



**POLITECNICO
DI TORINO**

POLITECNICO DI TORINO

Dipartimento Energia

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Elettrica

Tesi di Laurea Magistrale

Metodi e modelli real-time per la stima dello stato nei sistemi di sub-trasmissione AT

Relatore:
Prof. Ettore Bompard

Correlatori:
Ing. Paolo Cuccia
Dr. Tao Huang

Candidato:
Carmelo Mosca

Matricola 220477

INDICE

Introduzione.....	4
1 Teoria della Stima dello Stato	6
1.1 Stima dello Stato Lineare	6
1.1.1 Metodo di Minima Varianza	6
1.1.2 Metodo dei minimi quadrati.....	9
1.2 Stima dello Stato Non Lineare	11
1.2.1 Maximum Likelihood Estimation	12
1.3 Stima dello Stato nei Sistemi Elettrici di Potenza.....	13
1.4 Applicazioni generali di stima dello stato	14
1.5 Stima dello stato convenzionale	15
1.6 Stima dello stato generalizzata	17
1.7 Algoritmo di Stima dello Stato usato da Terna S.p.a.	20
1.7.1 Modello matematico della rete.....	21
1.7.2 Algoritmo dei minimi quadrati pesati	22
1.7.3 Identificazione dei bad data	23
1.7.4 Valori stimati.....	23
1.7.5 Pseudo-misure.....	24
2 Monitoraggio e sicurezza della rete elettrica in alta tensione	26
2.1 Sicurezza del sistema.....	26
2.2 La rete elettrica di Trasmissione	28
2.2.1 Struttura dei sistemi elettrici di trasmissione	30
2.2.2 Rete di distribuzione primaria a 132 – 150 kV	32
2.2.3 Stazioni elettriche.....	34
2.2.4 Stazioni di distribuzione AT/MT	36
2.2.5 Componenti principali della rete di trasmissione.....	37

2.2.6	Struttura multilayer del sistema di trasmissione	37
2.2.7	Remote Terminal Units (RTU)	38
2.3	Controllo e conduzione del sistema di trasmissione	39
2.3.1	Centro Nazionale di Controllo	41
2.3.2	Centri Regionali di Controllo e Teleconduzione	42
2.4	Sistema di controllo e di acquisizione dati	42
2.4.1	Informazioni real-time	44
2.4.2	Informazione non real-time	45
2.4.3	Le azioni di controllo in tempo reale	46
2.4.4	Tipologia di dati acquisiti	47
2.4.5	Tempo di aggiornamento delle misure acquisite	49
3	Pseudo Real-Time Meter (PRTM).....	50
3.1	Cluster Analysis	52
3.1.1	Algoritmo K-means.....	53
3.1.2	Tecniche di clustering usate nei sistemi elettrici	54
3.1.3	Indicatori di validità di clustering	54
3.1.4	Algoritmo K-means in MATLAB.....	56
3.2	Interpolatore non lineare	56
3.2.1	Analisi di regressione.....	56
3.2.2	Artificial Neural Networks.....	57
3.2.3	Usi delle ANNs	64
3.2.4	Neural Network Toolbox in MATLAB	65
3.2.5	Applicazione ANN al caso specifico	66
4	Applicazione alla rete di sub-trasmissione e validazione	68
4.1	Descrizione dell'isola di carico	68
4.1.1	Individuazione dei carichi da monitorare.....	69
4.1.2	Descrizione procedimento risolutivo	70

4.2	Applicazione ad un nodo dell'isola di carico	76
4.2.1	Analisi risultati caso 1	77
4.2.2	Analisi risultati caso 2.....	79
4.2.3	Analisi risultati caso 3.....	80
4.3	Estensione analisi ad ulteriori nodi della stessa isola di carico	81
4.4	Confronto risultati ottenuti	83
Conclusioni	84
Appendice A	86
Appendice B.....	88
Appendice C.....	89
Appendice D	93
Appendice E.....	96
Bibliografia	100

Introduzione

Lo sviluppo della società moderna è strettamente correlato alla crescita e all'evoluzione dei sistemi elettrici di potenza, con maggiore complessità nella loro struttura e gestione competitiva.

Risulta quindi fondamentale per i Transmission System Operators (TSOs) conoscere esattamente i parametri che definiscono lo stato della rete di potenza attraverso diversi approcci computazionali, essenziali per mantenere condizioni operative sicure ed affidabili. Tra questi, la Stima dello Stato gioca un ruolo chiave, in particolare per monitorare lo stato della rete e consentire l'esecuzione di differenti azioni di controllo e pianificazione.

Il problema di Stima dello Stato (SE) è definito, nei sistemi di trasmissione, come un problema sovradeterminato, in cui il numero delle misure è maggiore del numero delle variabili di stato incognite (ridondanza delle misure).

In realtà, questa ridondanza è disponibile principalmente nelle reti di altissima tensione, come le reti 380/220 kV in Italia, gestite da Terna, per le quali l'algoritmo di stima dello stato risulta ben collaudato. Tuttavia lo stesso algoritmo non riesce a funzionare con medesima efficienza nella rete di sub-trasmissione a 132 kV, a causa della mancanza di misure real-time, dovuta in particolare alla presenza di molti carichi non tele-acquisiti, di cui non si conosce il profilo di carico, se non come serie storica.

Nel presente lavoro di tesi viene proposto ed implementato un nuovo approccio per la stima di questi carichi, con l'obiettivo di ottenere delle "pseudo-misure" real-time nei nodi corrispondenti della rete a 132 kV, da poter usare in seguito come ingressi dell'algoritmo di stima dello stato.

L'approccio proposto parte dalla identificazione della porzione di rete da analizzare, seguita da una clusterizzazione dei profili di carico e una loro stima attraverso l'uso di Artificial Neural Networks (ANN). Infine, viene fornita una validazione e verifica dell'algoritmo sviluppato.

Nella prima parte della tesi viene riportata una descrizione classica e generale della Stima dello Stato nei sistemi di potenza, mostrandone i modelli matematici e le applicazioni.

Successivamente, dopo una breve panoramica sulla struttura e sui componenti della rete di trasmissione, vengono introdotti gli strumenti e le azioni impiegate da Terna per il controllo e per l'acquisizione dei dati in real-time, mostrando inoltre gli aspetti relativi al monitoraggio e alla sicurezza della rete elettrica in alta tensione.

Viene poi introdotto lo *Pseudo Real-Time Meter* (PRTM), l'approccio risolutivo ideato per gli scopi prefissati, che si compone di una fase di clustering unsupervised (k-means) per identificare e raggruppare i profili di carico di ciascun nodo, usando le misure storiche di un anno ed un insieme di strumenti ed indicatori di validità per testare l'efficacia dei clusters ottenuti. Le tecniche di clustering sono necessarie per trovare un piccolo numero di profili significativi, data la grande mole di dati che sarebbe necessario associare ai nodi durante l'impiego in tempo reale dell'algoritmo.

Usando i profili principali dei carichi e lo storico delle misure real-time delle potenze attive assorbite nelle stazioni AT/MT e dei flussi di potenza attiva sulle linee, si è dapprima istruita, per ciascun nodo, una Rete Neurale Artificiale, usata come interpolatore non lineare, che verrà in seguito impiegata sostituendo i dati storici con le misure acquisite in real-time.

Infine, sono forniti risultati dettagliati ottenuti dall'algoritmo con considerazioni conclusive e possibili sviluppi ed ottimizzazioni future dello stesso.

L'approccio proposto nel presente elaborato e l'algoritmo implementato in ambiente MATLAB potranno essere integrati, con opportuni accorgimenti, nel software di Stima dello Stato impiegato da Terna S.p.a.

1 Teoria della Stima dello Stato

La Stima dello Stato (SE) è uno degli strumenti principali nella gestione e nel controllo in tempo reale dei moderni sistemi di potenza. Si tratta di un approccio statistico per il calcolo dei valori di parametri non noti, in altre parole lo stato del sistema, attraverso un set di misure costituite da iniezione ai nodi, flussi nei rami e tensioni ai nodi. Lo stato del sistema è tale per cui, se queste sono note, allora ogni quantità può essere calcolata.

In questo capitolo sono illustrate le principali tecniche di Stima dello Stato, partendo dalla descrizione della teoria lineare specializzata al caso dove l'osservazione è una funzione lineare delle variabili di stato, fino alla trattazione di problemi non lineari, i quali possono essere risolti con una semplice estensione delle tecniche lineari.

1.1 Stima dello Stato Lineare

Si assume che l'osservazione sia una funzione lineare della variabile di stato. La linearità ha il grande vantaggio di semplificare le equazioni usate dall'algoritmo di stima dello stato. Vengono esaminati due metodi di stima dei parametri che richiedono un minimo di descrizione stocastica: il metodo di minima varianza lineare, basato sui momenti statistici di primo e secondo ordine di parametri e disturbi, e il metodo dei minimi quadrati, che abbandona la necessità di informazioni stocastiche e tratta il problema della stima come un problema di ottimizzazione deterministico.

1.1.1 Metodo di Minima Varianza

Si considera l'estimatore lineare nella forma:

$$\hat{\mathbf{x}}_L = \mathbf{b} + \mathbf{A}\mathbf{z} \quad (1.1)$$

Dove

- $\hat{\mathbf{x}}_L$ è il vettore stimatore dello stato;
- \mathbf{z} è il vettore delle osservazioni (misure);
- \mathbf{A} e \mathbf{b} sono i parametri da selezionare per minimizzare l'errore di varianza.

Si assume che l'osservazione z sia una funzione lineare della forma:

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1.2)$$

Dove:

- \mathbf{x} è il vettore lineare di stato da stimare;
- \mathbf{H} è la matrice che contiene le funzioni di misura lineari;
- \mathbf{n} è il rumore.

I momenti di primo e secondo ordine di \mathbf{x} e \mathbf{n} sono dati da:

$$E\{\mathbf{x}\} = \mu_x \quad var\{\mathbf{x}\} = \mathbf{R}_x \quad (1.3)$$

$$E\{\mathbf{n}\} = 0 \quad var\{\mathbf{n}\} = \mathbf{R}_n \quad (1.4)$$

I parametri \mathbf{x} e il rumore \mathbf{n} sono considerati non correlati. L'obiettivo è selezionare \mathbf{b} e \mathbf{A} in modo da minimizzare l'errore di varianza. Questi stimatori vengono chiamati *stimatori lineari di minima varianza*; essi sono i migliori stimatori lineari per minimizzare l'errore di varianza.

La forma della Eq (1.1) è più generale di quella necessaria per minimizzare l'errore di varianza. Si richiede che il valore atteso dello stimatore $\hat{\mathbf{x}}_L$ sia uguale al valore atteso del parametro \mathbf{x} . Quando uno stimatore soddisfa questa proprietà, si dice unbiased. Questo requisito diventa:

$$E\{\hat{\mathbf{x}}_L\} = \mathbf{b} + \mathbf{A} E\{\mathbf{z}\} = E\{\mathbf{x}\} = \mu_x \quad (1.5)$$

Usando la Eq. (1.2) per \mathbf{z} si ottiene

$$\mathbf{b} = \mu_x - \mathbf{A}\mathbf{H} \quad (1.6)$$

E sostituendo questo risultato nella Eq. (1.1) si ottiene lo stimatore lineare unbiased:

$$\hat{\mathbf{x}}_L = \mu_x + \mathbf{A}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mu_x) \quad (1.7)$$

Si nota che, essendo lo stimatore unbiased, l'errore stimato $\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_L$ ha media zero. Il passo successivo è selezionare \mathbf{A} allo scopo di minimizzare l'errore di varianza.

Tuttavia tale problema di ottimizzazione è mal definito in quanto l'errore di varianza è una matrice. Per avere una ottimizzazione ben posta, si necessita di una misura scalare di adeguatezza. Per cui si

prova a minimizzare la somma delle varianze di ciascuna componente di \mathbf{x} , cioè la somma dei termini della diagonale principale della matrice di varianza, definita come la traccia della matrice.

$$tr\{var\{\tilde{\mathbf{x}}\}\} = \sum_{k=1}^K var\{\tilde{\mathbf{x}}_k\}$$

Si vuole scegliere \mathbf{A} in modo da minimizzare la traccia dell'errore di varianza:

$$\min tr\{var\{\tilde{\mathbf{x}}\}\} = \min tr\{E\{\tilde{\mathbf{x}}\tilde{\mathbf{x}}^T\}\} \quad (1.8)$$

Sostituendo l'Eq. (1.7) nella (1.8), si ottiene il seguente problema:

$$\min tr\{var\{\tilde{\mathbf{x}}\}\} = \min tr\{E\{\mathbf{x} - \mu_x - \mathbf{A}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mu_x) [\mathbf{x} - \mu_x - \mathbf{A}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mu_x)^T]\}\} \quad (1.9)$$

Dove si fa uso di un approccio di calcolo variazionale per ottenere il valore corretto per \mathbf{A} . La matrice \mathbf{A} è scritta come:

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}^* + \boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\Psi} \quad (1.10)$$

Dove \mathbf{A}^* è la matrice ottima (ancora incognita) e $\boldsymbol{\varepsilon} \boldsymbol{\Psi}$ è chiamata *variazione*. Nota che $\min tr\{var\{\tilde{\mathbf{x}}\}\}$ deve avere il valore minimo dove $\boldsymbol{\varepsilon} = 0$ indipendentemente da $\boldsymbol{\Psi}$.

Si può quindi trovare la matrice \mathbf{A}^* imponendo:

$$\left. \frac{\partial tr\{var\{\tilde{\mathbf{x}}\}\}}{\partial \boldsymbol{\varepsilon}} \right|_{\boldsymbol{\varepsilon}=0} = 0 \quad (1.11)$$

Sostituendo l'Eq. (1.10) nella (1.9) si ottiene

$$2E\{[(\mathbf{x} - \mu_x) - \mathbf{A}^*(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mu_x)]\mathbf{z}^T \boldsymbol{\Psi}^T\} = 2\{[cov\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\} - \mathbf{A}^* var\{\mathbf{x}\}]\mathbf{z} \boldsymbol{\Psi}^T\} = \mathbf{0} \quad (1.12)$$

Allo scopo di soddisfare l'Eq. (1.12) per qualsiasi $\boldsymbol{\Psi}$ è necessario che

$$cov\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\} - \mathbf{A}^* var\{\mathbf{x}\} = \mathbf{0}$$

Ovvero

$$\mathbf{A}^* = cov\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\}[var\{\mathbf{x}\}]^{-1} \quad (1.13)$$

Usando l'Eq. (1.2) per \mathbf{z} , $cov\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\}$ diventa

$$cov\{\mathbf{x}, \mathbf{z}\} = cov\{\mathbf{x}, \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}\} = \mathbf{R}_x \mathbf{H}^T \quad (1.14)$$

dove \mathbf{x} e \mathbf{n} non sono correlate. La $\text{var}\{\mathbf{z}\}$ è

$$\text{var}\{\mathbf{x}\} = \text{var}\{\mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}\} = \mathbf{H}\mathbf{R}_x\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_n \quad (1.15)$$

Sostituendo questi due risultati nella Eq. (1.13) si trova la seguente espressione per \mathbf{A} :

$$\mathbf{A}^* = \mathbf{R}_x\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{R}_x\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_n]^{-1}$$

E la minima varianza lineare è

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{LMV}} = \mu_x + \mathbf{R}_x\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{R}_x\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_n]^{-1}(\mathbf{z} - \mathbf{H}\mu_x) \quad (1.16)$$

Si nota che questo risultato dipende solo dai momenti di primo e secondo ordine di \mathbf{z} e \mathbf{n} .

L'espressione ottenuta può essere ricondotta ad una forma più comoda, usando alcune proprietà matriciali, ottenendo:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{LMV}} = [\mathbf{H}^T\mathbf{R}_n^{-1}\mathbf{H} - \mathbf{R}_x^{-1}]^{-1}(\mathbf{H}^T\mathbf{R}_n^{-1}\mathbf{z} + \mathbf{R}_x^{-1}\mu_x) \quad (1.17)$$

Il vantaggio della forma dell'Eq. (1.17) rispetto alla (1.16) è la dimensione della matrice da invertire. Nella Eq. (1.16), la matrice da invertire ha dimensione I del vettore delle misure \mathbf{z} , nella Eq. (1.17) la matrice da invertire ha la dimensione K del parametro \mathbf{x} . Poiché K è generalmente più piccolo di I , l'Eq. (1.17) richiede in genere minori sforzi computazionali.

1.1.2 Metodo dei minimi quadrati

In questa sezione si considera l'approccio dei minimi quadrati, che non usa problemi di ottimizzazione stocastici. Questo criterio è relativamente vicino ai metodi di regressione lineare.

Si assume nuovamente un modello di osservazione lineare nella forma

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (1.18)$$

Qui \mathbf{n} è un disturbo incognito. L'osservazione \mathbf{z} ha dimensione I mentre \mathbf{x} ha dimensione K con K generalmente più piccolo di I .

Il problema è allora selezionare la stima $\hat{\mathbf{x}}$ di \mathbf{x} tale per cui venga minimizzato l'indice di performance quadratico

$$\mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{2} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{W} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.19)$$

La matrice di pesi \mathbf{W} è assunta definita positiva e simmetrica. Questa matrice può essere usata per assegnare differenti costi a ciascun errore $(\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}})_i$. Lo stimatore che minimizza $\mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}})$ è noto come *stimatore ai minimi quadrati* $\hat{\mathbf{x}}_{\text{LS}}$. Ci si riferisce a questo metodo anche con il termine *minimi quadrati pesati* per via dell'uso della matrice di pesi \mathbf{W} .

Una condizione necessaria per lo stimatore ai minimi quadrati è

$$\left. \frac{\partial \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}})}{\partial \tilde{\mathbf{x}}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = 0 \quad (1.20)$$

Si nota che $\mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}})$ è una forma quadratica della variabile $\hat{\mathbf{x}}$, cioè contiene termini dove il grado di $\hat{\mathbf{x}}$ non è più alto di 2. La derivata di una forma quadratica appare con regolarità nei problemi di stima ed è utile esaminarla in modo approfondito.

Il seguente lemma contiene i risultati che sono richiesti per valutare una espressione come la Eq. (1.20).

Per qualunque matrice quadrata \mathbf{A} sono verificate le seguenti derivate:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{z}}{\partial \mathbf{x}} &= \mathbf{A} \mathbf{z} \\ \frac{\partial \mathbf{z}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} &= \mathbf{A}^T \mathbf{z} \\ \frac{\partial \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x}}{\partial \mathbf{x}} &= (\mathbf{A} + \mathbf{A}^T) \mathbf{x} \end{aligned}$$

Se si usa adesso l'Eq. (1.19) per $\mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}})$ e si risolve l'Eq. (1.20) si ottiene

$$\mathbf{H}^T \mathbf{W} (\mathbf{z} - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{\text{LS}}) = 0$$

Per cui lo stimatore ai minimi quadrati diventa

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{LS}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{z} \quad (1.21)$$

Si nota che lo stimatore dipende solo da \mathbf{H} e dalla matrice di pesi \mathbf{W} .

È possibile considerare alcune proprietà di questi stimatori. In primo luogo, si trova che il valore atteso dell'errore di stima è dato da

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}_{\text{LS}} = \mathbf{x} - (\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{z} \quad (1.22)$$

Se si usa l'Eq. (1.18) per \mathbf{x} allora $\hat{\mathbf{x}}_{LS}$ diventa

$$\hat{\mathbf{x}}_{LS} = -[\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{n} \quad (1.23)$$

Quindi il valore atteso di \mathbf{x} è

$$E\{\hat{\mathbf{x}}_{LS}\} = -[\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} E\{\mathbf{n}\} \quad (1.24)$$

Per cui se $E\{\mathbf{n}\}=0$ allora $E\{\hat{\mathbf{x}}_{LS}\} = 0$. L'errore di varianza dello stimatore ai minimi quadrati è dato da

$$var\{\hat{\mathbf{x}}_{LS}\} = var\{-[\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{n}\} = [\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H}]^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{R}_n \mathbf{W} \mathbf{H} [\mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H}]^{-1} \quad (1.25)$$

Per uno stimatore lineare di minima varianza senza informazioni a priori su \mathbf{x} per cui $R_x^{-1} = 0$, lo stimatore ottenuto dalla Eq. (1.17) è

$$\hat{\mathbf{x}}_{LMV} = (\mathbf{H}^T \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{z} \quad (1.26)$$

e l'errore di varianza associato è

$$var\{\hat{\mathbf{x}}_{LMV}\} = (\mathbf{H}^T \mathbf{R}_n^{-1} \mathbf{H})^{-1} \quad (1.27)$$

Dal confronto tra le Eq. (1.23) e (1.26), se $\mathbf{W} = \mathbf{R}_n^{-1}$, allora lo stimatore ai minimi quadrati risulta una minima varianza lineare (senza informazioni a priori sui parametri). Si vede che gli errori di varianza per questi due casi sono anche identici. Poiché lo stimatore ai minimi quadrati è lineare e lo stimatore lineare di minima varianza ha la minima varianza, è chiaro che

$$var\{\hat{\mathbf{x}}_{LMV}\} \leq var\{\hat{\mathbf{x}}_{LS}\} \quad (1.28)$$

per tutti valori di \mathbf{W} . L'uguaglianza nella precedente si ha per $\mathbf{W} = \mathbf{R}_n^{-1}$.

1.2 Stima dello Stato Non Lineare

Finora è stata assunta l'osservazione come una funzione lineare. Quando la funzione è non lineare, il problema che fornisce la stima ottimale risulta piuttosto complesso.

Il problema generale è riassunto dalla seguente espressione:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{n} \quad (1.29)$$

Dove la funzione $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ è assunta essere nota ed in generale non lineare. Verrà esaminata la *Maximum Likelihood Estimation* (MLS) che non richiede una descrizione per \mathbf{x} ma una descrizione probabilistica di tutti i disturbi.

1.2.1 Maximum Likelihood Estimation

L'obiettivo della stima dello stato è determinare il più probabile stato del sistema basato sulle quantità che sono misurate. Un modo di ottenere questo è attraverso la Maximum Likelihood Estimation (MLE), un metodo largamente impiegato in statistica. Gli errori di misura sono minimizzati per avere una distribuzione di probabilità nota con parametri non noti. La funzione densità di probabilità totale di tutte le misure può essere così scritta in termini di questi parametri non noti. Ci si riferisce a questa come funzione *likelihood* e avrà il valore di picco quando i parametri non noti sono scelti vicini ai loro valori reali. Per cui, un problema di ottimizzazione può essere eseguito in modo da massimizzare la funzione *likelihood* come una funzione di questi parametri non noti. La soluzione darà le stime *maximum likelihood* per i parametri di interesse. Si assume in genere che gli errori di misura abbiano una distribuzione Gaussiana (Normale) e che i parametri per una tale distribuzione siano la sua media μ e la sua varianza σ^2 . Il problema MLE è allora risolto per questi due parametri.

Si illustra adesso in breve la funzione *likelihood*. Si considera la funzione densità di probabilità (PDF) che rappresenta la probabilità di misurare m grandezze indipendenti, ciascuna avente la stessa PDF Gaussiana. La PDF totale può essere semplicemente espressa come il prodotto delle PDF individuali se ciascuna misura è assunta indipendente dalle altre:

$$f_m(z) = f(z_1)f(z_2) \dots f(z_m) \quad (1.30)$$

dove $z_i = \text{ith measurement}$

$$z = [z_1, z_2, \dots, z_m]^T$$

La funzione $f_m(z)$ è chiamata funzione likelihood per \mathbf{z} . Essenzialmente è una misura della probabilità di osservare il particolare set di misure nel vettore \mathbf{z} . L'obiettivo del MLE è di massimizzare questa funzione *likelihood* variando i parametri assunti della funzione densità, principalmente la media μ e la deviazione standard σ . Nel determinare i valori ottimi dei parametri, la funzione è comunemente sostituita dal suo logaritmo, allo scopo di semplificare la procedura di ottimizzazione. La funzione così modificata è chiamata Log-Likelihood, \mathcal{L} ed è data da:

$$\mathcal{L} = \log f_m(z) = \sum_{i=1}^m \log f(z_i) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \left(\frac{z_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 - \frac{m}{2} \log 2\pi - \sum_{i=1}^m \log \sigma_i \quad (1.31)$$

MLE massimizza la funzione likelihood (o log-likelihood) per un dato set di osservazioni z_1, z_2, \dots, z_n . Per cui può essere ottenuta risolvendo il seguente problema:

$$\text{maximize } \log f_m(z) \text{ OR minimize } \sum_{i=1}^m \left(\frac{z_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (1.32)$$

Questo problema di minimizzazione può essere riscritto in termini del residuo r_i della misura i , che è definito come:

$$r_i = z_i - \mu_i = z_i - E(z_i) \quad (1.33)$$

dove la media μ_i o il valore atteso $E(z_i)$ della misura z_i possono essere espressi come $h_i(x)$, una funzione non lineare che lega il vettore dello stato del sistema x alla misura i -esima. Il quadrato di ciascun residuo r_i^2 è pesato da $W_{ii} = \sigma_i^{-2}$, che è inversamente legato all'errore di varianza assunto per quella misura. Quindi, il problema di minimizzazione di Eq. (1.33) è equivalente a minimizzare la somma pesata dei quadrati dei residui ovvero risolvere il seguente problema di ottimizzazione per il vettore di stato x :

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \sum_{i=1}^m W_{ii} r_i^2 & (1.34) \\ & \text{subject to } z_i = h_i(x) + r_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

La soluzione del problema di ottimizzazione è chiamato stimatore WLS per x .

1.3 Stima dello Stato nei Sistemi Elettrici di Potenza

La stima dello stato è stata usata estensivamente e con successo sui sistemi di trasmissione, dove generalmente esistono misure ridondanti di tensioni ai nodi e flussi di potenza sulle linee.

Lo stato del sistema di potenza in corrente alternata è espresso dalle ampiezze delle tensioni e dagli angoli di fase ai nodi. Sebbene gli angoli di fase relativi delle tensioni ai nodi non possano essere misurati, questi possono essere calcolati usando dati acquisiti in tempo reale dal sistema. Questi dati sono elaborati da uno stimatore dello stato, un algoritmo che calcola le ampiezze delle tensioni e le fasi relative dei nodi del sistema. Mentre lo stimatore dello stato fornisce risultati simili a quelli disponibili con un programma di power flow convenzionale, i dati in ingresso e le procedure di calcolo sono piuttosto differenti.

Lo stimatore dello stato opera su ingressi real-time che sono di due tipi, *telemisure* e *telesegnali*. Lo stato on/off dei dispositivi di interruzione, determina la configurazione di rete. Ogni pochi minuti un completo set di misure è inviato al centro di controllo.

Nella stima dello stato il numero di misure è molto più grande del numero di dati in ingresso richiesti da un power flow convenzionale. Di conseguenza, ci sono molte più equazioni da risolvere rispetto alle variabili di stato incognite. Questa ridondanza è necessaria perché le misure contengono errori o alcune possono essere non disponibili a causa di malfunzionamenti del sistema di misura. Per il sistema di potenza in corrente alternata le equazioni sono non lineari e sono richieste soluzioni iterative come il metodo di Newton Raphson.

Scopo della stima dello stato è ottenere un modello real-time della rete, ovvero una rappresentazione matematica quasi statica delle condizioni reali di una rete di potenza. Questo modello è estratto ad intervalli da “snapshots” di misure real-time (misure analogiche e lo stato dei dispositivi di interruzione) così come da dati statici della rete (configurazione base e parametri).

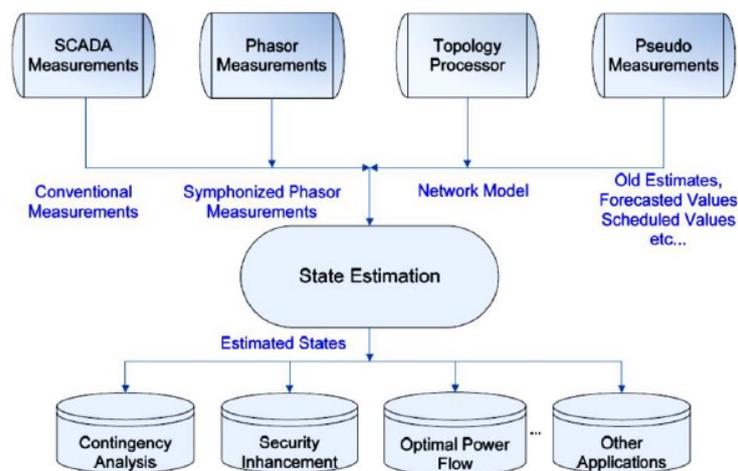


Figura 1.1. Ruolo della stima dello stato nel controllo e nella gestione dei sistemi di potenza.

1.4 Applicazioni generali di stima dello stato

I modelli di rete quasi statici sono di solito estratti da una singola scansione delle misure (uno “snapshot” delle misure del sistema) con nuove scansioni effettuate in 1 o 2 secondi. Per cui, il primo step nella modellazione real-time è la costituzione di un data base dinamico. Questo è eseguito dalla funzione di acquisizione dati, che processa sia i dati analogici che di stato. Le misure analogiche includono misure di flussi di potenza, iniezioni di potenza, ampiezze di tensione e corrente, angoli di fase, mentre i dati di stato consistono delle informazioni inerenti alla

configurazione della rete. Il database statico contiene la configurazione base della rete insieme ai parametri (ad esempio l'impedenza della linea). Se una variabile di stato può essere calcolata dai dati disponibili (sia dinamici che statici), è considerata essere osservabile. La stima dello stato convenzionale è eseguita su un modello nodi/rami dello stesso tipo di quello impiegato nei calcoli di power flow. La connessione della rete, comunque, è normalmente descritta in termini di nodi e dispositivi di interruzione. Il processore della tipologia di rete è usato per trasformare il modello nodi/dispositivi di interruzione in un modello nodi/rami.

Il processo di costruzione della topologia è eseguito prima della stima dello stato e altre funzioni correlate come l'analisi dell'osservabilità e l'elaborazione dei bad data; una volta che la topologia della rete è nota, la stima dello stato assume che la topologia è corretta, e procede a stimare lo stato ed identificare bad data analogici quando possibile. Nell'approccio convenzionale, la determinazione del modello real-time dai dati disponibili è decomposta in due sotto problemi principali: l'elaborazione dei dati logici e l'elaborazione dei dati analogici. Il primo consiste nell'elaborare la topologia e il secondo riguarda l'analisi di osservabilità e la stima dello stato in cui la topologia di rete e i parametri sono considerati noti, e i dati analogici sono elaborati usando un modello di rete nodi/rami.

Un sistema interconnesso, visto da un centro di controllo, è costituito dal sistema interno, con cui si intende l'area di controllo di cui uno specifico centro di controllo è responsabile. Idealmente, questa area di controllo è osservabile, ma non è sempre così nella realtà. Parte di essa può essere permanentemente o temporaneamente non osservabile, mentre parti della rete al di fuori dell'area di controllo, che sono normalmente non osservabili, possono essere rese tali tramite misurazioni dirette o scambio di dati.

La stima dello stato può essere estesa a tutto il sistema attraverso l'aggiunta di pseudo-misure basate sulla previsione di carico e programmi di generazione.

1.5 Stima dello stato convenzionale

Come discusso in precedenza, lo stimatore dello stato è usato per costruire il modello per la parte osservabile della rete. Con un appropriato livello di ridondanza, la stima dello stato può eliminare l'effetto dei bad data e permettere la temporanea perdita di misure senza influenzare significativamente la qualità dei valori stimati. La stima dello stato è principalmente usata per filtrare i dati ridondanti, per eliminare misure non corrette e per produrre stime dello stato affidabili, sebbene consenta la determinazione dei flussi di potenza in parti della rete che non sono

direttamente misurate. Sia l'analisi delle contingency, l'optimal power flow e il simulatore di dispacciamento si affidano alla qualità del modello real-time della rete ottenuto attraverso la stima dello stato, e ancor di più alcune funzioni necessarie dagli emergenti mercati dell'energia.

Per eseguire i compiti descritti, uno stimatore dello stato convenzionale normalmente impiega i seguenti set di variabili di stato:

- Tensioni nodali
 1. Ampiezza della tensione V_k al nodo k
 2. Angolo della tensione ϑ_k al nodo k
- Rapporto spire dei trasformatori
 1. Ampiezza del rapporto spire t_{km} nel trasformatore km
 2. Angolo del rapporto spire φ_{km} nel trasformatore km

Lo stimatore dello stato fornisce stime delle variabili di stato basate su una combinazione di misure e pseudo-misure dei seguenti tipi:

- Misure
 1. Ampiezza della tensione V_k al nodo k
 2. Angolo della tensione ϑ_k al nodo k
 3. Potenza attiva
 - a) Flusso P_{km} nel ramo km
 - b) Flusso $\sum P_{km}$ in un designato gruppo di rami
 - c) Iniezione al nodo P_k nel nodo k
 4. Potenza reattiva
 - a) Flusso Q_{km} nel ramo km
 - b) Flusso $\sum Q_{km}$ in un designato gruppo di rami
 - c) Iniezione al nodo Q_k nel nodo k
 5. Ampiezza del flusso di corrente I_{km} nel ramo km , e iniezione I_k al nodo k
 6. Ampiezza del rapporto spire t_{km} nel trasformatore km
 7. Angolo del rapporto spire φ_{km} nel trasformatore km
- Pseudo-misure
 1. Ampiezza target della tensione V_k^{sp} al nodo k
 2. Angolo target della tensione ϑ_k^{sp} al nodok
 3. Potenza attiva
 - a) Flusso target P_{km}^{sp} nel ramo km

- b) Limite VAR Q_k^{lim} al nodo k
4. Flusso di potenza reattiva target Q_{km}^{sp} nel ramo km
 5. Ampiezza del flusso di corrente target I_{km}^{sp} nel ramo km, e iniezione I_k al nodo k
 6. Limite tap t_{km}^{lim} nel trasformatore km
 7. Limite di sfasamento φ_{km}^{lim} nel phase-shifter km

La stima dello stato può essere formulata analiticamente adattando il problema di ottimizzazione già illustrato nella sezione precedente:

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } f(\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})) & (1.35) \\
 & \text{subject to } g(\mathbf{x}) = 0 \\
 & c(\mathbf{x}) \leq 0
 \end{aligned}$$

dove \mathbf{z} è un vettore di misure, $\mathbf{h}(\cdot)$ è una funzione vettoriale che lega le misure alle variabili di stato, $f(\cdot)$ è una funzione obiettivo, e $g(\cdot)$ e $c(\cdot)$ sono le funzioni vettoriali rappresentanti le quantità del power flow. Nel metodo dei minimi quadrati pesati è usata la seguente funzione obiettivo quadratica:

$$f(\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})) = (\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}))' \mathbf{W} (\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}))$$

dove l'apice denota la trasposizione, e \mathbf{W} è una matrice di pesi diagonale (per telemetria, è normalmente usato come peso l'inverso della varianza delle misure). Vincoli di uguaglianza e disuguaglianza sono usati per rappresentare valori obiettivo e limiti nelle parti non osservabili della rete. Possono essere usate anche funzioni obiettivo non-quadratiche come il valore assoluto dei residui, così come una combinazione di funzioni obiettivo quadratiche e non quadratiche.

1.6 Stima dello stato generalizzata

La stima dello stato generalizzata è eseguita su un modello in cui parte della rete può essere rappresentata a livello fisico, ad esempio modellata in termini di sezioni di nodi e dispositivi di interruzione. Gli stati convenzionali vengono arricchiti con nuove variabili di stato. L'analisi di osservabilità è estesa alle tensioni nelle sezioni nodali e flussi nei dispositivi di interruzione, e se i loro valori possono essere calcolati dalle misure disponibili, sono considerati essere osservabili. Il vantaggio principale della modellazione dei dispositivi di interruzione è la facilità di analizzare i

bad data quando gli errori topologici sono coinvolti (stato non corretto). Similarmente, la stima dei parametri è eseguita con l'aggiunta di nuovi stati e pseudo-misure.

L'idea dietro lo stimatore dello stato generalizzato può essere compresa con l'aiuto del diagramma mostrato in Figura 1.2, dove l'impedenza del ramo z_{km} non è nota e tutti i rami incidenti in k e m sono assunti essere noti.

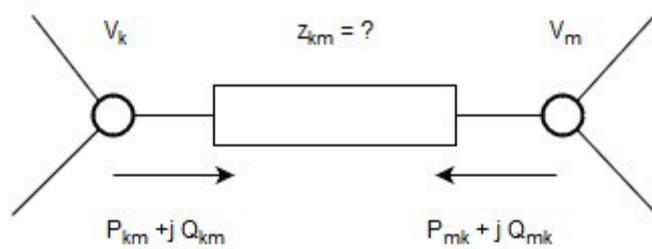


Figura 1.2 Rappresentazione di ramo e nodi di un sistema di trasmissione.

In questo caso la legge di Ohm non può essere usata per legare le variabili di stato V_k e V_m , associate ai nodi terminali k e m, con i flussi di potenza complessi nei rami $P_{km} + jQ_{km}$ e $P_{mk} + jQ_{mk}$. Questi flussi di potenza possono essere usati come stati aggiuntivi, sebbene essi non siano indipendenti, poiché sono legati dal vincolo

$$I_{km} + I_{mk} = 0 \quad \text{or} \quad \frac{P_{km} + jQ_{km}}{V_k e^{j\vartheta_k}} + \frac{P_{mk} + jQ_{mk}}{V_m e^{j\vartheta_m}} = 0$$

che può essere espressa dalle due seguenti pseudo-misure:

$$P_{km} V_m + (P_{mk} \cos \vartheta_{km} - Q_{mk} \sin \vartheta_{km}) V_k = 0$$

$$Q_{km} V_m + (P_{mk} \sin \vartheta_{km} + Q_{mk} \cos \vartheta_{km}) V_k = 0$$

Una misura di potenza iniettata al nodo k può essere espressa come la somma delle variabili di stato $P_{km} + jQ_{km}$ e i flussi in tutti gli altri rami incidenti su k. Poiché solo i flussi nei rami regolari sono funzioni delle variabili di stato nodali, l'impedenza non nota non farà parte del modello di misura. Un'analisi simile si fa per la misura di potenza iniettata al nodo m e le misure dei flussi di potenza fatti nel ramo di impedenza non nota. Una volta che lo stato della rete è stimato, il valore del parametro non noto può essere calcolato dalle stime.

Per un ramo a impedenza nulla, o un interruttore chiuso, valgono le seguenti:

$$V_k - V_m = 0$$

$$\vartheta_k - \vartheta_m = 0$$

In questo caso, le pseudo misure nelle equazioni sopra sono ridotte alle seguenti:

$$P_{km} + P_{mk} = 0$$

$$Q_{km} + Q_{mk} = 0$$

Per cui, piuttosto che usare P_{km} , Q_{km} , P_{mk} e Q_{mk} come stati addizionali, sono usati solo P_{km} e Q_{km} , e le pseudo-misure $P_{km} + P_{mk} = 0$ e $Q_{km} + Q_{mk} = 0$.

Per interruttori aperti e con stato non noto, le variabili di stato addizionali sono P_{km} e Q_{km} , come con gli interruttori chiusi. Nel caso di interruttori chiusi le pseudo-misure risultano:

$$P_{km} = 0$$

$$Q_{km} = 0$$

Nel caso di interruttori con stato non noto, non sono aggiunte pseudo-misure, poiché non ci sono informazioni addizionali. Questo approccio permette di modellizzare nello stesso algoritmo di stima dello stato i tre tipi principali di dati, per esempio stati, topologia e parametri.

Nello stimatore dello stato generalizzato, il set di variabili di stato riportato in precedenza è così aumentato per includere i seguenti stati:

- Flussi di potenza complessi
 1. Flusso di potenza attiva P_{km} e P_{mk}
 2. Flusso di potenza reattiva Q_{km} e Q_{mk}

Il set di misure e pseudo-misure è anche aumentato aggiungendo le seguenti:

- Misure
 1. Flusso di potenza attiva P_{km}
 - a) Negli interruttori
 - b) Nei rami ad impedenza nulla
 - c) Nei rami di impedenza non nota
 2. Flusso di potenza reattiva Q_{km}
 - a) Negli interruttori
 - b) Nei rami ad impedenza nulla
 - c) Nei rami di impedenza non nota
- Pseudo-misure
 1. Differenza delle ampiezze di tensione $V_k - V_m$ negli switch chiusi
 2. Differenza di fase di tensione $\vartheta_k - \vartheta_m$ negli switch chiusi

3. Flusso di potenza attiva P_{km} in uno switch aperto
4. Flusso di potenza reattiva Q_{km} in uno switch aperto
5. Differenza delle ampiezze di corrente $I_{km} + I_{mk}$
6. Differenza di ammettenza ΔY_{km} del modello equivalente a π

1.7 Algoritmo di Stima dello Stato usato da Terna S.p.a.

Questo paragrafo descrive l'algoritmo implementato nel software di Stima dello Stato usato da Terna, che determina il vettore degli stati, le iniezioni stimate tra le misure e aggiorna le varianze.

Le principali funzioni dello stimatore dello stato (SE) sono:

- Sostituire nel data base le telemisure (TM) non ben acquisite o messe fuori servizio dall'operatore;
- Identificare le "bad" TM (anche se ben acquisite);
- Mettere fuori servizio le TM che sono state identificate dallo SE come "bad" TM;
- Mandare ai Centri di Controllo le TM stimate che sono state messe fuori servizio dall'operatore.

Si fa notare che lo SE è in grado di calcolare valori validi solo per le aree con un sufficiente numero di TM così da avere aree osservabili.

I valori stimati corrispondenti alle buone TM non sono visualizzati (non sono scritti nel data base) perché si ritiene non siano utili e di utilizzo pratico (se la differenza tra il valore della TM e quello stimato è piccola, l'operatore non ha alcun interesse a vedere il valore stimato invece che quello misurato).

L'algoritmo usato è il metodo dei minimi quadrati pesati (Weighted Least Squares), già esposto nei precedenti paragrafi in modo generale, mediante il quale si determina il più probabile vettore degli stati (ampiezze e fasi delle tensioni) usando un numero di misure ridondante ed attribuendo un peso differente ad ogni equazione di misura, corrispondente all'inverso della relativa varianza.

La varianza di una misura tiene in conto la precisione dello strumento, del convertitore analogico/digitale e del canale di trasmissione. La precisione delle misure è nota solo in modo approssimato, per cui è necessario aggiornare le varianze con i valori probabili e successivamente aggiornarli on line, usando la differenza tra i valori stimati e le misure.

1.7.1 Modello matematico della rete

Data una rete elettrica, avente N bus e M misure, la cui topologia e parametri sono supposti noti, lo stato della rete è completamente definito da un vettore di stato di $2 \times N - 1$ variabili:

- N ampiezze della tensione ai nodi (V);
- $N - 1$ fasi (ϑ).

Con una semplice trasformazione di coordinate (da polari a rettangolari) le precedenti variabili possono essere sostituite da:

- N componenti dirette delle tensioni nodali (V_d);
- $N - 1$ componenti di trasferimento (in quadratura) delle tensioni nodali (V_q).

Da questo punto in avanti, saranno usati entrambi i tipi di coordinate.

Il vettore di stato è determinato dalla risoluzione del sistema:

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\eta} \quad (1.36)$$

con

$$E\{\boldsymbol{\eta} \cdot \boldsymbol{\eta}^T\} = \mathbf{W} \quad (1.37)$$

Dove:

- \mathbf{y} = vettore delle misure (M elementi);
- \mathbf{x} = vettore di stato ($2 \times N - 1$ elementi);
- $\boldsymbol{\eta}$ = vettore degli errori di misura (M elementi);
- \mathbf{W} = matrice di covarianza degli errori di misura ($M \times M$ elementi);
- \mathbf{h} = vettore delle espressioni analitiche delle misure, generalmente non lineare (M elementi).

Gli errori di misura sono assunti essere:

- Statisticamente indipendenti, il che implica che \mathbf{W} sia diagonale;
- Distribuzione gaussiana, con valore medio uguale a zero;
- Piccoli abbastanza da essere trattati come lineari.

1.7.2 Algoritmo dei minimi quadrati pesati

Stimare lo stato di una rete elettrica con il metodo dei minimi quadrati vuol dire determinare il vettore di stato \mathbf{x} che minimizza la funzione obiettivo definita come:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\eta}^T \mathbf{W}^{-1} \boldsymbol{\eta} \quad (1.38)$$

che diventa:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \quad (1.39)$$

che implica soddisfare la condizione:

$$\left. \frac{\partial \mathbf{J}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = -2 \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{W}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] = 0 \quad (1.40)$$

dove \mathbf{H} è la matrice jacobiana delle equazioni ($2*N-1$, $2*N-1$ elementi).

La soluzione del sistema non lineare:

$$\mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \mathbf{W}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] = 0 \quad (1.41)$$

usando il metodo di Newton-Raphson richiede l'iterazione sull'espressione lineare:

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i + [\mathbf{H}^T(\mathbf{x}_i) \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}(\mathbf{x}_i)]^{-1} \mathbf{H}^T(\mathbf{x}_i) \mathbf{W}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_i)] \quad (1.42)$$

La serie \mathbf{x}_i può convergere o no, in base al valore iniziale del vettore di stato: se converge, $\hat{\mathbf{x}}$ è il valore di convergenza.

- $[\mathbf{H}^T \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}]$ è chiamata matrice di guadagno ed è simmetrica.
- $[\mathbf{H}^T \mathbf{W}^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_i))]$ è chiamato vettore dei residui e va a zero quando \mathbf{x} tende a $\hat{\mathbf{x}}$. Questa proprietà è usata per testare la convergenza della serie \mathbf{x}_i .

Il sistema linearizzato per calcolare la variazione del vettore di stato allo i -esimo step può essere scritto nella forma generale:

$$\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (1.43)$$

dove

- \mathbf{A} = matrice di guadagno;
- \mathbf{b} = vettore dei residui.

Il vettore dei residui, come mostrato in precedenza, può essere usato per verificare che la norma scelta sia minore di una soglia prefissata.

Le norme più semplici ed efficienti sono le seguenti:

- Modulo del residuo massimo;
- Somma dei moduli dei residui;
- Somma dei quadrati dei residui.

1.7.3 Identificazione dei bad data

La funzione obiettivo della stima è

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W}^{-1} [\mathbf{y} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \quad (1.44)$$

Con le ipotesi che gli errori di misura siano gaussiani e \mathbf{W} sia la loro matrice delle covarianze, la funzione obiettivo ha una distribuzione statistica χ^2 con:

$$\nu = M - (2 * N - 1) \quad (1.45)$$

gradi di libertà.

Ciascun valore χ^2 ha una probabilità associata r che un set di misure, appartenenti alla supposta popolazione statistica, abbia una funzione obiettivo $\mathbf{J} > \chi^2$.

Questa probabilità ovviamente diminuisce al crescere di χ^2 .

Il valore $1-r$ definisce la probabilità che la funzione obiettivo menzionata ($\mathbf{J} > \chi^2$) non riguarda il set di misure appartenenti alla supposta popolazione statistica, cioè esiste almeno un bad data.

Per cui la funzione obiettivo può essere adottata come un identificatore di bad data.

Sfortunatamente, la conoscenza delle deviazioni standard delle misure non è completa, con la conseguente riduzione dell'affidabilità dell'identificatore.

1.7.4 Valori stimati

Quando il vettore di stato $\hat{\mathbf{x}}$ è noto, è possibile determinare i valori stimati $\hat{\mathbf{y}}$ corrispondente a ciascuna misura usando la sua espressione analitica:

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.46)$$

La differenza \mathbf{s} tra ciascuna misura e il corrispondente valore misurato è:

$$\mathbf{s} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.47)$$

Ovviamente è anche possibile stimare valori non misurati, usando le relative espressioni analitiche; per questi le differenze \mathbf{s} sono prive di significato.

1.7.5 Pseudo-misure

Eseguendo il calcolo della stima dello stato, la differenza principale che caratterizza il sistema di subtrasmissione rispetto alla trasmissione risiede nella bassa disponibilità di misure online.

Le misure disponibili, in genere, sono le seguenti:

- Potenza attiva e reattiva nei nodi stazione 380/132 kV o 220/132 kV e nelle cabine AT/MT
- Flussi di potenza attiva e reattiva sulle linee in partenza dalle stazioni
- Tensioni ai nodi
- Correnti sulle linee in partenza dalle stazioni

Usando solo queste misure, sorge un problema noto come “osservabilità” della rete. Infatti, il numero di variabili di stato n (ampiezza e fase delle tensioni) supera il numero di misure m , di conseguenza è impossibile risolvere il sistema, poiché il numero di parametri non noti dovrebbe essere più grande del numero di equazioni. Allo scopo di superare il problema di osservabilità e raggiungere lo stato operativo stimato della rete, l’algoritmo di SE deve integrare, oltre alle misure real-time disponibili, anche una serie di pseudo-misure, che risultano essere le stime dei carichi e delle unità di generazione. Comunque non è possibile avere una stima deterministica dei valori delle pseudo-misure, data l’alta variabilità del carico.

Quindi, quando il set di misure real-time disponibili non è sufficiente a permettere il calcolo dello stato del sistema, allora si introducono pseudo-misure artificiali. Queste pseudo-misure sono tipicamente calcolate usando previsione di carico a breve termine (short term load forecasts) o dati storici e sono molto meno accurate delle misure real-time. In un secondo momento, il problema si riduce a determinare il punto operativo del sistema tanto accuratamente quanto possibile basandosi su questo set limitato di dati reali.

Come già affermato, i dati che sono usati per la Stima dello stato includono i parametri della rete di potenza come la resistenza, reattanza e suscettanza della linea di trasmissione insieme ad un set di

misure e l'uscita dello Stimatore dello Stato è lo stato della rete di potenza (ad esempio le tensioni e le relative fasi). Le misure tradizionali includono una parte delle ampiezze delle tensioni ai nodi, iniezioni di potenza attiva e reattiva ai nodi e flussi di potenza attiva e reattiva attraverso le linee di trasmissione. I parametri nominali della rete e anche le misure attraverso la rete in realtà non sono accurati e hanno una non ben determinabile incertezza.

Dal punto di vista dei gestori del sistema, per migliorare la qualità della rete, l'affidabilità e la sicurezza, è importante sapere dove investire. Per ottenere migliori Stimatori dello Stato, è possibile sia aumentare l'accuratezza delle misure acquistando nuovi strumenti di misura di alta precisione oppure eseguire misure accurate dei parametri di rete, costruendo un modello della rete in tempo reale. Razionalmente avere sia misure che parametri accurati sarebbe la via migliore, ma potrebbe non essere economicamente fattibile e allora si cerca una soluzione ottimizzata. Avere misure esatte ma parametri di rete con grande incertezza (o viceversa) non necessariamente migliora la stima dello stato ma è interessante sapere quanto è efficace.

2 Monitoraggio e sicurezza della rete elettrica in alta tensione

Il sistema fisico oggetto di questo elaborato è il Sistema Elettrico italiano ed in particolare la rete elettrica di sub-trasmissione (132 kV) del Nord Ovest, gestita e controllata dal Centro di Ripartizione Terna di Torino.

In questa sezione, dopo alcuni cenni sui concetti generali di sicurezza del sistema di potenza, si descrive brevemente la composizione della rete elettrica di sub-trasmissione e come è articolato il sistema di controllo e di monitoraggio della suddetta rete.

2.1 Sicurezza del sistema

Obiettivo principale nella gestione dei sistemi elettrici di potenza è la sicurezza della rete, concetto associato con la probabilità di mantenere un'adeguata alimentazione e bassa probabilità di perdita di carico. Le azioni di controllo orientate alla sicurezza sono quindi dedicate ad evitare blackouts e danni alle apparecchiature.

L'analisi delle contingencies, ovvero la perdita di attrezzatura di trasmissione e/o di unità produttive, include l'analisi dei possibili eventi indesiderati che possono accadere con alta probabilità per identificare quelle potenzialmente pericolose, ad esempio quelle che potrebbero portare il sistema in uno stato di emergenza.

La figura 2.1 illustra una classificazione dei livelli di sicurezza della rete di potenza che sono necessari per definire le azioni di controllo. La determinazione del livello corrente di sicurezza di un sistema e le appropriate azioni di controllo da prendere a ciascun livello, sono effettuate da varie funzioni di sicurezza, usando spesso criteri di tipo economico. Tutte queste funzioni hanno in comune il bisogno di conoscere lo stato attuale del sistema fornito dallo stimatore dello stato.

- Livello 1 (*Secure*): tutto il carico è alimentato senza violazione dei vincoli. Nel caso di una contingency, non si verifica nessuna violazione dei vincoli. In questo livello, la rete sopravvive ad ogni contingency postulata senza il bisogno di affidarsi ad azioni di post-contingency.
- Livello 2 (*Correctively Secure*): tutto il carico è alimentato senza violazione dei vincoli, come al livello 1, e una contingency non causa perdite di carico se sono intraprese appropriate azioni di controllo per correggerle. Questo livello è più economico del livello 1, ma si affida su azioni post-contingency eseguite dal centro di controllo.

- Livello 3 (*Alert*). Tutto il carico è alimentato senza violazione di vincoli, come al Livello 1 e 2, ma alcune violazioni causate da una contingency non possono essere corrette senza perdita di carico. Il sistema può essere riportato al livello 1 o 2 usando un optimal power flow con vincoli di contingency.
- Livello 4 (*Correctable Emergency*). Tutto il carico è alimentato, ma i vincoli sono violati. Questi possono essere corretti senza perdite di carico. Il sistema può essere riportato al livello 3 da azioni correttive. A questo livello i limiti nel lungo e medio termine usati nei livelli 1, 2, 3 possono essere violati, ma non i limiti nel breve termine.
- Livello 5 (*Noncorrectable Emergency*). Tutto il carico è alimentato ma i vincoli sono violati e la situazione non può essere corretta senza perdita di carico. La quantità e la posizione della perdita di carico può essere ottimizzata da un programma di optimal power flow.
- Livello 6 (*Restorative*). Non sono violati vincoli, ma si è verificata il distacco di carico. Il controllo in ripristino ha lo scopo di ritornare al livello 1 o 2.

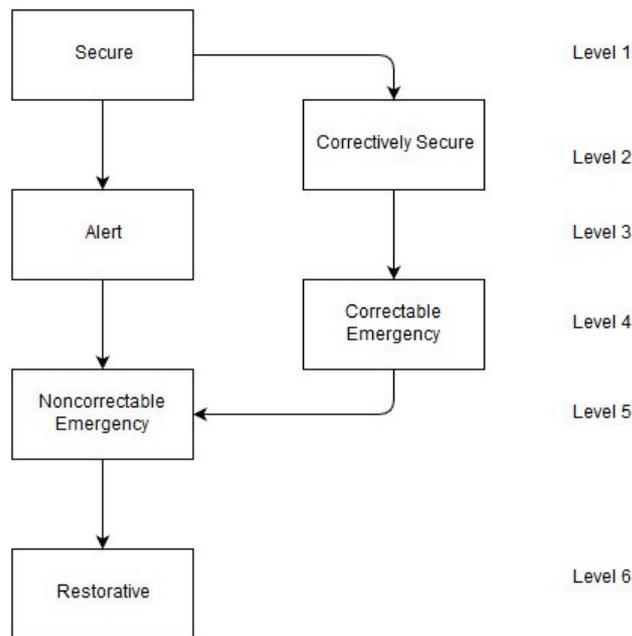


Figura 2.1 Livelli di sicurezza nelle reti elettriche di potenza.

Il Centro di Controllo esegue processi real-time per mantenere un prefissato livello di sicurezza al minimo costo operativo. Il mantenimento di un prefissato livello di sicurezza è garantito per evitare condizioni di emergenza, e, se si verifica un'emergenza, per garantire il ripristino della rete dalle condizioni di emergenza.

2.2 La rete elettrica di Trasmissione

La trasmissione rappresenta il passaggio intermedio tra la produzione e la distribuzione agli utilizzatori di energia elettrica, che viene attuata con un'infrastruttura costituita, oltre che dalle linee di alta e altissima tensione, anche altri componenti e sottosistemi necessari per operazioni di controllo e di gestione.

La rete di trasmissione è esercita con una struttura magliata (tale cioè che siano possibili più percorsi tra un nodo e l'altro) con punti di immissione dell'energia elettrica (le centrali) e punti di prelievo (le stazioni di trasformazione verso le reti a tensione inferiore) tra di loro collegati da una rete di elettrodotti di AAT e AT.

I livelli di tensione della rete di trasmissione sono i seguenti:

- Rete con tensione nominale pari o superiore a 220 kV (altissima tensione);
- Rete con tensione nominale tra 30 e 150 kV (alta tensione, detta anche di sub-trasmissione).

La rete di trasmissione copre l'intero territorio nazionale, con distanze tra i nodi (stazioni) variabile normalmente tra i 30 e i 100 km e potenze dell'ordine di centinaia di MW (la potenza di trasporto delle singole linee è compresa tra i 100 MW e i 2000-3000 MW).

Oltre ad assicurare il trasporto dell'elettricità generata nelle centrali, essa ha anche la funzione di interconnettere la rete nazionale con le reti di altri Paesi, in modo da ottimizzare la produzione e permettere una funzione di soccorso in caso di fuori servizio o malfunzionamenti di centrali e reti.

Complessivamente la rete di trasmissione italiana è costituita da circa 69872 km di linee ad alta tensione e da 484 stazioni elettriche di potenza compresa tra 132 e 380 kV e da 1751 cabine primarie di distribuzione di potenza compresa tra 132 e 220 kV.

All'interno della rete di trasmissione si inseriscono quelle linee più propriamente dette di sub-trasmissione. Sono reti esercite a varie tensioni normalizzate comprese tra i 50 e i 150 kV (oggetto dell'elaborato è stata la rete a 132 kV).

Esse ricevono l'energia dai nodi della rete di trasmissione, sovente attraverso autotrasformatori e la ripartiscono in molti punti, per alimentare le reti di distribuzione a media tensione (MT), tramite trasformatori AT/MT di potenza in generale tra i 10 MVA e i 70 MVA.

Queste reti hanno configurazione poco magliata, per l'esercizio a schema magliato o radiale. La loro estensione dipende essenzialmente dalla densità di carico (in Italia possono avere estensione regionale nelle zone montuose di bassa densità di carico, estensione provinciale nelle zone a media

densità, mentre comunale nei grossi centri urbani o industriali). La potenza trasportata varia da pochi MW a molte decine di MW.

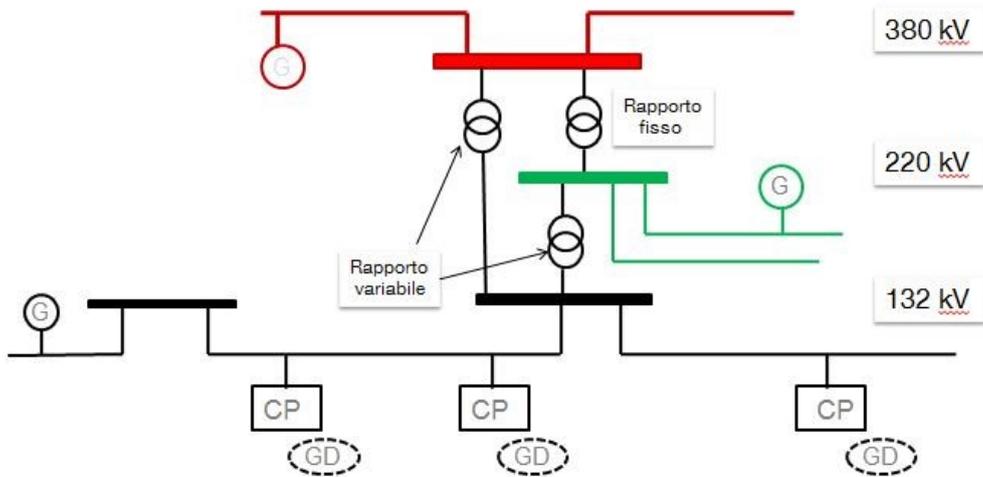


Figura 2.2 Struttura schematica rete di trasmissione.

Si riporta lo schema topografico della rete elettrica a 380 kV italiana e lo schema topografico della rete elettrica dell'area Nord Ovest.



Figura 2.3 Rete elettrica italiana 380 kV.

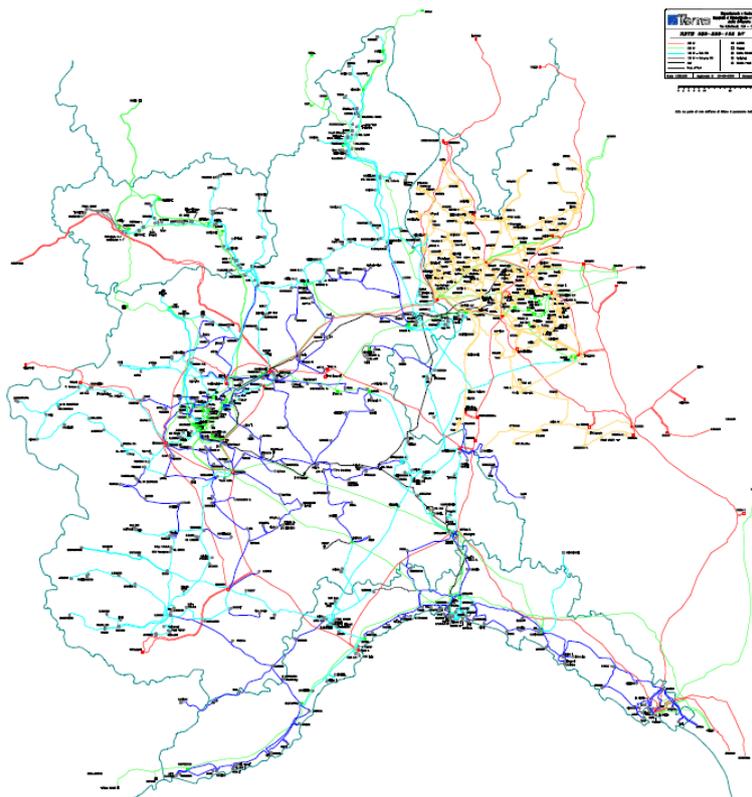
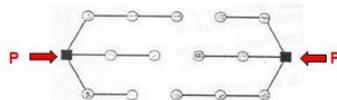


Figura 2.4 Schema topografico rete elettrica Nord-Ovest.

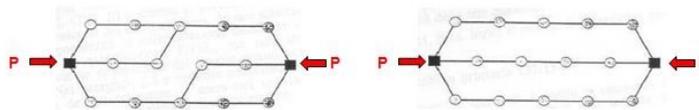
2.2.1 Struttura dei sistemi elettrici di trasmissione

Come già accennato, esistono due tipologie principali di assetti di rete:

- Linee esercite in assetto *radiale* (flussi dipendenti dai carichi);
- Porzioni di rete esercite in assetto *magliato* (flussi dipendenti dai carichi e dalla struttura della rete).



linee esercite in assetto radiale
(flussi dipendenti dai carichi)



porzioni di rete esercite in assetto magliato
(flussi dipendenti dai carichi e dalla struttura della rete)

Figura 2.5 Assetti di rete principali.

Le reti di trasmissione in alta tensione ($AT > 30 \text{ kV}$) sono esercite in assetto magliato.

L'esercizio generale risulta più complesso, poiché la potenza può fluire nei collegamenti della rete sia in una direzione che nell'altra, al trascorrere del tempo e a seconda della sua configurazione, della distribuzione delle produzioni (dispacciamento) e delle variazioni dei carichi.

Per contro, la ridondanza di alimentazione conferisce alle reti di trasmissione livelli di affidabilità decisamente superiori, necessari dovendo esse alimentare le reti a tensione inferiore.

La **rete primaria** (380/220 kV) è esercita in assetto “*interamente magliato*”, ossia con tutte le linee chiuse in corrispondenza dei nodi (stazioni elettriche) della rete stessa: in questo assetto si ha la massima sicurezza delle condizioni di esercizio.

La rete è sempre gestita in “Sicurezza N-1”, cioè in modo tale che il fuori servizio accidentale di un qualsiasi componente non determini funzionamenti anomali della rete stessa.

La **rete di subtrasmissione** (150/132 kV) è esercita in assetto “*magliato ad isole di carico*”, più o meno estese a seconda delle linee a disposizione, dei punti di iniezione di potenza (centrali o trasformazioni dalla rete primaria) e dei carichi da alimentare.

La sicurezza in condizioni N-1 resta il requisito fondamentale.

I vantaggi dell'esercizio ad isole di carico sono:

- Contenimento delle correnti di cortocircuito nelle stazioni;
- Limitazione nell'estensione di “disservizi gravi” e maggiore rapidità nella ripresa del servizio;
- Diffusione dei disturbi dell'alimentazione elettrica contenuta (buchi di tensione, flicker, armoniche);
- Semplicità nella previsione dei flussi e nel controllo dei profili di tensione da parte degli operatori;
- Funzionamento ottimale del sistema protettivo.

Le reti di distribuzione in media tensione (MT $1000 \text{ V} \div 30 \text{ kV}$) ed in bassa tensione (BT $50 \text{ V} \div 1000 \text{ V}$) sono esercite in assetto “*radiale*”. L'esercizio in tali condizioni è relativamente semplice, nonostante l'estensione delle reti, le correnti di guasto sono contenute e le soluzioni tecnologiche per i sistemi di protezione sono semplici, pur garantendo la selettività richiesta. Per contro, nel caso in cui venga meno l'unica fonte di alimentazione, si determina il temporaneo distacco di una porzione di rete.

2.2.2 Rete di distribuzione primaria a 132 – 150 kV

La struttura tipica della rete di distribuzione primaria, è ad isola (Figura 2.6), costituita da linee (che nel seguito chiameremo arterie) in parallelo tra loro tra due nodi di alimentazione; tali arterie alimentano ad “entra-esce” cabine primarie.

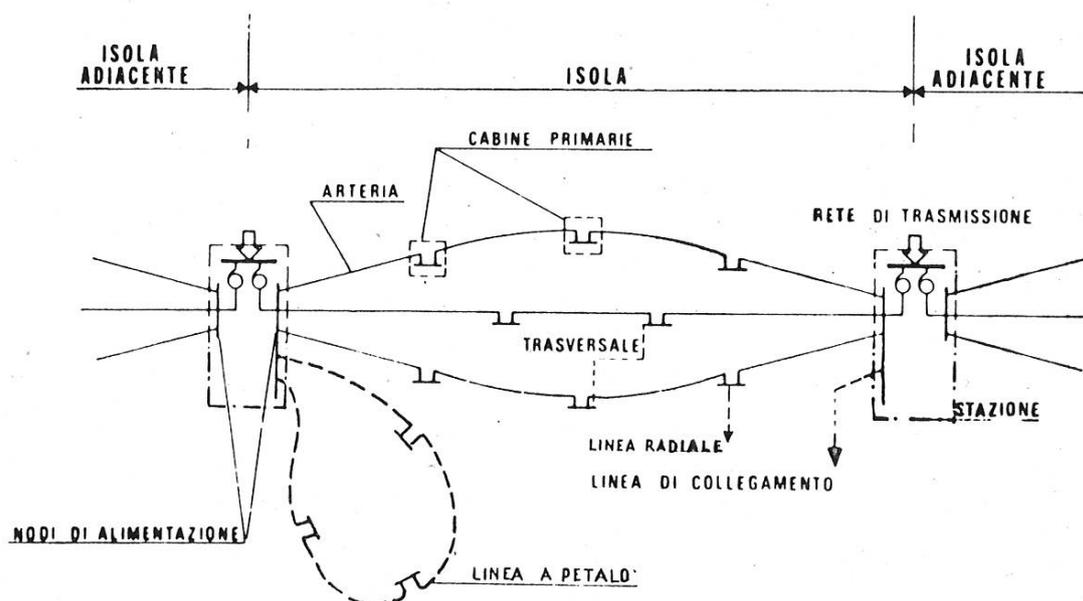


Figura 2.6 Rete tipica di distribuzione primaria ad isole.

I nodi di alimentazione delle isole sono sezioni di sbarra delle stazioni 380/132-150 kV; ogni nodo di alimentazione è quindi collegabile ad uno dei nodi di alimentazione di un'altra isola adiacente attraverso il congiuntore di sbarra ed è alimentato da un autotrasformatore unificato da 250 MVA dalla rete di trasmissione a 380 kV. I due nodi di alimentazione della stessa stazione sono di norma non collegati ma possono esserlo quando in uno dei due nodi venga a mancare il trasformatore di alimentazione.

Una struttura di questo tipo consente di limitare la corrente di cortocircuito nella rete a 132-150 kV.

Oltre le arterie si possono presentare nell'isola:

1. Linee a “*petalo*” che nascono e terminano nello stesso nodo di alimentazione, alimentando ad “entra-esce” più cabine primarie;
2. Linee “*trasversali*” che collegano cabine primarie di arterie diverse della stessa isola;
3. Linee di “*collegamento*” tra nodi o cabine di un'isola e nodi o cabine di un'altra isola;
4. Linee “*radiali*”, derivate da un nodo di alimentazione o da una cabina primaria.

Queste linee sono da considerarsi come un'eccezione alla regola; la linea a petalo infatti comporta un'affidabilità più bassa nell'alimentazione delle cabine a causa dell'unico nodo di alimentazione,

mentre le linee trasversali e di collegamento, salvo casi particolari, non aumentano l'affidabilità del sistema in proporzione al loro costo, aumentando invece i livelli di corrente di cortocircuito. La linea radiale comporta un livello di affidabilità decisamente più basso; essa è destinata prevalentemente ad alimentare utenti che possono accettare tale livello.

La struttura della rete effettiva può differire da quella tipica di riferimento nel senso che le alimentazioni di ogni isola possono essere fatte in più di due punti e dalla rete a 220 kV, anziché dalla rete a 380 kV, e possono prevedere in ogni punto potenze di trasformazione diverse da 250 MVA anche con più unità in parallelo di potenza ridotta. Talvolta la rete è anche alimentata direttamente da centrali. In ogni caso deve essere rispettata la condizione che la corrente di cortocircuito non superi i 20 kA anche nel caso in cui si devono collegare i due nodi di una stazione per far fronte al fuori servizio, in quella stazione, dell'alimentazione di una delle due isole.

Nelle reti si verifica anche il caso di utenti derivati a T da tronchi di arteria; questo sistema di allacciamento deve essere riservato agli utenti che possono accettare un livello più basso di affidabilità dell'alimentazione e non deve condizionare il criterio di esercizio dell'intera rete.

Ogni rete di distribuzione primaria ad isola funziona normalmente con tutte le arterie delle singole isole chiuse mentre le isole sono normalmente non collegate tra loro. Sono quindi non collegati i nodi contigui di alimentazione nell'ambito della stazione e sono aperte le linee di collegamento tra cabine di isole diverse. Nel caso di guasto di uno dei due trasformatori della stessa stazione due isole adiacenti vengono collegate in questa stazione, per mettere in comune le riserve di alimentazione.

È però previsto anche un funzionamento radiale, ottenuto aprendo le arterie in corrispondenza di cabine primarie, da adottarsi ogni qualvolta sussista un concreto rischio di sovraccarico dei trasformatori di alimentazione o delle arterie per indesiderati transiti di potenza di trasmissione attraverso l'isola.

Il sistema di protezione è basato su protezioni distanziometriche; ogni tronco di arteria è equipaggiato agli estremi con interruttori muniti di protezione distanziometrica con richiusura rapida trifase. Il tempo di richiusura è sufficientemente lungo per non richiedere l'allungamento del primo gradino assicurando così, in funzionamento ad arteria chiusa, la continuità anche transitoria dell'alimentazione delle cabine primarie (a rete sana).

Nel caso di funzionamento ad arterie aperte (radiale) l'interruttore che seziona l'arteria, permanentemente aperto, è munito di un dispositivo automatico che provvede alla sua chiusura

quando venga a mancare permanentemente tensione ad uno dei suoi morsetti; ciò consente ancora alle protezioni distanziometriche di operare la selezione del tronco guasto.

Tale dispositivo può essere installato anche nelle cabine in cui vengano sezionate le linee di collegamento tra isole diverse.

Con questa soluzione la richiusura monofase non è stata prevista in quanto inutile in funzionamento magliato e spesso inefficace in funzionamento radiale. Inoltre essa comporta un maggior costo ed una minore affidabilità nel funzionamento degli interruttori.

2.2.3 Stazioni elettriche

La stazione elettrica è un impianto dove si realizza l'interconnessione tra linee a diversa tensione. Tramite il trasformatore vengono collegati due nodi a tensione diversa nei quali convergono le corrispondenti linee elettriche. Nella stazione sono presenti tutte le apparecchiature per l'esecuzione delle manovre di apertura, chiusura, sezionamento, delle linee afferenti e per poter gestire i flussi di energia. I livelli di tensione presenti in una stazione elettrica sono: 380 kV, 220 kV, 132 kV.

Esse in gergo sono dette anche stalli di stazione. In Italia le stazioni elettriche sono di proprietà del TSO (Terna) che le gestisce in relazione all'intero Sistema Elettrico Nazionale.

In Figura 2.7 è riportato uno schema unifilare di una tipica stazione di trasmissione.

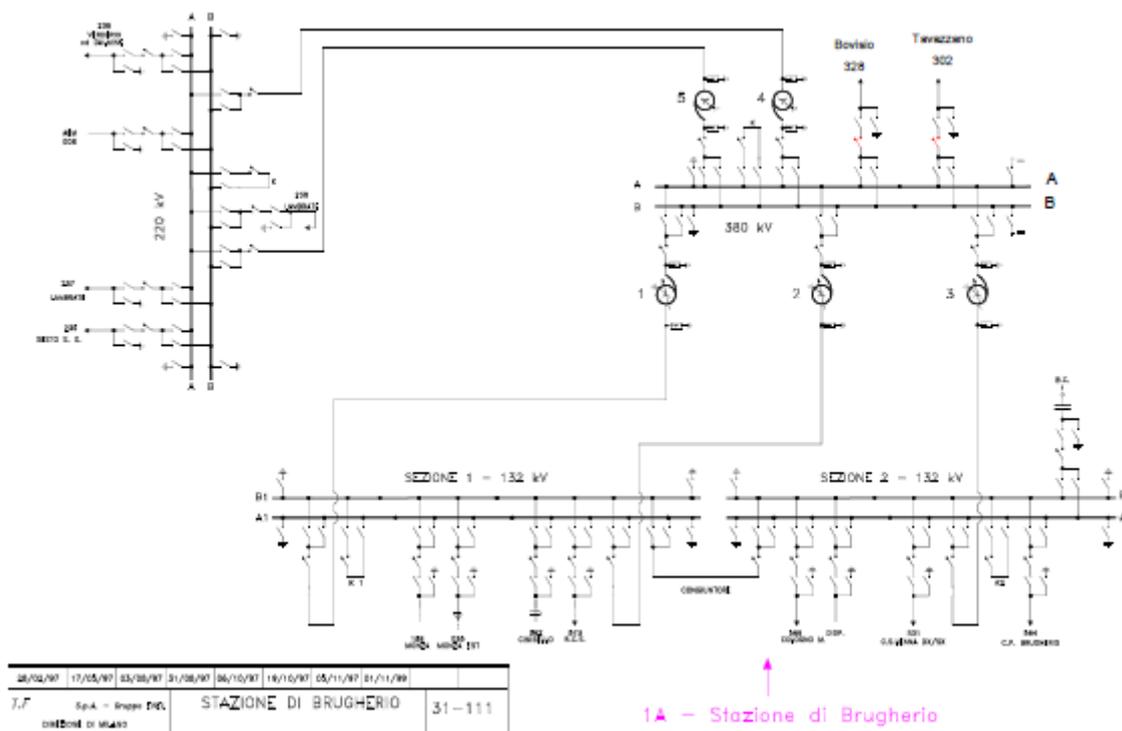


Figura 2.7 Schema unifilare di una tipica stazione elettrica.

Le stazioni si differenziano in base al tipo di isolamento. Si parla, infatti, di stazione con isolamento in aria e stazioni blindate in SF6 (esafluoruro di zolfo).

In Figura 2.8 è riportata la vista di una stazione elettrica con isolamento in aria.



Figura 2.8 Stazione elettrica con isolamento in aria.

In Figura 2.9 invece è raffigurato l'interno di una stazione blindata con isolamento in SF6.



Figura 2.9 Stazione elettrica con isolamento in SF6.

2.2.4 Stazioni di distribuzione AT/MT

La stazione di distribuzione AT/MT, detta anche cabina primaria (CP) ha la funzione di trasformare la tensione in ingresso (solitamente 120kV, 132kV o 150kV, raramente anche 60kV o 220kV) in media tensione (15 o 20 kV in base alla zona geografica da alimentare).

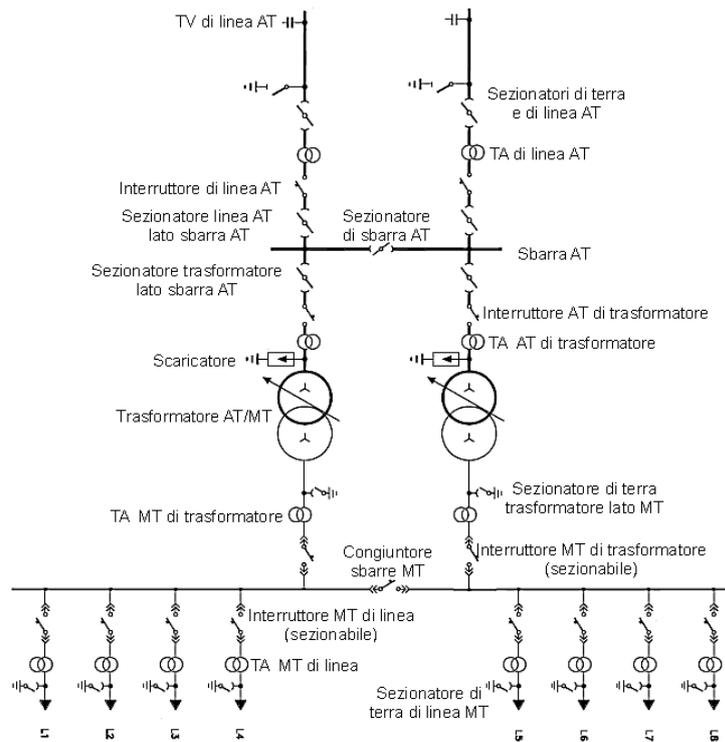


Figura 2.10 Esempio di schema unifilare di Cabina Primaria.

La struttura di una cabina primaria è la seguente:

- Linea elettrica in alta tensione (AT) in ingresso (preferibilmente almeno due per cabina);
- Trasformatore di tensione (TV);
- Sezionatori di linea AT;
- Trasformatore di corrente (TA);
- Interruttori di linea AT;
- Sezionatori di sbarre AT;
- Sbarre AT di cabina primaria;
- Sezionatori di interruttore AT del trasformatore;
- Trasformatore AT/MT (preferibilmente almeno due per cabina);
- Trasformatore di corrente (TA) lato MT;

- Interruttore MT del trasformatore;
- Sbarre MT di cabina primaria
- Interruttori delle linee a media tensione.

2.2.5 Componenti principali della rete di trasmissione

I componenti principali di una rete di trasmissione si distinguono in:

- Trasformatori di interconnessione AAT/AT: connessione tra differenti livelli di trasmissione;
- Trasformatori di distribuzione AT/MT: connessione tra trasmissione e distribuzione;
- Convertitori AC/DC e DC/AC;
- Condensatori/reattori di potenza: dispositivi per la regolazione di tensione/potenza reattiva;
- Dispositivi di interruzione e sezionatori: per modificare la topologia della rete;
- Trasformatori di misura: per scopi di protezione e misura;
- Sistema di controllo e protezione: per operare sui dispositivi di interruzione;
- Dispositivi di comunicazione: per comando e supervisione della rete da remoto;

I vari tipi di nodi presenti nella rete di trasmissione possono essere distinti in:

- Stazioni di trasmissione (TS): sono i nodi della rete di proprietà e gestiti direttamente dal TSO sotto la propria responsabilità;
- Centrali di produzione (PP): impianti di generazione in cui viene trasformata energia di diverso tipo in elettrica; appartengono ad aziende di generazione in competizione;
- Feeders del sistema di Distribuzione: nodi, dotati di trasformatori AT/MT;
- Grandi utenze: nodi con utenti direttamente collegati alla rete di trasmissione che assorbono alta potenza (> 5 MW).

2.2.6 Struttura multilayer del sistema di trasmissione

I moderni sistemi di potenza contengono una grande quantità di dispositivi informatici che formano la *cyber network*, dove viaggiano tele-misure e tele-segnali con lo scopo di monitorare, controllare e proteggere la *physical network*, ovvero il sistema fisico reale dove ci sono i flussi di potenza. L'interdipendenza delle due rende i sistemi di potenza dei *cyber-physical power systems*. Il cyber

layer introduce nuove incertezze, migliorando però la qualità dell'alimentazione. Malfunzionamenti imprevisti nel cyber layer possono condurre alla perdita di visibilità e controllo del physical layer, portando il sistema in pericolo.

Altro livello da considerare è il Decision Making Layer, dove gli operatori della rete prendono le decisioni per una corretta gestione del sistema.

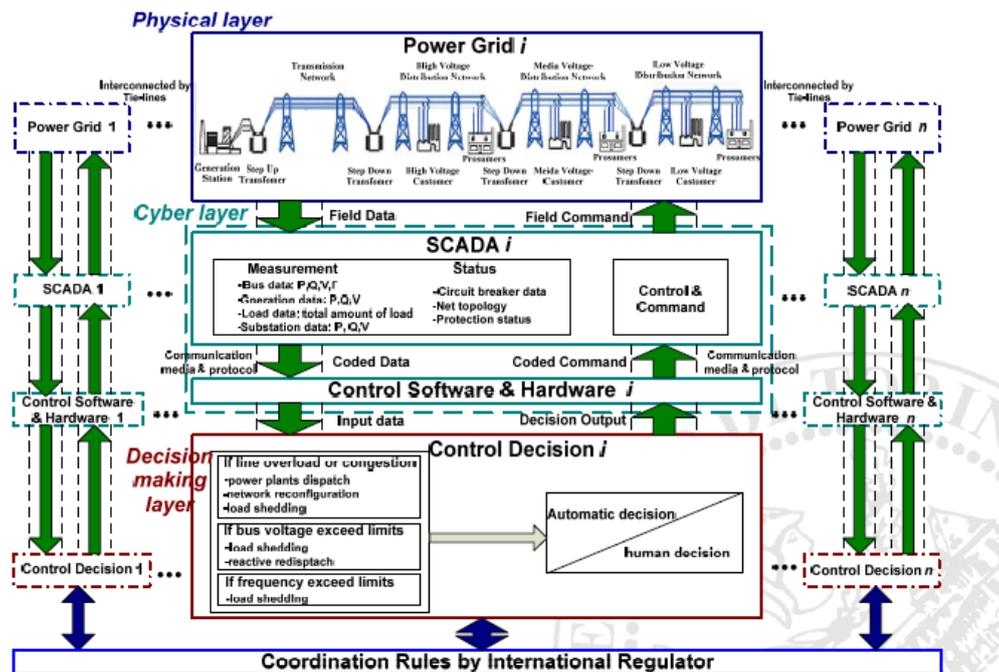


Figura 2.11 Struttura Multilayer dei sistemi di trasmissione.

2.2.7 Remote Terminal Units (RTU)

I Remote Terminal Units rappresentano l'interfaccia dei nodi di rete nel physical layer con il cyber layer. Essi sono dei dispositivi dotati di un microprocessore e un set di canali di ingresso/uscite digitali ed analogici.

Alcuni nodi sono connessi ad un dedicato RTU mentre altri possono essere raggruppati sotto lo stesso RTU. Questi richiedono una comunicazione bilaterale con il Sistema di Controllo attraverso appropriati canali di comunicazione. Questi canali possono essere implementati attraverso vari mezzi fisici (fibra ottica, onde radio, comunicazioni via satellite).

La rete di comunicazione gestita da Terna usa il protocollo di comunicazione IEC 60870-5-104, ed è dotata di circa 1150 punti di acquisizione dati, con supporto fisico costituito principalmente da fibra ottica.

Accanto alla rete di comunicazione di proprietà del TSO, esistono anche delle reti pubbliche di compagnie di telecomunicazioni che possono essere usate anche per scopi inerenti i sistemi di potenza.

2.3 Controllo e conduzione del sistema di trasmissione

La supervisione, il monitoraggio e il controllo dei sistemi di potenza avvengono in centri di controllo dedicati, chiamati Energy Management Systems (EMS), dove si eseguono calcoli di power flow, stima dello stato e analisi di sicurezza.

I centri di controllo prendono un set esteso di informazioni relative allo stato del sistema (correnti, tensioni, stato dei dispositivi) attraverso il sistema SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition).

I centri di controllo regionali monitorano, in tempo reale, lo stato del sistema per mantenerlo nel suo stato normale di funzionamento, considerando vincoli economici e di sicurezza, aggiustando le variabili di controllo del sistema (tensioni ai nodi, correnti e flussi di potenza).

Una significativa quantità di informazioni è scambiata tra i centri di controllo e le sottostazioni e tra centri di controllo dei TSO vicini. Le informazioni direttamente gestite dai centri di controllo sono dette informazioni real-time. La parte di informazioni non real-time riguarda un considerevole gruppo di dati tecnici ed amministrativi, i più importanti dei quali sono informazioni commerciali.

Il controllo e la conduzione della rete sono le attività di gestione del sistema elettrico di potenza in tempo reale, finalizzate a garantire l'adeguatezza e la sicurezza del sistema stesso, nonché l'integrità fisica delle persone e degli oggetti che interagiscono con il sistema o che ne fanno parte. Si descrivono in breve questi concetti, almeno a livello generale.

- Adeguatezza del sistema elettrico: soddisfacimento del fabbisogno nazionale di energia elettrica con adeguati margini di riserva;
- Sicurezza del sistema elettrico: corretto funzionamento del sistema elettrico e di tutti i suoi componenti entro i limiti di variabilità ammissibile per le grandezze elettriche;
- Sicurezza delle persone e dei componenti del sistema: attività tesa a garantire la sicurezza e l'integrità fisiche del personale che svolge le attività di manutenzione sui componenti del

sistema, delle persone e degli oggetti che possono entrare accidentalmente in contatto con il sistema e dei componenti del sistema stesso;

- Disaster recovery: attività tesa a garantire la continuità del servizio elettrico anche in caso di indisponibilità permanente o transitoria delle infrastrutture tecnologiche dedicate.

L'attività di controllo consiste nella gestione dei flussi di potenza sul sistema elettrico al fine di soddisfare il fabbisogno nazionale di energia elettrica, per la cui copertura vengono utilizzate le risorse approvvigionate durante il giorno prima sui vari mercati dell'energia.

La copertura del fabbisogno è effettuata mediante:

- Attuazione dei programmi di produzione in uscita dai mercati dell'energia.
- Gestione degli scostamenti fra situazione prevista e situazione reale in termini di domanda di energia.
- Gestione degli scatti di elementi degli incidenti che si verificano sul sistema elettrico.

Le attività sopra descritte sono realizzate mediante l'uso della Riserva Operativa, che viene approvvigionata il giorno prima ed utilizzata in tempo reale a seconda delle necessità. Inoltre, in tempo reale è possibile attivare ulteriori mezzi quando la riserva approvvigionata non è sufficiente: utilizzo di riserva da pompaggio, ricorso al soccorso da TSO confinanti, distacco di clienti interrompibili.

Inoltre, il controllo del sistema in condizioni di sicurezza riguarda anche la gestione dei flussi di potenza in maniera tale da garantire il corretto funzionamento di tutti i componenti del sistema stesso. In particolare:

- Tutti gli elementi del sistema devono funzionare ad un valore di corrente inferiore a quella corrispondente al limite termico. Per l'esercizio si adotta un valore soglia di allarme pari al 90% della corrente massima.
- Tutte le tensioni ai nodi devono mantenersi entro gli intervalli di variabilità ammissibile.

Nel caso di *Sicurezza N* le condizioni sopra elencate devono valere quando il sistema è integro (tutti gli elementi in servizio); nel caso di *Sicurezza N-1* devono valere allo scatto di un singolo componente del sistema.

L'attività di conduzione comprende il monitoraggio continuo della rete di trasmissione nazionale, l'attuazione delle manovre di esercizio, di ripresa del servizio, di emergenza, la gestione della sicurezza per le persone e per gli elementi di rete nelle attività di indisponibilità programmata o accidentale, nonché l'attività di individuazione dei guasti sugli elementi di rete, finalizzata alla rapida ripresa del servizio.

Gli impianti di Terna non sono presidiati e sono tutti telecomandati in remoto dai tre Centri di Teleconduzione (CTI). I CTI comandano l'apertura e la chiusura di tutti gli organi di manovra degli elementi di rete per:

- Messa fuori servizio o in servizio di elementi di rete;
- Modifica dell'assetto delle stazioni mediante variazione dell'attestazione dei montanti sulle sbarre;
- Gestione della sicurezza e dell'integrità fisica di persone e oggetti;
- Ripresa del servizio.

2.3.1 Centro Nazionale di Controllo

Il Centro Nazionale di Controllo (CNC) ha il compito di assicurare il funzionamento del sistema elettrico nelle condizioni di massima sicurezza, per garantire la continuità e la qualità del servizio. Pertanto il sistema di controllo acquisisce, istante per istante, tutti i dati relativi allo stato del sistema elettrico e, in base alle esigenze del momento, mette in atto le opportune azioni correttive.

I compiti fondamentali del Centro nazionale di controllo si svolgono:

- Nella fase di *programmazione*, con l'elaborazione dei piani di esercizio sviluppati sulla base delle previsioni della domanda di energia e di potenza a livello nazionale e delle disponibilità dei mezzi di produzione. Le previsioni a breve termine, settimanali e giornaliere, sviluppate in base a quelle a medio termine, consentono la determinazione dei livelli di produzione, la configurazione di funzionamento della rete e la riserva di potenza.
- Nella fase di *controllo in tempo reale*; analizzando lo stato del sistema elettrico, il Centro nazionale di controllo interviene sulla produzione della potenza attiva e reattiva e sull'assetto di rete; contemporaneamente opera per l'ottimizzazione del servizio, per il ripristino in caso di disservizi, per il controllo di eventuali emergenze ed il coordinamento delle manovre per lavori.

- Nella fase di *analisi dell'esercizio*; oltre all'elaborazione delle statistiche di tutti i dati di esercizio, analizza il funzionamento del sistema di produzione e trasmissione, così da raccoglierne utili indicazioni per l'ottimizzazione dell'esercizio del sistema.

Il Centro nazionale di controllo, svolge il proprio compito attraverso tre Centri di Controllo e Teleconduzione (CCT), che, per la propria area territoriale di competenza, decidono gli interventi sugli impianti sia in fase di programmazione che in quella del controllo in tempo reale.



Figura 2.12 Centro Nazionale di Controllo.

2.3.2 Centri Regionali di Controllo e Teleconduzione

I Centri Regionali di Controllo (o Centri di Controllo e Teleconduzione - CCT) hanno il compito di gestire secondo criteri di ottimo economico le risorse di dispacciamento sulla rete 220/150/132 kV, cooperare con il CNC per la supervisione ed il controllo della rete a 380 kV e 220 kV di interconnessione, controllare in tempo reale la rete 220/150/132 kV e definire gli assetti di rete e del Piano di Riaccensione.

2.4 Sistema di controllo e di acquisizione dati

Il controllo della rete elettrica di Trasmissione è articolato in tre fasi temporali e operative:

- *Programmazione*: dove si effettuano la previsione del fabbisogno e la verifica dei piani di produzione;

- *Esercizio in tempo reale*: dove si controlla lo stato di funzionamento del sistema elettrico e delle prestazioni degli impianti e dove si esegue la tele-conduzione degli impianti;
- *Analisi dell'Esercizio a Consuntivo*: dove viene effettuata la valutazione dell'esercizio, la definizione degli schemi di rete e l'analisi dei guasti e ricostruzione dei disservizi.

Terna è dotata di un Sistema di Controllo e Conduzione (SCCT) che svolge le seguenti attività:

- Raccoglie informazioni dagli impianti, in particolare:
 - *Telemisure* (analogici, sono sempre convertiti in digitale).
 - *Telesegnali* (digitali, nel senso di stati ON/OFF).
- Mostra dati agli operatori.
- Regolazione frequenza/Potenza (LFC Load Frequency Control).
- Voltage Regulation.
- Engineering Management System (EMS).

Di seguito si riportano alcuni cenni sull'architettura del SCCT, con una breve descrizione di hardware, software e infrastruttura di telecomunicazioni.

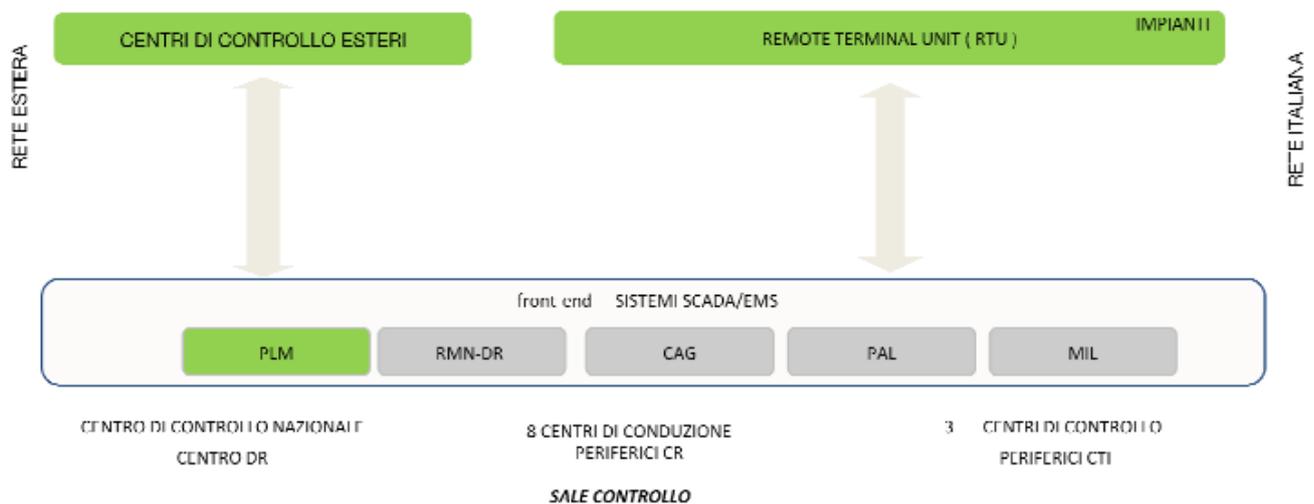


Figura 2.13 Architettura generale SCCT.

Le principali caratteristiche possono essere così riassunte:

- SCCT prevede un solo sistema, ridondato, per Controllo e Conduzione;

- Il sistema dialoga direttamente con i terminali remoti in Stazione (RTU) senza concentratori intermedi.
- La rete di telecomunicazione è la struttura portante di SCCT in quanto ad essa è affidato il funzionamento del sistema nel suo complesso. Analogamente a quanto avviene per il sistema centrale, è opportunamente ridondata in modo trasparente per l'operatore del Controllo e della Conduzione.

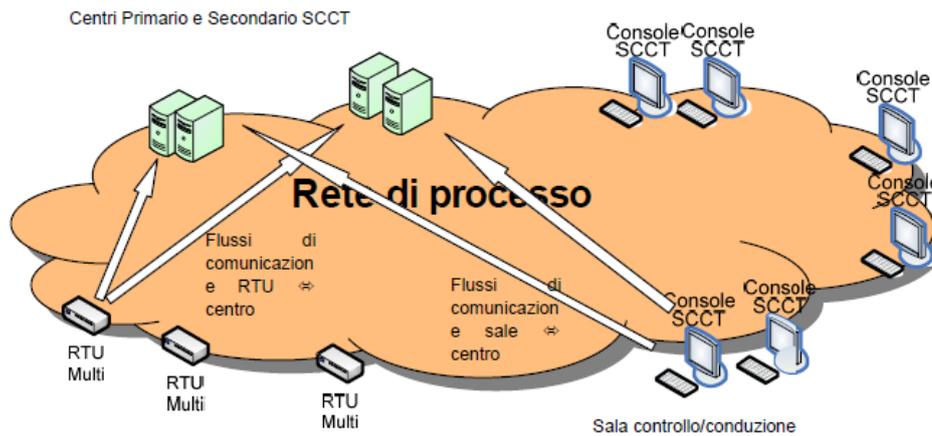


Figura 2.14 Schema di connessioni SCCT.

Per gli scopi successivi di questo elaborato è utile descrivere come è impostato il sistema di controllo in tempo reale e quindi come è organizzato il sistema di acquisizione delle misure utili.

2.4.1 Informazioni real-time

Le principali informazioni disponibili in real-time nei sistemi di potenza sono riportate nella seguente tabella, evidenziando anche la direzione del flusso di comunicazione, se centripeta, cioè dalla periferia al centro di controllo, o viceversa.

	Dalla stazione al CR	Dal CR al CNC
Tensione dalle sbarre di ogni stazione AAT e le principali AT	x	

Frequenza dalle sbarre di ogni stazione AAT	x	
Potenza attiva e reattiva di ogni trasformatore AT/MT di distribuzione	x	
Posizione dei dispositivi di interruzione di ogni feeder e sbarra della rete controllata	x	
Posizione del variatore sotto carico e condizione di regolazione dei Phase Shifting Transformers	x	
Informazioni (misure e stati degli organi di manovra)		x
Segnali di perturbazioni e allarmi	x	
Stato della regolazione e parametri, per generatori che contribuiscono alla regolazione di frequenza e tensione		x

2.4.2 Informazione non real-time

Le informazioni non in tempo reale riguardano principalmente le transazioni commerciali lungo la rete. I punti di misura sono:

- Punti di immissione di energia in rete, dove sono connessi gli impianti di potenza delle imprese di generazione;
- Punti di prelievo di energia e di interconnessione delle compagnie distributrici
- Punti di interconnessione con l'estero

L'attività di misurazione riguarda principalmente la registrazione bidirezionale dei flussi sui punti descritti in precedenza.

2.4.3 Le azioni di controllo in tempo reale

L'obiettivo principale del controllo del sistema elettrico è quello di assicurare, istante per istante, la copertura del fabbisogno ottemperando ai requisiti predefiniti di qualità e continuità del servizio. La sorveglianza continua delle connessioni degli elementi di rete (posizione degli organi di manovra) e dei dati dinamici degli impianti (misure di potenza, di frequenza e di tensione) consente di attuare tutte le azioni di controllo necessarie al fine di conseguire l'obiettivo prefissato:

- Verifica della disponibilità dei componenti del sistema elettrico: l'operatore di sala controllo verificando le prestazioni dei gruppi di generazione rispetto al programma di produzione previsto e tenendo conto di eventuali avarie verificatesi sul sistema elettrico, può definire gli assetti di rete opportuni;
- Verifica della sicurezza: per garantire un adeguato livello di sicurezza nel servizio ed individuare eventuali aree critiche, l'operatore di sala controllo esegue simulazioni in regime stazionario e/o dinamico di guasti ritenuti particolarmente probabili (ad esempio guasti causati da fulminazioni). Nel caso in cui il guasto ipotizzato sia di gravità tale da portare il sistema in uno stato vulnerabile (ad esempio sono presenti componenti in sovraccarico) o in emergenza (perdita di qualche componente, disalimentazioni, separazione di rete) l'operatore può intervenire immediatamente sul sistema per ricondurlo in condizioni di funzionamento in Sicurezza N-1;
- Regolazione della frequenza e controllo dell'interconnessione con l'estero: il TSO utilizzando la funzione di regolazione frequenza potenza del sistema di controllo, può mantenere la deviazione fra scambio di energia programmato con gli altri paesi europei e scambio reale ai valori più bassi possibili, e comunque entro i limiti stabiliti dalle regole UCTE (Union for the Coordination of Transmission of Electricity). In caso di separazione della rete italiana dall'estero questa funzione garantisce il mantenimento della frequenza di rete al valore programmato;
- Regolazione della tensione: per il controllo dei profili di tensione il TSO utilizza la funzione di regolazione di tensione del sistema di controllo. È definito, inoltre, un piano per la gestione coordinata di inserzione e disinserzione delle batterie di condensatori e dei reattori in derivazione. Qualora i provvedimenti e le risorse disponibili non assicurino un regime di tensione soddisfacente si procede alla variazione dell'entità del parco generatori in servizio e, se necessario, anche a variazioni topologiche della rete al fine di variare l'apporto di potenza reattiva da parte della rete;

- Gestione dei piani di difesa e di riaccensione: in occasione di un incidente generalizzato o di grande estensione, l'intervento dei dispositivi automatici e/o manuali previsti nei piani di difesa del sistema elettrico ha l'obiettivo di ridurre l'entità del disservizio. Se malgrado questi interventi, il sistema elettrico dovesse evolvere in uno stato di black out esteso, il TSO può disporre l'attivazione del piano di riaccensione del sistema elettrico o, in alternativa, può dirigere tutte le manovre da effettuare per riportare il sistema elettrico in condizioni di normale funzionamento.

2.4.4 Tipologia di dati acquisiti

Per svolgere tutte le funzioni in precedenza descritte e quindi consentire il controllo della rete, devono essere rese disponibili al TSO misure e segnalazioni tali da assicurare l'osservabilità di ogni impianto. In particolare devono essere supportate le funzioni essenziali di gestione del sistema elettrico, quali ad esempio la stima dello stato, i bilanci, il computo della riserva e delle perdite.

Le informazioni devono inoltre essere rese disponibili in maniera perfettamente compatibile con il Sistema di Controllo, senza riduzione delle sue prestazioni globali.

Le informazioni acquisite dagli impianti sono poi elaborate dai vari programmi applicativi residenti nel sistema di controllo, sia online che offline, aventi lo scopo di svolgere e verificare tutte le attività di controllo di pertinenza.

Devono quindi essere acquisite dal sistema di controllo le seguenti informazioni:

- Misure di tensione prelevate da TV di sbarra in tutti gli impianti a 400 kV e 220 kV. Per i livelli di tensione inferiore (150, 132, 120 kV) il TSO si riserva di derogare caso per caso da tale requisito limitatamente a cabine primarie in assetto di "Entra-Esci" o derivate in "Antenna"; nel caso di assenza di TV di sbarra è possibile ricevere in deroga e concordato con Terna misure di tensione derivate da TV di linea;
- Misure di frequenza di ciascuna sbarra di tutti gli impianti a 400 kV e degli impianti 220, 150, 132 kV su cui sono attestati generatori di potenza non inferiore a 10 MVA;
- Misure di potenza attiva e reattiva di tutti i generatori di potenza non inferiore a 10 MVA prelevate al lordo dei servizi ausiliari e di tutti i generatori di potenza inferiore a 10 MVA installati in siti con potenza complessiva di generazione non inferiore a 10 MVA;
- Misure di tensione sulle sbarre di generazione dove sono attestate produzioni maggiori di 100 MVA;

- Misure di potenza attiva, reattiva e corrente transitante su tutte le linee a 400 o 220 kV ad entrambi gli estremi;
- Misure di potenza attiva, reattiva e corrente delle linee 150-132 kV. Negli impianti non RTN il TSO si riserva per la misura di corrente, di derogare caso per caso in relazione alla disponibilità e alla qualità delle misure di potenza attiva e reattiva; nell'ipotesi che non siano disponibili TM P/Q trasmesse da un convertitore A/D è indispensabile ricevere la misura acquisita di corrente;
- Misure di potenza attiva, reattiva e corrente transitante sui trasformatori 400-220/150-132 kV;
- Misure di potenza attiva e reattiva dei trasformatori AT/MT delle cabine primarie (prelevate in AT o prelevate in MT) e degli impianti dei clienti AT (inclusi gli auto-produttori) con potenza contrattuale in prelievo/fornitura non inferiore a 10 MW; ove disponibile, per impianti di particolare importanza, al fine di realizzare il controllo di congruità P/Q/I, è possibile prelevare le misure di corrente;
- Misure di livello dei bacini e serbatoi idrici e di portata dei canali ed opere idrauliche, per gli impianti idroelettrici la cui potenza installata è superiore o uguale a 10 MVA;
- Posizione degli organi di manovra di tutti i montanti e di tutte le sbarre della rete controllata (interruttori, sezionatori riferimento sbarre, sezionatori longitudinali di sbarre, bypass, ecc.);
- Posizione dei variatori sotto carico dei trasformatori 400-220/150-132 kV, dei variatori sotto carico installati sui trasformatori di generazione e stato di regolazione dei trasformatori di fase;
- Segnalazioni di perturbazione, allarme e anomalia (es. minima frequenza, intervento relè);
- Stato dei regolatori dei gruppi di produzione inseriti nei piani di regolazione frequenza-potenza, in particolare per unità di produzione termiche ed idriche, è richiesta la trasmissione del TS di regolazione per singolo generatore (o se non disponibile per unità di produzione) e per unità di produzione idriche è richiesta la trasmissione del TS Locale/Remoto per centrale di produzione o per unità di produzione;
- Per le unità di produzione termiche che offrono il servizio di regolazione frequenza-potenza deve essere fornito il livello ricevuto dal CNC (Centro Nazionale di Controllo), la semibanda impostata e il centro banda impostato;
- Per le unità di produzione idriche che offrono il servizio di regolazione frequenza-potenza deve essere fornito il livello ricevuto dal CNC e ritrasmesso;

- Segnalazioni di intervento protezioni e di superamento soglia di potenza attiva, negli impianti inseriti nei piani di difesa;
- Misure e segnalazioni provenienti dagli apparati per la regolazione secondaria di tensione.

2.4.5 Tempo di aggiornamento delle misure acquisite

Per la supervisione degli impianti ed il corretto funzionamento dei sistemi di monitoraggio e di difesa, è necessario contenere il tempo massimo di aggiornamento delle informazioni entro i seguenti valori di riferimento:

- 0.2 s (trasferimento su variazione) delle segnalazioni di superamento soglia di potenza attiva e di intervento protezioni, degli impianti inseriti nei piani di difesa;
- 1 s (trasferimento su variazione) per le posizioni degli interruttori;
- 1 s (trasferimento su variazione) per la segnalazione di particolare importanza per la supervisione (ad es. allarmi gravi, ecc.);
- 4 s (trasferimento periodico) per le misure di potenza attiva, reattiva e di tensione utilizzate dalle funzioni di regolazione frequenza-potenza e di tensione;
- 4 s (trasferimento periodico) per le misure di potenza attiva, reattiva, di tensione, di frequenza e di corrente della rete 400-220 kV e della rete 150-132 kV;
- 4 s (trasferimento periodico) per le misure di potenza attiva, reattiva, di tensione e di frequenza degli impianti di produzione;
- 4 s (trasferimento su variazione) per le posizioni dei variatori sotto carico dei trasformatori;
- 4 s (trasferimento su variazione) per le posizioni di organi di manovra che non rientrano nella precedente classificazione (ad es. sezionatori, ecc.);
- 4 s (trasferimento su variazione) per le segnalazioni che non rientrano nella precedente classificazione (ad es. allarmi che permettono interventi differiti, ecc.);
- 10 s (trasferimento spontaneo) dei file provenienti dagli apparati di rivelazione degli eventi di particolare importanza;
- 1 min. (trasferimento su richiesta) dei file provenienti dagli apparati di rivelazione di eventi e perturbazioni che non rientrano nella precedente classificazione;
- 15 min. (trasferimento periodico) per le misure di livello dei bacino e serbatoi e di portata dei canali.

3 Pseudo Real-Time Meter (PRTM)

Il problema deriva dall'esistenza di un algoritmo di Stima dello Stato usato da Terna S.p.a., che risulta ben collaudato per le reti 380 kV e 220 kV, grazie alla ridondanza di misure necessaria per il suo funzionamento. L'obiettivo è usare con simile efficacia lo stesso algoritmo nel caso delle isole di carico a 132 kV, in cui questa ridondanza manca per la presenza di un notevole numero di nodi non tele-acquisiti in real-time.

Dopo un'analisi preliminare dei nodi di carico volta allo scopo di avere una visione generale del loro comportamento, si è deciso di estendere il processo di correlazione nel tempo, considerando un anno di misure.

Il lavoro effettuato può essere suddiviso essenzialmente in tre fasi distinte:

1. Fase di Clustering
2. Fase di Interpolazione;
3. Applicazione ed analisi dei risultati ottenuti.

In questo capitolo vengono descritte in dettaglio le fasi di clustering ed interpolazione, richiamando di volta in volta le basi teoriche necessarie e particolarizzandole per le scelte effettuate nel caso particolare di studio. L'applicazione ed analisi dei risultati viene poi affrontata nel capitolo successivo.

Il processo viene descritto relativamente ad uno solo dei carichi, ma può essere esteso allo stesso modo per tutti gli altri carichi dell'intera rete di sub-trasmissione.

Lo *Pseudo Real-Time Meter* (PRTM) è il nome dato all'algoritmo ideato per gli scopi prefissati, che coadiuva lo Stimatore dei Carichi Mancanti usato da Terna S.p.a. per ottenere una efficace Stima dello Stato.

Considerando il flusso di dati in arrivo dal Sistema Controllo e Conduzione di Terna (SCCT), questi sono gestiti da un algoritmo che esegue una stima delle informazioni mancanti da inviare al software che esegue la Stima dello Stato. Il presente lavoro si concentra sullo sviluppo di un algoritmo di supporto, lo Pseudo Real Time Meter (PRTM) appunto, il quale farà una stima dei profili ai nodi non tele-misurati nella rete di subtrasmissione, come se fossero delle misure real-time. Una volta ottenuta la ridondanza necessaria, può essere eseguita la Stima dello Stato. I dati ottenuti vengono poi memorizzati in un archivio a cui l'operatore può accedere da terminale.

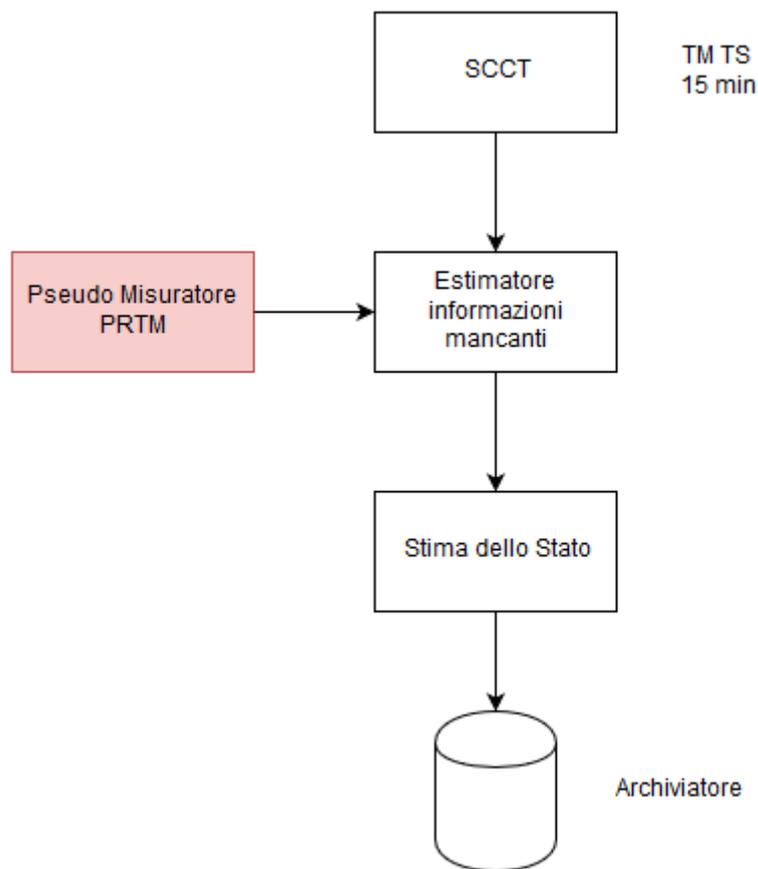


Figura 3.1 Flusso di dati complessivo nel processo di Stima dello Stato.

Il processo si sviluppa a partire dai dati raccolti, che essendo in grande quantità, è opportuno dover trattare e snellire mediante delle tecniche di clustering. I risultati del clustering saranno poi impiegati in ingresso, insieme ad altri dati storici, ad un interpolatore, il quale ha lo scopo di identificare una qualche relazione tra gli ingressi per poter poi ricavare nuovi valori plausibili, una volta che gli ingressi cambiano. L'uscita finale del processo sono appunto le misure real-time dei carichi che si vuole stimare.

Quindi il processo si compone di diverse fasi, rappresentate schematicamente in Fig. 3.2.

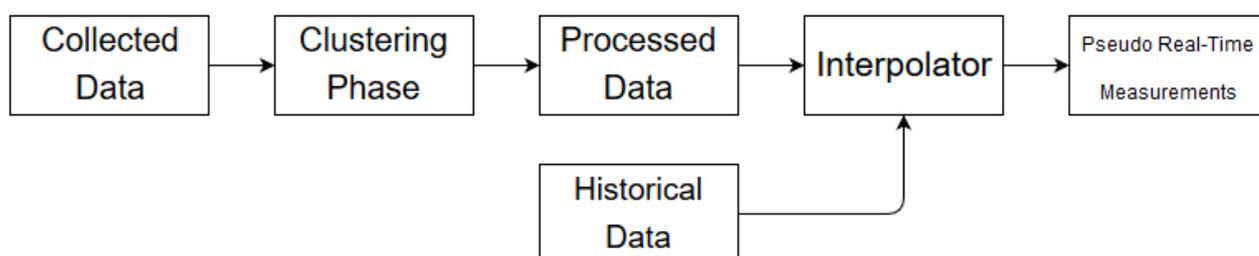


Figura 3.2 Schema riportante i processi impiegati dallo PRTM.

3.1 Cluster Analysis

Il clustering o analisi di gruppi è un insieme di tecniche di analisi multivariata dei dati volta alla selezione e raggruppamento di elementi omogenei in un insieme di dati. Le tecniche di clustering si basano su misure relative alla somiglianza tra gli elementi. In molti approcci questa similarità è concepita in termini di distanza in uno spazio multidimensionale. La bontà delle analisi ottenute dagli algoritmi di clustering dipende molto dalla scelta della metrica, e quindi da come è calcolata la distanza. Gli algoritmi di clustering raggruppano gli elementi sulla base della loro distanza reciproca, e quindi l'appartenenza o meno ad un insieme dipende da quanto l'elemento preso in esame è distante dall'insieme stesso.

Le tecniche di clustering si possono basare principalmente su due approcci:

- *Metodi aggregativi o bottom up*, dove inizialmente tutti gli elementi sono considerati cluster a sé stanti, poi l'algoritmo unisce i cluster più vicini, fino ad ottenere un numero prefissato di cluster, oppure fino a che la distanza minima tra i cluster non supera un certo valore;
- *Metodi divisivi o top-down*, dove all'inizio tutti gli elementi sono un unico cluster, e poi l'algoritmo inizia a dividere il cluster in tanti cluster di dimensioni inferiori; il criterio che guida la divisione è ottenere gruppi sempre più omogenei. L'algoritmo procede fino a che non viene soddisfatta una regola di arresto generalmente legata al raggiungimento di un numero prefissato di cluster.

Esistono varie classificazioni delle tecniche di clustering comunemente utilizzate. Una prima categorizzazione dipende dalla possibilità che un elemento possa o meno essere assegnato a più cluster:

- *Clustering esclusivo*: ogni elemento può essere assegnato ad uno ed un solo gruppo. Quindi i cluster risultanti non possono avere elementi in comune. Questo approccio è detto anche *hard clustering*.
- *Clustering non esclusivo*, in cui un elemento può appartenere a più cluster con gradi di appartenenza diversi. Questo approccio è noto anche con il nome di *soft clustering* o *fuzzy clustering*.

Un'altra suddivisione delle tecniche di clustering tiene conto del tipo di algoritmo utilizzato per dividere lo spazio:

- *Clustering partizionale* (detto anche non gerarchico o k-clustering), in cui per definire l'appartenenza ad un gruppo viene utilizzata una distanza da un punto rappresentativo del cluster (centroide), avendo prefissato il numero di gruppi della partizione risultato. Si tratta delle derivazioni del più noto algoritmo di clustering, detto delle k-means.
- *Clustering gerarchico*, in cui viene costruita una gerarchia di partizioni caratterizzate da un numero crescente o decrescente di gruppi, visualizzabile mediante una rappresentazione ad albero, in cui sono mostrati i passi di unione o divisione in gruppi.

3.1.1 Algoritmo K-means

Si è deciso di impiegare l'algoritmo k-means, un algoritmo di clustering partizionale che permette di suddividere un insieme di oggetti in k gruppi sulla base delle loro caratteristiche.

L'obiettivo che l'algoritmo si propone è di minimizzare la varianza totale intra-cluster. Ogni cluster viene identificato mediante un centroide o punto medio. L'algoritmo segue una procedura iterativa. Inizialmente crea k partizioni e assegna ad ogni partizione i punti di ingresso o casualmente o usando alcune informazioni euristiche. Quindi calcola il centroide di ogni gruppo. Costituisce quindi una nuova partizione associando ogni punto d'ingresso al cluster il cui centroide è più vicino ad esso. Quindi vengono ricalcolati i centroidi per i nuovi cluster e così via, finché l'algoritmo non converge.

Dati N oggetti con i attributi, modellizzati come vettori in uno spazio vettoriale i-dimensionale, definiamo $X = X_1, X_2, \dots, X_N$ come insieme degli oggetti.

Si definisce partizione degli oggetti il gruppo di insiemi $P = P_1, P_2, \dots, P_N$ che soddisfano le seguenti proprietà:

- $\bigcup_1^K P_i = X$, l'unione di tutti i cluster deve contenere tutti gli elementi di partenza;
- $P_i \cap P_j = \emptyset, i \neq j$, ogni oggetto può appartenere ad un solo cluster;
- $\emptyset \subset P_i \subset X$, almeno un oggetto deve appartenere ad un cluster e nessun cluster può contenere tutti gli oggetti.

Ovviamente deve valere anche che $1 < K < N$; non avrebbe senso né cercare un solo cluster né avere un numero di cluster pari al numero di oggetti. Una partizione viene rappresentata mediante una matrice $U \in \mathbb{N}^{K \times N}$, il cui generico elemento $u_{ij} = \{0,1\}$ indica l'appartenenza dell'oggetto j al

cluster i . Si indicano con $C = C_1, C_2, \dots, C_K$ l'insieme dei K centroidi e si definisce la funzione obiettivo come:

$$V(U, C) = \sum_{i=1}^K \sum_{X_j \in P_i} \|X_j - C_i\|^2$$

Di questa si calcola il minimo seguendo la procedura iterativa:

1. Si generano U_v e C_v casuali;
2. Si calcola U_n che minimizza $V(U, C_v)$;
3. Si calcola C_n che minimizza $V(U_n, C)$;
4. Se l'algoritmo converge ci si ferma, altrimenti $U_v = U_n, C_v = C_n$ e torna al passo 2.

Tipici criteri di convergenza sono i seguenti:

- Nessun cambiamento nella matrice U ;
- La differenza tra i valori della funzione obiettivo in due iterazioni successive non supera una soglia prefissata.

L'algoritmo converge molto velocemente, per cui è possibile applicarlo più volte in modo da scegliere poi la soluzione più soddisfacente, anche se in termini di qualità delle soluzioni non garantisce il raggiungimento dell'ottimo globale. Un altro svantaggio è che esso richiede di scegliere a priori il numero di cluster (k) da trovare.

3.1.2 Tecniche di clustering usate nei sistemi elettrici

Nel caso dei sistemi elettrici, i problemi di clustering sono stati impiegati principalmente nel raggruppare gli utenti in determinate categorie, in particolare a partire dalla liberalizzazione del mercato. In un ambiente competitivo, infatti, i venditori hanno bisogno di avere accurate informazioni sul comportamento reale degli utenti per essere in grado di proporre offerte commerciali adeguate. Raggruppare gli utenti sulle basi della similarità dei profili di carico può aiutare a fornire dei risultati interessanti.

3.1.3 Indicatori di validità di clustering

Differenti indicatori di validità di clustering sono stati definiti allo scopo di valutare l'efficacia dei metodi di clustering e molti di questi indicatori sono basati sulla distanza Euclidea. Assumendo che i risultati di clustering originano il set di centroidi $C = \{c^{(k)}, k = 1, \dots, K\}$ e i corrispondenti cluster, denotati come $L^{(k)}$, ciascuno dei quali contiene $n^{(k)}$ elementi, per $k = 1, \dots, K$, è possibile considerare

varie distanza. Usando la distanza metrica Euclidea, il set di distanze usate include la distanza elemento-elemento, per esempio $d(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)})$ tra lo i -esimo e j -esimo elemento, la distanza elemento-set, per esempio $d(\mathbf{x}^{(i)}, L^{(k)})$ dallo i -esimo elemento e il k -esimo cluster, la distanza media set-to-set, per esempio $d(L^{(i)}, L^{(j)})$ tra lo i -esimo e j -esimo cluster, e la distanza infra-set, per esempio $d(L^{(k)})$ relativa al k -esimo cluster.

Gli indicatori di validità del clustering possono essere definiti in modo che i valori più bassi rappresentino una migliore validità di clustering, o viceversa, che i risultati migliori siano correlati a valori più alti dell'indicatore.

Tra gli indicatori di validità del clustering, alcuni dei più interessanti sono basati sull'indice di ampiezza di silhouette, che rappresenta quanto forte è la correlazione di un elemento con il cluster a cui è associato:

$$s_i = \frac{b_i - a_i}{\max\{a_i, b_i\}}$$

con $-1 \leq s_i \leq +1$, dove a_i è la distanza media tra l' i -esimo elemento e altri elementi dello stesso cluster, e b_i è la minima tra la distanza media tra l' i -esimo elemento e gli elementi degli altri clusters. In pratica, b_i rappresenta la dissimilarità esistente tra l' i -esimo elemento e gli altri cluster che non lo contengono, i cui elementi sono molto simili all' i -esimo elemento. Quando s_i è vicino a 1 vuol dire che l' i -esimo elemento è stato assegnato ad un cluster appropriato. Si possono introdurre due indicatori legati all'indice di silhouette.

1. *Global Silhouette Coefficient (GS)*; questo indice fornisce un'idea sulla qualità globale dei clusters:

$$GS = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^k S_k \tag{3.1}$$

$$S_k = \frac{1}{n_k} \sum_{l_i \in L_k} s_i$$

2. *Average Silhouette Coefficient (AvgSC)*: il valore medio dell'indice di ampiezza di silhouette per l'intera popolazione. Alti valori sono correlati con una più adeguata allocazione degli elementi nei corrispondenti clusters:

$$AvgSC = \frac{1}{M} \sum_{l_i \in L} s_i \tag{3.2}$$

3.1.4 Algoritmo K-means in MATLAB

È possibile applicare l'algoritmo k-means in MATLAB utilizzando la funzione `kmeans(Data, n)`, che individua n cluster nel data set `Data`.

Per determinare i centroidi iniziali (seeds), MATLAB usa un algoritmo chiamato k-means++, in modo euristico. Il k-means++ sceglie i seeds come segue, assumendo che il numero di clusters sia k :

1. Selezione di una osservazione random dal data set X . L'osservazione scelta è il primo centroide ed è denotato con c_1 .
2. Calcolo della distanza tra ciascuna osservazione e c_1 . La distanza tra c_j e l'osservazione m è indicata con $d(x_m, c_j)$.
3. Selezione del prossimo centroide c_2 in modo random da X con probabilità $\frac{d^2(x_m, c_1)}{\sum_{j=1}^n d^2(x_j, c_1)}$
4. Per scegliere il centro j si calcola la distanza di ciascun centroide da ogni osservazione, e la si assegna al centroide più vicino. Per $m=1, \dots, n$ e $p=1, \dots, j-1$, si seleziona il centroide j in modo random da X con probabilità $\frac{d^2(x_m, c_p)}{\sum_{\{h; x_h \in C_p\}} d^2(x_h, c_p)}$ dove C_p è il set di tutte le osservazioni più vicine al centroide c_p e x_m appartiene a C_p .
5. Si ripete il passo 4 finché sono scelti k centroidi.

3.2 Interpolatore non lineare

Una volta trattati i dati storici relativi ai carichi da stimare, in particolare ridotti a poche categorie ben definite mediante le tecniche di clustering, è opportuno trovare delle correlazioni tra queste e le misure real-time disponibili. È ovvio che, essendo i flussi in una rete magliata dipendenti dalla configurazione e dai parametri di rete, le relazioni saranno molto non lineari e variabili nel tempo in base agli assorbimenti e ai profili di carico, per cui si dovrà fare uso di tecniche di analisi di regressione non lineari.

3.2.1 Analisi di regressione

L'analisi di regressione è un processo statistico per stimare le relazioni tra diverse variabili. Include diverse tecniche per modellizzare ed analizzare parecchie variabili, quando si cerca la relazione tra una variabile dipendente e una o più variabili indipendenti (predictors).

Più nello specifico, l'analisi di regressione aiuta a capire come i tipici valori delle variabili dipendenti cambiano quando ciascuna delle variabili indipendenti è variata, mentre le altre sono mantenute fisse. In tutti i casi, il target di stima è una funzione delle variabili indipendenti chiamata funzione di regressione.

L'analisi di regressione è largamente usata per scopi di *prediction e forecasting*, dove il suo uso ha sostanziale sovrapposizione con il campo del machine learning. Esistono diverse tecniche di regressione, come la regressione lineare e la regressione ai minimi quadrati, che sono di tipo parametrico, dove la funzione di regressione è definita in termini di un numero finito di parametri non noti che sono stimati dai dati. La regressione non parametrica si riferisce a tecniche che consentono alla funzione di regressione di stare in un set specifico di funzioni, che possono avere dimensione qualsiasi.

Nella regressione non lineare i dati sono modellati da una funzione che è una combinazione non lineare dei parametri del modello e dipende da una o più variabili indipendenti. I dati vengono interpolati con approssimazioni successive. Esempi di funzioni non lineari usate sono funzioni esponenziali, logaritmiche, trigonometriche o gaussiana. In generale, non vi è un'espressione in forma chiusa per la migliore interpolazione dei parametri, come nel caso della regressione lineare. Di solito vengono applicati algoritmi di ottimizzazione numerica per determinare una buona interpolazione; in pratica i valori stimati dei parametri sono usati insieme all'algoritmo di ottimizzazione, per tentare di trovare il minimo globale di una somma di quadrati. Infatti la migliore funzione interpolante è assunta essere quella che minimizza la somma dei quadrati dei residui, a volte anche pesati.

3.2.2 Artificial Neural Networks

Per quanto riguarda la previsione a partire da grandi quantità di dati risultano più efficaci le tecniche di machine learning, con le quali si esplorano lo studio e la realizzazione di algoritmi che possono imparare e fare previsioni a partire dai dati, attraverso la costruzione di particolari modelli matematici. Nel campo dell'analisi di dati, il machine learning è un metodo usato per realizzare modelli ed algoritmi complessi che consentano di fare delle previsioni per produrre decisioni e risultati affidabili. Tra gli algoritmi di machine learning che possono essere usati con scopi di interpolazione rientrano le Artificial Neural Networks (ANNs).

Con il termine Artificial Neural Networks (ANNs) si intende un modello computazionale usato nel machine learning, computer science e in altre discipline di ricerca, che è basato su un grande insieme di unità connesse chiamate “artificial neurons”, analoghi ai neuroni del cervello umano. Le connessioni tra i neuroni portano un segnale di attivazione di varia forza.

Le reti neurali artificiali possono essere adeguatamente caratterizzate come “modelli computazionali” con particolari proprietà come l’abilità di adattamento o apprendimento, per generalizzare, o per clusterizzare o organizzare dati, e il cui funzionamento si basa sul parallel processing.

Una rete neurale artificiale consiste di un insieme di unità di elaborazione che comunicano mandandosi segnali l’un l’altro su un gran numero di connessioni pesate.

Un set di aspetti principali di un tale modello può essere distinto:

- Un set di unità di elaborazione (“neuroni”, “celle”);
- Uno stato di attivazione y_k per ciascuna unità, che equivale all’uscita dell’unità;
- Connessioni tra le unità. Generalmente ciascuna connessione è definita da un peso w_{jk} che determina gli effetti che il segnale dell’unità j ha sull’unità k ;
- Una regola di propagazione, che determina l’input effettivo s_k di una unità dai suoi input esterni;
- Una funzione di attivazione F_k , che determina il nuovo livello di attivazione basato sull’input effettivo $s_k(t)$ e l’attivazione corrente $y_k(t)$;
- Un input esterno θ_k per ciascuna unità (detto bias, offset);
- Un metodo per raccogliere le informazioni (la regola di apprendimento);
- Un ambiente in cui il sistema deve operare, fornendo segnali di ingresso e se necessario segnali di errore.

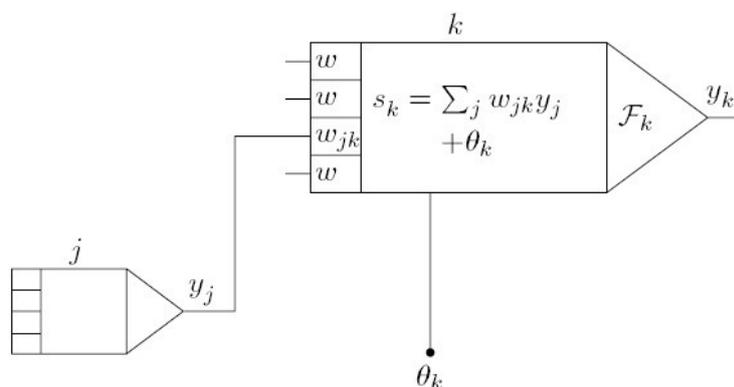


Figura 3.3 Componenti base di una rete neurale artificiale.

Tipicamente, i neuroni sono organizzati in layers. Differenti layers possono eseguire differenti tipi di trasformazioni sui loro ingressi. I segnali viaggiano dal primo (input) all'ultimo (output) layer, possibilmente attraversando i layers diverse volte.

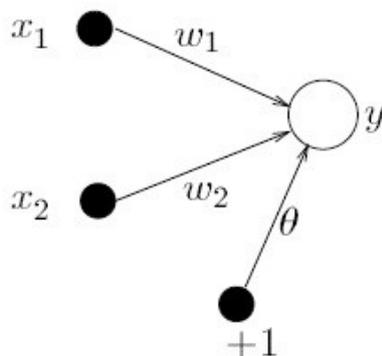


Figura 3.4 Rete neurale single-layer con due ingressi e una uscita.

3.2.2.1 Processing units

Ciascuna unità esegue un lavoro relativamente semplice: riceve input dai vicini o da sorgenti esterne ed usa un segnale di uscita che è propagato alle altre unità. A partire da questo processo, un secondo compito è l'adattamento dei pesi. Il sistema è intrinsecamente parallelo, nel senso che molte unità possono eseguire i loro calcoli allo stesso tempo.

All'interno del sistema neurale è utile distinguere tre tipi di unità: unità di input (indicate da un indice i) che ricevono dati dall'esterno della rete, unità di output (indicate da un indice o) che mandano dati fuori dalla rete neurale, e hidden units (indicate da un indice h) i cui ingressi ed uscite rimangono all'interno della rete neurale.

Durante le operazioni, le unità possono essere aggiornate sia in modo sincrono che asincrono. Con aggiornamento sincrono, tutte le unità si aggiornano simultaneamente, con aggiornamento asincrono ciascuna unità ha una probabilità (solitamente fissa) di aggiornamento al tempo t , e di solito solo una unità è in grado di farlo in ciascun istante.

3.2.2.2 Connessioni tra le unità

In molti casi si assume che ciascuna unità fornisca un contributo additivo all'ingresso dell'unità con cui è connessa. L'ingresso totale alla unità k è semplicemente la somma pesata delle uscite separate da ciascuna delle unità interconnesse più un termine bias (offset) ϑ_k :

$$s_k(t) = \sum_j w_{jk}(t)y_j(t) + \vartheta_k(t) \quad (3.3)$$

Il contributo per w_{jk} positivo è considerato un'eccitazione, mentre negativo un'inibizione. Le unità con la regola di propagazione (4.1) sono denominate *sigma units*.

Una differente regola di propagazione è nota per le cosiddette sigma-pi units:

$$s_k(t) = \sum_j w_{jk}(t) \prod_m y_{jm}(t) + \vartheta_k(t) \quad (3.4)$$

Spesso i valori y_{jm} sono pesati prima della moltiplicazione.

3.2.2.3 Leggi di attivazione ed uscita

Si necessita una regola che dia l'effetto dell'ingresso totale sulla attivazione dell'unità, ovvero una funzione che prenda l'ingresso totale $s_k(t)$ e l'attivazione corrente $y_k(t)$ e produce un nuovo valore di attivazione dell'unità k :

$$y_k(t+1) = \mathcal{F}_k(y_k(t), s_k(t)) \quad (3.5)$$

Spesso, la funzione di attivazione è una funzione non decrescente dell'ingresso totale delle unità:

$$y_k(t+1) = \mathcal{F}_k(s_k(t)) = \mathcal{F}_k\left(\sum_j w_{jk}(t)y_j(t) + \vartheta_k(t)\right) \quad (3.6)$$

Sebbene le funzioni di attivazioni non siano ristrette alle funzioni non decrescenti. Generalmente, vengono usate alcune funzioni di soglia: funzione segno o funzioni lineari o semi-lineari, come ad esempio la funzione sigmoide (S-shaped), come la seguente

$$y_k = \mathcal{F}_k(s_k) = \frac{1}{1 + e^{-s_k}} \quad (3.7)$$

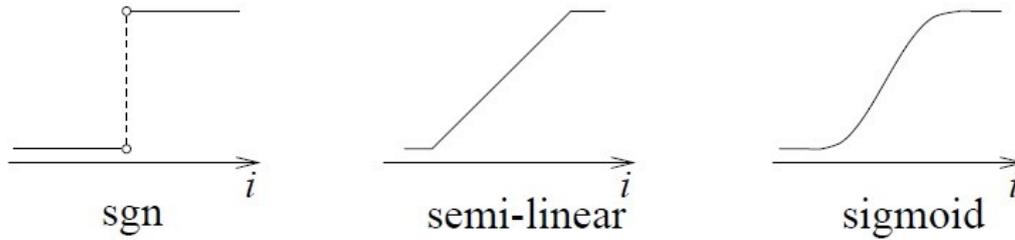


Figura 3.5 Funzioni di attivazione per una unità.

In alcuni casi, l'uscita di una unità può essere una funzione stocastica dell'ingresso totale dell'unità. In quel caso l'attivazione non è deterministicamente determinata dal neurone di ingresso, ma questo determina la probabilità p che un neurone prenda un alto valore di attivazione:

$$p(y_k) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{s_k}{T}}} \quad (3.8)$$

In cui T è un parametro che determina la pendenza della funzione di probabilità.

3.2.2.4 Topologia di rete

Nella sezione precedente sono state discusse le proprietà delle processing units in una rete neurale artificiale. Adesso si esaminano i profili di connessioni tra le unità e la propagazione dei dati. L'architettura (o topologia) della rete fa riferimento alla disposizione dei neuroni al suo interno.

La distinzione principale fatta è tra:

- *Feed-forward networks*, dove il flusso di dati dalle unità di ingresso a quelle di uscita è sequenziale. Il processing dei dati si può estendere su strati multipli di unità, ma non sono presenti connessioni in feedback, cioè connessioni dalle uscite agli ingressi nello stesso strato o in quelli precedenti. Tra queste esiste un'ulteriore distinzione in:
 - Distributed knowledge (Multi-Layer Perceptron –MLP)
 - Kernel-Based (Radial Basis Function – RBF)
- *Recurrent networks*, che contengono connessioni in feedback. Contrariamente alle feed-forward, le proprietà dinamiche della rete sono importanti. In alcuni casi, i valori di attivazione delle unità subiscono un processo tale per cui la rete evolverà in uno stato stabile in cui i valori di attivazione non cambieranno più.

Nel seguito si farà riferimento principalmente alle Multi-Layer Perceptron Networks.

Per quanto riguarda la taglia e struttura della rete, non esiste una teoria formalizzata per la realizzazione di una MLP, usando spesso degli approcci “*trial and error*”, cioè non c’è modo di determinare una buona topologia della rete soltanto dal numero di ingressi ed uscite della rete neurale. Dipende in modo critico dal numero di esempi di training e dalla complessità della classificazione che si vuole apprendere. Esistono ad esempio problemi con un solo ingresso ed una sola uscita che richiedono milioni di hidden neurons, mentre problemi con milioni di ingressi ed uscite che ne richiedono soltanto una. Sono stati forniti in letteratura alcuni suggerimenti per la scelta di una topologia, ma sono delle regole intuitive e non dimostrate. Il miglior approccio per problemi di questo tipo rimane quindi il “*trial and error*”, e quindi la ripetizione di vari tentativi che continuano fino al raggiungimento di risultati soddisfacenti.

La scelta del numero di hidden units è spesso fatto usando regole che derivano dall’esperienza, per esempio comunemente si considera pari alla radice quadrata del prodotto del numero di ingressi ed uscite della rete:

$$N_{hidden} = \sqrt{N_{input} \times N_{output}} \quad (3.9)$$

Per quanto riguarda il numero di hidden layers, sembra non ci sia differenza, a patto che siano presenti abbastanza hidden units.

3.2.2.5 Training delle reti neurali

Una rete neurale deve essere configurata in modo tale che l’applicazione di un set di ingressi produca il desiderato set di uscite. Esistono vari metodi per impostare l’efficacia e la forza delle connessioni. Un modo è assegnare i pesi in modo esplicito, usando conoscenza a priori. Un altro modo è ‘allenare’ (train) la rete neurale usando profili di apprendimento e lasciandola variare i suoi pesi in accordo ad alcune leggi di apprendimento.

La fase di Training di una di rete neurale essenzialmente indica selezionare un modello dal set di modelli permessi che minimizzi gli sforzi computazionali.

Il training set è composto in generale da coppie ingresso-uscita estratte dalla funzione da approssimare e deve coprire tutto il dominio di interesse, poiché spesso le reti neurali non hanno capacità di estrapolazione.

Inoltre, risulta di particolare importanza la normalizzazione dei dati di ingresso ed uscita, in quanto l’algoritmo di apprendimento riesce a raggiungere performance migliori.

3.2.2.6 Paradigmi di apprendimento

È possibile categorizzare le situazioni di apprendimento in due tipi:

- *Supervised learning* o *Associative learning* in cui la rete è allenata fornendole ingressi da collegare con i profili di uscita. Queste coppie ingresso-uscita possono essere fornite da sistemi di apprendimento esterni, o da sistemi che contengono la rete (self-supervised).
- *Unsupervised learning* o *Self-organisation* in cui una unità di uscita è allenata a reagire ai clusters di profili dentro gli ingressi. In questo paradigma si suppone che il sistema scopra caratteristiche statistiche salienti della popolazione di ingresso. Rispetto al paradigma Supervised, non c'è un set di categorie a priori in cui i profili sono classificati; il sistema deve sviluppare la sua propria rappresentazione dei stimoli in ingresso.

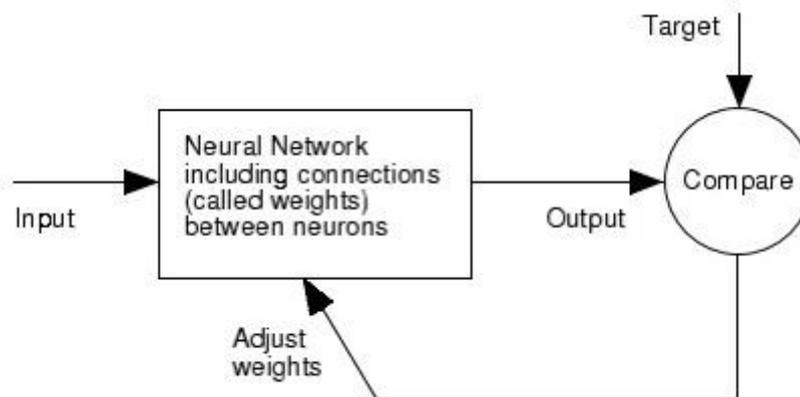


Figura 3.6 Processo di regolazione dei pesi nell'apprendimento supervisionato.

Entrambi i paradigmi di apprendimento discussi in precedenza risultano in un adattamento dei pesi delle connessioni tra le unità, secondo delle leggi appropriate. L'idea base è che se due unità j e k sono attive simultaneamente, la loro interconnessione deve essere rafforzata. Se j riceve un input da k , la più semplice legge di apprendimento prescrive di modificare il peso w_{jk} con

$$\Delta w_{jk} = \gamma y_j y_k \quad (3.10)$$

Dove γ è una costante positiva di proporzionalità rappresentante il tasso di apprendimento. Un'altra regola comune usa non l'attivazione attuale dell'unità k ma la differenza tra l'attivazione attuale e desiderata per aggiustare i pesi:

$$\Delta w_{jk} = \gamma y_j (d_k - y_k) \quad (3.11)$$

in cui d_k è l'attivazione desiderata fornita dal sistema di apprendimento.

Si riporta in Fig. 3.7 un esempio di rete neurale multistrato (MLP), dotata di N_i unità di ingresso, l *hidden layers*, costituiti ciascuno da h *hidden neurons*, e N_o unità in uscita.

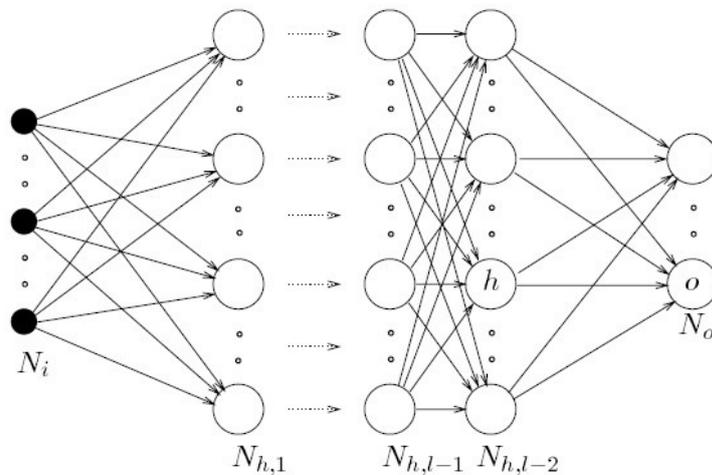


Figura 3.7 Rete neurale multilayer con l layers di unità.

3.2.3 Usi delle ANNs

Le reti neurali hanno un vasto campo di applicazione, ma principalmente vengono usate nei seguenti ambiti:

- Approssimazione di funzioni, o analisi di regressione, che include *time series prediction*, *fitness approximation and modeling*;
- Classificazione, che include riconoscimento di profili e sequenze;
- Data processing;
- Robotica;
- Controllo.

Nel campo dei sistemi di potenza, la prima applicazione delle ANNs è stata per la previsione del carico. Il carico elettrico è un processo stocastico con una grande componente autoregressiva, dovuta ai comportamenti ripetitivi della società umana, e alcune componenti esogene, come fattori climatici (temperatura, umidità, velocità del vento) ed eventi sociali occasionali (festività, scioperi). Per cui il carattere statistico della previsione di carico è ben rappresentato dalla natura intima delle ANNs, che sono principalmente modelli di regressione non lineare e non parametrici.

In letteratura sono presenti innumerevoli articoli relativi in modo particolare all'uso di ANNs per problemi di Short Term Load Forecasting (STLF), mentre in questo lavoro verrà proposto un uso innovativo nell'ambito dei sistemi di potenza, cioè l'uso delle ANNs avviene usando un approccio

di “fitting”, e quindi di interpolare, e non prettamente di “forecasting”, il che richiede ad esempio una minore cura nella scelta degli ingressi.

3.2.4 Neural Network Toolbox in MATLAB

Il Neural Network Toolbox fornisce algoritmi, modelli ed applicazioni per creare, allenare, visualizzare e simulare reti neurali. Si possono eseguire classificazioni, regressioni, clustering, previsioni di serie nel tempo e controllo di sistemi dinamici.

Ci sono diversi modi in cui è possibile usare il software. Quello più immediato è usare i suoi tools, che forniscono una via guidata di accesso alle capacità del toolbox per i seguenti tasks:

- Function fitting
- Pattern recognition
- Data clustering
- Time-series analysis

Si è guidati in questo modo attraverso il processo di progettazione della rete neurale per risolvere problemi in quattro importanti aree di applicazione, senza richiedere una conoscenza approfondita dell’implementazione delle reti neurali. Inoltre i tools consentono di generare scripts con cui è possibile riprodurre gli steps eseguiti, con la possibilità di aggiungere ulteriori modifiche.

I passi da seguire per una buona progettazione di una rete neurale sono i seguenti:

1. Raccolta dati
2. Creazione rete neurale
3. Configurazione della rete
4. Inizializzazione dei pesi e dei biases
5. Training della rete
6. Validazione della rete
7. Uso della rete

3.2.5 Applicazione ANN al caso specifico

Nel caso specifico la rete neurale è stata creata per scopi di “Fit data”; esse, infatti, riescono ad interpolare un gran numero di funzioni.

Per definire il problema è necessario creare un set di vettori in ingresso, nel nostro caso una matrice contenente i valori storici delle misure real-time e i centroidi, e un vettore target, che si vuole per ciascun vettore in ingresso. Successivamente si passa in una fase di validazione e test dei dati, dove vengono definite le impostazioni con cui essi saranno divisi in tre sets:

- 70% è usato per la fase di training;
- 15% per validare la rete e fermare il training prima che si verifichi overfitting;
- 15% per un test indipendente della rete.

La rete standard usata per fitting è una rete feed-forward a due layer, con una funzione di trasferimento sigmoide nello strato hidden e una funzione di trasferimento lineare nel layer in uscita. Il numero default di hidden neurons è settato a 10. È possibile incrementare questo numero successivamente, se le performance della rete non sono soddisfacenti.

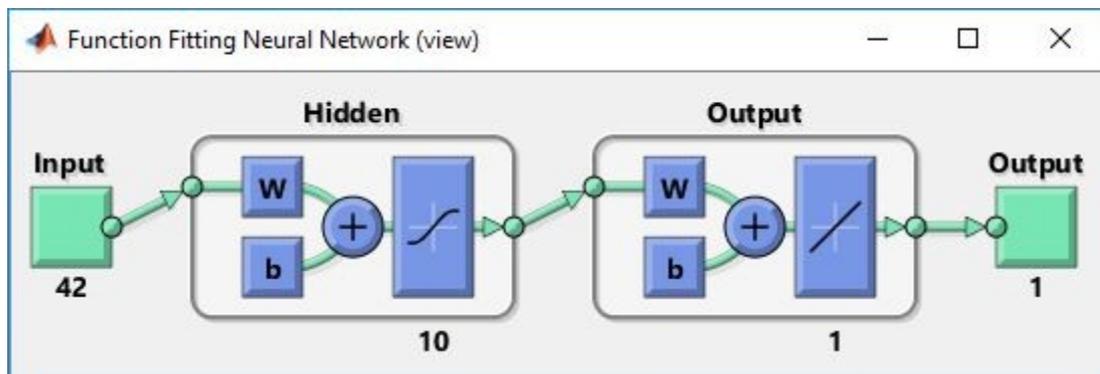


Figura 3.8 Visualizzazione della rete neurale creata.

Bisogna selezionare un algoritmo di apprendimento. È possibile usare l'algoritmo Levenberg-Marquardt, raccomandato per la maggior parte dei problemi, ma per problemi più complessi l'algoritmo Bayesian Regularization può ottenere migliori risultati, a discapito di un maggiore tempo di calcolo. Per ulteriori approfondimenti teorici su questi due algoritmi si rimanda in Appendice D.

Nel nostro caso si è usato principalmente l'algoritmo Levenberg-Marquardt, e si è fatto un confronto con l'algoritmo Bayesian Regularization.

Vengono forniti inoltre degli strumenti per validare le performance della rete ottenuta. Si possono visualizzare le uscite della rete rispetto ai target per i sets di training, validazione e test.

Se le performance sul training set sono buone, ma sul test set no, questo indica overfitting; in questo caso può risultare opportuno ridurre il numero di neuroni per migliorare i risultati. Se le performance di training non sono soddisfacenti, allora occorre aumentare il numero di neuroni.

Il problema di overfitting è causato dall'uso di troppe *hidden units* comparato con il vero modello non noto. La rete neurale riproduce in tal caso il rumore dei campioni del training set invece che la relazione vera.

In pratica l'overfitting si verifica quando il numero dei dati nel training set è piccolo comparato con la taglia della rete (overparameterization), in questo caso la rete neurale copia semplicemente i dati di training.

Si possono quindi riassumere le due fasi distinte in cui lavora la rete neurale realizzata, ovvero:

- *Learning* (training), in cui vengono inizializzati i pesi da usare sulla base di un input e un target;
- *Deployment*, in cui, dopo che la rete neurale ha appreso la natura della relazione, è possibile utilizzarla come una funzione che dati diversi ingressi, fornisce le possibili uscite.

È possibile infine generare una funzione MATLAB o creare uno script che riproduce tutti i passi descritti in precedenza.

4 Applicazione alla rete di sub-trasmissione e validazione

Lo PRTM è stato applicato e validato scegliendo un'isola di carico a 132 kV della rete di sub-trasmissione del Piemonte, dove è presente una consistente quota di carichi non tele-acquisiti.

Prima di introdurre le prove e i successivi risultati, è opportuno descrivere l'isola di carico oggetto della prova e i carichi scelti.

4.1 Descrizione dell'isola di carico

Dal punto di vista della rete di trasmissione si definisce come carico il transito che si registra sui trasformatori AT/MT, vale a dire il confine tra la rete di trasmissione e le reti di distribuzione oppure tra la rete di trasmissione e la consegna agli utenti direttamente connessi in AT.

L'isola di carico scelta è quella che si estende dalla zona sud-ovest di Torino fino alla provincia di Cuneo. In figura è rappresentato lo schema topografico della suddetta isola di carico.

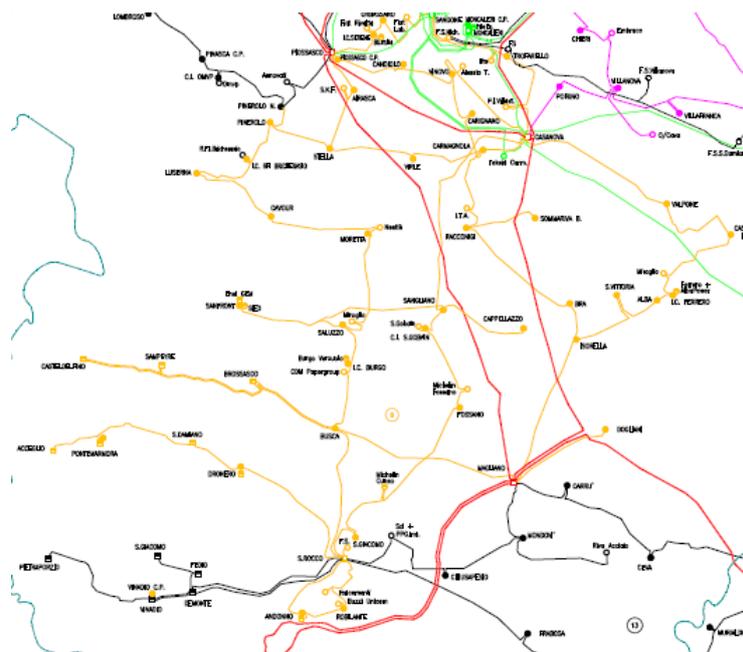


Figura 4.1 Schema topografico isola di carico selezionata.

All'interno dell'isola di carico sono presenti quattro stazioni elettriche (nodi di alimentazione), Piossasco, Casanova, Magliano e Sangone.

Nella stazione di Sangone sono presenti ATR 220/132 kV da 160 MVA, mentre nelle stazioni di Magliano, Casanova e Piossasco sono presenti ATR 380/132 kV da 250 MVA.

L'isola di carico è composta oltre che dalle quattro stazioni menzionate, anche da 116 linee per un totale di 964 km. Il numero di impianti connessi è 89 e la generazione presente si attesta a circa 590 MW installati, ripartiti tra 27 gruppi di produzione.

4.1.1 Individuazione dei carichi da monitorare

All'interno dell'isola di carico descritta nei paragrafi precedenti sono stati individuati i carichi non tele-acquisiti da Terna di cui è necessario conoscere un valore attendibile in real-time da usare poi nell'algoritmo di Stima dello Stato. Tale scelta è stata effettuata tramite uno studio preliminare dei carichi presenti nell'isola di carico.

I carichi scelti sono stati i seguenti:

1. Fiat Orbassano
2. Alessio Tubi
3. SKF Airasca
4. Miroglio Alba
5. Miroglio Saluzzo
6. Michelin Cuneo
7. Michelin Cofely
8. Saint Gobain
9. Ferrero (al punto di scambio)
10. Ferrero Produzione
11. Burgo Verzuolo

Di seguito sono riportati i profili di assorbimento di potenza attiva di un giorno ferialo di Novembre 2016 per alcuni di questi carichi.

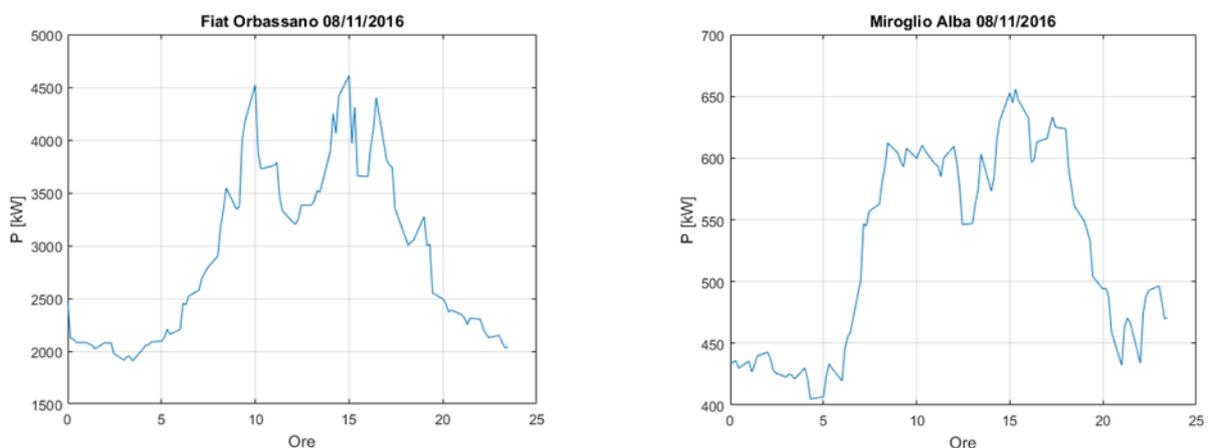


Figura 4.2 Profilo di carico ai nodi.

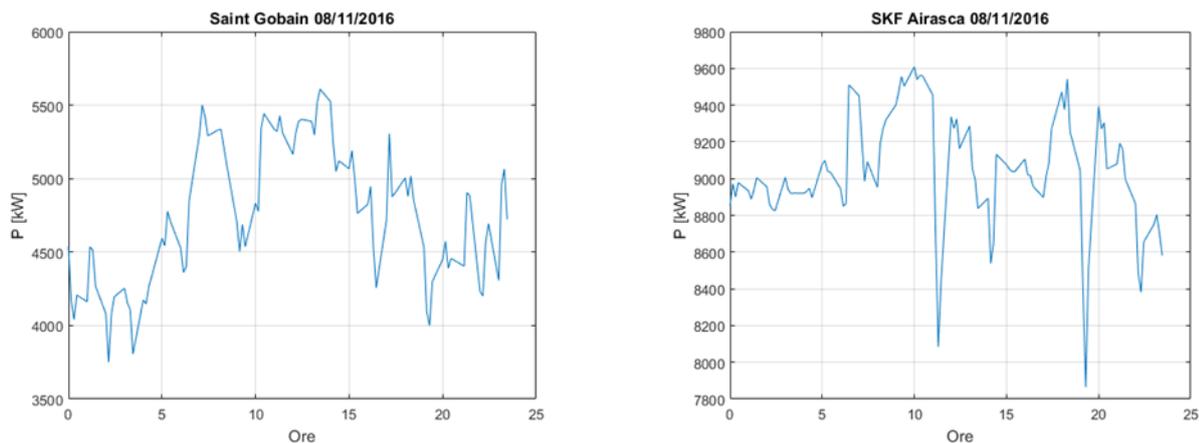


Figura 4.3 Profilo di carico ai nodi.

Come si evince dai profili rappresentati, si tratta per la maggior parte di tipici carichi industriali, con picchi di assorbimento prima e dopo pranzo, tranne in alcuni casi dove l'assorbimento può dipendere da particolari tipi di lavorazione e applicazioni, con picchi fortemente variabili durante l'arco della giornata.

Nonostante fossero disponibili anche misure di potenza reattiva e corrente, si è deciso di utilizzare solo le misure di potenza attiva, perché più facilmente correlabili tra loro e di uso più immediato per gli scopi successivi.

4.1.2 Descrizione procedimento risolutivo

Il processo di clustering si compone di diverse fasi, in ognuna delle quali si porta a termine un determinato task. È stato implementato un algoritmo che in modo automatico identifica, per ogni nodo da monitorare, il numero ottimale di clusters. I dati vengono normalizzati in base alla potenza massima del carico nell'anno di riferimento.

Lo scopo del clustering è ottenere per tutte le giornate dell'anno, solo pochi profili caratteristici, in modo da poterne usare un numero limitato per le elaborazioni successive.

Il procedimento di clustering è effettuato da un algoritmo esterno allo PRTM, che può essere eseguito per i dati di qualsiasi anno si abbiano a disposizione. Questo algoritmo viene eseguito solo all'inizio del processo, per rendere accessibili i clusters, ed in particolar modo i centroidi, per le elaborazioni successive del PRTM, che rimangono invariati per l'isola di carico considerata.

Nella figura seguente sono riportate le varie fasi concettuali di cui si compone il processo di clustering.

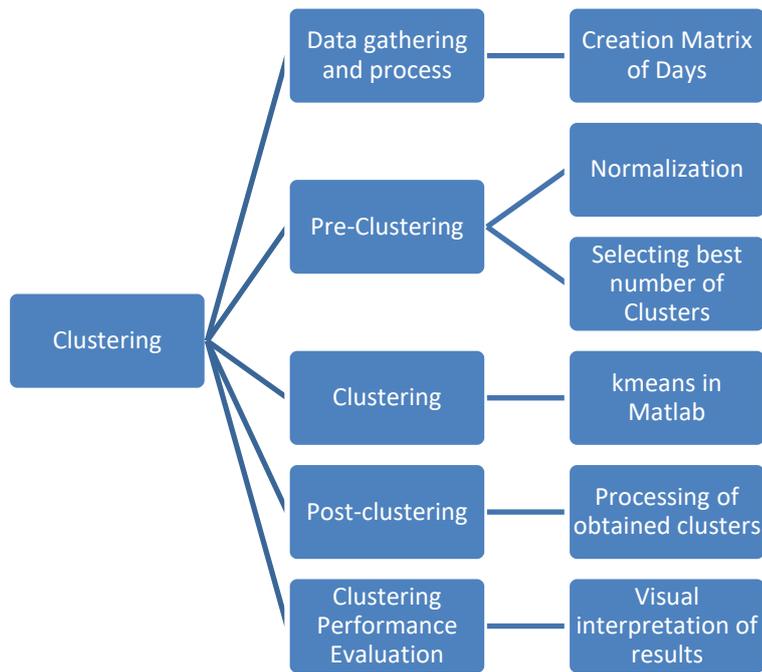


Figura 4.4 Fasi del processo di clustering.

Si è effettuato un clustering delle giornate dell'anno 2016 usando l'algoritmo k-means implementato in MATLAB. Il numero di clusters k è stato scelto calcolando valutando il migliore tra i coefficienti di performance *Global Silhouette Coefficient (GS)* e *Average Silhouette Coefficient (AvgSC)*, riportati nelle Eq. 3.1 e 3.2, per diversi valori di k . Rappresentando l'andamento dell'indicatore in funzione dei diversi k , si è scelto il valore corrispondente al ginocchio della curva, in quanto buon compromesso tra numero di clusters e accuratezza delle performance.

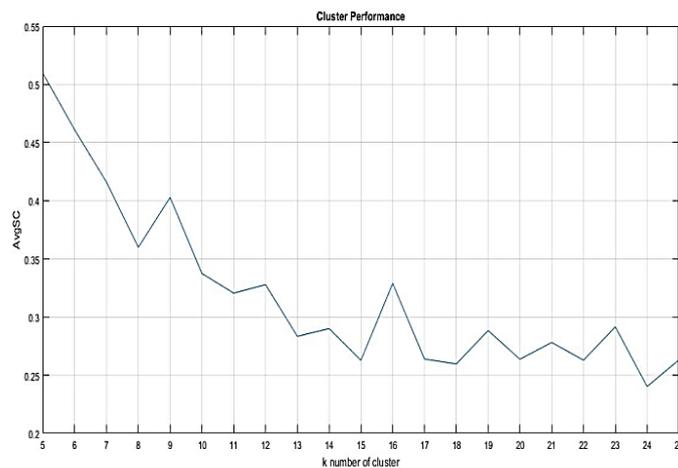


Figura 4.5 Andamento dell'indice di performance al variare del numero di clusters.

Si riporta un esempio di clusters ottenuti per il nodo FIAT Orbassano:

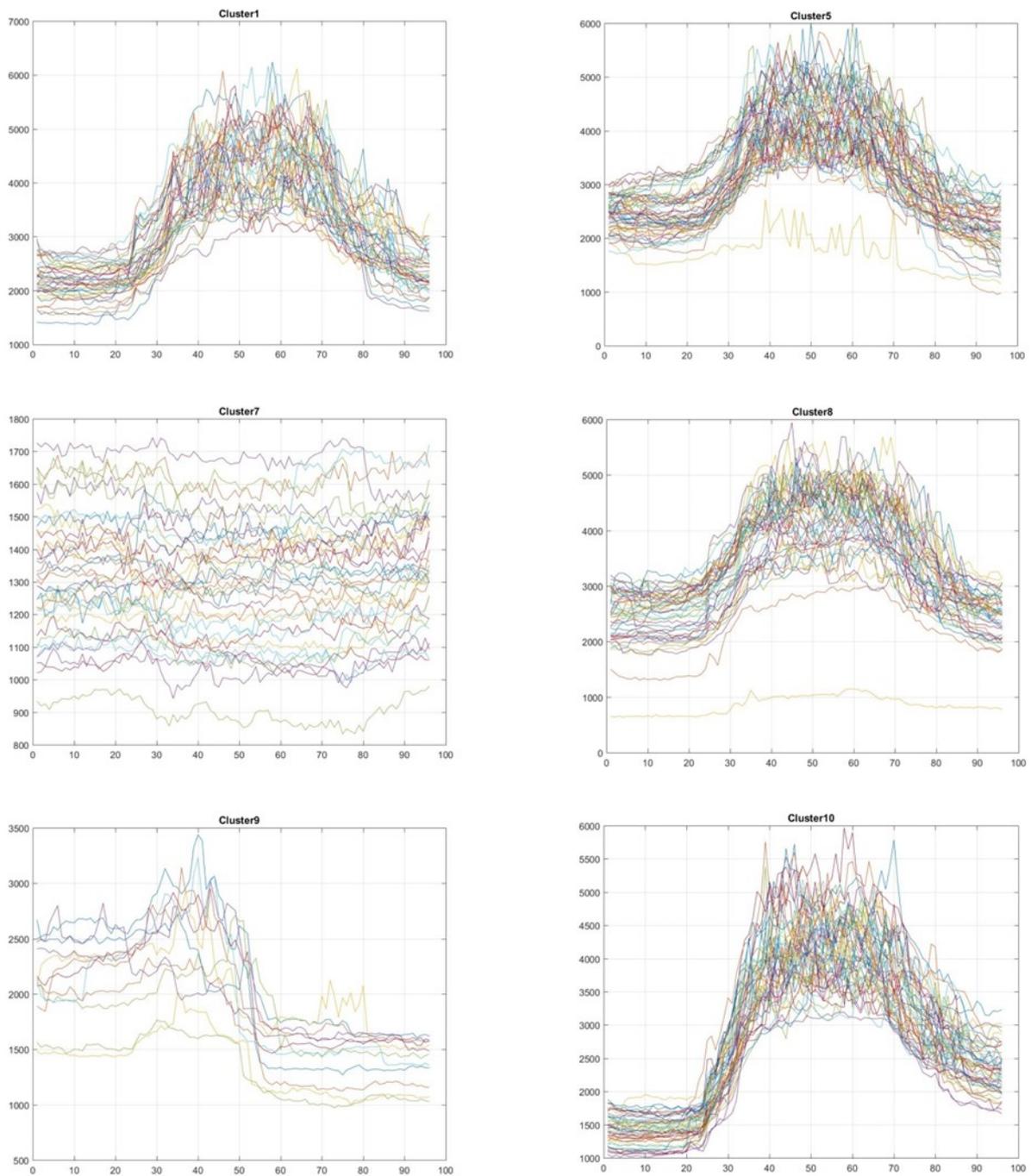


Figura 4.6 Risultati di clustering significativi del nodo FIAT Orbassano.

Sono stati riportati solo i clusters significativi, poiché gli altri contenenti pochi elementi sono da considerare come anomali e possono essere esclusi (outliers).

Alla fine della fase di clustering, ogni nodo può essere rappresentato usando i profili costituenti i centroidi del cluster, come quello riportato nella figura 4.7, in base alla giorno dell'anno che si vuole analizzare.

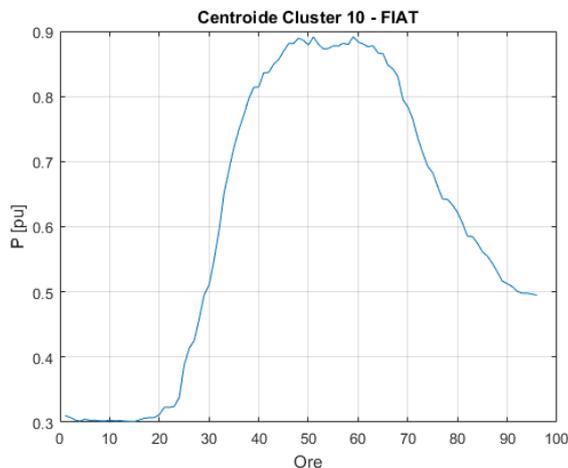


Figura 4.7 Centroide relativo ad uno dei cluster ottenuti.

Per determinare l'associazione del particolare giorno dell'anno con uno dei centroidi, si sono osservate le occorrenze in ogni cluster usando tabelle e diagrammi a barre. La Tab. 4.1 riporta un esempio di una lista parziale degli elementi contenuti in un cluster. Gli elementi di ogni cluster sono dunque i profili di carico di determinate giornate dell'anno, di cui vengono individuati il giorno della settimana e il mese dell'anno. Vengono realizzate inoltre delle tabelle e degli istogrammi riportanti le occorrenze di ogni cluster, per avere una rappresentazione intuitiva dello stesso.

Data	Giorno	Mese
04-Jan-2016	Monday	January
05-Jan-2016	Tuesday	January
26-Jan-2016	Tuesday	January
16-Mar-2016	Wednesday	March
...
07-Dec-2016	Wednesday	December

Tabella 4.1 Giornate incluse in uno dei cluster ottenuti.

Day	Occurrence	[%]
Thursday	4	9,52
Friday	2	4,76
Wednesday	9	21,43
Monday	15	35,71
Tuesday	10	23,81
Sunday	2	4,76

Month	Occurrence	[%]
January	2	4,76
February	3	7,14
April	4	9,52
May	5	11,90
June	3	7,14
July	7	16,67
August	2	4,76
September	8	19,05
October	2	4,76
November	5	11,90
December	1	2,38

Tabella 4.2 Occorrenze di giorni e mesi dell'anno in uno dei cluster ottenuti.

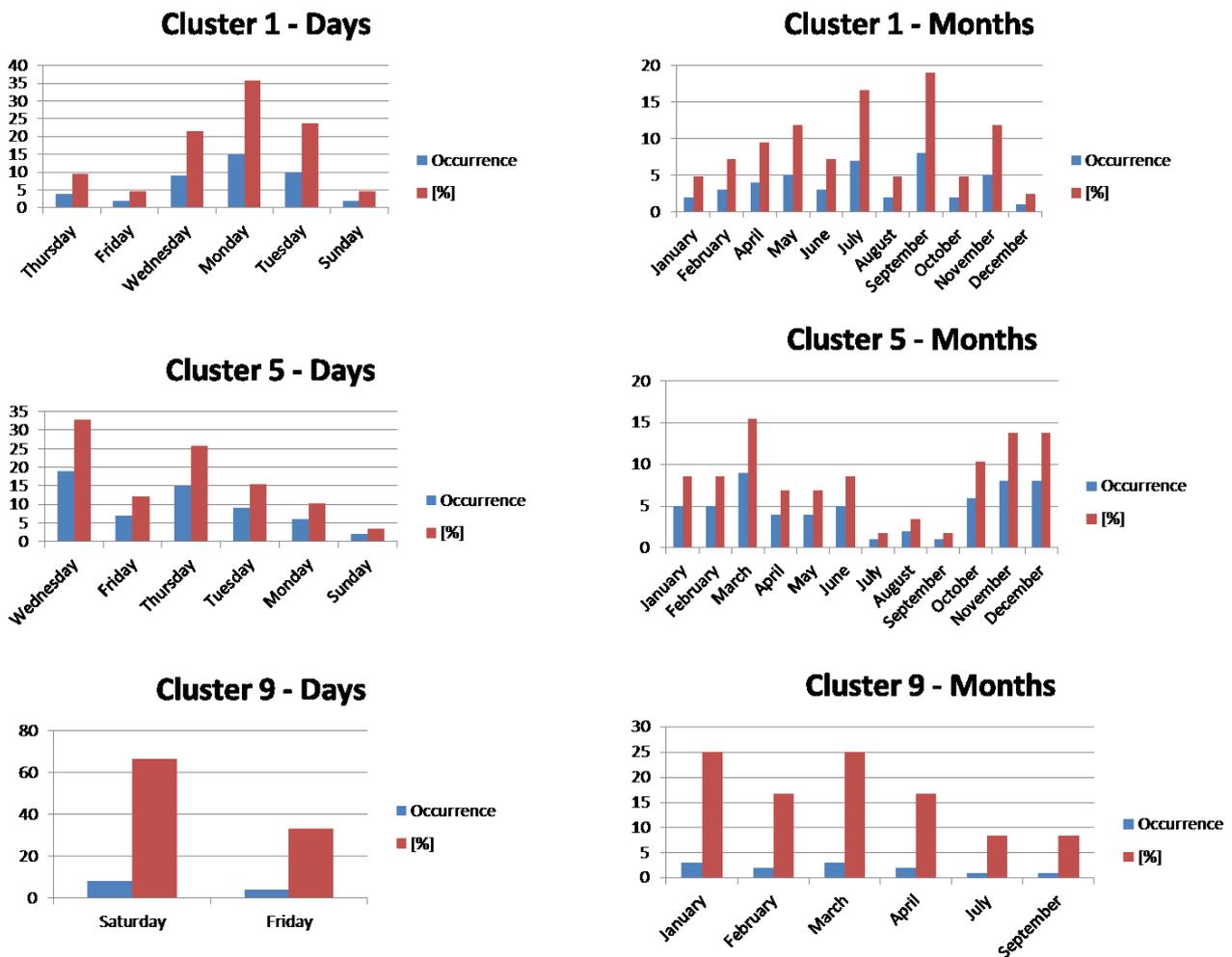


Figura 4.8 Istogramma di occorrenze di giorni e mesi dell'anno per alcuni dei cluster considerati.

Dopo aver ottenuto i clusters di ogni nodo, si è correlato ciascun cluster ad una matrice di occorrenze, necessaria per la scelta del centroide da associare al nodo per la data odierna di analisi.

In questo modo, l'algoritmo riesce a selezionare il centroide del cluster corrispondente alla matrice delle occorrenze dove si trova la massima occorrenza. Questi centroidi, per ogni nodo non tele-acquisito dell'isola a 132 kV, insieme allo storico delle misure real-time, sono usati come ingressi di una rete neurale, che verrà addestrata sulla base di un target, ovvero del profilo reale corrispondente del carico da stimare.

Gli ingressi scelti per la rete neurale derivano da una preliminare analisi di autocorrelazione, dalla quale è stato possibile determinare la possibilità di utilizzare gli input descritti in precedenza. In particolare sono stati usati, per l'isola di carico considerata:

- Centroidi relativi ai nodi non tele-acquisiti dell'isola di carico considerata;
- Misure storiche di:
 - Potenza attiva delle stazioni di distribuzione AT/MT;
 - Flussi di potenza attiva sulle linee in partenza dalle stazioni AT/AT.

Una volta che la rete neurale è addestrata, si sostituiscono le misure storiche con le misure real-time attuali, e si ottiene in uscita un possibile profilo per il carico da stimare.

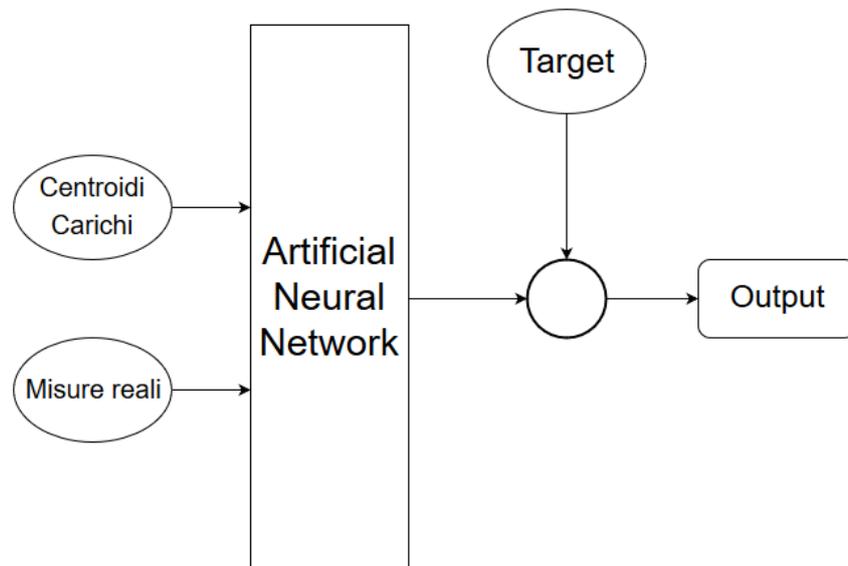


Figura 4.9 Schema di flusso della rete neurale utilizzata.

4.2 Applicazione ad un nodo dell'isola di carico

L'algoritmo implementato è stato validato per un anno intero di misure. La fase di training è basata sui valori dell'anno 2016, mentre il confronto dei suoi risultati avviene con i dati del 2017.

Si riportano nel seguito i risultati ottenuti per un solo carico (FIAT Orbassano) nella settimana di Aprile dal Lunedì 03/04/2017 a Domenica 09/04/2017, confrontando i valori stimati con quelli realmente avuti in diverse casistiche:

- Caso 1: algoritmo Levenberg-Marquardt e 10 hidden neurons;
- Caso 2: algoritmo Bayesian Regularization e 10 hidden neurons;
- Caso 3: algoritmo Levenberg-Marquardt e 20 hidden neurons;

Bisogna fare attenzione ad aumentare il numero di unità neurali, in quanto si potrebbe incorrere nell'overfitting.

Vengono confrontati alla fine i risultati ottenuti, i quali possono essere valutati utilizzando criteri di accuratezza di forecasting. I criteri scelti in questo studio sono:

- Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{\sum_1^n |x_i - \tilde{x}_i|}{n} \quad (4.1)$$

- Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_1^n (x_i - \tilde{x}_i)^2}{n}} \quad (4.2)$$

- Mean Absolute Relative Percentage Error (MARPE)

$$MARPE = \frac{\sum_1^n \left| \frac{x_i - \tilde{x}_i}{x_i} \right|}{n} \times 100 \quad (4.3)$$

Dove x_i e \tilde{x} sono rispettivamente i valori reali osservati e i valori previsti, mentre n è il numero di valori previsti.

4.2.1 Analisi risultati caso 1

Si osservano gli andamenti dei profili della settimana considerata, confrontando dapprima nella fase di training quanto bene la rete neurale riesce a rappresentare il target, usando i dati storici del giorno analogo dell'anno precedente, e in seguito, usando i dati real-time, si confronta la previsione ottenuta con i veri valori misurati per lo specifico giorno.

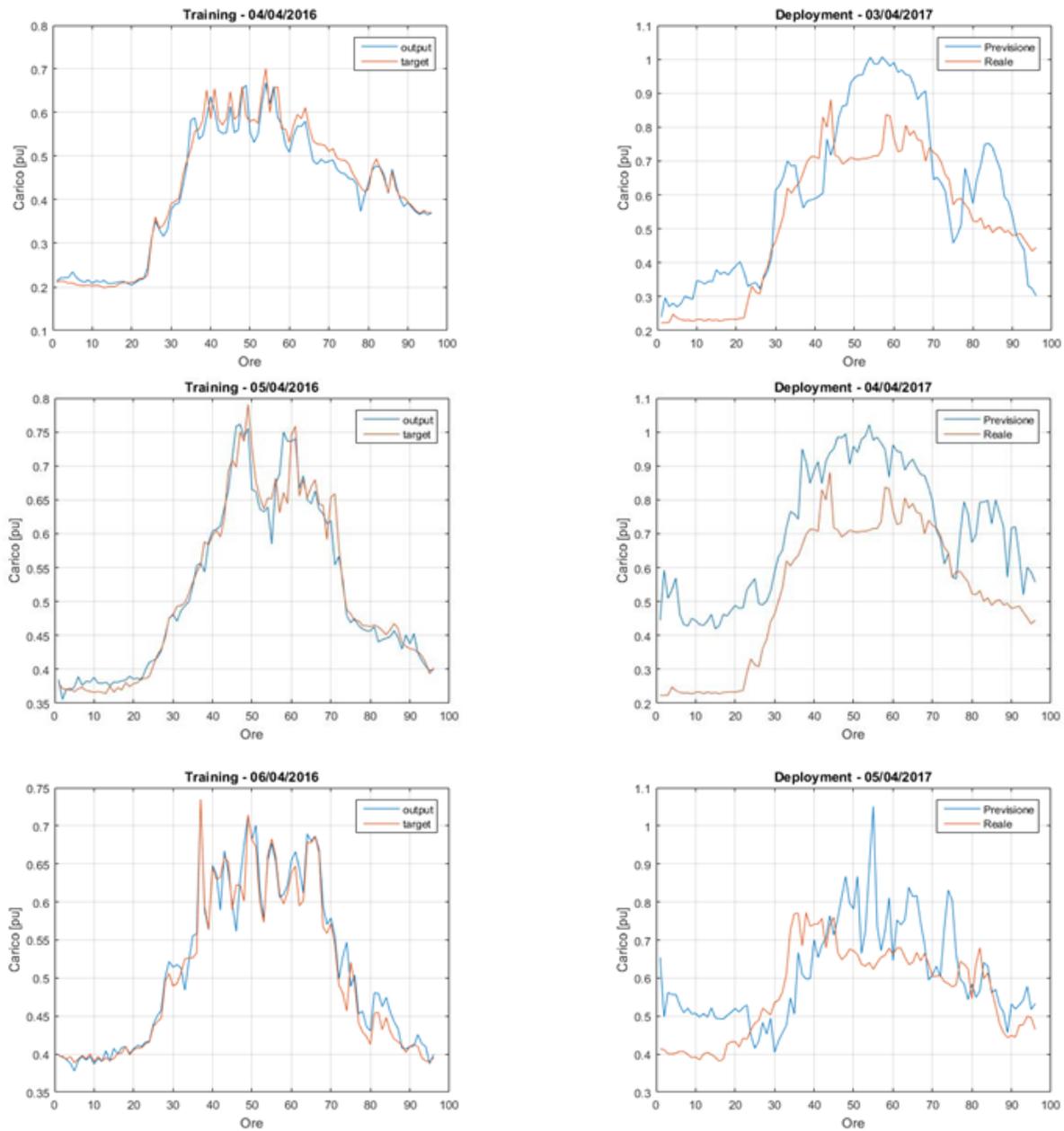


Figura 4.10 Risultati di training e deployment caso 1 – Fiat Orbassano.

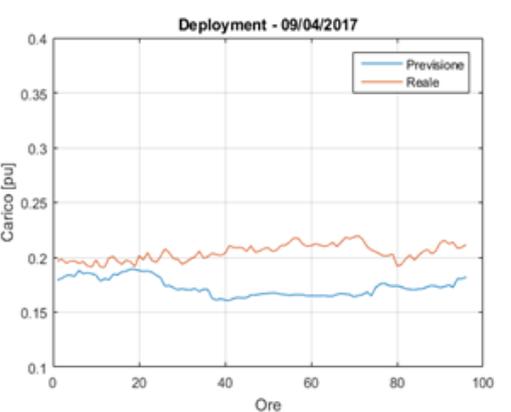
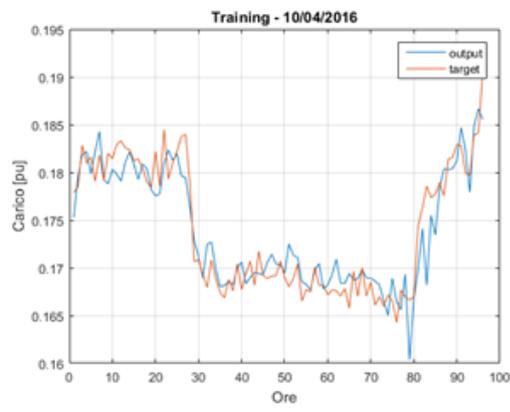
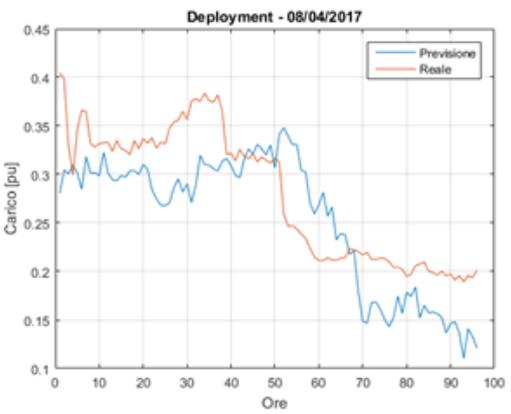
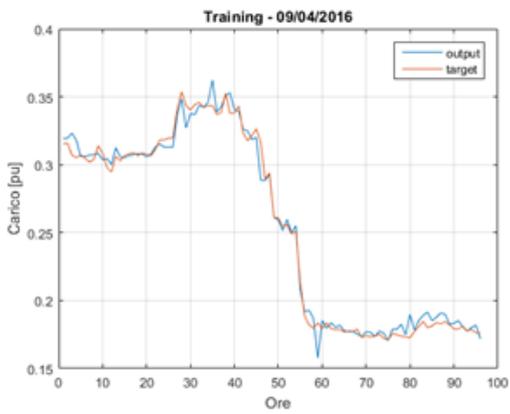
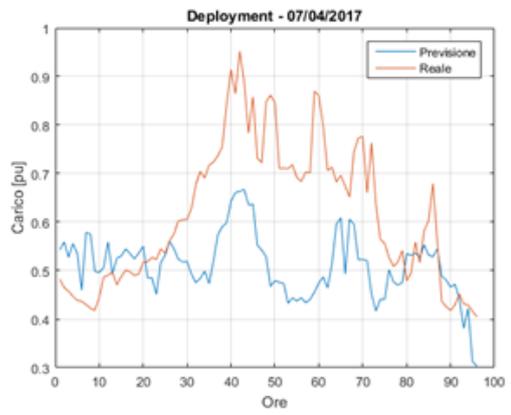
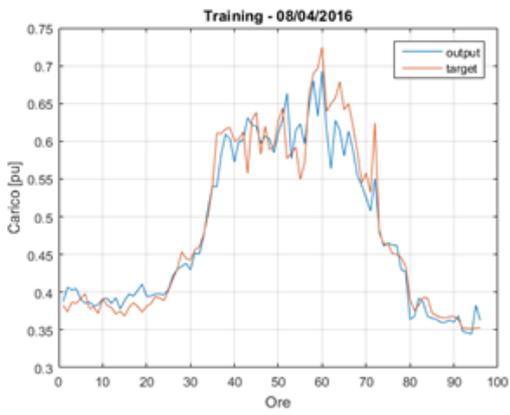
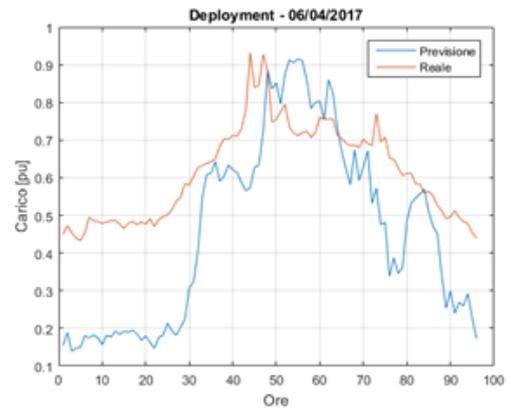
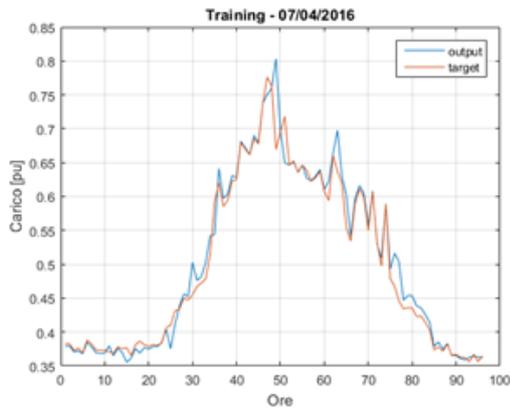


Figura 4.11 Risultati di training e deployment caso 1 – Fiat Orbassano.

Si osserva che il metodo Levenberg-Marquardt fornisce risultati accettabili, per tutti i giorni della settimana, sia feriali che festivi. Ovviamente ci sono degli errori istantanei anche superiori al 30%, ma nel complesso gli errori sono abbastanza contenuti.

Ovviamente la fase di training è molto affidabile, cioè la rete neurale riesce a riprodurre fedelmente il target.

Giorno	MAE [pu]	RMSE [pu]	MARPE [%]
03/04/2017	0.12443	0.8034	23.594
04/04/2017	0.11264	1.1036	18.088
05/04/2017	0.09734	0.4742	18.030
06/04/2017	0.18739	1.5116	34.047
07/04/2017	0.13427	0.99641	19.993
08/04/2017	0.04618	0.25423	17.480
09/04/2017	0.03138	0.30748	15.153

Tabella 4.3 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 1.

4.2.2 Analisi risultati caso 2

Si realizza una rete neurale con 10 *hidden neurons* e si usa l’algoritmo di apprendimento *Bayesian Regularization*. I grafici delle fase di training e deployment sono riportati in appendice E.1.

Si riportano di seguito i valori di errore calcolati.

Giorno	MAE [pu]	RMSE [pu]	MARPE [%]
03/04/2017	0.1532	1.0796	27.038
04/04/2017	0.15636	1.5238	24.508
05/04/2017	0.18145	1.7662	32.602
06/04/2017	0.13403	1.1498	22.9
07/04/2017	0.10594	0.0259	17.979
08/04/2017	0.14592	1.4298	33.318
09/04/2017	0.03078	0.30158	14.924

Tabella 4.4 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 2.

Analizzando i risultati ottenuti, si osserva che, a pari numero di neuroni, l'algoritmo Bayesian impiega molto più tempo a terminare le iterazioni, senza tra l'altro ottenere miglioramenti di performance sostanziali, anzi in taluni casi è peggio dell'algoritmo Levenberg.

4.2.3 Analisi risultati caso 3

Si realizza una rete neurale con 20 hidden neurons e si usa l'algoritmo di apprendimento Levenberg-Marquardt. I grafici delle fase di training e deployment sono riportati in appendice E.2.

Si riportano di seguito i valori di errore calcolati.

Giorno	MAE [pu]	RMSE [pu]	MARPE [%]
03/04/2017	0.19419	1.3004	36.668
04/04/2017	0.19136	1.8738	31.112
05/04/2017	0.13476	1.2363	25.595
06/04/2017	0.20096	0.87783	34.221
07/04/2017	0.10114	0.19867	17.710
08/04/2017	0.07527	0.3659	29.715
09/04/2017	0.016774	0.1625	8.1264

Tabella 4.5 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 3.

Analizzando i risultati ottenuti, si osserva che l'aumento delle unità neurali contribuisce poco al migliorare delle performance della rete, anche se è proprio in questo caso che si riesce a registrare il minimo errore tra i tre casi considerati (8%).

4.3 Estensione analisi ad ulteriori nodi della stessa isola di carico

Si riportano adesso le previsioni per la sola giornata del 03/04/2017 per altri carichi dell'isola, usando la rete neurale creata secondo i criteri del caso 1 descritto in precedenza.

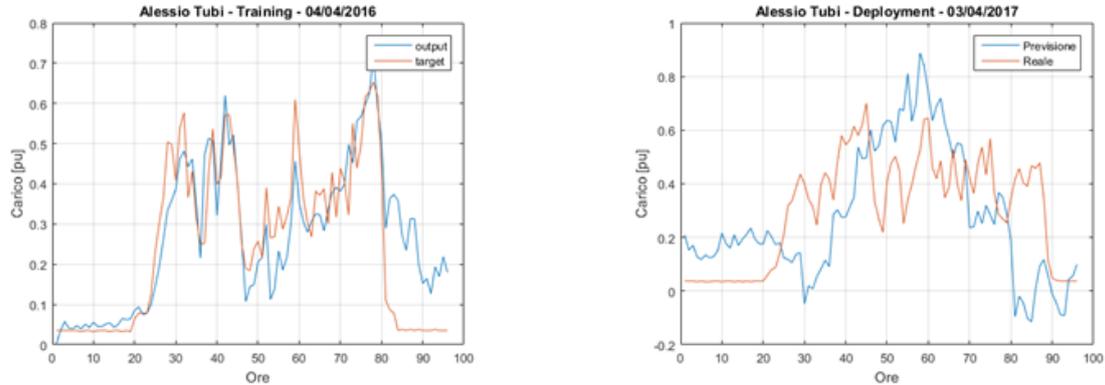


Figura 4.12 Risultati di training e deployment caso 1 – Alessio Tubi.

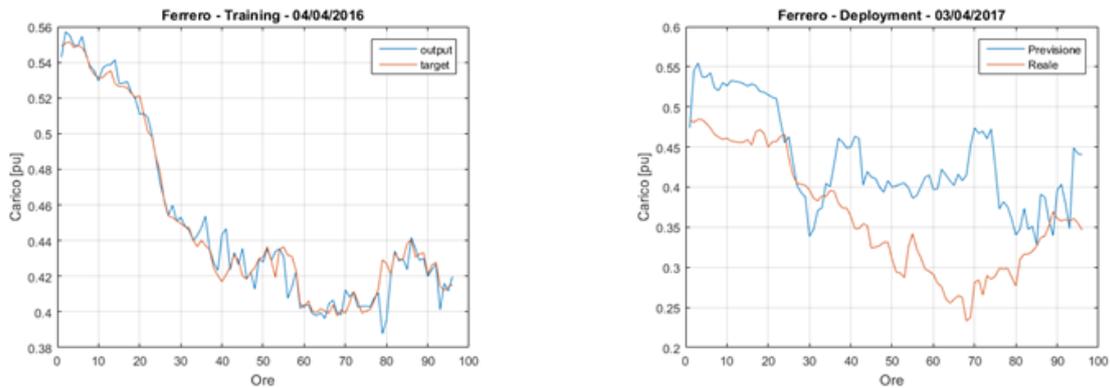


Figura 4.13 Risultati di training e deployment caso 1 – Ferrero.

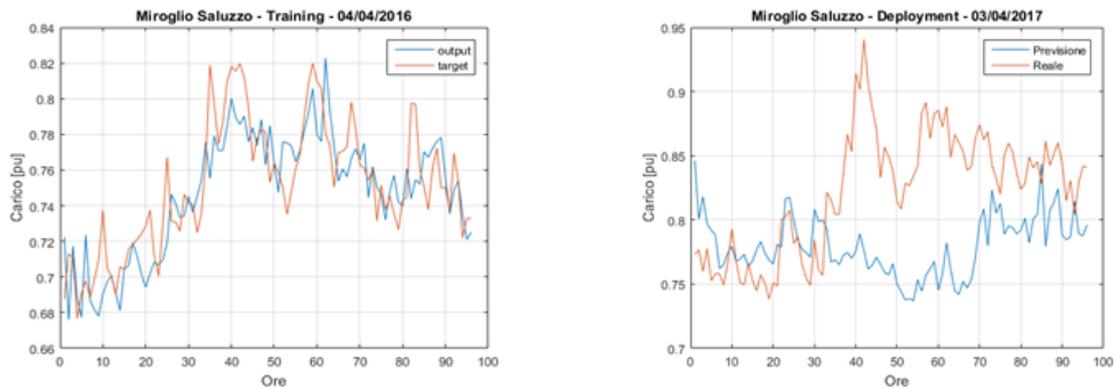


Figura 4.14 Risultati di training e deployment caso 1 – Miroglio Saluzzo.

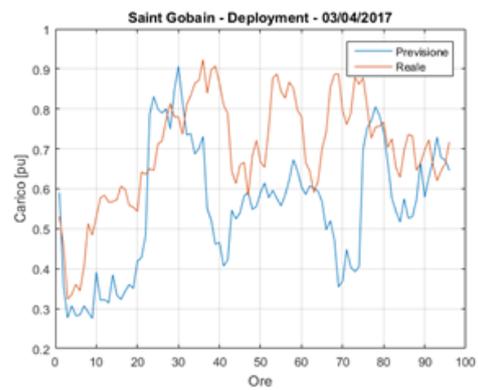


Figura 4.15 Risultati di training e deployment caso 1 – Saint Gobain.

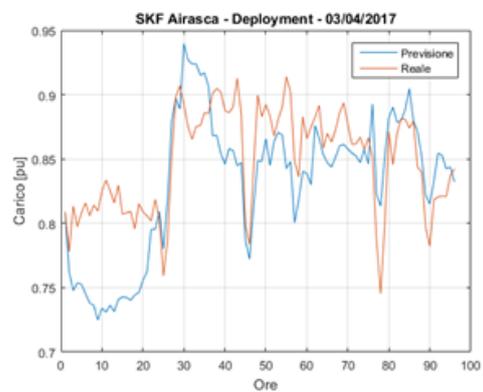
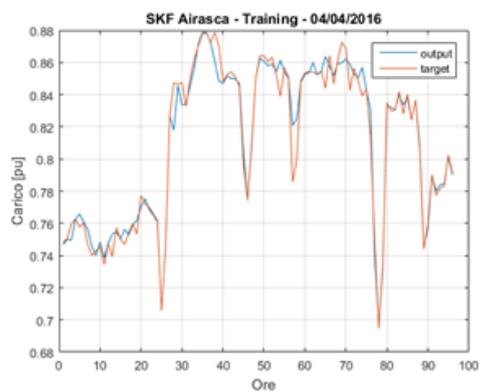


Figura 4.16 Risultati di training e deployment caso 1 – SKF Airasca.

Si riportano di seguito i valori di errore calcolati.

Carico	MAE [pu]	RMSE [pu]	MARPE [%]
SKF Airasca	0.03556	0.1662	4.2292
Alessio Tubi	0.19849	0.2021	37.112
Miroglio Saluzzo	0.05702	0.4129	6.7412
Saint Gobain	0.32145	2.8965	46.134
Ferrero	0.07545	0.69628	23.544

Tabella 4.6 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i diversi nodi analizzati – caso 1.

4.4 Confronto risultati ottenuti

Si riescono ad ottenere ottimi risultati in questo modo, prevedendo il carico con errori massimi del 30%, il che risulta essere accettabile rispetto al caso di nessuna previsione o di una previsione media.

Si confrontano i valori massimi e minimi del MARPE nei tre casi analizzati per il nodo FIAT Orbassano. Si osserva che i valori sono molto simili per il caso 1 e 3, il che sta a significare che il numero di neuroni incide poco sugli errori massimi, rispetto all'algoritmo di apprendimento. Anche le giornate in cui si verificano questi valori massimi sono diverse.

FIAT Orbassano		
	MARPE max [%]	Giorno
Caso 1	34.047	06/04/2017
Caso 2	33.318	08/04/2017
Caso 3	36.668	03/04/2017

Tabella 4.7 Confronto valori massimi di MARPE per i tre casi analizzati.

Si confrontano adesso i valori minimi del MARPE. Le prestazioni migliori si hanno nel caso 3, aumentando il numero di neuroni, e per lo stesso giorno dell'anno. In particolare si tratta di un giorno festivo, dove il carico è abbastanza costante e la previsione è più facilmente determinabile.

FIAT Orbassano		
	MARPE min [%]	Giorno
Caso 1	15.153	09/04/2017
Caso 2	14.924	09/04/2017
Caso 3	8.1264	09/04/2017

Tabella 4.8 Confronto valori massimi di MARPE per i tre casi analizzati.

Analizzando i risultati ottenuti nell'estensione ad altri nodi della rete di sub-trasmissione, si osserva che in alcuni casi, in particolare dove il profilo di carico non è variato molto durante l'anno, si riescono ad ottenere dei valori di MARPE abbastanza contenuti, sotto il 10%. Le previsioni in generale sono tutte abbastanza omogenee, per cui si può supporre che l'approccio possa essere ben adattato anche per altre isole di carico.

Conclusioni

Lo Pseudo Real-Time Meter (PRTM) è stato validato offline, cioè è stato addestrato a partire dai dati storici del 2016, verificando i valori ottenuti per il 2017 e confrontandoli con quelli che si sono avuti realmente. Si è trattato di una fase iniziale di sperimentazione, con la quale si è potuta testare e stabilire l'efficacia dell'algoritmo implementato.

In definitiva, tramite lo PRTM, è stato possibile ottenere delle stime puntuali di carico con errori abbastanza contenuti e con tempi computazionali molto ridotti. Il vantaggio più significativo, più che l'accuratezza dei risultati, è il fatto di poter contare su di uno strumento che possa andare in ausilio al software di Stima dello Stato, già impiegato e collaudato da Terna per le reti di trasmissione a 380/220 kV. Infatti, grazie alla pseudo-ridondanza ottenuta dallo strumento, si rende possibile la convergenza della Stima dello Stato anche per le reti di sub-trasmissione a 132 kV.

Ulteriori verifiche potrebbero effettuarsi usando ad esempio differenti tecniche di clustering, anche se questa fase incide in modo relativamente minore sui risultati, mentre valori più accurati potrebbero essere ottenuti con un miglioramento delle prestazioni della rete neurale impiegata, valutando un miglior compromesso tra tempi di calcolo e numero di hidden layers.

Una maggiore attenzione dovrà essere posta nel caso di nodi dotati di simultaneo assorbimento e generazione, in particolar modo se la produzione di energia avviene da Fonti Rinnovabili Non Programmabili (FRNP), in quanto ciò potrebbe portare a grandi errori per via della aleatorietà della sorgente. In tal caso sarebbe utile considerare il netto tra generazione e carico al nodo.

Il presente lavoro si propone quindi di fornire un approccio di fattibilità in primo luogo concettuale, poiché poter inserire praticamente questo algoritmo nei database dell'azienda richiede tempistiche superiori e delle verifiche e sperimentazioni ulteriori. La possibilità di usare lo PRTM online, e quindi la sua capacità di interagire in real-time con le misure provenienti dal Sistema di Controllo e Conduzione di Terna e con l'algoritmo "Estimatore dei carichi mancanti", richiederà più che altro sforzi di programmazione e competenze di tipo IT, dovendo spesso far comunicare linguaggi diversi tra loro. Questo, insieme ad altri miglioramenti nell'accuratezza dello PRTM, costituisce una base di partenza per possibili sviluppi futuri, che potrebbero risultare di grande supporto per il lavoro

degli operatori di Terna, facilitando la gestione e il controllo in tempo reale dell'intera rete di trasmissione.

In virtù dei risultati ottenuti, la metodologia utilizzata può essere ritenuta valida per la realizzazione di uno Pseudo Real-Time Meter da inserire nel processo di stima di misure mancanti in qualsiasi campo si ritenga necessario, a prescindere dal fatto che lo si usi in ambito di Stima dello Stato in un sistema di trasmissione.

Appendice A

A.1 Problemi ai minimi quadrati e di minima norma

In questa sezione sono discusse la soluzione e le condizioni di risoluzione di sistemi di equazioni lineari e le loro applicazioni ai problemi di analisi dei circuiti, con successivi cenni riguardanti i concetti di osservabilità e controllabilità.

Molti programmi di Stima dello Stato negli uso pratici sono formulati come sistemi sovradeterminati di equazioni non lineari e risolti come problemi ai minimi quadrati (Weighted Least-Squares WLS). Le condizioni di risolubilità della stima dello stato sono determinate da analisi di osservabilità: per esempio, data una rete e un set di misure analogiche, l'analisi di osservabilità determina se il problema di stima è risolubile o meno. Se un tale problema non è risolubile, questa procedura identifica quali stati possono essere stimati. In questo capitolo è introdotto il concetto di osservabilità in relazione agli stimatori ai minimi quadrati.

L'analisi di controllabilità, che è strettamente legata all'analisi di osservabilità, determina le condizioni di risoluzione degli optimal power flows; questi problemi sono formulati come problemi di ottimizzazione. Data una rete e specifici valori per un set di variabili controllate, l'analisi di controllabilità determina se è possibile trovare un set di valori per le variabili di controllo tali che siano trovati i valori desiderati delle variabili di controllo. È quindi necessario comprendere la controllabilità allo scopo di risolvere i problemi di minima norma.

A.2 Problemi lineari ai minimi quadrati

La soluzione ai minimi quadrati fornisce un modo di affrontare i sistemi sovradeterminati di equazioni non lineari (sistemi con più equazioni che incognite) del tipo:

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

Dove \mathbf{x} e \mathbf{b} sono vettori n e m , rispettivamente, con $n < m$. \mathbf{A} è una matrice $m \times n$.

Il problema dei minimi quadrati per sistema sovradeterminato è trovare il vettore ad n componenti \mathbf{x} per cui l'indice $J(\mathbf{x})$ definito da

$$J(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} (\mathbf{b} - \mathbf{Ax})'(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$$

È minimizzato. Il vettore dei residui è definito come:

$$\mathbf{r} = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}$$

La soluzione ai minimi quadrati $\hat{\mathbf{x}}$ è tale che

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = \min \mathbf{r}'\mathbf{r}$$

L'indice di performance $J(\mathbf{x})$ può essere differenziato per ottenere le condizioni di ottimo del primo ordine

$$\left. \frac{\partial J(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} = \mathbf{A}'\mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{A}'\mathbf{b} = 0$$

Questa conduce alla equazione normale

$$\mathbf{A}'\mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{bA}'$$

Risolvendo rispetto a $\hat{\mathbf{x}}$ si ottiene

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}'\mathbf{b} \quad (\text{A.1})$$

Dove $\hat{\mathbf{x}}$ è lo stato stimato.

La matrice di guadagno \mathbf{G} e la pseudo-inversa di \mathbf{A} sono definite come:

$$\mathbf{G} = \mathbf{A}'\mathbf{A}$$

$$\mathbf{A}^{\dagger} = (\mathbf{A}'\mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}'$$

A.3 Problema di minima norma lineare

Le soluzioni di minima norma sono usate per risolvere sistemi di equazioni sottodeterminati (sistemi con più incognite che equazioni) del tipo

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

Dove \mathbf{x} e \mathbf{b} sono vettori n e m , rispettivamente, con $n > m$. \mathbf{A} è una matrice $m \times n$.

Il problema di minima norma per il sistema sottodeterminato è trovare il vettore ad n componenti \mathbf{x} tale che $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ e per cui è minimizzata la norma 2 di \mathbf{x} , definita come

$$\|\mathbf{x}\| = (\mathbf{x}'\mathbf{x})^{\frac{1}{2}}$$

La soluzione di minima norma è un vettore $\hat{\mathbf{x}}$ tale da risolvere il seguente problema di ottimizzazione:

$$\text{Minimize } \|\mathbf{x}\|$$

$$\text{Subject to } \mathbf{Ax} = \mathbf{b}$$

Questo problema di ottimizzazione può essere espresso dalla seguente funzione lagrangiana:

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Lambda}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}'\mathbf{x} - \boldsymbol{\Lambda}'(\mathbf{Ax} - \mathbf{b})$$

Questa funzione può essere differenziata per ottenere le seguenti condizioni del primo ordine:

$$\left. \frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Lambda})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\boldsymbol{\Lambda}})} = \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{A}' \hat{\boldsymbol{\Lambda}} = 0 \rightarrow \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}' \hat{\boldsymbol{\Lambda}}$$

$$\left. \frac{\partial \mathcal{L}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Lambda})}{\partial \boldsymbol{\Lambda}} \right|_{(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\boldsymbol{\Lambda}})} = \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b} = 0 \rightarrow \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{b}$$

Moltiplicando la prima per A e sostituendo nella seconda si ottiene

$$\mathbf{A} \mathbf{A}' \hat{\boldsymbol{\Lambda}} = \mathbf{b}$$

Questo porta ai moltiplicatori ottimi di Lagrange e alla soluzione minima norma:

$$\hat{\boldsymbol{\Lambda}} = (\mathbf{A} \mathbf{A}')^{-1} \mathbf{b}$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}' (\mathbf{A} \mathbf{A}')^{-1} \mathbf{b} \quad (\text{A.2})$$

Come per il problema ai minimi quadrati, può essere definita una matrice pseudo-inversa:

$$\mathbf{A}^{\dagger} = \mathbf{A}' (\mathbf{A} \mathbf{A}')^{-1}$$

A.4 Osservabilità e controllabilità

Nel problema ai minimi quadrati, se la matrice dei coefficienti \mathbf{A} $m \times n$, ($m > n$) ha rango pieno, $\text{rank}(\mathbf{A})=n$, la matrice di guadagno $\mathbf{A}'\mathbf{A}$ è non singolare e la stima può essere ottenuta dalla Eq. (A.1). Quando si verifica questo si dice che il circuito è osservabile, ed è possibile stimare lo stato del circuito dalle misure disponibili. In caso contrario, il sistema può essere solo parzialmente osservabile.

Nel problema di minima norma, se la matrice dei coefficienti \mathbf{A} $m \times n$, ($m < n$) ha rango pieno, $\text{rank}(\mathbf{A})=m$, la matrice di guadagno $\mathbf{A}\mathbf{A}'$ è non singolare e la stima può essere ottenuta dalla equazione (A.2). Quando si verifica questo si dice che il sistema è considerato controllabile, ed è possibile trovare i valori delle variabili di controllo tali che gli specifici vincoli siano soddisfatti.

Appendice B

B.1 Notazioni

Sono state usate le seguenti notazioni per esprimere matrici e operatori matematici:

- Matrici in maiuscolo e grassetto (\mathbf{A})
- Vettori in minuscolo e grassetto (\mathbf{b})
- Scalari sono indicati in minuscolo (x)

Appendice C

C.1 Codice per automatizzare il clustering in MATLAB

```
% Costruzione matrice 96x366 del carico da clusterizzare

x = inputdlg({'Name of the load' , 'Column range of the load'})
xlRange=[x{2} '9:' x{2} '35144'];
mkdir(char(x(1))) % crea la cartella con il nome del carico
mkdir('Selecting today centroids')

Carico = xlsread('Carichi Cuneese_ Pinerolese.xlsx',xlRange);

% Tolgo i giorni dove cambia orario
Carico(8256:8347)=[];
Carico(29084-92:29183-92)=[];

% Inizializzo la matrice
Matrice=zeros(96,364);
M=zeros(96,364);

for i=1:364;
    Matrice(:,i) = [Carico(i+95*(i-1):i+95*i)];
end

% Normalizzazione profili tra 0 e 1
Pmax=max(Matrice);

for i=1:364;

    M(:,i)=Matrice(:,i)/Pmax(i);

end

M(isnan(M))=0;

% Inverto la matrice per poterla dare al kmeans
X=M';

% Ricerca miglior numero di cluster k
Num_cluster2

[IDX,C,SUMD,D]=kmeans(X,k);

IDX(isnan(IDX(:,1)),:)=1;

% Rappresentazione dei profili
Days=cell(k,1);

for i=1:length(IDX)
    for j=1:k
    if IDX(i)==j;
        Days{j}(i)=[736329+i];

        figure(j)
        title(['Cluster' num2str(j)])
```

```

        grid on
        plot(Matrice(:,i))
        hold on
end
end
end

% Plot dei centroidi
figure(11)
for i=1:k
plot(C(i,:))
hold on
grid on
end
title('Centroids')
legend('show')

%% Determinazione giorni inclusi nei cluster
Cluster=cell(k,3);
Cluster_table=cell(k,1);

for i=1:k
    Days{i}=Days{i}'; % trasformo in vettore colonna
end

for i=1:k
    Cluster{i,1}=datestr(Days{i}); % trasformo il numero in data
    Cluster{i,1}=cellstr(Cluster{i,1});
    Cluster{i,2}=datestr(Days{i}, 'dddd'); % ricavo il giorno della settimana
    Cluster{i,2}=cellstr(Cluster{i,2});

    Cluster{i,3}=datestr(Days{i}, 'mmm'); % ricavo il mese
    Cluster{i,3}=cellstr(Cluster{i,3});

Cluster_table{i,1}=table(Cluster{i,1},Cluster{i,2},Cluster{i,3}, 'VariableNames',
{'Date' 'Day' 'Month'});
end

% Salvataggio dati postclustering su Excel
s=cell(k,2);
ss=cell(k,1);
for i=1:k
    ss{i}=[tabulate(Cluster{i,2}); tabulate(Cluster{i,3})];
    s{i,1}=tabulate(Cluster{i,2});
    s{i,2}=tabulate(Cluster{i,3});
    xlswrite([f '\cluster.xls'],ss{i},i)
end

```

C.2 Codice per implementare la rete neurale in MATLAB

```
% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
%
% This script assumes these variables are defined:
%
% input - input data.
% target - target data.

x = input;
t = target;

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. Suitable in low memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt backpropagation.

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean Squared Error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform','plottrainstate','ploterrhist', ...
    'plotregression','plotfit'};

% Train the Network
[net,tr] = train(net,x,t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t,y);
performance = perform(net,t,y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
```

```

testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net,trainTargets,y)
valPerformance = perform(net,valTargets,y)
testPerformance = perform(net,testTargets,y)

% View the Network
view(net)

% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, ploterrhist(e)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, plotfit(net,x,t)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code blocks.
% See the help for each generation function for more information.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
    % deployment in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder
    % tools, or simply to examine the calculations your trained neural
    % network performs.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
    % generation with MATLAB Coder tools.
    genFunction(net,'myNeuralNetworkFunction','MatrixOnly','yes');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
    % Simulink Coder tools.
    gensim(net);
end

```

Appendice D

D.1 Levenberg-Marquardt Method (LMA)

Si tratta di una variante dell'algorithmo ai minimi quadrati usato per problemi di ottimizzazione, conosciuto anche come *damped least-squares* (DLS) method.

In un problema ai minimi quadrati è minimizzata una funzione che è la somma dei quadrati.

$$\min f(x) = \|F(x)\|^2 = \sum_i F_i^2(x)$$

Problemi di questo tipo si vengono a determinare in un gran numero di applicazioni pratiche, specialmente nel caso di interpolazione di dati, per esempio nel caso di stima parametrica non lineare (least squares curve fitting). Il LMA trova solo un minimo locale, che non necessariamente è il minimo globale. Interpola tra l'algorithmo Gauss-Newton (GNA) e il metodo di discesa del gradiente. Il LMA è più robusto del GNA, il che vuol dire che trova una soluzione anche se inizia molto lontano dal minimo finale, anche se tende ad essere poco più lento.

Il LMA si usa anche in controlli dove si vuole che l'uscita $y(x, t)$ segua alcune traiettorie continue, $\varphi(t)$, per il vettore x e lo scalare t . Questo problema può essere espresso come

$$\min \int_{t_1}^{t_2} (y(x, t) - \varphi(t))^2 dt$$

dove $y(x, t)$ e $\varphi(t)$ sono funzioni scalari.

Nel caso discretizzato, dato un set di m coppie di dati empirici (x_i, y_i) di variabili dipendenti ed indipendenti, bisogna trovare il parametro β del modello $f(x, \beta)$ tale che la somma quadrata delle deviazioni è minimizzata:

$$\beta = \min \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta)]^2$$

Si tratta di una procedura iterativa; per iniziare la minimizzazione bisogna fornire il valore iniziale del parametro β . In caso di un solo minimo, anche la scelta di un profilo piatto può andare bene; nel caso di minimi multipli, l'algorithmo converge al minimo globale solo se il valore iniziale di β è già vicino alla soluzione finale.

In ciascun passo iterativo, il vettore di parametri β è sostituito da una nuova stima $\beta + \delta$. Per determinare δ , la funzione $f(x_i, \beta + \delta)$ è linearizzata:

$$f(x_i, \beta + \delta) \approx f(x_i, \beta) + J_i \delta$$

dove

$$J_i = \frac{\partial f(x_i, \beta)}{\partial \beta}$$

È il gradiente di f rispetto a β .

La somma dei quadrati $S(\beta)$ al suo minimo ha gradiente nullo. Per cui:

$$S(\beta + \delta) \approx \sum_{i=1}^m [y_i - f(x_i, \beta) - J_i \delta]^2$$

Oppure in notazione vettoriale

$$S(\beta + \delta) \approx \|\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta}) - \mathbf{J}\boldsymbol{\delta}\|^2 = [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})]^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})] - 2[\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})]^T \mathbf{J}\boldsymbol{\delta} + \boldsymbol{\delta}^T \mathbf{J}^T \mathbf{J}\boldsymbol{\delta}$$

Prendendo la derivata di $S(\beta + \delta)$ rispetto a δ e ponendola pari a zero si ottiene

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J})\boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})]$$

dove \mathbf{J} è la matrice jacobiana le cui righe sono pari a J_i e dove \mathbf{f} e \mathbf{y} sono vettori con i -esima componente $f(x_i, \beta)$ e y_i rispettivamente. Questo è un set di equazioni lineari che deve essere risolto per δ .

Il contributo di Levenberg è sostituire questa equazione con una versione pesata:

$$(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})\boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})]$$

Dove \mathbf{I} è la matrice identità, che dà come incrementi δ i parametri stimati del vettore β .

L'algoritmo di Levenberg ha lo svantaggio che se il valore del fattore di peso λ è grande, risulta laborioso invertire la matrice $(\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \mathbf{I})$.

Marquardt ha suggerito che si può scalare ciascuna componente del gradiente in accordo alla sua curvatura, in modo che i maggiori movimenti sono nelle direzioni dove il gradiente è più piccolo. Questo evita la lenta convergenza nella direzione di piccolo gradiente.

Quindi Marquardt ha sostituito la matrice identità \mathbf{I} con la matrice diagonale costituita dagli elementi diagonali di $\mathbf{J}^T \mathbf{J}$, ottenendo l'algoritmo di Levenberg-Marquardt:

$$[\mathbf{J}^T \mathbf{J} + \lambda \text{diag}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})]\boldsymbol{\delta} = \mathbf{J}^T [\mathbf{y} - \mathbf{f}(\boldsymbol{\beta})]$$

D.2 Bayesian Regularization algorithm

La Bayesian Regularization minimizza una combinazione lineare di errori quadrati e pesi, usato in particolare per le reti neurali. L'algoritmo modifica anche la combinazione lineare per cui alla fine della fase di training la rete risultante ha buone qualità generalizzate.

La Bayesian Regularization prende posto all'interno dell'algoritmo di Levenberg-Marquardt. È usata per calcolare lo Jacobiano J_x delle performance rispetto al peso e al bias della variabile x . Ciascuna variabile è modificata in base a Levenberg-Marquardt.

$$\begin{aligned}J_j &= J_x \cdot J_x \\J_e &= J_x \cdot E \\dX &= -\frac{(J_j + \mu I)}{J_e}\end{aligned}$$

dove E è tutto l'errore e I la matrice identità.

Il valore di μ è aumentato fin quando il cambiamento mostra migliori performance dei risultati. Il cambiamento è fatto dalla rete.

La fase di training si ferma quando si verifica una delle seguenti condizioni:

- Si raggiunge il massimo numero di iterazioni.
- Si supera il tempo limite massimo.
- Si raggiunge l'obiettivo richiesto.
- μ supera il valore massimo.

Appendice E

E.1 Risultati caso 2

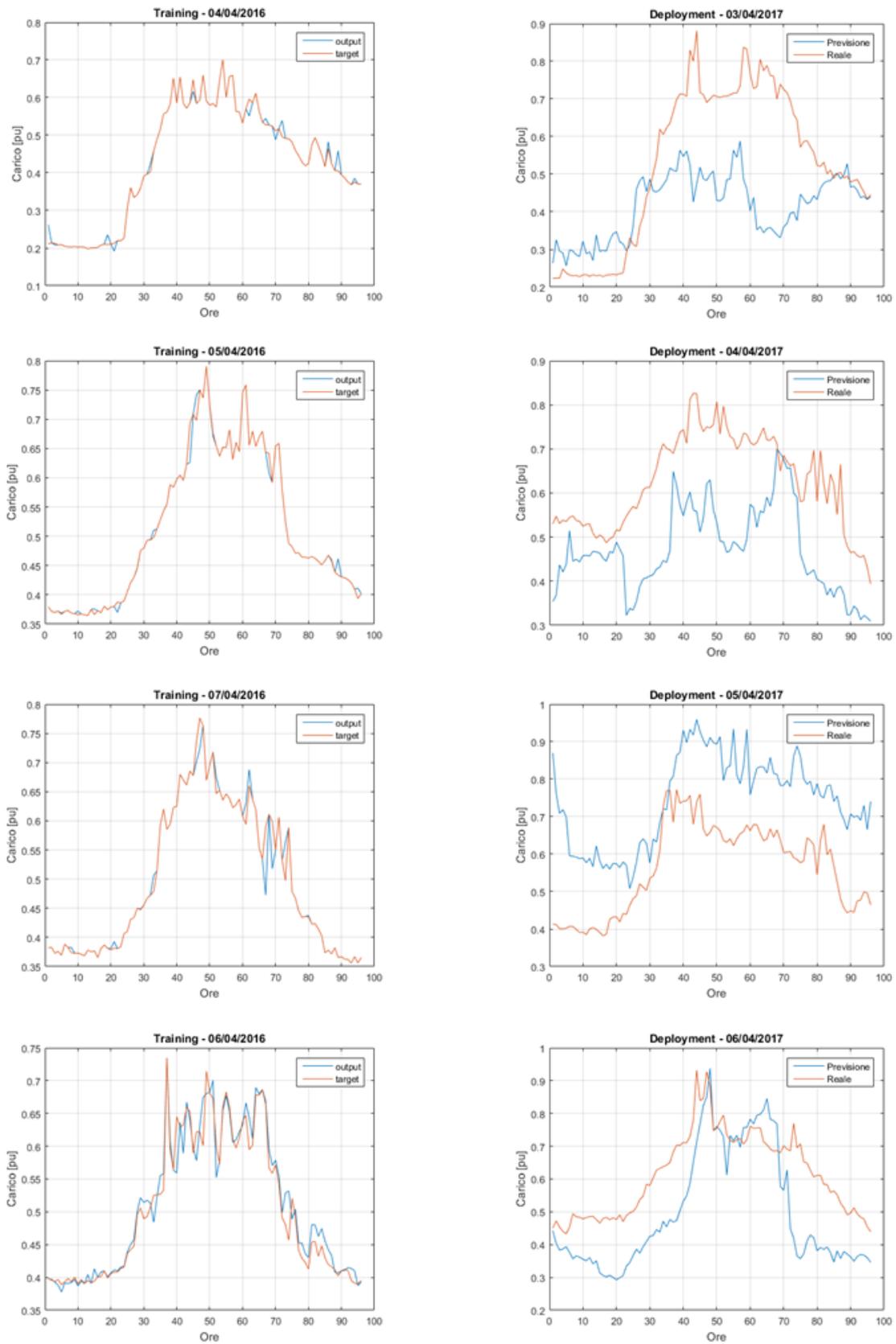


Fig. A Fase di training e deployment per caso 2.

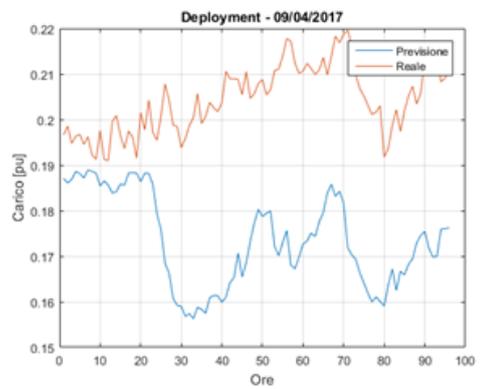
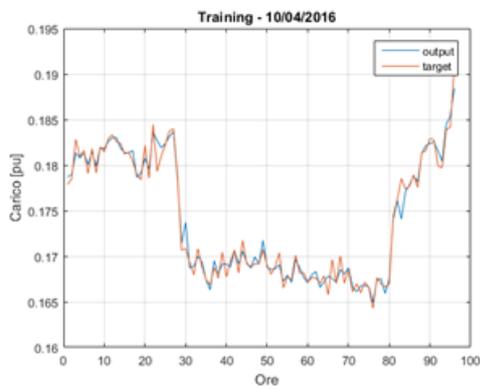
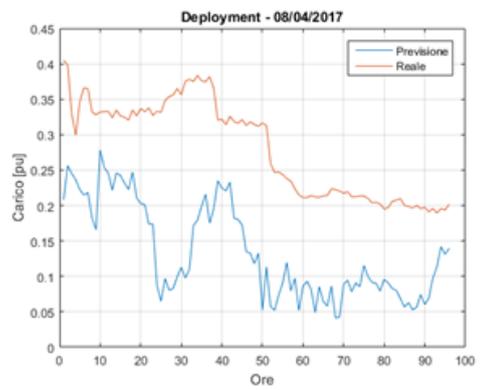
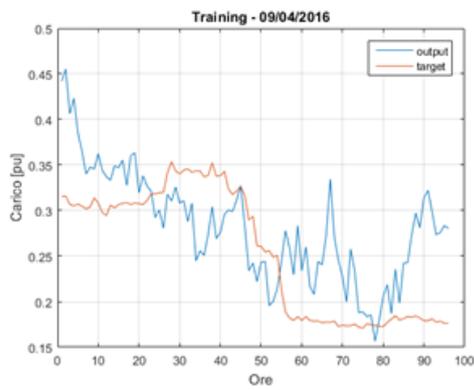
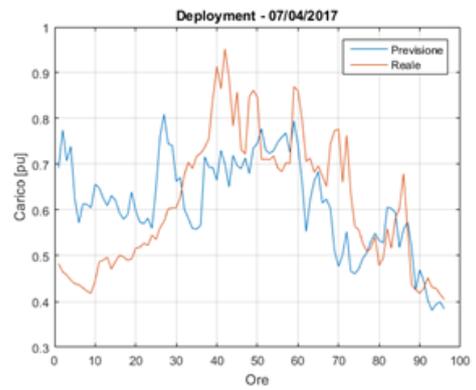
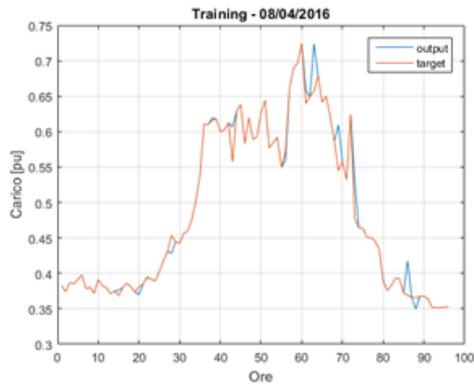


Fig. B Fase di training e deployment per caso 2.

E.1 Risultati caso 3

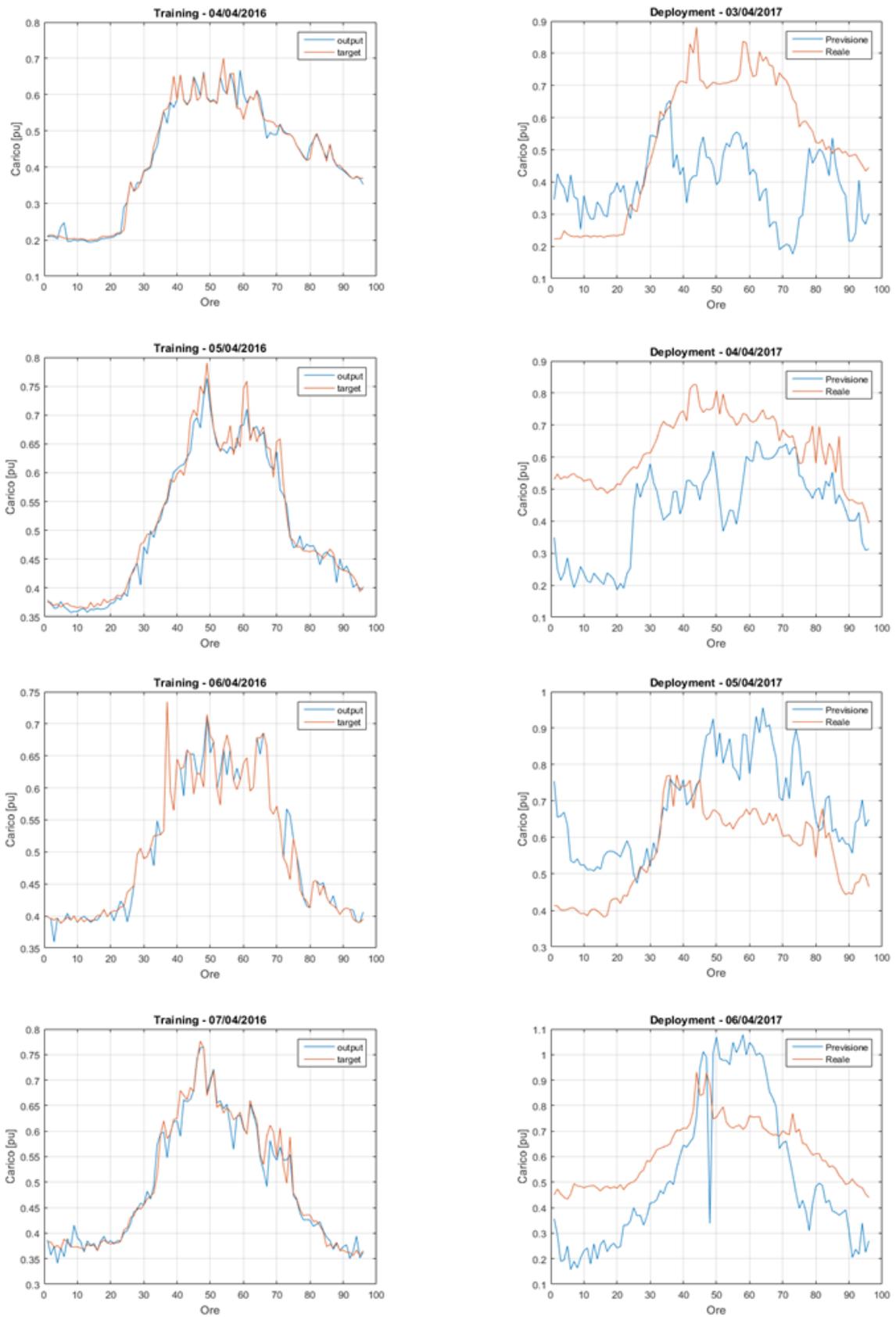


Fig. C Fase di training e deployment per caso 3.

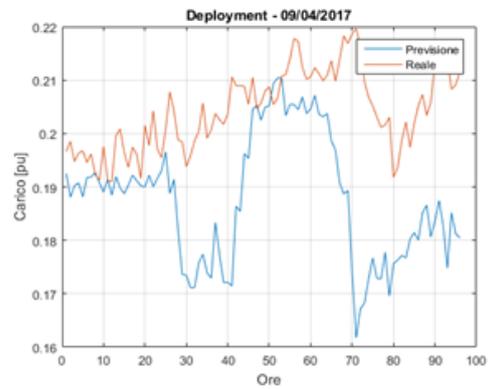
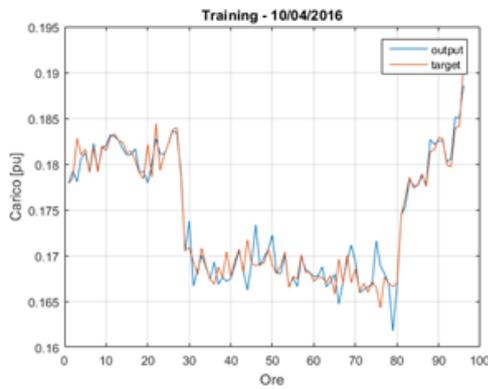
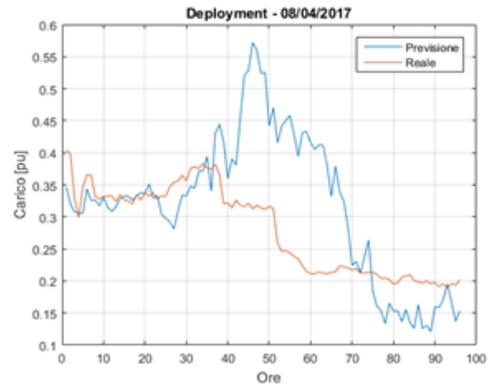
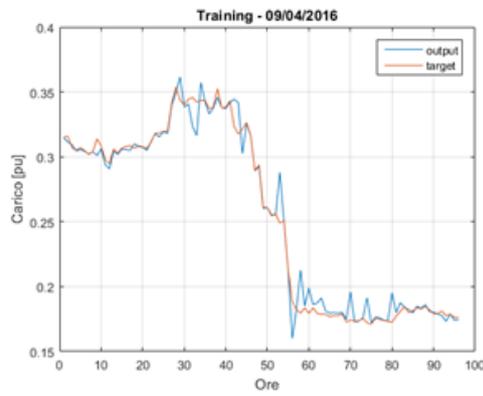
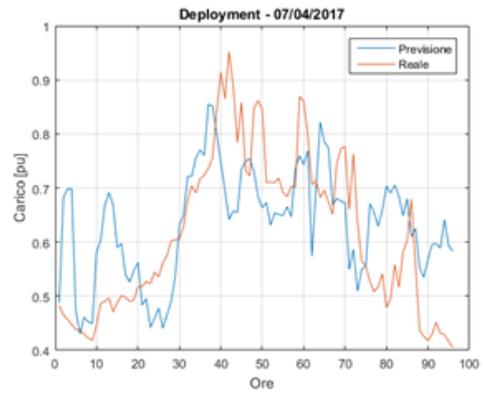
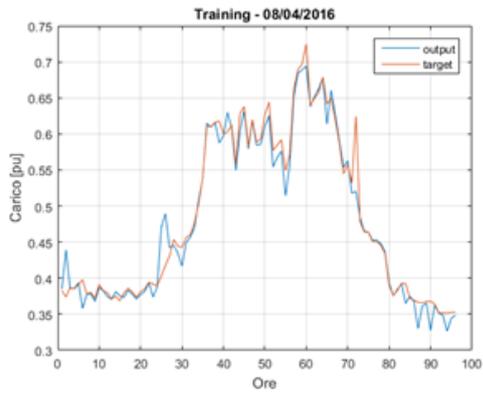


Fig. D Fase di training e deployment per caso 3.

Bibliografia

- [1] David L. Cohn, James L. Melsa, *Decision and Estimation Theory*, Ed. By LTD, McGraw Hill Kogakusha, International Student Edition, 1978.
- [2] A. J. Monticelli, *State Estimation in electric power system: a generalized approach*, Kluwer's Power Electronics and Power Systems Series Editor, 1999.
- [3] M. R. Anderberg, *Cluster Analysis for applications*, New York: Academic Press, 1973.
- [4] Chicco G., *Overview and performance assessment of the clustering methods for electrical load pattern grouping*, Energy 42 (2012) 68-80.
- [5] Rigoni V, Ochoa L.F., Chicco G., Navarro-Espinoza A., Gozel T., *Representative Residential LV Feeders: A Case Study for the North West of England*, IEEE Trans. Power Syst. 2016;31(1):348-360.
- [6] D.T. Pham, S.S. Dimov, C.D. Nguyen, *Selection of K in K-means clustering*, Proc. IMechE vol. 219 Part C.
- [8] F. A. Razak, M. Shitan, A. H. Hashim, I. Z. Abidin, *Load Forecasting using Time Series Models*, Jurnal Kejuruteraan 21(2009):53-62.
- [9] P. Cuccia, *Struttura dei sistemi elettrici di trasmissione*, 2015.
- [10] F. Piglione, *Neural methods for Short-Term Load Forecasting*, Electrical Engineering Doctoral Course, 2012.
- [11] E. Bompard, E. Carpaneto, G. Chicco, R. Napoli, F. Piglione, *Short-term load forecasting of a small electric utility by a fast learning RBF neural network*, PMAPS 2000.
- [12] B. Krose, P. van der Smagt, *An introduction to Neural Networks*, University of Amsterdam, 1996
- [13] MathWorks, *MATLAB Documentation*, <https://it.mathworks.com/help>.

Elenco delle figure e tabelle

Figura 1.1. Ruolo della stima dello stato nel controllo e nella gestione dei sistemi di potenza.	14
Figura 1.2 Rappresentazione di ramo e nodi di un sistema di trasmissione.	18
Figura 2.1 Livelli di sicurezza nelle rete elettriche di potenza.	27
Figura 2.2 Struttura schematica rete di trasmissione.	29
Figura 2.3 Rete elettrica italiana 380 kV.	29
Figura 2.4 Schema topografico rete elettrica Nord-Ovest.	30
Figura 2.5 Assetti di rete principali.....	30
Figura 2.6 Rete tipica di distribuzione primaria ad isole.	32
Figura 2.7 Schema unifilare di una tipica stazione elettrica.	34
Figura 2.8 Stazione elettrica con isolamento in aria.	35
Figura 2.9 Stazione elettrica con isolamento in SF6.....	35
Figura 2.10 Esempio di schema unifilare di Cabina Primaria.	36
Figura 2.11 Struttura Multilayer dei sistemi di trasmissione.	38
Figura 2.12 Centro Nazionale di Controllo.....	42
Figura 2.13 Architettura generale SCCT.	43
Figura 2.14 Schema di connessioni SCCT.....	44
Figura 3.1 Flusso di dati complessivo nel processo di Stima dello Stato.	51
Figura 3.2 Schema riportante i processi impiegati dallo PRTM.....	51
Figura 3.3 Componenti base di una rete neurale artificiale.	58
Figura 3.4 Rete neurale single-layer con due ingressi e una uscita.	59
Figura 3.5 Funzioni di attivazione per una unità.	61
Figura 3.6 Processo di regolazione dei pesi nell'apprendimento supervisionato.	63
Figura 3.7 Rete neurale multilayer con l layers di unità.	64
Figura 3.8 Visualizzazione della rete neurale creata.....	66
Figura 4.1 Schema topografico isola di carico selezionata.	68
Figura 4.2 Profilo di carico ai nodi.	69
Figura 4.3 Profilo di carico ai nodi.	70
Figura 4.4 Fasi del processo di clustering.....	71
Figura 4.5 Andamento dell'indice di performance al variare del numero di clusters.....	71
Figura 4.6 Risultati di clustering significativi del nodo FIAT Orbassano.	72
Figura 4.7 Centroidi relativi ad uno dei cluster ottenuti.....	73

Tabella 4.1 Giornate incluse in uno dei cluster ottenuti.	73
Tabella 4.2 Occorrenze di giorni e mesi dell'anno in uno dei cluster ottenuti.	74
Figura 4.8 Istogramma di occorrenze di giorni e mesi dell'anno per alcuni dei cluster considerati.	74
Figura 4.9 Schema di flusso della rete neurale utilizzata.....	75
Figura 4.10 Risultati di training e deployment caso 1 – Fiat Orbassano.	77
Figura 4.11 Risultati di training e deployment caso 1 – Fiat Orbassano.	78
Tabella 4.3 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 1.....	79
Tabella 4.4 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 2.....	79
Tabella 4.5 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i giorni della settimana analizzati – caso 3.....	80
Figura 4.12 Risultati di training e deployment caso 1 – Alessio Tubi.....	81
Figura 4.13 Risultati di training e deployment caso 1 – Ferrero.....	81
Figura 4.14 Risultati di training e deployment caso 1 – Miroglio Saluzzo.	81
Figura 4.15 Risultati di training e deployment caso 1 – Saint Gobain.	82
Figura 4.16 Risultati di training e deployment caso 1 – SKF Airasca.....	82
Tabella 4.6 Valori di MAE, RMSE e MARPE per i diversi nodi analizzati – caso 1.	82
Tabella 4.7 Confronto valori massimi di MARPE per i tre casi analizzati.....	83
Tabella 4.8 Confronto valori massimi di MARPE per i tre casi analizzati.....	83
Fig. A Fase di training e deployment per caso 2.....	96
Fig. B Fase di training e deployment per caso 2.....	97
Fig. C Fase di training e deployment per caso 3.....	98
Fig. D Fase di training e deployment per caso 3.....	99