStill(k-1) + T_s & \text{se } |SteerAngVel(k)| < \gamma \\ 0 & \text{se } |SteerAngVel(k)| \geq \gamma \end{cases} \quad (4.5)$$

dove:

- $\gamma$ : soglia sulla velocità angolare dello sterzo



(a) Guida normale



(b) Guida distratta

Figura 4.3. Criterio dell'Ellisse

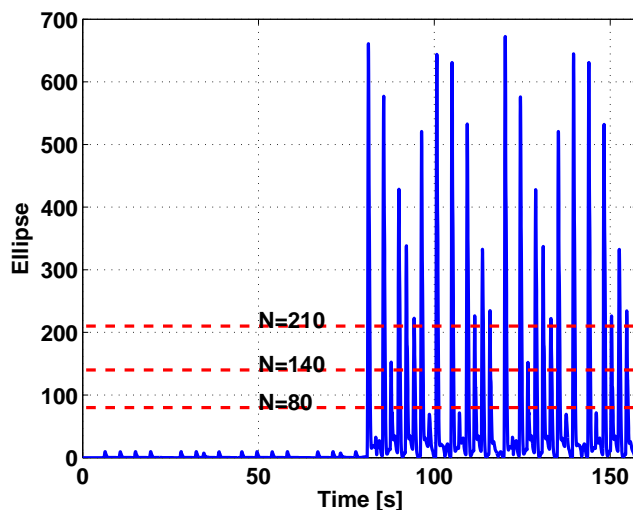


Figura 4.4. Ellisse

La Figura 4.5 mostra la velocità dell'angolo di sterzo (a) e il corrispondente valore di *TimeStill* (b). Purtroppo il *TimeStill* può assumere valori elevati anche durante la guida normale ed è molto sensibile allo stile di guida. Comunque, anche se non è un ottimo indicatore di distrazione, può essere utilizzato per identificare situazioni non rilevate da altri criteri scegliendo delle opportune soglie sul suo valore.

#### 4.1.2 Distraction Detection

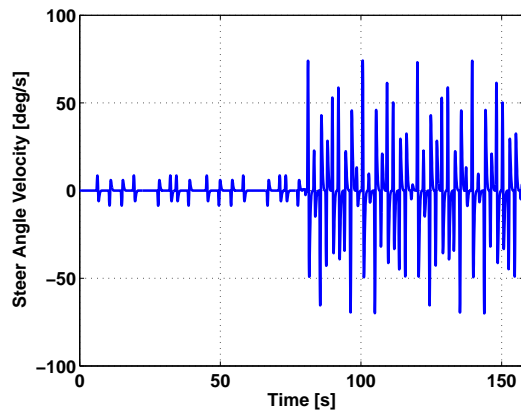
Il blocco *Distraction Detection*, a partire dai segnali determinati nella sezione precedente (*Velocità Laterale*, *Ellisse*, *TimeStill*) e dalla posizione del veicolo nella carreggiata, calcola il grado di distrazione del guidatore, come mostrato in Figura 4.6. In particolare, il grado di distrazione può assumere valori interi compresi tra 0 e 3, dove 0 indica un guidatore in stato normale, 3 un guidatore distratto.

#### Condizione sulla Distanza

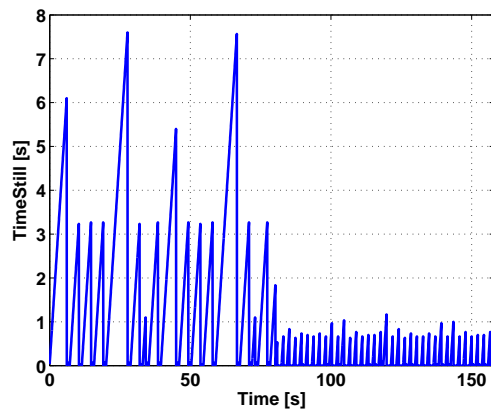
La condizione sulla distanza permette di identificare il tempo in cui il veicolo non è all'interno della propria corsia di marcia e di attivare un warning se tale tempo supera una certa soglia. In particolare

$$CD = \begin{cases} 1 & \text{se } DTR < 0 \text{ per più di } \rho \text{ secondi} \\ 0 & \text{se } DTR \geq 0 \\ 1 & \text{se } DTL > 0 \text{ per più di } \rho \text{ secondi} \\ 0 & \text{se } DTL \leq 0 \end{cases} \quad (4.6)$$





(a) Velocità angolo di sterzo



(b) TimeStill

**Figura 4.5.** Criterio TimeStill

dove:

- $CD$ : condizione sulla distanza
- $DTR$ : distanza dalla linea destra
- $DTL$ : distanza dalla linea sinistra
- $\rho$ : soglia sul tempo trascorso al di fuori della propria corsia di marcia.

Si noti che  $DTR$  e  $DTL$  assumono rispettivamente valori strettamente positivi e negativi se il veicolo è nella propria corsia di marcia. Valori tipici di  $\rho$  sono  $3 \div 5$  secondi.

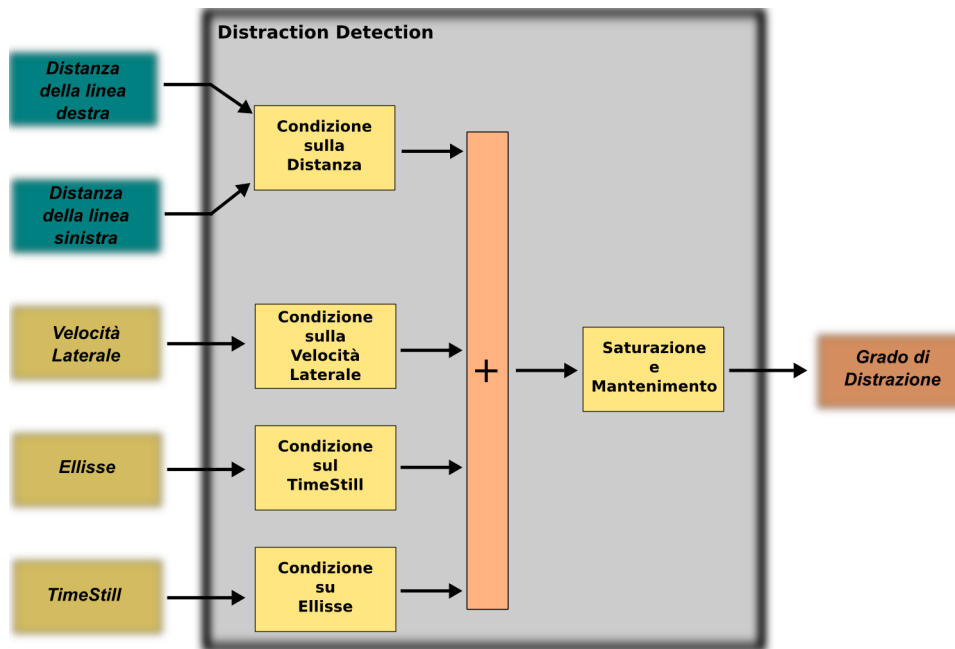


Figura 4.6. Distraction Detection

### Condizione sulla Velocità Laterale

La condizione sulla velocità laterale permette di segnalare situazioni in cui la velocità laterale del veicolo è elevata. In particolare:

$$CVL = \begin{cases} 1 & \text{se } |v| \geq \beta \\ 0 & \text{se } |v| < \beta \end{cases} \quad (4.7)$$

dove:

- $CVL$ : condizione sulla velocità laterale
- $v$ : velocità laterale
- $\beta$ : soglia sulla velocità laterale.

Valori tipici di  $\beta$  sono  $0,3 \div 0,5 \text{ m/s}$ .

### Condizione sul TimeStill

La condizione sul TimeStill permette di segnalare situazioni in cui lo sterzo rimane fermo per troppo a lungo. In particolare:

$$CTS = \begin{cases} 2 & \text{se } TimeStill \geq \alpha_1 \\ 1 & \text{se } \alpha_2 \leq TimeStill < \alpha_1 \\ 0 & \text{se } TimeStill < \alpha_2 \end{cases} \quad (4.8)$$

dove:

- *CTS*: condizione sul TimeStill
- $\alpha_1$  e  $\alpha_2$ : soglie sul TimeStill.

Valori tipici di  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  sono rispettivamente  $12 \div 8$ ,  $6 \div 4$  secondi.

### Condizione sull'Ellisse

$$CE = \begin{cases} 3 & \text{se } Ellisse \geq N_1 \\ 2 & \text{se } N_2 \leq Ellisse < N_1 \\ 1 & \text{se } N_3 \leq Ellisse < N_2 \\ 0 & \text{se } Ellisse < N_3 \end{cases} \quad (4.9)$$

dove:

- *CE*: condizione sull'Ellisse
- $N_1$ ,  $N_2$  e  $N_3$ : soglie sull'Ellisse.

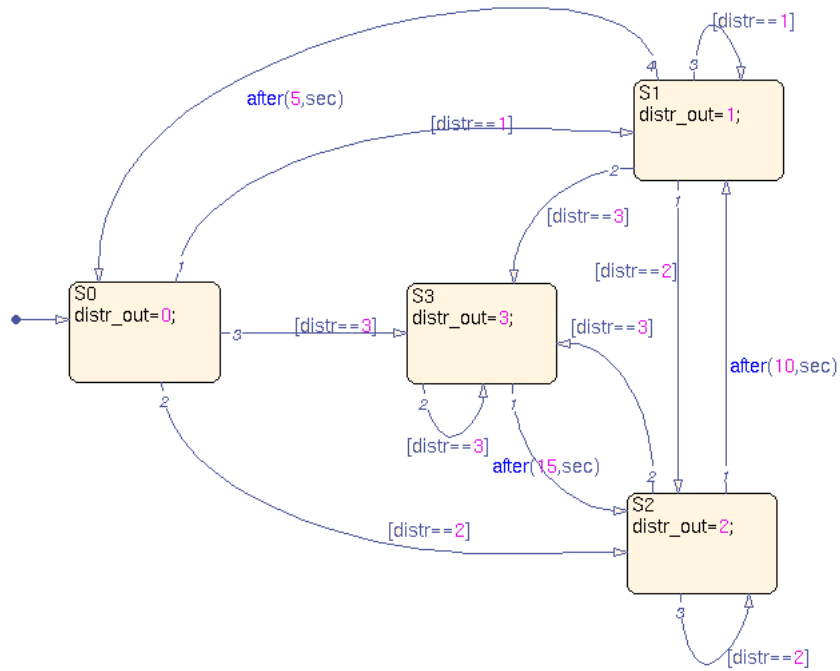
Valori calcolati sperimentalmente di  $N_1$ ,  $N_2$  e  $N_3$  sono rispettivamente 210, 140 e 80.

### Saturazione e Mantenimento

Come mostrato in figura 4.6, i valori restituiti dai vari blocchi condizionali vengono sommati tra di loro. Tale somma viene saturata al valor massimo 3, che è il massimo grado di distrazione.

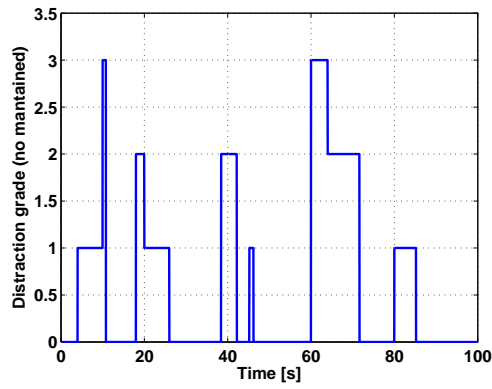
Inoltre, per ragioni di sicurezza, ogni volta che il guidatore è identificato come distratto, questo viene considerato distratto per un certo lasso temporale anche se il blocco di saturazione restituisce un valore di distrazione minore, concedendo però priorità al massimo grado. Quindi, se ad esempio un grado 2 è identificato al tempo  $t$ , questo sarà mantenuto fino a  $t + 10s$ , anche se in questo lasso temporale viene identificato un grado pari a 0 o 1. Ma se un grado 3 viene identificato ad esempio a  $t + 8s$ , allora il grado di distrazione sarà immediatamente aumentato da 2 a 3. In Figura 4.7 è mostrato l'automa a stati utilizzato per implementare la funzione di mantenimento, dove

- *distr* è il grado di distrazione dopo la saturazione
- *distr\_out* è il grado di distrazione con il mantenimento
- $S_0, S_1, S_2, S_3$  rappresentano lo stato in cui si trova il guidatore.

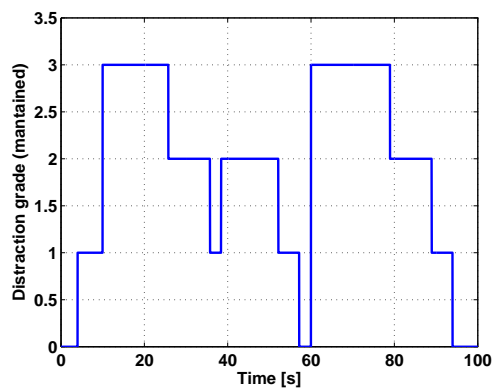


**Figura 4.7.** Mantenimento del grado di distrazione

Come si può osservare, qualora non arrivino segnali con priorità maggiore, la funzione di mantenimento mantiene il guidatore nello stato *S3* per 15 secondi, in quello *S2* per 10 secondi e in *S1* per 5 secondi. In figura 4.8 è mostrato un esempio del grado di distrazione senza (a) e con (b) funzione di mantenimento.



(a) Senza mantenimento



(b) Con mantenimento

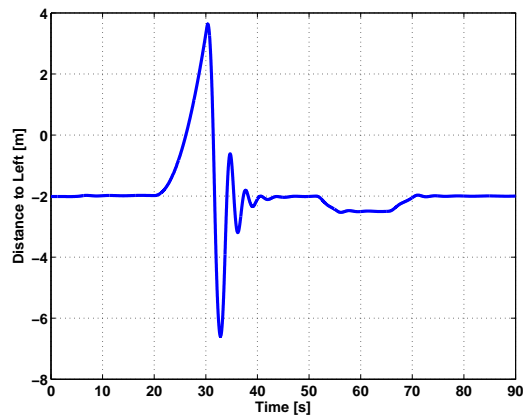
Figura 4.8. Grado di distrazione

## 4.2 Risultati

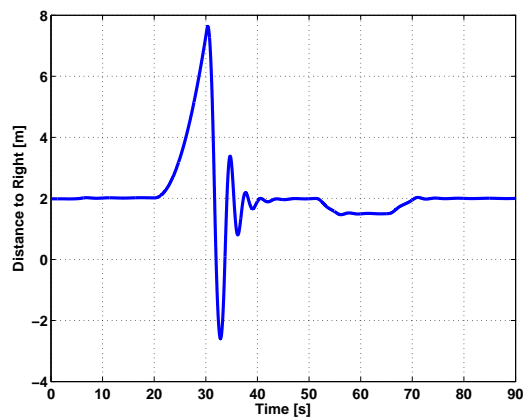
L'algoritmo precedentemente descritto è stato implementato in Matlab/Simulink al fine di valutarne l'efficacia nell'identificare correttamente il grado di distrazione. In particolare, l'angolo di sterzo, la distanza dalla linea destra e la distanza dalla linea sinistra, necessari alla stima dello stato corrente, sono ottenuti direttamente dal simulatore di guida Carsim DS (illustrato in Appendice A). Il simulatore permette di effettuare dei test di guida su specifici percorsi tramite uno sterzo ed una pedaliera installati su un PC dedicato.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti simulando un classico esempio di distrazione: il conducente comincia a scrivere un messaggio sul cellulare (*20sec*) distraendosi dalla guida e finendo nell'altra corsia di marcia, si accorge della distrazione (*30sec*) ed effettua una brusca manovra per ritornare nella propria corsia.

La Figura 4.9 mostra la distanza dalla linea destra (a) e quella dalla linea sinistra (b). Si può osservare come a 20 secondi, momento in cui inizia la distrazione, il veicolo cominci a spostarsi verso l'altra corsia di marcia, mentre a 30 secondi, quando il guidatore si accorge che è finito nell'altra carreggiata, l'auto venga bruscamente riportata nella propria corsia di marcia.



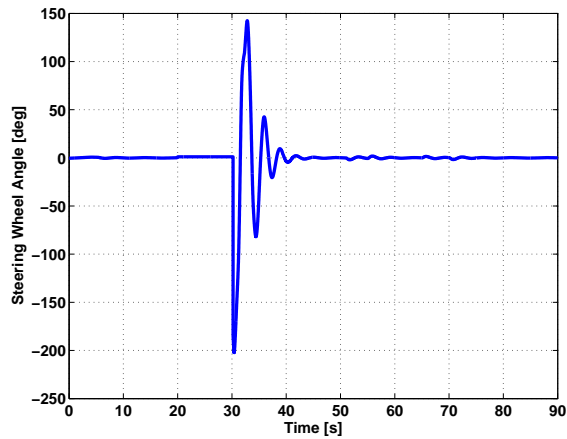
(a) Distanza Linea Destra



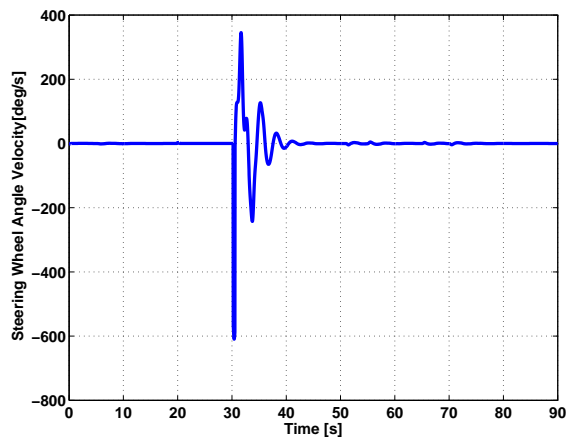
(b) Distanza Linea Sinistra

**Figura 4.9.** Distanze dalle linee della carreggiata

In Figura 4.10 è possibile osservare l'angolo di sterzo (a) e la sua velocità (b). In particolare, si noti come nella fase di distrazione l'angolo di sterzo sia praticamente nullo, fino a raggiungere poi nella manovra di correzione valori superiori ai 100 gradi.



(a) Angolo di Sterzo

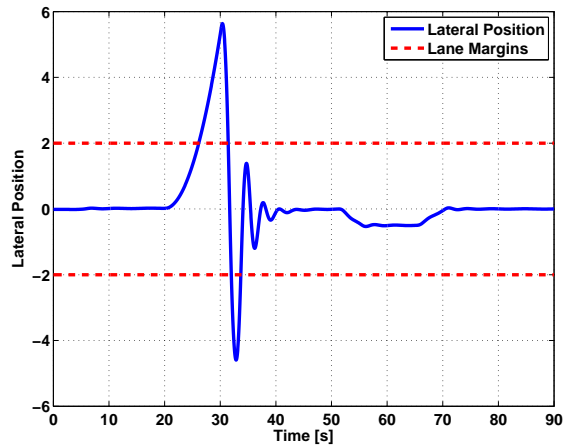


(b) Velocità Angolo di Sterzo

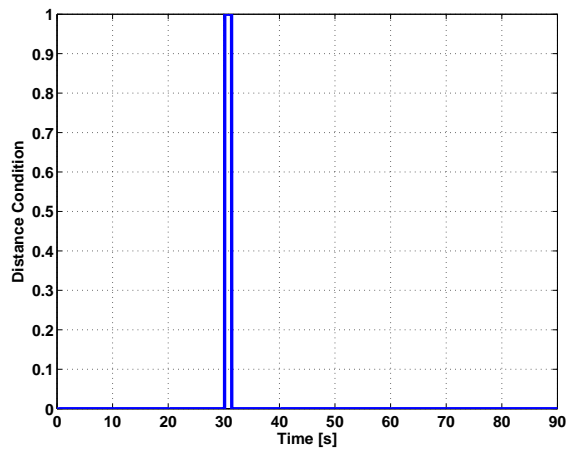
**Figura 4.10.** Angolo di Sterzo e sua velocità

La Figura 4.11 mostra la posizione del veicolo nella carreggiata (a) e la condizione sulla distanza (b). Si ricorda che la condizione sulla distanza viene attivata quando il veicolo resta la di fuori della propria corsia di marcia per più di  $\rho$  secondi (4.6). In questo caso è stato scelto un  $\rho$  pari a 5 secondi con una conseguente attivazione della condizione a circa 30 secondi.





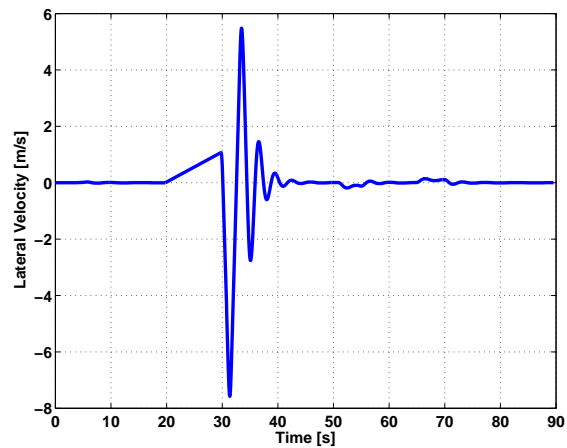
(a) Posizione Veicolo nella Carreggiata



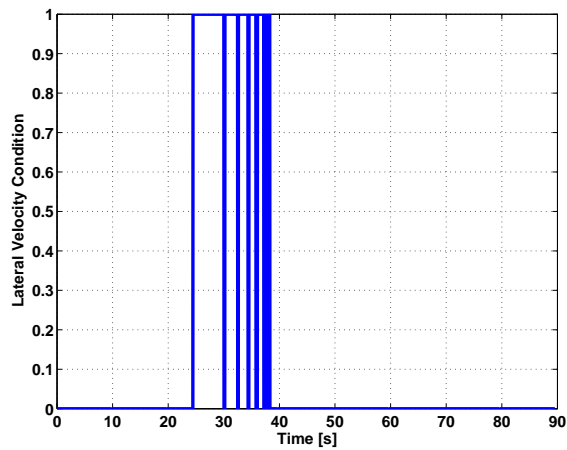
(b) CD

**Figura 4.11.** Condizione sulla Distanza

La Figura 4.12 mostra la velocità laterale del veicolo (a) e la condizione sulla velocità laterale (b). La condizione si attiva se il valore assoluto della velocità laterale supera la soglia  $\beta = 0,5m/s$  (4.7), cosa che accade a circa 25 secondi, quando il veicolo senza controllo entra nell'altra corsia di marcia, e poi nella manovra di correzione (30 ÷ 40 secondi).



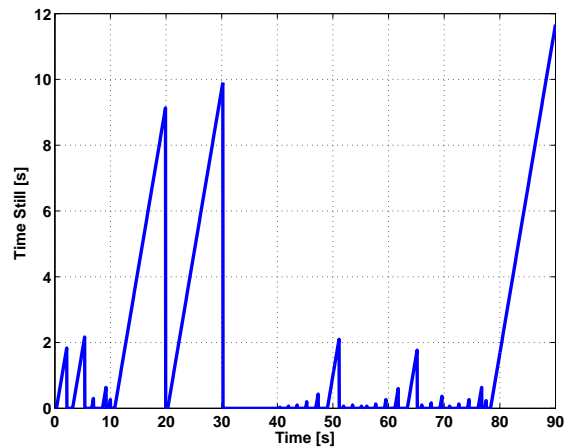
(a) Velocità Laterale



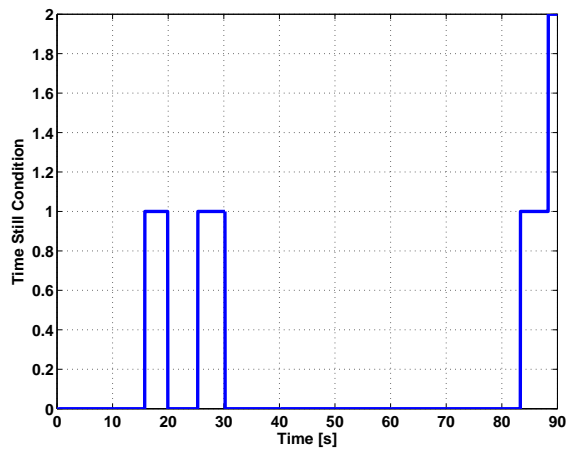
(b) CVL

**Figura 4.12.** Condizione sulla Velocità Laterale

In Figura 4.13 è possibile osservare il TimeStill (a) e la corrispondente condizione (b). È importante notare come il TimeStill assuma valori elevati proprio nella fase di distrazione del guidatore, fase in cui il conducente non imprime nessuna azione sullo sterzo. In riferimento all'equazione 4.8, le soglie  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$  sono state fissate rispettivamente a 10 e 6 secondi.



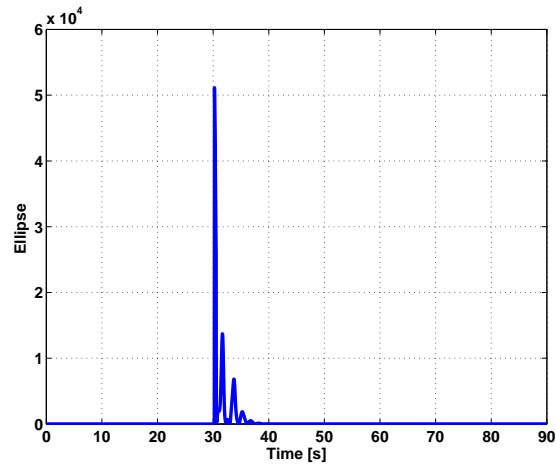
(a) Time Still



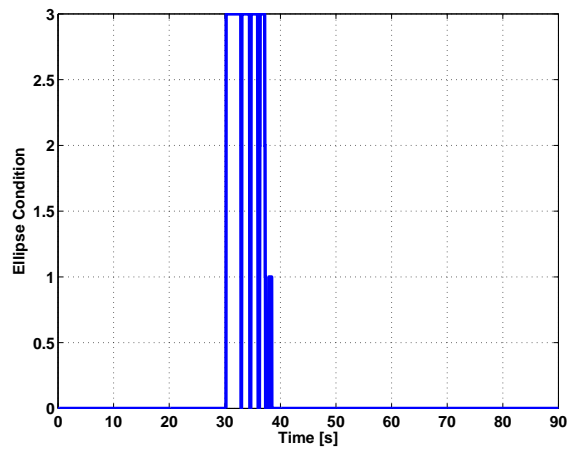
(b) CTS

**Figura 4.13.** Condizione sul TimeStill

La figura 4.14 mostra l'ellisse (a) e la condizione sull'ellisse (b). Si noti come l'ellisse raggiunga valori elevati proprio nella manovra di correzione (30sec), quando il guidatore effettua una brusca sterzata per rientrare nella propria corsia di marcia.



(a) Ellisse

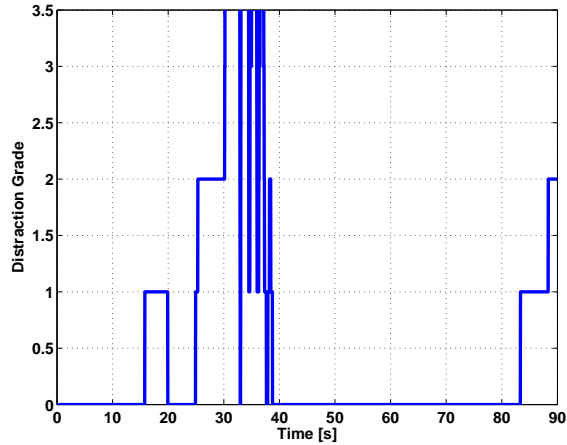


(b) CE

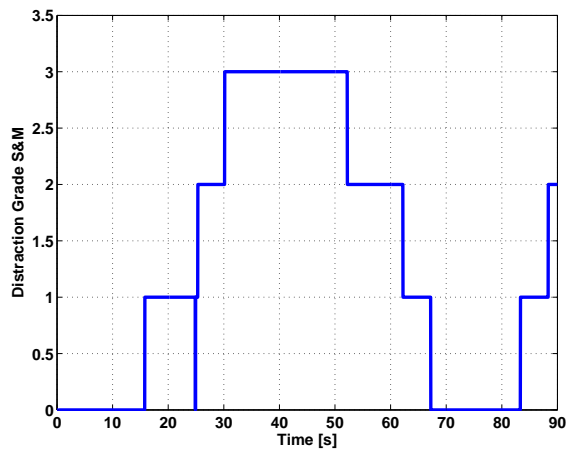
**Figura 4.14.** Condizione sull'Ellisse

In Figura 4.15 infine è possibile osservare il grado di distrazione stimato senza (a) e con (b) saturazione e mantenimento. Nei primi 15 secondi il grado di distrazione è pari a 0, poi, grazie all'attivazione della condizione sul TimeStill, passa a 1, e successivamente a 2 (25sec) per il contributo congiunto del TimeStill e della condizione sulla velocità laterale. Nel momento in cui il guidatore si accorge della distrazione (30sec), il grado passa a 3 (30sec) grazie all'attivazione delle condizioni sull'ellisse, sulla velocità laterale e sulla distanza, per poi scendere lentamente a 0, passando per 2 e 1, grazie alla funzione di mantenimento. Nell'ultima fase della simulazione, la condizione sul

TimeStill genera un passaggio al grado 1 e successivamente al 2. È importante notare come, ancora prima che il guidatore si accorga di essere finito nell'altra corsia, il sistema ha già identificato un grado di distrazione pari a 2 e quindi, avvisando il conducente in tempo, questo avrebbe potuto evitare la brusca manovra di correzione.



(a) Senza mantenimento



(b) Con mantenimento

**Figura 4.15.** Grado di Distrazione

### 4.3 Conclusioni

In questa sezione è stato presentato un algoritmo per l'identificazione del grado di distrazione basato sul monitoraggio del comportamento del veicolo. In particolare sono stati utilizzati come dati di input: la distanza dalla linea destra della carreggiata, la distanza dalla linea sinistra e l'angolo di sterzo.

L'algoritmo è stato quindi implementato in Matlab/Simulink al fine di valutarne l'efficacia nell'identificare correttamente il grado di distrazione. In particolare, l'angolo di sterzo, la distanza dalla linea destra e la distanza dalla linea sinistra, necessari alla stima dello stato corrente, sono stati ottenuti direttamente dal simulatore di guida Carsim DS. È stata quindi simulata una tipica situazione di distrazione riportando i risultati ottenuti.

L'analisi dei segnali di warnings ha evidenziato quanto segue:

- La condizione sulla distanza  $CD$ , che si attiva quando il veicolo resta al di fuori della propria corsia di marcia per più di  $\rho$  secondi, ha segnalato con esattezza l'evento corrispondente ma è risultata troppo sensibile alla soglia  $\rho$ . In effetti sarebbe più opportuno l'utilizzo di una soglia variabile che tenga conto soprattutto della velocità laterale con cui il veicolo esce dalla propria corsia, in modo da renderla più efficace in situazioni di pericolo.
- La condizione sulla velocità laterale  $CVL$ , che si attiva quando il modulo della velocità laterale supera una certa soglia  $\beta$ , ha permesso di identificare in modo corretto l'inizio della condizione di distrazione restando attiva per tutta la durata della manovra di correzione, ma sicuramente risulta troppo sensibile alla soglia di attivazione scelta. Anche in questo caso quindi l'utilizzo di una soglia variabile, calcolata sulla base dello stile di guida del conducente, renderebbe l'algoritmo più efficiente riducendo il numero di falsi allarmi.
- La condizione sul TimeStill  $CTS$ , che si attiva con pesi diversi in base a opportune soglie  $\alpha_1$  e  $\alpha_2$ , ha segnalato con esattezza la condizione di distrazione del guidatore, ma ha generato dei falsi allarmi durante la normale conduzione del veicolo. Il TimeStill infatti può assumere valori elevati anche durante la guida normale ed è molto sensibile allo stile di guida. Sarebbe opportuno quindi considerare l'utilizzo di soglie adattative e valutare se impiegare o meno un segnale del genere in un algoritmo per un sistema commercializzabile.
- La condizione sull'ellisse  $CE$ , che si attiva con pesi diversi in base alle soglie  $N_1$ ,  $N_2$  e  $N_3$ , ha identificato con precisione l'inizio della manovra di correzione del guidatore. L'ellisse è sicuramente un ottimo indicatore di distrazione, come evidenziato dal test, in quanto oltre all'angolo di sterzo tiene conto anche della sua velocità. L'utilizzo di tale segnale quindi risulta fondamentale in un sistema da proporre sul mercato.

In generale comunque il test ha evidenziato come l'algoritmo sia in grado di determinare correttamente il grado di distrazione. Nel caso in esame, ancora

prima che il guidatore si accorga di essere finito nell'altra corsia, il sistema ha già identificato un grado di distrazione pari a 2.

## Algoritmo per l'identificazione del grado di affaticamento

La stragrande maggioranza dei conducenti non riconosce o sottovaluta le limitazioni indotte dalla stanchezza sulle capacità di guida. In effetti, generalmente si prosegue il viaggio nonostante siano evidenti chiari sintomi di stanchezza (sbadigliare, disattenzione, errori di guida, occhi che si chiudono etc.) e si tenta di superare la sonnolenza con svariati meccanismi di compensazione (aprire il finestrino, ascoltare musica ad alto volume, aprire gli occhi con forza etc.). Gli effetti della maggior parte di queste contromisure sono però esigui e fugaci. Troppo raramente si opta per la possibilità più ragionevole: quella di una pausa.

Le principali cause di stanchezza al volante sono da imputarsi essenzialmente a tempi di guida eccessivi, viaggi in orari dedicati generalmente al sonno (di notte e di pomeriggio), uso di sedativi, alcol e droghe ma anche disturbi (del sonno) medici come in particolare le insonnie e l'apnea ostruttiva del sonno, che per i frequenti blocchi della respirazione non permette un sonno profondo e realmente riposante.

La stanchezza riduce la capacità di guida, comportando così un maggiore rischio d'incidente. Gli incidenti dovuti alla stanchezza si verificano con maggior frequenza sulle strade extraurbane e in particolare sulle autostrade che presentano caratteristiche monotone, comportando mediamente lesioni gravi poiché si frena troppo tardi o non si frena affatto. La fuoriuscita dalla sede stradale è la caratteristica tipica di questi incidenti.

A differenza della distrazione, la stanchezza non si evidenzia all'improvviso, ma si sviluppa nell'arco di un determinato periodo di tempo, durante il quale le capacità di reazione e percezione diminuiscono costantemente, al punto che già nelle prime fasi di affaticamento l'automobilista non è più in grado di reagire in modo corretto.

In questa sezione viene presentato un algoritmo per l'identificazione del grado di affaticamento che, come l'algoritmo di identificazione del grado di distrazione, utilizza come dati di ingresso esclusivamente segnali provenienti da sensori a bordo:



- angolo di sterzo (linea CAN)
- distanza del veicolo dalla linea destra della carreggiata (LDWS)
- distanza del veicolo dalla linea sinistra della carreggiata (LDWS).

La scala utilizzata per definire il grado di sonnolenza è quella di Epworth, già definita nella Sezione 4, caratterizzata da 4 diversi gradi:

- 0= nessuna probabilità di assopimento
- 1=lieve probabilità di assopimento
- 2=moderata probabilità di assopimento
- 3=alta probabilità di assopimento.

## 5.1 Algoritmo di Drowsiness Detection

Come l'algoritmo di Distraction Detection, anche quello di Drowsiness Detection è costituito da due blocchi fondamentali (Figura 5.1): il primo genera nuovi segnali a partire dalla distanza del veicolo dalla linea destra e sinistra della carreggiata e dall'angolo di sterzo; il secondo utilizza questi nuovi segnali per determinare il grado di sonnolenza e stanchezza del guidatore.

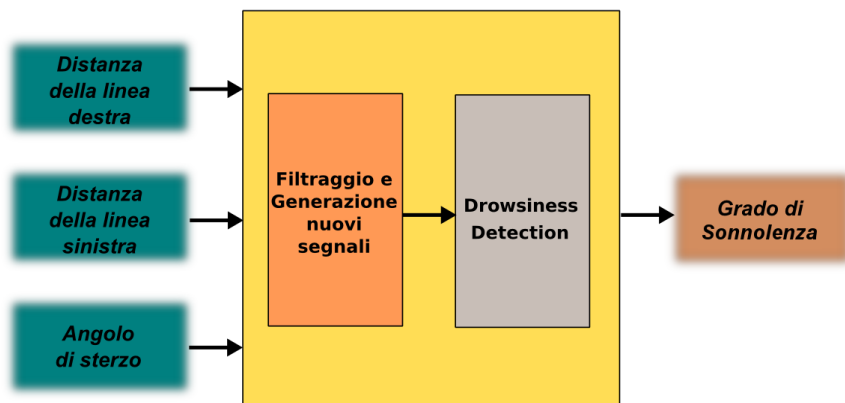


Figura 5.1. Drowsiness Detection

### 5.1.1 Filtraggio e generazione nuovi segnali

In Figura 5.2 è mostrato lo schema generale del blocco di filtraggio e generazione dei segnali utili al riconoscimento del grado di distrazione. In particolare, a partire dalle distanze del veicolo dalla linea destra e sinistra della

carreggiata e dall'angolo di sterzo vengono calcolati 6 nuovi segnali utili al riconoscimento del grado di sonnolenza del guidatore:

1. *MLVP*: Valor Medio della posizione laterale rispetto al centro della carreggiata
2. *StdSA*: Deviazione Standard dell'Angolo di sterzo
3. *MPowFreq*: Valor Medio della Potenza dell'Angolo di sterzo, filtrato dalle oscillazioni causate dalla curvatura della strada
4. *StdSAV*: Deviazione Standard della Velocità angolare dello sterzo
5. *MaxSAV*: Massimo valore della Velocità angolare dello sterzo
6. *NrZerosSAV*: Numero di attraversamenti a zero della Velocità angolare dello sterzo

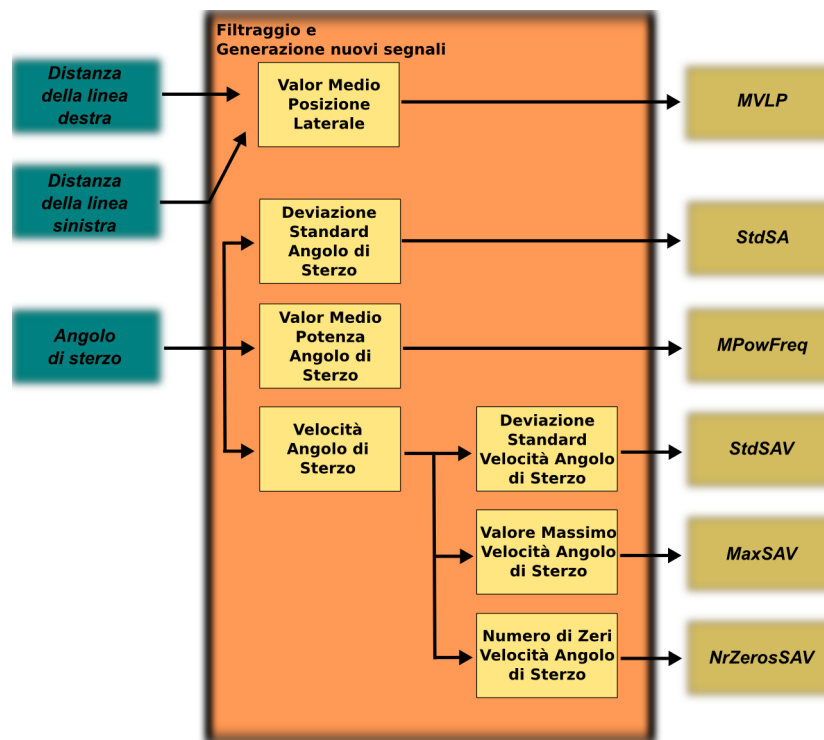


Figura 5.2. Filtraggio e generazione nuovi segnali

### Calcolo Valor Medio Posizione Laterale

In Figura 5.3 è mostrato lo schema generale per il calcolo del valor medio della posizione laterale rispetto al centro della corsia di marcia.

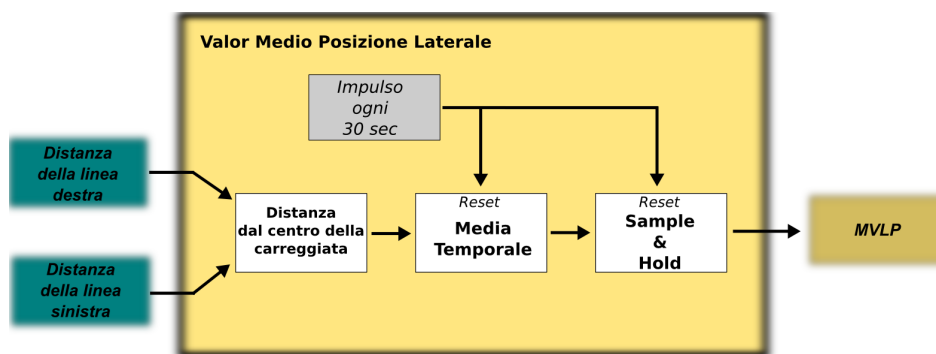


Figura 5.3. Valor Medio Posizione Laterale

La posizione laterale rispetto al centro della carreggiata è calcolata come media tra le distanze dalla linea destra e sinistra:

$$DTM = \frac{DTR + DTL}{2} \quad (5.1)$$

dove

- $DTM$ : distanza dal centro della carreggiata
- $DTR$ : distanza dalla linea destra
- $DTL$ : distanza dalla linea sinistra

Viene quindi effettuata la media temporale di  $DTM$  per 30 secondi, corrispondenti a  $n_c$  campioni:

$$MVLP(k) = \frac{1}{n_c} \sum_{i=0}^{n_c} DTM(k-i) \quad (5.2)$$

dove:

- $n_c = \frac{30}{T_s}$ : numero di campioni nei 30 secondi
- $MDTM$
- $T_s$ : tempo di campionamento

Il valor medio calcolato in precedenza viene campionato e mantenuto (*Sample & Hold*) per i successivi 30 secondi, tempo in cui viene ricalcolata la nuova media temporale.

### Deviazione Standard Angolo di Sterzo

In Figura 5.4 è mostrato lo schema generale per il calcolo della deviazione standard dell'angolo di sterzo.

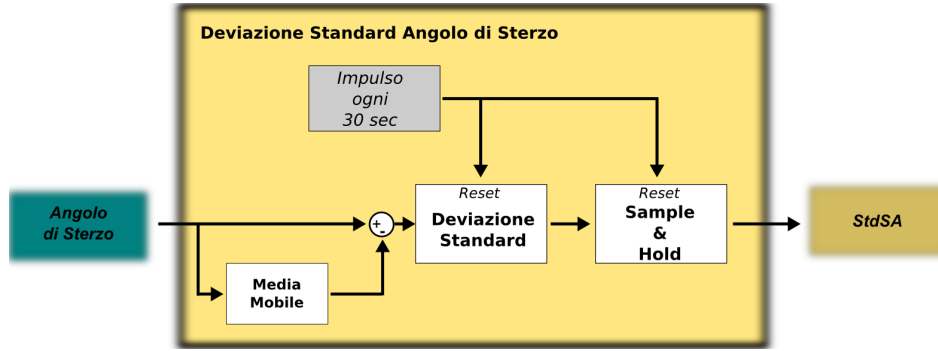


Figura 5.4. Deviazione Standard Angolo di Sterzo

Innanzitutto l'angolo di sterzo viene epurato dal suo valor medio negli ultimi 100 campioni. In questo modo vengono eliminate le oscillazioni causate da curvatures della strada o cambi di corsia.

$$SteerAngNew(k) = SteerAng(k) - \frac{1}{100} \sum_{i=0}^{99} SteerAng(k-i) \quad (5.3)$$

dove:

- $SteerAng$ : segnale del sensore di angolo di sterzo

Quindi, viene calcolata la deviazione standard dell'angolo di sterzo filtrato:

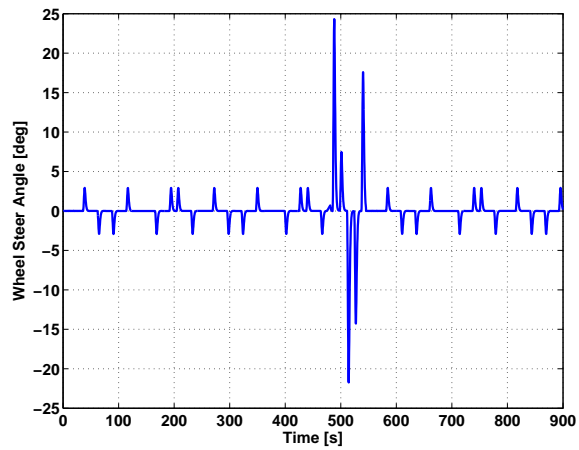
$$\sigma_{SA}(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{n_c} (SteerAngNew(k-i) - \overline{SteerAngNew})^2}{n_c}} \quad (5.4)$$

dove:

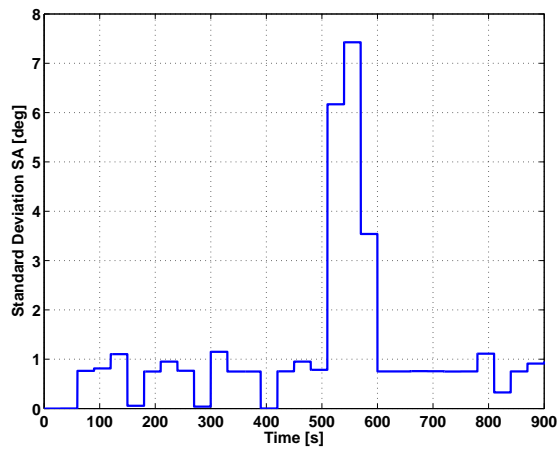
- $\overline{SteerAngNew} = \frac{1}{n_c} \sum_{i=0}^{n_c} SteerAngNew(k-i)$ : media aritmetica dell'angolo di sterzo
- $n_c = \frac{30}{T_s}$ : numero di campioni nei 30 secondi

Il valore di deviazione standard  $\sigma_{SA}$  calcolato in precedenza viene campionato e mantenuto (*Sample & Hold*) per i successivi 30 secondi, tempo in cui viene ricalcolato il suo nuovo valore.

La deviazione standard dell'angolo di sterzo è sicuramente un buon indicatore di distrazione. In effetti un guidatore attento utilizza lo sterzo più spesso facendo piccole correzioni, mentre un guidatore stanco usa lo sterzo meno frequentemente facendo dei movimenti più ampi per correggere la posizione all'interno della carreggiata. Tali movimenti possono essere identificati utilizzando appunto la deviazione standard dell'angolo di sterzo che presenta dei picchi in corrispondenza delle azioni di correzione, come mostrato in Figura 5.5.



(a) Angolo di Sterzo



(b) Deviazione Standard

Figura 5.5. Deviazione Standard Angolo di Sterzo

### Valor Medio Potenza Angolo di Sterzo

In Figura 5.6 è mostrato lo schema generale per il calcolo del valor medio della potenza dell'angolo di sterzo.

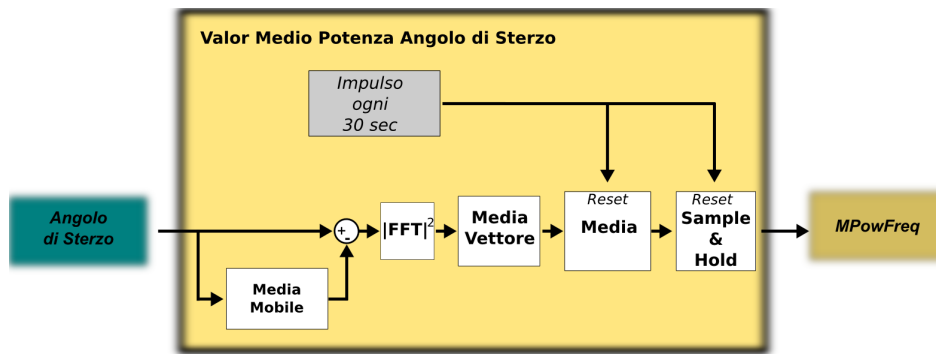


Figura 5.6. Valor Medio Potenza Angolo di Sterzo

Come nel caso precedente, l'angolo di sterzo viene epurato dal suo valor medio negli ultimi 100 campioni per eliminare le oscillazioni causate da curvature della strada o cambi di corsia (5.9). Viene quindi stimata la densità spettrale di potenza (PSD) del segnale filtrato, utilizzando il metodo del *Periodogramma* e le *Fast Fourier Transform* (FFT) su una finestra di  $N$  campioni. In particolare, la PSD per un segnale discreto  $x$  è definita da:

$$PSD(f) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{2N+1} E[|x(f)|^2]$$

dove:

- $f$  è la frequenza
- $N$  è il numero di campioni
- $E[\ ]$  è il valore atteso
- $|x(f)|^2$  è la magnitudine quadrata del segnale

Utilizzando il metodo del *Periodogramma*, la PSD può essere stimata su una finestra di  $N$  campioni come:

$$\widehat{PSD}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi fn} \right|^2$$

dove:  $\sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi fn}$  è la trasformata di Fourier discreta (DFT) calcolata utilizzando le FFT [62].

La stima produce un vettore ( $\widehat{PSD}_{swa}$ ) di  $N$  elementi contenente i valori di PSD per  $N$  punti equispaziati nella finestra frequenziale  $[0, F_s]$ , dove  $F_s$  è la frequenza di campionamento ( $1/T_s$ ) del segnale. Viene quindi effettuata la media degli elementi del vettore, ottenendo un unico valore che viene poi mediato temporalmente su 30 secondi:

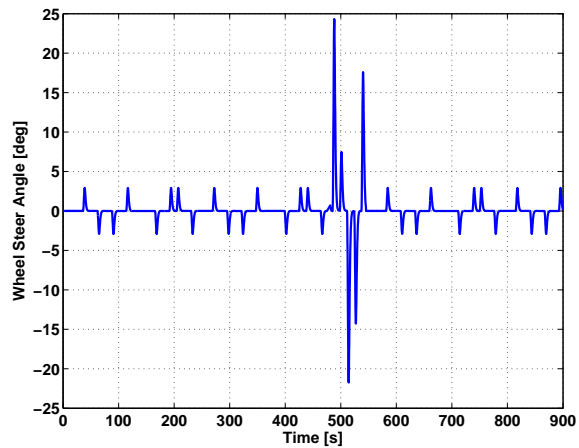
$$P_{swa} = \frac{1}{N} \widehat{PSD}_{swa} \quad (5.5)$$

$$\bar{P}_{swa}(k) = \frac{1}{n_c} \sum_{i=0}^{n_c} P_{swa}(k-i) \quad (5.6)$$

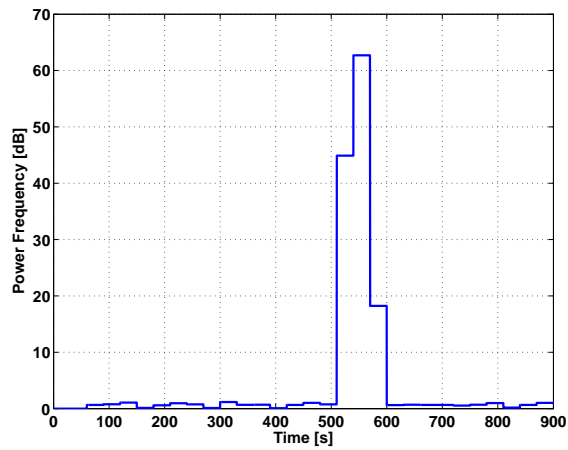
dove  $n_c = \frac{30}{T_s}$  è il numero di campioni in 30 secondi.

Il valore di potenza così ottenuto viene campionato e mantenuto (*Sample & Hold*) per i successivi 30 secondi, tempo in cui viene ricalcolato il suo nuovo valore.

L'utilizzo della PSD dell'angolo di sterzo come indicatore di sonnolenza è conseguenza del fatto che un conducente stanco imprime allo sterzo una serie di micro-correzioni con frequenza minore rispetto ad un guidatore attento ma sicuramente di maggiore potenza, come si può osservare in Figura 5.7. In effetti, a valori elevati dell'angolo di sterzo (a) corrispondono valori elevati nel valor medio della potenza (b).



(a) Angolo di Sterzo



(b) Valor Medio Potenza

Figura 5.7. Valor Medio Potenza Angolo di Sterzo

### Velocità angolo di sterzo

La velocità dell'angolo di sterzo è calcolata a partire dal valore angolare restituito dal sensore di sterzo mediato sugli ultimi 10 campioni. Quindi:

$$SteerAngVel(k) = \frac{SteerAngAv2(k) - SteerAngAv2(k-1)}{T_s} \quad (5.7)$$

dove:

$$- SteerAngAv2(k) = \frac{1}{10} \sum_{i=0}^9 SteerAng(k-i)$$



### Deviazione Standard Velocità Angolo di Sterzo

In Figura 5.8 è mostrato lo schema generale per il calcolo della deviazione standard della velocità dell'angolo di sterzo.

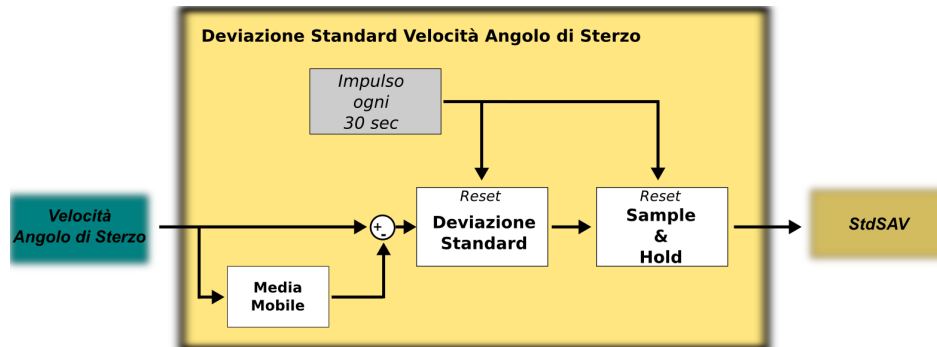
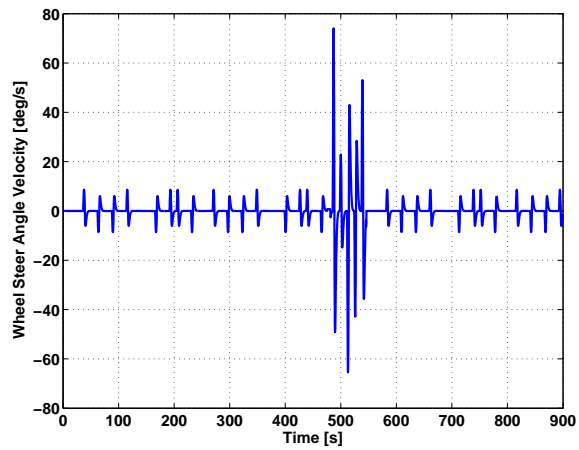
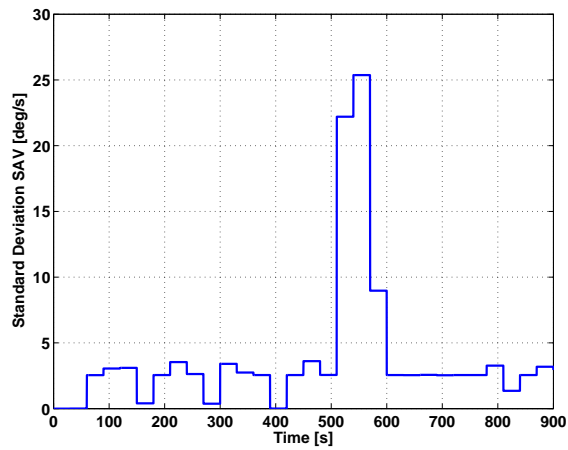


Figura 5.8. Deviazione Standard Velocità Angolo di Sterzo

La trattazione è del tutto identica a quella fatta in precedenza per il calcolo della deviazione standard dell'angolo di sterzo. A differenza di quest'ultima, la deviazione standard della velocità dell'angolo di sterzo è molto più sensibile allo stile di guida del conducente: alcuni guidano con alti valori di velocità dell'angolo di sterzo per tutto il tempo, altri solo se sono affaticati. Quindi, come si vedrà successivamente, in fase di attivazione dei segnali di warning verrà pesata con un peso minore rispetto agli altri segnali. La Figura 5.9 mostra un esempio di velocità dell'angolo di sterzo (a) e della corrispondente deviazione standard (b).



(a) Velocità Angolo di Sterzo



(b) Deviazione Standard

**Figura 5.9.** Deviazione Standard Velocità Angolo di Sterzo

### Valore Massimo Velocità Angolo di Sterzo

In Figura 5.10 è mostrato lo schema generale per il calcolo del valore massimo della velocità dell'angolo di sterzo.

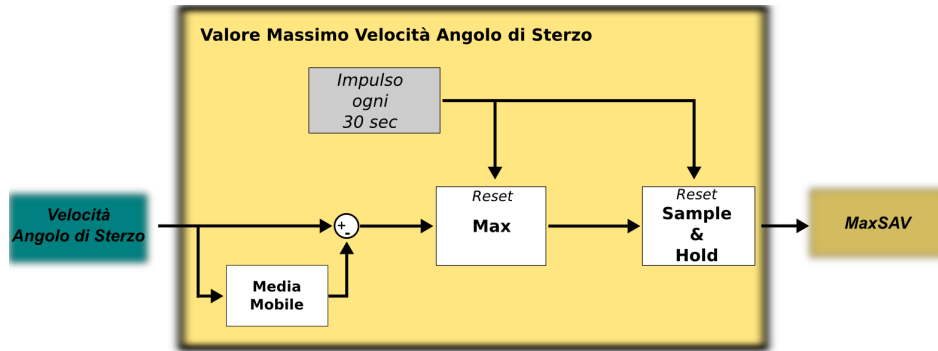


Figura 5.10. Valore Massimo Velocità Angolo di Sterzo

Innanzitutto la velocità dell'angolo di sterzo viene epurata dal suo valore medio negli ultimi 100 campioni. In questo modo vengono eliminate le oscillazioni causate da curvature della strada o cambi di corsia.

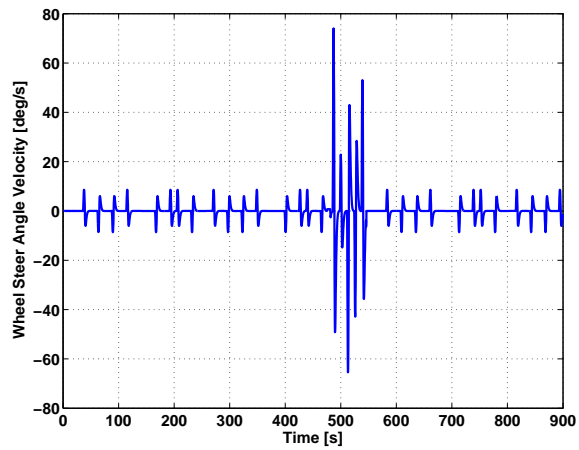
$$SteerAngVelNew(k) = SteerAngVel(k) - \frac{1}{100} \sum_{i=0}^{99} SteerAngVel(k-i) \quad (5.8)$$

Viene quindi calcolato il valore massimo  $MaxSAV$  del segnale così filtrato, che viene campionato e mantenuto (*Sample & Hold*) per i successivi 30 secondi, tempo in cui viene ricalcolato il suo nuovo valore:

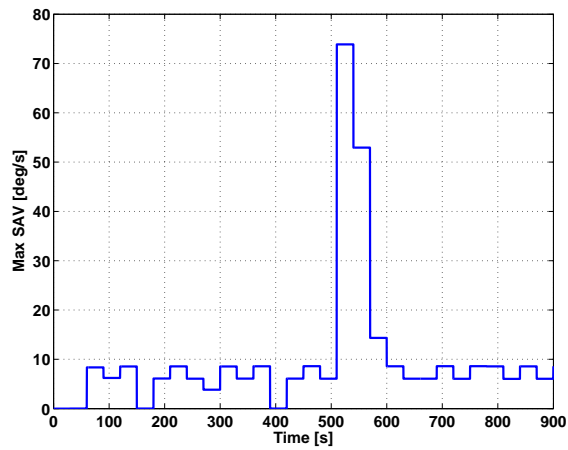
$$MaxSAV(k) = \max(SteerAngVelNew(i)), \quad i = k \dots k - n_c \quad (5.9)$$

dove  $n_c = \frac{30}{T_s}$  è il numero di campioni nei 30 secondi.

La Figura 5.11 mostra un esempio della velocità dell'angolo di sterzo (a) e del corrispondente valore massimo (b) calcolato come descritto in precedenza.



(a) Velocità Angolo di Sterzo

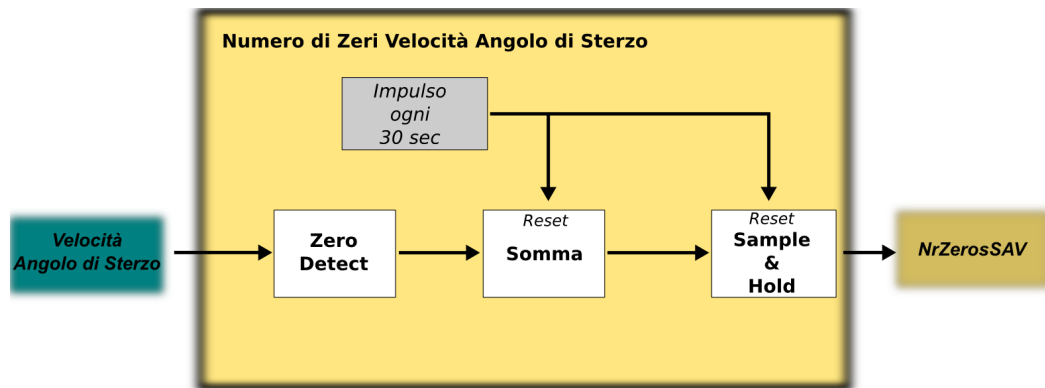


(b) Valore Massimo

Figura 5.11. Valore Massimo Velocità Angolo di Sterzo

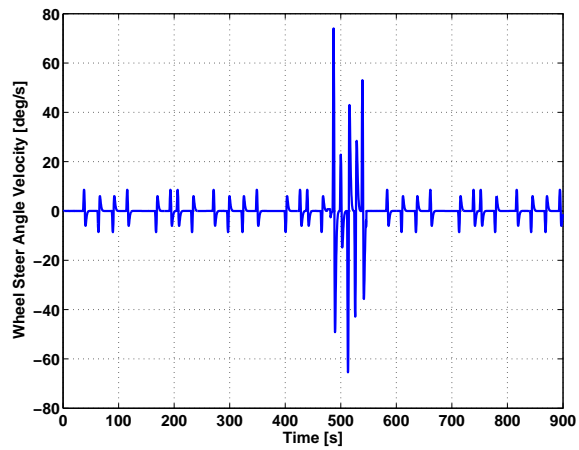
### Numero di zeri Velocità Angolo di Sterzo

In Figura 5.12 è mostrato lo schema generale per il calcolo del numero di attraversamenti a zero della velocità dell'angolo di sterzo.

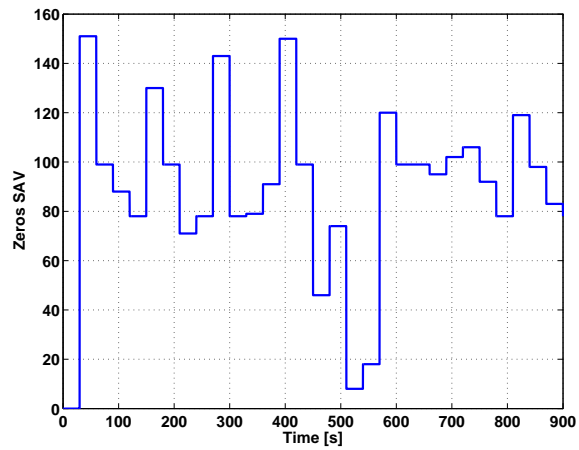


**Figura 5.12.** Numero di zeri Velocità Angolo di Sterzo

In pratica, ogni 30 secondi, vengono contate le volte in cui la velocità dell'angolo di sterzo attraversa lo zero. In questo modo è possibile identificare le zone in cui lo sterzo rimane fermo (elevato numero di zeri), a causa dell'elevato grado di sonnolenza, e le zone in cui vengono effettuate le manovre di correzione (basso numero di zeri). Quanto detto si può osservare nell'esempio di Figura 5.13, in cui è mostrata la velocità dell'angolo di sterzo (a) ed il numero di attraversamenti a zero (b).



(a) Velocità Angolo di Sterzo



(b) Numero di zeri

Figura 5.13. Numero di zeri Velocità Angolo di Sterzo

### 5.1.2 Drowsiness Detection

In Figura 5.14 è mostrato lo schema generale per la stima del grado di sonnolenza a partire dai segnali calcolati precedentemente.

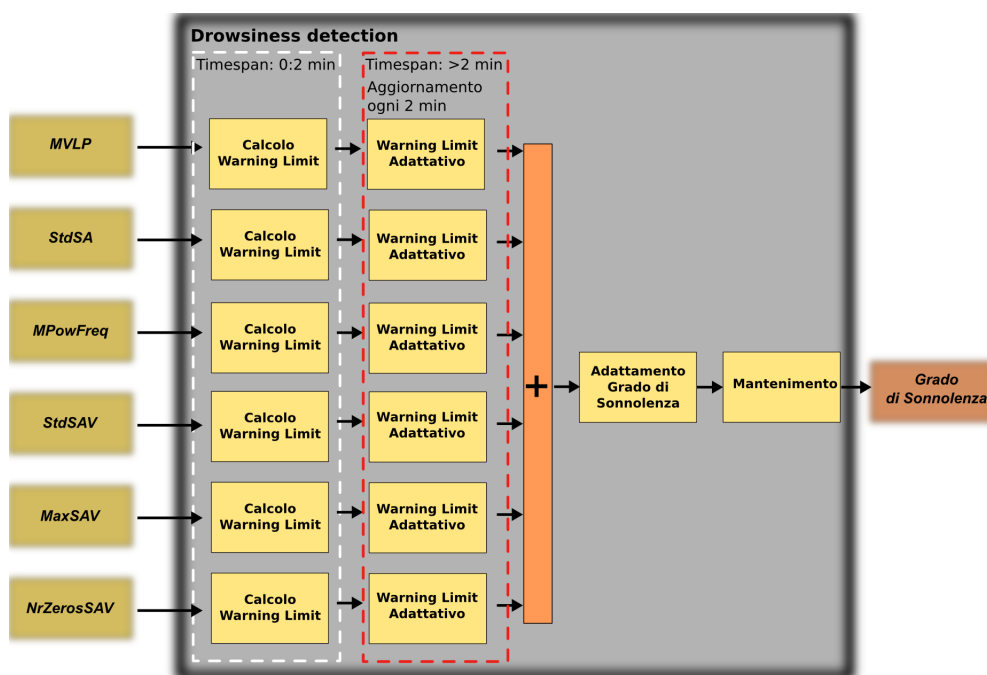


Figura 5.14. Drowsiness Detection

Innanzitutto vengono calcolate le soglie per l'attivazione dei warning. In particolare, il calcolo delle soglie avviene in due fasi: warning limit, warning limit adattativo.

### Calcolo warning limit

Nella prima fase, che ha la durata di 120 secondi, viene calcolato il limite di warning confrontando il valor medio del segnale con il suo valore massimo:

$$WarningLimit(signal) = \begin{cases} 0,6 \cdot Max(signal) & \text{se } Max(signal) > 3 \cdot Mean(signal) \\ Max(signal) & \text{se } Max(signal) < 3 \cdot Mean(signal) \end{cases} \quad (5.10)$$

dove:

- $signal$  è il segnale preso in considerazione ( $MVL P$ ,  $StdSA$ ,  $StdSAV$ ,  $MPowFreq$ ,  $NrZeros$ ,  $MaxSAV$ )
- $Max(signal) = \max(signal(k)), k = 0 \dots n_k$  è il valore massimo del segnale nei primi 2 minuti di guida
- $Mean(signal) = \frac{1}{n_k} \sum_{k=0}^{n_k} signal(k)$  è il valor medio del segnale nei primi 2 minuti di guida

- $n_k = 120/Ts$  è il numero di campioni in 2 minuti

La Figura 5.15 mostra un esempio di calcolo della soglia di warning per la deviazione standard dell'angolo di sterzo. Come si può osservare, il calcolo viene effettuato nei primi 120 secondi di guida. L'ultimo valore raggiunto (120sec) verrà utilizzato nella seconda fase.

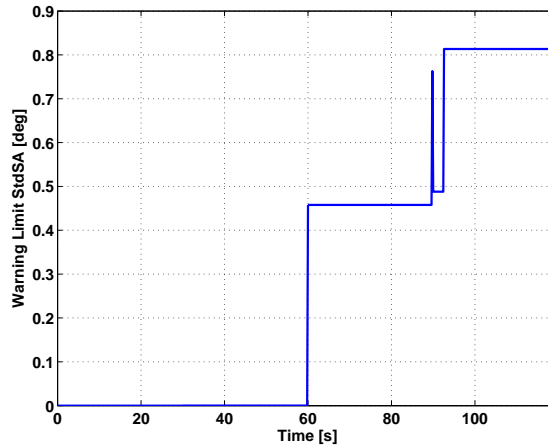


Figura 5.15. Calcolo Warning Limit

### Warning limit adattativo

Nella seconda fase, il limite di warning calcolato nella prima fase viene adattato in base al numero di volte  $n_u$  che il segnale supera la soglia. In particolare,

$$NewWarningLimit(signal) = \begin{cases} 0,95 \cdot WarningLimit(signal) & \text{se } n_u == 0 \\ 1 \cdot WarningLimit(signal) & \text{se } 0 < n_u < 5 \\ 1,05 \cdot WarningLimit(signal) & \text{se } n_u \geq 5 \\ 1,1 \cdot WarningLimit(signal) & \text{se } n_u \geq 10 \end{cases} \quad (5.11)$$

Tale valore, e quindi anche il conteggio delle volte che il segnale supera la soglia, viene aggiornato ogni 120 secondi, come si può osservare nell'esempio in Figura 5.16.



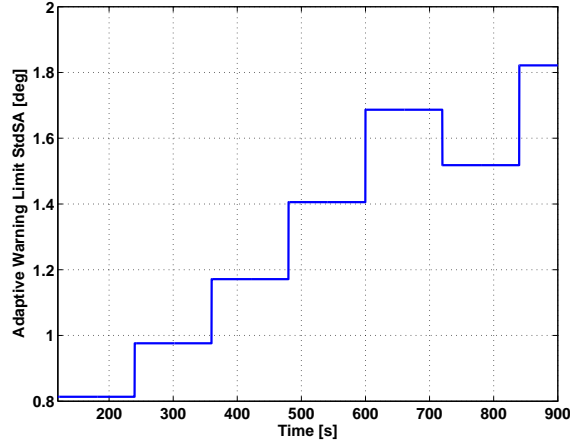


Figura 5.16. Warning Limit Adattativo

Le soglie adattative vengono via via confrontate con il segnale corrispondente per l'attivazione del warning vero e proprio. In particolare, siccome si vuole dare maggiore peso ai segnali *NrZeros*, *MPowFreq* e *MaxSAV* :

- se  $signal \in \{NrZeros, MPowFreq, MaxSAV\}$

$$Warning(signal) = \begin{cases} 2 & \text{se } signal > NewWarningLimit(signal) \\ 0 & \text{se } signal \leq NewWarningLimit(signal) \end{cases} \quad (5.12)$$

- se  $signal \in \{MVLP, StdSA, StdSAV\}$

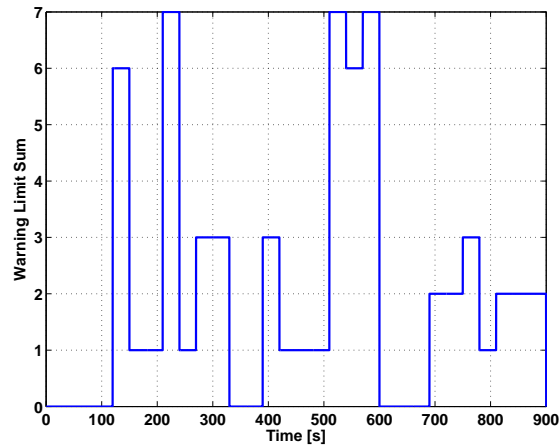
$$Warning(signal) = \begin{cases} 1 & \text{se } signal > NewWarningLimit(signal) \\ 0 & \text{se } signal \leq NewWarningLimit(signal) \end{cases} \quad (5.13)$$

### Adattamento grado di sonnolenza

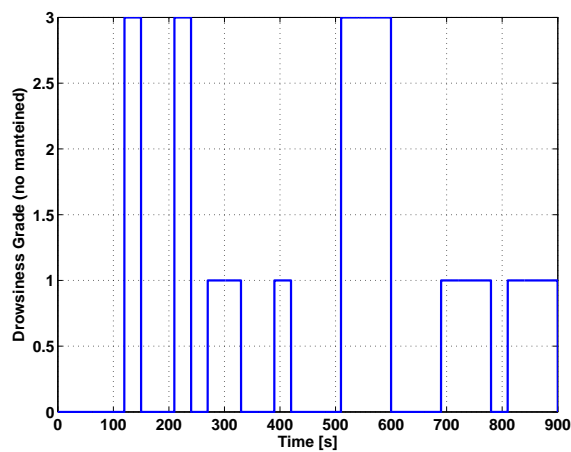
Come si può osservare nello schema in Figura 5.14 , i warning generati dai vari segnali vengono sommati per calcolare il grado di sonnolenza. Come nel caso del grado di distrazione, anche per il grado di sonnolenza si è scelto di considerare una scala da 0 a 3, dove 0 indica un guidatore sveglio, 3 un guidatore sonnolento. Siccome la somma dei warning può restituire un valore da 0 a 9 (ricordiamo che *NrZeros*, *MPowFreq* e *MaxSAV* hanno peso pari a 2), il grado di sonnolenza in uscita viene calcolato come:

$$drowsiness = \begin{cases} 0 & \text{se } 0 \leq sum(warning) \leq 1 \\ 1 & \text{se } 2 \leq sum(warning) \leq 3 \\ 2 & \text{se } 4 \leq sum(warning) \leq 5 \\ 3 & \text{se } 6 \leq sum(warning) \leq 9 \end{cases} \quad (5.14)$$

In Figura 5.17 è mostrato un esempio di somma dei segnali di warning (a) e corrispondente grado di sonnolenza (b) calcolato come descritto precedentemente.



(a) Somma dei warning



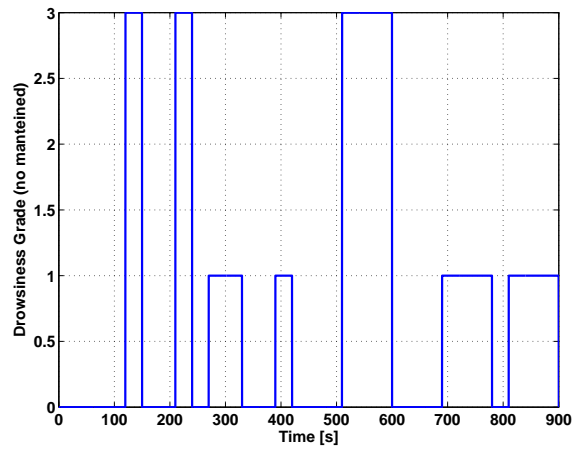
(b) Grado di sonnolenza

**Figura 5.17.** Adattamento grado di sonnolenza

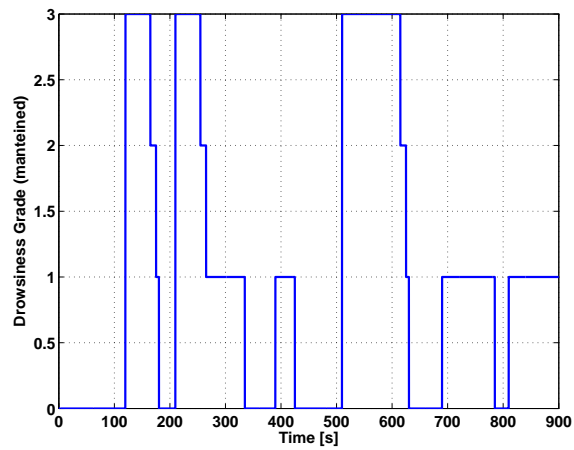
### Mantenimento

Come per l'algoritmo di distraction detection, anche in questo caso viene utilizzata una funzione di mantenimento (Figura 4.7) che mantiene il guidatore nello stato  $S3$  per 15 secondi, in quello  $S2$  per 10 secondi e in  $S1$  per 5 secondi.

In figura 5.18 è mostrato un esempio del grado di sonnolenza senza (a) e con (b) funzione di mantenimento.



(a) Senza mantenimento



(b) Con mantenimento

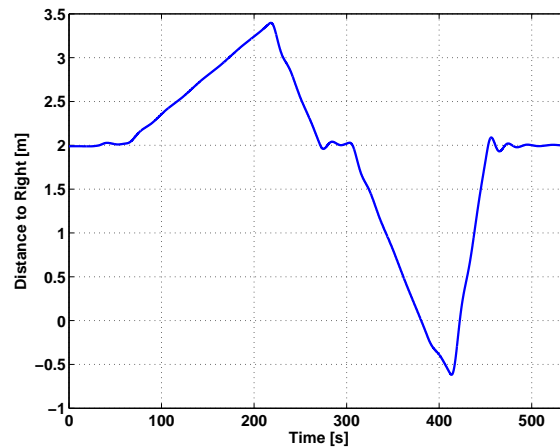
**Figura 5.18.** Grado di sonnolenza

## 5.2 Risultati

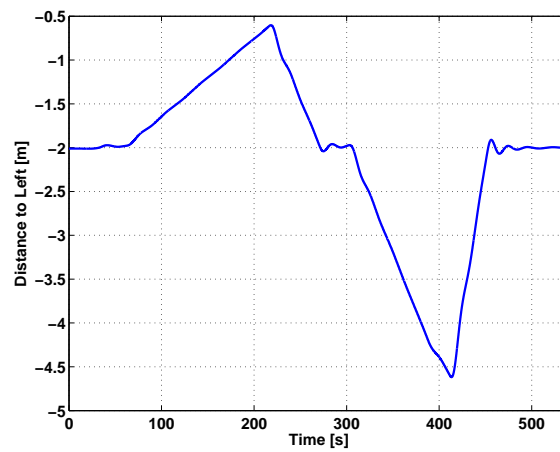
L'algoritmo precedentemente descritto è stato implementato in Matlab/Simulink al fine di valutarne l'efficacia nell'identificare correttamente il grado di affaticamento. In particolare, l'angolo di sterzo, la distanza dalla linea destra e la distanza dalla linea sinistra, necessari alla stima dello stato corrente, sono ottenuti direttamente dal simulatore di guida Carsim DS.

Di seguito sono riportati i risultati ottenuti simulando un esempio di affaticamento: il conducente sempre più affaticato non riesce a guidare al centro della carreggiata ma si muove verso le linee di demarcazione, finendo in un caso addirittura nell'altra corsia di marcia, ed effettua delle manovre di correzione per ritornare nella zona centrale della corsia.

La Figura 5.19 mostra la distanza dalla linea destra (a) e quella dalla linea sinistra (b). Si può osservare come a 80 secondi il guidatore cominci a muoversi verso la linea sinistra, finendo quasi nell'altra corsia, ed effettui poi una manovra di correzione a circa 230 secondi per riportarsi verso il centro della carreggiata. La stessa cosa accade poi a circa 300 secondi con un movimento questa volta verso destra. In questo caso il conducente finisce nell'altra corsia di marcia (380sec) per poi rientrare nella propria dopo una seconda manovra di correzione a circa 420 secondi.



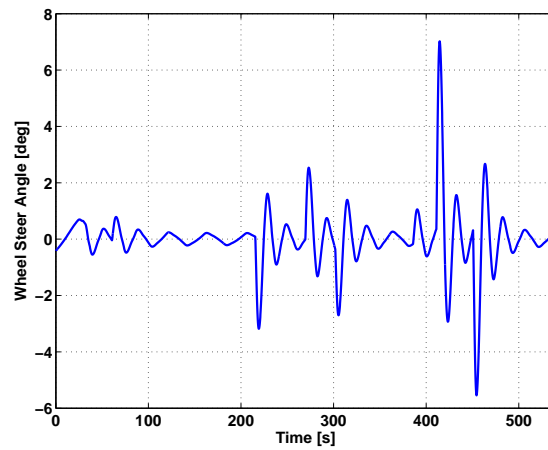
(a) Distanza destra



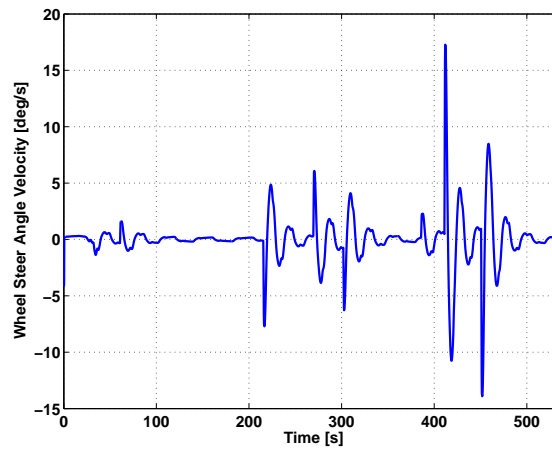
(b) Distanza sinistra

**Figura 5.19.** Distanze dalle linee della carreggiata

In Figura 5.20 è possibile osservare l'angolo di sterzo (a) e la sua velocità (b). In particolare, si noti come nelle fasi di maggiore affaticamento l'angolo di sterzo assuma valori inferiori ad 1 grado, fino a raggiungere poi nelle manovre di correzione valori superiori ai 6 gradi.



(a) Angolo di sterzo



(b) Velocità angolo di sterzo

**Figura 5.20.** Angolo di sterzo e sua velocità

### Valor medio posizione laterale

La Figura 5.21 mostra l'andamento del valor medio della posizione laterale (*MVLP*).

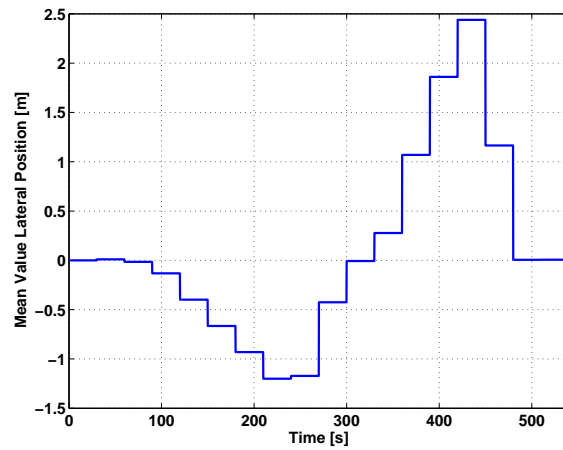
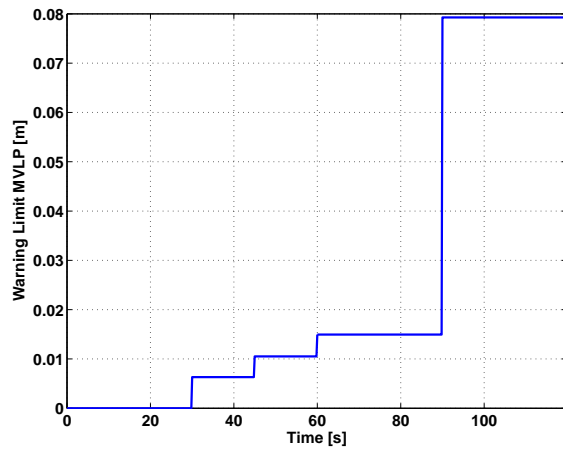
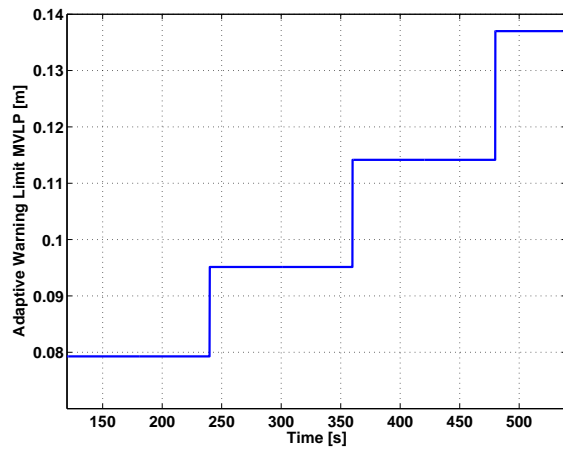


Figura 5.21. Valor medio posizione laterale

Le soglie di warning per *MVLP* si possono osservare in Figura 5.19, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la soglia adattativa calcolata nel restante tempo di simulazione (b). Sulla base di quest'ultima viene quindi attivato il warning, come mostrato in Figura 5.23.



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

Figura 5.22. Soglia di warning per MVLP



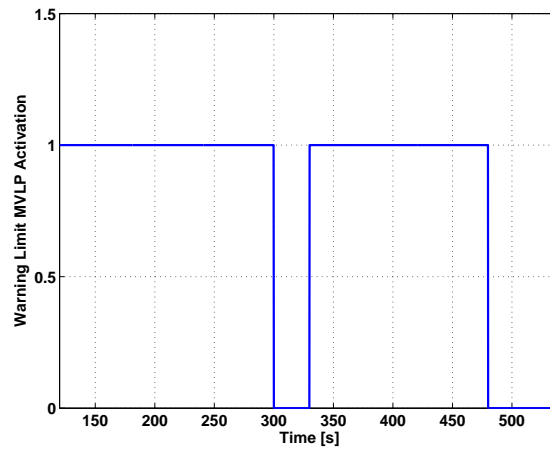


Figura 5.23. Attivazione warning MVLP

### Deviazione Standard Angolo di Sterzo

La Figura 5.24 mostra la deviazione standard dell'angolo di sterzo ( $StdSA$ ). È possibile osservare come nelle manovre di correzione (230 e 420 secondi)  $StdSA$  assuma dei valori superiori rispetto alla prima parte di simulazione.

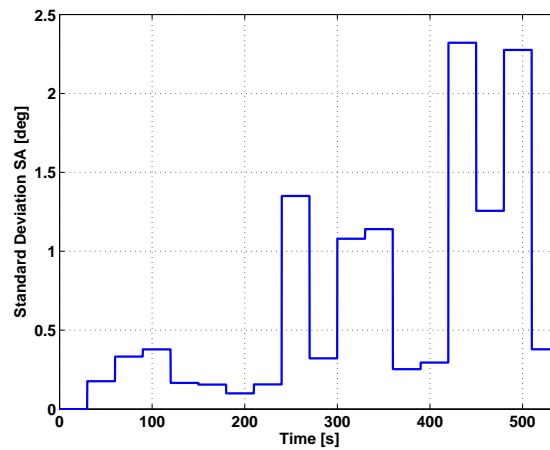
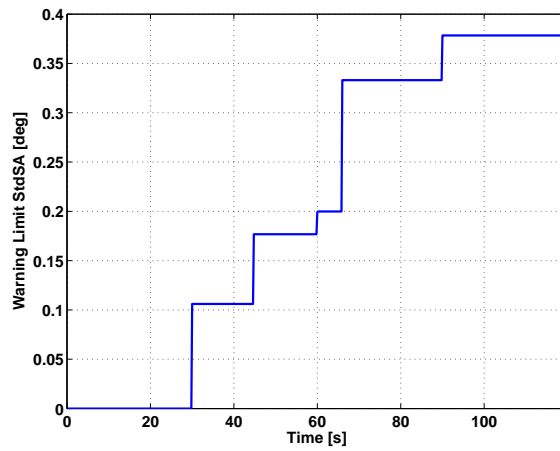


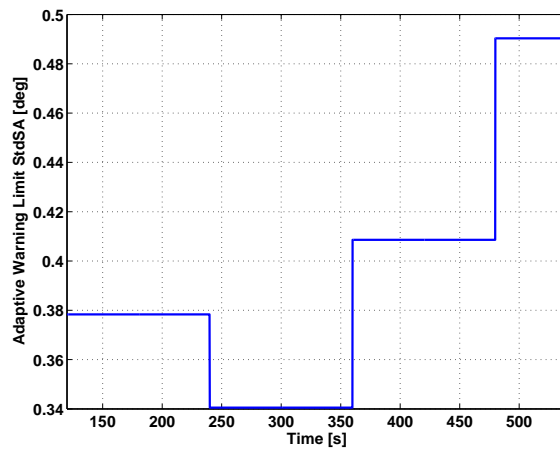
Figura 5.24. Deviazione Standard Angolo di Sterzo

Le soglie di warning per  $StdSA$  si possono osservare in Figura 5.25, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la soglia

adattativa calcolata nel restante tempo di simulazione (b).



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

**Figura 5.25.** Soglia di warning per StdSA

Infine, la Figura 5.26 mostra l'attivazione dei warning che avviene sulla base della soglia adattativa. Si noti come i warning siano attivati proprio in corrispondenza delle zone di correzione.

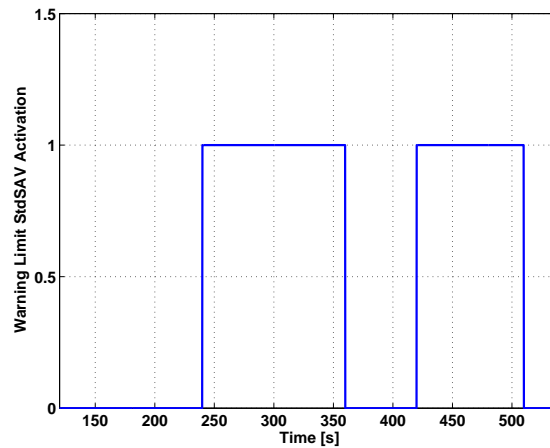


Figura 5.26. Attivazione warning StdSA

### Valor medio Potenza Angolo di Sterzo

La Figura 5.27 mostra l'andamento del valor medio della potenza dell'angolo di sterzo ( $MPowFreq$ ). Anche in questo caso si può osservare come  $MPowFreq$  assuma valori più elevati proprio in corrispondenza delle manovre correttive (230 e 420 secondi).

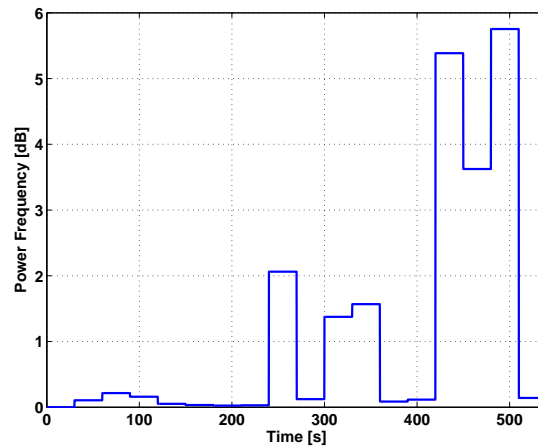
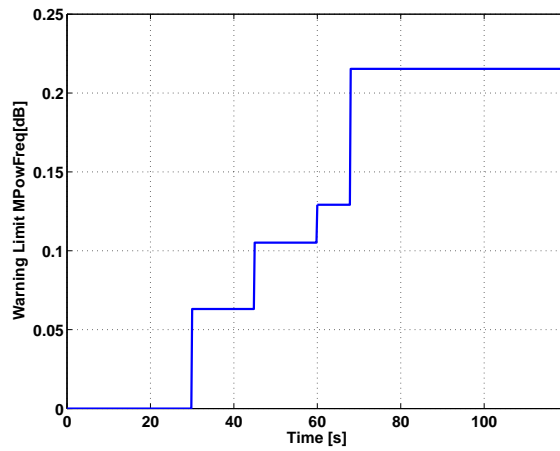


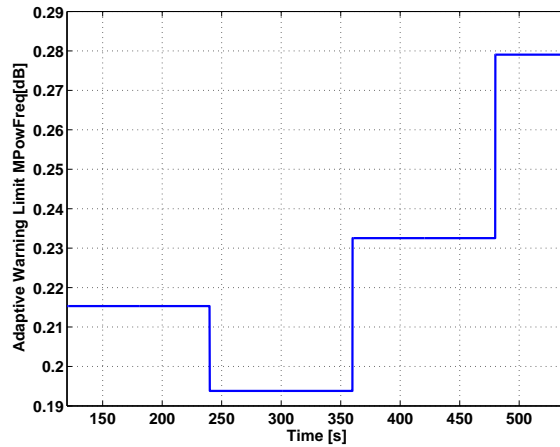
Figura 5.27. Valor Medio Potenza Angolo di Sterzo

Le soglie di warning per  $MPowFreq$  si possono osservare in Figura 5.28, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la soglia

adattativa calcolata nel restante tempo di simulazione (b).



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

Figura 5.28. Soglia di warning per MPowFreq

La Figura 5.29 mostra infine l'attivazione del warning relativa al segnale *MPowFreq*. Valgono le stesse considerazioni fatte per *StdSA*, tranne per il fatto che in questo caso nella zona tra 270 e 300 secondi, in cui il veicolo è riportato al centro della carreggiata, non viene giustamente attivato alcun allarme.

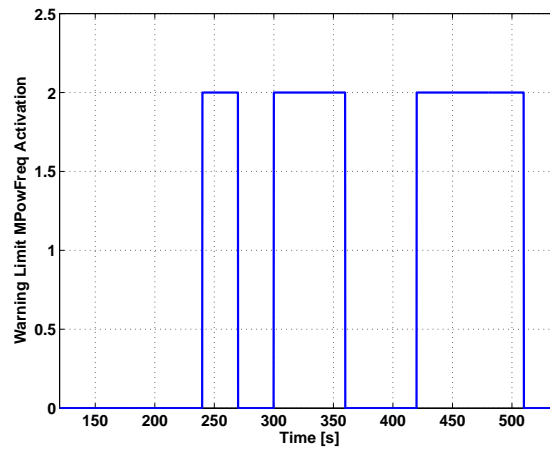


Figura 5.29. Attivazione warning MPowFreq

### Deviazione Standard Velocità Angolo di Sterzo

La Figura 5.30 mostra l'andamento della deviazione standard della velocità dell'angolo di sterzo (*StdSAV*).

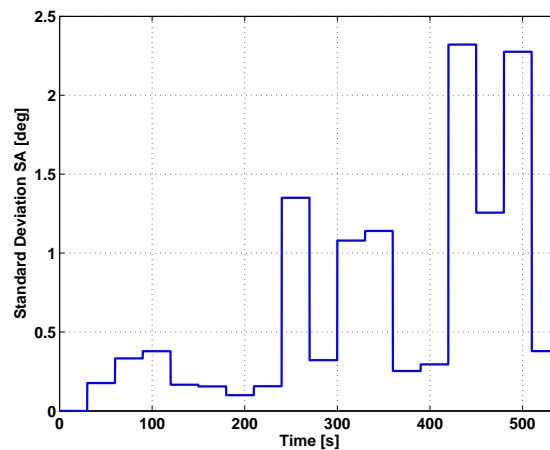
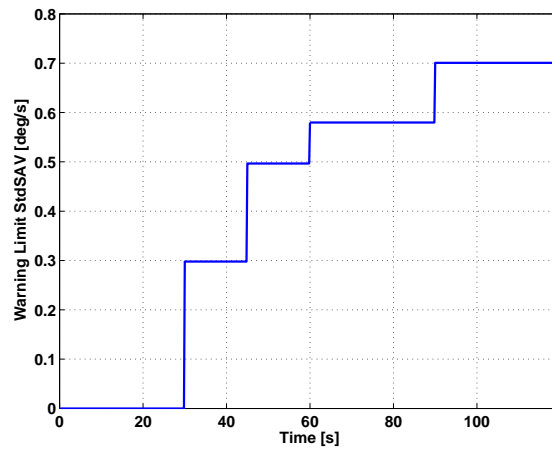


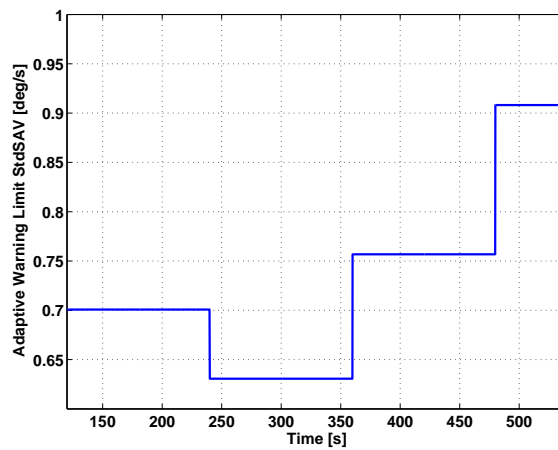
Figura 5.30. Deviazione Standard Velocità Angolo di Sterzo

Le soglie di warning per *StdSAV* si possono osservare in Figura 5.31, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la soglia

adattativa (b).



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

Figura 5.31. Soglia di warning per StdSAV

Per quanto riguarda l'attivazione dei warning, visibile in Figura 5.32, valgono le stesse considerazioni fatte per *StdSA*: i warning si attivano e disattivano addirittura agli stessi istanti di guida.

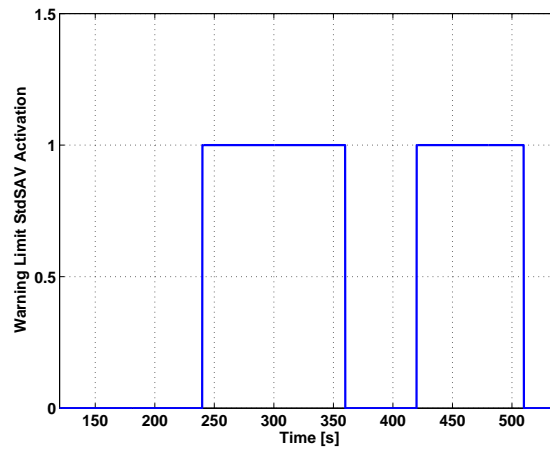


Figura 5.32. Attivazione warning StdSAV

### Valore Massimo Velocità Angolo di Sterzo

La Figura 5.33 mostra l'andamento del valore massimo della velocità dell'angolo di sterzo ( $MaxSAV$ ). Come per i segnali precedentemente descritti, valori maggiori vengono raggiunti in corrispondenza delle zone di correzione.

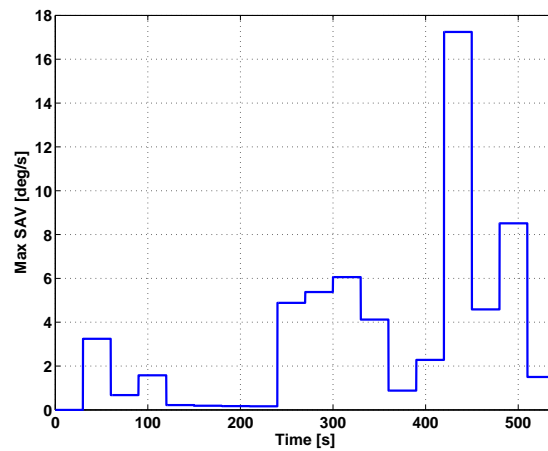
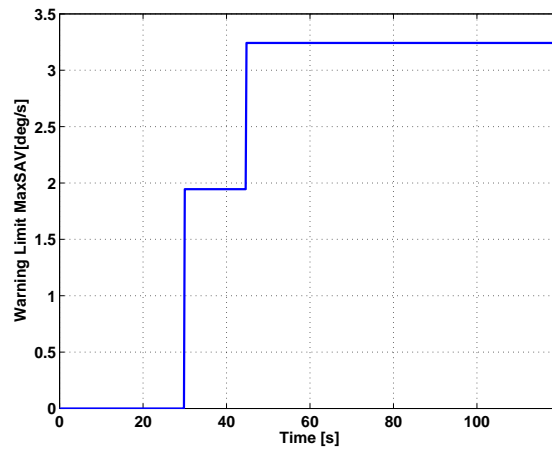


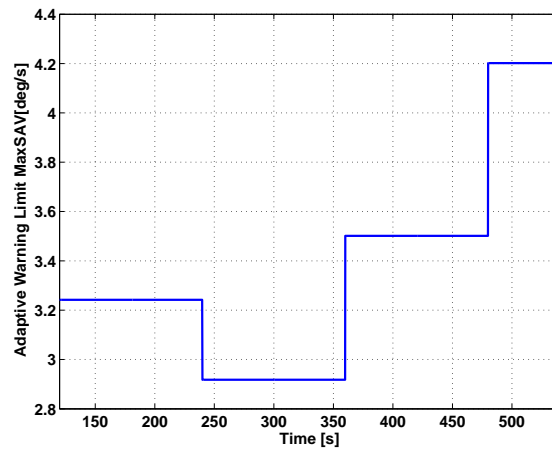
Figura 5.33. Valore Massimo Velocità Angolo di Sterzo

Le soglie di warning per  $MaxSAV$  si possono osservare in Figura 5.34, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la soglia

adattativa (b).



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

**Figura 5.34.** Soglia di warning per MaxSAV

I warning, come per alcuni dei segnali descritti in precedenza, vengono attivati tra 240 e 360 secondi e tra 420 e 510 (Figura 5.35).



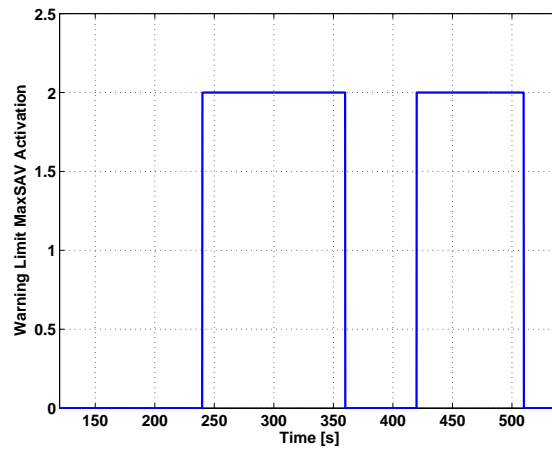


Figura 5.35. Attivazione warning MaxSAV

### Numero Zeri Velocità Angolo di Sterzo

La Figura 5.36 mostra il numero di attraversamenti a zero della velocità dell'angolo di sterzo ( $NrZeros$ ). Si noti come in questo caso valori maggiori si raggiungono in corrispondenza delle zone di distrazione vera e propria (150 ÷ 230sec, 370 ÷ 410) in cui il guidatore non imprime nessun angolo allo sterzo.

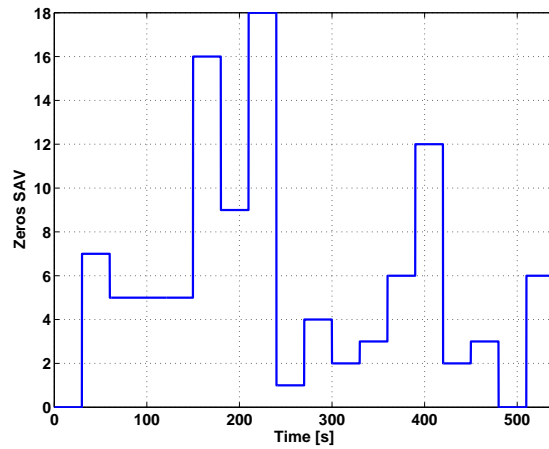
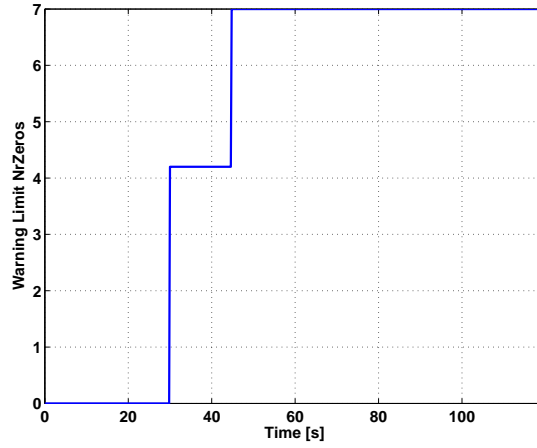


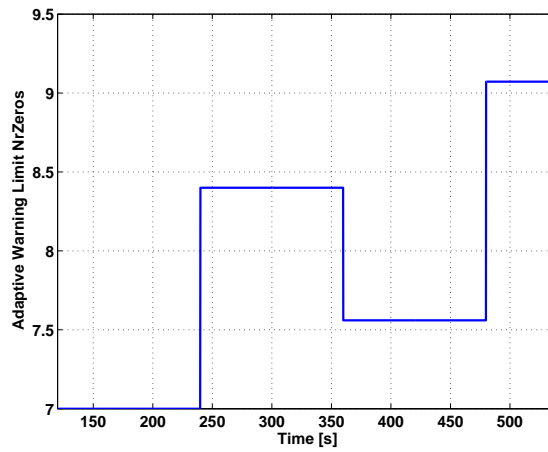
Figura 5.36. Numero Zeri Velocità Angolo di Sterzo

Le soglie di warning per  $NrZeros$  si possono osservare in Figura 5.37, in cui è mostrata la soglia calcolata nei primi 2 minuti di guida (a) e la

soglia adattativa calcolata nel restante tempo di simulazione (b). Sulla base di quest'ultima vengono quindi attivati i warning, come mostrato in Figura 5.38.



(a) Limite di warning



(b) Warning adattativo

**Figura 5.37.** Soglia di warning per NrZeros

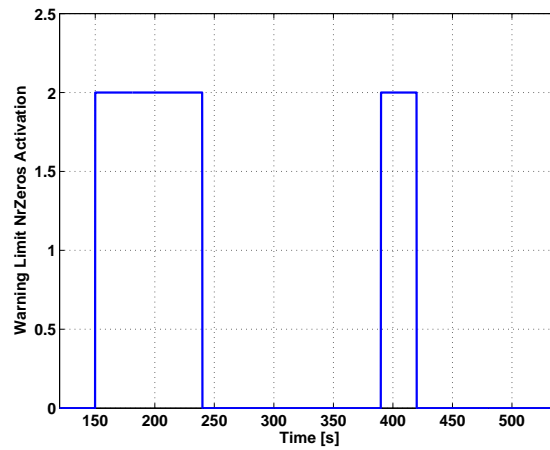


Figura 5.38. Attivazione warning NrZeros

### Grado di Sonnolenza

In Figura 5.39 è possibile osservare la somma dei warning descritti precedentemente generati dai segnali *MVLP*, *StdSA*, *MPowFreqSA*, *StdSAV*, *MaxSAV*, *NrZerosSAV*. Si noti come la somma assuma valori più elevati in corrispondenza delle manovre correttive (230 e 420 secondi).

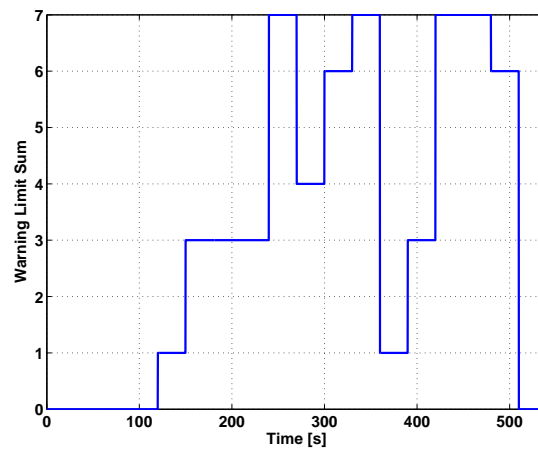
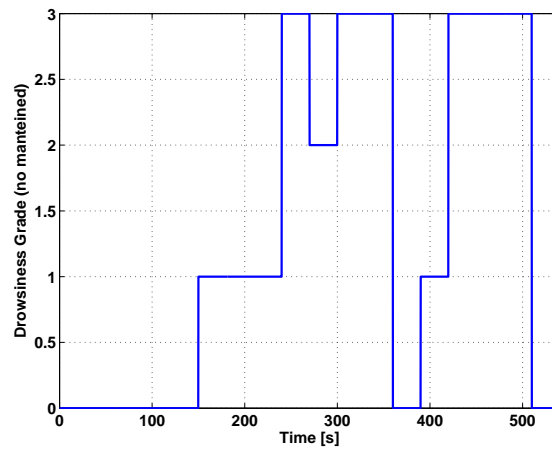


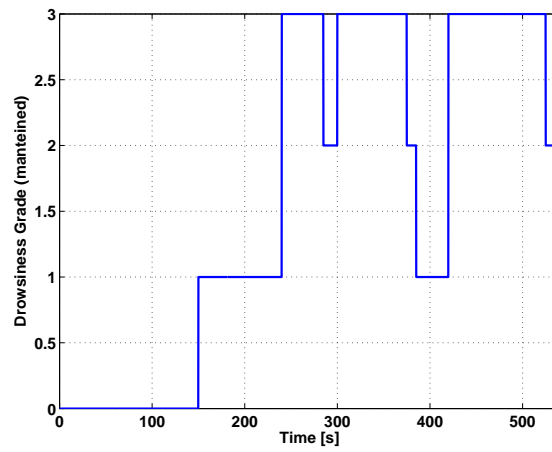
Figura 5.39. Somma dei warning

La Figura 5.40 mostra il grado di distrazione calcolato dopo il blocco di adattamento (a), che riporta i valori tra 0 e 3, e quello dopo il blocco di man-

tenimento (b). Come si può osservare, nei primi 150 secondi il grado di affaticamento è pari a 0, poi, grazie alla condizione sul valor medio della posizione laterale (*MVLP*) e sul numero di attraversamenti a zero (*NrZerosSAV*), passa a 1. Successivamente a 230sec, quando il guidatore compie la prima manovra di correzione, il grado di affaticamento passa a 3 per il contributo di *MVLP*, *StdSA*, *MPowFreq*, *StdSAV* e *MaxSAV*. Dopo essere sceso per qualche secondo a 2 (280 ÷ 300), il grado di sonnolenza torna al massimo valore per rimanervi fino a 370 secondi, momento in cui scende a 2 e poi a 1 per effetto della funzione di mantenimento. A 420 secondi, quando il guidatore compie la seconda manovra di correzione, il grado di sonnolenza viene riportato a 3 per il contributo ancora una volta di *MVLP*, *StdSA*, *MPowFreq*, *StdSAV* e *MaxSAV*. Nell'ultima fase di simulazione, la funzione di mantenimento genera il passaggio a 2 (520sec) e successivamente a 1 (540sec).



(a) Senza mantenimento



(b) Con mantenimento

Figura 5.40. Grado di sonnolenza

### 5.3 Conclusioni

In questa sezione è stato presentato un algoritmo per l'identificazione del grado di affaticamento basato sul monitoraggio del comportamento del veicolo. In particolare sono stati utilizzati come dati di input: la distanza dalla linea destra della carreggiata, la distanza dalla linea sinistra e l'angolo di sterzo. Tramite opportuni diagrammi di flusso, sono state riportate tutte le fasi di calcolo.

L'algoritmo è stato quindi implementato in Matlab/Simulink al fine di valutare la sua efficacia. In particolare, l'angolo di sterzo, la distanza dalla linea destra e la distanza dalla linea sinistra, necessari alla stima dello stato corrente, sono stati ottenuti direttamente dal simulatore di guida Carsim DS. È stata quindi simulata una tipica situazione di affaticamento. L'analisi dei segnali di warnings ha evidenziato quanto segue:

- L'attivazione dei warnings relativi al segnale *MVLP* (valor medio posizione laterale) non ha fornito informazioni rilevanti circa l'affaticamento del guidatore e le manovre di correzione. Andrebbe quindi approfondito l'utilizzo di tale segnale soprattutto circa l'inizializzazione della soglia adattativa.
- L'attivazione dei warnings relativi al segnale *StdSA* (deviazione standard dell'angolo di sterzo) ha permesso di identificare con precisione le zone relative alle manovre di correzione. In tali zone infatti la deviazione standard dell'angolo di sterzo subisce importanti variazioni dovute alle manovre sullo sterzo effettuate dal conducente per riportare il veicolo in traiettoria. Il segnale *StdSA* è quindi uno dei segnali fondamentali da integrare in un algoritmo per un sistema da proporre al mercato.
- Il segnale *MPowFreq* (valor medio potenza angolo di sterzo) e il relativo segnale di warning generato non hanno fornito informazioni aggiuntive rispetto al segnale *StdSA*. In effetti vengono identificate le stesse zone in corrispondenza delle manovre di correzione. È da valutare dunque l'utilizzo esclusivo del segnale *StdSA* o *MPowFreq* in un sistema da commercializzare o l'utilizzo di entrambi.
- L'attivazione dei warnings relativi al segnale *StdSAV* (deviazione standard della velocità dell'angolo di sterzo) e *MaxSAV* hanno permesso di identificare, come per i segnali *StdSA* e *MPowFreq*, le zone in cui avvengono le manovre di correzione. Valgono quindi le stesse considerazioni fatte relativamente al segnale *MPowFreq*.
- Il segnale *NrZerosSAV* (numero di attraversamenti a zero della velocità dell'angolo di sterzo) e il relativo segnale di warning hanno permesso di identificare le zone in cui il guidatore non imprime nessuna azione correttiva sullo sterzo o comunque i movimenti sono così piccoli da poterli ritenere nulli. In tali zone, che precedono le manovre di correzione, il guidatore affaticato perde il controllo del veicolo. Risulta quindi fondamentale il monitoraggio del segnale *NrZerosSAV*. Va comunque specificato che lo

stile di guida potrebbe avere ripercussioni sulla veridicità dei risultati. In effetti un guidatore che tende a non agire spesso sullo sterzo compiendo poi delle manovre più ampie per l'inseguimento della traiettoria potrebbe essere identificato dal sistema come affaticato anche non essendolo affatto. Ulteriori approfondimenti quindi vanno compiuti nella costruzione delle soglie di warning adattative.

## Osservatore Ibrido per la stima dello stato di distrazione/affaticamento del Guida-tore

Ricordando che il problema in esame è l'identificazione dello stato del guidatore a partire da segnali provenienti da sensori installati a bordo vettura, si potrebbe pensare di progettare un osservatore di stato che riesca ad identificare correttamente il grado di distrazione/affaticamento del guidatore. Poiché generalmente il comportamento di un guidatore è differente e dipende dal suo grado di affaticamento/distrazione, è lecito pensare di modellarlo in particolare come un sistema ibrido [58].

I sistemi ibridi [59, 60, 61] sono sistemi in cui una dinamica ad eventi discreti, definita da variabili discrete (rappresentabile ad esempio con un automa a stati finiti) interagisce strettamente con una dinamica a tempo continuo, definita da variabili continue (rappresentabile ad esempio con una equazione differenziale). Sistemi di questo tipo si ritrovano in svariati campi applicativi: automotive (trasmissione automatica, regolatore di velocità, sospensioni semi-attive), sistemi meccanici (marce, modelli di attriti, sistemi a commutazione di guadagno), processi chimici (reattori batch), sistemi elettrici (convertitori statici, sistemi con interruttori o non linearità), telecomunicazione (controllo di buffer, reti wireless), automazione (controllo tramite PLC, controllo supervisivo, processi produttivi), trasporti (modellazione e controllo di traffico urbano e reti ferroviarie), sistemi embedded.

Nel nostro caso, la variabile discreta è usata per rappresentare i diversi gradi di distrazione/stanchezza del guidatore, mentre le variabili continue sono i segnali dei sensori a bordo vettura e i segnali di comando (guida) generati dal guidatore stesso. Lo scopo dell'osservatore ibrido è quello di riconoscere istante per istante il valore della variabile discreta direttamente associato alle condizioni di affaticamento a partire dai segnali continui, essendo la variabile discreta assunta nascosta (cioè non direttamente misurabile). A tal fine è necessario disporre di un modello di guida del guidatore per ogni diverso grado di distrazione.

Il problema della determinazione del modello di guida è molto complesso e delicato ed è fuori dagli scopi della presente trattazione. Infatti, esso richiederebbe lo svolgimento di campagne sperimentali estese. La presente

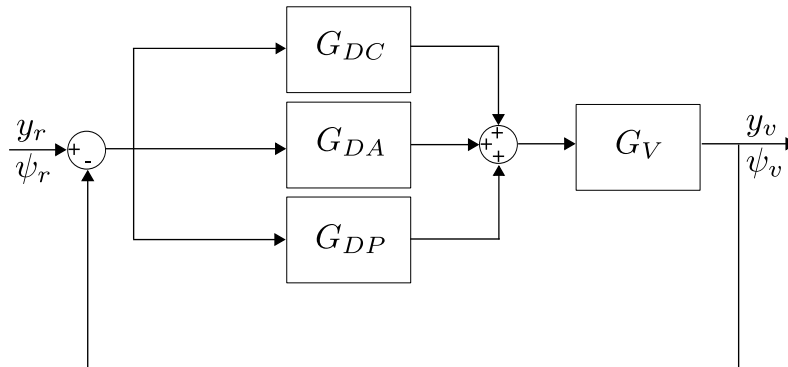


trattazione si limiterà quindi ad investigare se l'approccio basato su Osservatori Ibridi consente di progettare algoritmi di ricostruzione dello stato logico da utilizzare in linea per la determinazione dello stato attuale di distrazione/stanchezza del guidatore, una volta che un modello di guida affidabile sia disponibile.

## 6.1 Modello del guidatore

Esistono in letteratura diversi modelli utili a caratterizzare il comportamento di un guidatore. Uno dei primi è nato dall'industria aerospaziale [56] ed è mostrato in Figura 6.1. Il modello contiene una retroazione di stato per la posizione laterale ed una per l'angolo di yaw del veicolo. In particolare è composto da:

- un termine di compensazione  $G_{DC}$  per il controllo della posizione laterale nella carreggiata
- un termine  $G_{DA}$  per anticipare i cambiamenti che avvengono nel percorso
- un termine  $G_{DP}$  che rappresenta il controllo precognitivo (il guidatore esegue un comando che è essenzialmente autonomo)
- il modello del veicolo  $G_V$  a cui vengono applicati i segnali di comando generati dal guidatore.



**Figura 6.1.** Modello del Guidatore di McRuer

Un esempio di queste azioni potrebbe essere un cambio di corsia: il termine di anticipazione inizia la manovra di cambio corsia, il termine precognitivo esegue la manovra vera e propria ed infine il termine di compensazione elimina l'errore sulla posizione laterale alla fine della manovra.

Un'altro insieme di modelli del guidatore, cosiddetti *preview models*, usano la posizione laterale ad una specifica distanza (o più distanze) davanti al veicolo come termine di feedback. Il riferimento  $y_{rp}$ , cioè la posizione del percorso sulla strada ad una specifica distanza, è confrontato con la posizione prevista del veicolo a quella distanza  $y_{vp}$ , al fine di calcolare il segnale di errore  $e$  e generare il comando di sterzo  $\delta_{sw}$  (Figura 6.2).

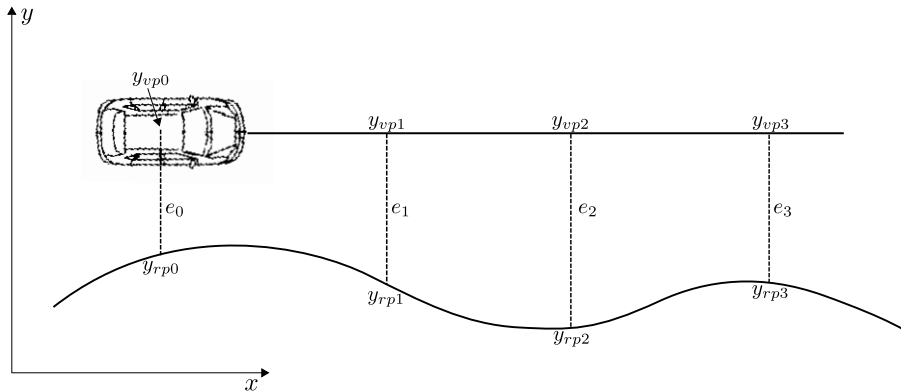


Figura 6.2. Preview Models

Tra questi modelli, sicuramente uno dei più utilizzati è il modello proposto da Hess [57], mostrato in Figura 6.3. In particolare, è composto da:

- un termine di compensazione  $G_C$  per il controllo della posizione laterale nella carreggiata
- un termine  $G_{DLY}$  per modellare il ritardo del guidatore
- un termine  $G_{NM}$  per simulare gli effetti neuromuscolari di un umano
- il modello del veicolo  $G_V$  a cui viene applicato il comando di sterzo  $\delta_{sw}$ .

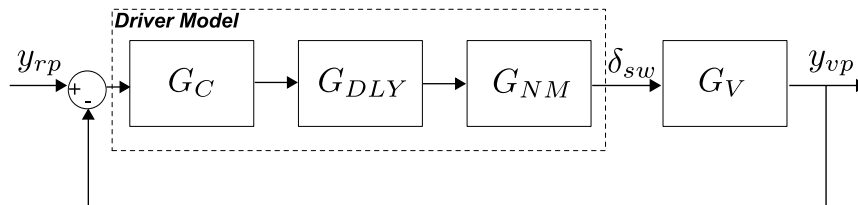
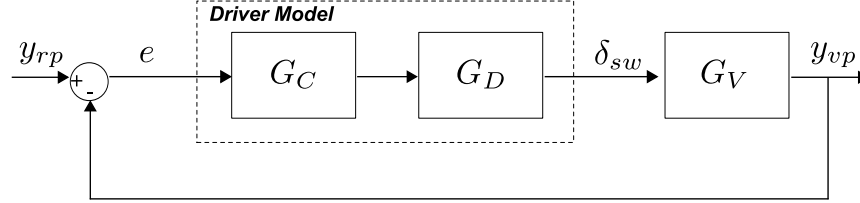


Figura 6.3. Modello del Guidatore di Hess

Nel caso in esame, si è scelto di utilizzare un modello di Hess semplificato in cui il ritardo del guidatore e gli effetti neuromuscolari sono modellati insieme con un unico termine di ritardo  $G_D$  (Figura 6.4).



**Figura 6.4.** Modello del Guidatore di Hess semplificato

In particolare, il termine di compensazione  $G_C$  è un controllore Proporzionale Integrale  $PI$ , mentre il termine  $G_D$  non è altro che un ritardo  $\tau$ .

La funzione di trasferimento che caratterizza il guidatore è quindi:

$$C_d(s) = G_C(s) * G_D(s) = \left( K_p + \frac{K_i}{s} \right) e^{-\tau s} \quad (6.1)$$

dove  $K_p$  e  $K_i$  sono rispettivamente il guadagno proporzionale ed il guadagno integrale del controllore  $PI$ . Avendo ipotizzato quattro diversi gradi di distrazione per il guidatore, avremo altrettanti modelli del tipo in Figura 6.4 caratterizzati da valori diversi dei guadagni del controllore  $PI$  ( $K_i$ ,  $K_p$ ) e dal ritardo  $\tau$ . In particolare, assumendo che il grado di distrazione sia rappresentato con valori interi da 0 a 3, dove 0 indica un guidatore in stato normale e 3 un guidatore distratto, il guidatore è caratterizzato nel suo insieme da 12 diversi parametri, come mostrato in Tabella 6.1.

Grado di distrazione	Parametri
0	$K_{i0}, K_{p0}, \tau_0$
1	$K_{i1}, K_{p1}, \tau_1$
2	$K_{i2}, K_{p2}, \tau_2$
3	$K_{i3}, K_{p3}, \tau_3$

**Tabella 6.1.** Parametri del Guidatore

Di conseguenza, portando la trattazione in forma di stato, l'evoluzione dello stato continuo  $x(t)$  del guidatore dipende dal grado di distrazione in cui si trova e quindi dalle matrici di stato associate a quel particolare grado calcolate a partire dai parametri sopra descritti:

$$\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \tag{6.2}$$

$$y(t) = C_i x(t) + D_i u(t) \quad i = 0, 1, 2, 3 \tag{6.3}$$

In Figura 6.5 è mostrato il modello ibrido del guidatore, in cui  $q_0, q_1, q_2, q_3$ , sono gli stati associati al guidatore e  $\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$ , sono gli eventi che causano la transizione da uno stato all'altro.

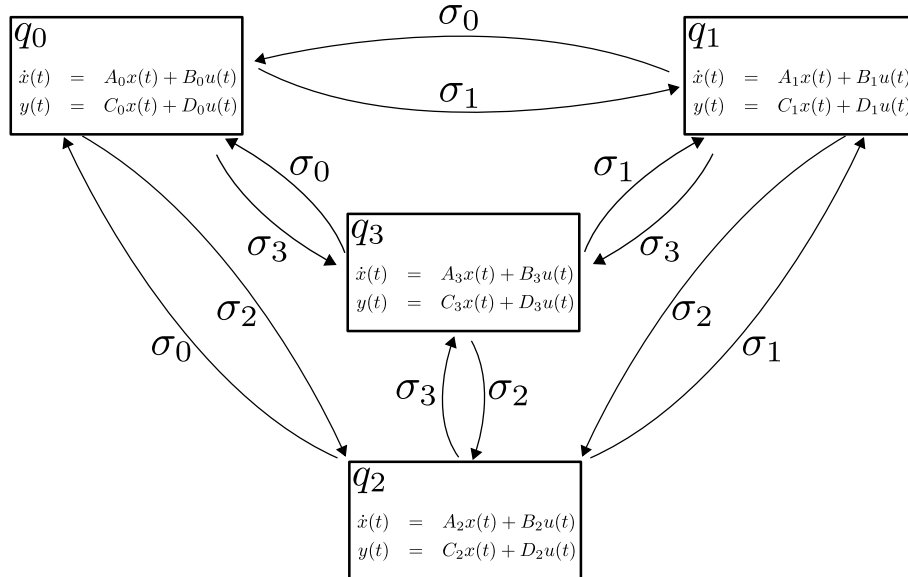


Figura 6.5. Modello Ibrido del Guidatore

A partire dal modello descritto, andrà quindi progettato un osservatore ibrido capace di identificare il grado di distrazione  $q_i$  in cui si trova il guidatore.

### 6.2 Osservatore Ibrido

Sia  $H_p$  il modello di un sistema ibrido con  $N$  postazioni e  $(q, x)$ ,  $(\sigma, u)$  e  $(\psi, y)$  rispettivamente lo stato ibrido, gli ingressi e le uscite del sistema (Figura 6.6) [63]. Lo scopo è quello di progettare un osservatore del sistema che restituisca le stime  $\tilde{q}, \tilde{x}$  per lo stato discreto corrente  $q$  e lo stato continuo  $x$  rispettivamente.

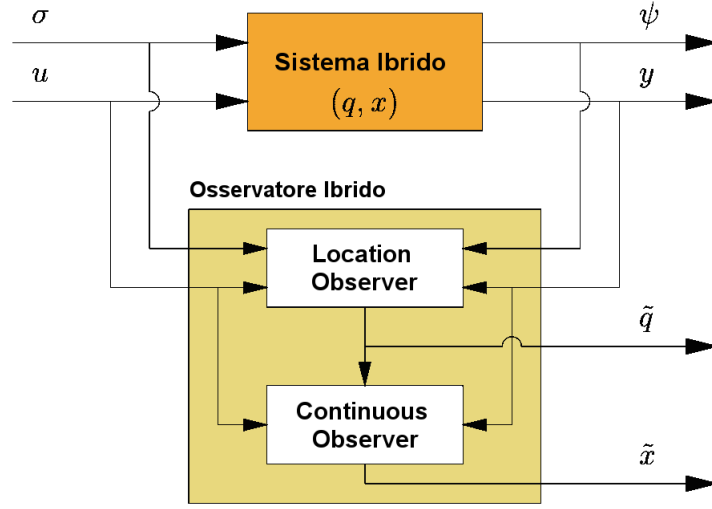


Figura 6.6. Schema Osservatore Ibrido

L'evoluzione discreta di  $q$  è descritta da:

$$q(k+1) \in \varphi(q(k), \sigma(k+1)) \tag{6.4}$$

$$\sigma(k+1) \in \phi(q(k), x(t_{k+1}), u(t_{k+1})) \tag{6.5}$$

$$\psi(k+1) = \eta(q(k), \sigma(k+1)) \tag{6.6}$$

dove

- $q(k) \in Q$  e  $\psi(k) \in \Psi$  sono rispettivamente lo stato discreto e l'uscita discreta dopo il  $k$ -mo evento di ingresso  $\sigma(k) \in \Sigma \cup \{\epsilon\}$ , con  $t_k$  istante di tempo sconosciuto in cui tale evento accade
- $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_N\}$  insieme finito degli stati discreti con  $N = |Q|$
- $\Psi$  è l'insieme finito delle uscite discrete
- $\Sigma$  è l'insieme finito degli eventi di ingresso e degli eventi interni che dipendono dallo stato continuo  $x$  e dall'ingresso  $u$ , con  $\epsilon$  l'evento silenzioso (non produce nessuna transizione discreta)
- $\varphi : Q \times \Sigma \rightarrow 2^Q$  è la funzione di transizione
- $\eta : Q \times \Sigma \rightarrow \Psi$  è la funzione di uscita
- $\phi : Q \times X \times U \rightarrow 2^\Sigma$  è la funzione che specifica i possibili eventi, con  $X \subseteq \mathbb{R}^n, U \subseteq \mathbb{R}^m$  i domini dello stato continuo  $x$  e dell'ingresso  $u$ .

L'evoluzione continua di  $x$  è descritta dal sistema:

$$\dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \tag{6.7}$$

$$y(t) = C_i x(t) \tag{6.8}$$

con  $y(t) \in \mathbb{R}^p$  e  $A_i \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ,  $B_i \in \mathbb{R}^{n \times m}$ ,  $C_i \in \mathbb{R}^{p \times n}$  dipendenti dallo stato discreto corrente  $q_i$ .

Come è mostrato in Figura 6.6, l'osservatore ibrido considerato [63] è costituito da due blocchi fondamentali: *location observer* e *continuous observer*. Il primo riceve in input gli ingressi  $(\sigma, u)$  e le uscite  $(\varphi, y)$  del sistema e ha il compito di stimare lo stato discreto  $q$  del sistema ibrido al tempo corrente. Tale informazione ( $\tilde{q}$ ), insieme all'ingresso  $u$  e all'uscita  $y$ , è utilizzata dal *continuous observer* per restituire la stima  $\tilde{x}$  dello stato continuo  $x$ .

### Location Observer

Sia  $M$  l'automa a stati finiti associato al sistema ibrido  $H_p$  definito da (6.4) e (6.6)

$$\sigma(k+1) \in \hat{\phi}(q(k)) = \bigcup_{x \in X, u \in U} \phi(q(k), x, u)$$

L'automa  $M$  è detto *current-location* osservabile se esiste un intero  $K$  tale che, per ogni condizione iniziale  $q_0 \in Q$  e per ogni sequenza di ingresso  $\sigma(k)$ , lo stato discreto  $q(i)$  può essere determinato per ogni  $i > K$  dalla sequenza di osservazione  $\psi(k)$  con un qualche algoritmo deterministico. Un osservatore  $O$  che restituisce la stima dello stato discreto corrente  $q(k)$  di  $M$  dopo ogni osservazione  $\psi(k)$  è l'automa a stati finiti:

$$\tilde{q}(k+1) \in \varphi_O(\tilde{q}(k), \psi(k+1)) \quad (6.9)$$

$$\psi_O(k+1) = \tilde{q}(k) \quad (6.10)$$

con  $Q_O \in 2^Q$ ,  $\Sigma_O = \Phi$ ,  $\Phi_O = Q_O$ . L'ingresso dell'osservatore è l'uscita discreta  $\psi(k)$  di  $M$  e l'output prodotto da  $O$  è la stima  $\tilde{q}(k)$  dello stato discreto  $q(k)$ , che rappresenta il sottoinsieme di  $Q$  dei possibili stati discreti nei quali  $M$  potrebbe trovarsi dopo il  $k$ -mo evento. La funzione di transizione dell'osservatore  $\varphi_O$  è costruita per ispezione di  $M$  seguendo l'algoritmo per il calcolo dell'albero di osservazione come descritto in [64].

Nel caso in cui l'automa a stati finiti che descrive l'evoluzione discreta del sistema ibrido non è osservabile a partire dalle sequenze discrete di input/output, allora per stimare lo stato discreto corrente si sfrutta l'informazione proveniente dalla parte continua del sistema. In particolare, se i parametri dinamici in (6.7,6.8) ( $A_i, B_i, C_i$ ) sono diversi in ogni stato discreto del sistema, è possibile utilizzare lo schema in Figura 6.7 composto da due blocchi fondamentali: *Signatures Generator* e *Location Identification Logic*.

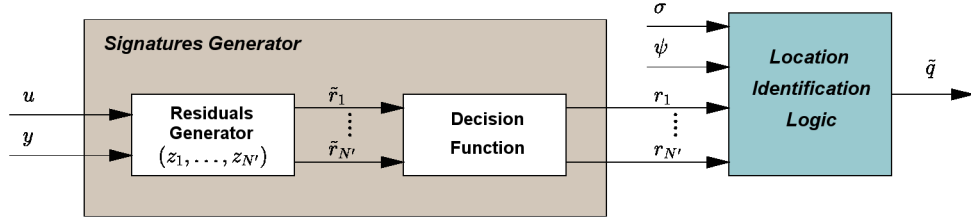


Figura 6.7. Schema Location Observer

Il *Signatures Generator*, costituito da un generatore di residui e da una funzione di decisione (Figura 6.7), ha il compito di decidere se il sistema continuo stia obbedendo ad una particolare dinamica in un set di dinamiche conosciute. Assumendo che il *Location Observer* ha riconosciuto correttamente che il sistema  $H_p$  si trovi nello stato  $q_i$ , allora, quando il sistema  $H_p$  passa nello stato discreto  $q_j \neq q_i$ , l'osservatore deve essere in grado di capire che è avvenuta una transizione di stato e di identificare il nuovo stato corrente  $q_j$ . Per raggiungere la completa osservabilità dell'evoluzione discreta di  $H_p$ , il *Signatures Generator* deve quindi riuscire ad identificare  $N'$  differenti dinamiche continue. L'approccio più semplice è quello di utilizzare un banco di  $N'$  osservatori di Luenberger, uno per ogni dinamica del sistema, come generatore di residui:

$$\dot{z}_j(t) = H_j z_j(t) + B_j u(t) + L_j y(t) \quad (6.11)$$

$$\tilde{r}_j(t) = C_j z_j(t) - y(t) \quad (6.12)$$

dove:

- $z_j$  è la stima dello stato continuo di  $H_p$
- $\tilde{r}_j$  è l'errore di stima o residuo
- $L_j$  è il guadagno dell'osservatore
- $H_j = A_j - L_j C_j$

Gli  $N'$  residui  $\tilde{r}_j$  sono utilizzati per identificare la dinamica alla quale il sistema sta obbedendo.

La funzione di decisione, a partire dai residui  $\tilde{r}_j$ , genera  $N'$  segnali binari:

$$r_j = \begin{cases} 1 & \text{se } \|\tilde{r}_j(t)\| \leq \varepsilon \\ 0 & \text{se } \|\tilde{r}_j(t)\| > \varepsilon \end{cases} \quad \text{per } j = 1, \dots, N' \quad (6.13)$$

dove  $\varepsilon$  è una soglia scelta in modo opportuno.

I segnali  $r_j$ , insieme alle sequenze ingresso/uscita discrete  $(\sigma, \psi)$ , vengono utilizzati dal blocco *Location Identification Logic* per stimare lo stato discreto corrente  $q$ . In particolare la logica di identificazione non è altro che l'osservatore  $O$  definito in (6.9, 6.10) in cui vengono utilizzati come ingressi aggiuntivi i residui  $r_j$  in modo da renderlo *current-location* osservabile.

Lo stato discreto stimato  $\tilde{q}$ , restituito dal blocco *Location Identification Logic*, viene utilizzato dal *Continuous Observer* (vedi Figura 6.6) insieme alle sequenze ingresso/uscita continue  $(u,y)$  per stimare lo stato continuo  $x$ .

### Continuous Observer

L'osservatore continuo  $H_c$  è un sistema *switching* le cui dinamiche dipendono dalla stima corrente  $\tilde{q}$  dello stato discreto  $q$  restituita dal *Location Observer*. Può essere ottenuto utilizzando il classico approccio di Luenberger:

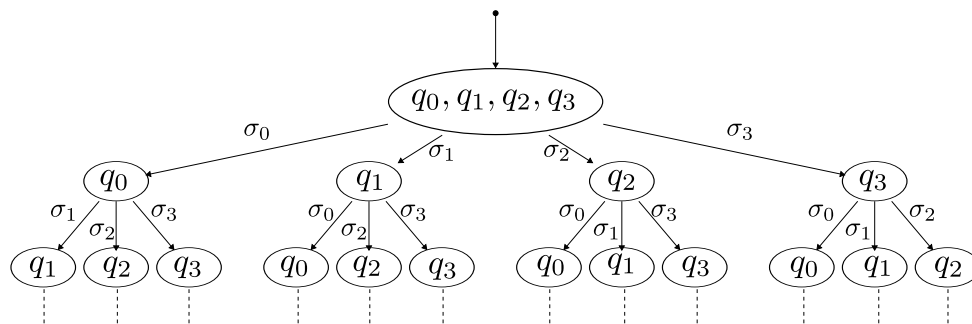
$$\dot{\tilde{x}}(t) = F_i \tilde{x}(t) + B_i u(t) + G_i y(t) \quad \text{se } \tilde{q} = q_i \quad (6.14)$$

dove:

- $\tilde{x}$  è la stima dello stato continuo  $x$
- $G_i$  è il guadagno dell'osservatore, progettato in modo da ottenere la velocità di convergenza desiderata in ogni stato discreto
- $F_i = (A_i - G_i C_i)$
- $A_i, B_i, C_i$  sono le matrici di stato del sistema corrispondenti allo stato discreto  $i$ .

### Osservatore Ibrido del guidatore

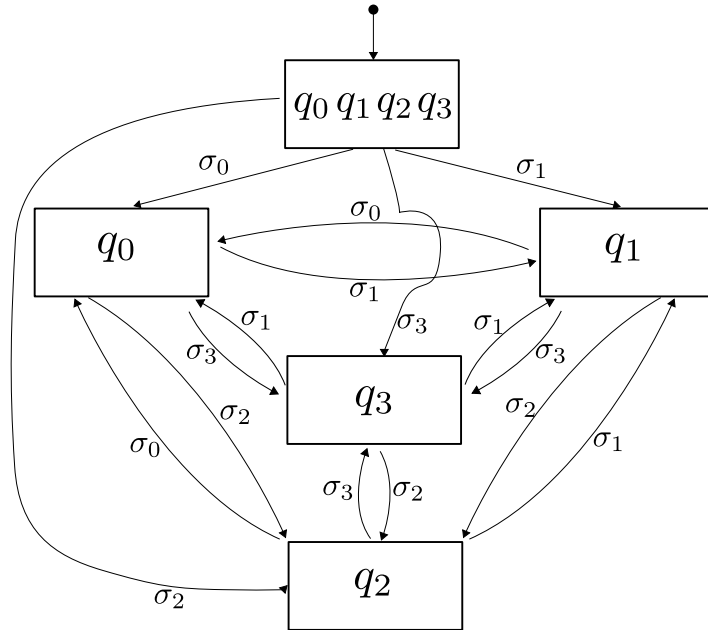
In figura 6.8 è mostrato l'albero di osservazione del modello ibrido del guidatore costruito per ispezione dell'automa in Figura 6.5 seguendo l'algoritmo di Caines et al. [64].



**Figura 6.8.** Albero dell'osservatore ibrido

Dall'albero di osservazione, è possibile ricavare l'osservatore ibrido del sistema, visibile in Figura 6.9.

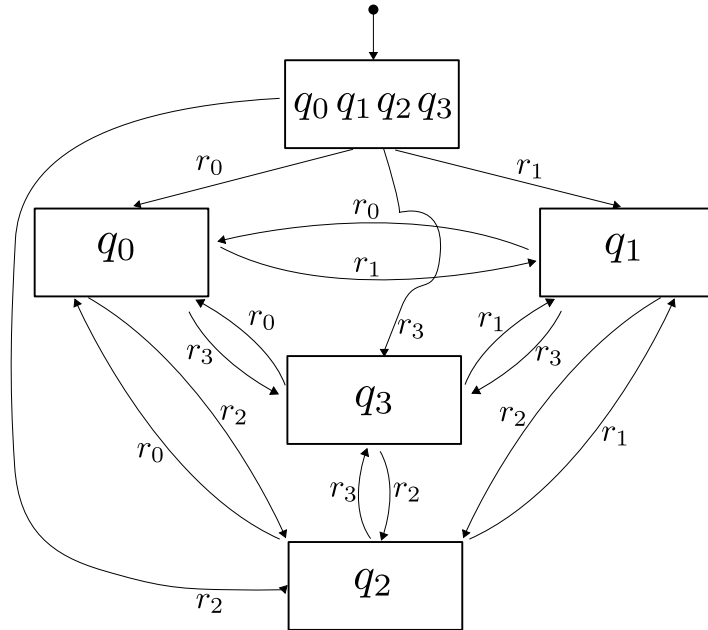




**Figura 6.9.** Osservatore ibrido del guidatore

Siccome non siamo in grado di definire gli eventi  $\sigma_i$  che generano le transizioni di stato, il nostro sistema è in pratica non osservabile. Quindi, per stimare lo stato discreto corrente, si dovrà sfruttare l'informazione proveniente dalla parte continua del sistema. Seguendo lo schema in Figura 6.7, a partire dalle matrici di stato  $A_i, B_i, C_i, D_i$  (6.2, 6.3) del modello del guidatore, sono stati progettati 4 diversi osservatori di Luenberger, uno per ogni grado di distrazione.

La funzione di decisione (6.13), a partire dai residui generati (6.12)  $\tilde{r}_0, \tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \tilde{r}_3$ , genera 4 segnali binari  $r_0, r_1, r_2, r_3$  che di fatto sostituiscono gli ingressi discreti  $\sigma_0, \sigma_1, \sigma_2, \sigma_3$  nell'automa a stati dell'osservatore ibrido (Figura 6.10).



**Figura 6.10.** Osservatore ibrido del guidatore (con residui)

In particolare, nella funzione di decisione, invece di utilizzare una soglia sui residui, come descritto in (6.13), è stato di volta in volta selezionato il residuo con valore minore:

$$r_j = \begin{cases} 1 & \text{se } \min(\tilde{r}_0, \tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \tilde{r}_3) == r_j \\ 0 & \text{se } \min(\tilde{r}_0, \tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \tilde{r}_3) \neq r_j \end{cases} \quad \text{per } j = 0, \dots, 3 \quad (6.15)$$

Nel caso in esame il Continuous Observer non è stato utilizzato in quanto lo scopo era quello di stimare solo lo stato discreto del sistema, corrispondente al grado di distrazione del guidatore.

### 6.3 Risultati

Il sistema e l'osservatore ibrido precedentemente descritti sono stati implementati in Matlab/Simulink al fine di valutare l'efficacia di quest'ultimo nell'identificare correttamente il grado di distrazione. Inoltre, per modellare il veicolo, è stato utilizzato direttamente il simulatore Carsim che riceve in ingresso il segnale di sterzo  $\delta_{sw}$  generato dal modello del guidaatore e restituisce il valore di posizione  $y_{vp}$  (Figura 6.11).

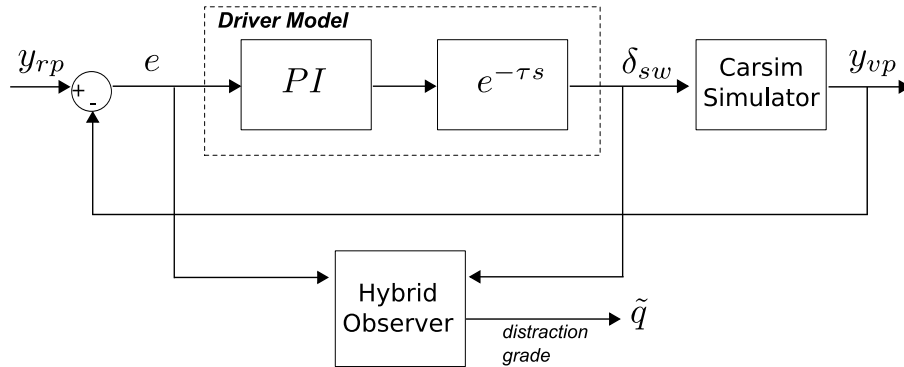


Figura 6.11. Modello del sistema

Di seguito sono riportati i valori dei parametri del guidaatore nei diversi stati, le relative matrici di stato e il corrispondente osservatore. Si specifica che le matrici di stato e l'osservatore utilizzati nelle simulazioni sono stati discretizzati con tempo di campionamento  $T_s = 0,001$  secondi.

#### Grado di distrazione 0

- Parametri del guidaatore

$$K_{i0} = 20 \quad K_{p0} = 70 \quad \tau_0 = 50 \text{ msec}$$

- Matrici di stato

$$A_0 = \begin{bmatrix} 0,9608 & 0,001 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B_0 = \begin{bmatrix} 0,0686 \\ 0,02 \end{bmatrix} \quad C_0 = [-80 \ 1] \quad D_0 = [70]$$

- Guadagno dell'Osservatore

$$L_0 = \begin{bmatrix} -0,0028 \\ -0,12 \end{bmatrix}$$

**Grado di distrazione 1**

- Parametri del guidatore

$$K_{i1} = 10 \quad K_{p1} = 35 \quad \tau_1 = 100 \text{ msec}$$

- Matrici di stato

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0,9802 & 0,001 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B_1 = \begin{bmatrix} 0,0347 \\ 0,01 \end{bmatrix} \quad C_1 = [-40 \ 1] \quad D_1 = [35]$$

- Guadagno dell'Osservatore

$$L_1 = \begin{bmatrix} -0,005 \\ -0,12 \end{bmatrix}$$

**Grado di distrazione 2**

- Parametri del guidatore

$$K_{i2} = 5 \quad K_{p2} = 20 \quad \tau_2 = 200 \text{ msec}$$

- Matrici di stato

$$A_2 = \begin{bmatrix} 0,99 & 0,001 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B_2 = \begin{bmatrix} 0,0199 \\ 0,005 \end{bmatrix} \quad C_2 = [-20 \ 1] \quad D_2 = [20]$$

- Guadagno dell'Osservatore

$$L_2 = \begin{bmatrix} -0,011 \\ -0,15 \end{bmatrix}$$

**Grado di distrazione 3**

- Parametri del guidatore

$$K_{i3} = 1 \quad K_{p3} = 5 \quad \tau_3 = 250 \text{ msec}$$

- Matrici di stato

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0,992 & 0,001 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad B_3 = \begin{bmatrix} 0,005 \\ 0,001 \end{bmatrix} \quad C_3 = [-16 \ 1] \quad D_3 = [5]$$

- Guadagno dell'Osservatore

$$L_3 = \begin{bmatrix} -0,0148 \\ -0,168 \end{bmatrix}$$

### Manovra di Test

In Figura 6.12 è mostrata la manovra utilizzata per effettuare i test. In particolare la manovra rappresenta il percorso di riferimento per il guida-tore all'interno della carreggiata: il guidatore deve rimanere per  $20sec$  nella corsia destra, effettuare un cambio corsia in  $10sec$ , rimanere nella corsia sinistra per altrettanto tempo e quindi ritornare nella corsia destra effettuando nuovamente un cambio corsia della durata di  $10sec$ .

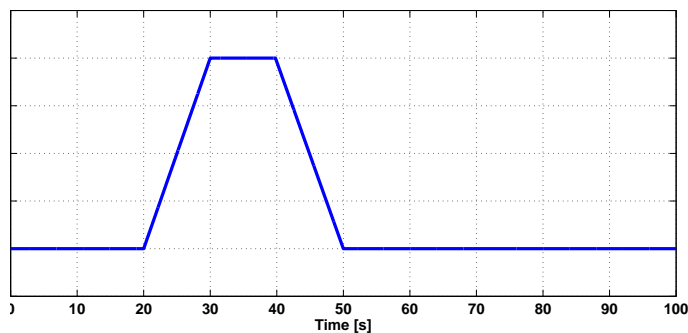


Figura 6.12. Manovra di Test

#### 6.3.1 Prova 1

Nella Prova 1 è stata simulata un'improvvisa distrazione del guidatore che poi ritorna lentamente allo stato di guida normale. In particolare il passaggio tra i vari stati è mostrato in Figura 6.13: il guidatore resta nello stato di guida normale  $q_0$  per  $40sec$ , passa improvvisamente nello stato di guida distratta  $q_3$  in cui resta per  $10sec$ , per poi passare nello stato  $q_2$  ( $15sec$ ) e successivamente  $q_1$  ( $20sec$ ).

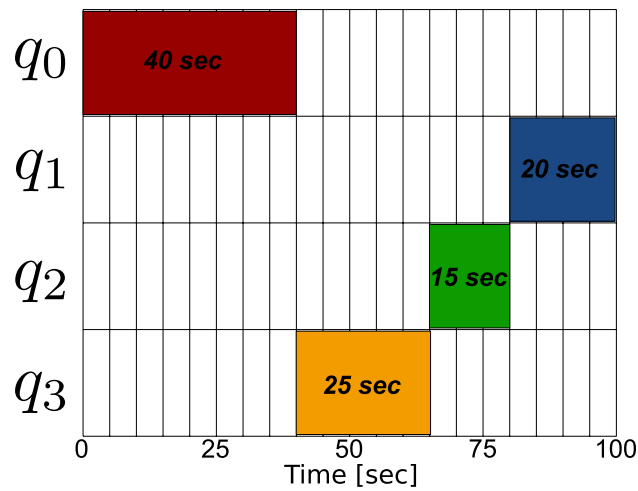
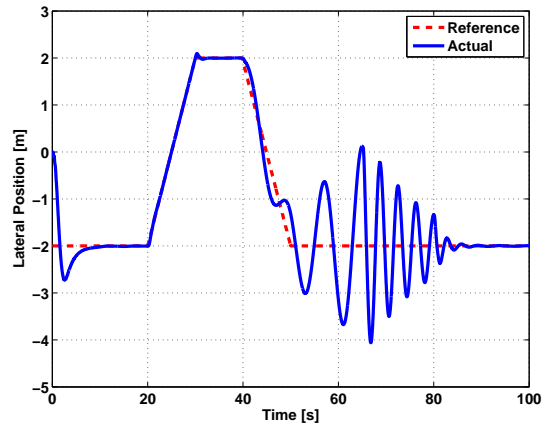
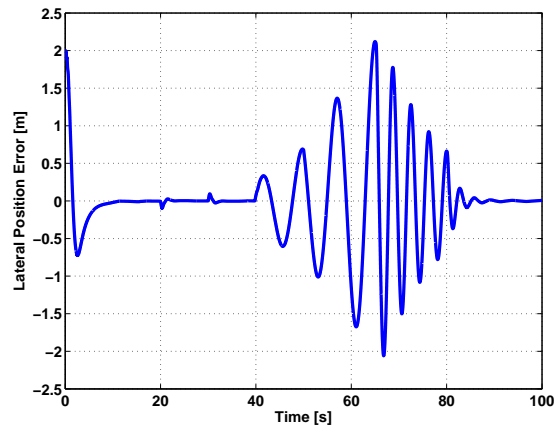


Figura 6.13. Scheduling Prova 1

In Figura 6.14 è mostrata la posizione laterale del veicolo nella carreggiata (in blu) rispetto alla manovra di riferimento (in rosso) (a) e l'errore commesso dal guidatore nel compiere tale manovra (b). Come si può osservare, nel momento del passaggio dallo stato  $q_0$  allo stato  $q_3$  il guidatore non riesce più a seguire correttamente il percorso di riferimento, con conseguente aumento dell'errore di posizione fino al passaggio nello stato  $q_2$  (65sec). Errore che poi viene quasi del tutto azzerato con il passaggio allo stato  $q_1$  (80sec).



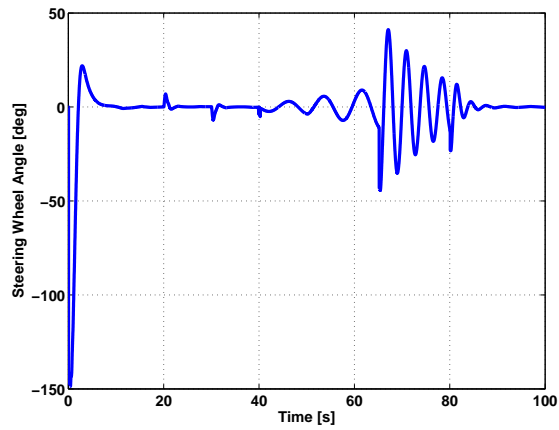
(a) Posizione laterale



(b) Errore posizione laterale

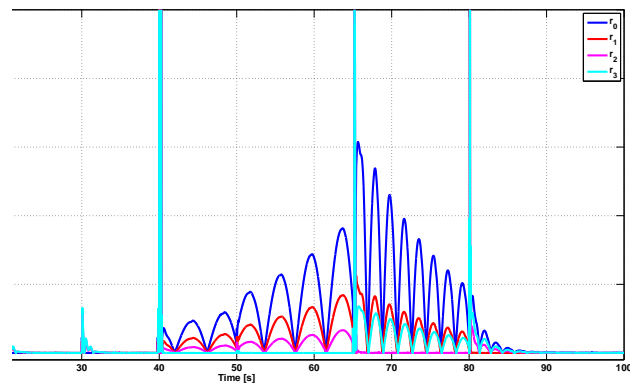
**Figura 6.14.** Posizione laterale ed errore

In Figura 6.15 è mostrato l'andamento dell'angolo di sterzo che il conducente imprime al veicolo. Si noti come, al passaggio dallo stato  $q_0$  allo stato  $q_3$ , il guidatore completamente distratto/affaticato cominci a compiere dei movimenti dello sterzo sempre più ampi e larghi. Tali movimenti diminuiscono sempre di più in ampiezza con il passaggio allo stato  $q_2$  e successivamente  $q_1$ .



**Figura 6.15.** Angolo di sterzo

In Figura 6.16 sono riportati i residui generati dal banco di osservatori di Luenberger. Come si può osservare, sono presenti dei picchi nel passaggio da uno stato all'altro, mentre nelle zone intermedie il residuo con valore minore è proprio quello corrispondente allo stato in cui si trova il guidatore. Ciò dimostra un buon funzionamento dell'algoritmo nel riconoscere il grado di distrazione corrente del conducente, come mostrato anche in Figura 6.17, dove è riportato il grado di distrazione reale (in rosso) e quello stimato (in blu).



**Figura 6.16.** Residui



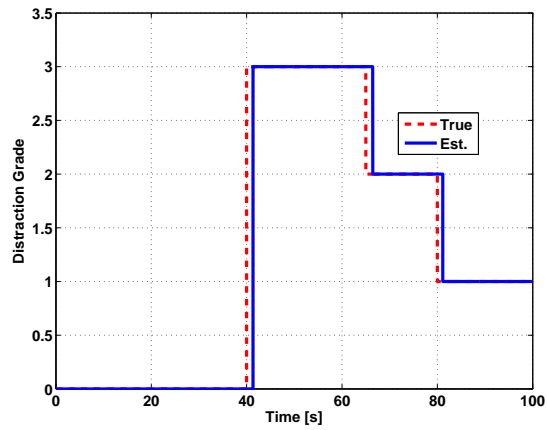


Figura 6.17. Grado di distrazione stimato

### 6.3.2 Prova 2

Nella Prova 2 è stata simulato il caso in cui il guidatore, partendo da uno stato di guida normale ( $q_0$ ), lentamente si affatica sempre di più. In particolare il passaggio tra i vari stati è mostrato in Figura 6.18: il guidatore resta nella stato di guida normale  $q_0$  per 25sec, per poi passare nello stato  $q_1$ ,  $q_2$  ed infine  $q_3$ , rimanendo in ogni stato per 25sec.

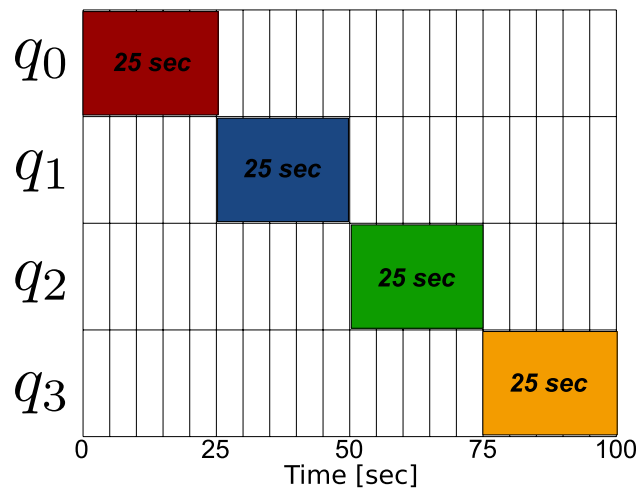
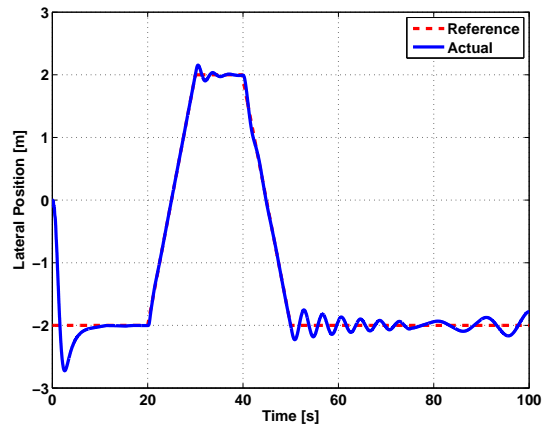
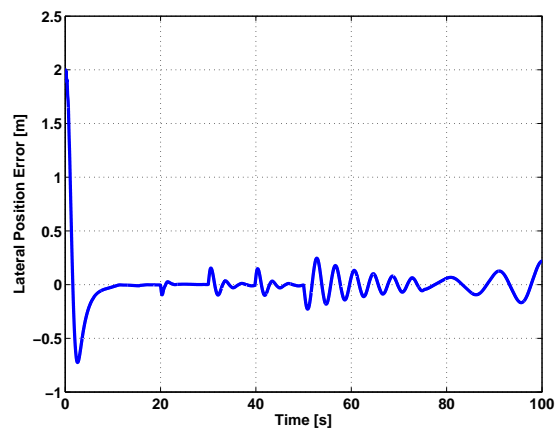


Figura 6.18. Scheduling Prova 2

In Figura 6.19 è mostrata la posizione laterale del veicolo nella carreggiata (in blu) rispetto alla manovra di riferimento (in rosso) (a) e l'errore commesso dal guidatore nel compiere tale manovra (b). Come si può osservare, nel passaggio da uno stato all'altro i movimenti laterali del veicolo si fanno sempre più ampi con conseguente aumento dell'errore rispetto al percorso di riferimento.



(a) Posizione laterale



(b) Errore posizione laterale

**Figura 6.19.** Posizione laterale ed errore

In Figura 6.20 è mostrato l'andamento dell'angolo di sterzo che il conducente imprime al veicolo.

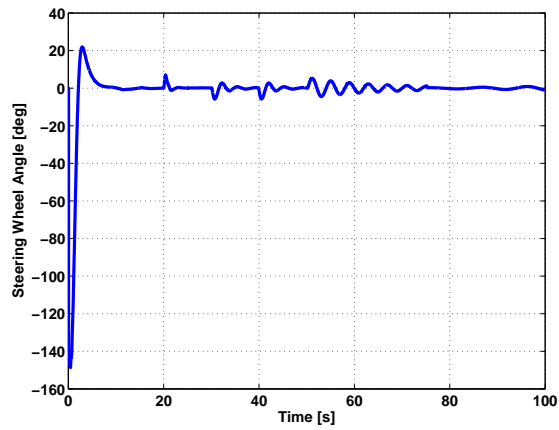


Figura 6.20. Angolo di sterzo

In Figura 6.21 sono riportati i residui generati dal banco di osservatori di Luenberger. Anche in questo caso nelle zone intermedie il residuo con valore minore è proprio quello corrispondente allo stato in cui si trova il guidatore. In Figura 6.22 è riportato il grado di distrazione reale (in rosso) e quello stimato (in blu).

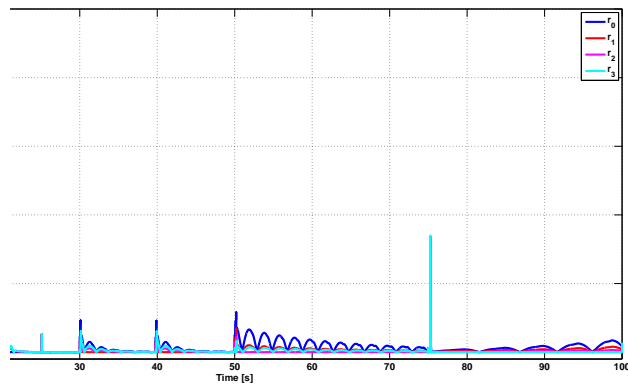


Figura 6.21. Residui

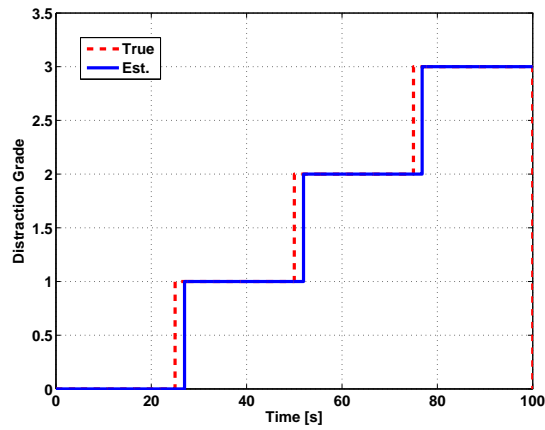


Figura 6.22. Grado di distrazione stimato

### 6.3.3 Prova 3

Nella Prova 3 è stato simulato il caso in cui il guidatore, partendo da uno stato di guida quasi distratta ( $q_2$ ), si distrae ulteriormente per poi ritornare attento e raggiungere lo stato di guida normale ( $q_0$ ). In particolare il passaggio tra i vari stati è mostrato in Figura 6.23: il guidatore resta nella stato di guida quasi distratta  $q_2$  per 20sec, passa nello stato  $q_3$  in cui resta per 25sec, per poi passare nello stato  $q_1$  (25sec) ed infine  $q_0$  (30sec).

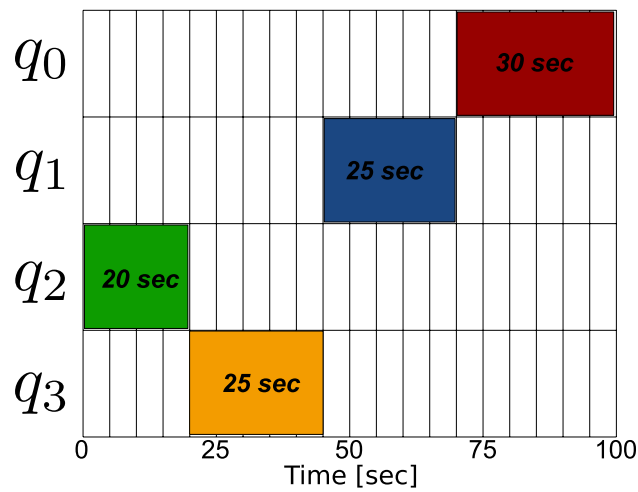
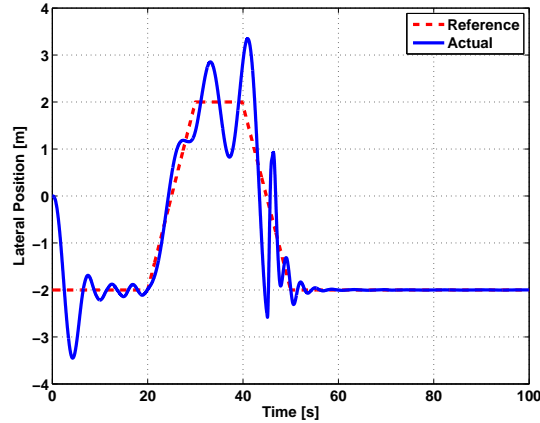
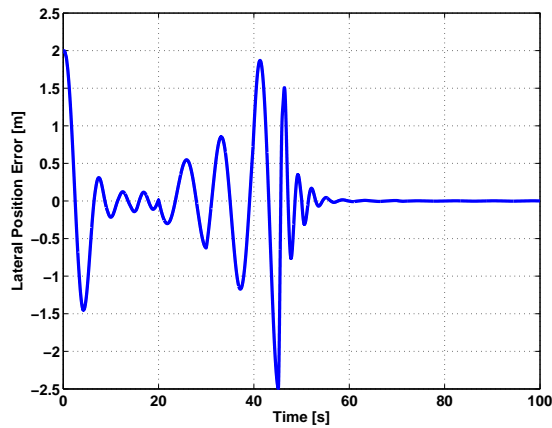


Figura 6.23. Scheduling Prova 3

In Figura 6.24 è mostrata la posizione laterale del veicolo nella carreggiata (in blu) rispetto alla manovra di riferimento (in rosso) (a) e l'errore commesso dal guidatore nel compiere tale manovra (b). È interessante notare come nel passaggio dallo stato  $q_3$  allo stato  $q_1$  l'errore sulla posizione cominci improvvisamente a diminuire fino ad annullarsi del tutto con il passaggio allo stato  $q_0$ .



(a) Posizione laterale



(b) Errore posizione laterale

**Figura 6.24.** Posizione laterale ed errore

In Figura 6.25 è mostrato l'andamento dell'angolo di sterzo. Si noti soprattutto come nel passaggio dallo stato  $q_3$  a  $q_1$  (45sec), quando il guidatore ritorna attento, l'angolo di sterzo subisce una forte variazione.

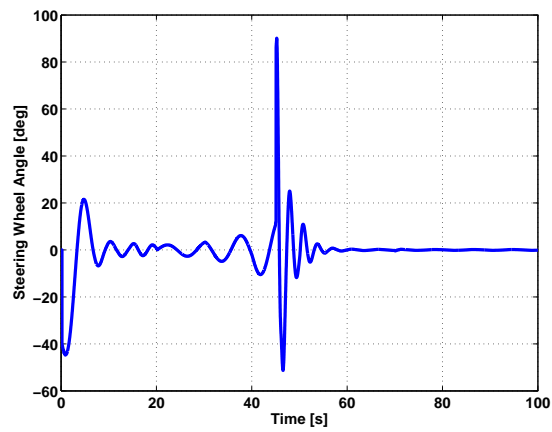


Figura 6.25. Angolo di sterzo

In Figura 6.26 sono riportati i residui generati dal banco di osservatori di Luenberger. In Figura 6.27 è riportato il grado di distrazione reale (in rosso) e quello stimato (in blu).

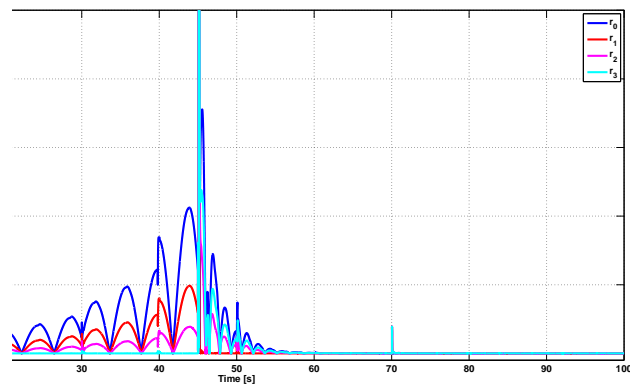


Figura 6.26. Residui

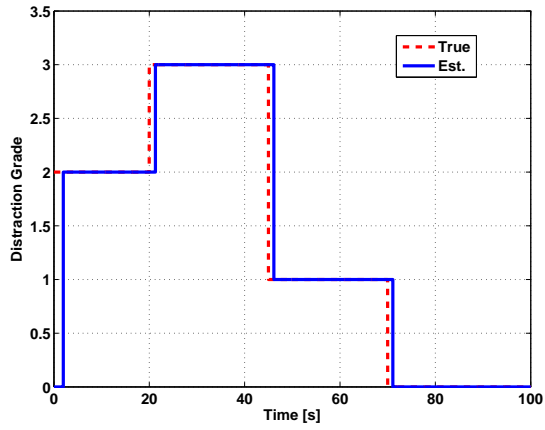


Figura 6.27. Grado di distrazione stimato

### 6.3.4 Prova 4

Nella Prova 4 è stato simulato il caso in cui il guidatore si distrae improvvisamente per poi ritornare direttamente allo stato di guida normale. In particolare il passaggio tra i vari stati è mostrato in Figura 6.28: il guidatore resta nella stato di guida normale  $q_0$  per 45sec, si distrae passando nello stato  $q_3$  per 10sec, per poi ritornare nello stato  $q_0$  per altri 45sec.

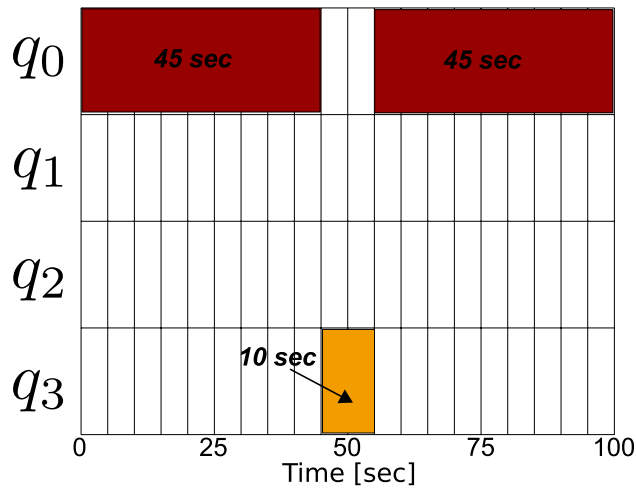
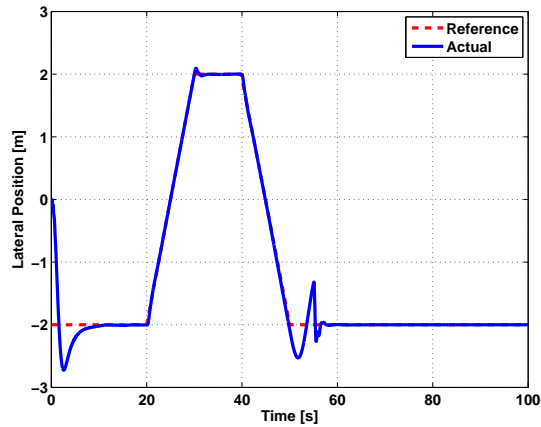
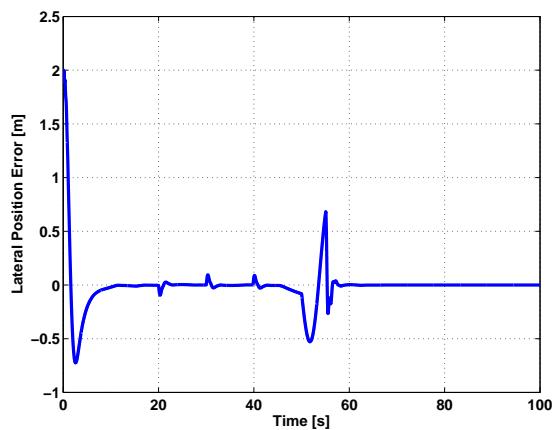


Figura 6.28. Scheduling Prova 4

In Figura 6.29 è mostrata la posizione laterale del veicolo nella carreggiata (in blu) rispetto alla manovra di riferimento (in rosso) (a) e l'errore commesso dal guidatore nel compiere tale manovra (b). Come si può osservare, nel passaggio dallo stato  $q_0$  allo stato  $q_3$  (45sec) l'errore sulla posizione aumenta improvvisamente ritornando a valori prossimi a zero con il successivo passaggio allo stato  $q_0$  (55sec).



(a) Posizione laterale



(b) Errore posizione laterale

**Figura 6.29.** Posizione laterale ed errore

In Figura 6.30 è mostrato l'andamento dell'angolo di sterzo. Si può osservare come nel momento in cui il guidatore ritorna attento, passando improvvisamente da  $q_3$  a  $q_0$ , è costretto ad imprimere allo sterzo una forte



112 6 Osservatore Ibrido per la stima dello stato di distrazione/affaticamento del Guida tore  
variazione per tornare nel percorso di guida.

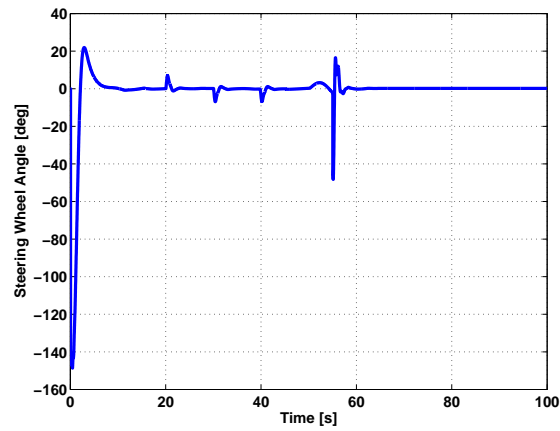


Figura 6.30. Angolo di sterzo

In Figura 6.31 sono riportati i residui generati dal banco di osservatori di Luenberger.

In Figura 6.32 è riportato il grado di distrazione reale (in rosso) e quello stimato (in blu).

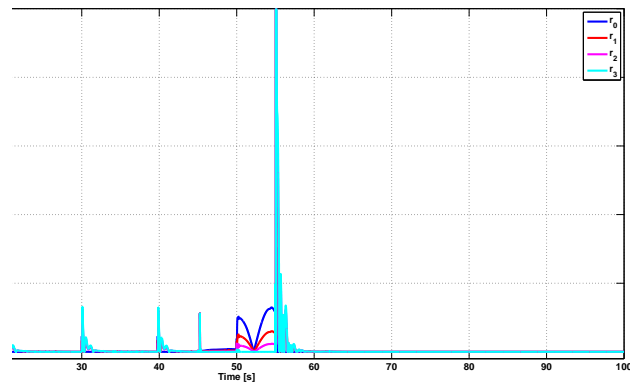


Figura 6.31. Residui

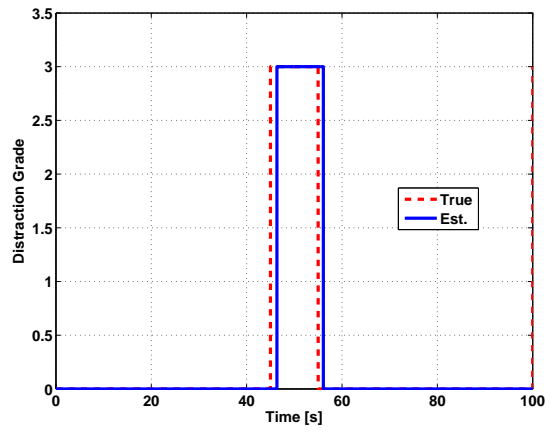


Figura 6.32. Grado di distrazione stimato

## 6.4 Conclusioni

In questa sezione, per la natura intrinsecamente ibrida del “sistema guida-tore”, il cui tipo di guida dipende dal grado di distrazione/affaticamento, è stato proposto l’utilizzo di un osservatore ibrido per la stima dello stato corrente di affaticamento/distrazione del conducente. Questo approccio si è rivelato efficace in tutte le prove considerate e può essere ritenuto un metodo realistico per la costruzione di sistemi di rilevazione automatica dello stato di veglia del guidatore, soprattutto per quelli che si basano sul monitoraggio del veicolo.

Si noti tuttavia che i risultati conseguiti sono da ritenersi ancora preliminari perchè non si conosce il grado di validità del modello di guida proposto e la sua generalità rispetto all’intera popolazione dei guidatori, sia rispetto ai loro comportamenti e stili di guida nelle diverse situazioni di traffico sia per quanto riguarda il loro comportamento nei diversi stati di sonnolenza/distrazione.

---

## Conclusioni

Gli aspetti affrontati nella presente tesi di dottorato hanno riguardato metodi e algoritmi per il riconoscimento del livello di distrazione e affaticamento nella guida di autoveicoli

Dopo una breve introduzione, nella sezione 2 sono stati descritti i metodi che si basano sul monitoraggio diretto del conducente. Tali metodi includono la misura delle condizioni fisiologiche (come onde cerebrali, pulsazioni, pressione) e il controllo dei movimenti degli occhi, dello sguardo, della testa e le espressioni facciali come gli sbadigli frequenti.

Nella sezione 3 sono state invece presentate le tecniche di riconoscimento dell'affaticamento che si basano sul monitoraggio del comportamento del veicolo. In questo caso, al fine di determinare il grado di fatica, vengono analizzate la posizione del veicolo nella carreggiata, la velocità, l'angolo di sterzo, la traiettoria del veicolo. A differenza dei metodi descritti nella sezione 2 che richiedono spesso l'utilizzo di sensori collegati al guidatore, le tecniche presentate nella sezione 3 sono totalmente non intrusive e per questo sono da ritenersi utilizzabili nelle applicazioni pratiche. Su tali tecniche si basano proprio gli algoritmi descritti nelle sezioni successive.

La sezione 4 descrive in dettaglio un algoritmo utile al riconoscimento del grado di distrazione del guidatore. In particolare, prendendo spunto dalla scala di Epworth [53] per l'identificazione della sonnolenza, sono stati considerati 4 diversi gradi di distrazione. Ogni diverso grado è determinato sulla base dell'andamento dell'angolo di sterzo e della posizione del veicolo all'interno della carreggiata. L'algoritmo è stato quindi implementato in Matlab/Simulink e testato utilizzando il simulatore di guida Carsim DS simulando una tipica situazione di distrazione alla guida. Il test ha dimostrato un buon comportamento dell'algoritmo nella determinazione del grado di distrazione.

La sezione 5 descrive in dettaglio un algoritmo utile al riconoscimento del grado di affaticamento del guidatore, che, a differenza della distrazione, non si evidenzia all'improvviso, ma si sviluppa nell'arco di un determinato periodo di tempo, durante il quale le capacità di reazione e percezione diminuiscono costantemente. Anche in questo caso i 4 diversi gradi di affaticamento sono

determinati sulla base dell'angolo di sterzo e della posizione del veicolo nella carreggiata. L'algoritmo è stato implementato in Matlab/Simulink e testato utilizzando Carsim DS simulando una tipica situazione di affaticamento.

Infine nella sezione 6 è stato proposto l'utilizzo di un osservatore ibrido per la stima dello stato del guidatore. Dopo aver introdotto la teoria sui sistemi e sugli osservatori ibridi, è stato trattato il caso particolare del guidatore, facendo riferimento a specifici modelli matematici utili a modellare il suo comportamento. È stato quindi caratterizzato il sistema ibrido del guidatore, anche sulla base delle osservazioni fatte nelle sezioni precedenti. Il sistema è costituito da quattro stati ibridi, uno per ogni grado di distrazione/affaticamento. Il passaggio da uno stato all'altro dipende dalle dinamiche del sistema osservate con l'ausilio di un banco di 4 osservatori, uno per ogni stato ibrido. In particolare l'analisi dei residui generati dagli osservatori permette di stimare lo stato ibrido corrente. Il sistema e l'osservatore ibrido sono stati implementati in Matlab/Simulink e testati utilizzando Carsim. I test hanno evidenziato come l'osservatore, a seguito di un cambiamento dello stato ibrido del guidatore, sia in grado di stimare correttamente lo stato ibrido corrente.

La tabella 6.2 riassume le caratteristiche principali dei tre algoritmi sviluppati. In particolare l'algoritmo per l'identificazione dell'affaticamento si distingue per l'utilizzo di soglie di warning che si adattano allo stile di guida del conducente, ma andrebbe ulteriormente approfondita la metodologia di adattamento. L'algoritmo per l'identificazione della distrazione, anche se nei test ha correttamente identificato lo stato di distrazione del conducente, si basa su soglie di warning fisse che risultano troppo sensibili allo stile di guida. L'osservatore ibrido per la stima dello stato del guidatore è caratterizzato dall'utilizzo di un modello del guidatore che andrebbe ulteriormente approfondito per valutarne la generalità rispetto all'intera popolazione dei guidatori.

	Algoritmo identificazione distrazione	Algoritmo identificazione affaticamento	Osservatore Ibrido
Soglie di warning adattative	x	✓	x
Soglie di warning fisse	✓	x	x
Modello guidatore	x	x	✓

**Tabella 6.2.** Caratteristiche algoritmi sviluppati

---

## Riferimenti bibliografici

1. Ranney T. et al., "NHTSA Driver Distraction Research: Past, Present and Future", Driver Distraction Internet Forum, 2000.
2. Neale, V. et al. "An Overview of the 100-Car Naturalistic Study and Findings", available at <http://www-nrd.nhtsa.dot.gov/pdf/nrd-12/100CarESV05summary.pdf>
3. AAA Foundation for Traffic Safety, "The Role of Driver Distraction in Traffic Crashes", <http://www.aaafoundation.org/pdf/distraction.pdf>, May 2001.
4. Young, K., Regan, M., Hammer, M., "Driver Distraction: a review of the Literature", Report No. 206 Monash University, Australia, 2003.
5. STRID Sub-Group on Fatigue, "Canadian Operational Definition of Driver Fatigue", May 2006.
6. J. Christopher Brill, P. A. Hancock, and Richard D. Gilson, "Driver Fatigue: Is Something Missing?", Proceedings of the Second International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design, pp. 138-142, 2003.
7. The Royal Society for the Prevention of Accidents, "Driver Fatigue and Road Accidents: a Literature Review and Position Paper", Feb. 2001.
8. European Transport Safety Council, "The Role of Driver Fatigue in Commercial Road Transport Crashes", 2001.
9. Thorny Nilson, Thomas M. Nelson, Dona Carlson, "Development of Fatigue Symptoms During Simulated Driving", Accidents Analysis & Prevention Vol. 29, No 4. pp. 479-488. 1997.
10. A. Maclean, D. Davies, and K. Thiele, "The hazards and prevention of driving while sleepy", Sleep Medicine Reviews, vol. 7, no. 6, pp. 507- 521, April 2003.
11. P. Thiffault and J. Bergeron, "Fatigue and individual differences in monotonous simulated driving," Personality and individual differences, vol. 34, pp. 159-176, April 2003.
12. Q. Ji and X. Yang, "Real-time eye, gaze and face pose tracking for monitoring driver vigilance," Real Time Imaging, vol. 1, no. 8, pp. 357- 377, February 2002.
13. J. May and C. Baldwin, "Driver fatigue: The importance of identifying causal factors of fatigue when considering detection and countermeasure technologies," Transportation Research Part F, November 2008.
14. A. Borbely, F. Baumann, D. Brandeis, I. Strauch, and D. Lehmann, "Sleep deprivation: Effect on sleep stages and eeg power density in man," Electroen-

- cephalography and Clinical Neurophysiology, vol. 51, no. 5, pp. 483–493, May 1981.
15. S. Lal, A. Craig, P. Boord, L. Kirkup, and H. Nguyen, “Development of an algorithm for an eeg-based driver fatigue countermeasure,” *Journal of Safety Research*, vol. 34, no. 3, pp. 321–328, February 2003.
  16. S. Lal and A. Craig, “A critical review of the psychophysiology of driver fatigue,” *Biological Psychology*, vol. 55, pp. 173–194, November 2000.
  17. ———, “Driver fatigue: Electroencephalography and psychological assessment,” *Psychophysiology*, vol. 39, pp. 313–321, September 2002.
  18. ———, “Electroencephalography activity associated with driver fatigue: Implications for a fatigue countermeasure device,” *Journal of Psychophysiology*, vol. 15, no. 3, pp. 183–189, September 2001.
  19. A. Vuckovic, V. Radivojevic, A. Chen, and D. Popovic, “Automatic recognition of alertness and drowsiness from eeg by an artificial neural network,” *Medical Engineering and Physics*, vol. 24, pp. 349–360, March 2002.
  20. T. Jung, S. Makeig, M. Stensmo, and T. Sejnowski, “Estimating alertness from the eeg power spectrum,” *IEEE transactions on biomedical engineering*, vol. 44, no. 1, pp. 60–69, January 1997.
  21. B. Jap, S. Lal, P. Fischer, and E. Bekiaris, “Using eeg spectral components to assess algorithms for detecting fatigue,” *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 2, pp. 2352–2359, March 2009.
  22. Chouvarda, I., Papadelis, C., “Non-linear analysis for the sleepy drivers problem”, *MEDINFO*, Volume 12, Issue Pt 2, pp. 1294-1298, 2007.
  23. Mervyn V.M. Yeo, Xiao-Ping Li et al. “Can SVM be used for automatic EEG detection of drowsiness during car driving?”, *Safety Science* Vol. 47, Issue 1, pp. 115-124, 2009.
  24. Kai-Quan Shen, Xiao-Ping Li et al. “EEG-based mental fatigue measurement using multi-class support vector machines with confidence estimate”, *Clinical Neurophysiology* Vol. 119, pp. 1524- 1533, 2008.
  25. Chin-Teng Lin; Ruei-Cheng Wu, “EEG-based drowsiness estimation for safety driving using independent component analysis”, *Circuits and Systems I: Regular Papers*, Vol. 52, Issue 12, pp. 2726 - 2738, Dec. 2005.
  26. Chris Berka, Daniel J. Levendowski et al. “EEG Correlates of Task Engagement and Mental Workload in Vigilance, Learning, and Memory Tasks”, *Aviation Space and Environmental Medicine* Vol. 78, No.5, Section II, pp. 231-244, May 2007.
  27. B. T. Skinner, H. T. Nguyen, D. K. Liu. “Classification of EEG Signals Using a Genetic-Based Machine Learning Classifier”, *Engineering in Medicine and Biology Society: 29th*, pp. 3120-3123, Aug. 2007.
  28. Peter Bouchner, “A complex analysis of the driver behavior from simulated driving focused on fatigue detection classification”, *WSEAS Transactions on Systems*, Vol. 5, Issue 1, pp. 84-91, January 2006.
  29. Chern-Pin Chua, Gary McDarby and Conor Heneghan, “Combined electrocardiogram and photoplethysmogram measurements as an indicator of objective sleepiness”, *Physiological Measurement*, Vol. 29, pp. 857-868, 2008.
  30. Damousis, I.G., Tzovaras, D, “Fuzzy Fusion of Eyelid Activity Indicators for Hypovigilance-Related Accident Prediction”, *Intelligent Transportation Systems*, Vol. 9, Issue 3 pp. 491 - 500, Sept. 2008.

31. Venkatesh Balasubramanian, K. Adalarasu, "EMG-based analysis of change in muscle activity during simulated driving", *Journal of Bodywork and Movement Therapies* Vol. 11 , pp. 151-158, 2007.
32. Katsis C.D., Ntouvas, N.E., "Assessment of muscle fatigue during driving using surface EMG", *Proceedings of the IASTED International Conference on Biomedical Engineering*, Article, pp. 259-262, 2004.
33. Q. Ji, Z. Zhu, and P. Lan, "Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue," *IEEE transactions on vehicular technology*, vol. 53, no. 4, pp. 1052-1068, July 2004.
34. W. Wierwille, L. Ellsworth, S. Wreggit, R. Fairbanks, and C. Kim, "Research on vehicle-based driver status/performance monitoring: development, validation and refinement of algorithms for detection of driver drowsiness," *National highway traffic safety administration*, vol. 808, no. 247, 1994.
35. R. Knipling and W. Wierwille, "Vehicle-based drowsy driver detection: Current status and future prospects," *IVHS America Fourth Annual Meeting*, pp. 1-24, April 1994.
36. R. Grace, V. Byrne, D. Bierman, J.-M. Legrand, D. Gricourt, B. Davis, J. Staszewski, and B. Carnahan, "A drowsy driver detection system for heavy vehicles," *Digital Avionics Systems Conference*, 1998. *Proceedings*, 17th DASC. The AIAA/IEEE/SAE, vol. 2, pp. I36/1-I36/8, November 1998.
37. T. Hayami, K. Matsunaga, K. Shidoji, and Y. Matsuki, "Detecting drowsiness while driving by measuring eye movement - a pilot study," *Intelligent Transportation Systems*, 2002. *Proceedings*. The IEEE 5th International Conference on, pp. 156-161, October 2002.
38. M. Sigari, "Driver hypo-vigilance detection based on eyelid behavior," *Advances in Pattern Recognition*, 2009. *ICAPR '09. Seventh International Conference on*, pp. 426-429, Feb 2009.
39. D. Dinges, M. Mallis, and J. Powell, "Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management," *Department of transport safety*, vol. 808, no. 762, April 1998.
40. M. Devi and P. Bajaj, "Driver fatigue detection based on eye tracking," *Emerging Trends in Engineering and Technology*, 2008. *ICETET '08. First International Conference on*, pp. 649-652, July 2008.
41. A. Albu, B. Widsten, T. Wang, J. Lan, and J. Mah, "A computer visionbased system for real-time detection of sleep onset in fatigued drivers," *Intelligent Vehicles Symposium*, 2008 IEEE, pp. 25-30, June 2008.
42. X. Fan, B. Yin, and Y. Sun, "Nonintrusive driver fatigue detection," *Networking, Sensing and Control*, 2008. *ICNSC 2008. IEEE International Conference on*, pp. 905-910, April 2008.
43. H. Gu and Q. Ji, "An automated face reader for fatigue detection," *Automatic Face and Gesture Recognition*, 2004. *Proceedings*. Sixth IEEE International Conference on, pp. 111-116, May 2004.
44. E. Vural, M. Cetin, A. Ercil, G. Littlewort, M. Bartlett, and J. Movellan, "Machine learning systems for detecting driver drowsiness," *Proceedings, Digital Signal Processing for in-Vehicle and mobile systems*, June 2007.
45. R. Sayed and A. Eskandarian, "Unobtrusive drowsiness detection by neural network learning of driver steering," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 215, no. 9, pp. 969-975, June 2001.



46. Farid, M.N., Kopf, M., Bubb, H., EI Essaili, A., "Methods to develop a driver observation system used in an active safety system", VDI Berichte Issue 1960, Pages 639-650, 2006.
47. Yan-JiongZhong; Li-PingDu; KanZhang; Xiang-Hong Sun, "Localized energy study for analyzing driver fatigue state based on wavelet analysis", ICWAPR '07 Vol. 4, pp. 1843 -1846, 2007
48. Takei, Y., Furukawa, Y., "Estimate of driver's fatigue through steering motion", SMC '05, Vol. 2, pp. 1765-1770, 2005.
49. M. Bertozzi, A. Broggi, M. Cellario, A. Fascioli, P. Lombardi, and M. Porta, "Artificial vision in road vehicles," Proceedings of the IEEE, vol. 90, no. 7, pp. 1258–1271, July 2002.
50. D. Pomerleau, "Ralph: rapidly adapting lateral position handler," Intelligent Vehicles '95 Symposium., Proceedings of the, pp. 506–511, September 1995.
51. G. Cario, A. Casavola, G. Franzè, M. Lupia, G. Brasili, "Predictive Time-to-Lane Crossing estimation for Lane Departure Warning Systems", 21st Enhanced Safety of Vehicles (ESV09), June 2009.
52. G. Cario, A. Casavola, G. Franzè, M. Lupia, "Data Fusion Algorithms for Lane Departure Warning Systems ", 2010 American Control Conference (ACC2010), June 2010.
53. M.W. Johns, "A new method for measuring daytime sleepiness: The Epworth sleepiness scale", Sleep, 14, 540-545, 1991.
54. D.J. King. D.K.Mumford, G.P. Siegmind, "Attention Algorithm for Detecting Heavy Truck Fatigue from Steering Wheel Motion", Proceedings of the 16<sup>th</sup> International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles, 1998.
55. Z. Zhu and Q. Ji, "3d face pose tracking from an uncalibrated monocular camera," Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on, vol. 4, pp. 400–403, August 2004.
56. D. McRuer and D. Weir, "Theory of manual vehicular control", Ergonom., vol. 12, pp. 599–633, 1969.
57. A. Modjtahedzadeh and R. Hess, "A model of driver steering control behavior for use in assessing vehicle handling qualities", ASME J. Dynam. Syst. Meas. Contr., vol. 15, pp. 456–464, Sept. 1993.
58. G. Cario, A. Casavola, G. Franzè, M. Lupia, "A Hybrid Observer Approach for Driver Drowsiness Detection", 19th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED11), June 2011.
59. P.J. Antsaklis, "A brief introduction to the theory and applications of hybrid systems". Proc. IEEE, Special Issue on Hybrid Systems, 88(7):879-86, 2000.
60. J. Lygeros, K.H. Johansson, S.N. Simic, J. Zhang, S.S. Sastry. "Dynamical properties of hybrid automata". IEEE Trans. Automatic Control, 48:2-17, 2003.
61. A. Bemporad, M. Morari, "Control of systems integrating logic, dynamics, and constraints. Automatica", 35(3):407-27, 1999
62. J. W. Cooley, J. W. Tukey, "An Algorithm for the Machine Computation of the Complex Fourier Series" Mathematics of Computation, Vol. 19, pp. 297-301, 1965.
63. A. Ballucchi, L. Benvenuti, M.D. Di Benedetto, A.L. Sangiovanni-Vincetelli, "Design of observer for hybrid systems", Hybrid Systems: Computation and Control vol.2289 of Lecture Notes in Computer Science pp. 76-89 Springer-Verlag, 2002.

64. P. E. Caines, R. Greiner, and S. Wang, "Dynamical logic observers for finite automata", Proceedings of 27th Conference on Decision and Control, pp. 226-233, Austin, TX, 1988.
65. TRACE (TRAffic Accident Causation in Europe) "Review of crash effectiveness of Intelligent Transport Systems" 2007 - Lane Departure Warning and Control
66. W. van Winsum, K.A. Brookhuis, D. de Waard, A comparison of different ways to approximate time-to-line crossing (TLC) during car driving , Accident Analysis and Prevention 32, pp. 47-56, 2000.
67. S. Mammari, S. Glaser, M. Netto, Time to lane crossing for lane departure avoidance: A theoretical study and experimental setting , IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems 7(2), pp. 226-241, 2006.
68. Farrelly J., Wellstead P., Estimation of Lateral velocity ,Proceeding of the 1996 IEEE International conference on Control Applications, Dearborn, pp. 552- 557, 1996.
69. A. Y. Ungoren, H. Peng, H.E. Tseng, A Study on Lateral Speed Estimation Methods , Int. J. Vehicle Autonomous Systems, Vol. 2, Nos 1/2, pp. 126-144, 2004.



## Parte III

---

## Appendici



## A

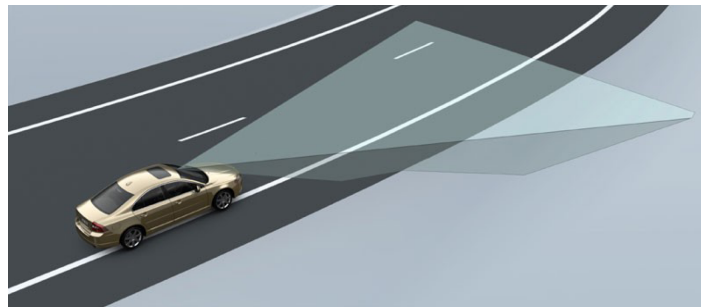
---

### Sistema LDWS

Tra i vari dispositivi di sicurezza attiva (sistemi per la frenata di emergenza, sistemi per il riconoscimento dei pedoni, sistemi anti-collisione), i dispositivi per l'avviso di superamento involontario della corsia di marcia (Lane Departure Warning System - LDWS) risultano di particolare interesse vista la facilità di installazione anche su vetture già in circolazione e la possibilità di realizzazione a costi contenuti.

I sistemi LDWS sono dispositivi di visione artificiale real-time che attraverso l'uso di una telecamera (figura (A.1))

- identificano le strisce orizzontali della carreggiata e la corretta posizione e direzione di marcia dell'autovettura
- stimano l'intervallo di tempo entro il quale il veicolo raggiungerà i limiti della corsia di marcia proseguendo con l'attuale velocità e direzione di marcia
- avvisano il conducente in caso di superamento di tali limiti in tempo utile ad effettuare una manovra correttiva



**Figura A.1.** Lane Departure Warning System

Da recenti studi europei [65] risulta che l'introduzione di sistemi LDWS a bordo vettura comporterebbe:

- una potenziale riduzione del 25% del numero di collisioni frontali e uscite di strada
- una riduzione sulla gravità delle ferite del 25% per urti frontali e del 15% per uscite di strada
- una riduzione del 60% del numero di urti laterali fra autovetture con LDWS integrato ad un sistema di assistenza al cambio di corsia

La funzione principale del sistema LDWS è quella di aiutare il conducente a rimanere nella corsia di marcia. Una telecamera è montata sul cruscotto anteriore ed è usata per identificare la posizione e l'orientamento del veicolo rispetto alla corsia di marcia (attraverso il riconoscimento delle strisce di demarcazione orizzontali).

Questi dati sono integrati con altre informazioni ottenute dai sistemi di controllo elettronici esistenti a bordo (velocità delle ruote, angolo di sterzo, etc.) oppure ottenute con sensori aggiuntivi. La fusione di tutte queste informazioni consente di stimare il Tempo di Invasione Corsia Attigua (Time to Lane Crossing  $t_{tlc}$ ) [66],[67],[68],[69], calcolato in modo approssimato dividendo la posizione laterale entro la corsia di marcia ( $y$ ), misurata rispetto ai limiti delle linee di demarcazione, con la velocità laterale ( $V_y$ ) (figura (A.2))

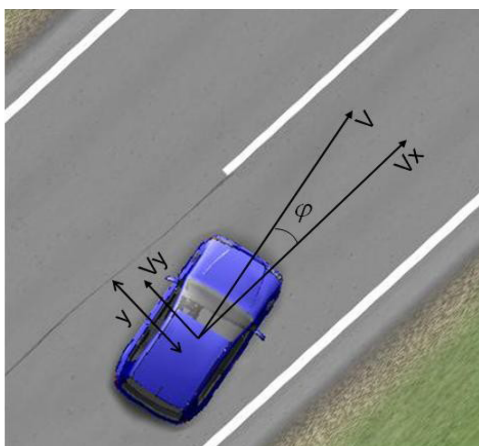


Figura A.2. Calcolo  $t_{tlc}$

Quando il tempo di  $t_{tlc}$  è più piccolo di una soglia prefissata, il sistema avverte il conducente che il veicolo sta avvicinandosi pericolosamente alle strisce orizzontali che delimitano la corsia di marcia e potrebbe invadere la corsia attigua o finire sul guard rail.

Molti sistemi generano un avviso acustico o ottico (utilizzando ad esempio il display del navigatore se le due funzioni sono integrate), mentre altri

utilizzano vibrazioni sul sedile o sul volante o forniscono una piccola coppia al volante nella direzione di correzione, non sufficiente a correggere del tutto l'azione del conducente. Infatti, la filosofia di base di questi sistemi è che sia sempre il conducente a decidere le azioni correttive.

Il sistema realizzato esegue le seguenti operazioni:

1. acquisisce le immagini dalle telecamere e dai sensori installati;
2. processa a ogni istante di campionamento l'immagine della strada identificando la segnaletica orizzontale e i limiti della corsia di marcia. Esegue inoltre test di consistenza sulle immagini processate mantenendo la continuità dei risultati ottenuti nei vari frame;
3. Utilizza un algoritmo di fusione dei dati per integrare i dati forniti dai sensori installati sulla vettura con quelli forniti dal sistema di visione e determina la posizione e l'orientamento all'interno della carreggiata;
4. Calcola il tempo di invasione di corsia attigua e avverte il conducente in caso di imminente pericolo se questo è sotto una determinata soglia.

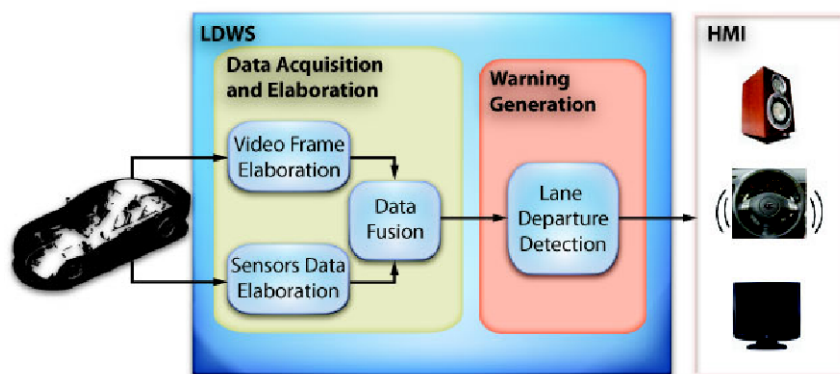


Figura A.3. Schema algoritmo fusione dei dati





## B

---

### Simulatore di guida Carsim DS

Il simulatore di guida Carsim DS amplia le funzionalità del software di simulazione della dinamica del veicolo Carsim includendo un modulo real-time e permettendo di simulare la guida di un veicolo vero e proprio tramite l'utilizzo di uno sterzo e di una pedaliera installati su un PC dedicato.

DS include i driver per svariate tipologie di sterzi e pedali, specifici modelli per poter utilizzare lo sterzo all'interno di Matlab/Simulink e un'applicazione stand alone per effettuare test di guida senza software aggiuntivo. Inoltre include il supporto per l'animazione su schermi multipli ed un modulo real-time grazie al quale i modelli matematici operano sulla base del tempo reale di guida (Figura B.1).



**Figura B.1.** Simulatore di guida

Per i test di guida è possibile utilizzare una serie di percorsi specifici che includono un'ovale ad alta velocità, una strada con diversi coefficienti di attrito, manovre particolari quali cambi di corsia, slalom, etc. (Figura B.2).

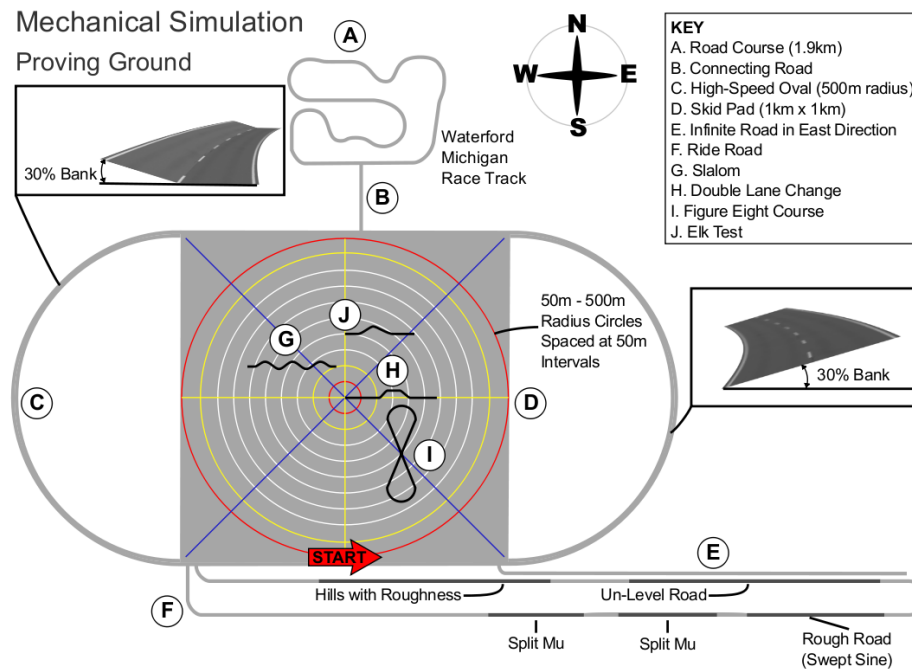


Figura B.2. Percorsi di guida

Carsim DS è la base di alcuni tra i più completi simulatori di guida esistenti, tra cui il più grande simulatore al mondo sviluppato da Toyota (Figura B.3).



Figura B.3. Simulatore Toyota