



UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA CIVILE EDILE ED
AMBIENTALE

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA CIVILE

**Sviluppo di un sistema esperto basato sulla
logica fuzzy per l'identificazione di incidenti
stradali.**

Simulazioni in contesti autostradali

Laureanda:
VALERIA BARBARO
Matricola 1011268

Relatore:
Ch.mo Prof. Ing. RICCARDO
ROSSI
Correlatore:
Ing. GREGORIO GECHELE

Anno accademico 2014/2015

*Quando la strada
non c'è
inventala!*
Lord Baden-Powel

Indice

Introduzione	iii
1 Nozioni fondamentali	1
1.1 Teoria del deflusso	1
2 Metodi di identificazione degli incidenti stradali	9
2.1 AID. Sistemi di identificazione automatica	10
2.1.1 Metodi che utilizzano sensori fissi	11
2.1.2 Metodi che utilizzano i sensori mobili	17
2.1.3 Uso integrato di diversi sistemi di rilevazione	18
2.2 Prestazioni dei metodi di identificazione	20
2.3 Analisi delle prestazioni	22
2.4 Ricerche in ambito nazionale ed europeo	28
2.4.1 Sistema nazionale di rilevamento Panama	28
2.5 Selezione del metodo	31
3 Inquadramento del problema	33
3.1 Sviluppo del sistema	34
3.1.1 Definizione delle curve di deflusso teoriche	35
3.1.2 Popolamento del dataset	36
3.1.3 Calibrazione e Validazione del sistema esperto	36
4 Diagramma fondamentale ed elaborazione dati	39
4.1 I modelli di microsimulazione	39
4.2 Modello base	42
4.2.1 Costruzione della curva di deflusso	45
4.3 Modello base con incidente	48
4.3.1 Elaborazione ed analisi dei dati	52

4.3.2	Aggiornamento anomalie spire virtuali	62
5	FIS - Approccio metodologico	65
5.1	Definizione delle funzioni di appartenenza	69
5.2	Generazione delle regole	73
5.3	Ottimizzazione dei FIS	75
5.4	Inferenza	79
6	Prestazioni del sistema esperto	85
6.1	Analisi dei dati inferiti	86
6.2	Prestazioni del sistema	89
6.2.1	Osservazioni complessive	94
6.3	Analisi delle serie storiche	97
6.3.1	Sviluppo del Sistema 2	100
6.4	Confronto tra i sistemi esperti	105
6.4.1	Allarmi	114
	Conclusioni	119
A	Spire induttive	121
A.1	Sensori per la rilevazione dei dati di traffico	121
A.1.1	Calibrazione dei sensori	122
A.1.2	Induzione elettromagnetica	125
A.1.3	Funzionamento	125
B	La logica Fuzzy	129
B.1	Terminologia ricorrente nella logica fuzzy	130
B.2	Sistemi fuzzy	131
B.2.1	Insiemi e regole fuzzy	131
B.3	Costruzione di un sistema fuzzy	134
B.3.1	Fuzzificazione	134
B.3.2	Inferenza	136
B.3.3	Defuzzificazione	137
B.4	Implementazioni fuzzy	138
	Bibliografia	144
	Ringraziamenti	145

Introduzione

Un segmento autostradale sottoposto a stati di congestione, dovuti ad eventi ricorrenti e non ricorrenti, per mantenere un livello di servizio predefinito dovrà prevedere delle attività di controllo della regolarità del funzionamento del sistema stesso che sono parte integrante dell'attività di gestione ed esercizio dei sistemi di trasporto; queste procedure devono consentire il ripristino delle modalità di circolazione e devono inoltre fornire informazioni agli utenti della strada sulla situazione del traffico e sulle difficoltà di circolazione, indicando al guidatore il migliore itinerario da seguire per raggiungere la destinazione (MIT n.d.).

Gli eventi ricorrenti, che generano stati di congestione, rappresentano situazioni prevedibili che si verificano gradualmente e periodicamente nelle ore di punta e possono essere causati, per esempio, dalla limitata capacità dell'infrastruttura; mentre gli eventi non ricorrenti, incidenti stradali per la loro imprevedibilità rappresentano un fenomeno di difficile trattazione e gestione.

Si rende quindi necessario progettare sistemi in grado di identificare l'evento critico occorso in un determinato segmento in tempi relativamente ristretti, limitandone gli effetti negativi sull'utenza e sul sistema esterno (aumento del rischio, perditempo, maggiori consumi ed emissioni, etc.).

I principali obiettivi di un sistema di gestione del traffico in caso di incidente sono:

- l'identificazione dell'evento (incidente);
- la velocità nel ripristino della circolazione;
- la minimizzazione delle condizioni di rischio;

- il miglioramento della qualità delle informazioni raccolte e registrate ai fini del loro utilizzo sia per la gestione del sinistro che per la pianificazione e governo della sicurezza stradale;
- il miglioramento delle procedure di identificazione e notifica ai fini di una più efficiente gestione delle emergenze e integrazione della conoscenza del fenomeno degli incidenti stradali relativamente ai dati disponibili, alla capacità di analisi degli stessi ed alla comprensione del ruolo e del peso dei fattori che influenzano l'evento;
- l'innovazione della tecnologia di raccolta delle informazioni;
- la valutazione e la verifica dell'efficienza e della qualità dell'intero processo di rilievo, gestione, analisi e trasmissione dei dati.

L'impiego nella gestione del traffico, di un sistema di monitoraggio adeguato, può favorire l'identificazione degli incidenti e può ridurre il tempo necessario per avviare strategie di gestione della circolazione e misure di emergenza efficaci.

Lo sviluppo ed il miglioramento dei sistemi di identificazione degli incidenti negli ultimi decenni è dovuto alla diffusione di nuove tecnologie, nuovi sensori e allo sviluppo di algoritmi di rilevazione con differenti teorie alla base del funzionamento.

Le prestazioni di un sistema di rilevamento dipendono dalla modalità di osservazione del fenomeno (misure di traffico) e dai metodi impiegati per identificare e classificare gli incidenti attraverso l'analisi dei parametri del traffico; le due fasi assieme forniscono una piattaforma tecnica in cui una ampia varietà di metodi può essere progettata e applicata.

Obiettivo primario del presente lavoro di tesi è lo sviluppo di un sistema esperto in grado di riconoscere un evento straordinario (incidente stradale) a partire dall'elaborazione di dati normalmente prodotti da sistemi di rilevazione dei parametri fondamentali del deflusso. L'analisi sarà focalizzata sul funzionamento di un tratto base di strada a carreggiate separate avente due corsie per direzione di marcia.

Il lavoro di tesi è stato sviluppato secondo la seguente struttura:

- il **Capitolo 1** descrive brevemente le nozioni fondamentali del deflusso veicolare e i principali parametri che lo caratterizzano;
- il **Capitolo 2** sintetizza i modelli di identificazione degli incidenti sviluppati in letteratura e la loro evoluzione nel corso degli ultimi decenni, soffermandosi in particolare sui metodi *AID Rilevazione automatica da computer*. Sono presentati i principali indicatori di performance dei sistemi ed alcune analisi comparative presenti in letteratura;
- nel **Capitolo 3** viene presentato il contesto di analisi in cui verrà sviluppato il sistema proposto: segmento base di una strada a carreggiate separate;
- nel **Capitolo 4** vengono definite le curve di deflusso mediante la simulazione con S-Paramics delle condizioni di traffico nel segmento base. Infine viene costruito il dataset necessario per la calibrazione del modello simulando per lo stesso tratto il verificarsi di incidenti;
- il **Capitolo 5** presenta l'architettura di un sistema fuzzy e le componenti fondamentali che lo caratterizzano. Inoltre vengono presentati nel dettaglio i passi logici seguiti per lo sviluppo del sistema esperto proposto;
- nel **Capitolo 6** vengono analizzati i risultati ottenuti dal sistema per diverse condizioni di traffico. Un'approfondita analisi di sensitività costituisce l'oggetto primario dello studio descritto nel presente capitolo;
- nelle **Conclusioni** si presenta un riepilogo del lavoro svolto e i possibili sviluppi futuri che riguardano i sistemi di identificazione basati sulla logica fuzzy.

Capitolo 1

Nozioni fondamentali

1.1 Teoria del deflusso

Le grandezze fondamentali che caratterizzano il deflusso in un generico tratto stradale sono il flusso (o volume), la densità e la velocità della corrente veicolare, generalmente valutate in termini di valori medi. Le modalità del deflusso dipendono dalle caratteristiche geometriche e funzionali dell'infrastruttura, dal comportamento di guida dei conducenti, dalle caratteristiche prestazionali dei veicoli e dalle condizioni ambientali.

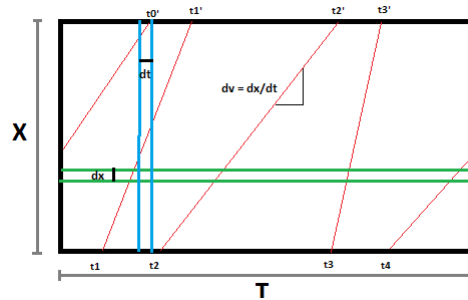
Generalmente nell'analizzare un segmento stradale si assumono le seguenti ipotesi:

- omogeneità della corrente veicolare (stessa tipologia di veicoli e stessi comportamenti di guida);
- stazionarietà del deflusso (le variabili non dipendono dal tempo);
- condizioni di flusso ininterrotto (assenza di interruzioni della corrente veicolare).

L'ipotesi di omogeneità della corrente veicolare, solitamente composta da mezzi differenti per dimensioni e prestazioni, si ottiene trasformando la corrente reale in una corrente veicolare equivalente. La categoria di riferimento solitamente assunta è quella delle autovetture, per cui l'unità di misura è denominata 'autovettura equivalente'.

Le condizioni di deflusso possono definirsi ininterrotte e interrotte: nel primo caso la circolazione del veicolo avviene senza che vi siano arresti delle

Figura 1.1: Diagramma spazio-temporale di un segmento di strada di lunghezza X per un periodo di riferimento temporale T .



correnti dovuti a cause ad esse estranee (semafori, . . .) le eventuali interruzioni sono dovute a cause interne come l'eccesso di domanda rispetto alla capacità, incidenti o a propagazione di code queste condizioni si riscontrano in tratti stradali extraurbani e nelle autostrade, mentre le condizioni di flusso interrotto si verificano quando il flusso veicolare viene periodicamente interrotto indipendentemente dal volume esistente.

Si consideri un tronco di un'infrastruttura di lunghezza X , percorso da veicoli che viaggiano a velocità approssimativamente costante, non necessariamente uguale per tutti i veicoli, per tutto l'intervallo di osservazione T (vedi Figura 1.1).

Se consideriamo un intervallo infinitesimo di dimensioni Xdt definiamo la **DENSITÀ** k come il rapporto tra il numero di veicoli presenti sul segmento e la lunghezza del segmento stesso.

$$k = \frac{M}{X} = \left[\frac{\text{veicoli}}{\text{unità di lunghezza}} \right] \quad (1.1)$$

è una misura di concentrazione sullo spazio.

Se consideriamo un intervallo infinitesimo di dimensioni Tdx possiamo definire il **FLUSSO** q come il numero di veicoli che transita in una certa sezione stradale nell'unità di tempo, ovvero:

$$q = \frac{N}{T} = \left[\frac{\text{veicoli}}{\text{unità di tempo}} \right] \quad (1.2)$$

Si definisce *capacità* di un tronco stradale il valore massimo del flusso

possibile in quel tronco.

Il terzo parametro fondamentale è la **VELOCITÀ MEDIA SPAZIALE** \bar{V}_s che può essere considerata come la velocità media di veicoli che in un certo istante t_0 sono presenti all'interno di un segmento:

$$\bar{V}_s = \frac{\sum_{j=1}^M v_i}{M} \quad (1.3)$$

È difficile stimare questa velocità ma sotto alcune condizioni di Wardrop possiamo valutarla come la media armonica delle velocità dei singoli veicoli possedute nella sezione:

$$\bar{V}_s = \frac{1}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{V_i}} = \left[\frac{\text{distanza}}{\text{unità di tempo}} \right] \quad (1.4)$$

Le variabili flusso, densità e velocità media sono legate tra loro dall'*equazione fondamentale del deflusso*:

$$q = k \cdot V_s \quad (1.5)$$

Esiste anche una misura di concentrazione nel tempo l'**OCCUPAZIONE** O e viene definita come il rapporto tra il tempo complessivo in cui i veicoli si trovano sopra un sensore ed il tempo totale di osservazione T , viene espressa in termini percentuali:

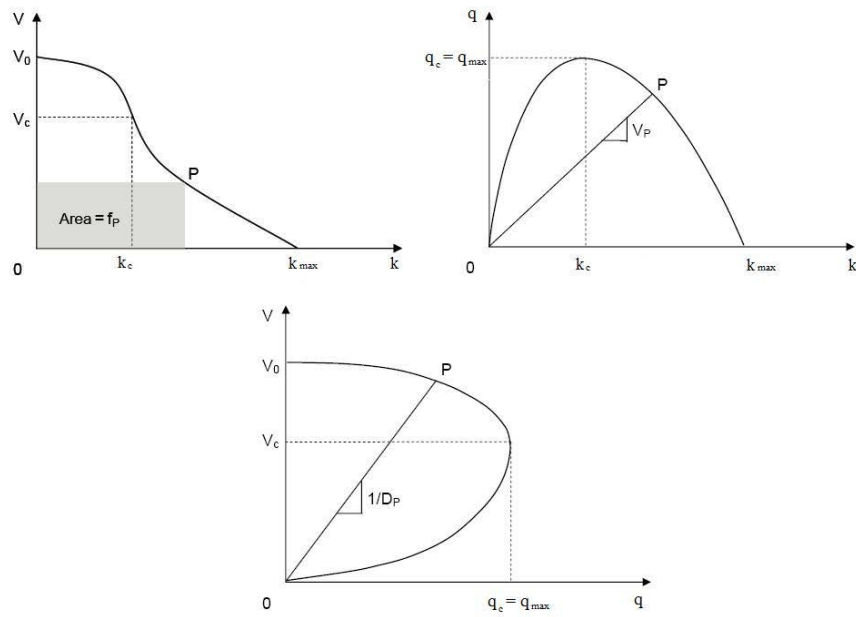
$$O = \frac{\sum_{i=1}^N T_{occ}}{T} \quad (1.6)$$

Attraverso l'equazione fondamentale è possibile esprimere l'occupazione O in funzione della densità k .

Esistono anche delle funzioni che legano tra loro a coppie le tre variabili q , k , V_s . Sperimentalmente si è osservato che la forma generale di queste relazioni è simile a quella osservabile in Figura 1.2, con tre condizioni del deflusso ben distinte tra loro: condizioni di 'free-flow' (deflusso libero), in cui la velocità è massima e non vi sono interferenze tra i veicoli, condizioni critiche (capacità del tronco), dove il flusso è pari al valore massimo, e condizioni di 'jam' (ingorgo) in corrispondenza della densità massima quando la corrente veicolare è ferma.

Il raggiungimento della capacità del tronco (condizioni critiche), quando $V = V_c$, $k = k_c$ e $q = q_c = q_{max}$, definisce il confine tra il ramo di deflusso

Figura 1.2: Forma generale delle relazioni tra coppie di variabili del deflusso, da (Meneguzzer 2011).



stabile e il ramo di deflusso instabile nei diagrammi $V = V(q)$ e $k = k(q)$. Sul ramo stabile, un aumento di densità comporta una diminuzione della velocità e un aumento del flusso; sul ramo instabile, un aumento della densità comporta un'ulteriore diminuzione della velocità ed una diminuzione del deflusso per l'instaurarsi di fenomeni di stop and go.

Per descrivere il condizionamento veicolare sono stati sviluppati diversi modelli, a partire da condizioni di tipo teorico ovvero adottando un approccio deduttivo, oppure a partire da condizioni sperimentali, seguendo un approccio di tipo empirico o deduttivo.

In letteratura esistono diversi modelli matematici che cercano di riprodurre i diagrammi ottenuti per via empirica, solitamente grazie ai dati rilevati in stazioni di monitoraggio del traffico. Tra tutti citiamo:

- Greenshields;
- Greenberg.

Il *modello di Greenshields* ha il vantaggio di essere molto semplice, è stato sviluppato nel 1934 e l'ipotesi di base del modello è una relazione lineare decrescente tra velocità e densità (vedi Figura 1.3):

$$v = v_l \left(1 - \frac{k}{k_j}\right) \quad (1.7)$$

essendo v_l la velocità a flusso libero e k_j la densità massima.

Se si ipotizzano le condizioni di stazionarietà si ottengono i legami tra flusso e velocità e tra flusso e densità, con un andamento parabolico:

$$q = v_l k \left(1 - \frac{k}{k_j}\right) \quad (1.8)$$

$$q = k_j v \left(1 - \frac{v}{v_l}\right) \quad (1.9)$$

Il *modello di Greenberg*, invece, ipotizza un legame di tipo logaritmico tra velocità e densità:

$$v = v_c \log\left(\frac{k_j}{k}\right) \quad (1.10)$$

essendo v_c la velocità critica e viene determinata sulla base di misure sperimentali, in questo modo si ha un miglior adattamento del modello ai

Figura 1.3: Modello di Greenshields proposto nel 1934, da (Dixit et al. 2007).

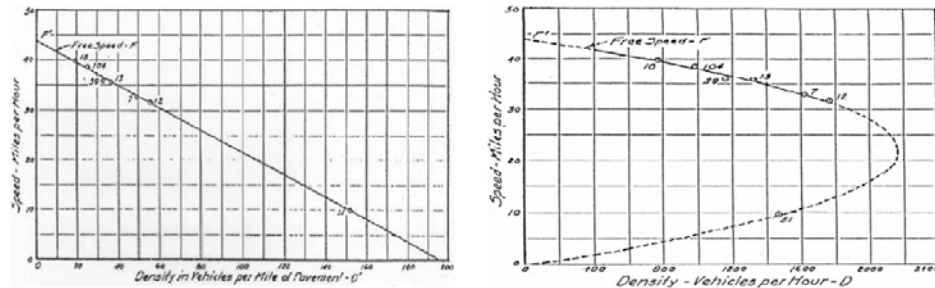
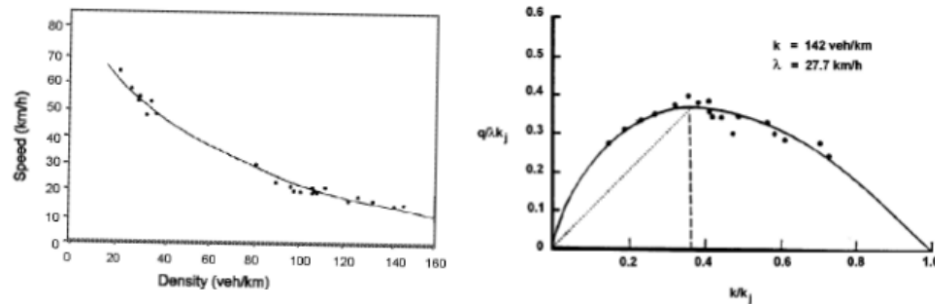


Figura 1.4: Modello sviluppato da Greenberg nel 1959, da (Fusco n.d.).



dati osservati. le curve di regressione che si sono ottenute sono rappresentate in Figura 1.4. Si osserva che il tendere a zero delle densità, la velocità tende all'infinito.

Se messi a confronto il modello di Greenshields fornisce un valore della capacità leggermente maggiore del modello di Greenberg.

Altri modelli hanno proposto dei legami tra le variabili fondamentali, ipotizzando dei legami tra velocità e densità del tipo esponenziale negativa, discontinuo, generalizzazione polinomiale del modello di Greenshields, formulando dei modelli sempre più complessi.

Per calcolare queste tre grandezze fondamentali è necessaria una vasta base di dati frutto di un monitoraggio di almeno due delle tre grandezze citate, queste tre grandezze se messe in relazione tra di loro stabiliscono dei legami mutui tra loro che possono essere espressi attraverso relazioni matematiche in grado di descrivere il sistema e/o dare una previsione del

comportamento nel tempo, ovvero determinando delle curve di deflusso sperimentali.

Si possono distinguere differenti condizioni operative, dette *fasi del deflusso*, se si osserva un flusso continuo di traffico che circola in un tratto stradale. Quando si è in presenza di pochi veicoli, possiamo notare che viaggiano alla velocità desiderata, se un veicolo incontra uno più lento lo può facilmente superare cambiando corsia, in questo caso il traffico è stabile e siamo in condizioni di flusso libero.

Se la densità veicolare comincia a crescere i veicoli tendono a viaggiare più vicini e il flusso aumenta finché non si raggiunge il valore massimo, ovvero la capacità della strada, in questa condizione il distanziamento tra i veicoli è minimo e si possono osservare la formazione di plotoni di veicoli che viaggiano ad una velocità di poco inferiore a quella di free-flow; alcuni plotoni sono molto instabili e basta il rallentamento di un veicolo per costringere i veicoli a seguire a rallentamenti significativi, il flusso diventa instabile. Aumentando ancora la densità si verifica un collasso della circolazione e il traffico è congestionato (Parkany e Xie 2005; Messina, Valenti et al. 2011; Meneguzzer 2011; Fusco n.d.).

Capitolo 2

Metodi di identificazione degli incidenti stradali

I metodi utilizzati per l'identificazione degli incidenti possono essere classificati sulla base delle tecnologie e degli algoritmi impiegati (Tab.2.1), distinguendo tra:

1. rilevazione automatica (AID);
2. sistemi di processamento delle immagini video (Video Image Processing, VIP);
3. analisi delle informazioni ricevute telefonicamente dagli utenti.

Tabella 2.1: Tecnologie di rilevazione utilizzate per identificare gli incidenti stradali.

Metodi di Identificazione	Tecnologie
Algoritmi	Rilevazione automatica da computer (AID) Video Image Processing (VIP) Segnalazioni telefoniche da parte dell'utenza

Secondo quanto riportato da Parkany e Xie (2005) gli AID sono i sistemi più utilizzati per la loro affidabilità ed efficienza. Tra le tecnologie citate vengono considerati i sistemi di identificazione più rapidi, poiché permettono di ridurre in modo significativo i tempi di risposta dei soccorsi in caso di incidente stradale. A differenza dei sistemi non automatici (VIP e telefonate), gli AID sono basati su modelli matematici, che determinano

condizioni di allarme allorché i dati relativi alla corrente veicolare soddisfanno certe condizioni. Tali considerazioni, anche se datate appaiono tutt'ora valide anche alla luce degli approfondimenti bibliografici di cui si dirà nel seguito.

Nei paragrafi seguenti sono presentati i più importanti sistemi AID attualmente disponibili, classificandoli sulla base della tipologia di sensore utilizzata per l'acquisizione dei dati di traffico.

2.1 AID. Sistemi di identificazione automatica

I sistemi di identificazione automatica si sono sviluppati a partire dagli anni '70, e il loro impiego è stato da subito incentivato dalla possibilità di operare in modo continuo e di intervenire tempestivamente, con investimenti ridotti rispetto ai metodi non automatici, che richiedevano la presenza costante di un operatore. Se i primi sistemi erano caratterizzati da un'elevata percentuale di falsi allarmi (Martin et al. 2001), lo sviluppo tecnologico avvenuto negli ultimi anni ha permesso di superare queste limitazioni, ampliando la gamma dei sistemi esistenti con strumenti particolarmente efficaci e flessibili (Deniz e Celikoglu 2011).

In generale gli AID elaborano i dati di traffico rilevati, determinano le condizioni di deflusso esistenti, e individuano l'eventuale presenza dell'incidente sulla base delle condizioni anomale osservate. Esaminando la letteratura sul tema è possibile classificare gli AID sulla base dei sensori utilizzati per la raccolta dei dati, distinguendo tra *sensori fissi* (sia intrusivi che non intrusivi) e *sensori mobili* (veicoli sonda) (cfr. paragrafo A.1).

Molti degli algoritmi sono stati sviluppati a partire dai dati più comunemente raccolti dalle stazioni di monitoraggio, generalmente dotate di sensori fissi, tra cui occupazione, velocità media e tempo di percorrenza. I dati grezzi prodotti dai sensori sono sottoposti ad una pre-elaborazione, inizialmente questa fase comporta l'individuazione dei dati che contengono valori errati o anomali, ne segue poi una valutazione in merito all'esclusione di tali dati dalle successive elaborazioni per malfunzionamento del sensore. La fase di pre-elaborazione include, anche, l'aggregazione dei dati grezzi in intervalli temporali fissi: 5, 10 o 15 minuti per dati da sensori fissi; 15 minuti se i dati sono forniti da veicoli sonda, ridotti a intervalli più brevi (1-5

minuti) in caso di percentuali di veicoli sonda superiori al 20% (Parkany e Xie 2005).

In alcuni casi specifici (flusso di mezzi pesanti particolarmente elevato, bassi volumi di traffico) è stata considerata anche la composizione della corrente veicolare, che può influire in modo importante sul processo di identificazione dell'incidente.

Sulla base della classificazione per tipologia di sensori utilizzati, verranno nel seguito introdotti gli AID che utilizzano i dati rilevati da sensori fissi e si farà un breve accenno ai metodi che vengono calibrati su dati provenienti da veicoli sonda.

2.1.1 Metodi che utilizzano sensori fissi

Gli AID che utilizzano i dati acquisiti da sensori fissi possono essere ulteriormente suddivisi in quattro categorie, sulla base della struttura del modello adottato (Deniz e Celikoglu 2011): Pattern Based Algorithm, Catastrophe Theory, Statistical Methods e Artificial intelligence. A seconda della classe e del metodo selezionati, i dati necessari per l'identificazione dell'incidente variano (Tab.2.2).

Tabella 2.2: Dati necessari per l'identificazione degli incidenti

Metodo	Occupazione	Volume	Velocità
Pattern Based Algorithms	•	•	
Catastrophe Theory	•	•	•
Statistical Methods	•	•	
Artificial Intelligence	•	•	•

Pattern Based Algorithms Gli algoritmi basati su pattern sono anche detti 'di logica comparativa', poiché si basano sul confronto dei dati di traffico osservati su strada e alcuni valori-soglia predeterminati delle variabili del deflusso.

Durante il processo di calibrazione vengono determinati dei valori-soglia delle variabili del deflusso (occupazione e flusso), per distinguere tra condizioni del sistema normali e anomale. Nella successiva fase di applicazione, i dati rilevati su strada (ad esempio da spire induttive) vengono

confrontati con le soglie individuate, determinando lo stato del sistema (Parkany e Xie 2005).

Alcuni metodi appartenenti a questa classe (Tabella 2.3) sono l'algoritmo California e le sue varianti, l'algoritmo APID (All Purpose Incident Detection) e PATREG (Pattern Recognition Algorithm).

Tabella 2.3: Schema riassuntivo dei metodi Pattern based Algorithms.

AID Pattern based Algorithms		
Metodo	Parametro	Note
California (Payne e Tignor 1978)	occupazione	utilizzato come base di confronto per altri algoritmi
California N.7 (Payne e Tignor 1978)	occupazione	
California N.8 (Payne e Tignor 1978)	occupazione	versione più performante dell'algoritmo California
APID (All Purpose Incident Detection) (Masters et al. 1991)	occupazione	combinazione di algoritmi California e un test dell'onda di compressione e di persistenza; il metodo funziona molto bene per flussi elevati, meno bene per flussi bassi
PATREG (Pattern Recognition Algorithm) (Collins et al. 1979)	tempo di viaggio convertito in velocità	lavora congiuntamente con il metodo HIOCC (statistical method), funziona bene per valori medi del flusso perché per flussi elevati il traffico diventa troppo irregolare

L'algoritmo California, sviluppato nel 1970 dalla TSC (Technology Services Corporation) (Payne e Tignor 1978), è uno degli algoritmi storicamente più importanti, pertanto se ne illustrano nel seguito le caratteristiche di maggior rilievo.

Algoritmo California

Questo AID è stato uno dei primi metodi sviluppato per l'identificazione degli incidenti e al giorno d'oggi viene utilizzato come base di confronto per la valutazione delle prestazioni di altri metodi.

Il metodo è basato su tre test e confronta le misure di occupazione rilevate da due sensori adiacenti; quando i valori rilevati nei tre test superano le soglie prestabilite viene emesso un segnale di allarme. Nei tre test:

1. Si confronta la differenza tra l'occupazione nella stazione di valle (OCC_i) e l'occupazione di monte (OCC_{i+1}) con il valore soglia T_1 :

$$(OCC_i - OCC_{i+1}) \geq T_1 \quad (2.1)$$

Se la differenza supera il valore soglia T_1 allora si procede con il punto 2;

2. Si confronta il valore soglia T_2 con la differenza delle occupazioni di valle e di monte rapportata al valore dell'occupazione di valle:

$$\frac{(OCC_i - OCC_{i+1})}{OCC_i} \geq T_2 \quad (2.2)$$

Se il valore eccede T_2 si passa al punto 3;

3. Si confronta il rapporto tra la differenza delle occupazioni di valle e di monte e l'occupazione di monte con il valore soglia T_3 :

$$\frac{(OCC_i - OCC_{i+1})}{OCC_{i+1}} \geq T_3 \quad (2.3)$$

Se la verifica è positiva, viene indicato un potenziale incidente e si deve ripetere il passo 2. Se il valore soglia viene nuovamente superato, il sistema dichiara un potenziale incidente.

Quando il valore soglia T_2 non viene più superato l'incidente si considera concluso.

Il procedimento dell'algoritmo California è semplice, tuttavia risulta particolarmente complessa e delicata la calibrazione dei valori soglia, che influisce notevolmente sulle prestazioni del sistema.

Esistono diverse versioni migliorative di questo algoritmo, tra le quali hanno avuto un maggior successo le versioni *California #7* e *California #8*, sviluppate da Payne e Tignor nel 1978.

L'Algoritmo *California #7* introduce un controllo aggiuntivo per valutare la persistenza dell'incidente e sostituisce le differenze temporali dei valori

di occupazione di valle con le misure di occupazione rilevate a valle. Questa modifica è stata apportata per eliminare i falsi allarmi dovuti alle onde di compressione generalmente provocate dal traffico pesante.

L'algoritmo *California #8* ha una forma più complessa, comprende 21 test singoli e prevede un test ripetitivo per analizzare la compressione delle onde di traffico che si propagano verso monte in condizioni di flusso elevato (Martin et al. (2001) e Deniz e Celikoglu (2011)).

Catastrophe Theory La Teoria delle Catastrofi è stata introdotta da René Thom nel 1972 per sopperire ai limiti intrinseci delle equazioni differenziali utilizzate per descrivere un fenomeno fisico, e deriva dalla topologia (un ramo della matematica). Spesso gli scienziati descrivono gli eventi costruendo dei modelli matematici, che si riducono ad una semplice equazione differenziale in grado di descrivere il fenomeno; in matematica le soluzioni di un'equazione differenziale devono essere continue e derivabili, ma la maggior parte degli eventi presenti in natura sono soggetti a trasformazioni improvvise che richiedono funzioni non derivabili.

Per rappresentare questi fenomeni è stata sviluppata la Teoria delle Catastrofi, che permette di descrivere l'evoluzione dell'evento, inoltre, in particolare nelle situazioni in cui si hanno bruschi cambiamenti (Zeeman n.d.).

L'applicazione della Teoria delle Catastrofi all'individuazione degli incidenti è stata proposta da Persaud e Hall nel 1989.

Questi metodi sono in grado di distinguere le anomalie delle variabili d'interesse (velocità, flusso e occupazione) dovute a incidenti da quelle provocate da congestioni ricorrenti, sulla base delle variazioni osservate (più o meno repentine). L'allarme viene emesso se per esempio si rileva una diminuzione drastica della velocità senza un conseguente aumento dell'occupazione e del flusso. Inoltre, a differenza dei modelli prima descritti, questa classe utilizza più variabili per il confronto dei dati relativi allo stato attuale con quelli storici.

L'algoritmo *Mc Master* (Persaud e Hall 1989) è il più noto di questa classe e valuta le relazioni esistenti tra le variabili osservate in una singola stazione di monitoraggio (Parkany e Xie 2005; Martin et al. 2001).

Statistical Methods Gli AID statistici si basano sul confronto tra i valori delle variabili del deflusso rilevati su strada e i valori stimati delle stesse variabili, in seguito all'elaborazione dei dati storici disponibili. L'analisi statistica determina un intervallo di valori 'accettabili', rappresentativi di condizioni di deflusso non anomale; gli incidenti vengono identificati nel caso in cui i dati rilevati cadono al di fuori dell'intervallo previsto.

Appartengono a questa categoria diversi approcci statistici tra cui HIOCC, ARIMA, DES, Filtering, Bayesiani e SND (Standard Normal Deviates) (Martin et al. 2001). Nella tabella 2.4 si riporta una schema degli algoritmi appena citati.

Artificial Intelligence Negli ultimi anni sono stati sviluppati ed applicati diversi AID che utilizzano l'intelligenza artificiale (A.I.). L'A.I. assume come fondamento l'elaborazione formale di simboli, sintattica e non semantica; generalmente questo termine si riferisce all'abilità di un computer di svolgere funzioni e ragionamenti tipici della mente umana.

Lo svantaggio di questi metodi sta nell'incapacità di auto-apprendere e la difficoltà di rappresentare formalmente tutte le conoscenze che un esperto umano impiega per risolvere i problemi pratici; per questo motivo sono stati proposti degli approcci alternativi numerici per la realizzazione dei sistemi artificiali intelligenti, ovvero reti neurali, algoritmi genetici e sistemi fuzzy (Klir e Yuan 1995).

Le Reti Neurali (*Neural Networks, NN*) sono dei sistemi ad elevata interconnessione costituiti da elementi computazionali di base, creati con lo scopo di imitare la neurofisiologia del cervello umano. Una rete neurale è composta da un insieme di unità computazionali (neuroni, nodi o unità), collegate tra loro per mezzo di connessioni pesate. I neuroni sono organizzati in strati (*layers*) e ogni neurone è connesso esclusivamente con neuroni appartenenti agli strati precedente e successivo. Ogni nodo lavora in modo indipendente e la sua attività è determinata dalla serie di segnali di input che arrivano simultaneamente dai neuroni dello strato precedente. Il neurone, in seguito alla sua attivazione, produce (generalmente) un unico segnale di output. A ogni segnale di input è associato un peso di connessione, che determina l'importanza relativa del segnale corrispondente nella produzione del segnale finale emesso dal neurone. Come avviene nel caso delle reti

Tabella 2.4: Schema riassuntivo dei metodi statistici.

Metodi Statistici		
Metodo	Parametro	Note
HIOCC (Collins et al. 1979)	occupazione	
ARIMA (M. S. Ahmed e Cook 1979; S. A. Ahmed e Cook 1980; S. A. Ahmed e Cook 1982)	occupazione	fornisce previsioni a breve termine sulla base dei dati rilevati nei tre intervalli di tempo precedenti; l'allarme si attiva se il valore previsto si discosta di molto dal valore osservato
SND (Dudek et al. 1974)	occupazione	viene emesso un allarme se il valore SND calcolato non corrisponde al valore di occupazione previsto
DES (Double Exponential Smoothing) (Cook e Cleveland 1974)	volume, occupazione e velocità	simile all'algoritmo SND ma con un metodo di previsione più complesso; alcune variabili vengono considerate più influenti di altre sulla base dei dati storici per ridurre i falsi allarmi; non necessita di calibrazione
Filtering Model - DELOS (Chassiakos e Stephanedes 1993)	occupazione	può essere adottato per vari scenari; è costituito da un filtro a media mobile che manipola i dati grezzi prima di essere inviati all'algoritmo di calcolo
Bayesian Algorithm (Levin e Krause 1978)	occupazione	simile all'algoritmo California, per migliorare la probabilità che una grande differenza di occupazione tra due spire sia causata da un incidente o dalla congestione ricorrente si applica la differenza statistica bayesiana. In questi modelli l'allarme viene emesso quando la probabilità stimata di un incidente supera una soglia predefinita. Questa tipologia di modelli risulta robusta e dinamica, e permette di rappresentare e analizzare un fenomeno in condizioni di incertezza.

neurali biologiche, il sistema dei pesi è adattivo, cioè si modifica in risposta ai segnali che viaggiano nella rete secondo un algoritmo di apprendimento.

Le prime applicazioni di questi modelli all'identificazione degli incidenti risalgono agli anni '90 e sono state svolte dall'Università della California, Irvine e Minnesota; i risultati ottenuti hanno dato misure di performance migliori se confrontate con quelle dell'Algoritmo California (Martin et al. 2001).

I sistemi basati sulla logica fuzzy utilizzano il processo di inferenza fuzzy per descrivere le relazioni tra un insieme di variabili di input e di output. Il termine inglese fuzzy può essere tradotto con indistinto, vago, poiché utilizzando questo tipo di logica è possibile caratterizzare gli elementi del discorso in termini imprecisi, come avviene utilizzando il linguaggio naturale. Le regole di inferenza utilizzate per descrivere le relazioni tra variabili di input e output sono semplici da interpretare e trasparenti. La logica fuzzy è di interesse in questo tipo di applicazioni perché è concettualmente facile da capire ed interpretare, è dotata di un'elevata flessibilità, tollera l'utilizzo di dati imprecisi e può essere implementata sulla base dell'esperienza degli esperti utilizzando il linguaggio naturale.

Per loro natura i sistemi fuzzy sono dunque adatti alla soluzione di problemi che presentano fonti di incertezza nelle variabili di input, come nel caso della rilevazione di incidenti; il potenziale di miglioramento che si ottiene utilizzando questa logica è la capacità di prendere decisioni sulla base di dati incompleti migliorando significativamente le prestazioni del sistema (La-inchua et al. 2013).

2.1.2 Metodi che utilizzano i sensori mobili

La maggior parte dei metodi d'identificazione esistenti in letteratura utilizza i dati forniti dai sensori fissi posti sulla carreggiata; questi metodi, però, hanno elevati tassi di falsi allarmi causati dal malfunzionamento di questi sensori.

Un'alternativa ai sensori fissi è data dai cosiddetti *veicoli sonda*, ovvero veicoli dotati di transponder per la riscossione del pedaggio o ricevitori GPS, che possono fungere da sensori mobili. Questi veicoli possono essere impiegati per acquisire informazioni utili relative alle condizioni di deflusso, in particolare i tempi di percorrenza su specifiche tratte.

Sulla base di questo parametro il segnale di allarme viene emesso solo quando il tempo di viaggio supera la soglia di allarme prefissata. Il miglioramento delle prestazioni nell'identificazione degli incidenti è maggiore se il tasso di penetrazione dei veicoli sonda è elevato e se i lettori dei transponder sono posti ad una distanza ridotta.

I più importanti metodi che utilizzano i dati provenienti da veicoli sonda sono riassunti nella tabella 2.5.

Molti di questi algoritmi sono stati costruiti per essere applicati su segmenti di tipo autostradale; e fanno uso di sistemi esistenti come AVI/ETC che possono essere applicati esclusivamente a strade di questo tipo (Parkany e Xie 2005; Hellinga e Knapp 1999).

2.1.3 Uso integrato di diversi sistemi di rilevazione

Le prestazioni degli AID dipendono fortemente dalla qualità dei dati di traffico raccolti. Una possibile strategia applicabile per migliorare l'affidabilità dell'informazione è data dall'utilizzo combinato di più tipologie di sensori (ad esempio un sistema di rilevazione composto da spire o videocamere a cui si aggiungono i dati provenienti da alcuni veicoli sonda presenti nella rete).

Diversi ricercatori hanno applicato questa strategia, tra i quali *Westerman et al. 1996*, *Bhandari et al. 1995*, *Ivan e Sethi 1998*, *Li et al. 2013*, *Hellinga e Knapp 1999* e *La-inchua et al. 2013*.

Il metodo proposto da *Westerman et al. (1996)* utilizza i dati forniti dalle spire e dai veicoli sonda presenti nella rete autostradale e li elabora in parallelo con due algoritmi distinti. Ciascun algoritmo fornisce la probabilità associata alla presenza dell'incidente e dalla loro combinazione si determina il valore finale complessivo (Parkany e Xie 2005).

Il metodo proposto da *Wang et al. 2013* combina invece una tecnica di analisi delle serie temporali (TSA) con una tecnica di machine learning (ML) basata sulla teoria di diagnosi dei guasti (vedi Fig.2.1). L'approccio ibrido proposto è composto da una fase di pre-elaborazione dei dati, da una fase di previsione dei parametri di traffico in condizioni normali di deflusso e un'ultima fase che classifica l'incidente.

La prima fase consiste nel trattamento dei dati mancanti e delle fluttuazioni

Tabella 2.5: AID calibrati con i dati ottenuti dai veicoli sonda. (Parkany e Xie 2005)

Nome	Tecnologia sensore	Tasso di penetrazione	applicazione	Tipo di esperimento	dati richiesti	intervallo di rilevazione
MIT	Headway algorithm	50%	freeway	MITSIM-based simulation	tempo di viaggio e headway per corsia	circa 0.8 min
	Lane switches algorithm Lane monitoring algorithm				Lane switches volume per corsia	
ADVANCE	travel time algorithm	30	arterial	INTRAS-based simulation	tempo di viaggio	7 min
	Dynamic measures algorithm	1 veicolo sonda per intervallo		periferia Chicago	tempo totale di viaggio, tempo di corsa e posizione del veicolo ogni 1 secondo	N/A
TTI	Cellular system	5 min headway	freeway	Houston	tempo di viaggio	15 min
UCB	CDPD radio	7 min headway	freeway	Hayward, CA	velocità e accelerazione	0.5 min
TRANSMIT	AVI/ETC	1 min headway	freeway	NYC	tempo di viaggio	15 min
Waterloo	Confidence limit algorithm	10 %	freeway	INTEGRATION based simulation	tempo di viaggio	circa 0.3 min
	Speed and confidence limit algorithm Dual confidence limit algorithm					

casuali che sono sempre presenti nei dati di traffico, attraverso dei livellamenti dei dati anomali e nell'aggiornamento dei record vuoti attraverso computer; lo scopo della seconda fase è di prevedere le condizioni normali di traffico per avere un parametro di calibrazione per sviluppare lo stimatore TSA. Lo stimatore TSA ha la funzione di prevedere i parametri del traffico in condizioni normali per ogni sensore basandosi sui dati rilevati dal tempo $t - p$ a $t - 1$. Tra gli stimatori TSA utilizzati per implementare il modello di previsione troviamo DES (processo autoregressivo integrato a media mobile) e VAR (modello autoregressivo vettoriale).

Nella fase di classificazione si confrontano i parametri di traffico al tempo attuale con i parametri di traffico normale stimati nella fase precedente, così da identificare se il sistema si trova in uno stato in presenza di incidente. Vengono definite delle funzioni basate sulle caratteristiche che ne identificano lo stato del traffico al tempo corrente per vari sensori e per più intervalli di tempo. Dal confronto con le caratteristiche di traffico osservate i dati di input vengono classificati grazie al modello SVM, in funzione della classe di appartenenza il sistema identifica lo stato attuale del sistema (incidente o condizioni normali).

L'analisi di dati sperimentali raccolti in un tratto di strada in California hanno confermato che la rilevazione mediante approccio ibrido raggiunge elevati tassi di rilevazione e tempi di risposta ridotti.

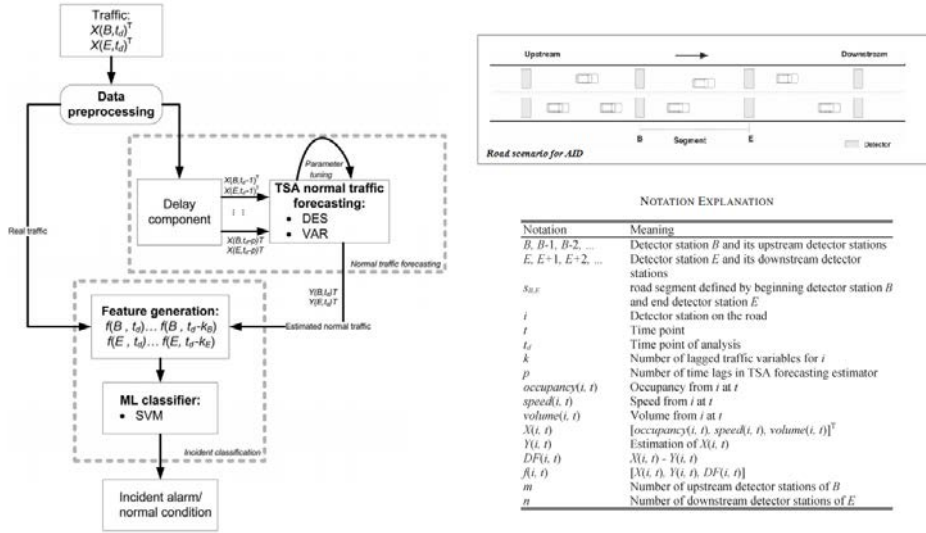
2.2 Prestazioni dei metodi di identificazione

I parametri utilizzati per studiare le performance degli metodi di identificazione sono il tasso di rilevazione (**DR**), il tasso dei falsi allarmi (**FAR**) e il tempo di rilevazione medio (**MTTD**).

Le caratteristiche ideali di un metodo di identificazione dovrebbero tendere al massimo DR e al minimo FAR nonché ad un minimo valore di MTTD, questi obiettivi difficilmente vengono raggiunti a causa dei limiti presenti nei metodi di identificazione, quindi lo scopo è trovare un giusto equilibrio tra i valori di performance per ottenere un metodo efficace e attendibile nei risultati.

Il **tasso di rilevamento DR** è il rapporto, espresso in termini percentuali, del numero di incidenti identificati e il numero di incidenti reali che si sono

Figura 2.1: Architettura del sistema ibrido proposto da (Wang et al. 2013).



registrati in un determinato periodo di tempo.

È espresso dalla seguente espressione:

$$DR = \frac{N. \text{ di incidenti identificati}}{N. \text{ totale di incidenti avvenuti}} \times 100 \quad (2.4)$$

Il **tasso di falsi allarmi FAR** rappresenta il numero di allarmi che l'algoritmo di rilevazione emette per un incidente che nella realtà non si è verificato.

Il FAR può essere espresso con diverse notazioni a seconda delle applicazioni, per esempio, l'espressione comunemente utilizzata lo rappresenta come il rapporto tra il numero di falsi allarmi e il numero totale di volte in cui l'algoritmo è stato applicato (FAR1):

$$FAR1 = \frac{N. \text{ di falsi allarmi}}{N. \text{ totale di applicazioni dell'algoritmo}} \times 100\% \quad (2.5)$$

Oppure può essere definito come una frazione del numero di falsi allarmi per il numero totale dichiarato di allarmi di incidenti, sia allarmi corretti che falsi (FAR2):

$$FAR2 = \frac{N. \text{ dei falsi allarmi}}{N. \text{ totale di allarmi dichiarati di incidenti}} \times 100\% \quad (2.6)$$

Può essere anche definito come il numero di falsi allarmi al giorno o all'ora, in questo caso rappresenta una misura che riflette il carico di lavoro degli operatori del traffico (FAR3):

$$FAR3 = \frac{N. \text{ di falsi allarmi}}{\text{Periodo di tempo}} \quad (2.7)$$

Comunemente si utilizza la prima espressione FAR1.

Il **tempo di rilevazione medio MTTD** serve per valutare la capacità di un metodo di identificare in modo tempestivo un incidente, ed è definito come il tempo trascorso tra il momento in cui si è verificato l'incidente al momento in cui il metodo emette l'allarme.

Viene espresso in minuti e comunemente viene calcolato con la seguente espressione:

$$MTTD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_{\text{rilevazione}}^i - t_{\text{avvenuto}}^i) \quad (2.8)$$

dove n è il numero di incidenti (identificati), da (Parkany e Xie 2005).

2.3 Analisi delle prestazioni

La valutazione delle prestazioni degli AID avviene principalmente utilizzando tre misure di prestazione già introdotte al paragrafo 2.2 (DR, FAR e MTTD). Il confronto tra i valori delle prestazioni ottenute da diversi metodi in uno stesso scenario permette di individuare i vantaggi e gli svantaggi di ogni metodo e di indirizzare la scelta dell'AID più idoneo alle condizioni di esercizio presenti.

L'aspetto più importante legato al funzionamento degli AID è la capacità di rilevare in maniera corretta e tempestiva l'incidente, ovvero avere (idealmente) tempi di rilevazione istantanei e tasso di falsi allarmi pari a zero. In pratica si rende necessario trovare un giusto equilibrio tra la rilevazione tempestiva dell'incidente e il minimo numero di falsi allarmi, operando in modo attento in fase di calibrazione (Martin et al. 2001).

I metodi che utilizzano più parametri, come l'algoritmo Mc Master, ottengono un migliore risultato ma a scapito di un modello più complesso e

Tabella 2.6: Prestazioni ideali di alcuni AID (Parkany e Xie 2005).

TIPO	ALGORITMO	DR(%)	FAR(%)	MTTD(min)
Comparativi	California Basic	82	1.73	0.85
	California N.7	67	0.134	2.91
	california N.8	68	0.177	3.04
	APID	86	0.05	2.5
Statistici	SND	92	1.3	1.1
	Bayesiano	100	0	3.9
Serie temporali	ARIMA	100	1.5	0.4
Smoothing	DES	92	1.87	0.7
	LPF	80	0.3	4.0
Traffic Modeling	McMaster	68	0.0018	2.2

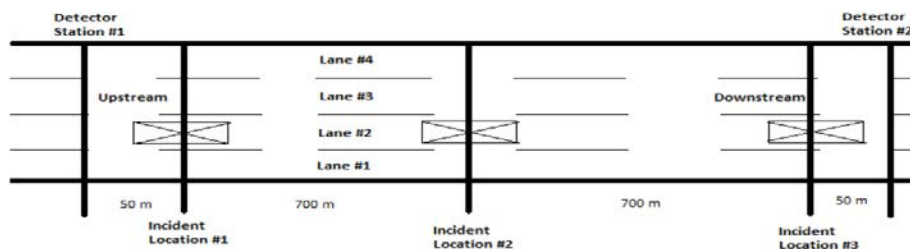
legato allo specifico contesto di calibrazione; l'uso di un numero inferiore di parametri rende invece i sistemi AID generalizzabili per diversi scenari e più facilmente implementabili. Nessun sistema è infatti in grado di adattarsi con la stessa efficacia a tutte le possibili condizioni che si possono avere nella rete (condizioni di traffico, geometria stradale, fattori ambientali, caratteristiche dell'incidente, ecc.). In Tabella 2.6 si riportano le migliori prestazioni (si potrebbe dire *ideali*) ottenute da alcuni AID che utilizzano i dati forniti dalle spire induttive (Parkany e Xie 2005).

Non esiste una metodologia standard che valuta questi metodi, pertanto può essere fuorviante confrontare i risultati tra loro senza considerare le differenze nelle condizioni di traffico e di rete effettive (Arthech n.d.).

Deniz e Celikoglu (2011) hanno confrontato tre differenti metodi (APID, Double Exponential Smoothing (DES) e l'algoritmo California 7) con riferimento ad un caso autostradale.

I dati per l'analisi sono stati generati in ambiente simulato con il software di microsimulazione VISSIM. Il tratto stradale considerato era composto di quattro corsie, con due stazioni di monitoraggio (una spira per corsia) poste ad una distanza di 1500 metri (Fig.2.2) che raccoglievano i dati di traffico aggregati ai 30 secondi. L'incidente è stato simulato facendo fermare un veicolo in tre differenti posizioni sulla seconda corsia (50, 750 e 1450 metri dalla stazione di monte) per diverse condizioni di traffico (2000, 3000, 4000 e 9000 *veh/h*). I 3 metodi sono stati testati nelle quattro condizioni di traffico per le tre differenti collocazioni dell'incidente all'interno del segmento, per

Figura 2.2: Area di simulazione e localizzazione dell'incidente (Deniz e Celikoglu 2011).



un totale di 12 scenari. Ogni simulazione ha una durata di 1 ora e gli incidenti si sono svolti tra i periodi 27 e 87 corrispondenti rispettivamente al minuto 13 e 30 secondi e al minuto 43 e 30 secondi.

Dall'analisi dei risultati è emerso che le prestazioni dell'algoritmo sono condizionate dalla posizione dell'incidente e dal valore del flusso presente sul segmento stradale. Per condizioni di traffico elevato gli algoritmi tendono ad avere un tasso elevato di falsi allarmi, mentre il tempo medio di rilevazione MTTD diminuisce se l'incidente avviene in prossimità della spirale di monte.

Dal confronto è emerso che i metodi APID e California N.7 non sono stati in grado di rilevare l'incidente per tasso di flusso basso (2000veh/h). Per un flusso superiore (3000veh/h) APID ha rilevato l'incidente quasi per l'intera durata, a differenza di California N.7 e DES che hanno rilevato più incidenti brevi (3 e 5 rispettivamente). Per flusso pari a 4000veh/h , APID e California N.7 hanno identificato correttamente l'incidente, mentre DES ha distinto 3 incidenti singoli invece di un unico incidente. In Figura 2.3 si riportano i valori di performance dei tre metodi utilizzati per il confronto.

Se il tasso di flusso è posto pari a 3000veh/h e si fa variare la posizione dell'incidente, si osserva che i risultati migliori si hanno quando l'incidente avviene in prossimità della spirale di monte; l'unico metodo che riesce a rilevare l'incidente quando si verifica in prossimità della stazione di valle è il DES.

Nella Fig.2.4 possiamo vedere i valori di performance che si ottengono per questo secondo confronto.

Un'altra analisi comparativa tra metodi di identificazione degli incidenti

Figura 2.3: Distribuzione dei valori di DR; FAR e MTTD per i metodi APID, DES e California N.7 in diverse condizioni di flusso (2000, 3000, 4000 e 9000 veh/h), da (Deniz e Celikoglu 2011).

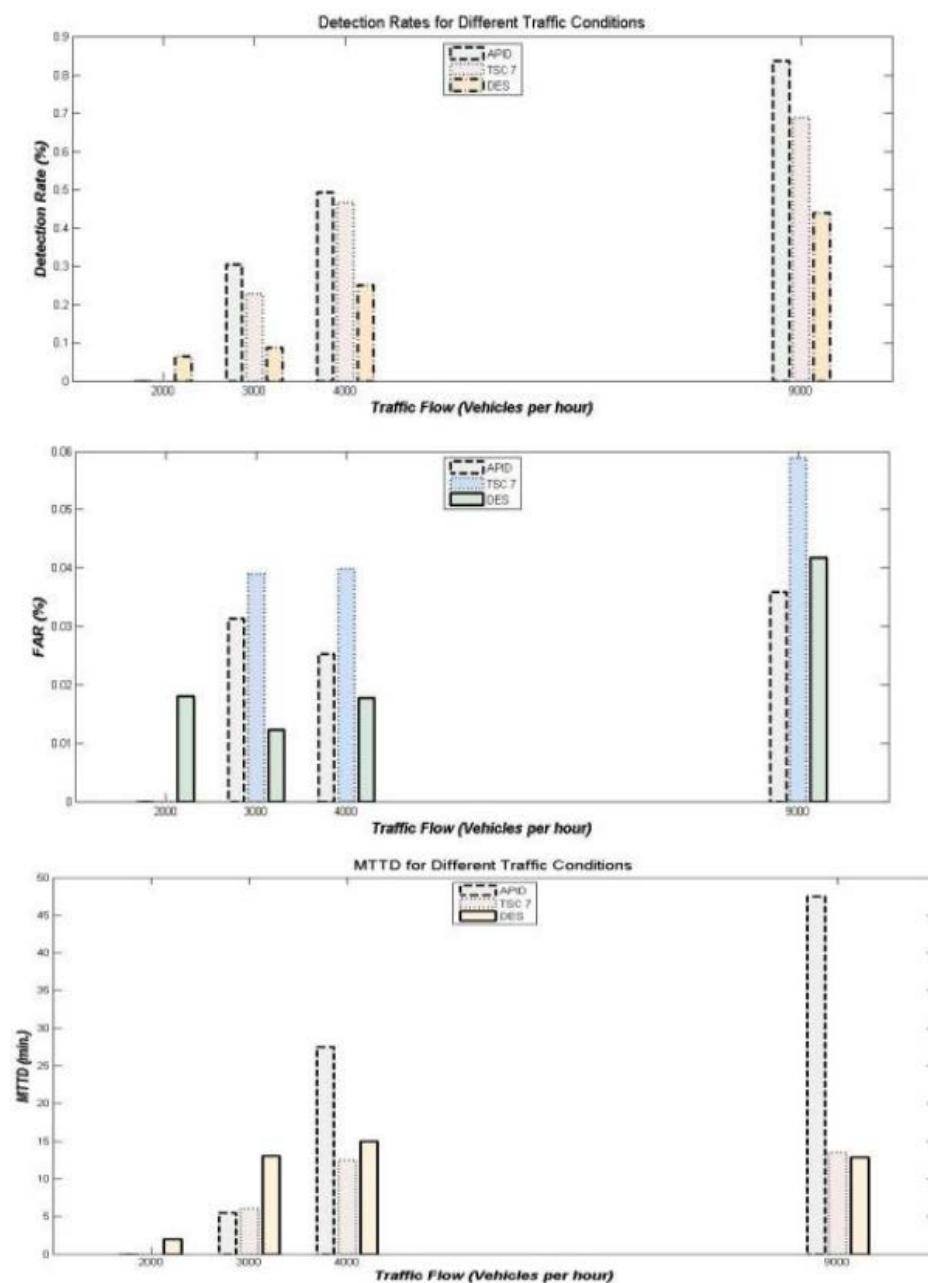
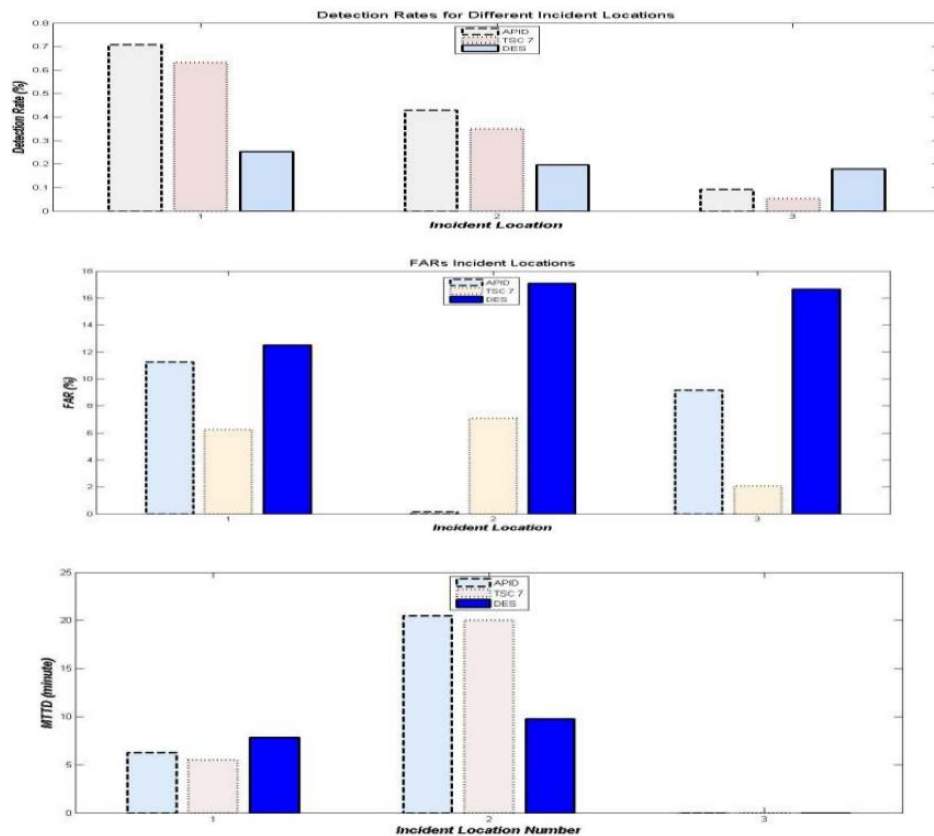


Figura 2.4: Valori di DR, FAR e MTTD per un tasso di flusso di 3000 veh/h; al variare della posizione dell'incidente (i codici 1,2 e 3 corrispondono rispettivamente a 50, 750 e 1450 metri dalla stazione di monte), da (Deniz e Celikoglu 2011).



è stata svolta nel 1996 dal Dipartimento dei Trasporti del Texas (Kolb e Park 1996), al fine di valutare le prestazioni di un nuovo algoritmo (algoritmo TxDOT), impiegato all'interno del sistema di gestione del traffico di San Antonio (TransGuide).

L'algoritmo TxDOT ha una struttura semplice, secondo la quale l'allarme di un potenziale incidente scatta quando la velocità media osservata in una sezione scende sotto una soglia predeterminata.

I criteri utilizzati per scegliere i metodi d'identificazione da usare nel confronto sono:

- avere la capacità di rilevare l'incidente entro due minuti da quando accade;
- la struttura dell'algoritmo deve essere adeguata ai volumi di traffico dei tratti autostradali valutati nella città di Sant'Antonio;
- utilizzo dei parametri di velocità, volume e/o occupazione rilevati da spire induttive ad intervalli di 20 secondi;
- le prestazioni devono essere accettabili per distanze variabili tra i sensori dislocati nella rete.

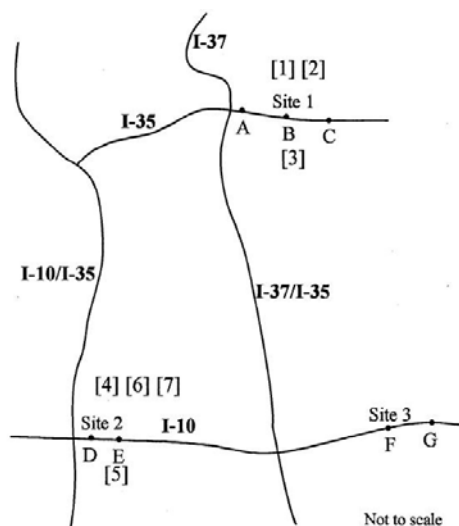
L'algoritmo TxDOT è stato messo a confronto con il California N.8 ed una variante di quest'ultimo basata sulla logica Fuzzy.

La versione base dell'algoritmo California N.8 definisce per ogni nodo dell'albero decisionale uno tra i seguenti valori: 1 se i dati superano una certa soglia altrimenti 0; la variante in cui viene applicata la logica fuzzy definisce invece un valore di probabilità (tra 0 e 1) per ogni nodo decisionale, determinato grazie alle funzioni di appartenenza dei parametri in input. Se la funzione di appartenenza di un ramo è $f_{ij}(x)$, la somma delle funzioni di appartenenza degli altri rami del nodo risulta $1 - f_{ij}(x)$, il risultato finale è scelto in base al valore assunto dal grado di appartenenza tra tutti i percorsi possibili.

Entrambi i metodi rilevano gli incidenti analizzando e confrontando i valori di occupazione relativi a due stazioni di monitoraggio confinanti.

Dalla rete di monitoraggio (vedi Fig. 2.5) sono stati selezionati tre siti (I10, I35 e I37), per il quali il monitoraggio, durato due mesi, ha permesso di rilevare 7 differenti incidenti (vedi Fig. 2.6). I dati di traffico relativi ai diversi incidenti sono stati catalogati in due differenti database con un

Figura 2.5: Indicazione dei siti scelti per la rilevazione dei dati dalla rete stradale di Sant'Antonio (Texas) (Kolb e Park 1996).



aggregazione temporale pari a 20 secondi; nel primo sono stati raccolti dati medi su tutte le corsie, nel secondo i dati sono stati suddivisi per singola corsia.

I tempi di rilevazione ottenuti con i diversi metodi sono riportati nella Figura 2.7.

I risultati hanno mostrato che tutti gli algoritmi hanno dato prestazioni migliori utilizzando i dati per corsia (Figura 2.8). In particolare il metodo TxDOT ha eccellenti performance, mentre l'algoritmo California N.8 ha prodotto bassi valori di performance anche dopo una fase di filtraggio che ha eliminato dai dati anomali che producevano falsi allarmi.

Per quanto riguarda i tempi di rilevazione, questi sono risultati assai variabili, a causa delle diverse condizioni di traffico presenti al momento dell'incidente, e in alcuni casi assai elevati (Kolb e Park 1996).

2.4 Ricerche in ambito nazionale ed europeo

2.4.1 Sistema nazionale di rilevamento Panama

Il sistema di sensori su strada intrusivi (spire induttive) e non intrusivi (microonde) e della piattaforma software "Business Intelligence" per l'archivia-

Figura 2.6: Caratteristiche degli incidenti rilevati durante i due mesi di studio (Kolb e Park 1996).

Case #	Date	Incident Type	Location	Direction	Lanes	Time
1	Tues., Jan. 9	Accident	Station B-A	South	2 and 3	16:07:40
2	Sat., Jan. 13	Accident	Station C-B	South	Next to 3	18:26:10
3	Thurs., Jan. 18	Motorist blocking lane	Station B-C	North	4	9:21:30
4	Thurs., Jan. 18	Debris	Station E-D	West	1 and 2	16:25:50
5	Mon., Jan. 29	Accident	Station E-D	West	3	7:46:30
6	Fri., Feb. 16	Accident	Station D-E	East	4	15:43:30
7	Tues., Feb. 20	Stalled Vehicle	Station E-D	West	3	17:18:00

Figura 2.7: Istanti temporali in cui i metodi identificano l'incidente (Kolb e Park 1996).

		Incident Number						
		Case 1	Case 2	Case 3	Case 4	Case 5	Case 6	Case 7
Incident Occurrence		16:07:40	18:26:10	9:21:30	16:25:30	7:46:30	15:43:30	17:18:00
Average	Speed (25)	16:09:50	18:32:30	ND	17:23:00	7:53:00	15:50:20	ND
	Calif. 8	16:08:50	18:31:40	ND	17:19:00	7:53:00	15:49:00	*
	Fuzzy	16:08:50	18:35:00	ND	17:23:20	7:55:40	15:50:20	ND
Lane 1	Speed (25)	16:10:10	18:32:50	ND	17:34:40	7:52:40	ND	ND
	Calif. 8	16:09:30	18:32:00	ND	ND	7:52:40	15:48:00	ND
	Fuzzy	16:09:30	18:34:30	ND	ND	7:55:40	15:48:20	ND
Lane 2	Speed (25)	16:09:50	MD	ND	17:34:40	7:52:40	15:49:40	ND
	Calif. 8	16:08:50	MD	ND	17:35:00	7:52:00	15:46:00	ND
	Fuzzy	16:08:50	MD	ND	17:35:00	7:52:00	15:46:00	ND
Lane 3	Speed (25)	16:10:10	18:32:10	9:26:50	17:09:40	ND	15:49:00	17:25:30
	Calif. 8	*	18:31:00	ND	17:07:20	7:52:00	ND	17:20:10
	Fuzzy	*	18:31:00	ND	17:08:20	7:53:20	ND	17:21:50

- * False alarm continuing through incident
- ND No detection of incident
- MD Missing data

Figura 2.8: Istanti temporali in cui i metodi identificano l'incidente (Kolb e Park 1996).

		Detection Rate	Mean Time to Detect	False Alarms	Off-Line FAR
Average	Speed (40 km/hr, 25mph)	71.4%	5:28	13	0.001%
	California #8	71.4%	4:40	164	0.145%
	Calif. #8 with Filter	71.4%	4:40	114	0.101%
	Fuzzy	71.4%	6:30	42	0.037%
	Fuzzy with Filter	71.4%	6:30	11	0.010%
By Lane	Speed (40 km/hr, 25mph)	100%	5:27	41	0.002%
	California #8	85.7%	2:42	1463	1.291%
	Calif. #8 with Filter	85.7%	2:42	1213	1.073%
	Fuzzy	85.7%	2:58	478	0.422%
	Fuzzy with Filter	85.7%	2:58	189	0.167%

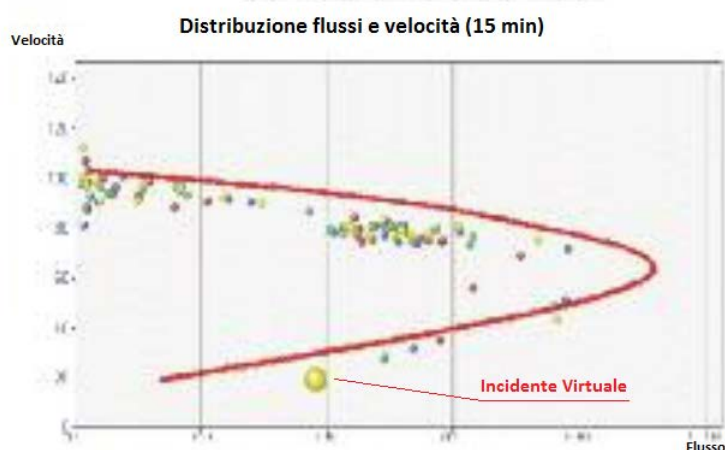
zione ed analisi dei dati da parte di ANAS sulla rete in gestione, permetterà di effettuare analisi in tempo reale e analisi storiche per qualsiasi segmento della rete; le informazioni generate potranno così essere condivise con altri sistemi.

Il modulo di elaborazione dell'incidentalità analizza i dati con tempi di risposta eccezionalmente rapidi grazie all'utilizzo di tecniche associative e modelli di analisi. Gli incidenti rilevati dai sensori vengono detti "virtuali", definendo una procedura in grado di individuarli grazie ai dati a disposizione è possibile intervenire nella rete programmando interventi mirati.

La metodologia pensata da ANAS per la determinazione degli incidenti virtuali si articola in una prima fase in cui la rete stradale gestita da ANAS viene suddivisa in gruppi omogenei per caratteristiche geometriche; poi per i tratti monitorati si costruiscono delle curve di deflusso teoriche (ovvero se ne determina l'equazione) e sulla base dei dati realmente osservati si definiscono i punti sperimentali che vanno a formare la curva di deflusso reale.

L'incidente virtuale viene identificato quando lo scostamento tra i punti sperimentali e la curva teorica supera una tolleranza precedentemente definita, come rappresentato nella Fig.2.9.

Figura 2.9: Rappresentazione della curva di deflusso teorica, curva di deflusso reale ed individuazione dell'incidente virtuale, da (Anas 2011).



La fase successiva di verifica consiste nell'individuazione di possibili correlazioni con eventi come cantieri temporanei o condizioni meteo avverse, se la correlazione non viene confermata, l'evento anomalo viene catalogato come incidente virtuale. La metodologia proposta rappresenta un primo ed importante passo per lo studio del traffico e dell'incidentalità dell'intera rete stradale in gestione (Anas 2011).

2.5 Selezione del metodo

In base a quanto scritto in questo capitolo, un metodo di identificazione di incidenti stradali deve essere scelto in base alle caratteristiche geometriche e funzionali del tratto che si andrà ad analizzare; inoltre nella scelta del metodo è influente la tipologia di sensori utilizzati per la rilevazione dei dati, nonché la presenza o meno di sensori già installati o un possibile potenziamento del sistema di rilevazione impiegando più sensori (se si hanno dei fondi a disposizione).

In generale dall'analisi delle prestazioni degli AID si riscontrano delle difficoltà con la calibrazione perché per alcuni metodi è necessario avere una notevole quantità di dati storici per essere calibrati efficacemente. Tuttavia, ogni algoritmo presenta degli svantaggi che ne limitano l'efficienza delle

prestazioni ma è compito degli analisti individuare il metodo che meglio si adatta al segmento e apportare delle modifiche necessarie per migliorarlo. Dalle valutazioni fornite nei vari confronti, si può affermare che i metodi che utilizzano i dati da sensori fissi sono ancor oggi i più utilizzati grazie ai costi relativamente bassi rispetto alle tecnologie disponibili; l'utilizzo di AID calibrati sui dati forniti dai veicoli sonda hanno dei vantaggi notevoli rispetto ai sensori fissi ma i costi elevati e la necessità di avere un tasso di penetrazione elevato prevale sulla scelta esclusiva di questo tipo di sensore. Gran parte dei metodi di identificazione presenti in letteratura predilige una struttura semplice in cui si utilizzano poche variabili, ad esempio *l'algoritmo California e le sue varianti*, perché strutture complesse possono risultare di difficile calibrazione per la mancanza di dati. Le variabili di input generalmente utilizzate sono il flusso, la velocità e la densità che possono essere rilevate facilmente da qualsiasi tipologia di sensore. Quando non è possibile ricostruire tutte le condizioni di deflusso che si possono verificare nel tratto stradale si può utilizzare la logica fuzzy, questo approccio ha il vantaggio di poter essere applicato alle varie classi di AID citate, ottenendo dei metodi ibridi costituiti da una struttura non troppo complessa rispetto al metodo base.

A seconda del metodo impiegato, della durata dell'intervallo di aggregazione delle variabili e dello scenario analizzato, il tempo medio di identificazione in condizioni ottimali assume valori tra i 30 secondi e i 5 minuti; le performance migliori dei sistemi si ottengono per valori di flusso elevato (3000, 4000 veh/h).

Capitolo 3

Inquadramento del problema

In questo capitolo vengono presentati i passi fondamentali della parte sperimentale del lavoro di tesi.

L'obiettivo di questo elaborato è lo sviluppo di un sistema off-line capace di identificare incidenti in ambito autostradale sulla base dei dati forniti da sensori fissi; è quindi un lavoro destinato alla gestione del traffico visto il notevole interesse assunto dagli studiosi sui problemi legati all'incidentalità.

L'idea iniziale prende spunto dalle ricerche svolte in ambito nazionale da *Anas* (rif.2.4.1); l'ipotesi di partenza è quella di costruire il funzionamento di un segmento base di un'autostrada attraverso la determinazione delle equazioni delle curve di deflusso teoriche, ovvero creando un modello matematico in grado di descriverne le prestazioni.

Dai dati a disposizione è stato calibrato un sistema esperto basato sulla logica fuzzy; tale strumento permette l'identificazione di incidenti che si verificano nel tratto per differenti tassi di flusso.

Approccio simulativo Il lavoro di questa tesi utilizza un approccio simulativo.

Se si utilizza un approccio simulativo nell'analisi di un sistema di trasporto è possibile controllare le variabili di interesse e ricreare una vasta gamma di condizioni la cui osservazione diretta è spesso complessa ed onerosa. In molti casi, questo risulta l'unico approccio applicabile nella risoluzione del problema.

Al contrario, l'uso di simulazioni può richiedere personale esperto e prima

di ottenere dei risultati statisticamente significativi è necessario compiere preliminarmente un accurato lavoro di calibrazione e validazione del modello impiegato. Inoltre, i costi sono relativamente elevati in termini di denaro e di tempo in funzione della complessità del sistema.

L'uso di modelli simulativi è giustificato in contesti in cui si analizzano sistemi ipotetici e di previsione delle prestazioni future del sistema, come in questo elaborato.

Logica Fuzzy Con i dati simulati non è possibile sviluppare un sistema efficace ed accurato per l'identificazione degli incidenti; questo perché i dati forniti non coprono tutte le possibili condizioni di deflusso che si possono verificare in caso di incidente (variazioni dei tassi di flusso, condizioni meteorologiche avverse, comportamento dei conducenti, . . .).

A tal proposito, si è scelto di utilizzare un approccio fuzzy per lo sviluppo del sistema esperto; sia per l'elevata flessibilità della logica ad adattarsi al problema da analizzare, che per i miglioramenti ottenuti in termini di performance dai vari studi caratterizzati da dati di input imprecisi o parziali.

Il sistema sviluppato permette quindi l'identificazione di incidenti per diverse condizioni di flusso e può essere utilizzato a tronchi stradali riconducibili nelle caratteristiche geometriche e funzionali al segmento analizzato in questo elaborato.

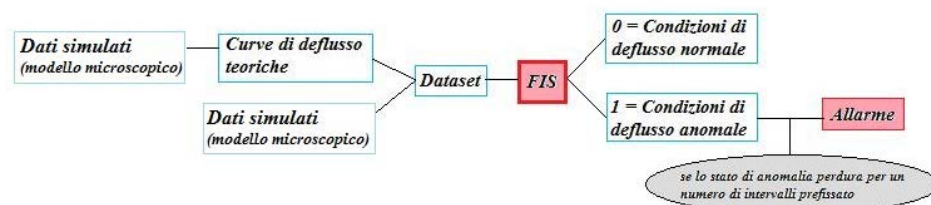
I sistemi d'inferenza fuzzy sono diventati una delle più famose applicazioni della logica fuzzy. Il sistema d'inferenza fuzzy (FIS) sviluppato è interamente costruito sui dati forniti da simulazioni. Come detto precedentemente, le simulazioni sono sufficienti a coprire tutte le condizioni di traffico che si possono verificare soprattutto nel caso di sistemi complessi che considerano più variabili di input, a tal proposito la conoscenza del sistema esperto può essere integrata dall'operatore attraverso azioni di feedback durante il processo di calibrazione del FIS.

3.1 Sviluppo del sistema

Il lavoro è strutturato nei seguenti passi:

- Definizione delle curve di deflusso teoriche;
- Definizione del dataset;

Figura 3.1: Rappresentazione schematica del sistema.



- Calibrazione del sistema esperto;
- Validazione del sistema sviluppato.

Nella Figura 3.1 viene rappresentato in forma sintetica il percorso logico del sistema.

Il tratto di strada analizzato in questo elaborato è un segmento base di autostrada costituito da una carreggiata a due corsie di larghezza complessiva di 7.3 m e percorso da un'unica corrente monodirezionale; il tracciato è piano e la corrente veicolare è composta da sole autovetture.

3.1.1 Definizione delle curve di deflusso teoriche

Nell'analisi dei problemi di traffico uno strumento basilare è il *diagramma fondamentale*, una volta determinato è possibile ricavare la maggior parte delle proprietà di un tratto stradale, caratterizzando il traffico presente in esso. Infatti, è possibile prevedere per qualsiasi condizione di traffico i parametri fondamentali che si dovrebbero riscontrare sul segmento stradale.

Si è scelto di analizzare il funzionamento di un generico segmento base di autostrada, le analisi sono state condotte su dati di traffico prodotti mediante processi microsimulativi; allo scopo è stato utilizzato il software Paramics in dotazione al Laboratorio Trasporti dell'Università di Padova.

I dati ottenuti dalle simulazioni non consentono di ottenere direttamente le curve corrispondenti alle relazioni fondamentali: al posto di semplici curve si ottengono nuvole di punti più o meno estese.

I valori delle grandezze fondamentali ottenuti nel segmento sono stati utilizzati per la costruzione dei diagrammi fondamentali avendo assunto quali curve interpolanti le seguenti specificazioni:

- curva q - K : parabola;
- curva q - V_s : parabola.

3.1.2 Popolamento del dataset

Quando in un tratto stradale si verifica un incidente le condizioni di deflusso subiscono un cambiamento repentino e da condizioni normalmente stabili (al di sotto della capacità) si passa a condizioni instabili di deflusso in cui il sistema non è più in grado di autoregolarsi, le velocità si riducono, aumenta la densità, il flusso si riduce fino (in alcuni casi) al raggiungimento del blocco totale del traffico. In questi casi il passaggio da ramo stabile a ramo instabile non avviene passando progressivamente attraverso il valore di capacità, ma si verifica verosimilmente un passaggio brusco.

I parametri che possono individuare, quindi, un possibile incidente sono i parametri fondamentali del deflusso (flusso, densità, velocità media spaziale) nonché la distanza del punto dalla curva teorica.

Per analizzare il funzionamento del tratto autostradale quando si verifica un incidente sono state prodotte ulteriori simulazioni; l'incidente ipotizzato dura 20 minuti. I dati opportunamente aggregati (ad 1 minuto), formano il dataset necessario per le fasi di calibrazione e di validazione del sistema.

3.1.3 Calibrazione e Validazione del sistema esperto

Affinché il modello possa correttamente identificare gli stati anomali relativi a possibili incidenti, è opportuno eseguire la fase di calibrazione del FIS.

La calibrazione è stata effettuata utilizzando il 70% del dataset di dati forniti da due sensori posti rispettivamente a monte e a valle dell'incidente, questo perché i sensori posti in prossimità dell'incidente risentono maggiormente delle fluttuazioni dei parametri in input.

Alla calibrazione è seguito un processo di validazione del sistema proposto con un dataset differente. La validazione ha permesso di controllare

la qualità del sistema calibrato, nella quale è stata accertata la capacità del sistema di identificare gli stati relativi all'incidente.

Successivamente, il sistema è stato validato con tutto il dataset di dati forniti dalla simulazione.

Capitolo 4

Diagramma fondamentale ed elaborazione dati

4.1 I modelli di microsimulazione

I modelli di microsimulazione descrivono i movimenti dei singoli veicoli come il risultato di scelte individuali e delle interazioni con gli altri veicoli e con l'ambiente stradale; quindi descrivono in modo puntuale, preciso e specifico il traffico e la sua evoluzione istante per istante. In particolare i software che implementano i modelli microsimulativi che basano il loro funzionamento su modelli di microsimulazione, includono alcuni sottomodelli comportamentali:

- **car following:** sulla base delle caratteristiche comportamentali del conducente e alle caratteristiche geometriche, funzionali e di controllo della strada, ogni veicolo presente nella rete tende a viaggiare a una certa velocità desiderata. La marcia del veicolo può però essere influenzata dalla presenza di un veicolo che lo precede nella medesima corsia. L'interazione tra i veicoli è gestita da un meccanismo di stimolo/risposta, per cui il veicolo che sorraggiunge adegua la propria velocità a quella del veicolo che lo precede, oppure valuta la possibilità di cambiare corsia ed effettuare un sorpasso;
- **gap acceptance:** è fondamentale nella simulazione di scelte relative a manovre da svolgere nelle intersezioni o nel cambio corsia; il guidatore decide se accettare o rifiutare un gap disponibile tra due veicoli

della corrente in cui deve immettersi confrontandolo con il gap critico, ovvero il minimo gap ritenuto accettabile dal conducente stesso per effettuare la manovra in condizioni di sicurezza. Se un generico conducente deve immettersi su una corrente principale giunto all'approccio comincerà a valutare i gap temporali e spaziali del flusso in arrivo, tra questi deciderà quale scegliere al fine di compiere la manovra prevista in condizioni di sicurezza;

- **lane changing** : nelle simulazioni è spesso necessario considerare la possibilità di effettuare dei cambi di corsia quando il conducente considera migliori le condizioni di marcia nella corsia adiacente. I fattori principali valutati nel processo di decisione sono la necessità, l'opportunità e la sicurezza di un cambiamento di corsia; il cambio di corsia avviene se esiste uno spazio accettabile tra due vetture nella corsia di destinazione tale da non disturbare il fluire del traffico nella corsia stessa.

E' quindi possibile simulare una rete di trasporto mediante modelli in grado di facilitare la rappresentazione quantitativa della distribuzione spaziale e temporale dei flussi di traffico, descrivendone anche la sua evoluzione istante per istante.

La procedura per lo sviluppo di un modello di microsimulazione proposta da *FHWA* (Jeannotte et al. 2004; Dowling, Skabardonis e Alexiadis 2004) si suddivide in sette passi:

1. individuazione /delimitazione dell'area di studio in relazione anche agli obiettivi dell'attività di analisi sia in termini geografici che temporali; il modello dovrebbe far riferimento a dimensioni spaziali e temporali sufficientemente ampie da permettere di considerare nell'analisi tutti i fenomeni di congestione del traffico;
2. raccolta ed organizzazione dei dati che variano in base al software utilizzato, agli obiettivi e all'ambito di studio; i dati richiesti dal modello sono inerenti alle caratteristiche geometriche e funzionali della rete, alle caratteristiche dei veicoli che devono essere simulati e ai dati di traffico necessari per ricostruire le matrici di domanda;
3. sviluppo del modello base andando a costruire il modello di offerta (posizionamento dei nodi, inserimento degli archi e delle relative

caratteristiche) e definendo poi il modello di domanda (numero di matrici, volumi di traffico e le ripartizioni tra le diverse tipologie veicolari);

4. controllo degli errori, ovvero relativi ai dati di input, ad errori identificati durante la simulazione animata ed errori propri del software;
5. calibrazione, in questa fase vengono modificati i valori di default di alcuni parametri del modello; se i valori di output ottenuti dai parametri di default sono accettabili, è possibile evitare questa fase;
6. analisi degli scenari alternativi lanciando più volte la simulazione ed esaminando i dati di output;
7. produzione di documenti tecnici contenenti i risultati dell'analisi, dove vengono presentati gli scopi e gli obiettivi dell'analisi gli strumenti utilizzati, i dati raccolti e i risultati finali.

Quindi prima di sviluppare il modello di microsimulazione è necessario definire alcuni aspetti relativi alle caratteristiche fisiche e funzionali del segmento stradale, tra le quali le caratteristiche della sede stradale, i limiti di velocità, le tipologie veicolari, i dati relativi alla domanda.

Normalmente si considera nella simulazione una fase di pre-carico mirata alla produzione delle condizioni di accodamento presenti all'inizio del periodo simulato (Gastaldi 2012).

I dati di traffico necessari per la costruzione della curva di deflusso sono stati generati utilizzando il software di microsimulazione S-Paramics Paramics e SIAS 2006. S-Paramics permette di costruire modelli di traffico nei quali vengono simulati i movimenti dei singoli veicoli nella rete, e le loro reciproche interazioni, in relazione alle condizioni di traffico istantanee presenti.

Nelle seguenti sezioni viene descritta la realizzazione di un modello di microsimulazione al fine di simulare il comportamento del traffico in un generico tronco autostradale a due corsie al variare del tasso di flusso e delle condizioni al contorno; successivamente i dati simulati sono stati opportunamente elaborati con lo scopo di prevedere le performance del segmento definendo l'equazione di una curva teorica di deflusso.

Infine è stato realizzato un secondo modello con lo scopo di rappresentare le condizioni di deflusso del segmento stradale in presenza di un incidente.

4.2 Modello base

Il modello base costruito con S-Paramics rappresenta un segmento base, ovvero un arco stradale con caratteristiche geometriche e funzionali omogenee, nel quale il deflusso non risente del condizionamento dei nodi a valle e a monte.

Come già anticipato nel Capitolo 3, si tratta di un segmento autostradale costituito da una carreggiata a due corsie, di larghezza complessiva pari a 7.3 m e lunghezza pari a 10 km. Il tracciato è piano e la corrente veicolare monodirezionale è composta da sole autovetture, con limite di velocità pari a $90 \frac{km}{h}$.

A monte del segmento base è stato inoltre posto un tratto autostradale a tre corsie (Figura 4.1), che consente di immettere nel sistema un numero di veicoli sufficienti a ricreare nel tratto a due corsie le condizioni di congestione (instabilità del deflusso).

Per riprodurre le possibili condizioni di deflusso che si possono verificare, dalla condizione di deflusso libero alla congestione, sono stati utilizzati 6 tassi di flusso, mantenuti costanti all'interno della simulazione. Poiché attraverso un'unica simulazione non è possibile riprodurre tutte le condizioni rilevabili in rapporto alla rete che stiamo analizzando, è necessario per ciascuno scenario lanciare più volte la simulazione con un numero random (seed) differente. La dinamica della rete viene considerata nelle simulazioni fissando al variare dello scenario diversi valori del seme (seed) con valori che variano tra 1 e 10; si ottengono dei risultati differenti, se pensiamo alla realtà non tutti i giorni e le ore di rilevazione sono identiche a parità di flusso.

Ciascuna simulazione è caratterizzata da un numero random (seed) che governa diversi aspetti del processo modellistico come la selezione del tipo di veicolo che viene generato in un dato istante, l'attribuzione ai veicoli del valore di velocità desiderata, del percorso, . . . ; è possibile che i dati generati da due simulazioni che differiscono solo per il valore del *seed* se confrontati abbiano una variazione anche del 25%.

Complessivamente sono state prodotte 60 simulazioni, della durata di 60 minuti ciascuna. Per ogni simulazione si ottengono 12 punti sperimentali che vanno a costruire la curva di deflusso teorica.

Si è deciso di mantenere un volume costante per tutta la simulazione,

Figura 4.1: Modello base costruito con S-Parameters per ricavare i dati necessari alla costruzione della curva di deflusso per la generica sezione/segmento a due corsie del tratto base.

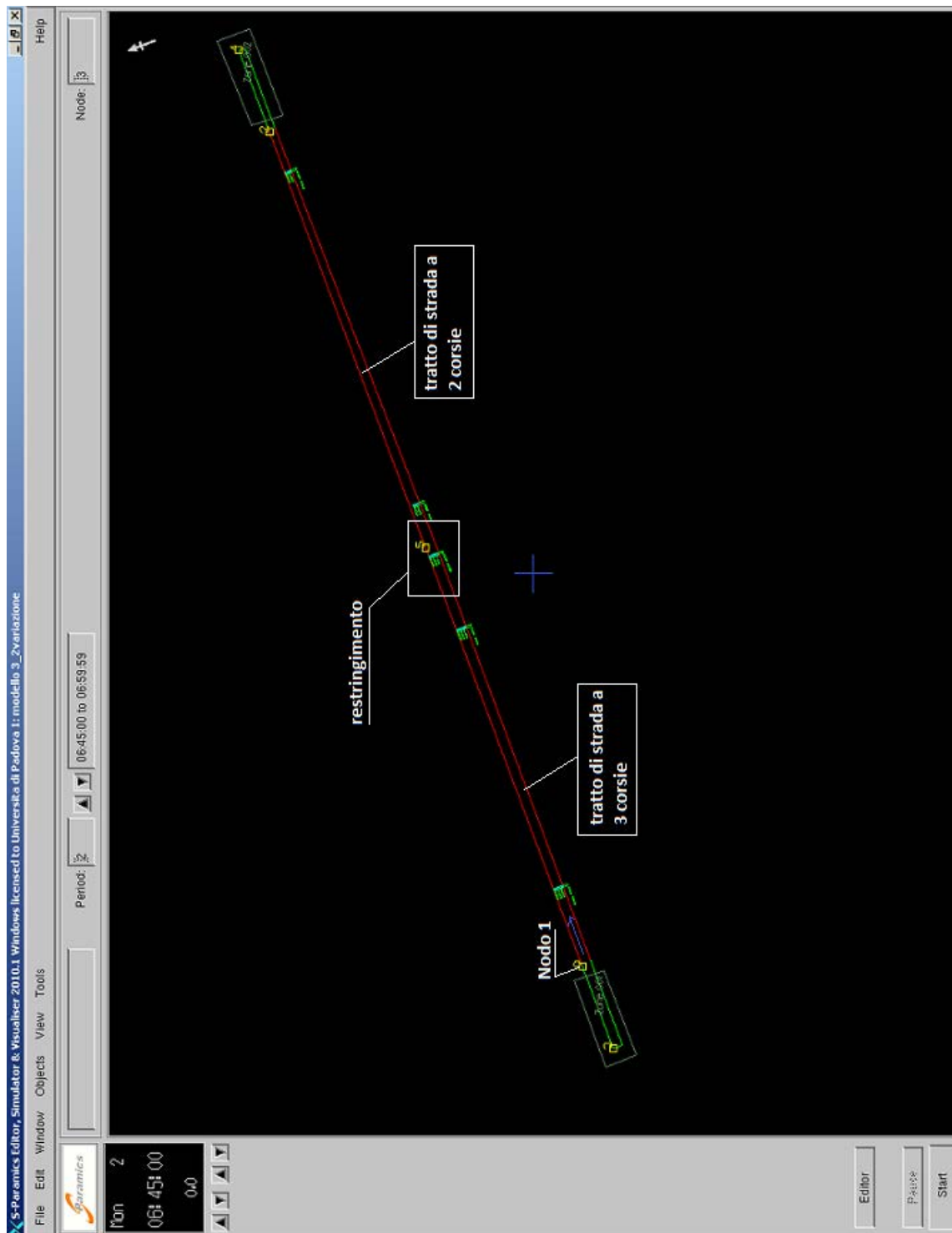
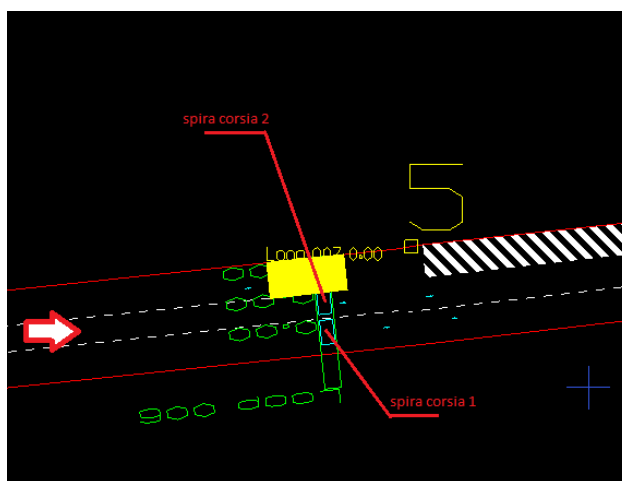


Tabella 4.1: Tassi di Flusso immessi in rete nelle varie simulazioni effettuate per la costruzione della curva di deflusso.

Flusso aeq/h					
1000	2000	3000	4000	4100	4200

Figura 4.2: Particolare del modello base: posizionamento delle spire in prossimità del restringimento.



diversificandolo poi per le varie simulazioni, come riportato nella Tab.4.1.

In prossimità del restringimento sono state poste due spire (per maggiori dettagli inerenti al funzionamento di questa tipologia di sensori si veda l'Allegato A) per rilevare i dati di traffico osservati in relazione ai tassi di flusso simulati(vedi Fig.4.2).

Dalle spire è possibile acquisire i valori puntuali di alcune variabili:

- **Flow:** flusso di traffico in $[\frac{aeq}{h}]$;
- **Speed:** velocità puntuale posseduta dai veicoli in $[\frac{km}{h}]$;
- **Headway:** distanza tra i veicoli in secondi;
- **Acceleration:** accelerazione istantanea dei veicoli in $[\frac{m}{s^2}]$

Si precisa che i sensori fissi possono essere soggetti a malfunzionamento, per tale aspetto si ammette che le spire abbiano un funzionamento corretto durante la fase di rilevazione dei dati.

4.2.1 Costruzione della curva di deflusso

I risultati prodotti dalle diverse simulazioni sono stati importati in un database creato con MS-Access, e sottoposti ad un'operazione di pulizia per eliminare eventuali errori dovuti all'acquisizione del dato; questi errori sono dovuti a fenomeni esterni non imputabili al comportamento del tratto autostradale in condizioni normali. I dati sottoposti al controllo sono stati elaborati aggregandoli in intervalli temporali di 5 minuti e calcolando i relativi parametri fondamentali (q , \bar{V}_s , k) per ogni corsia, secondo le formule riportate nel Capitolo 1.1.

Si determina in questo modo un insieme di punti sperimentali che, riportati all'interno dei grafici fondamentali, si dispongono come nuvole di punti più o meno estese. Per ottenere le curve corrispondenti alle relazioni fondamentali si procede per interpolazione di curve di secondo grado (Figure 4.3 e 4.4).

La relazione sperimentale tra velocità media spaziale e flusso riportata nella Figura 4.3 per le due corsie permette di individuare i punti notevoli delle variabili del deflusso, tra cui il valore della capacità della corsia e la velocità a flusso libero. In particolare, dall'osservazione dei grafici riportati in Fig.4.3 e 4.4 possiamo riconoscere delle nuvole di punti che corrispondono ai diversi tassi di flusso usati nelle simulazioni, inoltre possiamo individuare un valore della capacità pari a 2400 aeq/h per la corsia 1 e di circa 2300 aeq/h per la corsia 2.

E' importante osservare che la specificazione della curva ottenuta è rappresentativa delle condizioni sperimentali impostate nella simulazioni; si possono avere curve diverse per lo stesso segmento al variare delle caratteristiche funzionali e geometriche, dei conducenti, della composizione veicolare e delle condizioni meteo.

Figura 4.3: Curva flusso-velocità per le rispettive corsie del segmento, dall'interpolazione dei dati sperimentali.

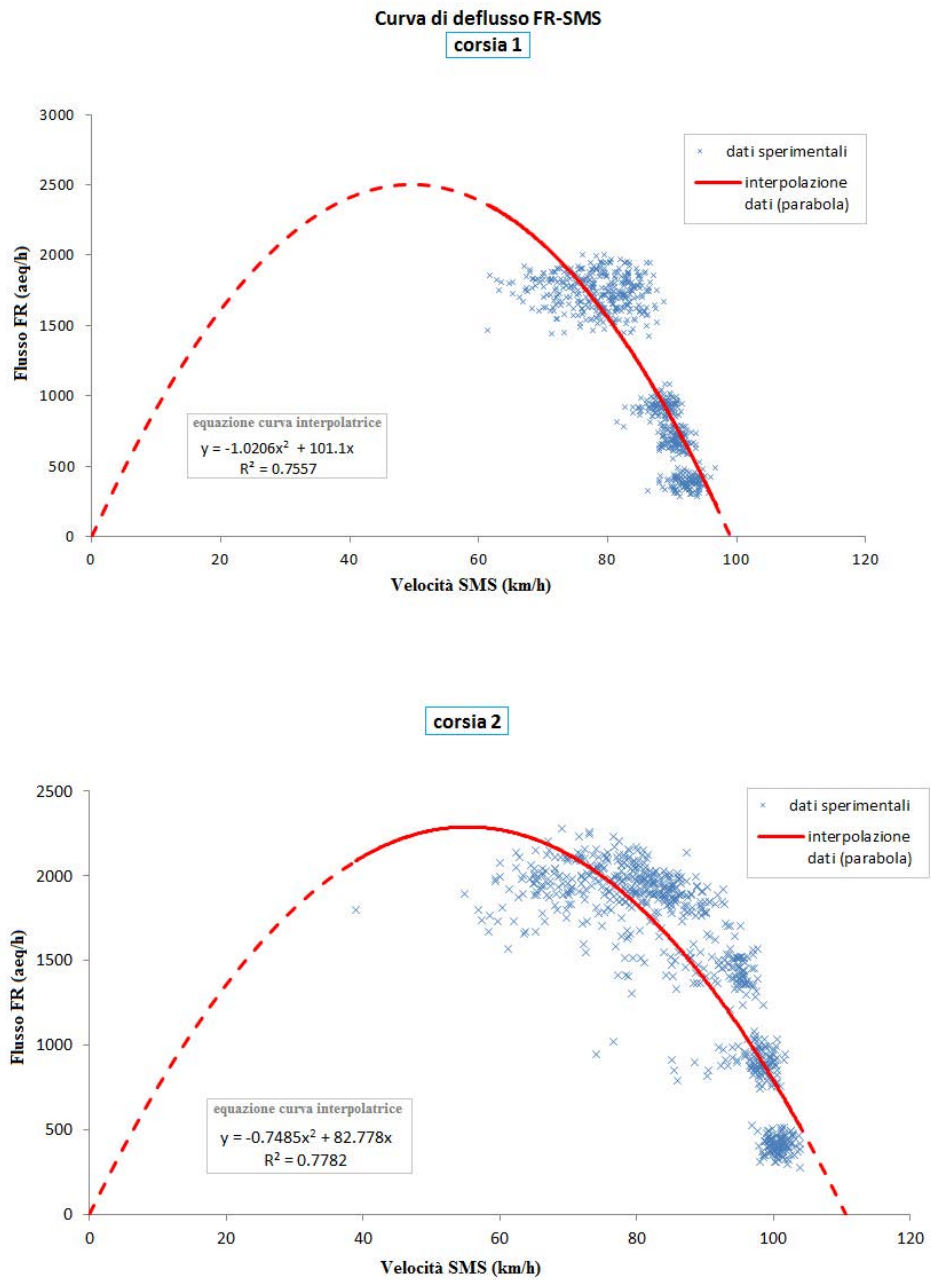


Figura 4.4: Curva flusso-densità per le due corsie del segmento stradale.

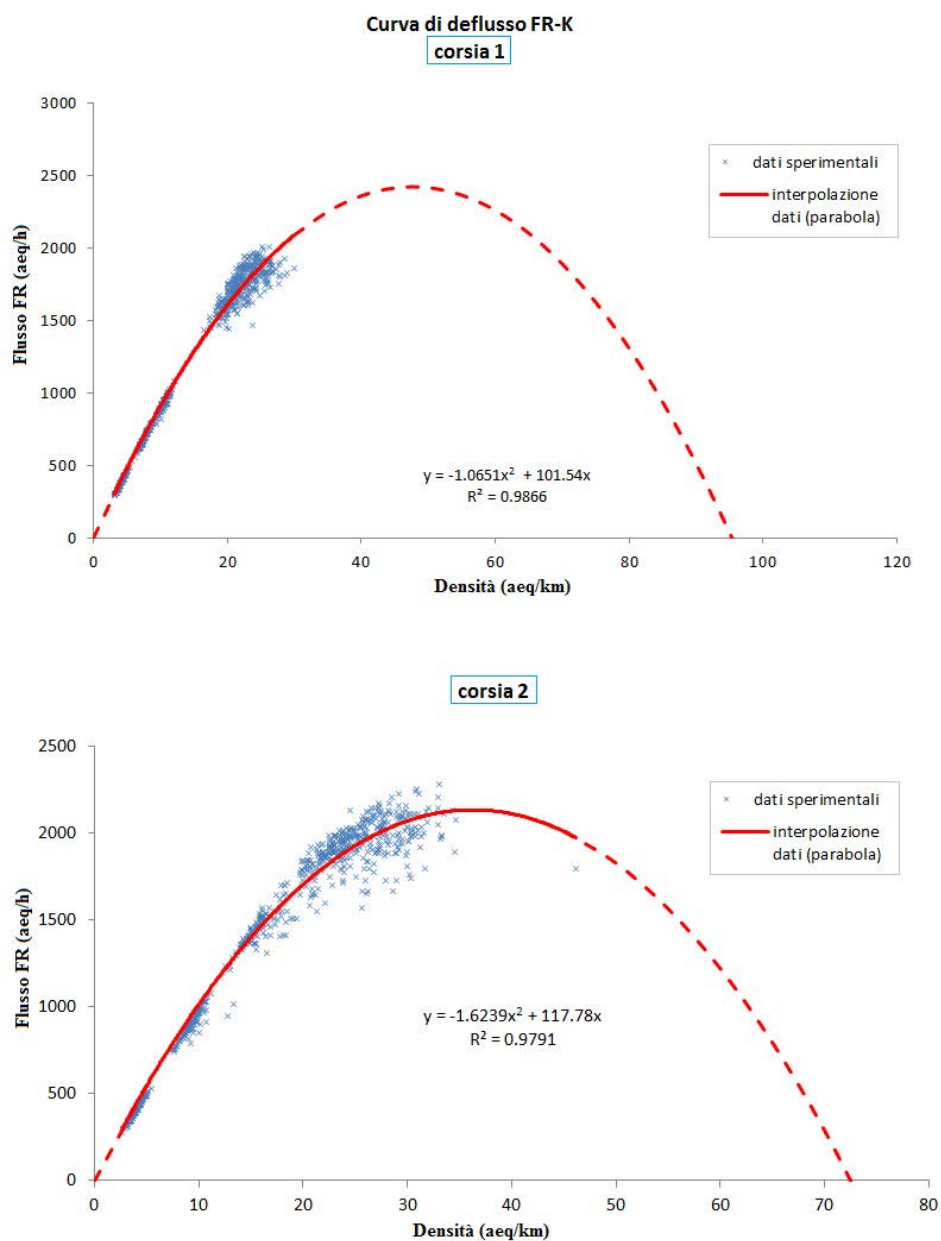
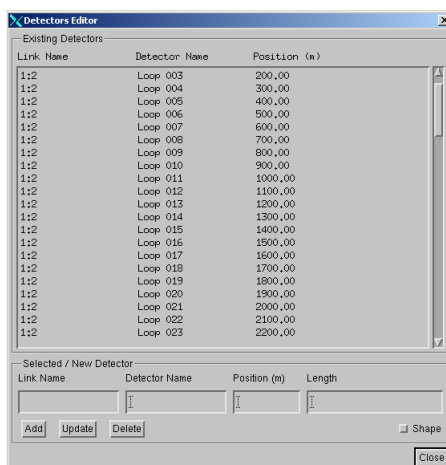


Figura 4.5: Finestra per la gestione delle spire posizionate lungo il tratto stradale.



4.3 Modello base con incidente

I dati necessari alla calibrazione e validazione del sistema di rilevazione degli incidenti sono stati ottenuti dalla simulazione di un tratto di strada a due corsie con le medesime caratteristiche geometriche e funzionali al modello precedente descritto nel paragrafo 4.2. In questo caso, lungo il tratto stradale simulato, sono state poste delle spire ad una distanza reciproca di 100 m , come riportato in Figura 4.5.

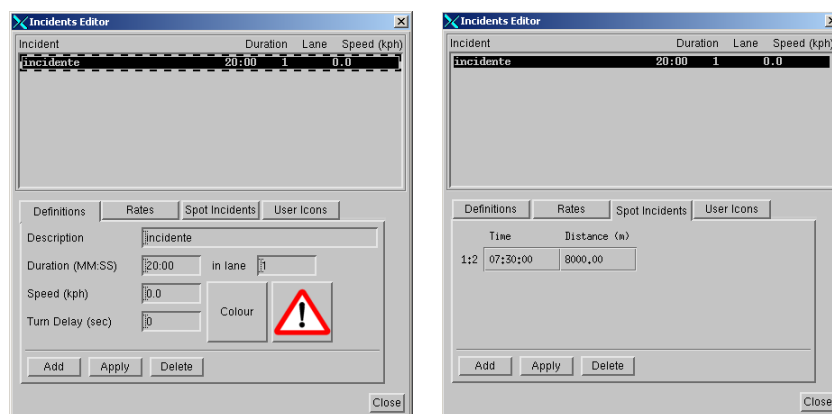
Lo strumento di microsimulazione S-Paramics permette di riprodurre gli incidenti attraverso il comando 'Incident', in questo modo è possibile pianificare tutte le caratteristiche dell'incidente come la causa (se i veicoli rallentano la propria corsa per la presenza di ciclisti sulla carreggiata, e/o veicoli fermi sul link per un periodo di tempo predeterminato).

Nella relativa finestra di comando è possibile definire la tipologia, l'istante di inizio e la durata, la velocità e il numero di corsie coinvolte nell'incidente (Fig. 4.6).

E' possibile definire un numero qualsiasi di incidenti e per ognuno di questi è possibile definire le seguenti caratteristiche:

- **Description:** un titolo descrittivo per la tipologia di incidente;
- **Duration (mm:ss):** durata dell'incidente in minuti e secondi;

Figura 4.6: Finestre per la gestione dell'incidente nella simulazione con S-Paramics.



- **Speed (mph) and turn delay (sec):** il veicolo incidentato può possedere una velocità nulla se fermo, oppure una velocità ridotta.
- **Lane:** corsia in cui si svolgerà l'incidente;
- **Colour:** colore dell'immagine che durante la simulazione metterà in evidenza l'incidente;
- **Icon:** immagine posta di fronte al veicolo per indicare il motivo del suo rallentamento durante l'esecuzione della simulazione (interfaccia software).

In particolare con il comando 'Spot Incident' è possibile definire il momento specifico in cui l'incidente avviene, nella simulazione l'incidente coinvolge il primo veicolo entrato nella corsia designata successivamente al tempo di accadimento prefissato. Dopo aver selezionato il link, nella finestra di comando relativa è possibile definire l'istante temporale e la distanza in metri dal nodo iniziale.

Il veicolo rimane fermo nella posizione prefissata per la durata dell'incidente e, se le condizioni stradali lo permettono, i veicoli a seguire possono superare il veicolo incidentato.

In Figura 4.7 si osserva il veicolo incidentato fermo nella posizione dichiarata all'inizio della simulazione; i veicoli che viaggiano nella corsia 1 sono costretti ad accodarsi dietro al veicolo incidentato finché non si presenta la possibilità di sorpasso (vedi Fig.4.8).

Figura 4.7: Particolare dell'incidente.

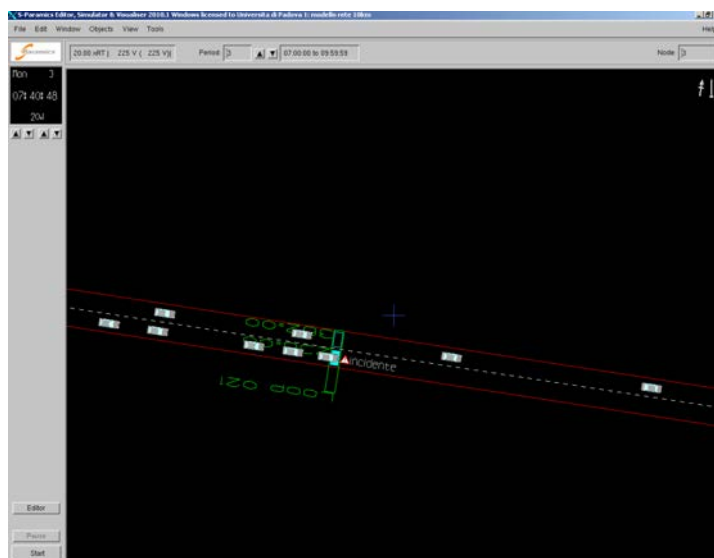


Figura 4.8: Possibilità di sorpasso per i veicoli accodati.

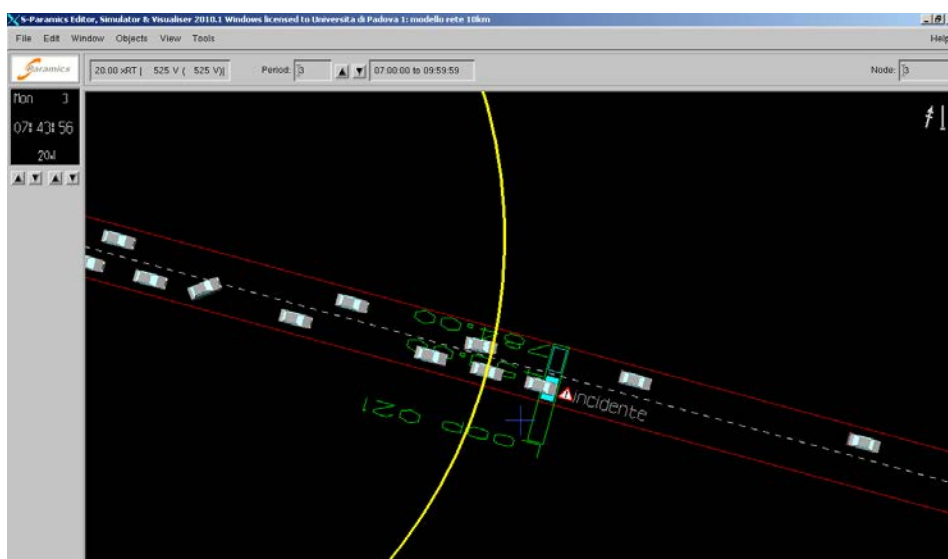
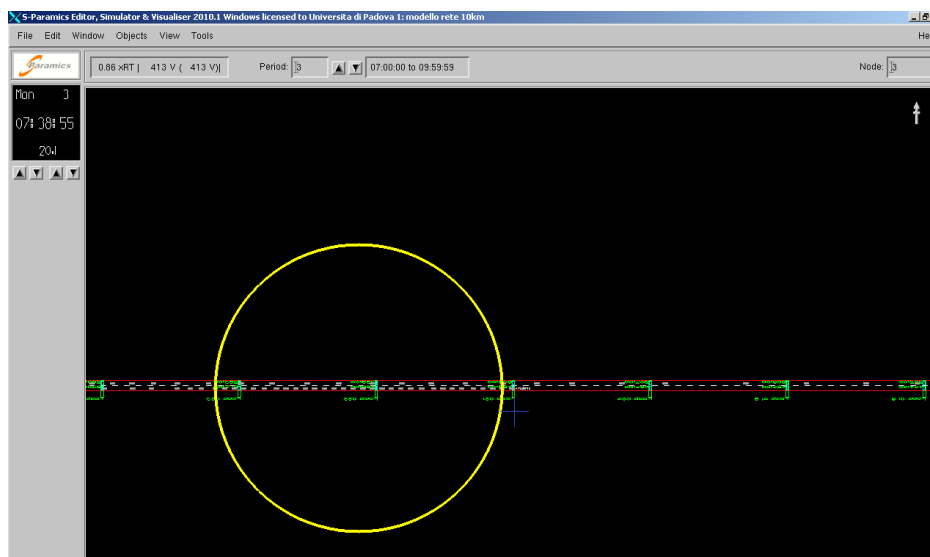


Figura 4.9: Accodamento per tassi elevati di flusso.



All'aumentare del tasso di flusso il veicolo incidentato provoca un accodamento sempre più marcato, dovuto alla diminuzione della capacità complessiva della carreggiata e alla riduzione dei gap disponibili per il cambio di corsia. I veicoli presenti nella corsia ancora libera (corsia 2) rallentano e la corrente veicolare si compatta (vedi Fig.4.9), riducendo la possibilità di cambio corsia da parte dei veicoli accodati.

Nella simulazione, l'incidente è stato descritto con le seguenti caratteristiche:

- Durata: 20 minuti;
- Corsia: 1 (lato banchina);
- Posizione: 8 km dal nodo iniziale del segmento in analisi (*nodo 1*).

In tabella 4.2 si riportano i tassi di flusso impiegati nelle simulazioni con S-Paramics. Per flussi prossimi alla capacità della strada non sono state svolte simulazioni, perché in seguito all'incidente si generano degli accodamenti che non riescono a dissiparsi all'interno del segmento stradale e creano un blocco nel link di generazione. Come fatto per il modello base,

Tabella 4.2: Tassi di flusso utilizzati nella simulazione dell'incidente.

Flusso aeq/h			
1000	2000	3000	3500

Tabella 4.3: Codifica dei dati sperimentali.

Livello 1	Livello 2	stato del sistema
0	0	condizioni normali di deflusso
1	1	condizioni anomale (incidente)
2	0	condizioni post incidente

per ogni tasso di flusso sono state prodotte 10 simulazioni, adottando un valore diverso del seme, per un totale di 40 simulazioni. Il periodo di rilevazione per ciascuna simulazione è di 180 minuti. Aggregando i dati forniti dalla simulazione ad 1 minuto, per ogni simulazione abbiamo a disposizione un campione di dati pari a 180 punti sperimentali per ciascuna delle 40 simulazioni che vanno a formare un database di 7200 terne di dati (flusso, densità, velocità media spaziale).

4.3.1 Elaborazione ed analisi dei dati

I dati ottenuti dalla simulazione sono stati trattati ed elaborati come nel modello base, e successivamente aggregati secondo intervalli temporali pari 1 minuto per ottenere i parametri fondamentali del deflusso. I parametri di traffico relativi a ciascun minuto sono stati codificati inizialmente con *livello 1* (Tabella 4.3), questa codifica distingue con tre differenti codici i dati relativi alle condizioni di deflusso prima dell'incidente (cod.0), i dati corrispondenti al perdurare dell'incidente (cod.1) e i dati che fanno riferimento alla fase successiva all'incidente (cod.2).

Riportando, ad esempio, i dati provenienti da una singola spira in un grafico flusso-velocità (spira numero 23, posta a 200 metri a monte dell'incidente, tasso di flusso pari a 1000 veq/h), si può notare che per la corsia 1 alcuni punti si distanziano maggiormente dalla curva, mentre questo è meno evidente per la corsia 2 (vedi Fig.4.10 e 4.11).

Figura 4.10: Disposizione dei dati sperimentali rispetto alla curva flusso-densità e alla curva flusso-velocità relativi alla spira 23, ottenuti dalla simulazione di incidente numero 1 di 40(corsia 1).

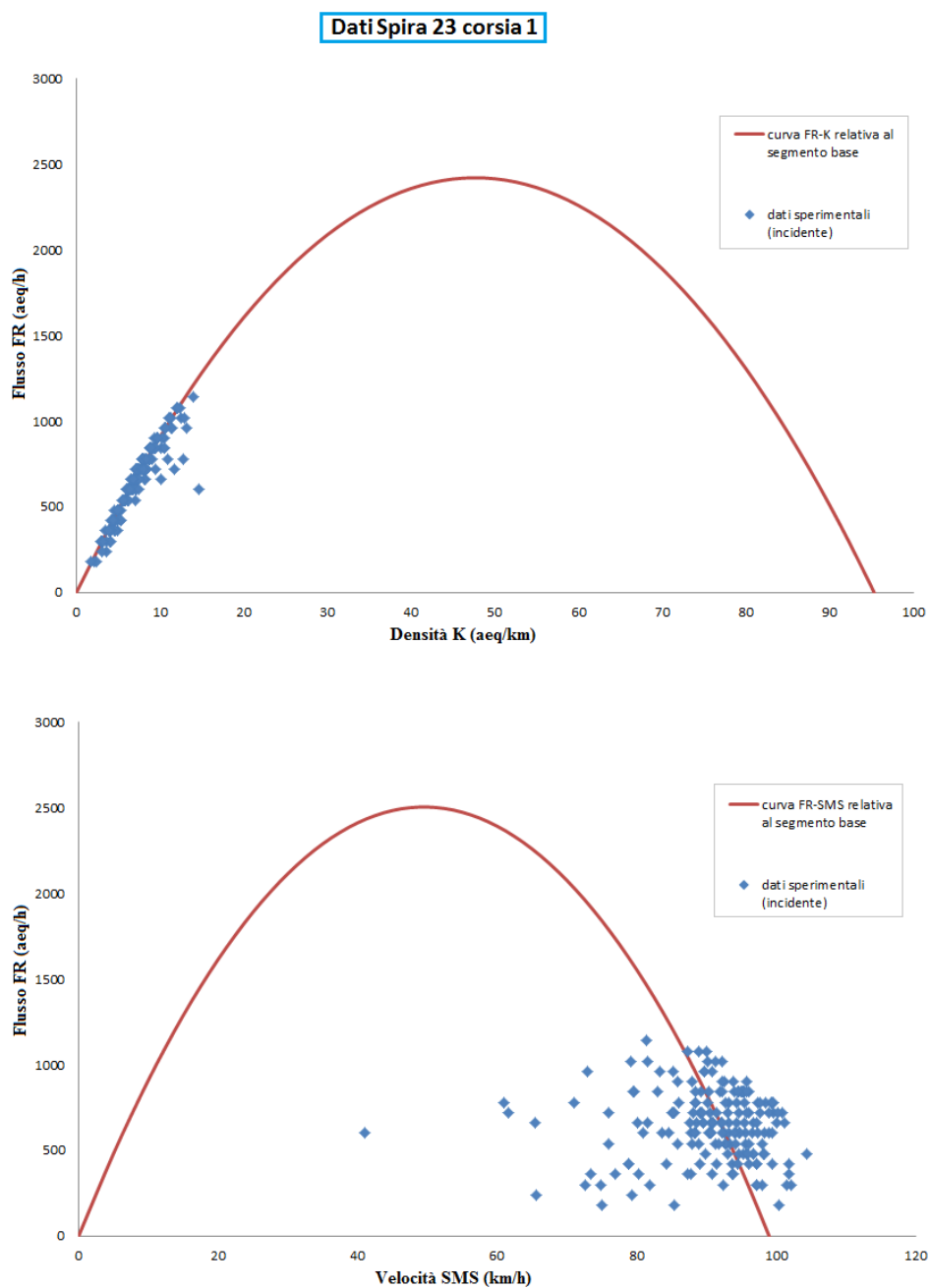
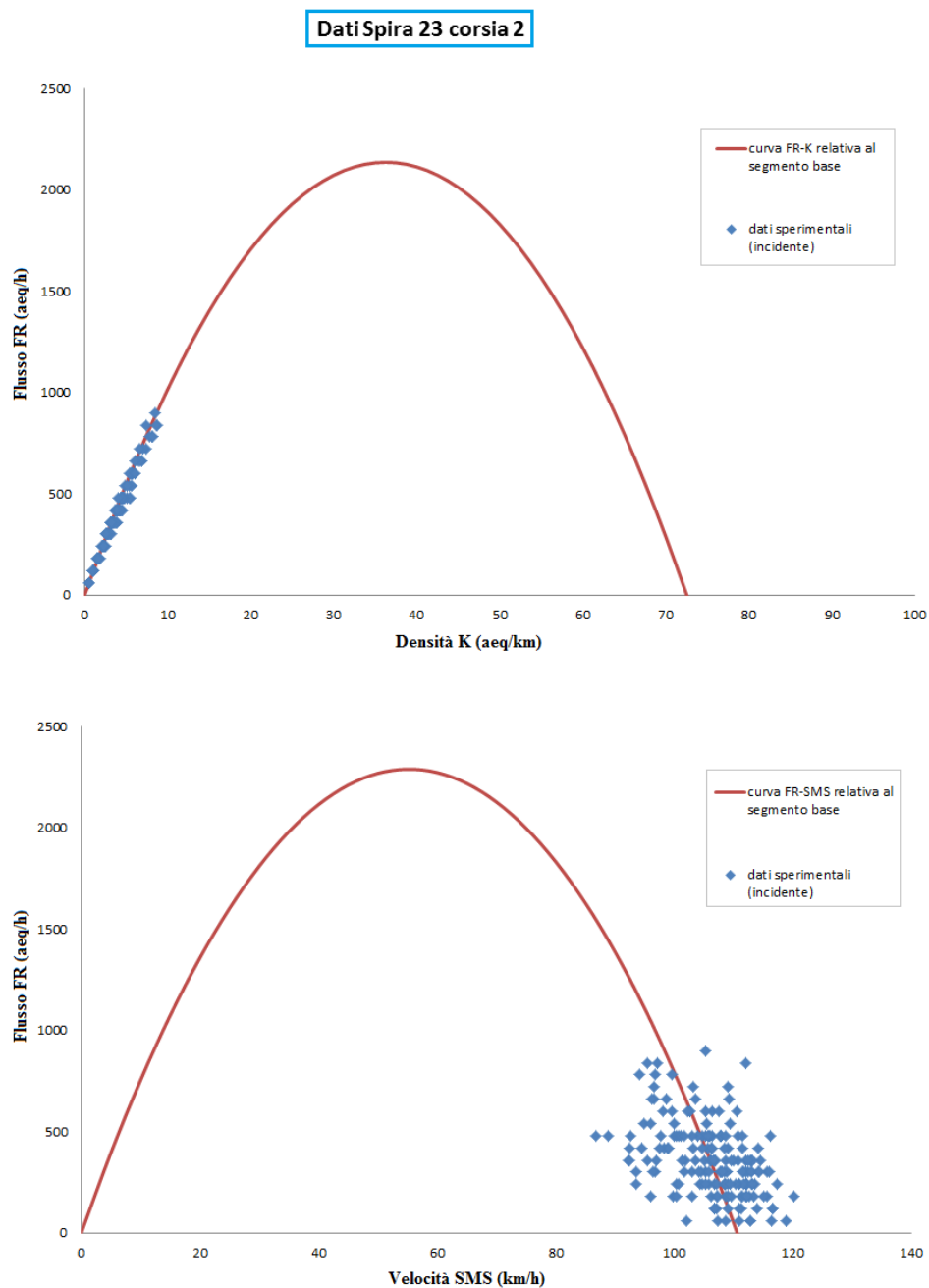


Figura 4.11: Disposizione dei dati sperimentali rispetto alla curva flusso-densità e alla curva flusso-velocità relativi alla spira 23, ottenuti dalla simulazione numero 1 di 40(corsia 2).



Analizzando i punti sperimentali rispetto alla loro codifica (*Livello 1*), si nota che i punti rappresentativi di uno stato anomalo per la presenza dell'incidente si distanziano maggiormente dalle curve (Fig.4.12 e 4.13). La suddivisione evidente tra gli stati anomali e la condizione normale di deflusso permette di individuare gli stati del sistema relativi all'incidente sulla base della distanza dei punti dalle curve, oltre che dai parametri fondamentali del deflusso.

Si osserva, inoltre, una sovrapposizione dei dati sperimentali dello stato 0 e dello stato 2, ciò significa che non vi è una netta distinzione tra lo stato di deflusso normale e lo stato successivo all'incidente, la circolazione veicolare torna subito alle condizioni normali di deflusso dopo l'incidente. Non essendoci una distinzione netta tra lo stato 0 e lo stato 2, i dati sperimentali sono stati ricodificati distinguendo semplicemente con il codice 0 i dati relativi a condizioni di deflusso normali (prima e dopo dell'incidente), mentre con il codice 1 si classificano i dati relativi al protrarsi dell'incidente sul segmento stradale, come riportato nella Tabella 4.3 (*Livello 2*).

La posizione della spira rispetto all'incidente e la corsia su cui si trova la spira sono altri due fattori che influenzano la distanza dei punti sperimentali dalla curva (Figure 4.14, 4.15, 4.16 e 4.17).

Lo scostamento dei punti rispetto alla curva diminuisce all'aumentare della distanza della spira dal punto dell'incidente. In 4.14 e 4.15 sono rappresentati i dati registrati dalle spire poste in un tratto di 500 m a monte e valle dell'incidente sulla corsia 1; si può osservare come l'effetto del veicolo fermo si riduca all'aumentare della distanza della spira. Il confronto con gli stessi dati raccolti sulla corsia 2 (Figure 4.16 e 4.17), mostra uno scostamento rilevante dei punti rispetto alla curva solo per la spira posta in corrispondenza dell'incidente, mentre sia per i sensori posti a monte e a valle dell'incidente l'effetto è quasi ininfluenza rispetto al funzionamento previsto dalla curva teorica per lo stesso tasso di flusso.

Nella Tabella 4.4 sono riportate le coordinate che identificano il baricentro dei punti sperimentali quando nel tratto stradale è presente l'incidente (codice 1 rif. 4.3) per diverse distanze tra sensore e veicolo fermo, diversificati per corsia.

Figura 4.12: Spira 23: Disposizione dei punti sperimentali dopo la suddivisione in classi secondo la tabella 4.3 Livello 1. Dati relativi alla corsia 1 del tratto stradale.

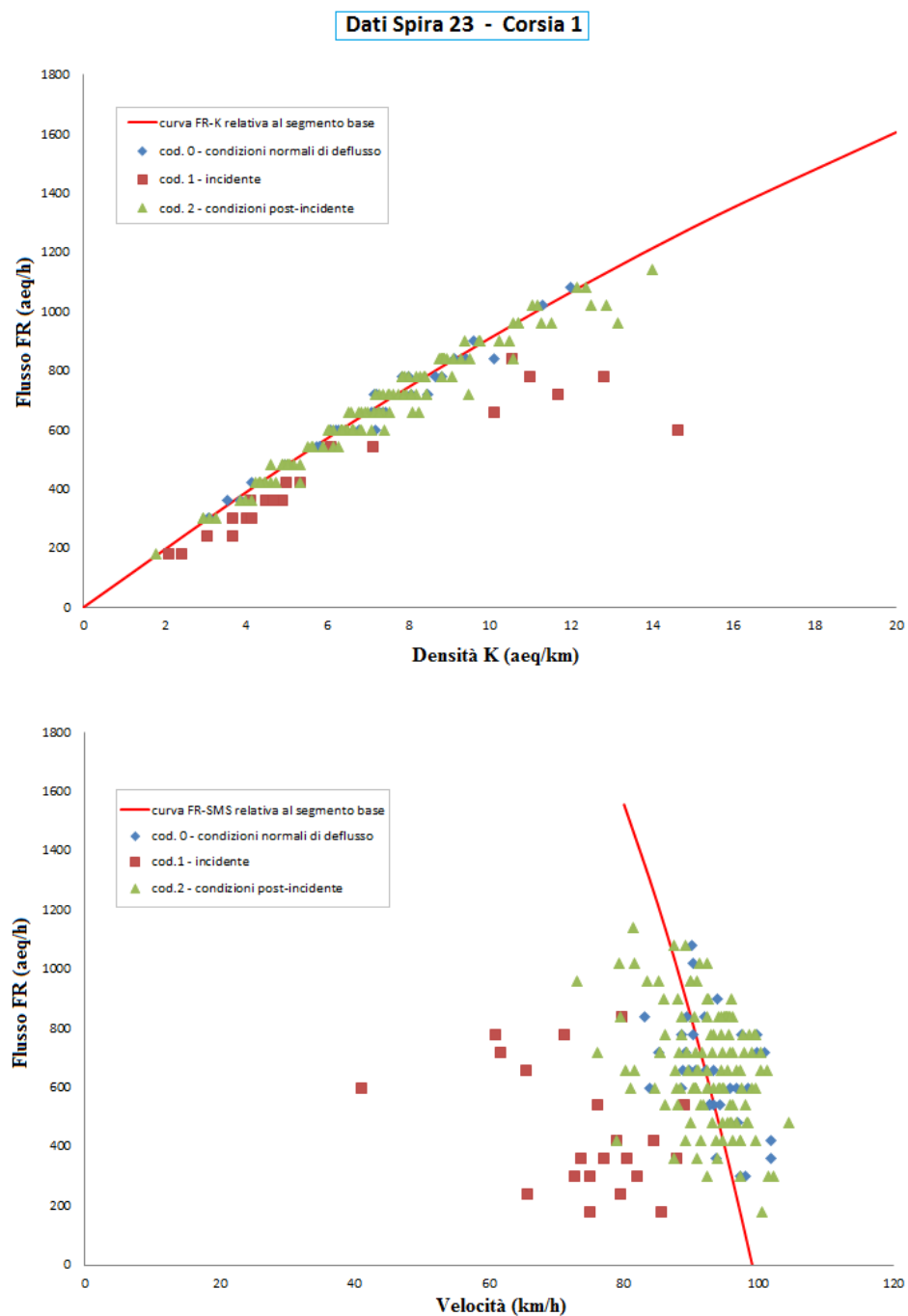


Figura 4.13: Spira 23: Disposizione dei punti sperimentali dopo la suddivisione in classi secondo la tabella 4.3 *Livello 1*. Dati relativi alla corsia 2 del tratto stradale.

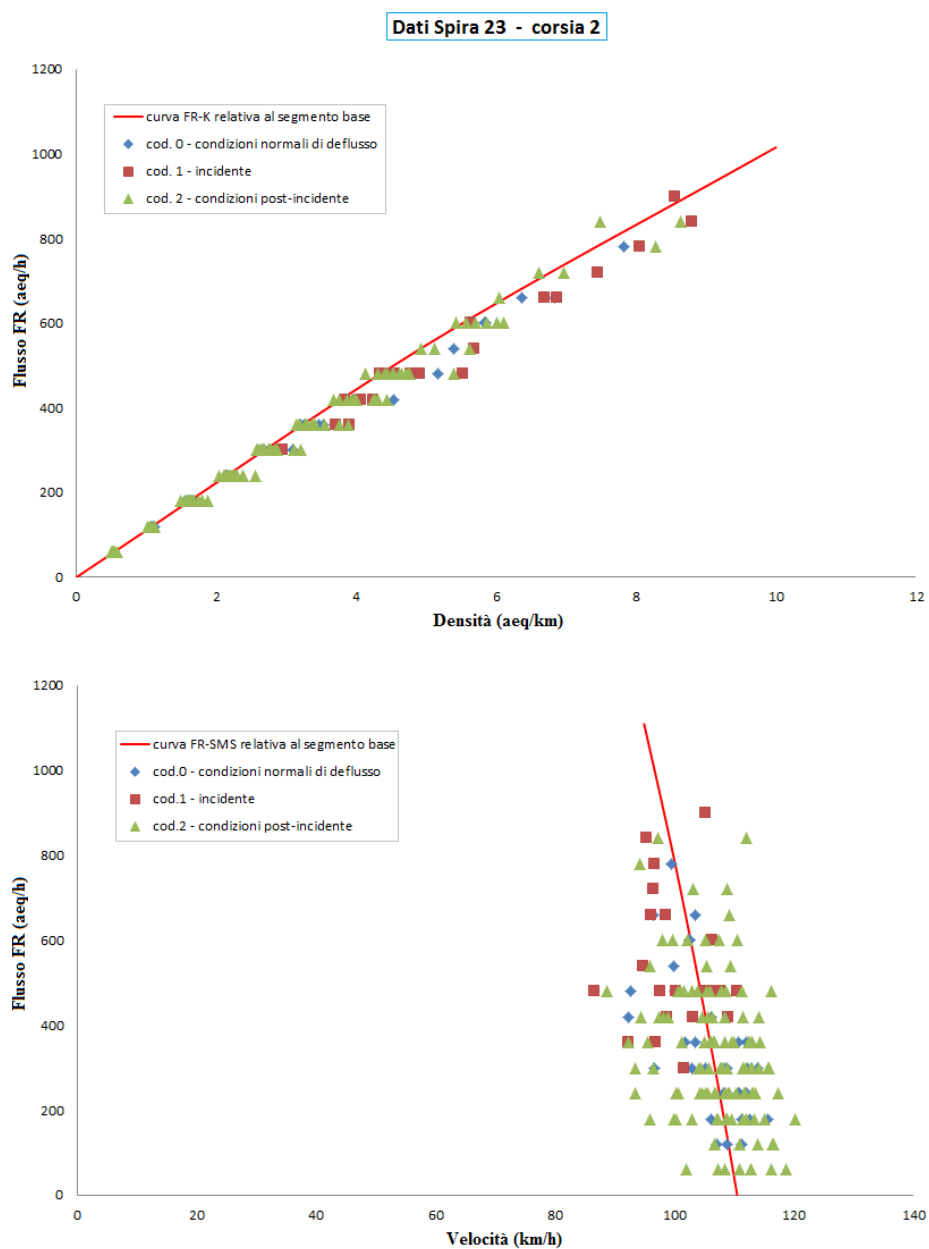


Figura 4.14: Disposizione dei dati sperimentali relativi al codice 1(incidente) per i sensori posti a valle dell'evento anomalo e dei corrispondenti baricentri calcolati sui dati al variare della distanza tra il sensore e l'incidente (G-distanza sensore/incidente). I dati rappresentati si riferiscono alla corsia 1, ottenuti dalla simulazione di incidente numero 1 di 40.

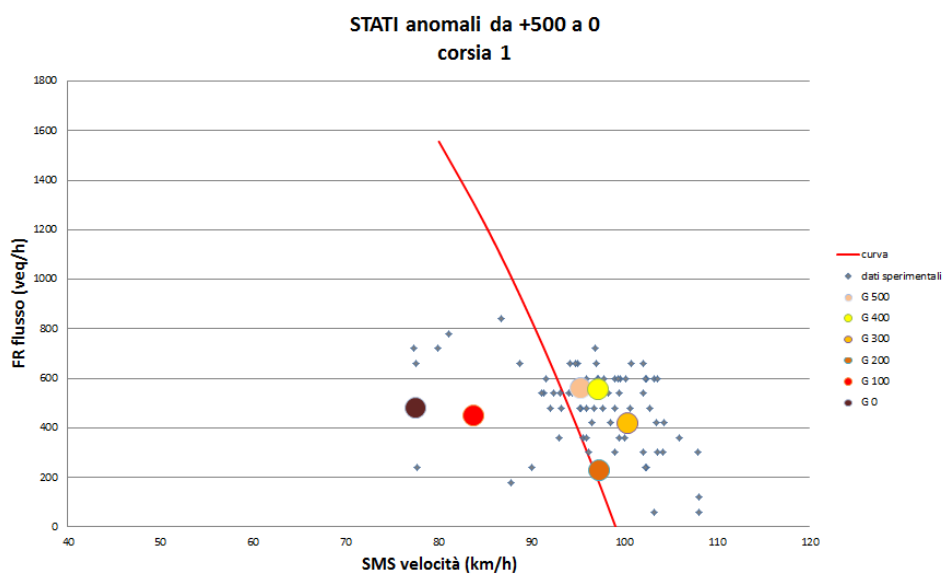


Figura 4.15: Disposizione dei dati sperimentali relativi al codice 1(incidente) per i sensori posti a monte dell'evento anomalo e dei corrispondenti baricentri calcolati sui dati al variare della distanza tra il sensore e l'incidente (G-distanza sensore/incidente). I dati rappresentati si riferiscono alla corsia 1, ottenuti dalla simulazione di incidente numero 1 di 40

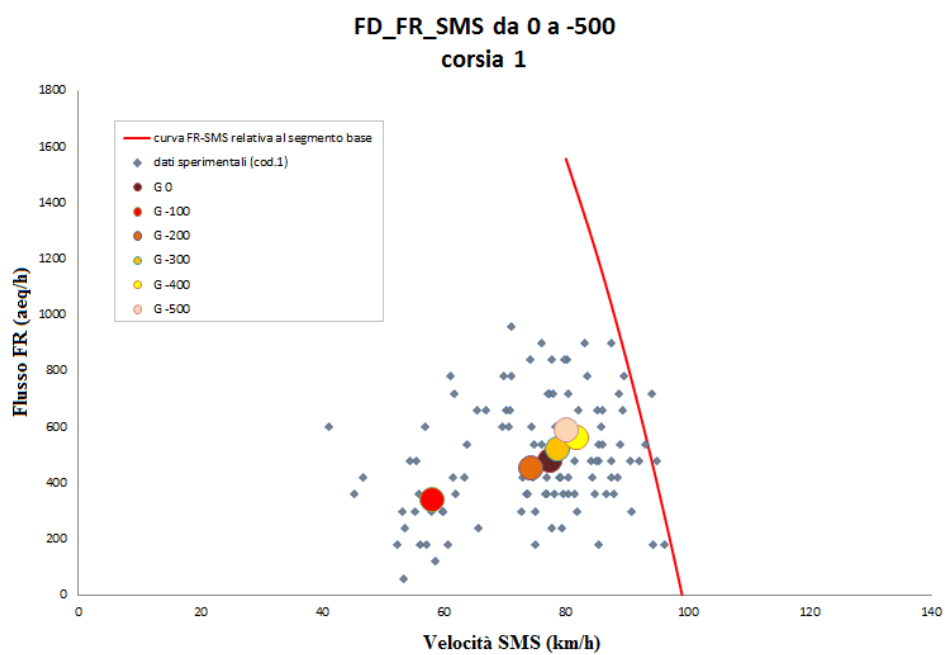


Figura 4.16: Disposizione dei dati sperimentali relativi al codice 1(incidente) per i sensori posti a valle dell'evento anomalo e dei corrispondenti baricentri calcolati sui dati al variare della distanza tra il sensore e l'incidente (G-distanza sensore/incidente). I dati rappresentati si riferiscono alla corsia 2, ottenuti dalla simulazione di incidente numero 1 di 40.

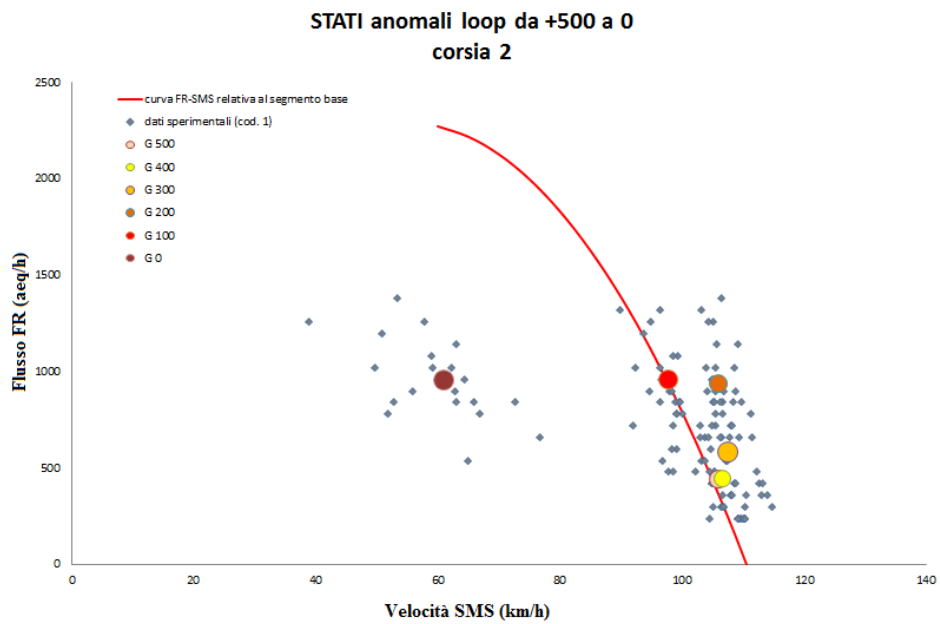


Figura 4.17: Disposizione dei dati sperimentali relativi al codice 1(incidente) per i sensori posti a monte dell'evento anomalo e dei corrispondenti baricentri calcolati sui dati al variare della distanza tra il sensore e l'incidente (G-distanza sensore/incidente). I dati rappresentati si riferiscono alla corsia 2, ottenuti dalla simulazione di incidente numero 1 di 40.

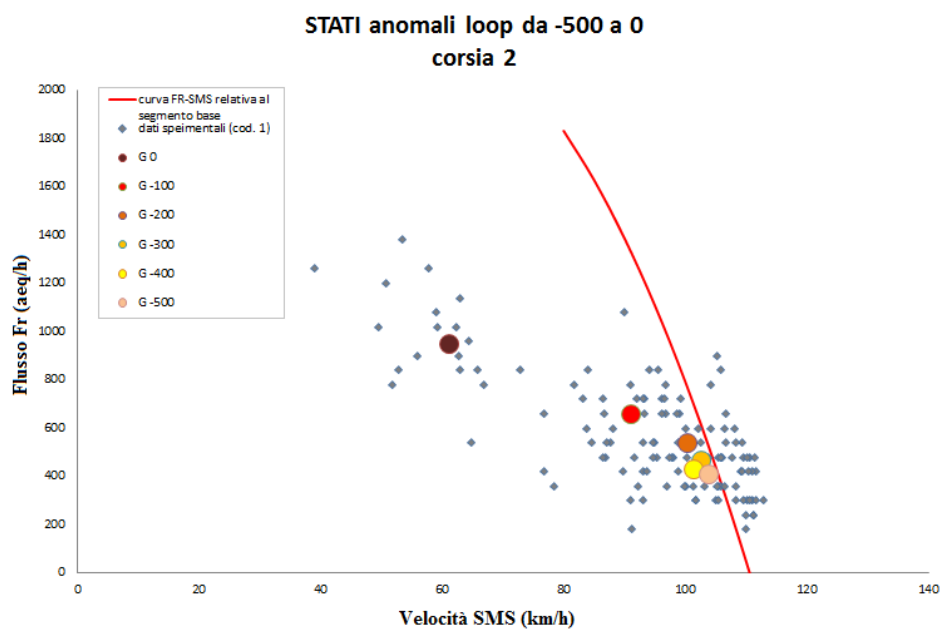


Tabella 4.4: Coordinate dei baricentri relativi dei punti sperimentali per un tasso di flusso di 1000 aeq/h (1 di 40 simulazioni incidente).(*) i valori positivi della distanza si riferiscono al sensore posto a valle del veicolo fermo, contrariamente le distanze negative si riferiscono a sensori posti a monte.

Distanza dall'in- cidente (*) (metri)	Corsia 1			Corsia 2		
	$y_g FR$	$x_g SMS$	$x_g K$	$y_g FR$	$x_g SMS$	$x_g K$
500	560	95.28	5.89	445.71	105.95	4.25
400	554.28	97.20	5.72	442.86	106.71	4.19
300	417.14	100.35	4.22	580	107.64	5.41
200	228	97.36	2.68	942.86	105.85	8.93
100	450	83.82	5.53	957.14	97.80	9.86
0	480	77.48	6.20	951.43	61.14	16.41
-100	337.14	58.14	5.71	660	91.03	7.31
-200	451.43	74.35	6.45	540	100.33	5.41
-300	520	78.69	6.71	468.57	102.54	4.64
-400	560	81.87	6.98	431.43	101.31	4.30
-500	585.71	80.06	7.43	408.57	103.77	3.98

4.3.2 Aggiornamento anomalie spire virtuali

Quando si verifica l'incidente sopra la spira questa e quelle limitrofe possono non rilevare dati, nella realtà ciò significa che è successo qualcosa (incidente) o che il sensore è rotto. Il database è stato completato con i dati di traffico mancanti; i valori sono stati aggiornati tenendo conto della condizione di deflusso in atto, ovvero condizioni di deflusso che caratterizzano il blocco della circolazione come conseguenza del verificarsi di un incidente (blocco dei veicoli sulle spire) oppure come condizioni di deflusso libero (dovuto al blocco a monte della corsia per l'incidente).

Nella Tabella 4.5 si riportano i valori con cui sono stati aggiornati i dati mancanti.

I valori aggiornati corrispondono a punti sulle curve di deflusso relativi alla condizione di deflusso libero (a valle dell'incidente) o di deflusso bloccato (a monte dell'incidente dovuto al veicolo fermo che blocca la circolazione sulla corsia), di conseguenza le variabili assumono valori pari a zero; questa assunzione però non consente di identificare le condizioni di deflusso corrispondenti all'ingorgo (jam) come stati che si verificano a seguito di un incidente; per questo motivo i dati mancanti del parametro

Tabella 4.5: Caratteristiche dei dati aggiornati durante la fase di pulizia del dato.

Lane	Posiz. sensore	FR (veh/h)	SMS (km/h)	K (veh/km)	D FR-K L
1	monte	0	0	95	-1
1	valle	0	0	0	0
2	monte	0	0	111	0
2	valle	0	0	0	0

i valori relativi alla capacità massima sono stati ottenuti dalle equazioni delle curve sperimentali.

$DFR - KL1$ relativi alla corsia 1 a monte dell'incidente sono posti uguali a -1 .

Capitolo 5

FIS - Approccio metodologico

Un tipico sistema d'inferenza fuzzy (FIS) è rappresentato in Figura 5.1. Esso è composto da quattro unità fondamentali: una base di conoscenza e tre unità di calcolo (fuzzificazione, inferenza e defuzzificazione). E' necessaria una base di conoscenza per contenere le informazioni essenziali per l'elaborazione dei dati d'ingresso da parte delle altre unità ; questa unità è costituita dalle *Funzioni di appartenenza*, che descrivono compiutamente le variabili e le *Regole Fuzzy*, ovvero le regole linguistiche d'inferenza.

La *Fuzzificazione* permette di convertire il valore numerico puntuale (*crisp*) di una variabile di interesse in un dato fuzzy, sulla base delle funzioni di appartenenza relative alla variabile stessa.

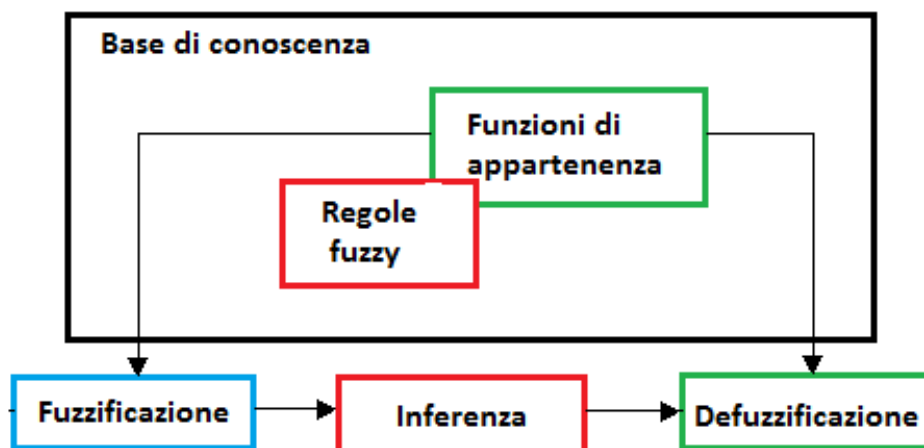
Il motore d'*inferenza* permette di determinare lo stato di output corrispondente ad una determinata configurazione delle variabili d'ingresso, basandosi sulle informazioni contenute nella base di conoscenza.

La *defuzzificazione* converte i valori fuzzy d'uscita in valori numerici, ovvero dato un particolare insieme fuzzy ottenuto dall'unità precedente (inferenza) viene determinato un valore crisp che rappresenti nel miglior modo possibile l'insieme stesso. Il valore che ne risulta rappresenta il valore finale del sistema che sarà utilizzato come parametro decisionale.

Uno dei motivi per cui l'approccio fuzzy viene spesso utilizzato è la capacità di incorporare le specifiche conoscenze umane con le sue sfumature, nonché di esprimere il comportamento del sistema in modo facilmente interpretabile.

Inizialmente questi sistemi si sono focalizzati sulla capacità di modellare il linguaggio naturale; successivamente, negli anni '80, *Takagi e Sugeno* hanno

Figura 5.1: Un sistema di inferenza Fuzzy (FIS).

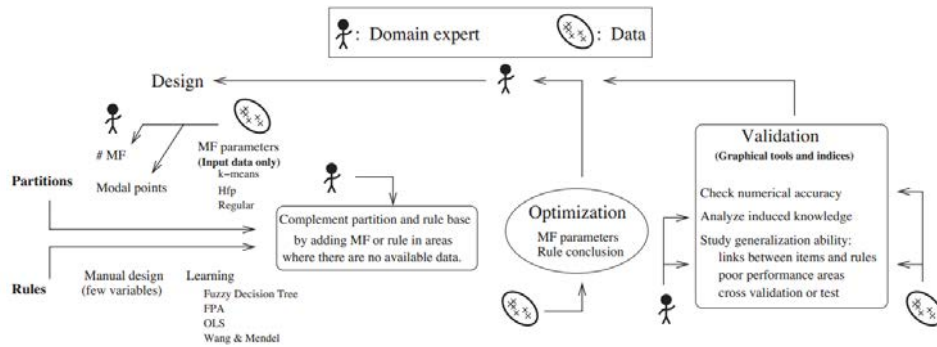


spostato l'attenzione sul processo di apprendimento automatico dei FIS a partire dai dati. Da questo momento la progettazione dei sistemi fuzzy si è focalizzata essenzialmente su questo nuovo approccio.

Nella pratica, i dati non sono però sempre sufficienti a coprire tutte le possibili condizioni del fenomeno in esame; di conseguenza la base di conoscenza formata dai dati presenta delle lacune che possono essere integrate dalle conoscenze specifiche degli esperti (Figura 5.2). Ad esempio, nella fase di progetto del FIS l'esperto può integrare il sistema identificando nuove variabili e formalizzando le interazioni che sussistono tra loro; inoltre può intervenire nella definizione delle regole generate, determinando termini o regole linguistiche per aree in cui i dati non sono disponibili.

Nel caso di un sistema FIS sviluppato partendo dai dati, l'esperto può apportare delle modifiche al sistema sulla base dell'accuratezza dei dati inferiti e dall'analisi della conoscenza base prodotta dal sistema. L'esperto è in grado di descrivere il comportamento delle variabili più influenti del sistema, è quindi in grado di ottimizzare il sistema proponendo una semplificazione delle regole e delle funzioni di appartenenza delle variabili. Le decisioni da prendere nel corso della progettazione di un FIS sono molte e spesso risultano correlate; essendovi molte e continue interazioni tra le fasi di costruzione del sistema non vi è una sequenza decisionale definita da seguire rigorosamente in successione (Guillaume e Charnomordic 2012).

Figura 5.2: Processo logico di un sistema fuzzy. Si nota che è possibile formalizzare e introdurre le conoscenze specifiche in tutte le operazioni, da (Guillaume e Charnomordic 2012).



Perché un sistema FIS sia utilizzabile, deve avere la capacità di generalizzare il fenomeno rappresentato e deve essere interpretabile (ovvero trasparente e intellegibile/comprendibile). Le prestazioni dei FIS sviluppati a partire dai dati dipendono fortemente sia dal volume che dalla qualità dei dati utilizzati per la calibrazione e generalmente non sono sufficienti ad assicurare la trasparenza e l'intelligibilità del sistema. Per garantire l'interpretabilità è necessario soddisfare delle condizioni relative al partizionamento fuzzy, al numero di regole e alla presenza di regole mancanti, ovvero:

- l'integrità semantica deve essere rispettata all'interno della partizione;
- il numero di regole deve essere limitato e la base di regole coerente;
- nel caso di sistemi con molte variabili di input, le regole non devono necessariamente includere tutte le variabili in ingresso ma solo quelle importanti nel contesto della regola.

I metodi di apprendimento utilizzati dai FIS sono fondamentalmente delle tecniche di generazione delle regole; la generazione delle regole a sua volta è costituita da due principali passi, ovvero l'induzione della regola e l'ottimizzazione delle regole di base. Alcuni sistemi di modellazione eseguono nella stessa procedura sia il partizionamento fuzzy, la generazione delle regole e l'ottimizzazione; ma si consiglia di distinguere le due procedure utilizzando dataset differenti. Da queste osservazioni si evince che

una possibile procedura di apprendimento del FIS può essere composta da diverse fasi: partizionamento fuzzy delle variabili di input/output, generazione delle regole e ottimizzazione del sistema, (Guillaume e Charnomordic 2012; Guillaume e Charnomordic 2011).

Il sistema esperto per l'identificazione degli incidenti sviluppato in questa tesi è costituito da due distinti sistemi di inferenza (FIS) che funzionano in parallelo. Entrambi i sistemi FIS sono stati elaborati seguendo il processo logico rappresentato in figura 5.2.

Gli obiettivi che si vogliono raggiungere da questo sistema sono i seguenti:

- identificare l'incidente utilizzando i parametri di deflusso, indicando la posizione e la corsia interessata dall'incidente;
- ottenere un alto tasso di identificazione *DR* (rif. Cap. 2.2);
- avere un basso tasso di falsi allarmi *FAR* (rif. Cap. 2.2);
- e un basso tempo di rilevazione medio *MTTD* (rif. Cap. 2.2).

La fase iniziale della progettazione del sistema consiste nella definizione delle variabili di input e output.

In fase di calibrazione sono state testate diverse combinazioni delle variabili di input, fino a determinare una configurazione comprendente le sole variabili significative per i due sistemi d'inferenza (*FIS 1*), riportate nelle tabelle 5.1 e 5.2.

Per migliorare le prestazioni del sistema esperto proposto (minimizzazione del tempo di rilevazione dell'incidente), i parametri definiti sono stati aggregati ogni 60 secondi e il sistema, composto da due sistemi di inferenze (*FIS 1* e *2*), calibrato per diversi valori del tasso di flusso presente nel tratto di strada al momento della rilevazione dei dati dai sensori (1000, 2000, 3000 e 3500 aeq/h).

Il software utilizzato per lo sviluppo del sistema d'inferenza è FisPro (Fuzzy Inference System Professional), specificamente progettato per garantire l'interpretabilità dei sistemi fuzzy che apprendono automaticamente dai dati. FisPro consente inoltre di generare da un file di dati una partizionamento fuzzy senza regole sia per gli input che per gli output; questo

rappresenta un notevole vantaggio rispetto agli altri software perché semplifica il lavoro dell'utente proponendo una suddivisione opportuna degli insiemi fuzzy sulla base dei dati di calibrazione (Guillaume et al. 2002).

Nelle seguenti pagine vengono descritte le tre fasi fondamentali che hanno caratterizzato il processo di apprendimento del sistema.

5.1 Definizione delle funzioni di appartenenza

Dopo aver individuato le variabili che costituiscono i due sistemi d'inferenza, è possibile caratterizzare l'universo del discorso di ogni variabile, definendone l'intervallo all'interno del quale si ipotizza siano contenuti tutti i valori della variabile.

In questa fase viene stabilito il numero di termini e la forma delle funzioni di appartenenza per ogni variabile.

Quanto appena descritto viene definito nella finestra iniziale del programma FisPro; nella Figura 5.3 è riportata la fase in cui vengono impostati tutti i parametri del sistema d'inferenza.

Generalmente le funzioni di appartenenza vengono determinate utilizzando i valori di media μ e di deviazione standard σ dei dati osservati. Il valore medio viene assunto come nucleo delle k funzioni di appartenenza, con un intorno pari al valore della deviazione standard. Gli altri insiemi fuzzy della variabile sono determinati aggiungendo/sottraendo al valore del nucleo un multiplo del valore della deviazione standard (vedi Figura 5.4).

Il numero delle funzioni di appartenenza oscilla tra tre e sette: più sono i termini che rappresentano la variabile e migliore sarà la definizione di quest'ultima, a scapito di un aumento nella complessità dell'elaborazione. Per quanto riguarda i FIS sviluppati in questo elaborato, il numero di insiemi è stato assunto pari a 3 per le variabili di input, e pari a 2 per la variabile di output.

Per il partizionamento delle variabili di input si è scelto di utilizzare il metodo *k-means*, che automaticamente raggruppa gli elementi di un certo insieme (i valori osservati della variabile) sulla base della loro distanza re-

Figura 5.3: Definizione dei parametri iniziali del modello attraverso l'interfaccia grafica di FisPro.

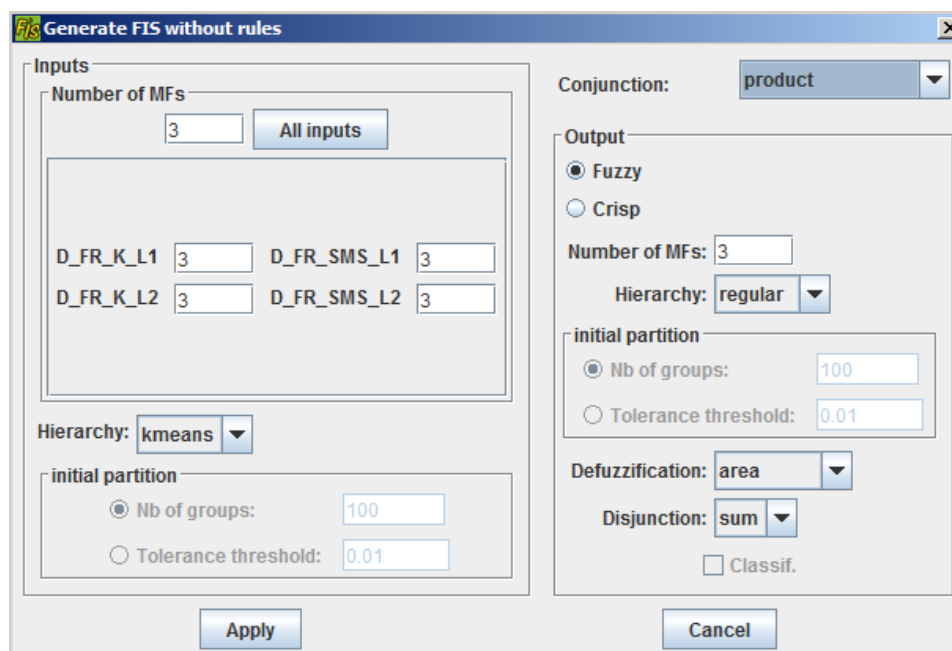


Figura 5.4: Determinazione delle funzioni di appartenenza, da (Yaguang e Anke 2006).

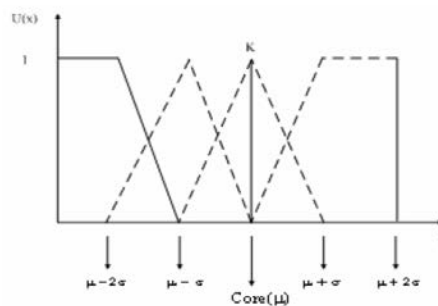


Tabella 5.1: FIS1. Descrizione sintetica delle variabili.

FIS 1			
Variabile	Sigla	Tipologia membership	Variabile linguistica associata
Input	$DFR - KL1$	trapezoidale triangolare trapezoidale	Small Medium Large
	$DFR - SMSL1$	trapezoidale triangolare trapezoidale	Small Medium Large
	$DFR - KL2$	trapezoidale triangolare trapezoidale	Small Medium Large
	$DFR - SMSL2$	trapezoidale triangolare trapezoidale	Small Medium Large
Output	Stato Sistema	trapezoidale trapezoidale	Normal Abnormal

$DFR - KL1$ e $DFR - KL2$ sono le distanze dei punti sperimentali dalla curva fondamentale flusso - densità per la corsia 1 e 2, rispettivamente ; $DFR - SMSL1$ e $DFR - SMSL2$ sono le distanze dei punti sperimentali dalla curva fondamentale flusso - velocità media spaziale per la corsia 1 e 2.

ciproca.

Si tratta di un metodo iterativo, in cui viene scelto a priori il numero di raggruppamenti in cui suddividere l'insieme. All'inizio vengono selezionati k punti causali come centroidi; ogni elemento dell'insieme di dati viene associato al centroide più vicino e si ricalcolano i centroidi; il processo prosegue fintanto che i centroidi identificati sono stabili.

Per la variabile di output si è invece utilizzato l'operatore *regular grids*, che raggruppa i dati in insiemi di uguale ampiezza.

Nelle tabelle 5.1 e 5.2 si riportano le caratteristiche delle variabili utilizzate nei due FIS.

Nelle Figure 5.5 e 5.6 vi è una rappresentazione degli insiemi fuzzy delle variabili di input e output relative al flusso di 3000 veic/h.

Le forme utilizzate per descrivere le funzioni di appartenenza delle va-

Tabella 5.2: FIS2. Descrizione sintetica delle variabili.

FIS 2			
Variabile	Sigla	Tipologia membership	Variabile linguistica associata
Input	SMSL1	trapezoidale	Small
		triangolare	Medium
	KL1	trapezoidale	Small
		triangolare	Medium
SMSL2	trapezoidale	Small	
	triangolare	Medium	
KL2	trapezoidale	Small	
	triangolare	Medium	
Output	Stato Sistema	trapezoidale	Normal
		trapezoidale	Abnormal

dove SMSL1 e SMSL2 rappresentano le velocità medie spaziali della corsia 1 e 2; KL1 e KL2 densità veicolare della corsia 1 e 2.

Figura 5.5: FIS1. Partizionamento delle variabili di input/output per flusso pari a 3000 aeq/h.

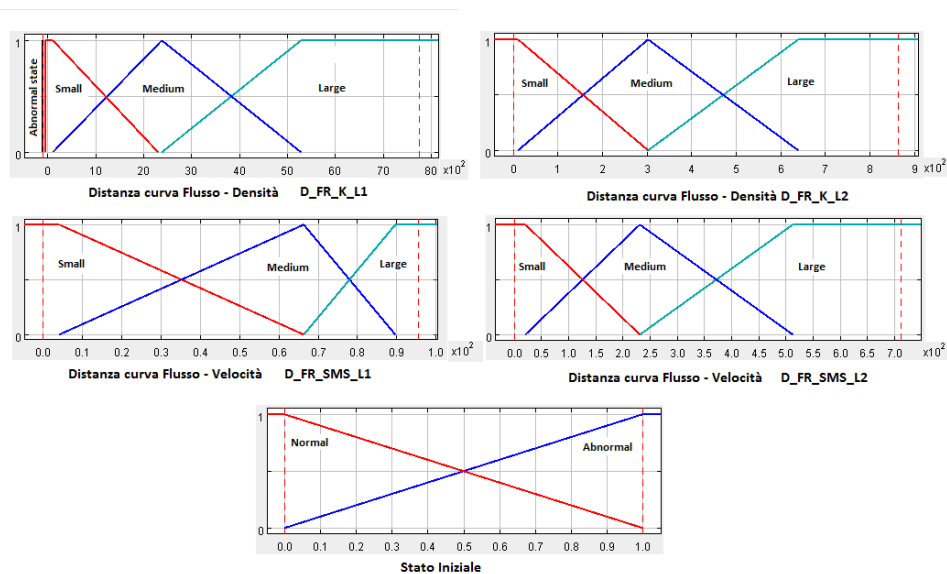
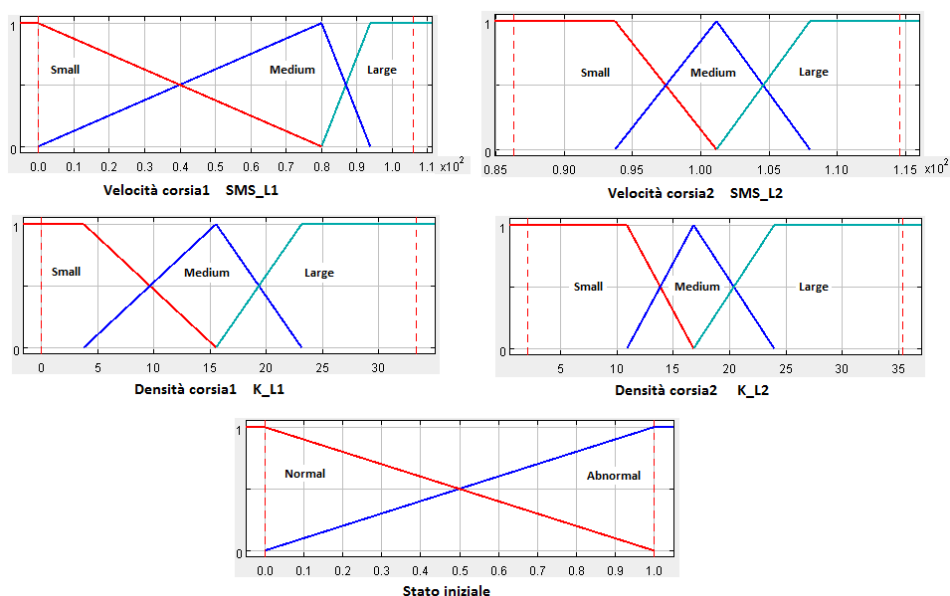


Figura 5.6: FIS2. Partizionamento delle variabili di input/output per flusso pari a 3000 aeq/h.



riabili sono triangolari e trapezoidali; questa scelta è consigliata nei sistemi in cui il tempo di risposta è importante, in quanto forme semplici occupano meno memoria a tutto vantaggio delle prestazioni del sistema.

Per quanto riguarda la variabile di output, è importante scegliere il metodo di defuzzificazione più adatto, con il quale i numeri fuzzy ottenuti dall'inferenza sono ricondotti a numeri reali 'crisp', che devono essere il più possibile aderenti alla decisione prodotta dal sistema. La scelta del metodo da applicare dipende dal singolo contesto decisionale; in questo caso è stato scelto il metodo del baricentro, che attribuisce alla variabile di output il valore del baricentro dell'area corrispondente al sistema fuzzy di output, secondo la formula riportata nell'allegato B.3.3.

5.2 Generazione delle regole

Dopo aver definito gli insiemi fuzzy di ogni variabile, è necessario definire le relazioni che sussistono tra le variabili precedentemente dichiarate,

definendo le regole del motore d'inferenza del FIS.

Tali regole possono essere formulate dall'esperto in base all'analisi dei dati storici e delle osservazioni empiriche; ma questo modo di procedere è molto soggettivo.

La particolarità del software utilizzato per lo sviluppo dei FIS sta nella possibilità di generare automaticamente le regole a partire da un insieme di dati delle variabili di input/output. Questa prima stesura delle regole può essere modificata e completata in funzione dei risultati che si ottengono nelle fasi di validazione del sistema.

Nei sistemi complessi in cui il numero di regole cresce notevolmente all'aumentare delle variabili di input è necessario valutare se completare o meno la base di regole; se gli scenari possibili che si possono verificare nel tratto stradale sono rappresentati dalle regole già esistenti non è necessario completare tale base, se in caso contrario non ci sono regole che li rappresentano si rende necessario aggiungere queste regole.

In aggiunta, in questa fase vengono definiti gli operatori da impiegare nell'aggregazione degli input, nella composizione e nell'implicazione. L'operatore utilizzato tra gli antecedenti è *AND logico*, che stabilisce il modo in cui i diversi ingressi interagiscono tra loro per fornire il grado di verità della regola. L'operatore di *prodotto* è utilizzato per la composizione del valore di output della regola singola, i valori di verità di ogni antecedente vengono moltiplicati per ottenere il valore di verità finale della singola regola.

Per generare le regole del FIS è stato utilizzato l'algoritmo FPA (Fast Prototype Algorithm), una tecnica semplice ed efficiente che genera o aggiorna le conclusioni delle regole utilizzando i dati ed è adatto a situazioni in cui il numero di dati è elevato.

Questa tecnica permette di generare le regole che, su tutte le combinazioni possibili degli antecedenti, abbiano il corrispondente grado della regola w superiore ad una certa soglia μ_t per un numero determinato di dati.

Le conclusioni vengono calcolate utilizzando i valori osservati di un sottoinsieme di esempio E_j relativo alla regola j -esima scelto tra l'intera

serie di dati (la scelta del sottoinsieme esempio dipende da alcuni criteri come la tipologia di output).

Nel nostro caso la conclusione di ogni regola è data dalla somma dei E_j osservati, pesati in base al loro grado di corrispondenza $\mu_j(x_i)$ relativo all' i -esimo sottoinsieme di esempio per la j -esima regola e y_i l'output osservato per l' i -esimo sottoinsieme di esempio:

$$C_j = \frac{\sum_{i \in E_j} \mu_j(x_i) * y_i}{\sum_{i \in E_j} \mu_j(x_i)} \quad (5.1)$$

Attraverso questa espressione si calcola un valore crisp per ogni output; il valore più grande calcolato determina la conclusione della regola.

I tre termini di ogni variabile, combinati con i termini delle rispettive variabili di input utilizzate, portano a un sistema di inferenza composto da un numero totale di regole pari a $3^4 = 81$, sia per il *FIS 1* e *FIS 2*. In realtà non tutte le regole sono presenti, perché non tutte le combinazioni delle variabili di input hanno corrispondenti valori di output nella calibrazione; il problema può essere facilmente risolto aggiungendo manualmente le regole mancanti.

Per il sistema *FIS1* sono state generate 26 regole per il flusso di 1000 aeq/h, 16 per 2000 e 11 per 3500; mentre per il flusso di 3000 aeq/h il FIS sono state generate 12. Analogamente per il sistema *FIS2* sono state generate per il flusso di 1000 aeq/h 49 regole, 9 regole per il FIS relativo a 2000 aeq/h; 34 per 3000 aeq/h; mentre per 3500 aeq/h abbiamo 26 regole. Una descrizione sintetica di queste regole è riportata nelle Tabelle 5.7 per il *FIS1* e 5.8 per *FIS2*.

5.3 Ottimizzazione dei FIS

Le regole generate possono essere ulteriormente affinate attraverso procedure di ottimizzazione, specie se il sistema è composto da un numero elevato di variabili e di conseguenza il numero delle regole da gestire diventa elevato.

Il processo di **ottimizzazione** è formato da due passi:

Figura 5.7: FIS1. Regole d'inferenza al variare del tasso di flusso.

Flusso 1000 veic/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	medium	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	medium	normal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	medium	normal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	small	normal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	normal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	medium	abnormal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	large	normal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	large	normal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	large	abnormal
12	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	medium	normal
13	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	medium	normal
14	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	large	large	abnormal
15	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	medium	medium	abnormal
16	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	small	small	abnormal
17	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	small	abnormal
18	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	medium	medium	normal
19	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	abnormal
20	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	medium	large	abnormal
21	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	large	normal
22	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	small	small	abnormal
23	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	medium	small	abnormal
24	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	large	large	abnormal
25	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	large	abnormal
26	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 2000 veic/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	medium	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	abnormal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	large	abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	medium	abnormal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	large	abnormal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	medium	abnormal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	large	large	abnormal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	medium	large	abnormal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	medium	abnormal
12	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	small	medium	abnormal
13	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	large	abnormal
14	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	abnormal
15	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	small	medium	abnormal
16	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 3000 veic/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	small	abnormal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	medium	normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	small	small	abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	large	normal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	small	small	abnormal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	medium	normal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	small	small	abnormal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	abnormal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium	small	small	abnormal
12	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 3500 veic/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	medium	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	small	normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	large	normal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	abnormal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	small	large	large	normal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	small	abnormal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	normal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	medium	normal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Figura 5.8: FIS2. Regole d'inferenza al variare del tasso di flusso.

Flusso 1000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	✓	medium	medium	large	small	normal
2	✓	large	small	large	small	normal
3	✓	large	medium	large	small	normal
4	✓	medium	medium	large	medium	normal
5	✓	large	small	large	medium	abnormal
6	✓	medium	small	large	small	normal
7	✓	small	large	large	medium	normal
8	✓	medium	large	large	small	normal
9	✓	small	large	large	small	normal
10	✓	medium	medium	medium	small	normal
11	✓	large	small	large	small	abnormal
12	✓	small	large	large	medium	normal
13	✓	medium	large	medium	medium	normal
14	✓	small	small	medium	medium	normal
15	✓	large	medium	large	medium	normal
16	✓	medium	small	large	medium	normal
17	✓	large	medium	large	medium	normal
18	✓	small	medium	large	medium	normal
19	✓	small	medium	large	medium	normal
20	✓	medium	medium	medium	small	normal
21	✓	medium	small	medium	small	normal
22	✓	small	large	medium	medium	normal
23	✓	large	medium	medium	large	abnormal
24	✓	medium	medium	medium	large	normal
25	✓	large	small	medium	small	normal
26	✓	large	medium	medium	medium	normal
27	✓	medium	small	medium	large	normal
28	✓	small	medium	medium	large	normal
29	✓	small	large	medium	medium	normal
30	✓	medium	large	medium	medium	normal
31	✓	small	medium	medium	small	normal
32	✓	medium	large	medium	large	normal
33	✓	small	small	large	small	normal
34	✓	large	large	large	small	normal
35	✓	small	large	medium	small	normal
36	✓	large	medium	medium	small	normal
37	✓	small	small	medium	medium	normal
38	✓	small	medium	medium	small	normal
39	✓	medium	medium	large	large	normal
40	✓	small	medium	large	large	abnormal
41	✓	medium	small	large	large	normal
42	✓	small	small	medium	large	normal
43	✓	small	large	large	large	normal
44	✓	large	medium	medium	large	normal
45	✓	medium	small	small	small	normal
46	✓	small	small	small	small	normal
47	✓	medium	medium	small	small	normal
48	✓	large	medium	small	small	normal
49	✓	large	small	small	small	normal

Flusso 3000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	✓	large	small	large	medium	abnormal
2	✓	medium	medium	medium	medium	normal
3	✓	medium	medium	large	small	normal
4	✓	medium	medium	medium	medium	normal
5	✓	medium	large	small	small	normal
6	✓	medium	medium	medium	large	normal
7	✓	medium	large	medium	large	normal
8	✓	medium	medium	medium	medium	normal
9	✓	large	medium	large	small	normal
10	✓	medium	medium	small	small	normal
11	✓	medium	medium	medium	medium	normal
12	✓	medium	large	medium	small	normal
13	✓	medium	medium	medium	small	normal
14	✓	medium	large	small	large	normal
15	✓	medium	medium	medium	medium	normal
16	✓	large	medium	medium	small	normal
17	✓	large	medium	large	small	abnormal
18	✓	medium	medium	medium	medium	normal
19	✓	medium	medium	small	small	normal
20	✓	medium	medium	medium	large	normal
21	✓	large	medium	medium	medium	normal
22	✓	large	medium	large	large	abnormal
23	✓	medium	large	small	medium	normal
24	✓	large	medium	small	small	normal
25	✓	large	small	medium	large	normal
26	✓	large	small	medium	small	abnormal
27	✓	large	medium	large	large	normal
28	✓	medium	large	medium	medium	normal
29	✓	medium	large	medium	medium	normal
30	✓	large	large	small	large	normal
31	✓	large	medium	small	small	normal
32	✓	large	medium	large	small	normal
33	✓	small	small	large	medium	abnormal
34	✓	small	small	large	large	abnormal

Flusso 3500 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	✓	medium	large	small	large	normal
2	✓	medium	large	medium	medium	normal
3	✓	medium	medium	medium	medium	normal
4	✓	medium	medium	large	small	normal
5	✓	medium	medium	medium	large	normal
6	✓	large	small	large	small	abnormal
7	✓	medium	medium	medium	small	normal
8	✓	large	large	large	medium	normal
9	✓	medium	small	large	medium	abnormal
10	✓	medium	medium	small	large	normal
11	✓	medium	medium	small	medium	normal
12	✓	medium	large	large	small	normal
13	✓	medium	medium	large	medium	normal
14	✓	medium	large	small	medium	normal
15	✓	medium	medium	large	large	normal
16	✓	large	medium	large	small	normal
17	✓	medium	large	medium	small	normal
18	✓	medium	medium	small	small	normal
19	✓	large	medium	medium	small	normal
20	✓	large	medium	medium	small	normal
21	✓	large	medium	medium	small	normal
22	✓	medium	small	large	large	abnormal
23	✓	large	medium	small	small	normal
24	✓	medium	medium	small	small	normal
25	✓	small	small	large	medium	abnormal
26	✓	large	small	large	large	abnormal

Flusso 2000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	✓	medium	medium	large	large	normal
2	✓	small	large	large	large	normal
3	✓	large	small	large	large	abnormal
4	✓	medium	large	large	large	normal
5	✓	small	medium	large	large	normal
6	✓	large	medium	large	large	normal
7	✓	medium	small	large	large	normal
8	✓	small	small	large	large	normal
9	✓	large	large	large	large	normal

Tabella 5.3: Ordine di importanza delle variabili che costituiscono il sistema.

FIS	Variabile	Ordine di semplificazione
FIS1	<i>DFR - KL1</i>	1
	<i>DFR - SMS L1</i>	3
	<i>DFR - KL2</i>	2
	<i>DFR - SMS L2</i>	4
FIS2	<i>KL1</i>	1
	<i>SMS L1</i>	3
	<i>KL2</i>	2
	<i>SMS L2</i>	4

- selezione delle variabili più influenti del sistema;
- semplificazione delle regole.

Il processo di semplificazione delle regole assume un ruolo fondamentale, perché aumenta la possibilità di generalizzare il sistema applicandolo in altri contesti, senza inficiarne l'efficacia. Operando opportunamente su un dataset diverso da quello di calibrazione, vengono eliminate dal FIS originario le variabili meno utili alla determinazione dell'output.

Il metodo di semplificazione implementato da FisPro impiega gli stessi parametri dell'algoritmo FPA (utilizzato per generare le regole) e alcune specifiche.

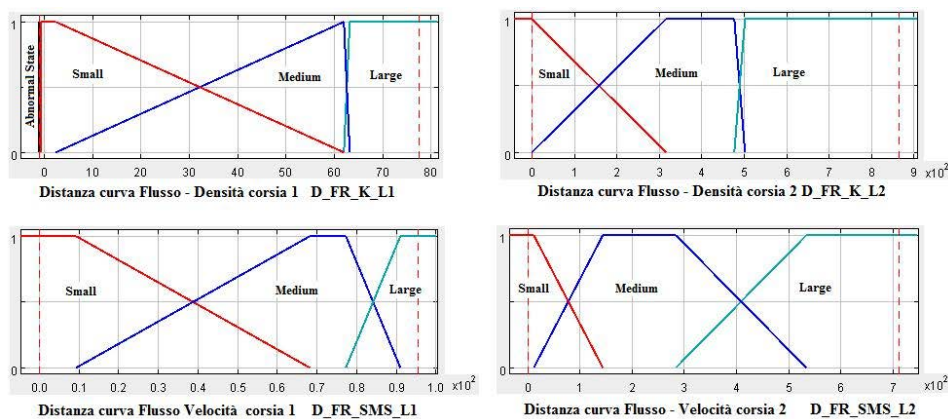
L'ordine di importanza delle variabili del sistema può essere determinato dall'analista o sulla base dei risultati di un albero decisionale (FIS DT), come fatto per i due FIS (vedi Tabella 5.3).

L'ottimizzazione può includere oltre alla semplificazione delle regole, anche la variazione delle funzioni di appartenenza delle variabili. L'ottimizzazione (metodo di Solis and Wetts) procede in modo iterativo, generando dei FIS ottimizzati, successivamente aggregati in un unico FIS, i cui parametri sono le mediane dei parametri dei FIS ottimizzati.

Nelle figure 5.9 e 5.10 sono rappresentate le funzioni di appartenenza delle variabili dei due FIS dopo la fase di ottimizzazione; che da triangolari assumono forme trapezoidali. Nelle tabelle 5.11 e 5.12 si riportano schematicamente le regole rimaste nei due FIS dopo la fase di semplificazione.

Come si può notare le regole diminuiscono: per il FIS1 si hanno 5 regole per il flusso di 1000 aeq/h; 16 per 2000 aeq/h; 7 per 3000 e 11 per quello

Figura 5.9: FIS1. Funzioni di appartenenza delle variabili dopo la fase di ottimizzazione (tasso di flusso 3000 aeq/h).



corrispondente a 3500 aeq/h. Analogamente per il FIS2 si hanno 14, 9, 10 e 6 regole per flussi pari a 1000, 2000, 3000 e 3500 aeq/h, rispettivamente.

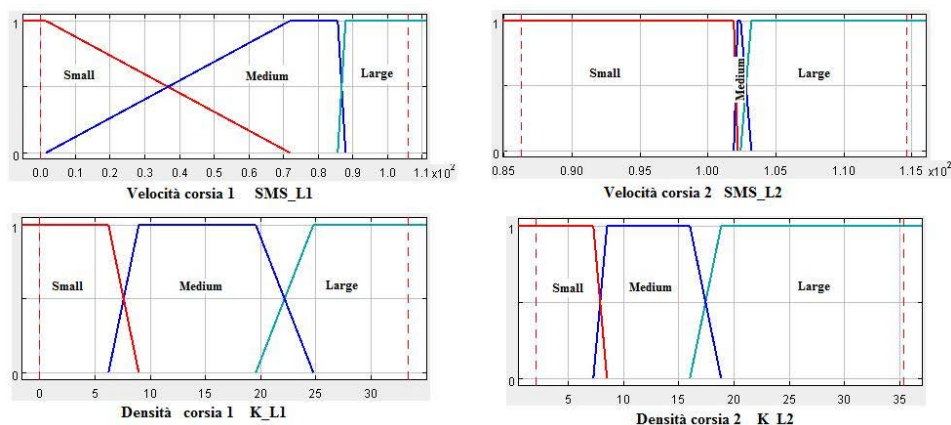
5.4 Inferenza

Vi sono due tipi di inferenza *Mamdani* e *Sugeno*; questi due metodi si differenziano per come vengono determinati gli output. Il metodo *Mamdani*, quello scelto nel caso specifico, fu tra i primi sistemi di controllo ad essere costruito per essere utilizzato con la teoria dei sistemi fuzzy; ha il vantaggio di essere intuitivo, il più utilizzato e accettato, inoltre ben si adatta ai vari casi.

Data una base di regole e di valori in ingresso, il meccanismo di inferenza permette di ottenere un insieme fuzzy che rappresenta la decisione del sistema. Sulla base del grado di attivazione degli insiemi fuzzy di ingresso e delle regole definite al suo interno, il processo di inferenza andrà ad attivare gli insiemi fuzzy di uscita con un certo grado di appartenenza ad ogni regola.

Le regole fuzzy concorrono contemporaneamente a determinare l'uscita del sistema e quindi l'assenza di una regola, nella maggior parte dei casi, viene compensata dalla presenza delle altre, quindi non va ad influenzare

Figura 5.10: FIS2. Funzioni di appartenenza delle variabili dopo la fase di ottimizzazione (tasso di flusso 3000 aeq/h).



l'efficacia delle prestazioni del sistema.

Ma affinché si possa prendere una decisione, le regole vanno in qualche modo combinate. Il processo attraverso il quale i fuzzy set che rappresentano gli output di ogni regola vengono combinati per ottenere un singolo fuzzy set è detto *aggregazione*. Il metodo di aggregazione è commutativo, di conseguenza non ha importanza l'ordine con il quale vengono eseguite le regole.

Per i FIS in questione è stata scelta la funzione *sum* per ottenere l'aggregazione, ovvero vengono sommati gli output fuzzy generati da ogni regola.

Con riferimento alla Figura 5.13, si ha una rappresentazione visiva per il FIS1 (tasso di flusso di 1000 aeq/h) delle regole attivate dai valori di input pari a $D - FR_{KL1} = 4.692$, $D - FR_{SMSL1} = 30.505$, $D - FR_{KL2} = 2.125$ e $D - FR_{SMSL2} = 19.15$.

Figura 5.11: FIS1. Regole d'inferenza al variare del tasso di flusso dopo la fase di ottimizzazione del sistema.

Flusso 1000 aeq/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>		medium			normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>		large			abnormal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small			normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>		large	medium		abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 2000 aeq/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	medium	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	abnormal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	large	abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium	medium	abnormal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	large	abnormal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	medium	abnormal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	large	large	abnormal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	medium	large	abnormal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	medium	abnormal
12	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	small	medium	abnormal
13	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	large	abnormal
14	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	abnormal
15	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	small	medium	abnormal
16	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 3000 aeq/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small		medium	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>		large	small	small	abnormal
3	<input checked="" type="checkbox"/>		medium	small	small	abnormal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	large	normal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	small	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Flusso 3500 aeq/h						
Rule	Active	IF D_FR_K_L1	AND D_FR_SMS_L1	AND D_FR_K_L2	AND D_FR_SMS_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	medium	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	small	normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	small	small	abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	large	normal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	small	small	abnormal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	small	large	large	normal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	medium	small	abnormal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	normal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	medium	medium	normal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	abnormal state				abnormal

Figura 5.12: FIS2. Regole d'inferenza al variare del tasso di flusso dopo la fase di ottimizzazione del sistema.

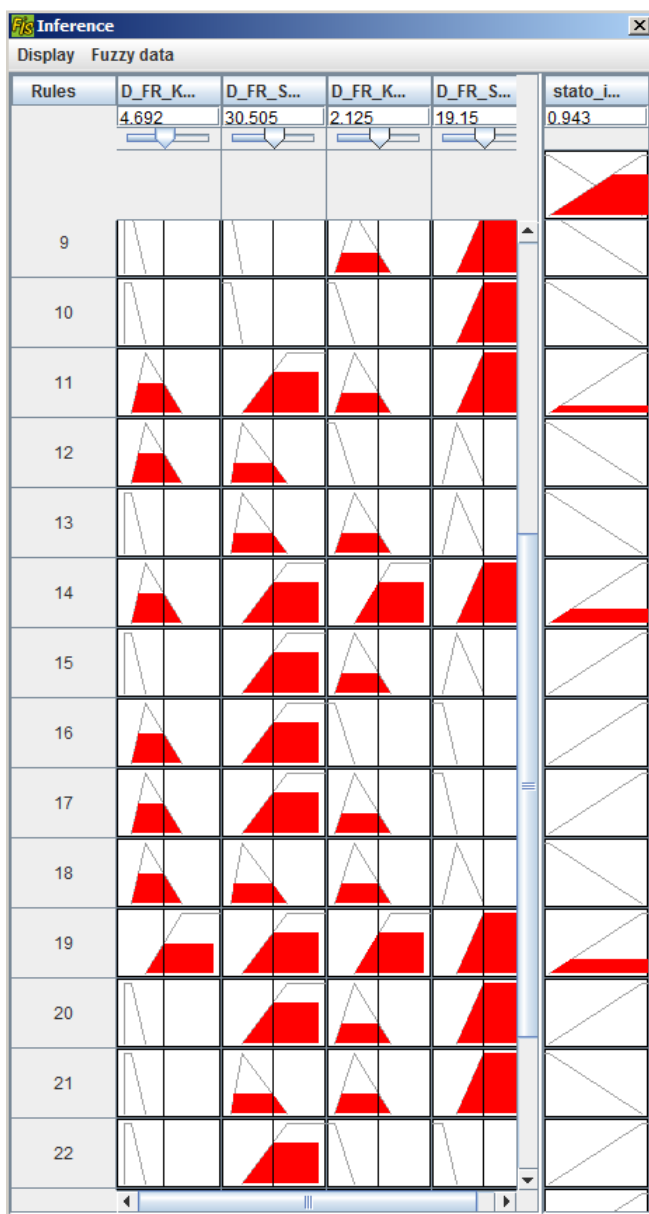
Flusso 1000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>		large			normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>				small	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>		medium			normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>		small	medium	medium	normal
5	<input checked="" type="checkbox"/>		small	large	large	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	small	small	normal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium	medium	large	normal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	medium	large	normal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	medium	small	normal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	small	normal
11	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	small	medium	large	normal
12	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	medium	large	abnormal
13	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	small	large	medium	normal
14	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	large	medium	abnormal

Flusso 2000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	medium	large	large	normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	small	large	large	large	normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	large	large	abnormal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	large	large	normal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	medium	large	large	normal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium	large	large	normal
7	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	small	large	large	normal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	large	normal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	large	large	large	large	normal

Flusso 3000 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	medium		large		normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	medium				normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	large		small		normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium			normal
5	<input checked="" type="checkbox"/>		small	large	medium	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>		small	large	large	abnormal
7	<input checked="" type="checkbox"/>		small	medium	medium	abnormal
8	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	medium	small	normal
9	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium	small	medium	normal
10	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	large	small	abnormal

Flusso 3500 aeq/h						
Rule	Active	IF SMS_L1	AND K_L1	AND SMS_L2	AND K_L2	THEN stato_iniziale
1	<input checked="" type="checkbox"/>	large	medium			normal
2	<input checked="" type="checkbox"/>	medium				normal
3	<input checked="" type="checkbox"/>	medium	large	medium		normal
4	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	large		abnormal
5	<input checked="" type="checkbox"/>	small	small	large	medium	abnormal
6	<input checked="" type="checkbox"/>	large	small	medium	small	abnormal

Figura 5.13: Esempio di processo di inferenza.



Capitolo 6

Prestazioni del sistema esperto

Terminate le fasi di sviluppo e ottimizzazione dei sistemi FIS che costituiscono il sistema esperto, segue la fase di analisi dei risultati del modello implementato, con la determinazione dei valori di performance (DR, FAR e MTTD).

L'obiettivo principale è quello di verificare se il modello sviluppato sia in grado di identificare in un ridotto lasso di tempo un incidente, indicando al contempo la posizione dell'incidente rispetto al sensore (a monte o a valle di esso).

Il dataset utilizzato per analizzare le performance del sistema è formato dai valori delle variabili di input richieste dal sistema esperto, riferite a ciascun sensore presente nel tratto stradale (un totale di 101 sensori). I dati sono stati inferiti in base al tasso di flusso utilizzato nella simulazione corrispondente; quindi ogni dataset è composto da 10 simulazioni differenti per un totale di 181800 dati.

I valori inferiti dal *FIS base* (Sistema base) sono stati confrontati con quelli prodotti dal sistema ottimizzato *FIS Optim* per determinare quale soluzione garantisce una migliore prestazione al variare della distanza tra i sensori.

Tabella 6.1: Codifica dei valori inferiti dai sistemi FIS.

FIS	Codifica	da	a	Note
FIS1	0	0	0.3	Dato Certo - Condizione di deflusso normale (assenza di incidenti)
	1	0.3	0.5	Dato incerto - condizione di deflusso normale
	2	0.5	0.7	Dato incerto - presenza dell'incidente
	3	0.7	1	Dato Certo - Condizione di deflusso in presenza di un incidente
FIS2	0	0	0.3	Dato Certo - Condizione di deflusso normale
	10	0.3	0.5	Dato incerto
	20	0.5	0.7	Dato incerto
	30	0.7	1	Dato Certo - Condizione di deflusso in presenza di un incidente

6.1 Analisi dei dati inferiti

I dati inferiti assumono valori compresi tra 0 e 1, rappresentativi di condizioni di deflusso ordinarie e anomale (presenza di incidente), rispettivamente. I risultati sono stati ulteriormente suddivisi distinguendo i dati certi, ovvero quei valori che definiscono un'appartenenza certa alle condizioni normali o di incidentalità ($0 \leq x < 0.3$ e $0.7 < x \leq 1$, dove x indica il generico valore inferito) da quelli incerti ($0.3 \leq x < 0.7$).

Nella tabella 6.1 si riporta un prospetto dei valori inferiti.

I dati sono stati analizzati con riferimento al tasso di flusso utilizzato nelle simulazioni (1000, 2000, 3000 e 3500 aeq/h).

I FIS di ciascun sistema esperto analizzano simultaneamente il dato fornito da un generico sensore; il valore finale di output del sistema (presenza o meno dell'incidente) è dato dalla combinazione dei due valori prodotti dai due FIS. Affinché il sistema emetta un allarme è necessario che, per lo stesso sensore, sia identificata la presenza certa di un incidente per 3 intervalli successivi (valori di output pari a 3 o 30 per il FIS1 /FIS1 *Optim* e per il FIS2 /FIS2 *Optim*, rispettivamente).

La Tabella 6.2 riporta i minuti necessari ad ogni componente dei sistemi esperti per identificare il primo stato anomalo del sistema a seguito dell'incidente. Si può osservare che mediamente il primo allarme viene emesso dopo 3 minuti da FIS1 (*base e Optim*); quest'ultimo è in grado di rilevare

degli stati anomali nelle variabili di input anche per flussi bassi e in tempi molto brevi.

Confrontando i risultati ottenuti dal *Sistema base* rispetto al *Sistema Optim*, non si osservano differenze notevoli relativamente al tempo necessario per identificare il primo allarme; tuttavia per scenari relativi a flussi bassi (run da 1 a 20) il sistema *FIS2 optim* identifica l'incidente un numero maggiore di volte al variare della distanza tra il sensore e il veicolo fermo. Il primo allarme emesso dal sistema è innescato contemporaneamente per i due FIS ottimizzati, contrariamente a quanto succede per il sistema base.

Nelle Figure 6.1 e 6.2 sono rappresentati gli allarmi emessi dal sistema esperto Optim (rosso FIS1 Optim e giallo FIS2 Optim) per due run relative a tassi di flusso pari a 1000 e 3500 aeq/h, rispettivamente. E' possibile effettuare alcune considerazioni in merito ai risultati ottenuti:

- in condizioni di flusso elevato il sistema Optim (Figura 6.2) identifica con maggiore efficienza gli stati anomali e gli allarmi vengono generati in tempi brevi anche da sensori più lontani dal punto dell'incidente. Questo comportamento si spiega con la maggiore variazione dei parametri del traffico che si riscontra alla presenza di un veicolo fermo in una corsia.
- l'allarme persiste per quasi tutta la durata dell'incidente (20 minuti) nei sensori posti in prossimità dell'incidente; per distanze maggiori la risposta del sistema è caratterizzata da tempi di risposta più elevati, perché le condizioni di deflusso delle sezioni più lontane risentono degli effetti prodotti dal veicolo fermo con ritardi crescenti.
- l'ottimizzazione del sistema d'inferenza *FIS 2 Optim* riduce sensibilmente il tempo medio di identificazione dell'incidente, soprattutto per flussi bassi; utilizzando FIS2 base l'allarme viene prodotto quando l'incidente è ormai concluso.
- il *sistema Optim* apporta dei miglioramenti nell'identificazione dell'incidente rispetto al sistema base;

Tabella 6.2: Identificazione del primo stato anomalo dopo l'incidente. Prestazioni dei sistemi esperti per ogni run.

Flussi (aeq/h)	Run	Intervalli trascorsi	FIS1	FIS2	Intervalli trascorsi	FIS1 Optim	FIS2 Optim
1000	1	2	•		3	•	•
	2	2	•		3	•	•
	3	2	•		2		•
	4	2	•		2	•	
	5	2	•		2	•	•
	6	2	•		2	•	
	7	2	•		3	•	
	8	2	•		2	•	•
	9	2	•		2		•
	10	2	•		3	•	•
2000	11	3	•	•	3	•	
	12	3	•		3	•	
	13	3	•		3	•	
	14	3	•		3	•	
	15	4	•	•	3	•	
	16	3	•	•	3	•	•
	17	3	•		3	•	
	18	3	•		3	•	
	19	2	•		3	•	•
	20	2	•		3	•	•
3000	21	3	•		3	•	
	22	3	•	•	3	•	•
	23	3	•	•	3	•	•
	24	3	•	•	3	•	•
	25	4	•	•	4	•	•
	26	3		•	3		•
	27	3	•	•	3	•	•
	28	3	•	•	3	•	
	29	3	•		3	•	
	30	3	•	•	3	•	•
3500	31	3	•	•	4	•	•
	32	4	•	•	4	•	
	33	3	•		3	•	
	34	3	•	•	2	•	
	35	3	•	•	3	•	
	36	3	•	•	3	•	•
	37	3	•	•	3	•	•
	38	3	•	•	3	•	•
	39	3	•	•	3	•	
	40	3	•		3	•	

- l'uso simultaneo dei sistemi *FIS1* e *2 Optim* garantisce inoltre la localizzazione dell'evento anomalo a monte o a valle di un generico sensore

Sulla base delle ultime considerazioni espresse, nelle analisi successive si è fatto riferimento al sistema ottimizzato (Sistema Optim).

6.2 Prestazioni del sistema

Le performance del sistema di identificazione sono state determinate in base ai valori assunti dai parametri DR, FAR e MTTD, già descritti nel Capitolo 2.2. L'analisi ha valutato l'effetto prodotto sulle performance del sistema da diversi fattori:

- condizioni di deflusso (tasso di flusso pari a 1000, 2000, 3000 e 3500 aeq/h);
- distanza reciproca delle stazioni di monitoraggio (pari a 100, 500 e 1000 metri), come mostrato in Figura 6.3.
- posizione dell'incidente sulla corsia 1 rispetto a due spire consecutive.

Spire ogni 100 metri Ipotizzata una distanza costante tra le spire di 100 metri, le performance del sistema ottimizzato sono riportate nella tabella 6.3. Questi i risultati più importanti:

- il sistema *Optim* identifica sempre l'incidente per tutti gli scenari simulati;
- i tempi medi per l'individuazione dell'incidente (MTTD) sono ridotti;
- il tasso di falsi allarmi è nullo;
- i risultati sono indipendenti dalla posizione dell'incidente rispetto alle spire.

Complessivamente le performance del sistema sono indicate in Tabella 6.4.

Figura 6.2: Sistema Optim. Allarmi emessi per tasso di flusso pari a 3500 aeq/h (Run 31 di 40).

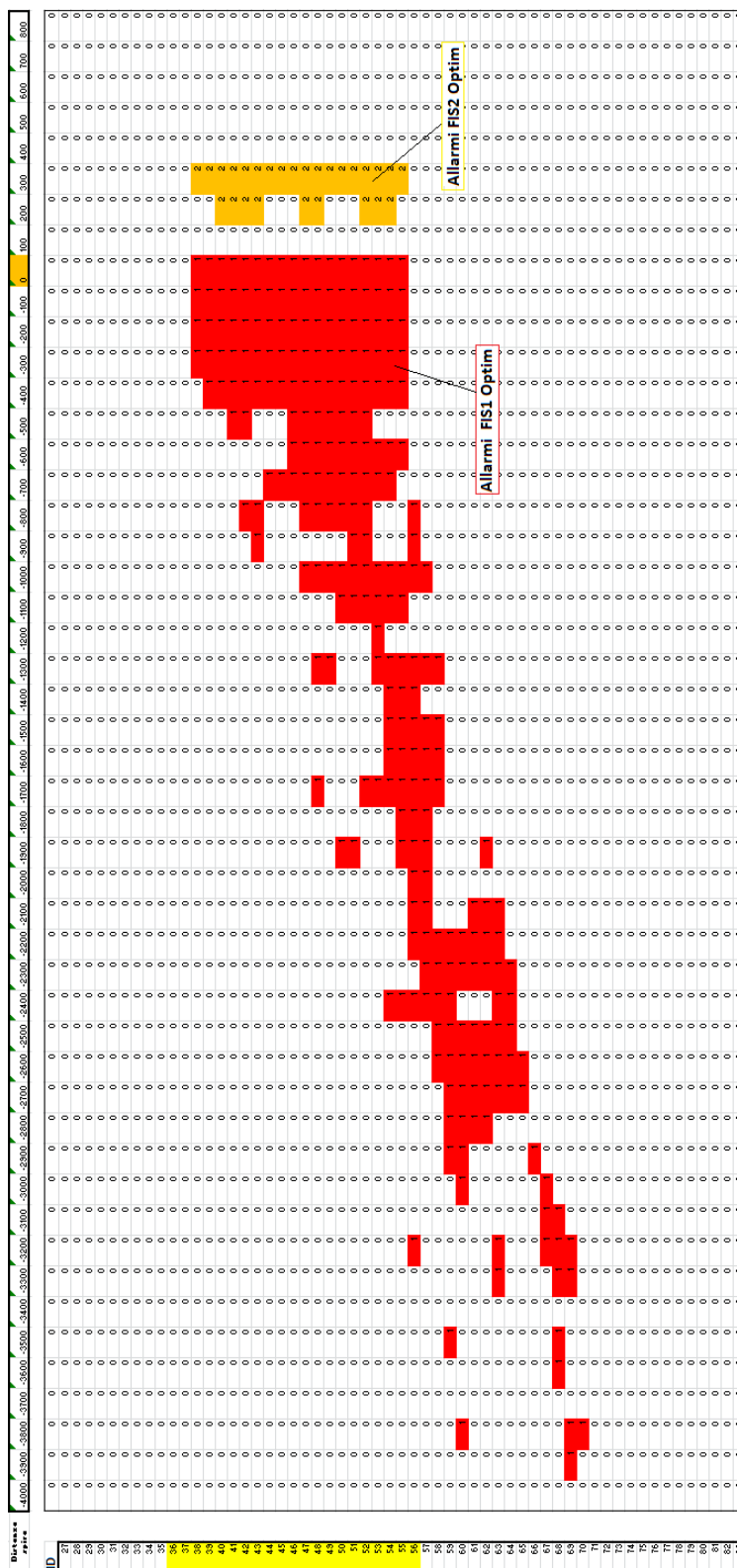


Figura 6.3: Rappresentazione schematica della sezione di autostrada costituita da stazioni di monitoraggio poste ad una distanza una distanza tra loro costante, questa distanza assume per le analisi successive i seguenti valori 100, 500 e 1000 metri.

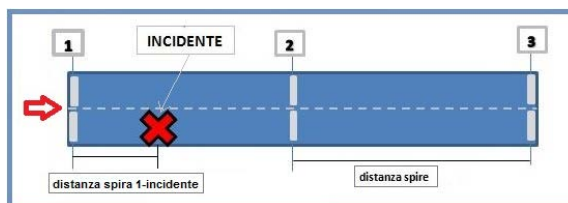


Tabella 6.3: Spire ogni 100m. Performance del sistema esperto al variare della posizione dell'incidente.

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N.Incidenti identificati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	2.4
	100	10	100	0	2.6
2000	0	10	100	0	3.1
	100	10	100	0	3.0
3000	0	10	100	0	3.1
	100	10	100	0	3.2
3500	0	10	100	0	3.0
	100	10	100	0	2.9

Tabella 6.4: Spire ogni 100m. Performance complessive del sistema esperto.

Flusso (aeq/h)	N. Incidenti Simulati	N. Incidenti Rilevati	DR (%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	20	20	100	0	2.50
2000	20	20	100	0	3.05
3000	20	20	100	0	3.15
3500	20	20	100	0	2.95

Tabella 6.5: Spire ogni 500m. Performance del sistema esperto al variare della posizione dell'incidente (FIS Optim).

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N. Incidenti Simulati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	2.6
	100	10	100	0	3.2
	200	10	100	0	5.8
	300	10	100	0	3.6
	400	0	0	-	-
	500	10	100	0	2.6
2000	0	10	100	0	3.1
	100	10	100	0	3.4
	200	10	100	0	4.2
	300	8	80	0	13.8
	400	0	0	-	-
	500	10	100	0	3.1
3000	0	10	100	0	3.2
	100	10	100	0	3.7
	200	10	100	0	3.3
	300	10	100	0	3.8
	400	10	100	0	6.1
	500	10	100	0	3.2
3500	0	10	100	0	3.0
	100	10	100	0	3.5
	200	10	100	0	3.5
	300	10	100	0	4.1
	400	10	100	0	4.8
	500	10	100	0	3.0

Spire ogni 500 metri Assumendo una distanza tra le spire di 500 metri, le performance del sistema ottimizzato sono riportate nella tabella 6.5. Questi i risultati più importanti:

- gli incidenti vengono identificati per differenti distanze dalla spira 1;
- il sistema non rileva l'incidente se questo avviene ad una distanza di 400 metri dalla spira, per un flusso di 1000 e di 2000 veic/h;
- i tempi di risposta del sistema sono minori se l'incidente avviene in prossimità della spira

I risultati complessivi sono riportati nella Tabella 6.6; il tasso di rilevazione e il tempo medio riflettono l'efficienza del sistema garantendo dei risultati ottimali.

Tabella 6.6: Spire ogni 500m. Performance complessive del sistema esperto.

Flusso (aeq/h)	N. Incidenti Simulati	N. Incidenti Rilevati	DR (%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	60	50	83.33	0	3.56
2000	60	48	80	0	5.17
3000	60	60	100	0	3.88
3500	60	60	100	0	3.65

Il sistema ottimizzato, come il caso precedente, non genera falsi allarmi.

Spire ogni 1000 metri Nella Tabella 6.7 si riportano le performance del sistema esperto considerando un distanziamento di 1000 metri tra le spire. In base a questa ipotesi si osserva che:

- per flussi di 1000 e 2000 aeq/h si riduce il tasso DR e aumenta MTTD;
- è rilevante l'effetto della distanza dell'incidente dalla spira sulle prestazioni; nei casi in cui l'incidente avviene 500/900 metri dalla spira il tempo MTTD aumenta per i flussi di 3000 3500 aeq/h, mentre sono pochi i casi in cui l'evento anomalo viene rilevato per flussi minori (1000 - 2000 aeq/h) per le stesse ipotesi di base.

I risultati del sistema garantiscono comunque delle prestazioni accettabili; il tasso di rilevazione supera il 50% per flussi bassi e arriva al 100% per condizioni di traffico elevato.

Nella tabella 6.8 si riportano i valori di performance del sistema appena descritti.

6.2.1 Osservazioni complessive

Sulla base di queste valutazioni, l'uso del *Sistema Optim* consente di ottenere dei risultati ottimi nell'identificazione degli incidenti in rapporto alla distanza dalla spira. In Figura 6.4 si rappresenta graficamente le prestazioni del sistema Optim per le diverse ipotesi fatte.

Posizionando spire ogni 100 metri otteniamo le migliori prestazioni del sistema, con incidenti rilevati per ogni condizione di traffico esaminata, tuttavia queste prestazioni non giustificano i costi elevati di installazione e

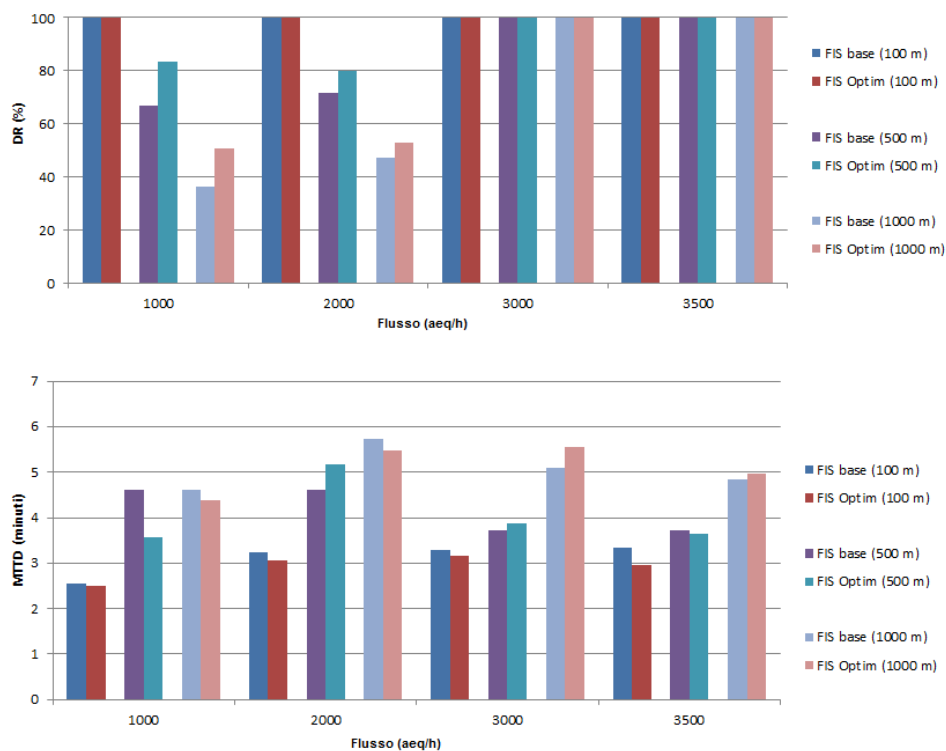
Tabella 6.7: Spire ogni 1000m. Performance del sistema esperto al variare della posizione dell'incidente.

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N. Inciden- ti Simulati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	2.6
	100	10	100	0	3.2
	200	5	50	0	11.8
	300	1	10	0	9.0
	400	0	0	-	-
	500	0	0	-	-
	600	0	0	-	-
	700	10	100	0	5.8
	800	10	100	0	3.6
	900	0	0	-	-
1000	10	100	0	2.6	
2000	0	10	100	0	3.1
	100	10	100	0	3.6
	200	10	100	0	6.8
	300	8	80	0	13.8
	400	0	0	-	-
	500	0	0	-	-
	600	0	0	-	-
	700	10	100	0	4.2
	800	0	0	-	-
	900	0	0	-	-
1000	10	100	0	3.1	
3000	0	10	100	0	3.2
	100	10	100	0	3.7
	200	10	100	0	4.3
	300	10	100	0	4.9
	400	10	100	0	6.1
	500	10	100	0	7.3
	600	10	100	0	8.3
	700	10	100	0	3.4
	800	10	100	0	5.1
	900	10	100	0	11.7
1000	10	100	0	3.2	
3500	0	10	100	0	3.0
	100	10	100	0	3.5
	200	10	100	0	4.2
	300	10	100	0	4.4
	400	10	100	0	4.8
	500	10	100	0	5.8
	600	10	100	0	7.5
	700	10	100	0	3.9
	800	10	100	0	5.0
	900	10	100	0	9.4
1000	10	100	0	3.0	

Tabella 6.8: Spire ogni 1000m. Performance complessive del sistema esperto.

Flusso (aeq/h)	N. Incidenti Simulati	N. Incidenti Rilevati	DR (%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	110	56	50.91	0	4.39
2000	110	58	52.73	0	5.48
3000	110	110	100	0	5.56
3500	110	110	100	0	4.96

Figura 6.4: Tasso di rilevazione (DR) e tempo medio di rilevazione (MTTD) del sistema esperto. Risultati in funzione del distanziamento tra le spire, del tasso di flusso e del tipo di FIS.



di manutenzione dei sensori.

Se consideriamo un distanziamento maggiore tra i sensori (500 - 1000 metri) il sistema ha degli standard elevati, con MTTD superiori ma in ogni caso inferiori ai 6 minuti.

6.3 Analisi delle serie storiche

Analizzando lo storico dei parametri del deflusso in condizioni normali possiamo comprendere l'evoluzione degli stessi nel tempo e i cambiamenti ai quali sono soggette le variabili con lo scopo finale di definire un valore atteso in un determinato istante temporale.

Quindi valutando l'evoluzione temporale delle variabili è possibile costruire un secondo sistema d'identificazione.

In presenza di un incidente i dati del deflusso si discostano maggiormente rispetto al valore previsto, questa variazione maggiore identifica l'evento anomalo nel tratto stradale. Analogamente al primo sistema esperto (*Sistema Optim*), il sistema 2 è stato sviluppato basandosi sulla logica fuzzy e considerando la variazione dei parametri rispetto al valore atteso.

Generalmente, il metodo migliore per prevedere l'andamento di una determinata variabile consiste nel basarsi sul suo valore attuale e passato, ovvero verificando come si sia modificata nel tempo.

Con *serie storica* indichiamo i dati osservati di una o più variabili ad intervalli regolari nel tempo.

La serie storica in questo caso è composta dai valori medi del flusso, della velocità media spaziale e della densità ottenuti dalle simulazioni condotte in 4.2 per condizioni normali di deflusso.

Le prime osservazioni di carattere qualitativo si ottengono dalla rappresentazione grafica dei valori attraverso il *Time plot* che ne rappresenta l'evoluzione rispetto al tempo; considerando l'andamento dei valori medi dei parametri di deflusso (vedi Figure 6.5 e 6.6) osserviamo per tutti e tre i parametri una certa oscillazione regolare dei dati attorno ad un valore centrale che varia in misura molto minore.

Figura 6.5: Parametri del deflusso per la corsia 1. Valori in condizioni normali per un tasso di flusso pari a 2000 aeq/h.

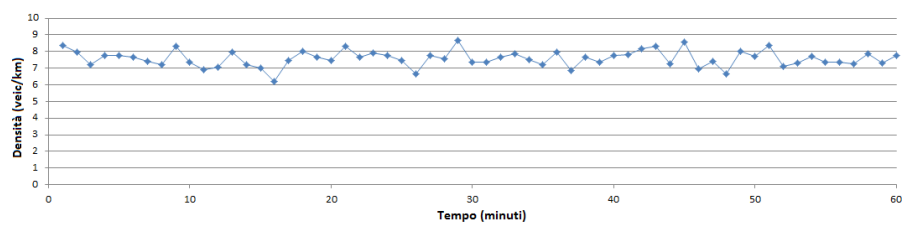
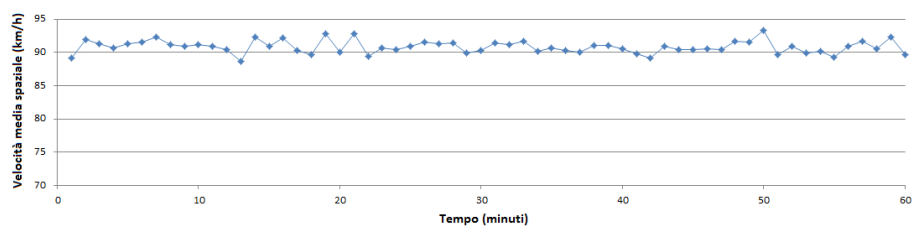
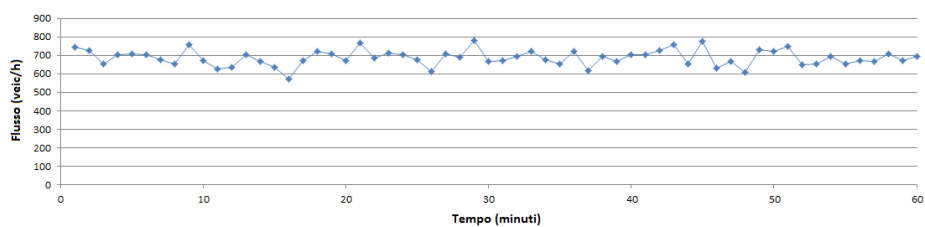
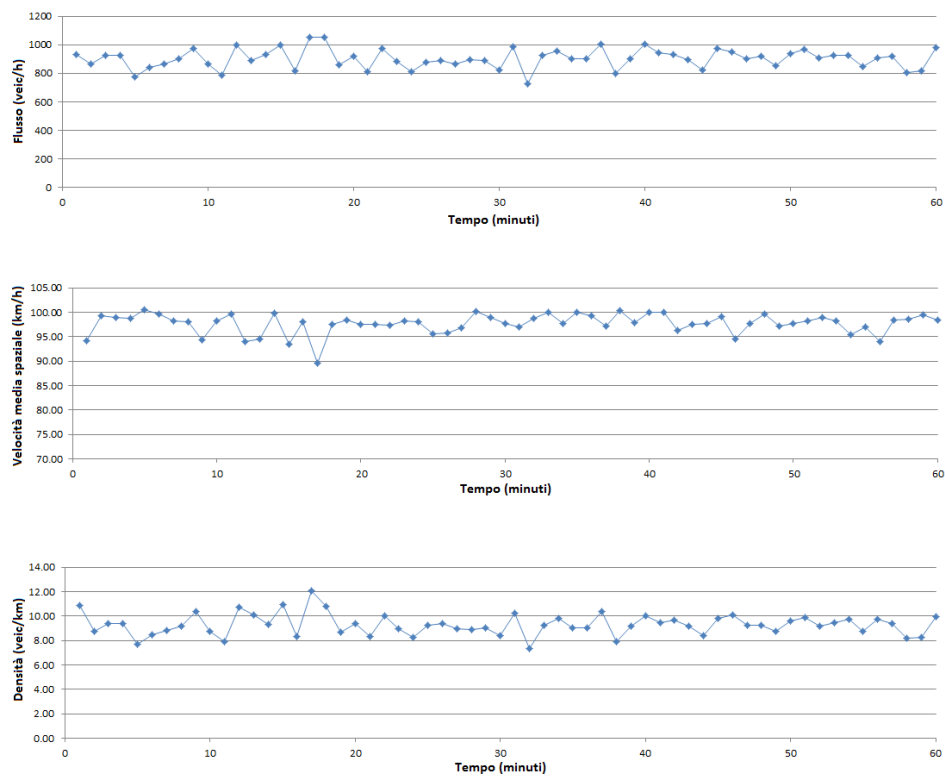


Figura 6.6: Parametri del deflusso per la corsia 2. Valori in condizioni normali per un tasso di flusso pari a 2000 aeq/h.



Per eliminare le oscillazioni dei parametri e favorire una corretta visione della tendenza nel lungo periodo è stata adottata una tecnica di livello, calcolando la *media mobile* dei dati iniziali.

Una *media mobile* di periodo L consiste in una serie di medie aritmetiche calcolate su sequenze di lunghezza L dei valori osservati. Il periodo L è stimato dall'analista in base alla durata media dei cicli all'interno della serie (Levine, Krehbiel e Berenson 2002).

In questo caso la media mobile è stata calcolata come media del valore al tempo t e dei due valori precedenti, ovvero con un periodo L pari a 3 (per tassi di flusso pari a 1000, 2000 e 3000 aeq/h).

Nelle Figure 6.7 e 6.8 è rappresentato graficamente l'andamento delle medie mobili di ordine 3 calcolate sulla serie del flusso, della velocità media spaziale e della densità rispettivamente per la corsia 1 e 2.

6.3.1 Sviluppo del Sistema 2

Lo sviluppo del *Sistema 2* segue lo stesso approccio descritto nel Capitolo 5, con la differenza che il sistema esperto è costituito da un unico sistema d'inferenza.

Queste le principali caratteristiche del sistema esperto:

- le variabili di input considerate sono la differenza tra il valore attuale del flusso e quello atteso calcolato in condizioni normali di traffico (media mobile delle serie storiche), e le relative differenze dei parametri di velocità e densità;
- il dominio delle variabili impiegate nel modello è caratterizzato da cinque insiemi fuzzy per le variabili di input e tre per quella di output;
- la definizione delle base di conoscenza è stata fatta utilizzando il metodo FPA;
- il *FIS*, sviluppato con l'utilizzo di FisPro, è stato calibrato con i dati del sensore posto 100 metri a monte dell'incidente;
- il sistema consiste di 25, 37 e 31 regole, in corrispondenza a diversi tassi di flusso (1000, 2000 e 3000 aeq/h).

Figura 6.7: Media mobile dei parametri del deflusso relativi alla corsia 1.

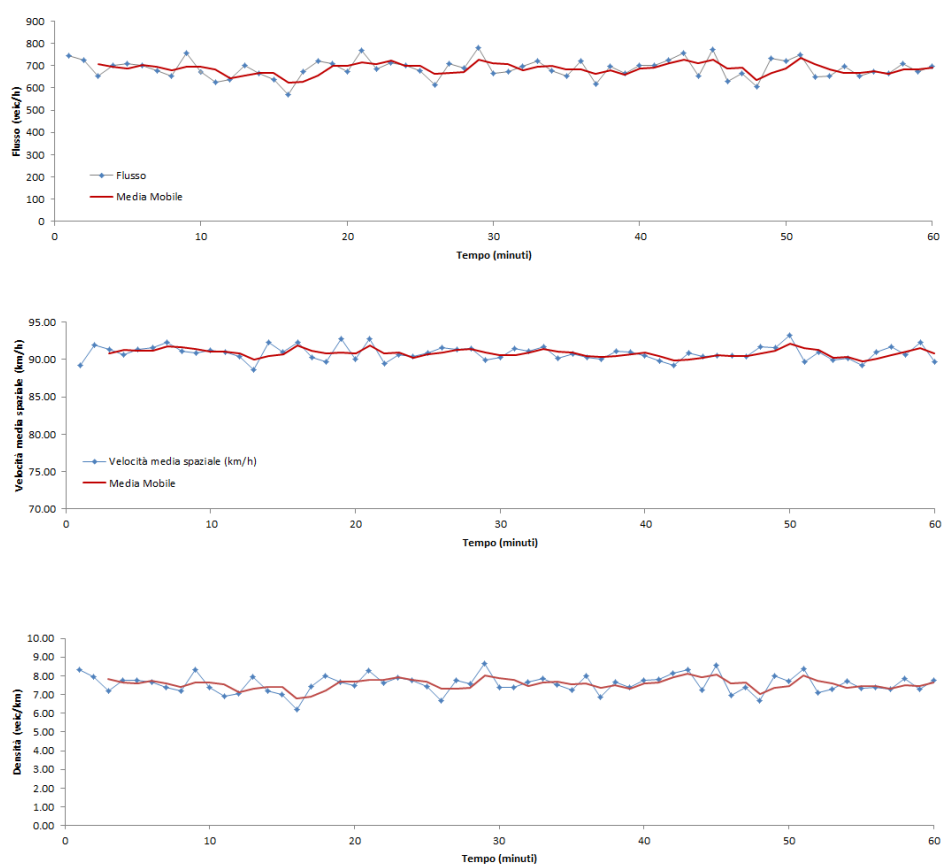


Figura 6.8: Media mobile dei parametri del deflusso relativi alla corsia 2.

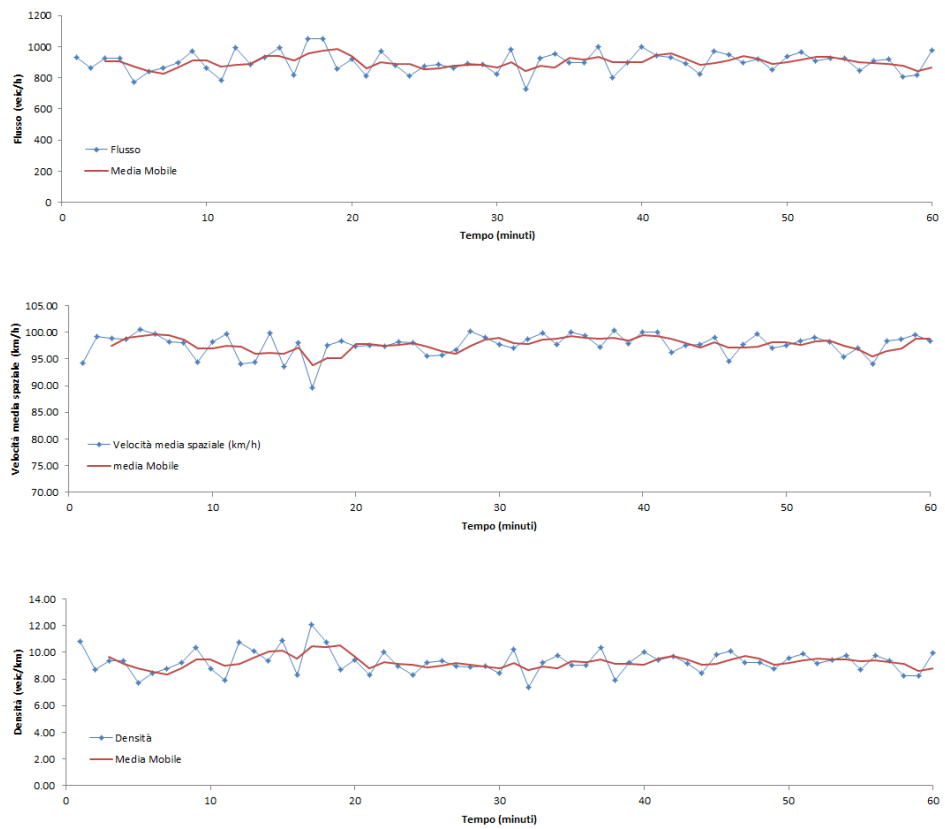


Figura 6.9: Sistema 2. Partizionamento fuzzy delle variabili utilizzate nel sistema, per un tasso di flusso di 3000 aeq/h.

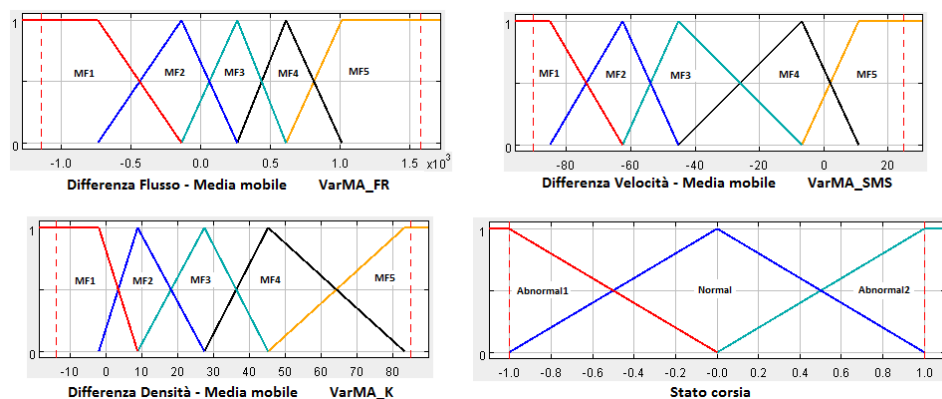


Tabella 6.9: Sistema 2. Codifica dei valori inferiti.

Codifica	da	a	Note
3	-1	-0.7	Condizione di deflusso in presenza di incidente nella corsia 1
2	-0.7	-0.5	
1	-0.5	-0.3	
0	-0.3	0.3	Condizione di deflusso normale
10	0.3	0.5	Condizione di deflusso in presenza di un incidente nella corsia 2
20	0.5	0.7	
30	0.7	1	

Le rappresentazioni grafiche del partizionamento dei parametri relativi alle condizioni di flusso di 3000 aeq/h sono riportate nella Figura 6.9, mentre le regole determinate per i diversi tassi di flusso sono riportate nella Figura 6.10.

I dati inferiti delle due corsie vengono analizzati in parallelo e codificati secondo i parametri definiti nella Tabella 6.9.

I dati utilizzati per la validazione del FIS evidenziano la capacità del sistema di identificare l'incidente e di individuare la corsia alla quale fa riferimento il dato.

Nella Figura 6.11 è rappresentata l'evoluzione temporale dei parametri del deflusso rilevati a differenti distanze dall'incidente per un flusso di 3000

Figura 6.10: Sistema 2. Regole definite al variare del tasso di flusso.

Flusso 1000 veic/h					
Rule	Active	IF VarMA_FR	AND VarMA_SMS	AND VarMA_K	THEN stato_corsia
1	✓	MF1	MF5	MF1	normal
2	✓	MF2	MF5	MF1	normal
3	✓	MF4	MF4	MF2	normal
4	✓	MF4	MF4	MF1	normal
5	✓	MF3	MF4	MF2	normal
6	✓	MF3	MF4	MF1	normal
7	✓	MF4	MF3	MF2	normal
8	✓	MF5	MF4	MF2	normal
9	✓	MF3	MF3	MF2	normal
10	✓	MF1	MF4	MF1	normal
11	✓	MF3	MF3	MF2	normal
12	✓	MF3	MF5	MF2	normal
13	✓	MF3	MF5	MF2	normal
14	✓	MF4	MF2	MF1	normal
15	✓	MF2	MF3	MF1	normal
16	✓	MF1	MF2	MF1	abnormal1
17	✓	MF3	MF3	MF1	normal
18	✓	MF3	MF2	MF2	abnormal1
19	✓	MF1	MF1	MF1	normal
20	✓	MF2	MF2	MF2	abnormal1
21	✓	MF2	MF3	MF1	abnormal1
22	✓	MF1	MF1	MF1	normal
23	✓	MF5	MF5	MF2	normal
24	✓	MF4	MF2	MF2	normal
25	✓	MF1	MF1	MF5	abnormal1

Flusso 3000 veic/h

Rule	Active	IF VarMA_FR	AND VarMA_SMS	AND VarMA_K	THEN stato_corsia
1	✓	MF4	MF4	MF2	normal
2	✓	MF2	MF5	MF1	normal
3	✓	MF3	MF5	MF1	normal
4	✓	MF3	MF4	MF2	normal
5	✓	MF3	MF4	MF2	normal
6	✓	MF3	MF4	MF1	normal
7	✓	MF1	MF5	MF1	normal
8	✓	MF4	MF5	MF2	normal
9	✓	MF2	MF4	MF1	normal
10	✓	MF5	MF4	MF3	normal
11	✓	MF4	MF5	MF1	normal
12	✓	MF5	MF5	MF2	normal
13	✓	MF1	MF1	MF5	abnormal1
14	✓	MF4	MF3	MF3	abnormal2
15	✓	MF5	MF3	MF3	abnormal2
16	✓	MF1	MF1	MF2	abnormal2
17	✓	MF1	MF4	MF1	normal
18	✓	MF3	MF3	MF3	abnormal2
19	✓	MF1	MF1	MF3	abnormal1
20	✓	MF3	MF1	MF3	abnormal1
21	✓	MF3	MF3	MF2	normal
22	✓	MF5	MF3	MF4	abnormal2
23	✓	MF3	MF2	MF4	abnormal2
24	✓	MF1	MF2	MF4	abnormal2
25	✓	MF2	MF1	MF4	abnormal1
26	✓	MF2	MF2	MF4	abnormal1
27	✓	MF3	MF2	MF3	abnormal2
28	✓	MF1	MF2	MF4	abnormal2
29	✓	MF1	MF1	MF4	abnormal1
30	✓	MF2	MF1	MF4	abnormal1
31	✓	MF2	MF2	MF2	abnormal1

Flusso 2000 veic/h

Rule	Active	IF VarMA_FR	AND VarMA_SMS	AND VarMA_K	THEN stato_corsia
1	✓	MF4	MF4	MF2	normal
2	✓	MF2	MF5	MF1	normal
3	✓	MF1	MF5	MF1	normal
4	✓	MF1	MF5	MF1	normal
5	✓	MF5	MF4	MF2	normal
6	✓	MF3	MF4	MF1	normal
7	✓	MF3	MF4	MF2	normal
8	✓	MF2	MF4	MF1	normal
9	✓	MF2	MF5	MF2	normal
10	✓	MF3	MF5	MF2	normal
11	✓	MF4	MF5	MF1	normal
12	✓	MF1	MF4	MF1	normal
13	✓	MF5	MF5	MF2	normal
14	✓	MF5	MF4	MF3	normal
15	✓	MF4	MF3	MF2	abnormal2
16	✓	MF1	MF1	MF3	abnormal2
17	✓	MF5	MF3	MF2	normal
18	✓	MF5	MF3	MF3	abnormal2
19	✓	MF4	MF2	MF3	abnormal2
20	✓	MF5	MF2	MF4	abnormal2
21	✓	MF3	MF3	MF2	abnormal2
22	✓	MF5	MF2	MF3	abnormal2
23	✓	MF2	MF1	MF4	abnormal1
24	✓	MF2	MF1	MF3	abnormal1
25	✓	MF1	MF2	MF3	normal
26	✓	MF1	MF1	MF2	abnormal1
27	✓	MF2	MF2	MF2	abnormal1
28	✓	MF2	MF2	MF3	abnormal1
29	✓	MF1	MF1	MF4	abnormal1
30	✓	MF4	MF2	MF3	abnormal1
31	✓	MF4	MF2	MF4	abnormal2
32	✓	MF4	MF3	MF3	abnormal2
33	✓	MF4	MF1	MF4	normal
34	✓	MF4	MF1	MF4	abnormal2
35	✓	MF5	MF1	MF4	abnormal2
36	✓	MF1	MF2	MF4	abnormal1
37	✓	MF3	MF1	MF3	abnormal2

veic/h.

Il sistema 2 è stato applicato ai dati relativi a diverse condizioni sperimentali, determinando le performance (tabelle 6.10 e 6.11) al variare di:

- distanza tra i sensori (500 e 1000 metri);
- tasso di flusso (1000, 2000, 3000);
- posizione dell'incidente rispetto alle spire.

Possiamo osservare che per un flusso di 1000 aeq/h gli incidenti vengono identificati se si verificano in corrispondenza della spira o 100 metri a valle della stessa; il tasso di rilevazione DR per le varie condizioni analizzate è pari al 50 % e 27.27% rispettivamente per sensori posti a 500 e 1000 metri. Se il tasso di flusso è di 3000 - 3500 aeq/h il sistema identifica tutti gli incidenti simulati; il tempo medio di identificazione è di 3.90 minuti e 5.95 minuti se la distanza tra le spire è maggiore.

Nel tentativo di migliorare le prestazioni del sistema è stato eseguito un processo di ottimizzazione del sistema, semplificando le regole e le funzioni di memberships. L'inferenza dei dati effettuata con il sistema 2 ottimizzato ha portato a un peggioramento delle prestazioni rispetto al sistema iniziale: nel complesso i risultati ottenuti mostrano una buona efficacia per flussi elevati, ma non per flussi bassi.

Gli incidenti simulati con un tasso di flusso di 1000 aeq/h non sono stati identificati dal sistema. Considerando i casi in cui il flusso è di 2000 aeq/h il DR è pari a 78.33% per spire poste ad una distanza di 500 metri e 42.73% per distanze di 1000 veic/h; per un flusso maggiore invece abbiamo un tasso di rilevazione del 100%.

6.4 Confronto tra i sistemi esperti

In ultima analisi si confrontano le performance dei due sistemi esperti (*Sistema Optim* e *Sistema 2* ottenute per differenti condizioni di traffico).

Nelle Figure 6.12, 6.13 e 6.14 sono rappresentate le performance dei due sistemi per diversi tassi di flusso, mantenendo fissa la distanza dell'incidente dal sensore (rispettivamente 300 e 100 metri a monte, 200 metri a valle).

Figura 6.11: Variabili del deflusso, identificazione dell'incidente e durata dell'allarme per diverse distanze dall'incidente (Run 23, tasso di flusso pari a 3000 veic/h).

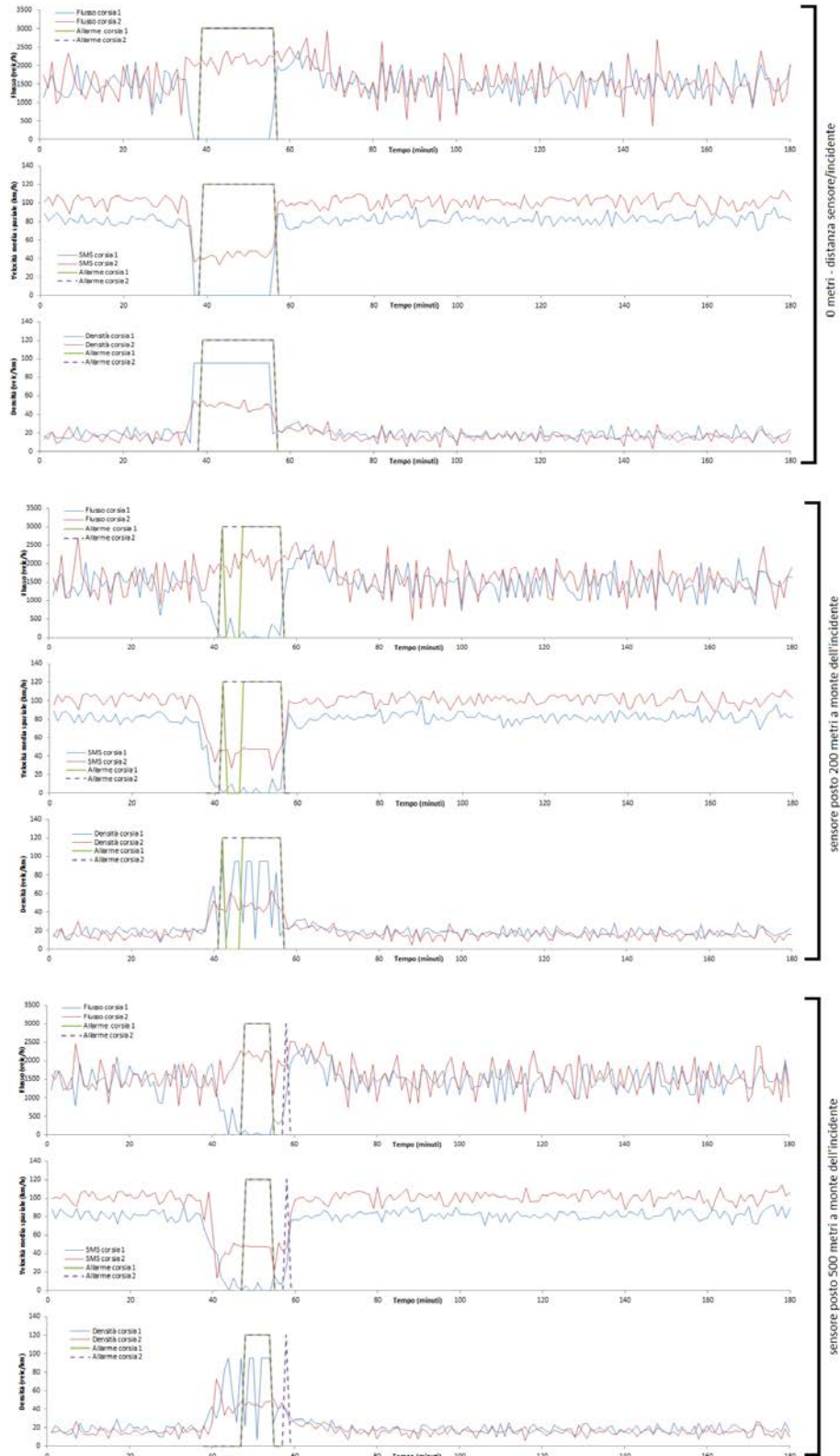


Tabella 6.10: Sistema 2. Performance per sensori posizionati ogni 500 e 1000 metri per i tassi di flusso di 1000 e 2000 aeq/h.

Flusso	Distanza sensori (m)	Distanza incidente da spira 1	DR (%)	FAR (%)*	MTTD (min)	
1000	500	0	100	6	3.0	
		100	100	0	5.9	
		200	0	-	-	
		300	0	-	-	
		400	0	-	-	
		500	100	6	3.0	
	Complessivo			50	12	3.97
	1000	1000	0	100	6	3.0
			100	100	0	5.9
			200	0	-	-
			300	0	-	-
			400	0	-	-
			500	0	-	-
			600	0	-	-
700			0	-	-	
800			0	-	-	
900			0	-	-	
1000	100	6	3.0			
Complessivo			27.27	12	3.97	
2000	500	0	100	0	3.0	
		100	100	0	7.2	
		200	60	0	16.0	
		300	100	0	4.6	
		400	100	0	3.7	
		500	100	0	3.0	
	Complessivo			93.33	0	5.57
	1000	1000	0	100	0	3.0
			100	100	0	7.2
			200	60	0	16.0
			300	0	-	-
			400	0	-	-
			500	0	-	-
			600	0	-	-
700			0	-	-	
800			60	0	16.0	
900			100	0	7.2	
1000	100	0	3.0			
Complessivo			47.27	0	7.65	

* I falsi allarmi emessi si riferiscono all'errato valore di output della corsia dell'allarme.

Tabella 6.11: Sistema 2. Performance per sensori posizionati ogni 500 e 1000 metri per un tasso di flusso pari a 3000 aeq/h.

Flusso	Distanza sensori (m)	Distanza incidente da spira 1	DR (%)	FAR (%)*	MTTD (min)	
3000	500	0	100	0	3.2	
		100	100	0	4.4	
		200	100	0	5.4	
		300	100	0	3.7	
		400	100	0	3.5	
		500	100	0	3.2	
	Complessivo		100	0	3.90	
	1000	1000	0	100	0	3.2
			100	100	0	4.4
			200	100	0	5.4
			300	100	0	6.4
			400	100	0	7.2
			500	100	0	8.7
			600	100	1	9.5
			700	100	1	10.0
800			100	0	3.7	
900			100	1	3.5	
1000	100	1	3.2			
Complessivo		100	4	5.95		

* I falsi allarmi emessi si riferiscono all'errato valore di output della corsia dell'allarme.

Per condizioni di flusso basso si osserva che entrambi i sistemi non riescono ad identificare gli incidenti che si verificano 300 metri a valle, contrariamente a quanto avviene se la distanza si riduce a 100 metri. Incrementando il flusso veicolare a 3000 aeq/h il *Sistema Optim* innesca l'allarme che persiste per tutta la durata dell'incidente.

Il confronto delle prestazioni dei due sistemi per differenti condizioni stradali e per diversi scenari d'incidente viene fatto sulla base degli indici di prestazione DR, FAR e MTTD.

Nelle Figure 6.15 e 6.16 sono rappresentate le prestazioni dei due sistemi al variare della distanza della spira 1 dall'incidente (rif.6.3) per diverse distanze reciproche tra i sensori. Con il crescere del flusso i valori di DR aumentano per entrambi i sistemi, tuttavia il *Sistema Optim* identifica un numero maggiore di incidenti. Per quanto riguarda i valori di MTTD i sistemi rispondono con tempi di identificazione paragonabili tra loro, assumendo una distanza tra i sensori di 500 metri il tempo medio non supera i 6 minuti, 8 minuti se la distanza è di 1000 metri.

Dall'analisi condotta si è osservato che le prestazioni di entrambi i sistemi sono influenzate dalla distanza dell'incidente rispetto al sensore di monte e dalle condizioni di traffico.

Per tassi di flusso elevati si osservano le performance migliori, mentre entrambi i sistemi hanno difficoltà a identificare gli incidenti per bassi flussi di traffico; in questo secondo caso il *sistema Optim* ottiene un valore maggiore di DR.

Un vantaggio notevole del *Sistema Optim* è il differente codice di output degli allarmi emessi che consente di dedurre se l'incidente avviene a monte o a valle del sensore. Infatti il sistema d'inferenza *FIS1 Optim* riconosce le variazioni dei parametri di deflusso nei dati dei sensori posti a monte dell'incidente; mentre *FIS2 Optim* innesca gli allarmi nei sensori a valle, come si evince dalle figure 6.2 e 6.1.

Questo comporta un valore aggiunto a questo sistema perché fornisce maggiori informazioni inerenti alla localizzazione dell'incidente nel tratto autostradale.

Il *Sistema 2* invece consente di identificare l'incidente e di distinguere i dati delle due corsie con differenti output; in alcuni casi l'informazione rela-

Figura 6.12: Identificazione degli incidenti per diversi flussi di traffico, sulla base dei dati rilevati da un sensore posto 300 metri a monte dell'incidente.

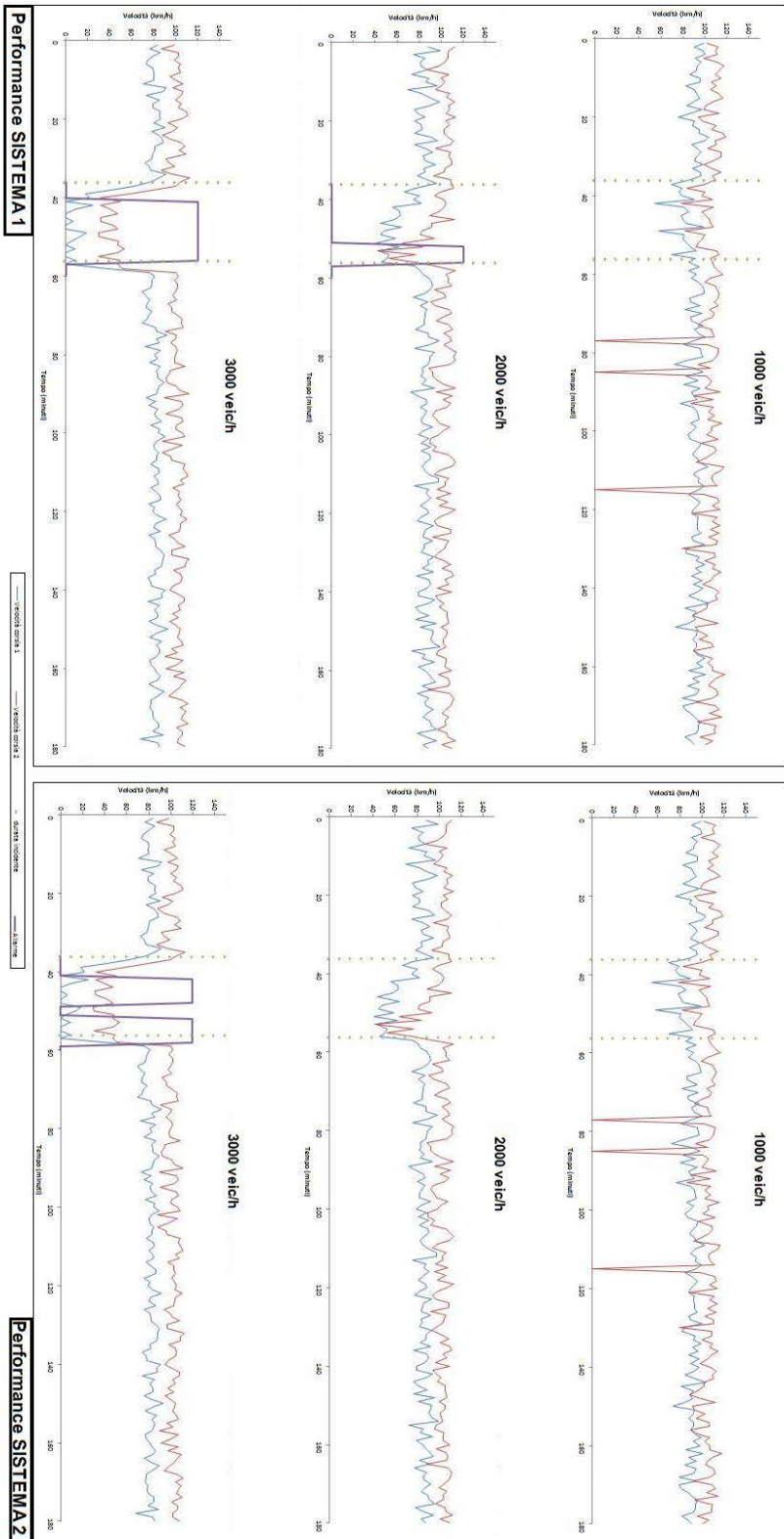
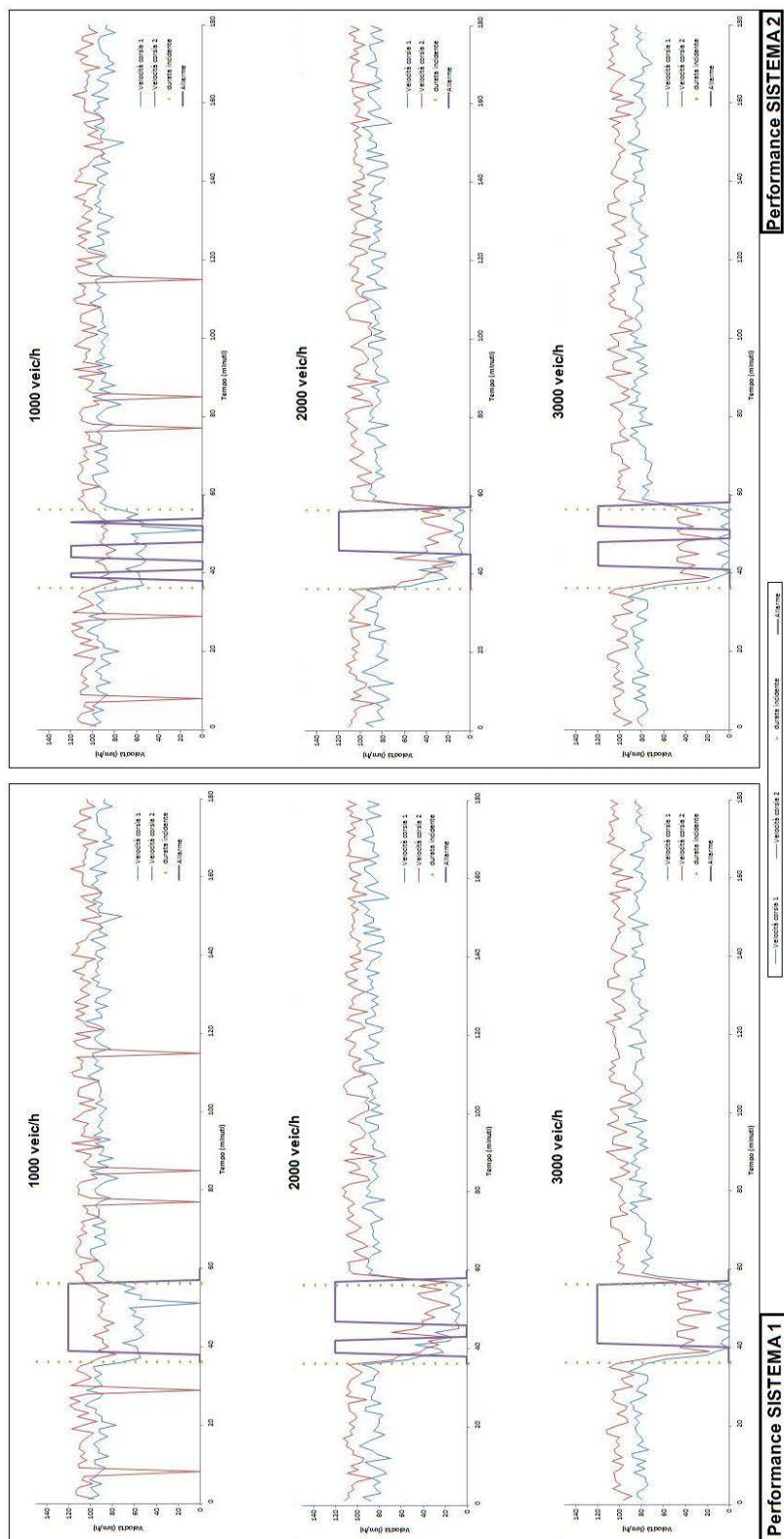


Figura 6.13: Identificazione degli incidenti per diversi flussi di traffico, sulla base dei dati rilevati da un sensore posto 100 metri a monte dell'incidente.



Performance SISTEMA 2

Performance SISTEMA 1

Figura 6.14: Identificazione degli incidenti per diversi flussi di traffico, sulla base dei dati rilevati da un sensore posto 200 metri a valle dell'incidente.

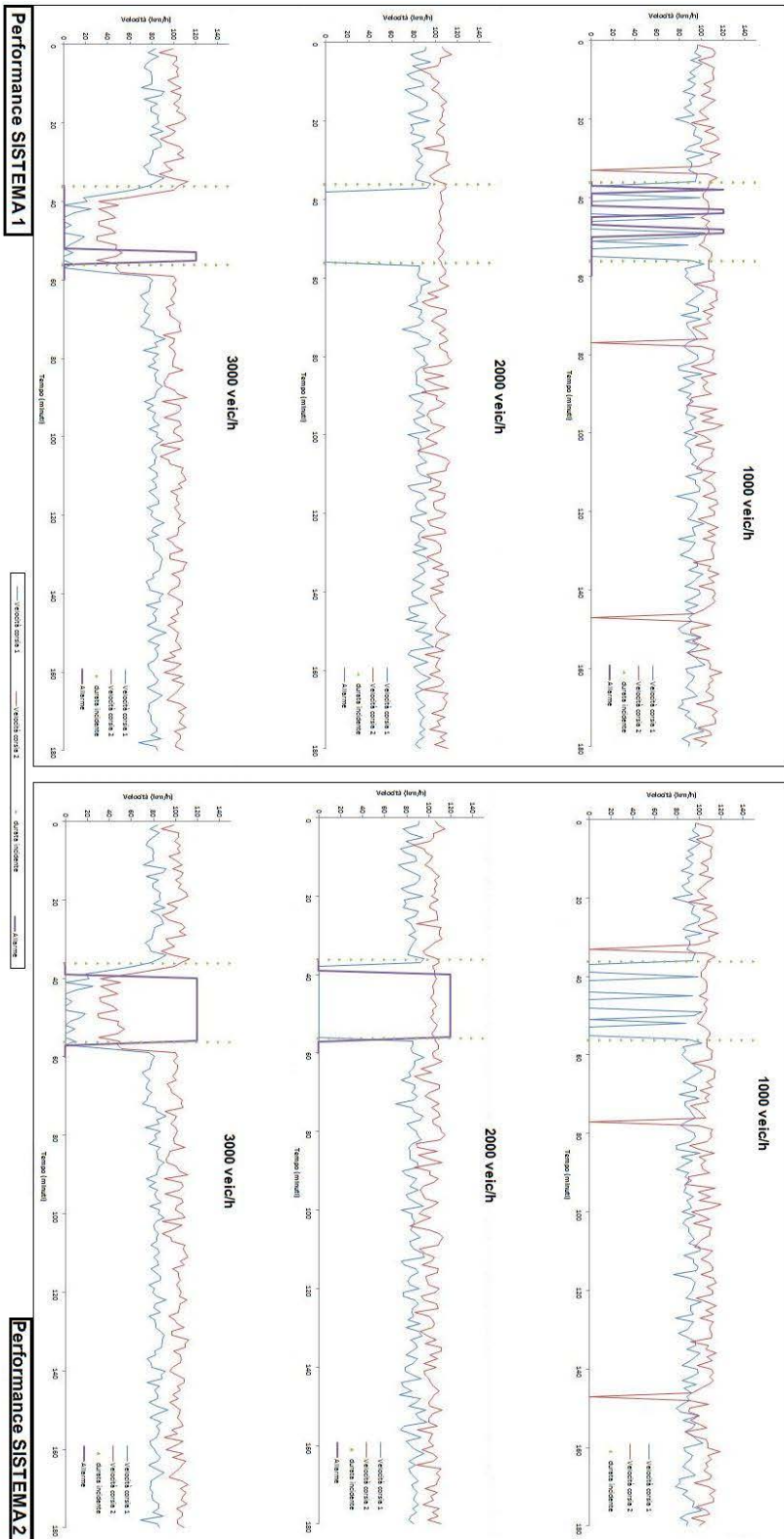


Figura 6.15: Distanza 500 metri sensore

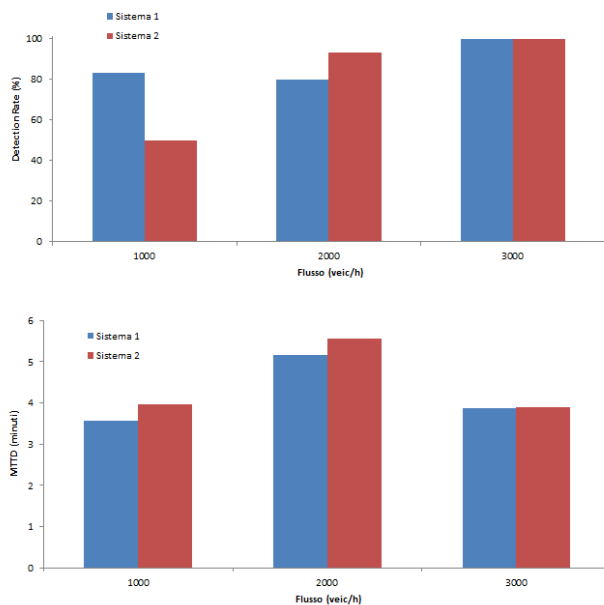


Figura 6.16: distanza tra i sensori di 1000 metri

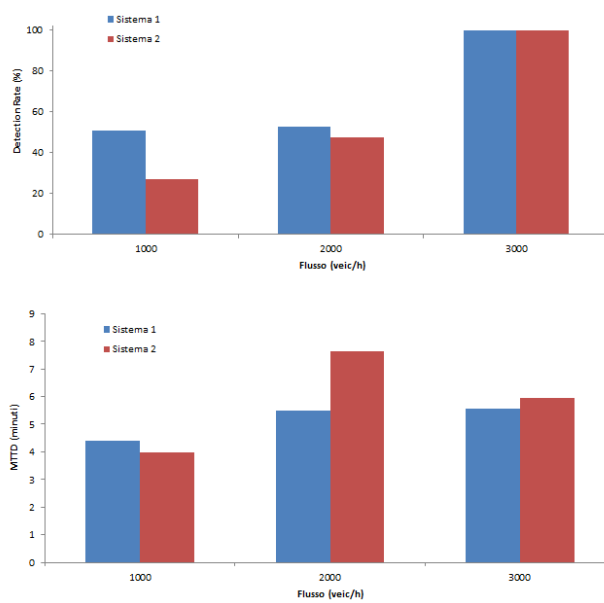


Tabella 6.12: Sistema Optim con soglia ridotta. Performance al variare della posizione dell'incidente con una distanza tra i sensori di 100 metri.

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N.Incidenti identificati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	1.4
	100	10	100	0	1.6
2000	0	10	100	0	1.9
	100	10	100	0	1.9
3000	0	10	100	0	2.1
	100	10	100	0	2.2
3500	0	10	100	0	2.0
	100	10	100	0	1.9

tiva alla corsia è errata. I valori di performance sono ottimali e i falsi allarmi generati non si riferiscono ad una errata identificazione dell'incidente ma all'informazione sbagliata della corsia interessata dall'incidente.

I due sistemi danno dei risultati paragonabili tra loro ma individuare il tratto in cui si trova l'incidente è più rilevante rispetto alla conoscenza della corsia bloccata.

6.4.1 Allarmi

Per migliorare le prestazioni del *Sistema Optim* è stato rilassato il vincolo sul numero di stati anomali consecutivi necessari per generare un allarme (ridotti da 3 a 2).

Le prestazioni del sistema al variare della distanza tra i sensori posti lungo il tratto stradale sono riportate nelle Tabelle 6.12, 6.13 e 6.14.

Si osserva una diminuzione di MTTD per tutti i casi ipotizzati e il tasso di identificazione è maggiore, senza che vi sia un incremento dei falsi allarmi.

Nella tabella 6.15) vengono riportati i valori di prestazione del sistema per le differenti condizioni di traffico. Confrontando questi risultati con i dati relativi alla soglia iniziale (3), si osserva una diminuzione evidente dei tempi medi di rilevazione e un miglioramento del DR complessivo.

Le performance del sistema esperto in quest'ultimo caso sono riportate nella figura 6.17.

Tabella 6.13: Sistema Optim con soglia ridotta. Performance al variare della posizione dell'incidente con una distanza tra i sensori di 500 metri.

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N. Incidenti Simulati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	1.6
	100	10	100	0	1.9
	200	10	100	0	3.2
	300	10	100	0	2.2
	400	3	30	0	10.3
	500	10	100	0	1.6
2000	0	10	100	0	2.1
	100	10	100	0	2.6
	200	10	100	0	2.9
	300	9	90	0	10.6
	400	2	20	0	11.5
	500	10	100	0	2.1
3000	0	10	100	0	2.2
	100	10	100	0	2.7
	200	10	100	0	2.4
	300	10	100	0	2.4
	400	10	100	0	5.1
	500	10	100	0	2.2
3500	0	10	100	0	2.0
	100	10	100	0	2.2
	200	10	100	0	2.1
	300	10	100	0	2.7
	400	10	100	0	3.5
	500	10	100	0	2.0

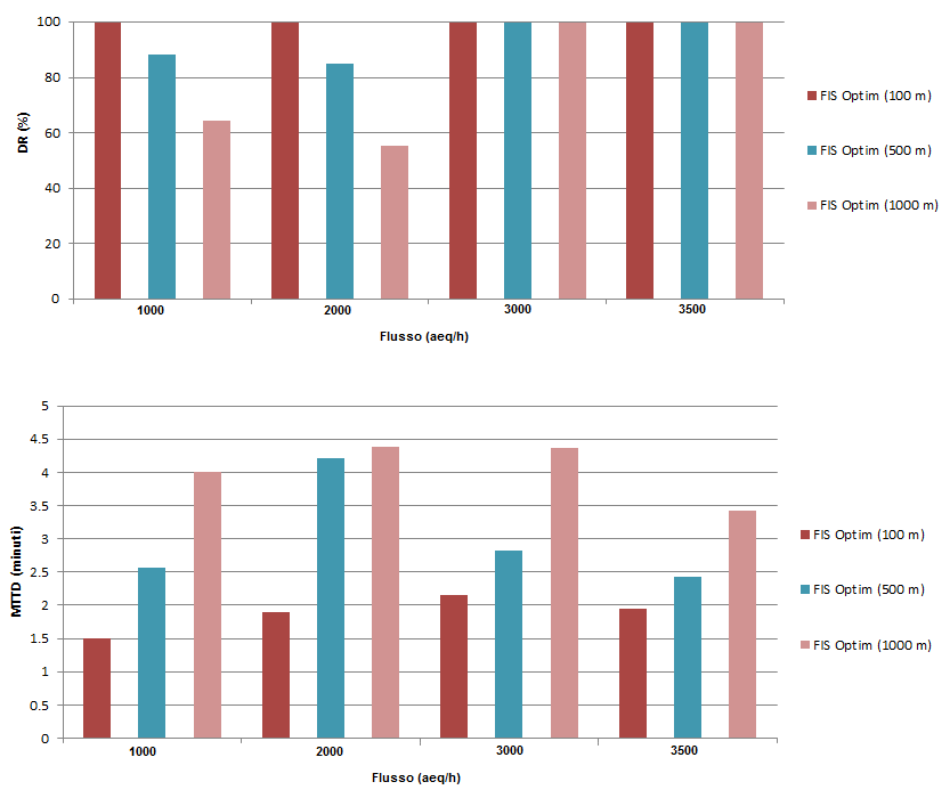
Tabella 6.14: Sistema Optim con soglia ridotta. Performance al variare della posizione dell'incidente con una distanza tra i sensori di 1000 metri.

Flusso (aeq/h)	Distanza dalla spira 1	N. Incidenti Simulati	DR(%)	FAR (%)	MTTD (min)
1000	0	10	100	0	1.6
	100	10	100	0	1.9
	200	10	100	0	8.1
	300	4	40	0	10.5
	400	3	30	0	10.3
	500	1	10	0	3.0
	600	3	30	0	7.0
	700	10	100	0	3.3
	800	10	100	0	2.2
	900	0	0	0	-
1000	10	100	0	1.6	
2000	0	10	100	0	2.1
	100	10	100	0	2.6
	200	10	100	0	5.3
	300	9	90	0	10.6
	400	2	20	0	11.5
	500	0	0	-	-
	600	0	0	-	-
	700	10	100	0	2.9
	800	0	0	-	-
	900	0	0	-	-
1000	10	100	0	2.1	
3000	0	10	100	0	2.2
	100	10	100	0	2.7
	200	10	100	0	3.3
	300	10	100	0	3.9
	400	10	100	0	5.1
	500	10	100	0	6.3
	600	10	100	0	7.0
	700	10	100	0	2.5
	800	10	100	0	2.7
	900	10	100	0	10.1
1000	10	100	0	2.2	
3500	0	10	100	0	2.0
	100	10	100	0	2.2
	200	10	100	0	2.3
	300	10	100	0	3.4
	400	10	100	0	3.5
	500	10	100	0	4.5
	600	10	100	0	4.5
	700	10	100	0	2.9
	800	10	100	0	3.4
	900	10	100	0	7.0
1000	10	100	0	2.0	

Tabella 6.15: Valori di performance ottenuti dal sistema esperto.

Distanza tra i sensori	Flusso	N. Incidenti Simulati	N. Incidenti Rilevati	DR (%)	FAR (%)	MTTD (min)
100	1000	20	20	100	0	1.50
	2000	20	20	100	0	1.90
	3000	20	20	100	0	2.15
	3500	20	20	100	0	1.95
500	1000	60	53	88.33	0	2.57
	2000	60	51	85	0	4.22
	3000	60	60	100	0	2.83
	3500	60	60	100	0	2.42
1000	1000	110	71	64.55	0	4.00
	2000	110	61	55.45	0	4.39
	3000	110	110	100	0	4.36
	3500	110	110	100	0	3.43

Figura 6.17: Performance del sistema al variare del distanziamento tra le spire, con allarmi emessi dopo due istanti identificati come anomali.



Conclusioni

Il presente lavoro di tesi ha condotto allo sviluppo di un sistema esperto capace di identificare incidenti in un tratto base di una strada a carreggiate separate nell'ipotesi in cui vi sia attivo un sistema di monitoraggio del traffico basato sull'impiego di sensori elettromagnetici.

Il progetto e lo sviluppo del sistema sono stati preceduti da un'approfondita analisi della letteratura esistente.

Il sistema di identificazione proposto nel presente lavoro è basato sull'impiego di un sistema d'inferenza di tipo fuzzy: questa scelta è stata motivata da precedenti risultati disponibili in letteratura ed in virtù dei requisiti di efficacia a cui si intendeva rispondere.

Il sistema è stato sviluppato adottando quali elementi identificanti gli stati critici associati al verificarsi di un generico incidente, gli scostamenti tra le variabili del deflusso relative a condizioni normali di circolazione e quelle riconducibili al predetto evento con riferimento al medesimo contesto spazio/temporale.

Ai fini dell'analisi è stato impiegato un modello di microsimulazione del traffico opportunamente validato.

Le performance del sistema di identificazione proposto sono state valutate sulla base di indici di prestazione (DR, FAR e MTTD) ampiamente utilizzati in letteratura.

E' stata inoltre condotta un'analisi di sensibilità del sistema di identificazione ad alcuni fattori rilevanti, quali l'ubicazione dei sensori rispetto all'incidente, il distanziamento tra i sensori ed i livelli di traffico presenti al momento del verificarsi dell'evento; i risultati ottenuti sono stati positivi

con tassi di identificazione dell'evento elevati, numero esiguo di falsi allarme e tempi di identificazione da ritenere bassi.

Il sistema inizialmente proposto è stato oggetto di una successiva evoluzione per tenere in considerazione in modo diretto dell'evoluzione temporale delle variabili del deflusso; tale nuova versione del sistema permette di identificare con precisione la localizzazione dell'evento (corsia).

In conclusione, sono state confrontate le performance dei due sistemi esperti al variare della distanza tra le spire e all'aumentare della distanza dall'incidente rispetto alla spira di monte: gli indici di performance raggiungono standard elevati per entrambi i sistemi con tassi di identificazione elevati e tempi di identificazione medi ridotti; in termini generali il *Sistema 1* rispetto al *Sistema 2* identifica un maggior numero di incidenti per i diversi scenari analizzati.

nel corso dello sviluppo della tesi sono stati individuate alcune linee di sviluppo della ricerca:

Valutazione della sensibilità del sistema rispetto all'intervallo minimo base di riferimento per il calcolo dei parametri del deflusso (nello studio è stato adottato un valore pari ad un minuto ma sarebbe interessante verificare il funzionamento del sistema con riferimento ad intervalli di durata anche inferiore);

Individuazione di altre variabili significative per l'identificazione dell'evento (ad es. occupazione);

Miglioramento della capacità informativa del sistema mediante il riconoscimento delle fasi primarie associabili all'evento critico (condizioni normali, incidente in corso, incidente concluso, propagazione delle code ecc.);

Adattamento e validazione del sistema con riferimento a contesti infrastrutturali più complessi (rampe di entrata ed uscita, zone di scambio, etc.).

Appendice A

Spire induttive

A.1 Sensori per la rilevazione dei dati di traffico

La ricerca tecnologica ha sviluppato nuovi sensori sempre più raffinati per rispondere alle necessità di una raccolta dati continua e accurata per lunghi periodi di tempo.

I sensori più diffusi sono:

- i tubi pneumatici;
- i cavi triboelettrici;
- le spire induttive;
- i sensori magnetodinamici;
- i sensori a microonde;
- i sensori a raggi infrarossi;
- i sensori acustici;
- le immagini video;
- le tecnologie di tipo satellitare;
- i veicoli sonda o unità mobili attrezzate.

La scelta di un sensore, o di una combinazione di essi, sarà influenzata dalla tipologia dei dati richiesti e dai vantaggi e gli svantaggi connessi all'installazione e ai costi; nella tabella A.1 si riportano alcuni criteri adottati per confrontare i sensori, oltre ai costi e alla qualifica degli operatori altri criteri di comparazione riguardano la capacità di fornire dati accurati, di utilizzo flessibile e in formato sintetico.

La performance dei sensori utilizzati nella rilevazione del traffico hanno un'influenza diretta sulle prestazioni dei modelli utilizzati per l'identificazione ed è legata alla precisione delle misure.

Tabella A.1: Alcuni criteri adottati per confrontare i sensori sono i costi sostenuti (costi iniziali e di esercizio) e la qualifica del personale, da (MIT n.d.).

Tecnica di raccolta dati	Costi Iniziali	Costi operativi	Qualifica richiesta
Rilevatori di distanze	Medi	Medi	Media
Misuratori di portata e classificatori	Medi	Medi	Media
Misuratori di velocità	Medi	Medi	Media
Videocamere con identificazione manuale	Bassi	Elevati	Media
Videocamere con identificazione automatica	Medi	Medi	Bassa
Strumenti AVI	Elevati	Bassi	Elevata
Strumenti GPS	Medi	Bassi	Elevati

Le potenzialità massime del sensore non saranno raggiunte se non è correttamente installato e calibrato, quindi la scelta del sensore sarà influenzata da una facile installazione e configurazione, per questi motivi è consigliabile sottoporre il sensore scelto alle condizioni reali di traffico, quindi a diversi flussi di traffico, oltre alle variazioni della temperatura e di umidità; nella Tab.A.2 vengono indicate le condizioni ambientali per le quali il sensore funziona regolarmente.

Si deve porre attenzione nella scelta del sensore per il rilevamento dei dati perché il malfunzionamento o possibili inconvenienti successivi all'installazione /manutenzione possono fornire risultati non soddisfacenti, diversi da quelli ottenuti in laboratorio indipendentemente dallo strumento di rilevazione impiegato (MIT n.d.).

A.1.1 Calibrazione dei sensori

I sensori utilizzati per la rilevazione dei dati, per migliorare la precisione del dato stesso, devono essere sottoposti ad una fase di calibrazione o almeno ad una fase di taratura.

Infatti, lo scarso rendimento di metodi di identificazione può essere generalmente collegato alla scadente qualità dei dati iniziali e la mancanza o scarsa calibrazione dei sensori installati.

Calibrazione dei sensori posti sulla carreggiata

Ogni singolo sensore deve essere regolato in modo tale da riconoscere che la presenza del veicolo standard che circola lungo una strada; se la stazione

Tabella A.2: Funzionamento del sensore al variare delle condizioni ambientali. (Arthech n.d.)

Sensore	Clear Day	Clear Night	Cold Day	Hot Day	Light Wind	High Wind	Light Rain	Hard Rain	Light Snow	Hard Snow	Fog	Smoke	Weather Monitor
Spire induttive	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
Magnetometro	•	•	•	•	•	•	•	•				•	
Infrarossi (passivo)	•	•	•	•	•	•					•		
Infrarossi (attivo)	•	•	•	•	•	•					•		
Acustici (passivi)	•	•							•	•	•	•	
Ultrasuoni	•	•			•		•		•				
CCTV	•	•	•	•	•	•							•
Radar-Doppler	•	•	•	•	•	•					•		
Laser	•	•	•	•	•	•							

Tabella A.3: Caratteristiche legate all'installazione e alla manutenzione, da (MIT n.d.)

Tecnologia	Posizionamento	Monitoraggio	Calibrazione	Manutenzione	Affidabilità
Spire induttive	B	-	+	+	+
Magnetici	B -		+/-	-	
Infrarossi Passivi	A+B	+	+	+	+/-
Infrarossi Attivi	A+B	+	+/-	+	+/-
Doppler/Microonde	A	+	+	+	+/-
Ultrasuoni	A+B	+	+	+	+
Acustici	B	+	+	+	+
Video	A+B	-	-	-	+/-

A = Alto; B = Basso
+ Vantaggioso rispetto alle caratteristiche indicate
- Non vantaggioso rispetto alle caratteristiche indicate.

di rilevazione è composta da una coppia di sensori (spire induttive) è possibile rilevare i valori delle velocità istantanee possedute dai veicoli, ma ciò comporta un'ulteriore fase di calibrazione dei sensori.

Altri tipi di sensori fissi come il sensore magnetico, il sensore ad infrarossi, ecc hanno bisogno di una calibrazione specifica.

Calibrazione dei sensori sonda

La calibrazione per i veicoli sonda non è necessaria, tuttavia, se il sistema di rilevazione fisso che identifica il passaggio del veicolo e le relative informazioni subisce qualche cambiamento di posizione, la calibrazione diventa obbligatoria (Parkany e Xie 2005) e (MIT n.d.).

Nella Tabella A.3 sulla base delle caratteristiche dell'installazione, e di esercizio vengono indicati i vantaggi e gli svantaggi di alcuni sensori.

I dispositivi di rilevamento dei veicoli impiegati in questo elaborato sono le spire induttive, un sistema di rilevamento del traffico tra i più utilizzati nel mondo. Le spire induttive sono costituite da uno o più avvolgimenti di conduttore elettrico inseriti all'interno della pavimentazione e collegati ad un apparecchio di conteggio.

A.1.2 Induzione elettromagnetica

Alla base del funzionamento di questi sensori vi è il fenomeno dell'induzione elettromagnetica, che si verifica in un circuito sottoposto ad un campo magnetico variabile. Il campo magnetico generato da un avvolgimento di n spire si può approssimativamente porre pari a:

$$B = \frac{\mu n i}{x} \quad (\text{A.1})$$

dove μ rappresenta la permeabilità magnetica del vuoto, i l'intensità di corrente nel circuito e x la lunghezza della bobina. Quando un circuito è immerso in un campo magnetico B possiamo definire il flusso magnetico $\phi(B)$ concatenato al circuito stesso (*flusso magnetico auto-concatenato*), che per una spira di area A e n avvolgimenti vale:

$$\phi(B) = n B A = L i \quad (\text{A.2})$$

dove L è detta auto-induzione o induttanza.

La *legge di Faraday* spiega l'induzione magnetica come la forza elettromotrice indotta nel circuito per la variazione del flusso magnetico concatenato nel circuito stesso.

$$f_i = -\frac{d}{dt} \phi(B) \quad (\text{A.3})$$

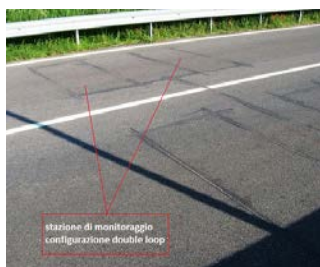
da inserire riferimento.

A.1.3 Funzionamento

All'interno della spira viene generata una corrente ad alta frequenza, tra gli 85 e i 115 kHz, che genera un campo magnetico orientato verticalmente.

L'induzione elettromagnetica si manifesta quando un veicolo transita sulla spira, perché il telaio del veicolo, composto da un gran numero di dipoli e componenti metalli, genera un campo magnetico di verso opposto a quello della corrente della spira. Il veicolo diventa un secondo circuito in moto rispetto alla spira, con un campo magnetico opposto che ne riduce l'induttanza, che determina a sua volta un aumento della frequenza f di oscillazione della corrente. I segnali prodotti dalla spira con frequenza variata sono tradotti in forma digitale da un'unità elettronica, che restituisce le

Figura A.1: Stazione di monitoraggio in configurazione Double Loop.



caratteristiche del passaggio del veicolo in formato elettronico (file di testo).

Quando viene installata una sola spira, questa consente la misura della portata veicolare, grazie all'alterazione del campo magnetico della stessa, al transito di un veicolo si genera un segnale elettrico che dura per tutto il tempo di permanenza del veicolo nella zona di rilevazione consentendo, tramite questa variazione, la segnalazione della presenza del veicolo e quindi del conteggio. Il conteggio può essere tradotto in portate veicolari su prefissati intervalli di tempo; il tempo di occupazione da parte di un veicolo della zona di rilevazione dipende dalla lunghezza del veicolo stesso, nonché dal tempo di passaggio.

Quando sulla stessa spira sono disposte due spire induttive è possibile risalire alla velocità istantanea dei veicoli in transito (Fig.A.1).

Se infatti le due spire di dimensioni note l_s vengono collegate ad un unico apparecchio rilevatore e poste ad una distanza prefissata d , la velocità istantanea del generico veicolo può essere stimata dall'espressione:

$$v_i = \frac{l_s + d}{t_{2i} - t_{1i}} \quad (\text{A.4})$$

dove t_{2i} e t_{1i} sono gli istanti d'ingresso sulla prima e sulla seconda spira.

I principali vantaggi legati all'uso delle spire induttive sono la facilità d'installazione dei sensori, l'ininfluenza delle condizioni meteorologiche e il costo (relativamente) contenuto d'installazione. Le spire sono inoltre strumenti molto affidabili, con errori nella valutazione dei flussi generalmente inferiori al 5%.

Tuttavia i dati possono essere soggetti a distorsione quando la corrente

veicolare viaggia a velocità basse o i veicoli sono in fase di arresto, oppure per flussi e velocità particolarmente elevate. Inoltre è importante considerare che per l'installazione di questa tipologia di sensore si deve intervenire sulla pavimentazione, bloccando temporaneamente la circolazione, ed eventuali interventi di manutenzione stradale possono danneggiare la strumentazione.

Appendice B

La logica Fuzzy

I sistemi esperti si prestano a risolvere problemi complessi di interesse pratico con risultati paragonabili a quelli di un esperto umano, in molti casi superiori a quelli conseguibili applicando un algoritmo.

In generale, questi sistemi si fondano sull'elaborazione formale di simboli, con il limite di non essere in grado di auto-apprendere tutte le conoscenze che un vero esperto umano mette poi in pratica nella risoluzione dei problemi.

Un sistema esperto ha come componenti fondamentali (vedi Fig.B.1):

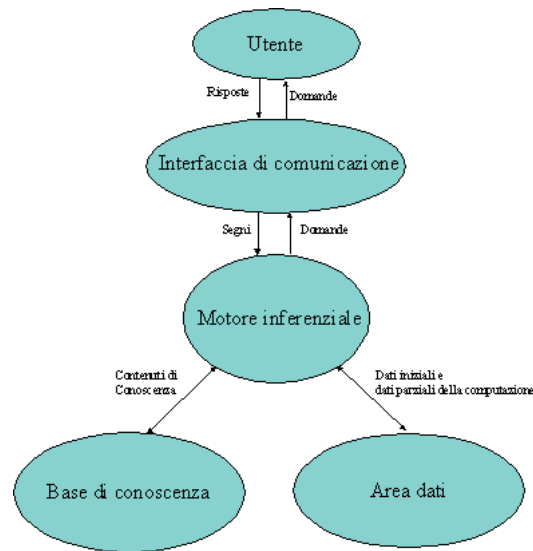
- la base di conoscenza relativa al dominio del problema da risolvere, generalmente rappresentata mediante regole;
- il meccanismo inferenziale che esegue il ragionamento automatico.

L'approccio alternativo su cui si fonda la logica Fuzzy permette di convertire elementi di esperienza umana in algoritmi numerici, ottenendo in questo modo delle procedure di intelligenza artificiale.

Il concetto di fuzzy set fu introdotto circa quarant'anni fa da Lofti Zadeh, che negli anni '60 aveva contribuito allo sviluppo delle teorie dell'automazione.

Zadeh si accorse che i modelli matematici utilizzati non erano adeguati a rappresentare semplici concetti di uso comune, come "caldo" o "alto"; propose quindi un'estensione del concetto di insieme, ovvero l'insieme fuzzy, costruendo così uno strumento in grado di rappresentare i concetti in modo

Figura B.1: Architettura di un sistema esperto, da (Chirico 1997-2007).



analogo agli esseri umani (Cammarata 1994).

B.1 Terminologia ricorrente nella logica fuzzy

In questo paragrafo si riportano i termini più importanti e i loro significati che verranno utilizzati d'ora in poi nella descrizione degli elementi della logica fuzzy.

- **Variabile linguistica (variabile fuzzy):** è la variabile descrittiva impiegata in un processo;
- **Universo del discorso:** è il campo di esistenza della variabile linguistica, equivale all'insieme di tutti i possibili valori che la variabile può assumere;
- **Insieme fuzzy (Fuzzy Set):** è l'insieme delle coppie ordinate costituite dai valori della variabile linguistica e dai corrispondenti gradi di appartenenza;
- **Grado di appartenenza (membership):** valore che definisce l'appartenenza di una variabile linguistica all'insieme fuzzy corrispondente

per mezzo di un numero compreso fra 0 e 1 utilizzando il valore attuale della variabile. Il processo che porta a calcolare il grado di appartenenza si chiama *fuzzificazione*;

- **Funzione di appartenenza (Membership Function, MF):** è la funzione che, descrivendo in modo analitico la forma di un insieme fuzzy, permette di associare ad ogni valore di una variabile linguistica un determinato grado di appartenenza;
- **Regola fuzzy:** istruzione del tipo "se la *Premessa* è . . . allora la *Conclusione* è . . ." che permette di associare gli ingressi alle uscite;
- **Inferenza:** procedimento attraverso il quale in base al grado di verità della premessa viene attivato l'insieme fuzzy di uscita;
- **Defuzzificazione:** processo di calcolo del valore di uscita (crisp) di un sistema fuzzy in base alla somma dei contributi di tutte le regole.

da (Falchieri 1996/97)

B.2 Sistemi fuzzy

Questi sistemi elaborano informazioni qualitative, imprecise, incerte, parziali e anche contraddittorie basandosi sulla logica fuzzy. Hanno una struttura trasparente, che li rende di facile comprensione e di progettazione relativamente immediata. Sono adatti alla soluzione di problemi che presentano margini d'incertezza, ma non per la risoluzione di problemi di contabilità o di calcoli tecnico-scientifico (Bonarini 2003) e (Cammarata 1994).

B.2.1 Insiemi e regole fuzzy

Un insieme è composto da tutti gli elementi dell'universo del discorso che soddisfano una data funzione di appartenenza.

Nella logica tradizionale la funzione di appartenenza ad un insieme tradizionale (crisp) è booleana, cioè associa ad ogni elemento x dell'universo X un valore "vero" o "falso", a seconda che x appartenga o non appartenga all'insieme.

Conseguenza di ciò è l'esistenza di due principi fondamentali, che valgono per gli insiemi tradizionali:

- **Principio di non contraddizione:** un elemento x non può appartenere contemporaneamente ad un insieme A ed alla sua negazione o complemento A_c ; quindi gli insiemi A e A_c non hanno intersezione;
- **Principio del terzo escluso:** l'unione di un insieme A e del suo complemento A_c produce l'insieme universo X , al quale qualunque elemento x appartiene.

La logica fuzzy è invece multivalente, ovvero un elemento x appartiene ad un insieme fuzzy A con un grado di verità, denominato "membership" $m(a, x)$, compreso tra 0 e 1 (Fig.B.2).

$$0 \leq m(A, x) \leq 1 \quad (\text{B.1})$$

L'insieme fuzzy che si determina ha una frontiera che non è più una linea netta di demarcazione tra gli elementi che appartengono all'insieme e quelli che non vi appartengono, ma un'area in cui si trovano elementi classificabili come appartenenti ad entrambi gli insiemi, con diversi gradi di appartenenza, motivo per il quale l'insieme è detto "fuzzy" cioè "sfumato" o sfuocato.

In questo modo viene a cadere il principio di non contraddizione, per cui si può arrivare ad affermare il vero e il falso con lo stesso grado di verità (pari a 0.5), superando i limiti della logica tradizionale.

Dal concetto di insieme è possibile giungere a quello di sistema fuzzy, grazie alla definizione di regole fuzzy, che mettono in relazione una descrizione di una situazione in termini linguistici.

Un sistema fuzzy è infatti una descrizione di un sistema, a partire da un certo numero di insiemi fuzzy nei domini delle variabili input e output e da un insieme di regole. Il comportamento dei sistemi fuzzy è definito da una base di conoscenza, che comprende la descrizione degli insiemi fuzzy, gli input e output e le regole che associano gli uni agli altri (Cammarata 1994). Ogni variabile è descritta da un diverso numero di insiemi, associati ad un termine linguistico, e descritta matematicamente da una certa funzione di appartenenza, di tipologia variabile (triangolare, trapezoidale, gaussiana, ...)(vedi Fig.B.3).

Figura B.2: Insiemi fuzzy associati ad una generica variabile x . Il valore x appartiene alla classe "Piccola" con un grado di appartenenza uguale a 0.2 e alla classe "Media" con un grado di appartenenza pari a 0.8. Da (Falchieri 1996/97).

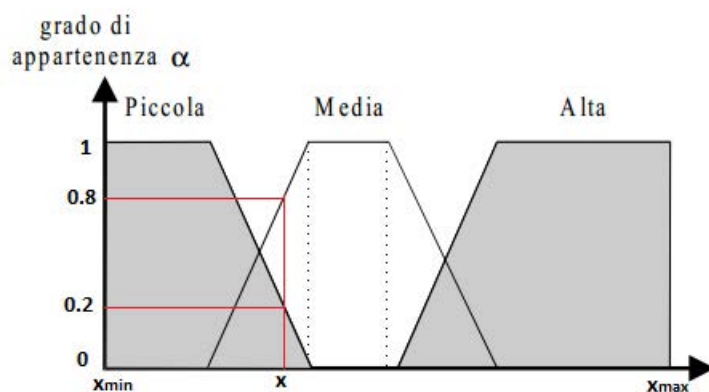
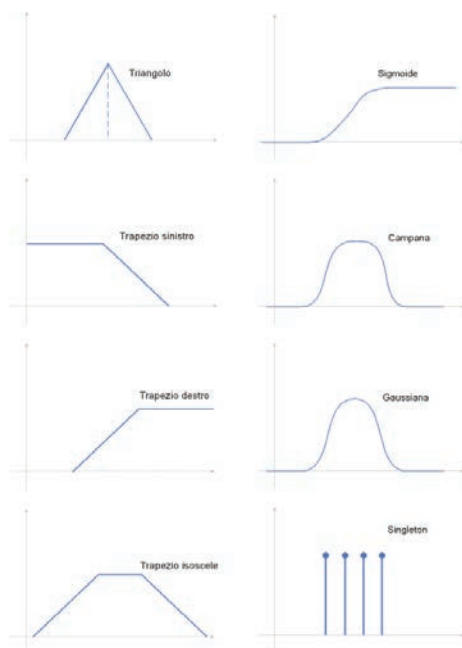


Figura B.3: Tipologie di funzioni di membership, da (AUTOCEL n.d.).



Ogni regola fuzzy è composta da una premessa P e da una conclusione C :

$$P \longrightarrow C$$

In generale la premessa può essere costituita da più antecedenti A_1, A_2, \dots, A_n legati da connettori logici *AND/OR*, lo stesso vale per la conclusione che può presentare più conseguenti B_1, B_2, \dots, B_m .

$$A_1 \text{ and } (A_2 \text{ or } A_3) \longrightarrow B_1 \text{ or } B_2 \quad (\text{B.2})$$

Per poter costruire un sistema fuzzy è necessario definire le funzioni di appartenenza degli insiemi di input e di output e le regole che associano gli uni agli altri, ovvero il numero di insiemi, il loro dominio e la loro tipologia.

B.3 Costruzione di un sistema Fuzzy: le fasi di un sistema fuzzy

Il funzionamento di un sistema fuzzy si può suddividere in tre fasi (vedi Fig.B.4):

- **Fuzzificazione:** trasformazione del dato preciso in dato fuzzy;
- **Inferenza (Applicazione delle regole):** applicazione del dato fuzzy trovato alla parte conclusiva di ogni regola;
- **Defuzzificazione:** conversione del dato fuzzy di uscita in un dato preciso.

B.3.1 Fuzzificazione

La fuzzificazione è il processo attraverso il quale un valore preciso (crisp) della variabile di input viene trasformato in misure fuzzy della loro appartenenza alla variabile.

La variabile di input viene infatti descritta attraverso un certo numero di termini linguistici, interpretati attraverso le funzioni di appartenenza, ovvero degli insiemi fuzzy estesi sul dominio della variabile (Fig.B.5). Un certo valore di input di tipo numerico può quindi essere associato, con

Figura B.4: Architettura di un sistema fuzzy, (Automatica n.d.).

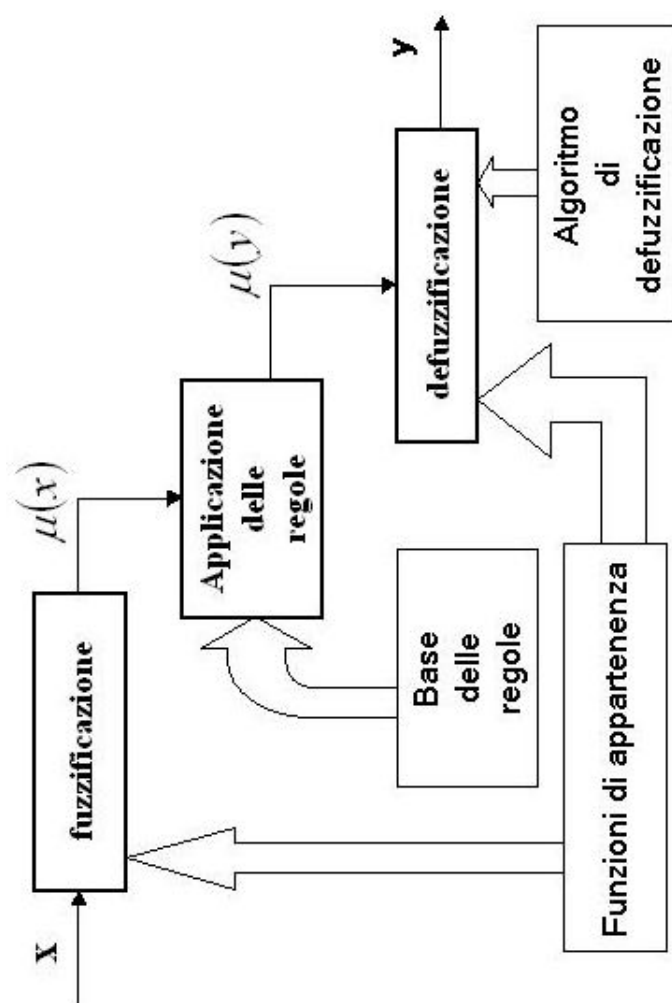
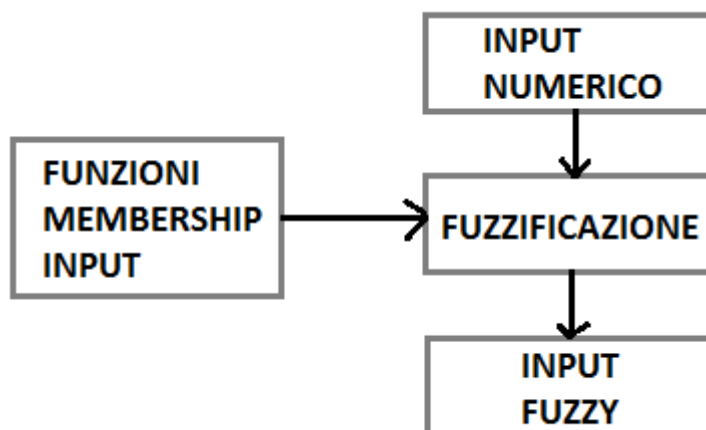


Figura B.5: Fuzzificazione.



diversi gradi di appartenenza, a più funzioni, sulla base delle funzioni scelte per descrivere la variabile (Fig.B.2).

B.3.2 Inferenza

La fase successiva alla fuzzificazione consiste nell'inserimento delle regole nel motore decisionale, per ottenere degli output fuzzy a seconda dei valori di input utilizzati.

Il processo di *inferenza*, permette di ottenere l'output fuzzy del sistema a partire dai valori di input utilizzati, sulla base delle regole scelte. Le regole indicano le relazioni esistenti tra le variabili di input (antecedenti) e le variabili di output (conseguenti), per cui il grado di appartenenza dell'output viene calcolato a partire dal grado di appartenenza dell'antecedente (Fig.B.6).

Nel caso di un solo antecedente, il grado di appartenenza del conseguente è identico a quello dell'antecedente.

Se una regola ha più antecedenti ($m(A_{piccolo}, x_0) = 0.3$, $m(A_{medio}, x_0) = 0.8$), si usano gli operatori fuzzy (AND o OR) per comporre i loro gradi di appartenenza.

Figura B.6: Valutazione del valore d'uscita con un solo antecedente.

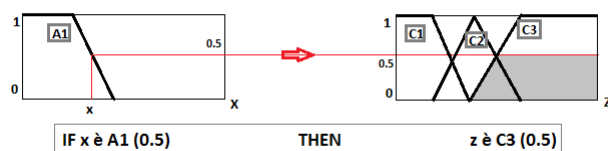
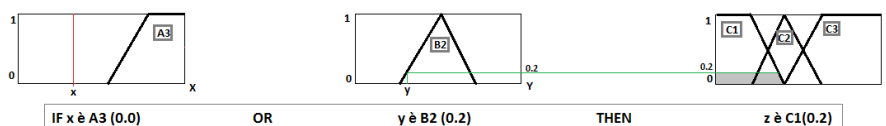


Figura B.7: Operatore unione OR.



L'operatore fuzzy di unione OR, stabilisce come valore d'uscita il massimo tra i gradi di appartenenza degli antecedenti (vedi Fig.B.7):

$$m_{A \cup B}(x) = \max[m_A(x), m_B(x)] \quad (\text{B.3})$$

L'operatore fuzzy di intersezione AND, invece, stabilisce come valore d'uscita il valore minimo dei gradi di appartenenza degli antecedenti(vedi Fig.B.8):

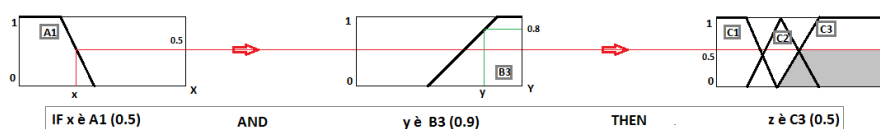
$$m_{A \cap B}(x) = \min[m_A(x), m_B(x)] \quad (\text{B.4})$$

Le regole si attivano in parallelo, determinando più valori conseguenti e i relativi gradi di appartenenza. Attraverso il processo di aggregazione i conseguenti vengono combinati in un unico insieme fuzzy di output (Mumolo n.d.).

B.3.3 Defuzzificazione

L'operazione di defuzzificazione consiste nel convertire l'insieme fuzzy, ottenuto tramite il processo di inferenza, in un unico valore z_0 della variabile

Figura B.8: Operatore intersezione AND.



di output. A tal fine esistono diversi metodi, tra i quali sono maggiormente utilizzati il metodo della moda e del centroide.

Applicando il metodo della moda, il valore rappresentativo dell'insieme fuzzy aggregato è il suo valore massimo:

$$z_0 = \max m(C', z_k), 1 \leq k \leq p \quad (\text{B.5})$$

Questo metodo palesa i suoi limiti nei casi in cui esistono più valori massimi, per cui è più comunemente impiegato il metodo del centroide, probabilmente il più utilizzato in assoluto, che calcola il valore dell'ascissa del baricentro dell'insieme fuzzy aggregato:

$$z_0 = \frac{\sum_k m(C', z_k) \times z_k}{\sum_k m(C', z_k)} \quad (\text{B.6})$$

da (Cammarata 1994), (Cammarata 1997).

B.4 Diversi tipi di implementazione dei sistemi fuzzy

Questa logica è stata applicata per la prima volta in Giappone e in altri paesi asiatici; le prime applicazioni fuzzy sono state applicate al campo ingegneristico dei sistemi di controllo, passando poi ai sistemi di supporto decisionale, all'interrogazione di database in linguaggio naturale, ecc.; le applicazioni più interessanti al giorno d'oggi riguardano il controllo di apparecchi macchine e impianti.

Per esempio in molti tipi elettrodomestici, come lavatrici, aspirapolvere e frigoriferi, vengono impiegati questi sistemi per limitare i consumi di energia. In ambito automobilistico le maggiori applicazioni riguardano il controllo delle emissioni prodotte dai gas di scarico, il controllo della clima-

tizzazione e del rumore , nei sistemi per evitare collisioni, nel servo sterzo ecc.

I sistemi fuzzy sono stati applicati anche per il controllo di veicoli autonomi, nella regolazione di velocità di un autoveicolo attorno ad un valore prefissato. In Giappone il colosso dell'Hitachi ha realizzato un sistema fuzzy per il controllo dei treni della metropolitana di Sendai; nello specifico i treni accelerano, rallentano, e frenano molto più dolcemente anche con una riduzione del dispendio di energia.

Inoltre sono sistemi che acquisiscono facilmente la conoscenza degli esperti umani basandosi solo su termini linguistici; infatti la conoscenza viene originariamente assimilata sottoforma di regole; a differenza dei Sistemi Esperti dell'intelligenza artificiale classica è richiesto un numero inferiore di regole (Cammarata 1997).

Bibliografia

- Ahmed, Mohamed S e Allen R Cook (1979). «Analysis of freeway traffic time-series data by using Box-Jenkins techniques». In: *Transportation Research Record* 722.
- Ahmed, Samir A e Allen R Cook (1980). «Time series models for freeway incident detection». In: *Transportation engineering journal of the American Society of Civil Engineers* 106.6, pp. 731–745.
- (1982). «Application of time-series analysis techniques to freeway incident detection». In: *Transportation Research Record* 841.
- Anas (2011). *Rete, mobilità e traffico*. URL: www.stradeanas.it/index.php?file/download/10927.
- Artech, House. *Incident Detection*. URL: <http://www.artechhouse.com/uploads/public/documents/chapters/oz-ch04.pdf>.
- AUTOCEL. *La Logica Fuzzy*. URL: <http://www.fondazioneumann.it/old/SitoIA/capitolo18.htm>.
- Automatica. *Sistemi Fuzzy*. URL: http://automatica.ing.unibs.it/mco/ms/neuro-fuzzy/paragrafi_teorica/sistemi_fuzzy.html.
- Bhandari, Nikhil et al. (1995). «Arterial incident detection integrating data from multiple sources». In: *Transportation research record* 1510, pp. 60–69.
- Bonarini, Andrea (2003). «Sistemi fuzzy». In: *Mondo digitale* 2.5, pp. 3–14.
- Cammarata, Silvio (1994). *Sistemi fuzzy: un'applicazione di successo dell'intelligenza artificiale*. Etas libri (IS).
- (1997). *Sistemi e logica fuzzy: come rendere intelligenti le macchine*. Etaslibri.
- Chassiakos, Athanasios P e Yorgos J Stephanedes (1993). «Smoothing algorithms for incident detection». In: *Transportation Research Record* 1394, pp. 8–16.
- Chirico, Ugo (1997-2007). *Sistemi esperti*. URL: <http://www.ugosweb.com/documents/articles/Sis-Esp.html>.

- Collins, JF et al. (1979). *Automatic incident detection-trrl algorithms hiocc and patreg*. Rapp. tecn.
- Cook, Allen R e Donald E Cleveland (1974). *Detection of freeway capacity-reducing incidents by traffic-stream measurements*. Rapp. tecn.
- Deniz, Onur e Hilmi Berk Celikoglu (2011). «Overview to some existing incident detection algorithms: a comparative evaluation». In:
- Dixit, Vinayak V et al. (2007). «Strategies to improve dissipation into destination networks using macroscopic network flow models». In: *The Fundamental Diagram for Traffic Flow Theory - Transportation Research Board*, p. 212.
- Dowling, Richard, Alexander Skabardonis e Vassili Alexiadis (2004). *Traffic analysis toolbox volume III: guidelines for applying traffic microsimulation modeling software*. Rapp. tecn.
- Dudek, Conrad L et al. (1974). *Incident detection on urban freeways*. Rapp. tecn.
- Falchieri, Davide (1996/97). *Progettazione di un processore fuzzy veloce a due ingressi dalla descrizione VHDL al layout finale*. URL: www.bo.infn.it/~falchier/tesifalchieri/begin.pdf.
- Fusco, Gaetano. *Modelli macroscopici del deflusso stradale - Capitolo 1*. URL: http://w3.uniroma1.it/gaetanofusco/gaetanofusco%5C%5C%20/Ingegneria_del_traffico_files/cap1_Teoria%20del%20deflusso%20stradale_v03.pdf.
- Gastaldi, Massimiliano (2012). *Strumenti per l'analisi dei sistemi di trasporto*.
- Guillaume, Serge et al. (2002). *Fispro: An open source portable software for fuzzy inference systems*.
- Guillaume, Serge e Brigitte Charnomordic (2011). «Learning interpretable fuzzy inference systems with FisPro». In: *Information Sciences* 181.20, pp. 4409–4427.
- (2012). «Fuzzy inference systems: An integrated modeling environment for collaboration between expert knowledge and data using FisPro». In: *Expert Systems with Applications* 39.10, pp. 8744–8755.
- Hellinga, Bruce e Geoff Knapp (1999). «Automatic freeway incident detection using travel time data from AVI equipped vehicles». In: *6th World Congress on Intelligent Transport Systems, Toronto, Canada*.
- La-inchua, Jaraspat et al. (2013). «A new system for traffic incident detection using fuzzy logic and majority voting». In: *Electrical Enginee-*

- ring/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI-CON), 2013 10th International Conference on. IEEE, pp. 1–5.
- Ivan, John N e Vaneet Sethi (1998). «Data fusion of fixed detector and probe vehicle data for incident detection». In: *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 13.5, pp. 329–337.
- Jeannotte, Krista et al. (2004). *Traffic analysis toolbox Volume II: Decision support methodology for selecting traffic analysis tools*. Rapp. tecn.
- Klir, George e Bo Yuan (1995). *Fuzzy sets and fuzzy logic*. Vol. 4. Prentice Hall New Jersey.
- Kolb, Stephanie e Byungkyu Park (1996). «SAN ANTONIO INCIDENT DETECTION ALGORITHM STUDY». In:
- Levin, Moshe e Gerianne M Krause (1978). «Incident detection: A Bayesian approach». In: *Transportation Research Record* 682.
- Levine, David M, Timothy C Krehbiel e Mark L Berenson (2002). *Statistica*. Apogeo Editore.
- Li, Xiangmin et al. (2013). «New Automatic Incident Detection Algorithm Based on Traffic Data Collected for Journey Time Estimation». In: *Journal of Transportation Engineering* 139.8, pp. 840–847.
- Martin, Peter T et al. (2001). *Incident detection algorithm evaluation*. Rapp. tecn. University of Utah Utah.
- Masters, Philip H et al. (1991). «Incident detection algorithms for COM-PASS—An advanced traffic management system». In: *Vehicle Navigation and Information Systems Conference, 1991*. Vol. 2. IEEE, pp. 295–310.
- Meneguzzo, Claudio (2011). *Dispense del corso di Sistemi di Trasporto. Capitolo 3: Elementi di teoria dl deflusso veicolare*.
- Messina, M.G., G. Valenti et al. (2011). *Sistema di monitoraggio e previsione della mobilità veicolare per l'integrazione tra la rete della illuminazione pubblica e la rete della mobilità*. URL: http://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/smart-city/rds-330.pdf.
- MIT. *Sistemi di monitoraggio del traffico - Linee guida per la progettazione - Ministero delle Infrastrutture e dei Trasporti*. URL: http://www.perlasicurezzastradale.org/public/PDF%5C%5C%20/Linee_Guida_Progettazione_Sistemi_Monitoraggio_Traffico.pdf.
- Mumolo, E. *Logica Fuzzy - Agenti che ragionano logicamente*. URL: www2.units.it/mumolo/logicaFuzzy.ppt.
- Paramics, Microsimulation e Limited SIAS (2006). *Reference Manual S-Paramics*.

- Parkany, Emily e Chi Xie (2005). *A complete review of incident detection algorithms & their deployment: what works and what doesn't*. Rapp. tecn.
- Payne, HJ e SC Tignor (1978). «Freeway incident-detection algorithms based on decision trees with states». In: *Transportation Research Record* 682.
- Persaud, Bhagwant N e Fred L Hall (1989). «Catastrophe theory and patterns in 30-second freeway traffic data—Implications for incident detection». In: *Transportation Research Part A: General* 23.2, pp. 103–113.
- Wang, Jiawei et al. (2013). «A Hybrid Approach for Automatic Incident Detection». In:
- Westerman, Marcel et al. (1996). «Integration of probe vehicle and induction loop data: Estimation of travel times and automatic incident detection». In: *California Partners for Advanced Transit and Highways (PATH)*.
- Yaguang, Kong e Xue Anke (2006). «Urban traffic incident detection based on fuzzy logic». In: *IEEE Industrial Electronics, IECON 2006-32nd Annual Conference on*. IEEE, pp. 772–775.
- Zeeman, E. «Catastrophe Theory». In:

Ringraziamenti

Ora vorrei ringraziare tutte le persone che hanno contribuito alla realizzazione della mia Tesi, con suggerimenti, critiche ed osservazioni e che mi hanno aiutato ad affrontare con la giusta determinazione quest'avventura universitaria.

Come prima persona desidero ringraziare il Professor Rossi di Teoria e Tecnica della Circolazione e relatore di questa tesi che ha prestato tutta la sua preparazione, disponibilità e professionalità e che ha saputo propormi un tema così interessante per il quale lo studio più approfondito mi ha davvero gratificata. Un importante apporto è arrivato dall'Ing. Gregorio Gecchele, correlatore di questa tesi, persona capace e preparata; a lui vanno i miei più doverosi ringraziamenti per la sua infinita disponibilità, i suggerimenti preziosi e l'attenzione dedicata.

Ringrazio con affetto la mia famiglia per l'incoraggiamento, gli sforzi sostenuti per permettermi di inseguire il mio sogno e la fiducia nel sostenere le mie scelte.

Un grazie anche agli amici di sempre che hanno condiviso con me i momenti più importanti che hanno caratterizzato la mia vita; grazie a loro sono riuscita a superare le salite più ardue con il giusto spirito e i migliori propositi. Ringrazio anche i colleghi dell'università in cui ho trovato aiuto per diventare una persona migliore. Ognuno di loro ha saputo apportare qualcosa di personale in questo mio percorso.

Vorrei infine ringraziare una persona speciale, Vincenzo, che da oltre dieci anni è presente nella mia vita. Ha sempre creduto in me trasmettendomi serenità e forza in ogni momento; è la parte di me che mi completa, e se sono riuscita a realizzare questo sogno è anche grazie al suo modo di fare, al suo modo di essere.