



Agenzia Nazionale per le Nuove Tecnologie,
l'Energia e lo Sviluppo Economico Sostenibile



Ministero dello Sviluppo Economico

RICERCA DI SISTEMA ELETTRICO

Illuminazione pubblica adattiva: modellistica dei sistemi intelligenti

S. Pizzuti, M. Annunziato, F. Bucci, F. Moretti

Report RdS/2011/324

ILLUMINAZIONE PUBBLICA ADATTIVA: MODELLISTICA DEI SISTEMI INTELLIGENTI

M. Annunziato, S. Pizzuti (ENEA)

F. Moretti, (Università degli Studi "Roma Tre", Dipartimento di Informatica e Automazione)

F. Bucci (Università la Sapienza, Dipartimento di Ingegneria Astronautica, Elettrica ed Energetica)

Novembre 2011

Report Ricerca di Sistema Elettrico

Accordo di Programma Ministero dello Sviluppo Economico – ENEA

Area: Razionalizzazione e risparmio nell'uso dell'energia

Progetto: Tecnologie "smart" per l'integrazione della illuminazione pubblica con altre reti di servizi energetici e loro ottimizzazione

Responsabile Progetto: Mauro Annunziato, ENEA

Riferimenti

Questo rapporto tecnico si riferisce all'Accordo di Programma tra Ministero dello Sviluppo Economico ed ENEA, nel contesto della Ricerca di Sistema il cui obiettivo è il miglioramento del sistema elettrico nazionale sia in termini di nuove tecnologie che di efficienza energetica.

Il rapporto si inquadra nell'Area "Razionalizzazione e risparmio nell'uso dell'energia elettrica", nell'ambito del PAR 2010, in riferimento alla tematica di ricerca "Risparmio di energia elettrica nell'illuminazione pubblica" - Progetto 3.2.1, "Tecnologie smart per l'integrazione della illuminazione pubblica con altre reti di servizi energetici e loro ottimizzazione" - Task B "Sviluppo della intelligenza per la Smart Lighting e sviluppo del sistema sensoriale".

L'obiettivo prefissato è quello di realizzare delle metodologie che consentano di usufruire dell'infrastruttura tecnologica Smart riguardante l'illuminazione pubblica, i *lampioni intelligenti* e la relativa rete di connessione, per fornire servizi di infomobilità.

Il rapporto si focalizza in particolare su metodologie per il controllo adattivo della smart street basate su modelli predittivi innovativi degli indici di attività veicolare e strategie che consentono vantaggi sia in termini di risparmio energetico che di sicurezza.

Sommario

<u>1. INTRODUZIONE</u>	5
<u>2. METODOLOGIE</u>	7
<u>2.1. Modelli predittivi</u>	7
2.1.1. <u>Modellazione statistica</u>	7
2.1.2. <u>Reti neurali artificiali</u>	7
2.1.3. <u>Tecniche di ensembling</u>	9
<u>2.2. Diagnostica di condizioni anomale e modelli ibridi</u>	10
<u>2.3. Strategie di controllo della smart street</u>	11
2.3.1. <u>Controllo statico</u>	11
2.3.2. <u>Controllo adattivo</u>	12
2.3.3. <u>Determinazione adattiva della smart street</u>	12
<u>2.4. Attuazione delle regolazioni tramite colloquio con il sistema di regolazione dei flussi luminosi</u>	13
<u>3. ANALISI SPERIMENTALE</u>	15
<u>3.1. Modelli predittivi</u>	15
<u>3.2. Controllo adattivo</u>	16
3.2.1. <u>Controllo del lampione intelligente</u>	16
3.2.2. <u>Estrapolazione sulla smart street</u>	18
<u>4. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI</u>	19
<u>Bibliografia</u>	20

1. INTRODUZIONE

L'idea di utilizzare l'analisi delle immagini di sensori di visione installati sui pali della illuminazione pubblica al fine di regolare adattivamente il flusso luminoso, fu introdotta da ENEA ed Università di Roma Tre per la prima volta nel rapporto "SVILUPPO DI UN SISTEMA DI CONTROLLO INTEGRATO ED ADATTIVO PER L'ILLUMINAZIONE PUBBLICA", Autori: F. Moretti, M. Annunziato, S. Panzieri, pubblicato a settembre 2010. Report RdS/2010/248.

http://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/illuminazione-pubblica/16-rapporto-tecnico-enea-un-rm3.pdf

In questa ottica è stata definita l'architettura per un sistema di telegestione adattiva ed integrato per la gestione del "sistema-illuminazione" di una realtà territoriale complessa con capacità di diagnostica e monitoraggio ed adattamento per pilotare il sistema in funzione del grado di fruizione degli impianti, delle condizioni climatiche e del grado di funzionalità degli impianti stessi. Il sistema di controllo proposto supera il concetto della semplice regolazione oraria di flusso ma invece adatta l'energia erogata all'effettiva domanda del momento in modo tale da consumare energia soltanto nella misura e nel momento in cui l'energia è effettivamente richiesta (*Energy on Demand*).

Tale metodologia si basa su tre passi fondamentali di seguito descritti.

1. Sistema di analisi immagini: effettua delle elaborazioni real time delle immagini per produrre degli indici di traffico nelle postazioni dove sono presenti sistemi di visione.
2. Sistema predittivo della smart street: gli indici prodotti dal sistema di analisi immagini alimentano dei modelli previsionali adattivi per predire la situazione di traffico nell'ora successiva in ogni punto della smart street dove è localizzato un lampione telecomandato.
3. Sistema di controllo della smart street: elabora, per ogni lampione, la quantità di potenza necessaria al lampione nel breve e nel lungo termine compatibilmente con le normative, i flussi di veicoli e di persone, la categoria della strada, gli agenti meteorologici, la obsolescenza delle lampade, la autodiagnostica del sistema stesso.

La prima fase di sviluppo (PAR 2007 e PAR 2008-2009) si concentrò sul sistema di elaborazione delle immagini e sugli algoritmi per il sistema di predizione della domanda di illuminazione (in coerenza con le normative esistenti) di una "Smart Street" in cui i lampioni sono "intelligenti e multifunzionali", ossia equipaggiati con sensori di varia natura ed attraverso sistemi di comunicazione avanzati interagiscono con un sistema intelligente. Tale sistema è in grado di ritracciare continuamente il profilo di attività della strada in base al quale attivare una regolazione adattiva ed automatica per l'intero anno, del flusso luminoso punto-punto. Il documento "Sviluppo sistemi intelligenti per la gestione della Smart Street". Autori M. Annunziato, F. Bucci, C. Meloni, F. Moretti, S. Pizzuti. Report RdS/2011/198

http://www.enea.it/it/Ricerca_sviluppo/documenti/ricerca-di-sistema-elettrico/illuminazione-pubblica/rds-179.pdf illustra i risultati ottenuti articolati su quattro punti base:

- Sviluppo di una metodologia di modellazione della domanda di illuminazione in termini di predizione dei flussi di traffico a breve termine (1 ora) per arterie stradali. Tale sistema predittivo va associato ai risultati delle analisi delle immagini e costituisce l'informazione di base su cui il sistema di controllo deve elaborare le strategie (passo 2 della metodologia).
- Sviluppo di una metodologia di controllo adattivo del flusso luminoso in relazione alla richiesta dell'utenza coerente con le normative in vigore (primo prototipo passo 3 della metodologia).

- Validazione della metodologia sviluppata su dati reali di flussi di traffico. La validazione è stata condotta su dati provenienti da Terni ed hanno evidenziato dei risparmi energetici molto elevati (da 30 al 45 %) rispetto al controllo “statico” (non adattivo attualmente diffuso, che registra un risparmio energetico intorno al 15 % per effetto della regolazione di flusso).
- Comparazione tecnico-economica dell’approccio proposto rispetto all’approccio di mercato più diffuso su una realtà urbana di medie dimensioni (Castelnuovo Magra). Tale analisi ha mostrato tempi di ritorno dell’investimento e VAN di qualità superiore rispetto all’approccio del controllo a telegestione punto-punto non adattivo e di qualità del servizio molto più interessante rispetto all’approccio del controllo di linea (grazie ai servizi smart offerti sul monitoraggio del traffico).

In questo periodo (PAR 2010) è stata raffinata la metodologia di regolazione adattiva ed automatica del flusso luminoso al fine di massimizzare i risparmi energetici e la sicurezza, aspetto quest’ultimo che nel precedente lavoro non era stato preso in considerazione, con lo scopo di avvicinarsi maggiormente al concetto di *‘energy on demand’*, ovvero di regolare la potenza del flusso luminoso in funzione della domanda (flusso di traffico veicolare urbano). L’aspetto della sicurezza è risultato molto importante quando la tecnologia della illuminazione adattiva viene comparata con l’approccio “tutta notte – mezzanotte” attualmente molto diffuso benché piuttosto rischioso nel caso che l’impianto non sia sovradimensionato.

In tale contesto sono stati progettati e sperimentati sia nuovi modelli predittivi, che riescono a modellare la domanda in maniera più accurata, che diverse strategie di controllo adattivo.

In particolare, le attività di sviluppo innovative si sono articolate sui seguenti task:

- Definizione della metodologie
 - Modelli predittivi sui lampioni smart e diagnostica di condizioni anomale
 - Determinazione adattiva delle potenze di alimentazione di tutti i lampioni
 - Attuazione delle regolazioni tramite colloquio con il sistema di regolazione dei flussi luminosi.
- Analisi sperimentale

I risultati del presente studio dimostrano che con metodologie di controllo adattive basate su sistemi predittivi innovativi si possono ottenere dei guadagni in termini di risparmio molto significativi e migliorare altresì la sicurezza.

2. METODOLOGIE

Secondo quanto previsto dal piano annuale del PAR 2010, le metodologie messe a punto si riferiscono ai seguenti argomenti :

- l'implementazione di modelli predittivi innovativi di flussi di traffico veicolare urbano;
- la diagnostica di situazioni anomale e l'implementazione di modelli ibridi (composizione di modelli statistici e modelli neurali);
- le strategie di controllo della smart street (inclusi lampioni non equipaggiati con telecamere);
- attuazione delle regolazioni tramite colloquio con il sistema di regolazione dei flussi luminosi.

2.1. Modelli predittivi

2.1.1. Modellazione statistica

In questo settore applicativo uno dei modelli più comunemente utilizzati è quello del profilo orario medio settimanale. Ovvero, dai dati a disposizione si calcola per i diversi giorni della settimana il valor medio del flusso di traffico ora per ora, ottenendo così un profilo medio di 24X7=168 punti.

2.1.2. Reti neurali artificiali

Le reti neurali artificiali (RNA) sono modelli di calcolo che si ispirano al funzionamento di sistemi nervosi biologici per risolvere problemi di classificazione, modellazione e predizione di elevata complessità, ovvero dipendenti da un elevato numero di variabili ed altamente non lineari, e pertanto non risolvibili attraverso metodi algoritmici. Il meccanismo di determinazione dei parametri interni del modello viene comunemente indicato come 'addestramento'. Tale procedura è a tutti gli effetti un problema di ottimizzazione in cui si richiede di minimizzare l'errore tra il dato reale e quello stimato, ovvero si adotta un meccanismo di 'apprendimento tramite esempi' avendo a disposizione un set di dati del fenomeno che si vuole modellare.

Nel presente lavoro tali modelli sono stati implementati per realizzare modelli predittivi a breve termine (1 ora) di flussi di traffico veicolare urbano (numero veicoli/ora).

Le reti neurali artificiali (RNA) sono modelli di calcolo che si ispirano al funzionamento del cervello per risolvere problemi di classificazione, modellazione e predizione di elevata complessità, ovvero dipendenti da un elevato numero di variabili ed altamente non lineari, e pertanto non risolvibili attraverso metodi algoritmici. I primi studi di tali modelli risalgono agli anni 40 per proseguire fino ai gironi nostri. Da allora questi modelli sono stati applicati in settori che vanno dall'ingegneria alla sociologia, dalla medicina alla finanza, etc. etc.

L'unità di calcolo elementare di una RNA è il neurone (o nodo), in esso si possono identificare tre componenti principali:

- un insieme di connessioni in ingresso, ciascuna delle quali viene caratterizzata tramite un peso reale che ne definisce efficacia e tipologia;
- un sommatore, che calcola la somma pesata dei segnali d'ingresso;
- una funzione d'attivazione, tipicamente non lineare, che ricevuto come ingresso il segnale calcolato dal sommatore, determina lo stato di uscita del neurone.

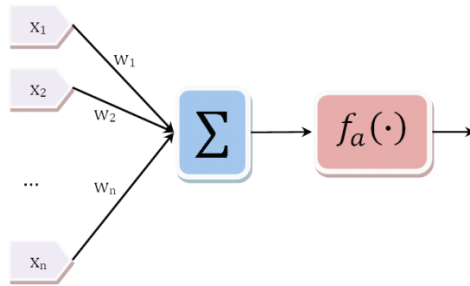


Fig.1 : modello di neurone artificiale

In termini matematici, indicando con x_i le componenti del vettore di ingresso, w_i i pesi sulle connessioni entranti del k -esimo neurone, l'uscita del neurone k -esimo, possiamo descrivere il comportamento di un neurone attraverso le seguenti equazioni:

$$y_k = \varphi(\text{net}_k - \theta_k) \quad (1)$$

Dove net_k è la combinazione lineare degli ingressi ed è chiamata input netto:

$$\text{net}_k = w^T x = \sum_{j=1}^n w_{jk} x_j \quad (2)$$

Nella (3.1) abbiamo indicato con θ_k il valore di soglia del k -esimo neurone, detto anche BIAS (Basic Input Attivation System), cioè il grado di "sensibilità" con cui il neurone risponde alle perturbazione dell'input netto e con $\varphi(\cdot)$ la funzione di attivazione. Ogni funzione monotona crescente e continuamente differenziabile, può rientrare tra queste, quella più comunemente utilizzata è il sigmoide:

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (3)$$

L'elemento che caratterizza i diversi tipi di RNA è la topologia delle connessioni dei neuroni. L'architettura più comunemente utilizzata è quella del tipo 'feed-forward'. In tale modello i neuroni sono organizzati a livelli: il primo è detto input layer perché riceve i vettori d'ingresso; poi vi sono uno o più strati nascosti (hidden layer) e uno di uscita (output layer). In tale tipo di rete neuroni prendono quindi il loro input solo dallo strato precedente, ed inviano il loro output solo allo strato seguente. Inoltre neuroni dello stesso strato non sono connessi tra loro. Il meccanismo di determinazione dei pesi delle diverse connessioni viene comunemente indicato addestramento. Tale procedura è a tutti gli effetti un problema di ottimizzazione in cui si richiede di minimizzare l'errore tra il dato reale e quello stimato, ovvero si adotta un meccanismo di 'apprendimento tramite esempi', ovvero un set di dati del fenomeno che si vuole modellare.

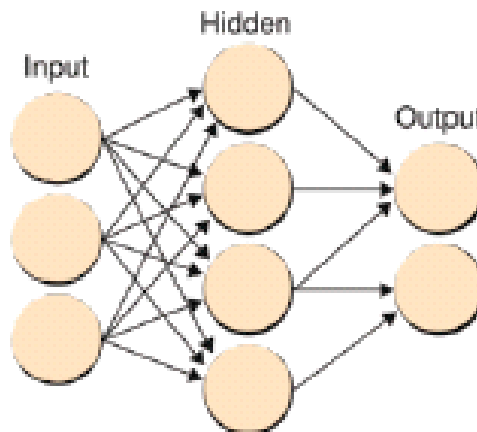


Fig.2 : modello di RNA feed-forward

2.1.3. Tecniche di ensembling

Con ensemble si intende un insieme di macchine d'apprendimento base i cui output vengono combinati per migliorare le prestazioni globali. La varietà di termini con cui in letteratura vengono chiamate le varie macchine, riflette l'assenza di una teoria unificata sui metodi di ensemble e il fatto che sia un campo di ricerca ancora da esplorare sotto molti aspetti. Le ragioni per cui indagare sull'efficacia di questi metodi sta nei risultati sperimentali fino ad oggi ottenuti, supportati da argomentazioni teoriche [Breiman 1996].

I metodi di ensemble si possono dividere in due categorie: generativi e non generativi. Quelli non generativi cercano di combinare nel miglior modo possibile gli output delle macchine, mentre quelli generativi generano nuovi set di learner, in modo da generare fra essi delle diversità che possano migliorare le prestazioni globali.

Per quanto riguarda le tecniche non generative, in classificazione, per esempio, si utilizza la tecnica della votazione a maggioranza (major voting), eventualmente raffinata pesando i voti proposti dalle macchine. Si possono combinare gli output attraverso operazioni di media (Basic Ensemble Method) eventualmente pesata, mediana, prodotto, somma, oppure scegliendo il minimo o il massimo.

Un semplice modo di combinare insieme gli output delle RNA è quello di farne banalmente la media aritmetica. L'output del Basic Ensemble Method (BEM) è quindi così definito:

$$f_{\text{BEM}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i(x)$$

Questo approccio può portare ad un miglioramento delle performance, sebbene non tenga conto del fatto che alcune reti potrebbero essere più accurate di altre. Il BEM presenta i vantaggi di essere facilmente comprensibile e implementabile, senza aumenti nei valori d'errore, come si è dimostrato in.

Una generalizzazione del BEM consiste nell'individuazione dei pesi per ogni output in modo da minimizzare l'MSE dell'ensemble. Il Generalized Ensemble Method (GEM) è definito come:

$$f_{\text{GEM}} = \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i(x)$$

dove i pesi α_i vengono scelti in modo da minimizzare l'errore assoluto medio.

I metodi generativi provano a migliorare le performance del sistema tentando di utilizzare le diversità fra i learner. Per fare questo vengono generati diversi set con cui addestrare le macchine (tecnica di resampling), o viene manipolata diversamente l'aggregazione delle classi (tecnica di feature selection) o ancora si possono addestrare dei learner che si specializzano su parti specifiche del set di apprendimento (mixture of experts). Le tecniche di resampling, come il bootstrapping, consentono di generare nuovi set a partire da quello originale e vengono utilizzate nei metodi generativi Bagging e Adaboost.

Il bagging è un metodo di ensemble che prende il nome dall'unione delle parole Bootstrap AGGregatING. La tecnica di bootstrapping su un database consiste nell'estrazione con rimpiazzo dei suoi elementi in modo da creare nuovi diversi training set. La probabilità di estrazione di ogni esempio, nel bagging, è uguale a quella degli altri. L'algoritmo base prevede la creazione di modelli per ogni training set e successivamente la combinazione delle varie stime sul test set attraverso un'operazione di media.

Avendo a disposizione il training set iniziale S si costruiscono p nuovi training set S_i estraendo da S con rimpiazzo. A partire da ognuno di questi nuovi training set si effettua un modello e successivamente si considera come modello quello ottenuto mediando le uscite

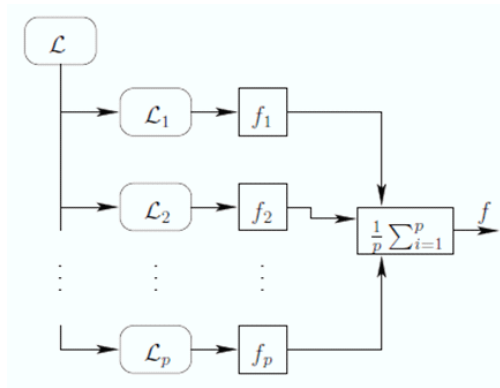


Fig.3 : bagging

La tecnica Adaboost deriva dal fatto che l'ensemble prevede il bootstrap adattivo, nel senso che possiede la capacità di adattarsi alle caratteristiche di difficoltà del training set.

L'idea centrale è quella di estrarre a caso un certo numero di esempi dal training set, assegnando successivamente una probabilità maggiore di estrazione per gli esempi più difficili da apprendere.

Inizialmente si addestra una prima macchina con un training set costruito mediante estrazione casuale con probabilità uguale per tutti gli esempi. Fatto ciò si aggiornano le probabilità di estrazione per il training set successivo aumentando quella degli esempi del set originale appresi peggio. Si genera un nuovo training set e si addestra una nuova macchina e così via. Sperimentalmente si è evidenziato che Adaboost può ridurre sia bias che varianza.

2.2. Diagnostica di condizioni anomale e modelli ibridi

Il modello ibrido si basa sul concetto di combinare in modo opportuno le due metodologie sopra esposte in modo tale da ottenere un miglioramento nella precisione della previsione.

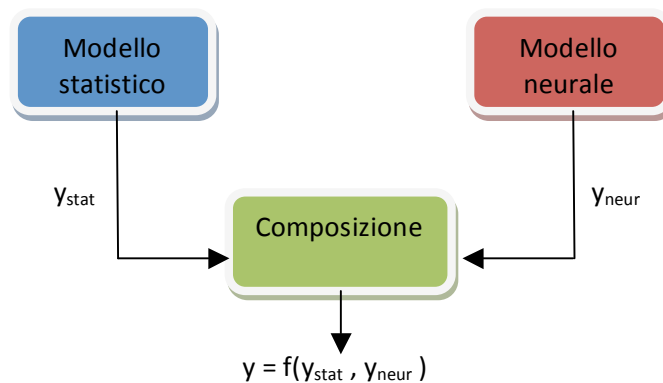


Fig.4 : modello ibrido

Per sviluppare il criterio di composizione ci si è basati sul seguente fatto : nelle situazioni ordinarie (ovvero quelle che rientrano nel caso medio) il modello statistico è il più accurato, nelle altre è più accurato il modello neurale (in quanto riesce a capire la dinamica del fenomeno).

Ciò vuol dire fare anche una diagnostica delle situazioni anomale. Il criterio che è stato seguito per far ciò è stato il seguente :

A = "SE il modello statistico commette un errore elevato ALLORA siamo in una situazione anomala"

Per cui il modello ibrido ha la seguente formulazione

$$\begin{aligned} A &\Rightarrow y = y_{neur} \\ \neg A &\Rightarrow y = y_{stat} \end{aligned}$$

Ovvero, "se mi trovo in condizione anomala uso il modello neurale, altrimenti quello statistico"

Una condizione anomala è stata definita come una situazione in cui il profilo medio orario (modello statistico) si discosta oltre una certa soglia dal flusso misurato.

$$|\text{dato} - y_{stat}| > \varepsilon \quad (4)$$

2.3. Strategie di controllo della smart street

Per questo punto sono state impostate diverse strategie per il controllo dell'illuminazione con lo scopo di tradurre il flusso di traffico predetto in potenza di alimentazione delle lampade tenendo conto dei vincoli tecnologici e delle normative stradali.

In particolare sono state definite due strategie di controllo: statica e adattiva.

2.3.1. Controllo statico

La prima è molto semplice e molto usata, si definiscono due fasce orarie esattamente della stessa durata durante le quali si applicano, in una, il 100% della potenza e, nell'altra, (tipicamente la notte quando si presume un minor passaggio di veicoli) il 50% della potenza. Quest'ultima è nota anche con il nome 'mezzanotte-tuttanotte' e, benché fuori norma, è tuttavia oggi ampiamente usata da comuni di ogni taglia. Una strategia alternativa a questa, che induce dei problemi di sicurezza, è quella di considerare la soglia minima di potenza al 70% (anziché al 50%).

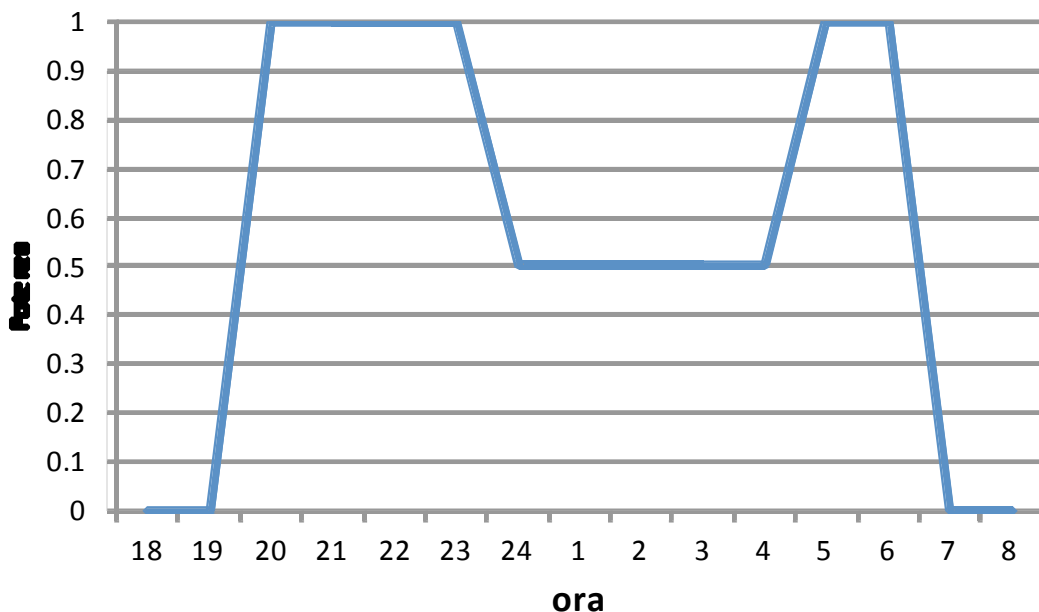


Fig.5 : controllo statico (mezzanotte-tuttanotte)

2.3.2. Controllo adattivo

La strategia adattiva invece è più raffinata. Ovvero, basandosi sulle predizioni di attività veicolare è capace di adattare ora per ora il flusso luminoso alla reale domanda del momento ottenendo così un duplice vantaggio sia in termini di risparmio che di sicurezza. Punto critico di quest'approccio è di avere un modello di predizione sufficientemente accurato.

Tale strategia è stata sperimentata usando funzioni lineari e sigmoidali (eq.3) per adattare il flusso luminoso in funzione del flusso veicolare e ne sono stati valutati i comportamenti sia in termini di risparmio energetico che di sicurezza.

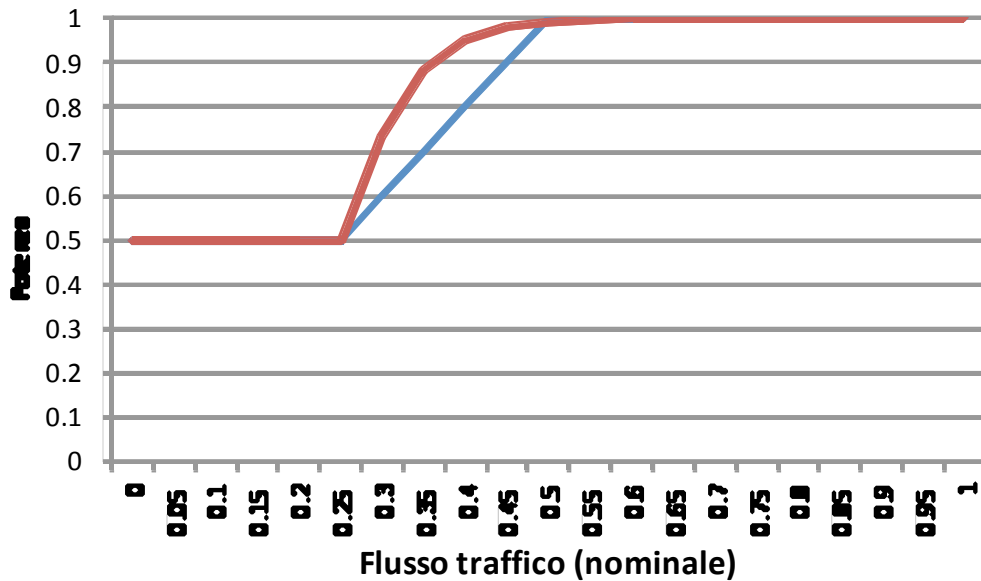


Fig.6 : controllo adattivo

2.3.3. Determinazione adattiva della smart street

La regolazione adattiva agisce in modo puntuale sui lampioni dotati di sistema di rilevazione dei flussi (es. telecamere), sugli altri lampioni invece bisogna interpolare il flusso luminoso. Per far questo sono state ipotizzate sia interpolazioni lineari che non.

Ciò significa che i punti luce, tra due dotati di sistema di rilevazione dei flussi, vengono regolati con una interpolazione del tipo

$$p_i = f(p_0, p_n) \quad (5)$$

ove p_i è la potenza dell' i -esimo lampione intermedio, p_0 e p_n sono le potenze dei lampioni a valle e a monte dotati di sistemi di rilevazione del flusso, f è la funzione di interpolazione.

In particolare, sono state ipotizzate le seguenti funzioni :

1. Massimo
2. Lineare
3. Sigmoide (eq.3)

Nella seguente figura viene mostrato come le tre funzioni regolerebbero le potenze di 4 lampioni intermedi (dal 2 al 5) tra due (1 e 6) dotati di sistema di rilevazione dei flussi in cui il numero 1 ha una potenza pari a 0.5 (il minimo) e il 6 una potenza pari a 1 (il massimo).

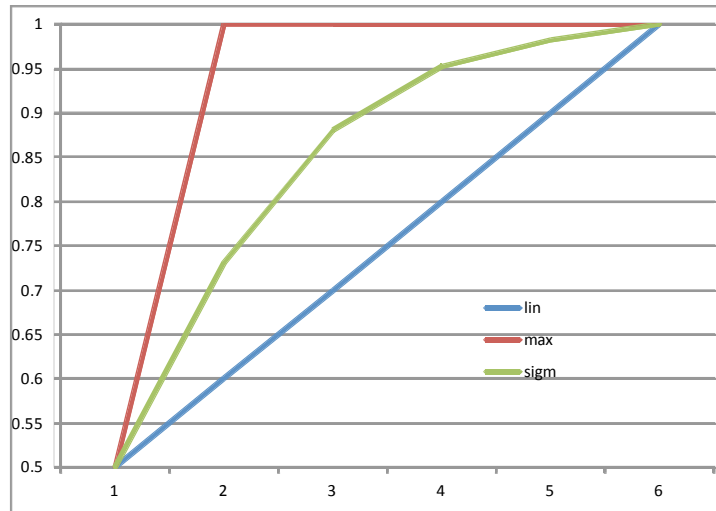


Fig.7 : funzioni di interpolazione

2.4. Attuazione delle regolazioni tramite colloquio con il sistema di regolazione dei flussi luminosi

Nella seguente figura viene mostrato il flusso di dati e azioni del sistema di controllo adattivo.

I dati di traffico acquisiti attraverso i 'lampioni intelligenti' vengono trasportati attraverso la rete elettrica (onde convogliate) al sistema di raccolta. Questi vengono letti dal sistema di controllo adattivo che fornisce al sistema di attuazione i valori di regolazione delle potenze.

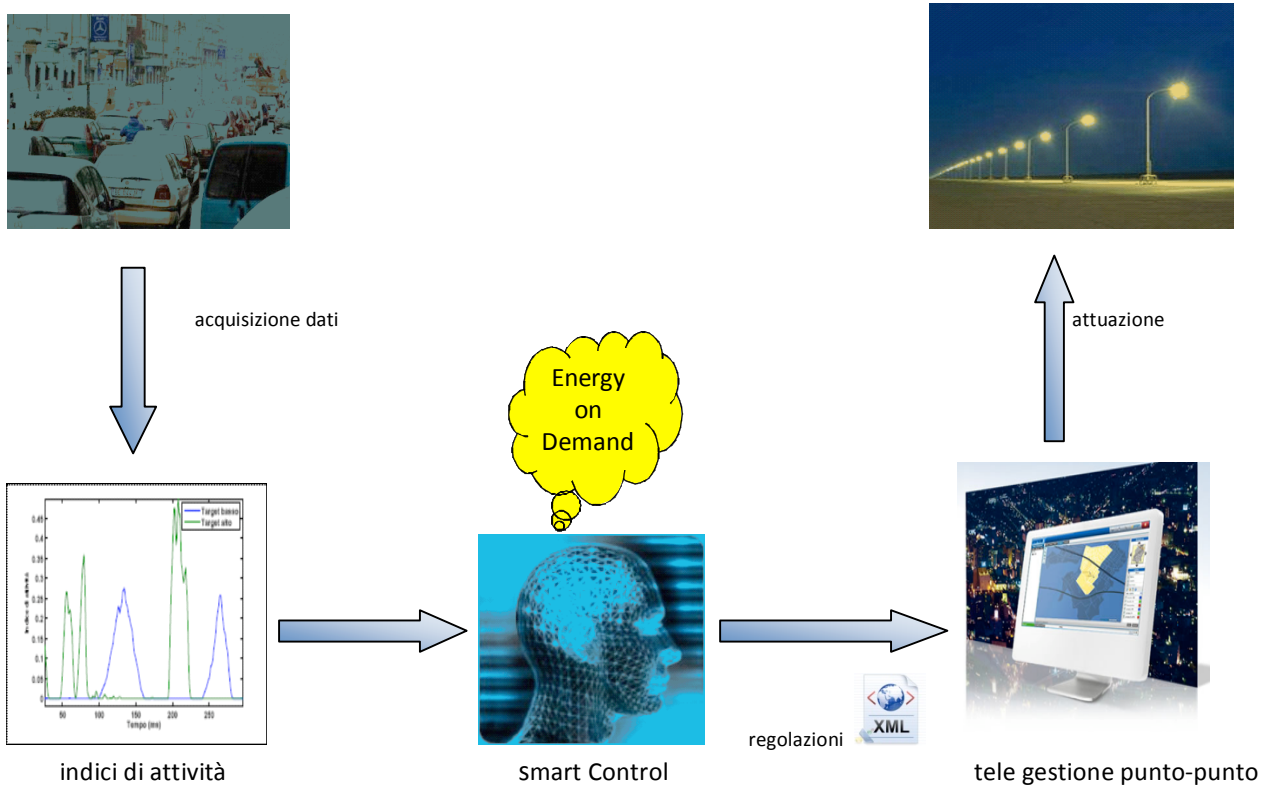


Fig. 8 : architettura logica controllo adattivo

I moduli fondamentali sono pertanto quattro :

- il sistema di acquisizione dati (sensori + comunicazione dati, tipicamente sistemi commerciali es: telecamere, spire, GPS,) relativi ai flussi di veicoli/persone/meteo;
- il sistema di calcolo degli indici di attività della strada;
- il sistema di 'smart control' che provvede alla modellistica predittiva e alla definizione delle regolazioni ottimali per l'intera strada;
- il sistema di tele gestione punto-punto per l'attuazione delle regolazioni ottimali (sistemi tipicamente commerciali).

Su tale logica è stato definito il protocollo di comunicazione tra il sistema di "smart control" e quello di tele gestione punto-punto basato su scambio di file XML, ovvero il sistema di controllo legge i dati relativi agli indici di attività (es. flussi di traffico) e scrive i set point delle regolazioni per tutti i punti della strada in un file XML che viene letto dal modulo di tele gestione che procede all'attuazione effettiva.

3. ANALISI SPERIMENTALE

In questo punto gli algoritmi sviluppati sono stati validati su dati reali provenienti dalla città di Terni sia per quanto riguarda le metodologie predittive che la diagnostica di anomalie e le strategie di controllo adattivo. La sperimentazione è stata condotta su dati di flusso reali (valori medi orari) provenienti da 3 diverse strade e su questi sono stati applicati i 3 approcci di modellazione descritti (statistico, neurale, ibrido) e le 3 diverse metodologie di controllo (no controllo, statico, adattivo).

	Descrizione	Tipo	Portata di servizio per corsia [veicoli/h]	Flusso di traffico minimo	Flusso di traffico massimo	Potenza minima
Strada 1	Strada extraurbana secondaria	C	600	25%	50%	50%
Strada 2	Strada urbana di scorrimento	D	950	25%	50%	50%
Strada 3	Strada urbana interquartiere	E	800	25%	50%	50%

Tabella 1 : caratteristiche strade

3.1. Modelli predittivi

Il modello ibrido dipende da una soglia ϵ (eq.4) che deve essere opportunamente settata e per far ciò sono stati trovati i valori ottimali che minimizzano l'errore di stima.

	10	20	30	40	50	60
Strada 1	2.98%	2.83%	2.81%	2.8%	2.88%	2.99%
Strada 2	2.85%	2.69%	2.65%	2.66%	2.68%	2.75%
Strada 3	3.25%	3.13%	3.08%	3.04%	3.04%	3.03%

Tabella 2 : determinazione soglia modello ibrido

Nella seguente tabella vengono paragonati gli errori medi commessi dalle diverse tecniche di modellazione. In questa sperimentazione è stata applicata la strategia di ensembling BEM (par. 2.1.3).

E' interessante notare come l'approccio ibrido che combina modello statistico e neurale sia quello che fornisce la maggiore accuratezza riducendo in maniera sensibile l'errore commesso dai singoli modelli per le strade con flussi di traffico medio-bassi.

	Flusso veicolare medio notturno	Modello statistico	Modello neurale	Modello ensembling	Modello ibrido
Strada 1	177	5.90%	3.29%		2.8%
Strada 2	212	7.14%	3.43%		2.65%
Strada 3	495	5.56%	3.02%		3.03%
Media		6.20%	3.25%		2.82%

Tabella 3 : comparazione modelli predittivi (errore di modellazione)

Nella figura seguente viene proposto un esempio che confronta i segnali del modello statistico e del modello ibrido con quello reale. Dalla figura risulta evidente come l'approccio sviluppato riesca a seguire molto meglio le situazioni anomale.

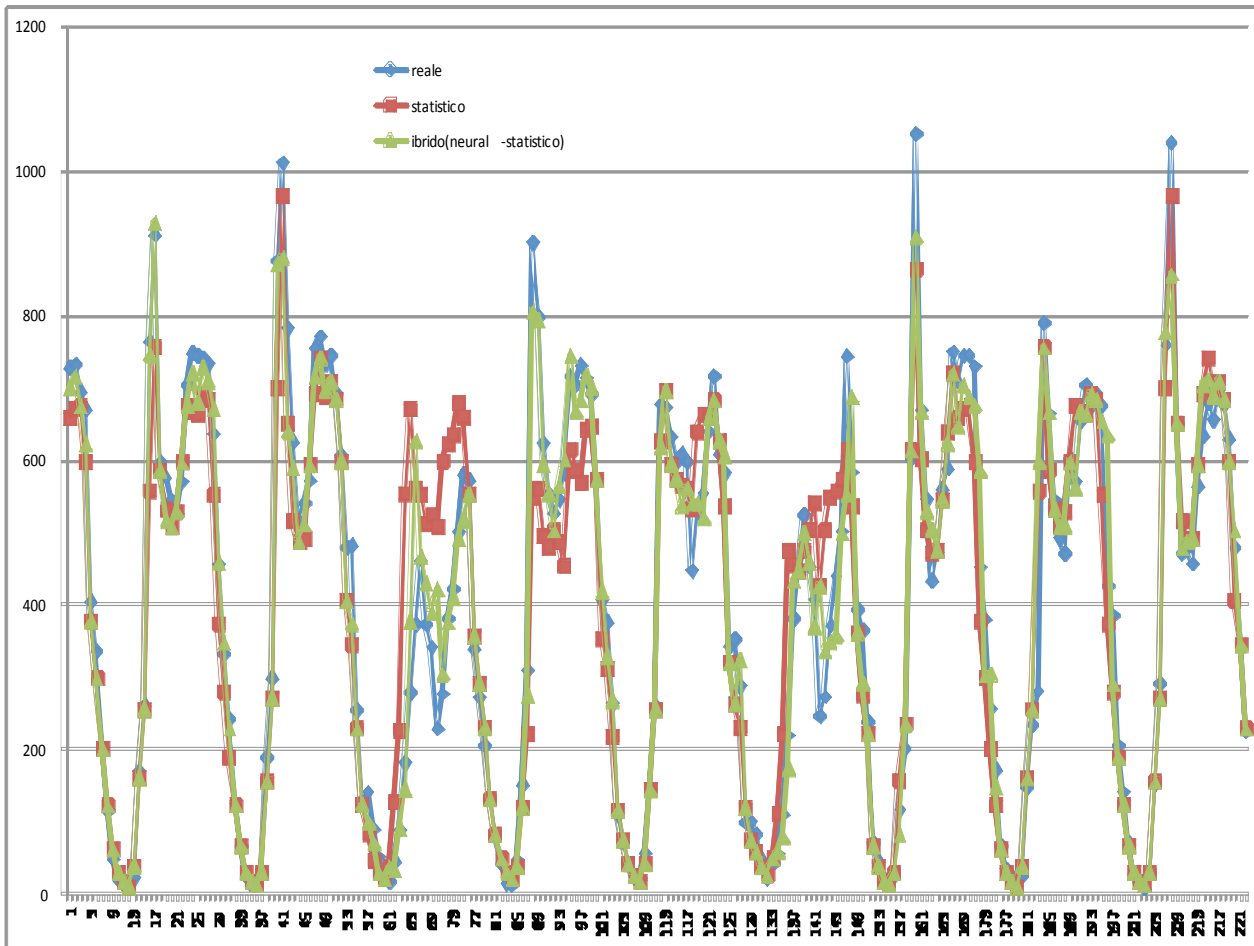


Fig.9 : comparazione modelli predittivi

3.2. Controllo adattivo

3.2.1. Controllo del lampione intelligente

Nella seguente sezione viene riportato il confronto tra le metodologie di controllo statico con soglie del 50% (tutta notte-mezzanotte) e 70% (tele gestione punto-punto) e quelli adattivi lineare e sigmoideale (fig. 4,5) sia in termini di sicurezza che di risparmio energetico.

L'indice di risparmio (tabella 4) è stato calcolato rispetto al caso senza alcun tipo di controllo, ovvero nella condizione in cui si fornisce il 100% della potenza per tutto il periodo di illuminazione.

L'indice di sicurezza (tabella 5) è stato calcolato come il numero di volte (espresso in percentuale) in cui viene dato un valore di potenza del flusso luminoso inferiore a quello che sarebbe necessario in funzione del flusso di traffico reale. Inoltre, nei casi di condizioni non sicure è stato calcolato anche il valor medio dello scostamento (valori tra parentesi in tabella 5) tra il valore necessario (calcolato sulla base del flusso reale) e quello effettivamente fornito (sulla base del flusso previsto). Questo per avere un'indicazione sia quantitativa (numero di volte in cui mi trovo in condizioni di potenziale pericolo) che qualitativa sul grado di pericolosità.

	controllo statico tuttanotte-mezzanotte	controllo statico tele gestione punto-punto	controllo adattivo lineare	controllo adattivo sigmoidale
Strada 1 (flusso=177)	25%	15%	44.5%	39%
Strada 2 (flusso=212)	25%	15%	47%	43%
Strada 3 (flusso=495)	25%	15%	37.5%	28%
Media	25%	15%	43%	36.5%

Tabella 4 : risparmio energetico

	controllo statico tuttanotte-mezzanotte	controllo statico tele gestione punto-punto	controllo adattivo lineare	controllo adattivo sigmoidale
Strada 1 (flusso=177)	100% (-0%)	100% (-0%)	92.5% (-7%)	98.5% (-6%)
Strada 2 (flusso=212)	99% (-11%)	100% (-0%)	91.5% (-6%)	98.4% (-6%)
Strada 3 (flusso=495)	91% (-12%)	98.5% (-7%)	85% (-6%)	99.1% (-6%)
Media	97% (-7.5%)	99.5(-2.3%)	90% (-6%)	98.7% (-6%)

Tabella 5 : indici di sicurezza

Da tali risultati è possibile fare le seguenti considerazioni.

Il controllo adattivo lineare è in grado di fornire un risparmio energetico molto elevato (43%) ma a prezzo di un degrado della sicurezza.

Il controllo adattivo sigmoidale è invece un po' più conservativo poiché fornisce un risparmio energetico un po' più contenuto ma comunque significativo (36.5%) e comunque sensibilmente superiore rispetto al controllo statico (25%) fornendo però un indice di sicurezza molto vicino al 100% e nell'1% dei casi in cui viene fatta una sottostima dell'illuminazione tale valore è molto basso (6%). Tale miglioramento risulta molto marcato sulla strada con maggior flusso di traffico.

Tale soluzione è quindi quella bilancia in modo ottimale risparmio energetico e sicurezza.

Nella seguente figura mostriamo un esempio del diverso comportamento tra le strategie di controllo statico ed adattivo sigmoidale in cui sono evidenziate le aree in cui viene migliorata la sicurezza (tratteggio giallo) ed in cui si ottiene un risparmio energetico (tratteggio viola).

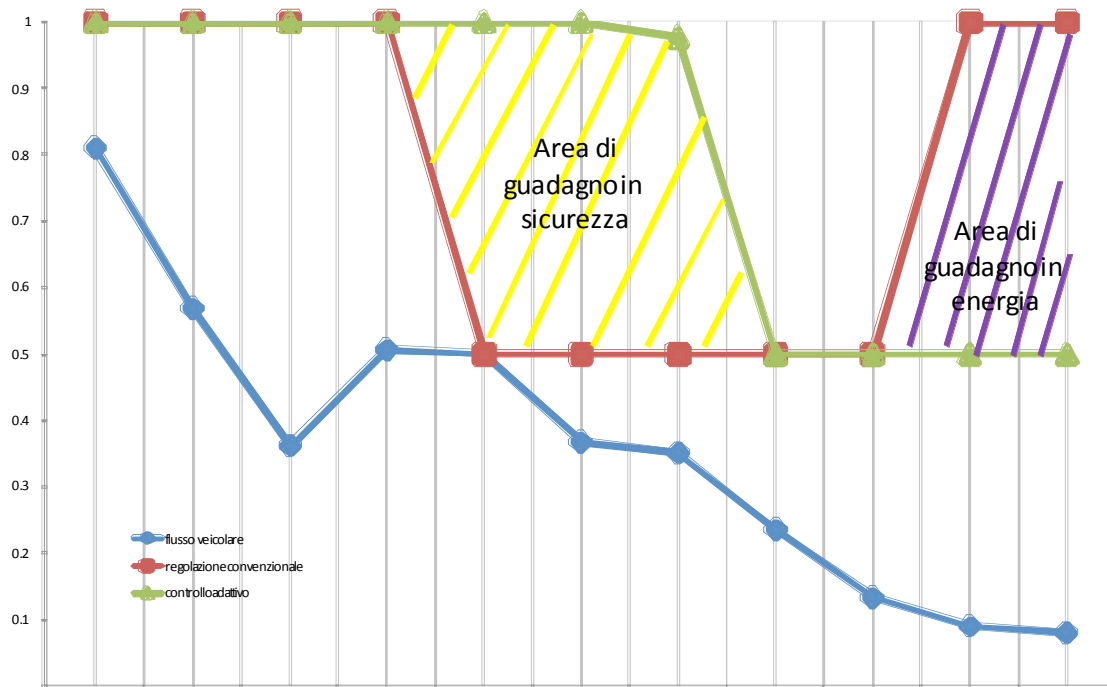


Fig.10 : comparazione strategie di controllo

Da tale grafico risulta evidente il salto di qualità dell'illuminazione adattiva sia in termini di sicurezza che di risparmio energetico in quanto tende ad avvicinarsi al concetto di 'energy on demand'

3.2.2. Estrapolazione sulla smart street

Infine, sono state applicate le diverse strategie per la regolazione dei lampioni che non sono dotati di sistema di rilevazione dei flussi ma che sono intermedi a due che invece lo sono.

In questa sperimentazione sono stati considerati un certo numero di punti luce intermedi a due punti dotati di sistemi di regolazione dei flussi e si è ipotizzato il caso limite, ovvero quando si deve passare dalla minima potenza alla massima.

In tale situazione è possibile fare una stima dei consumi energetici per i 3 diversi sistemi di regolazione (max, lin, sigm) e quindi calcolare il risparmio energetico conseguito rispetto alla situazione in cui viene erogata sempre la potenza massima (riferimento metodo "Max").

Metodo di regolazione	Risparmio energetico
Max	0%
Sigm	9%
Lin	20%

Tabella 6 : consumi energetici strategie di regolazione

Da tale tabella si può notare che ovviamente la strategia che usa il massimo della regolazione è quella più energivora ma anche quella più conservativa che sicuramente non induce mai situazioni di pericolo.

La strategia con interpolazione lineare è quella che ha il fabbisogno energetico inferiore (-20% rispetto alla precedente) ma che, anche in virtù delle analisi precedenti (tabelle 4,5), potrebbe indurre un grado di sicurezza insufficiente.

La strategia con interpolazione non lineare (sigmoidale) è quella che probabilmente bilancia in modo ottimale sicurezza ed efficienza energetica.

4. CONCLUSIONI E SVILUPPI FUTURI

In questa sezione è stata presentata un affinamento della metodologia di regolazione adattiva ed automatica del flusso luminoso al fine di massimizzare i risparmi energetici e la sicurezza. Il concetto di base è quello di *'energy on demand'*, ovvero di regolare la potenza del flusso luminoso in funzione della domanda (flusso di traffico veicolare urbano). In tal modo è possibile risparmiare grandi quantità di energia e migliorare la sicurezza delle strade fornendo più illuminazione quando è necessaria e meno quando non serve.

Le attività di sviluppo del sistema intelligente per la regolazione adattiva punto-punto della illuminazione pubblica si sono articolate sulla definizione delle metodologie e sull'analisi sperimentale.

Per il primo punto sono state sviluppate tecniche di modellazione predittiva, diagnostica delle anomalie e controllo adattivo. Queste sono state validate e comparate su dati sperimentali di flussi di traffico reali.

Per quel che riguarda i modelli predittivi è stata raggiunta un'accuratezza molto elevata (errore di circa il 2.8%) con un approccio ibrido che combina modelli statistici e neurali.

Sono state studiate diverse strategie di controllo adattivo e non ed il risultato è che la strategia di controllo adattivo è quella che bilancia in modo ottimale sicurezza e risparmio energetico dimostrando che è possibile ottenere dei risparmi energetici considerevoli garantendo livelli di sicurezza molto prossimi al 100%.

	controllo statico mezzanotte-tuttanotte	controllo statico tele gestione punto-punto	controllo adattivo
Indice di sicurezza	97%	99.5%	98.7%
Risparmio energetico	25%	15%	36.5%

Tabella 7 : riepilogo strategie di controllo

Inoltre, sono state sviluppate diverse strategie per la regolazione dei lampioni intermedi che non sono dotati di sistema di rilevazione dei flussi ed è stata impostata la piattaforma tecnologica per l'acquisizione dati e l'attuazione delle regolazioni.

Come sviluppi futuri, da un punto di vista metodologico è possibile raffinare il modello ibrido e la diagnostica delle situazioni anomale con un approccio basato su *'fuzzy logic'* anziché a soglia. Inoltre la metodologia di ensembling neurale può essere migliorata con tecniche più sofisticate.

Dal punto di vista sperimentale, pensiamo di testare i metodi proposti anche su alcuni tratti del Grande Raccordo Anulare di Roma.

Infine, parte di tale lavoro è stato anche pubblicato e presentato al CONGRESSO NAZIONALE AICA 2011 (<http://congressoaica2011.polito.it/>)

Annunziato M. , Bucci F. , Meloni C. , Pizzuti S. "La predizione di flussi di traffico veicolare urbano tramite ensembling di reti neurali"

Bibliografia

Arbib M.A., The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, The MIT Press, Cambridge (MA),1995.

Breiman L. Bagging predictors. Machine Learning, 24 (1996) 123 - 140.

Breiman, L. Combining Predictors. In: Sharkey, A.J.C. (ed.): Combining Artificial Neural Nets – Ensemble and Modular Multi-net Systems. Springer, Berlin (1999) 31-50.

Haykin S., Neural Networks, a comprehensive foundation (2nd edition), Prentice Hall, New Jersey, 1999.

Krogh A. and Vedelsby J. Neural network ensembles, cross validation, and active learning. In G. Tesauro, D.S. Touretzky, and T.K. Leen, editors,Advances in Neural Information Processing Systems, volume 7, pages 231–238. MIT Press, 1995.

Liu Y. and Yao X. Ensemble learning via negative correlation. Neural Networks, 12(10):1399–1404, 1999.

Perrone M. P. e Cooper L. N. When networks disagree: ensemble methods for hybrid neural networks. Neural Networks for Speech and Image Processing by R.J. Mammone, ed. Chapman-Hall (1993).

Rumelhart D.E. and McClelland J.L. (1986). “Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition”, MIT Press, Cambridge, Mass.

Valentini G. e Masulli F. Ensembles of learning machines. In R. Tagliaferri e M. Marinaro, editors, Neural Nets Wirm Vietri-02, LNCS 2486 (2002) 3 - 19 Heidelberg (Germany). Series Lecture Notes in Computer Sciences, Springer-Verlag.