



Ministero delle Imprese e del Made in Italy
DIREZIONE GENERALE PER LA TUTELA DELLA PROPRIETÀ INDUSTRIALE
UFFICIO ITALIANO BREVETTI E MARCHE

UIBM

DOMANDA DI INVENZIONE NUMERO	102023000013992
Data Deposito	05/07/2023
Data Pubblicazione	05/01/2025

Classifiche IPC

Titolo

Metodo e sistema per la rilevazione di eventi di fulminazione in un'area di interesse

DESCRIZIONE dell'Invenzione Industriale dal titolo:
"Metodo e sistema per la rilevazione di eventi di
fulminazione in un'area di interesse"

Appartenente a:

- 5 - 60% Università degli studi di Genova, con sede
 in Via Balbi 5, Genova.
 - 40% Università di Pisa, con sede in Via Lungarno
 Pacinotti 43, Pisa.

10

TESTO DELLA DESCRIZIONE

La presente invenzione ha per oggetto un metodo
e un sistema per la rilevazione di eventi di
15 fulminazione.

Il fulmine è un evento legato sia a fenomeni
atmosferici tipici della mesoscala sia a moti con
ordini di lunghezza inferiori assai minori,
riconducibili, quindi, alla microscala atmosferica.
20 Gli eventi di fulminazione sono inoltre
caratterizzati da una rapida evoluzione e una
complessa interazione con l'atmosfera circostante.

La localizzazione del fulmine e la conoscenza
della sua corrente di picco (ossia il valore massimo
25 della forma d'onda della corrente misurata alla base
del canale di fulminazione, nella fase del fenomeno
più significativa dal punto di vista energetico)
risultano fondamentali per diverse applicazioni in
ambito metereologico e ingegneristico.

30 Per quanto riguarda la prima fattispecie, il
fulmine è oggetto di interesse in quanto precursore
di eventi meteorologici estremi. Molti studi hanno,
infatti, confermato la stretta correlazione tra

eventi di fulminazione ed eventi estremi come grandine, tornado e flash-floods (Adamo et al., 2009) (Tapia et al., 1998) (Schultz et al., 2015) (Lagasio et al., 2017). In particolare, i fulmini Cloud-to-
5 Ground (CG) sono fonte di danni alle infrastrutture elettriche (quali, ad esempio, turbine eoliche e linee di trasmissione/distribuzione o cavi), alle automobili e agli edifici civili, causando persino perdite di vite umane e incendi boschivi (Cooper and
10 Holle 2019).

Per questo motivo sono stati proposti algoritmi di previsione fulmini in grado di tracciare in tempo reale l'evoluzione spaziale di strutture convettive e fornire quindi strumenti di prevenzione dal rischio
15 meteorologico. Risulta, pertanto, evidente la necessità di grandi quantità di dati in grado di fornire informazioni su entità e distribuzione spazio-temporale del fenomeno di fulminazione.

D'altra parte, nell'ingegneria elettrica la
20 conoscenza della posizione e del picco di corrente del fulmine è impiegata nelle procedure volte a quantificare il rischio per umani, animali, elementi naturali e antropici, nonché nella progettazione degli opportuni sistemi di protezione da fulmini. In
25 particolar modo, oggi i fulmini rappresentano una problematica molto rilevante per linee aeree di trasmissione e distribuzione dell'energia e i generatori eolici.

Da qui la necessità di avere a disposizione
30 strumenti in grado di rendere più efficienti le procedure di mitigazione dei rischi associati ai fulmini.

Allo stato attuale le scariche atmosferiche di tipo Cloud-to-Ground (CG) - ossia quelle più significative dal punto di vista del rischio - vengono principalmente localizzate mediante i Lightning Location System (LLS). Un LLS è una rete di sensori dislocati a 50-400 km l'uno dall'altro e rilevanti i segnali emessi dai fulmini CG nelle bande LF (low frequency) e VLF (very low frequency) (K. Cummins et al., 2000). Tali sensori tipicamente effettuano misure del campo elettrico e/o magnetico irradiato e localizzano un evento di fulminazione impiegando tecniche differenti come magnetic direction finding, time-of-arrival e metodi ibridi (G. Diendorfer et al., 2009). L'accuratezza di localizzazione di un LLS può variare in base alla tipologia di sensori e alla copertura fornita dalla rete. Per il Sistema Italiano di Rilevamento Fulmini (SIRF), che è parte integrante della rete europea EUCLID, l'errore mediano di localizzazione è 250 m o leggermente meno in alcune aree (W. Schulz et al., 2016, M. Nicora et al., 2021).

Inoltre, i LLS sono in grado di stimare la corrente di picco ovvero il massimo della forma d'onda della corrente alla base del canale di fulmine, nella fase del fenomeno più importante a livello energetico. Semplici modelli di attenuazione del campo elettromagnetico irradiato sono parzialmente integrati nell'algoritmo di localizzazione del fulmine: tipicamente la corrente di picco viene assunta proporzionale al valore massimo del campo elettrico rilevato (G. Diendorfer et al., 2009). Tuttavia, la logica di conversione da campo a corrente impiegata dai LLS per tutte le

tipologie di scariche CG è stata validata mediante misure dirette su torri strumentate e fulmini innescati solo per i cosiddetti subsequent strokes a polarità negativa con correnti di picco inferiori a
5 60 kA, mentre per i first strokes (sia negativi sia positivi) la predizione della corrente di picco da parte dei LLS è generalmente sottostimata (F. Rachidi et al., 2004).

Per tale motivo, sia nell'ambito della
10 protezione sia nell'ambito della ricerca, ai dati di corrente di picco resi disponibili in mole significativa dai LLS sono preferite le misure dirette rilevate su torri strumentate. Queste hanno il vantaggio di essere molto accurate, tuttavia si
15 limitano alla caratterizzazione del fenomeno in regioni specifiche, ad esempio, stazione di Monte San Salvatore (Svizzera) (K. Berger et al., 1975), torre di Gaisberg nei pressi di Salisburgo (Austria) (G. Diendorfer et al., 2000), torre di Hoher Peissenberg
20 (Germania) (F. Fuchs et al., 1998), CN Tower di Toronto (Canada) (W. Janischewskyj et al., 1997), torre strumentata del CSIR (Sudafrica) (A. J. Eriksson et al., 1978), stazione di Morro do Cachimbo (Brasile) (S. Visacro et al., 2004), tre le altre.

25 Inoltre, non meno importante, è dimostrato che il fenomeno di fulminazione evolve nel tempo (C. Price et al., 1994), per cui i dati relativi a campagne di misura datate potrebbero essere non più idonei. Nonostante le evidenti criticità, l'attuale
30 riferimento principale, anche a livello normativo (IEEE, "Guide for Improving the Lightning Performance of Electric Power Overhead Distribution Lines, 2004),

sono i parametri della corrente di fulmine forniti in K. Berger et al., 1975.

5 Occorre porre attenzione anche all'aspetto economico, tutt'altro che trascurabile: per i LLS e similmente per le torri strumentate sono infatti associati costi considerevoli dovuti all'impiego di attrezzature altamente sofisticate e ad hoc.

10 Un approccio diverso è seguito dagli autori di Karami et Al., 2020 che hanno recentemente sviluppato un algoritmo di machine learning per la localizzazione dei fulmini a partire da misure di tensione registrate su linee di trasmissione. Tuttavia, nonostante i risultati promettenti in termini di accuratezza di localizzazione, il modello
15 del sistema fisico da essi adottato è estremamente semplificato. Infatti, i difetti più evidenti di tale sistema sono: i) il database di tensioni indotte richiesto per le fasi di training/testing dell'algoritmo è generato mediante formula
20 semplificata di Rusck (Rusck et Al., 1958), che è valida solo per una linea monofase priva di perdite e in presenza di un terreno assunto come conduttore ideale; ii) la sorgente di eccitazione è una corrente a gradino (irrealistica) che si propaga verso l'alto
25 nel canale di fulmine e soprattutto iii) i segnali di tensioni sono normalizzati, il che comporta la perdita di possibilità di effettuare la regressione della corrente di picco. Sebbene si possa tentare di ovviare ai primi due punti estendendo il metodo di
30 Karami et Al., 2020 in modo da impiegare un modello del sistema fulmine-linea più realistico e un approccio di calcolo delle tensioni indotte più accurato, la corrente di picco non è tra gli output

previsti e una sua inclusione richiederebbe un approccio modellistico completamente differente e più complesso. Di qui, la necessità di un metodo e un sistema ad hoc per la regressione della corrente di
5 picco, possibilmente in associazione con le coordinate del punto d'impatto del fulmine, a partire da misure di tensione indotta su una linea.

Scopo della presente invenzione è, pertanto, realizzare un metodo efficiente ed economico in grado
10 di effettuare stime di corrente di picco più accurate di quelle fornite dai LLS, mantenendo un'accuratezza di localizzazione confrontabile o anche migliore, e più attuali e diffuse sul territorio rispetto alle misure da torri strumentate.

15 L'invenzione raggiunge lo scopo con un metodo per la rilevazione di eventi di fulminazione basato sui seguenti punti:

a) suddividendo l'area di interesse in una griglia di punti (N);

20 b) definendo un intervallo temporale T di osservazione;

c) definendo un passo di discretizzazione temporale dT;

d) misurando la tensione indotta da detti
25 eventi su s punti di una linea di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica, in particolare aerea;

e) campionando la tensione indotta secondo il passo di discretizzazione temporale dT in modo da
30 ottenere un numero di campioni pari a $n=1+T/dT$ per ciascun punto s della linea;

f) per ogni set di sxn campioni, stimando la corrente di picco degli eventi di fulminazione

nell'area di interesse, mediante un algoritmo di machine learning (apprendimento automatico) configurato tramite una prima fase di addestramento su un database di addestramento comprendente i valori
5 delle tensioni indotte da eventi di fulminazione, aventi correnti di picco note, localizzati in tutti i punti della griglia N, o in parte di essi, dell'area di interesse.

Per ogni set di s_{xn} campioni, il metodo può
10 prevedere, in aggiunta o in alternativa, il passo di stimare la posizione degli eventi di fulminazione sulla base della tensione indotta sui punti della linea eventualmente arricchita dalla informazione sulla corrente di picco come stimata, ad esempio per
15 operare una normalizzazione delle tensioni stesse.

L'idea alla base dell'invenzione è quella di sfruttare misure di tensione indotta dai fulmini sulle reti di distribuzione e trasmissione dell'energia, ad esempio impiegando i dispositivi di
20 misura (voltmetri) già installati su infrastrutture preesistenti, e ampiamente diffuse a livello geografico.

Lo strumento selezionato per poter inferire informazioni sulla corrente di picco e coordinate del
25 punto d'impatto del fulmine a partire da misure di tensione indotta su una linea è basato sul concetto di Machine Learning (ML). La capacità degli algoritmi di ML di modellare funzioni non lineari è fondamentale per applicazioni in cui il fenomeno
30 evolva secondo meccanismi altamente complessi, quale è il caso considerato (campi elettromagnetici generati da un fulmine con una certa corrente di

picco e un certo punto d'impatto e accoppiamento tra i campi irradiati e la linea elettrica).

Con il termine machine learning, o apprendimento automatico, si intende l'utilizzo di algoritmi matematici e statistici generici che, esposti a una determinata serie di dati in una fase iniziale definita "di addestramento" (training) e passando per una seconda fase di valutazione dei risultati con ottimizzazione dei parametri, ricavano autonomamente la funzione - non sempre conosciuta e non sempre conoscibile - in grado di individuare in una differente serie di dati (dati di esecuzione), il valore più probabile di una condizione definita come uscita a partire da una condizione definita come ingresso, indicando eventualmente un grado di confidenza nella stima.

Per l'esecuzione del detto metodo è possibile prevedere diverse varianti esecutive e diversi perfezionamenti che verranno elencati qui di seguito e che possono venire impiegati alternativamente od in qualsivoglia combinazione o sottocombinazione fra loro. Le combinazioni o sottocombinazioni esplicitamente descritte in seguito costituiscono puri esempi preferiti non limitativi del concetto generale o della possibilità di permutazione delle singole varianti o dei singoli perfezionamenti nelle diverse combinazioni possibili anche se non esplicitamente descritte.

In relazione alla definizione di algoritmo di machine learning utilizzato per la stima dei valori di corrente di picco e/o posizione attesi come al precedente punto f) questo è configurato mediante processi di training con un database in cui i dati

sono univocamente correlati alla funzione nota, cioè la corrente di picco e/o le coordinate del fulmine, per un set di parametri di ingresso rappresentati da una o più variabili misurate e/o stimate, cioè le
5 tensioni indotte in punti predeterminati di una linea elettrica, tramite modelli di propagazione noti come, ad esempio, quelli descritti in Farina et Al., 2020, Rachidi et Al., 2012, Napolitano et Al., 2013.

Inoltre, gli algoritmi di machine learning
10 possono avere dei meccanismi di feedback relativi ai risultati delle elaborazioni che eseguono che in base a parametri di fitness dei risultati o ad altri parametri statistici di affidabilità dei risultati determinano un aggiornamento dei parametri di
15 impostazione degli stessi, come ad esempio diversi coefficienti e/o la matrice dei pesi dei singoli nodi nelle reti neurali.

Esempi di algoritmi di machine learning che possono essere utilizzati nell'ambito della presente
20 invenzione sono gli algoritmi predittivi, fra cui le reti neurali, gli algoritmi genetici, le regressioni ed altri. Il precedente elenco non è da considerare esaustivo essendo attualmente disponibile un grandissimo numero di algoritmi di machine learning
25 utilizzabili sia separatamente che anche in una combinazione di due o più algoritmi.

In una configurazione, l'algoritmo di machine learning utilizzato comprende almeno una rete neurale con addestramento che utilizza una combinazione fra
30 metodo del gradiente e metodo di Newton, ad esempio di tipo Levenber-Marquardt.

In una variante, l'algoritmo di machine learning comprende due reti neurali in cascata in cui la prima

rete neurale è atta a predire la corrente di picco (I) sulla base delle tensioni misurate in ciascuno degli s punti della linea mentre la seconda è atta a predire le coordinate (x, y) del punto di impatto del fulmine sulla base delle tensioni misurate in ciascuno degli s punti della linea normalizzate mediante la corrente di picco (I) stimata dalla prima rete neurale.

I valori della tensione indotta per eventi di fulminazione localizzati in tutti i punti della griglia N, o in parte di essi, dell'area di interesse possono essere vantaggiosamente determinati tramite l'esecuzione di un algoritmo di simulazione, che consente il calcolo delle tensioni indotte negli s punti della linea sulla base di modelli che tengano di conto della conducibilità e della permeabilità elettrica del suolo, della forma d'onda della corrente alla base del canale di fulminazione e della propagazione sulla linea.

Le $s \times N$ tensioni indotte sugli s punti della linea possono essere vantaggiosamente calcolate sulla base di N eventi di fulminazione distribuiti sulla griglia secondo una distribuzione di probabilità uniforme con correnti di picco aventi una distribuzione di probabilità log-normale.

Al fine di ridurre la mole di dati in gioco, in un perfezionamento, le $s \times N$ tensioni indotte dagli N eventi di fulminazione sono vantaggiosamente campionate in modo da ottenere $s \times N \times n$ serie temporali di tensioni indotte e soggette ad una procedura di riduzione dei campioni significativi da utilizzare nel database di addestramento, ad esempio tramite Principal Component Analysis (PCA).

La procedura di riduzione dei campioni significativi può vantaggiosamente operare nel dominio della frequenza dopo la trasformazione del set di campioni delle tensioni indotte tramite Fast
5 Fourier Transform (FFT).

In questo caso è possibile impiegare la parte reale e la parte immaginaria di ciascuna tensione indotta trasformata nel dominio delle frequenze per formare un unico vettore di numeri reali a cui
10 applicare una procedura di PCA per ottenere il vettore delle features significate X da memorizzare nel database di training, detto vettore X avendo un numero di componenti P , dette componenti principali, inferiore al numero di campioni iniziali $s \times N \times n$.

Può essere vantaggioso suddividere il dataset di
15 addestramento in due sottoinsiemi di cui uno, il training set, è utilizzato per effettuare l'addestramento vero e proprio mentre l'altro, il validation set, è usato per validare i dati, cioè per
20 monitorare le prestazioni dell'algoritmo di machine learning sulla base dell'ottimizzazione di una funzione di costo che evidenzia la differenza fra risultati osservati e risultati stimati.

È anche possibile prevedere di aggiungere i dati
25 degli eventi di fulminazione come rilevati al database di addestramento, rendendo così il database di addestramento una entità dinamica che si arricchisce di valori anche basati su dati che sono stati oggetto di stima da parte dell'algoritmo
30 stesso.

Secondo un altro aspetto, l'invenzione riguarda anche un sistema atto ad implementare un sistema per

la rilevazione di eventi di fulminazione in un'area di interesse, comprendente:

a) una linea di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica, in particolare aerea;

5 b) uno o più sensori per la misura di valori di tensione indotta da detti eventi in uno o più punti s della linea;

c) un dispositivo campionatore per la discretizzazione dei valori di tensione in un
10 intervallo temporale di osservazione T predefinito secondo un passo temporale dT predefinito;

d) una unità di elaborazione in comunicazione con il dispositivo campionatore e configurata per stimare la corrente di picco degli eventi di
15 fulminazione nell'area di interesse, la stima essendo eseguita mediante un algoritmo di machine learning configurato tramite l'esecuzione di una fase di addestramento su un database di addestramento basato su valori delle tensioni indotte da eventi di
20 fulminazione, aventi correnti di picco note, localizzati nell'area di interesse.

Le ulteriori caratteristiche ed i perfezionamenti sono oggetto delle
sottorivendicazioni.

25 Le caratteristiche dell'invenzione ed i vantaggi da essa derivanti risulteranno con maggiore evidenza dalla seguente descrizione dettagliata delle figure allegare, in cui:

La fig. 1 mostra lo schema di una feed-forward
30 fully connected neural network.

La fig. 2 mostra una vista in pianta di un esempio di sistema di rilevamento. La conduttura elettrica è rappresentata in grassetto e disposta

lungo l'asse x. Due misuratori di tensione (voltage sensors) VS1 e VS2 sono disposti sulla linea a 2 km l'uno dall'altro.

La fig. 3 mostra alcune curve appartenenti al database di tensioni indotte da fulmini registrate dai due sensori VS1 e VS2, di cui sopra. A destra sono riportate le coordinate del punto d'impatto e la corrente di picco associate a ciascun evento di fulminazione.

La fig. 4 mostra un modello a reti neurali per la predizione di posizione e corrente di picco di fulmini CG.

La fig. 5 mostra lo schema a blocchi di un sistema secondo una forma attuativa dell'invenzione.

La fig. 6 mostra un diagramma di flusso di un metodo secondo una forma attuativa dell'invenzione.

La fig. 7 mostra un diagramma di flusso di un metodo che può essere utilizzato per costruire il database di addestramento da utilizzare nel metodo della figura precedente.

Il metodo secondo l'invenzione è basato sull'applicazione di tecniche di Machine Learning (ML) ai fini di estrarre corrente di picco e/o le coordinate del punto di impatto al suolo di fulmini Cloud-to-Ground (CG) a partire da misure di tensione indotta su linee aeree di trasmissione e distribuzione dell'energia.

La complessità relativa al fenomeno rende estremamente complicato un approccio conoscitivo "classico", basato su relazioni fisico-matematiche. Di conseguenza, un approccio "non-physically based",

basato su metodologie di apprendimento automatico appare vantaggioso in questo contesto.

Il machine learning è un sottoinsieme dell'intelligenza artificiale che si occupa di creare sistemi che apprendono o migliorano le prestazioni in base ai dati che utilizzano. Gli algoritmi sono i motori che alimentano il machine learning.

I due principali tipi di algoritmi di machine learning attualmente utilizzati sono: l'apprendimento supervisionato e l'apprendimento non supervisionato.

Gli algoritmi di machine learning supervisionato sono i più utilizzati. Nel machine learning supervisionato l'algoritmo apprende da un set di dati già etichettato e con un output predefinito. Gli algoritmi di regressione lineare e logistica, di classificazione multiclasse e le support vector machines sono alcuni esempi di machine learning supervisionato.

Il machine learning non supervisionato implica, invece, un addestramento basato su dati privi di etichette e per i quali non è stato definito un output specifico.

Gli inventori hanno potuto verificare come, nel caso in esame, l'impiego di algoritmi di tipo supervisionato porti ai risultati migliori e hanno focalizzato la loro attenzione su questi anche se non si esclude che risultati comunque soddisfacenti possano essere ottenuti anche con algoritmi di tipo non supervisionato.

Il machine learning supervisionato comprende a sua volta algoritmi di regressione e di classificazione. Mentre le uscite per la classificazione sono etichette discrete, la

regressione concerne la predizione di quantità continue. Poiché siamo interessati a conoscere la corrente di picco, cioè una funzione a valori continui, la regressione rappresenta la tipologia di machine learning più adatta alla soluzione del problema alla base dell'invenzione.

Nelle tecniche di regressione, il database di esempi fornito per l'apprendimento supervisionato deve consentire di costruire un modello in grado di, dato un elemento di cui si conoscono un insieme di parametri (features), restituire il valore di diversi parametri di output relativi all'elemento stesso (target).

A titolo di esempio, in primo luogo, sarà costruito un modello di prova a partire da un database di tensioni indotte da fulmine generate mediante un simulatore dedicato: il codice LIGHT-PESTO (Lightning Power Electromagnetic Simulator for Transient Overvoltage) (Farina et Al., 2020). I vantaggi offerti da tale scelta sono articolati nei punti seguenti:

i) L'accuratezza modellistica implementata in LIGHT-PESTO permette di considerare linee complesse e realistiche, modelli dettagliati dei sistemi di alimentazione collegati, qualsiasi valore di conducibilità elettrica e permittività elettrica del suolo, diverse forme d'onda della corrente alla base del canale e diversi modelli di propagazione.

ii) L'impiego di misure simulate e non reali consente di mantenere la generalità della trattazione e limitare problematiche di overfitting.

Occorre specificare che il codice LIGHT-PESTO è da intendersi esclusivamente come un esempio di

strumento da utilizzare ai fini dell'istruzione del modello di ML. Altri approcci per il calcolo delle tensioni indotte di accuratezza paragonabile, come ad esempio quelli descritti in (Rachidi et Al., 2012) e
5 (Napolitano et Al., 2013) potrebbero egualmente essere impiegati allo scopo.

Da un punto di vista metodologico, nella fase di training del modello di ML vengono estratti tre valori numerici, ovvero le coordinate (x, y) del
10 punto d'impatto del fulmine CG e la corrente di picco I.

Mediante una simulazione con LIGHT-PESTO si avrà a disposizione la forma d'onda della tensione indotta in determinati punti della linea (ovvero, dove si
15 assume siano installati i sensori di tensione 103). Pertanto, le features del modello sono le tensioni campionate in istanti temporali selezionati, mentre il target è costituito dal set (x, y, I). In alternativa è possibile stimare la sola corrente di
20 picco o solo le coordinate del punto di impatto al suolo per quelle applicazioni che non richiedono una completa conoscenza del fenomeno.

La successiva implementazione pratica del sistema prevede l'impiego di forme d'onda di tensione
25 indotta misurate, una cui accurata rappresentazione richiederebbe un considerevole numero di campioni temporali. Di conseguenza, il problema di regressione ha un input a elevata dimensionalità. Per questo motivo, in una forma attuativa particolarmente
30 vantaggiosa, sono adottati opportuni accorgimenti volti alla limitazione del carico computazionale.

In particolare, viene effettuata una procedura di Principal Component Analysis (PCA) con lo scopo di

estrarre le features significative e ridurre la dimensionalità del problema. Ciò consente l'impiego di una rete neurale (Neural Network, NN) istruita con i risultati della PCA. Tale, infatti, è l'approccio
5 che meglio si presta alla situazione in esame tra i vari algoritmi di ML disponibili (e.g., support vector regression, k-neares neighbours). Per motivi di generalità, si implementerà una feed-forward fully connected NN, ovvero una NN priva di connessioni
10 cicliche e in cui ciascun nodo di input è connesso con ognuno dei nodi del layer successivo. Uno schema rappresentativo è riportato in Figura 1.

A livello procedurale, le fasi utili allo sviluppo di un primo esempio di algoritmo di
15 predizione possono essere riassunte come segue:

i) Definizione del modello della linea elettrica.

ii) Caratterizzazione del fulmine, ovvero: altezza del canale di fulmine, velocità di
20 propagazione della corrente nel canale, modello di propagazione della corrente come ad esempio il MTLE (Nucci et Al., 1988), forma d'onda della corrente alla base del canale, ad esempio sfruttando la funzione di Heidler (Heider, 1985).

25 iii) Modello del terreno (conducibilità elettrica, permittività elettrica, permeabilità magnetica).

iv) Definizione del sistema di rilevamento (posizione dei sensori di tensione sulla linea, area
30 di rilevamento). Il numero di sensori s è tipicamente superiore a 2. Con due soli sensori un'ambiguità riguardo la posizione stimata potrebbe verificarsi. In applicazioni pratiche ciò è risolvibile mediante

l'impiego di un segnale da un sensore di un'altra
linea o mediante considerazioni di carattere
topografico (Karami et Al., 2020). In Figura 2, a
titolo d'esempio, è mostrato il sistema di
5 rilevamento relativo a un possibile caso studio.

v) Scelta dei parametri di simulazione (passo
temporale dT , orizzonte di simulazione T , numero di
intervalli temporali $n=1+T/dT$, passo di
discretizzazione spaziale della linea).

10 vi) Generazione del database di tensioni
indotte. Verranno simulati N eventi di fulminazione
all'interno dell'area di rilevamento. Si otterranno
quindi $N \times s$ segnali di tensione indotta, ciascuno
costituito da n elementi. Le coordinate del punto
15 d'impatto saranno estratte secondo una distribuzione
di probabilità uniforme (Nicora et Al., 2021, Nicora
et Al., 2023, Brignone et Al., 2017, Borgetti et Al.,
2009), mentre la corrente di picco sarà estratta
secondo una tipica distribuzione di probabilità log-
20 normale (IEEE, "Guide for Improving the Lightning
Performance of Electric Power Overhead Distribution
Lines", 2011). Un estratto del database di tensioni
indotte per un possibile caso studio è mostrato in
Figura 3.

25 vii) Pre-processing delle tensioni indotte. È
vantaggioso che i segnali di input siano soggetti ad
alcune operazioni preliminari per poter essere
impiegati nella fase di training del modello. Le
serie temporali, infatti, portano in sé informazioni
30 ridondanti, il che comporta problematiche rilevanti
quando si intende impiegare una rete neurale. Per
tale motivo, in una forma attuativa, una procedura di
PCA viene implementata per ridurre la dimensionalità

del problema. In particolare, risulta efficace ed efficiente dal punto di vista computazionale impiegare una PCA sul contenuto armonico dei segnali di tensione indotta. Pertanto, il segnale di tensione misurato da ogni sensore viene trasformato in frequenza tramite l'algoritmo Fast Fourier Transform (FFT); successivamente la parte reale e la parte immaginaria della trasformata sono impilate in modo da formare un unico vettore di numeri reali. A questo vettore risultante viene applicata la PCA, utilizzando P componenti principali ottenute combinando linearmente in maniera appropriata le variabili originarie e ottenendo così il vettore delle features significative X. Questa procedura permette di tenere conto sia dell'informazione di ampiezza che di fase contenuta nei segnali e ridurre in modo considerevole la ridondanza del segnale nel dominio del tempo.

viii) Implementazione della rete neurale. In una forma attuativa, il metodo utilizza una cascata tra due reti neurali come descritta in Figura 4: una prima rete neurale NN1 è sviluppata per predire la corrente di picco associata a ciascuna forma d'onda di tensione, dopodiché il vettore delle features X, normalizzato mediante la corrente di picco predetta, è dato in input a una seconda rete neurale NN2 incaricata di predire le coordinate (x, y) del punto d'impatto del fulmine. Le reti neurali vengono preferite in quanto metodi di approssimazione universali, il cui allenamento può essere condotto con avanzate tecniche di ottimizzazione, permettendo un accurato monitoraggio della loro capacità di generalizzazione durante l'allentamento,

caratteristica molto utile se i dati da cui deve essere fatto l'apprendimento sono particolarmente complessi come nel caso in oggetto. Infatti, l'opportuna regolazione degli iper-parametri dell'algoritmo di addestramento di tipo Levenber-Marquardt (Hagan et Al., 1994), che utilizza una combinazione tra metodo del gradiente e metodo di Newton, permette di addestrare la NN ottenendo risultati migliori rispetto ad altri approcci, con i dati di addestramento sopra descritti. Inoltre, la regolarizzazione bayesiana aiuta a prevenire il fenomeno dell'overfitting. La selezione degli iper-parametri del modello (come, ad esempio, il numero ottimo di neuroni nei layer nascosti) può essere effettuata mediante una k-fold cross-validation, ovvero una procedura che prevede la suddivisione dell'insieme dei dati totale in k parti di uguale numerosità e, a ogni passo, la k-esima parte dell'insieme di dati viene impiegata per il testing, mentre la restante parte costituisce l'insieme di training.

Il metodo proposto è in grado di effettuare, in modo efficiente ed economico, stime di corrente di picco più accurate di quelle fornite dai Lightning Location System (LLS), e più attuali e diffuse sul territorio rispetto ai dati da torri strumentate. Inoltre, rispetto ai LLS, tale metodo è in grado di mantenere un'accuratezza di localizzazione confrontabile o anche migliore (l'errore mediano attuale della rete di rilevamento europea è 250 m o leggermente inferiore in qualche regione) (Schulz et Al., 2016, Nicora et Al., 2021).

Il metodo è tipicamente eseguito tramite una unità di elaborazione dotata di memoria programma e dati quale, ad esempio, un PC, ma può anche essere eseguito in workstation più complesse eventualmente distribuite o su cloud.

In una configurazione particolarmente vantaggiosa, l'unità di elaborazione è parte di un sistema ad hoc come quello mostrato in Fig. 5.

Il sistema per la rilevazione di eventi di fulminazione mostrato in questa figura comprende:

a) una linea 5 di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica, in particolare aerea;

b) uno o più sensori 103 per la misura di valori di tensione indotta da detti eventi in uno o più punti s della linea;

c) un dispositivo campionatore 1 per la discretizzazione dei valori di tensione in un intervallo temporale di osservazione T predefinito secondo un passo temporale dT predefinito secondo un passo temporale dT predefinito;

d) una unità di elaborazione 2 in comunicazione con il dispositivo campionatore 1 e configurata per stimare la corrente di picco degli eventi di fulminazione nell'area di interesse in accordo con il metodo secondo l'invenzione.

L'unità di controllo 2 è un tipico dispositivo di elaborazione a processore 102 dotato di memoria di programma 202, dispositivi di input 302 verso i sensori 103 e di output 402 verso una interfaccia grafica e/o di comunicazione con una centralina remota di controllo 4.

Il dispositivo campionatore 1 può essere costituito da più unità di campionamento 101, come dei convertitori AD, connesse in parallelo con i corrispondenti sensori 103 oppure essere una unica
5 unità di campionamento 1 che opera in multiplexing in modo da leggere le uscite di ciascun sensore 103 in intervalli temporali sequenziali.

La unità 1 o le unità di campionamento 101 possono anche essere integrate all'interno dell'unità
10 di controllo 2 o dei sensori 103 a seconda della configurazione hardware adottata.

La stima è eseguita dall'unità di elaborazione 102 o dall'unità remota 4 mediante un algoritmo di machine learning configurato tramite l'esecuzione di
15 una fase di addestramento su un database di addestramento basato su valori delle tensioni indotte da eventi di fulminazione, aventi correnti di picco note, localizzati nell'area di interesse.

La Fig. 6 mostra un esempio di un diagramma di
20 flusso delle varie fasi che coinvolgono il sistema secondo l'invenzione.

In 600 l'elaboratore 102 provvede a suddividere l'area di interesse in una griglia di punti o pixels.

In 601 l'elaboratore riceve in input un
25 intervallo temporale T di osservazione e un passo di discretizzazione temporale dT , ad esempio da un utente che agisce su una interfaccia grafica o su un pannello di controllo.

In 602 i sensori 103 rilevano la tensione
30 indotta su s punti della linea di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica 5.

In 603 il dispositivo campionatore 1, 101 provvede a campionare le tensioni come rilevate

secondo il passo di discretizzazione temporale dT in modo da ottenere un numero di campioni pari a $n=1+T/dT$ per ciascun punto s della linea

In 604 l'unità di elaborazione 102 esegue i
5 processi di stima descritti nelle sezioni precedenti.

In particolare, l'unità di elaborazione 102 esegue un algoritmo di machine learning che provvede alla stima della corrente di picco e/o delle coordinate del punto di fulminazione a terra per ogni
10 set di s_{xn} campioni che, in 605, vengono memorizzate e inviate in output.

La stima viene effettuata sulla base di un database di addestramento che viene costruito, ad esempio, eseguendo i passi riportati in Fig. 7.

15 Eseguendo il loop identificato con il riferimento 705, l'elaboratore, per ogni punto della griglia, legge (700) le variabili di addestramento, i cosiddetti valori di training cioè le correnti di picco in quel punto, associa a tali valori di
20 training valori di tensione osservati sulla base di misurazioni o simulazioni (701) e memorizza tali valori insieme ai valori di training (702).

L'algoritmo di machine learning utilizza i valori presenti nel database di addestramento per
25 stimare i valori di corrente di picco attesi in corrispondenza delle tensioni di test.

Secondo un perfezionamento, l'algoritmo può vantaggiosamente utilizzare parte dei dati di training per effettuare una validazione
30 dell'algoritmo stesso, ad esempio per ottimizzare la scelta dei parametri della rete neurale impiegata.

Anche i dati di corrente di picco effettivi come misurati con altri sistemi di rilevazione a valle

della stima possono essere usati per l'ottimizzazione del metodo di stima, ad esempio andando ad aggiungersi ai dati presenti nel database di training.

5

Riferimenti bibliografici:

Adamo C., Goodman S., Mugnai A., and J. A. Weinman, 'Lightning measurements from satellites and significance for storms in the Mediterranean', in
10 Lightning: Principles, Instruments and Applications, Springer, 2009, pp. 309-329. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-1-4020-9079-0_14

15 Bothwell, P. D. (2005). Development of an operational statistical scheme to predict the location and intensity of lightning. Conference on Meteorological Applications of
Lightning Data.
20 https://ams.confex.com/ams/Annual2005/techprogram/paper_r_85013.htm.

Blouin, K. D., Flannigan, M. D., Wang, X., & Kochtubajda, B. (2016). Ensemble lightning prediction
25 models for the province of Alberta, Canada. International Journal of Wildland Fire, 25(4), 421-432. <https://doi.org/10.1071/WF15111>

Bright, D. R., Wandishin, M. S., Jewell, R. E., &
30 Weiss, S. J. (2005). A physically based parameter for lightning prediction and its calibration in ensemble forecasts. Preprints, Conf. on Meteor. Appl. of Lightning Data, Amer. Meteor. Soc., SanDiego, CA,

3496, 30.
https://ams.confex.com/ams/Annual2005/techprogram/paper_84173.htm.

5 Cooper MA, Holle RL (2019) Current Global Estimates of Lightning Fatalities and Injuries. In: Reducing Lightning Injuries Worldwide. Springer, Heidelberg, pp. 65-73.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-77563-0_6

10

K. Cummins and M. Murphy, "Overview of lightning detection in the VLF, LF, and vhf frequency ranges," in 16th International Lightning Detection Conference (ILDC), 2000, Conference Proceedings.

15

G. Diendorfer, M. Bernardi, K. Cummins, F. De La Rosa, B. Hermoso, A. Hussein, T. Kawamura, F. Rachidi, V. Rakov, W. Schulz, and H. Torres, "Cloud-to-Ground Lightning Parameters Derived from Lightning Location Systems - The Effects of System Performance (CIGRE TF C4.404)," 2009. [Online]. Available: <https://e-cigre.org/publication/376-cloud-to-ground-lightning-parameters-derived-from-lightning-location-systems-the-effects-of-system-performance>.

25

W. Schulz, G. Diendorfer, S. Pedeboy, and D. R. Poelman, "The European Lightning Location System EUCLID - part 1: Performance analysis and validation," Natural Hazards and Earth System Sciences, vol. 16, no. 2, pp. 595-605, 2016. [Online]. Available: <https://nhess.copernicus.org/articles/16/595/2016>.

M. Nicora, D. Mestriner, M. Brignone, M. Bernardi, R. Procopio, and E. Fiori, "A 10-year study on the lightning activity in Italy using data from the SIRF network," *Atmospheric Research*, vol. 256, p. 105552, 5 2021. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169809521001046>.

F. Rachidi, J. L. Bermudez, M. Rubinstein, and V. A. 10 Rakov, "On the estimation of lightning peak currents from measured fields using Lightning Location Systems," *Journal of Electrostatics*, vol. 60, no. 2, pp. 121-129, 2004. [Online]. Available: [https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S03](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304388604000245) 15 [04388604000245](https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0304388604000245)

K. Berger, R. B. Anderson, and H. Kroninger, "Parameters of lightning flashes," *Electra*, vol. 41, pp. 23-37, 1975. [Online]. Available: 20 <https://ci.nii.ac.jp/naid/10030321813/en/> .

G. Diendorfer, M. Mair, W. Schulz, and W. Hadrian, "Lightning current measurements in Austria - experimental setup and first results," 25th ICLP, pp. 25 44-47, 01 2000. [Online]. Available: [https://www.researchgate.net/publication/313575214_Li](https://www.researchgate.net/publication/313575214_Lightning_current_measurements_in_Austria_-_Experimental_setup_and_first_results) [ghtning_current_measurements_in_Austria_-](https://www.researchgate.net/publication/313575214_Lightning_current_measurements_in_Austria_-_Experimental_setup_and_first_results) [_Experimental_setup_and_first_results](https://www.researchgate.net/publication/313575214_Lightning_current_measurements_in_Austria_-_Experimental_setup_and_first_results)

F. Fuchs, E. Landers, R. Schmid, and J. Wiesinger, "Lightning current and magnetic field parameters caused by lightning strikes to tall structures relating to interference of electronic systems," *IEEE*

Transactions on Electromagnetic Compatibility, vol. 40, no. 4, pp. 444-451, 1998.

W. Janischewskyj, A. Hussein, V. Shostak, I. Rusan,
5 J.-X. Li, and J.-S. Chang, "Statistics of lightning strikes to the Toronto Canadian National Tower (1978-1995)," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 12, no. 3, pp. 1210-1221, 1997.

10 A. J. Eriksson, "Lightning and tall structures," Transactions of the South African Institute of Electrical Engineers, vol. 69, no. 8, pp. 238-252, 1978. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9502179> .

15

S. Visacro, A. Soares Jr., M. A. O. Schroeder, L. C. L. Cherchiglia, and V. J. de Sousa, "Statistical analysis of lightning current parameters: Measurements at Morro do Cachimbo station," Journal
20 of Geophysical Research: Atmospheres, vol. 109, no. D1, 2004.

C. Price. D. Rind, "Possible implications of global climate change on global lightning distributions and
25 frequencies," J. Geophys. Res. Atmos., vol. 99, pp. 10823-10831, 1994.

IEEE, "Guide for Improving the Lightning Performance of Electric Power Overhead Distribution Lines," IEEE
30 Std. 1410-2010 (Revision of IEEE Std 1410-2004), pp. 1-73, 2011.

H. Karami, A. Mostajabi, M. Azadifar, M. Rubinstein, C. Zhuang, and F. Rachidi, "Machine learning-based lightning localization algorithm using lightning-induced voltages on transmission lines," IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, vol. 5
62, no. 6, pp. 2512-2519, 2020.

S. Rusck, Induced-lightning overvoltages on power transmission lines with special reference to the
10 overvoltage protection of low voltage networks. KTH, Stockholm, 1958.

L. Farina, D. Mestriner, R. Procopio, M. Brignone, and F. Delfino, "The lightning power electromagnetic
15 simulator for transient overvoltages (LIGHT-PESTO) code: A user-friendly interface with the Matlab-Simulink environment," IEEE Letters on Electromagnetic Compatibility Practice and Applications, vol. 2, no. 4, pp. 119-123, 2020.

20 F. Rachidi, "A Review of Field-to-Transmission Line Coupling Models with Special Emphasis to Lightning-Induced Voltages on Overhead Lines," in IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, vol. 54, no. 4, pp. 898-911, Aug. 2012, doi:
25 10.1109/TEMC.2011.2181519.

F. Napolitano, A. Borghetti, C. A. Nucci, F. Rachidi, and M. Paolone, "Use of the full-wave finite element
30 method for the numerical electromagnetic analysis of LEMP and its coupling to overhead lines," Elect. Power Syst. Res., vol. 94, pp. 24-29, 2013.

C. Nucci, C. Mazzetti, F. Rachidi, and M. Ianoz, "On lightning return stroke models for LEMP calculations," in Proc. 19th Int. Conf. Lightning Protection, Graz, Austria, 1988.

5

H. Heidler, "Analytische blitzstromfunktion zur LEMP-berechnung," 18th ICLP, Munich, Germany, 1985.

M. Nicora, D. Mestriner, M. Brignone, R. Procopio, E. Fiori, A. Piantini, and F. Rachidi, "Estimation of the Lightning Performance of Overhead Lines Accounting for Different Types of Strokes and Multiple Strike Points," IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, vol. 63, no. 6, pp. 2015-2023, 2021.

M. Nicora, D. Mestriner, M. Brignone, M. Bernardi, R. Procopio, E. Fiori, F. Delfino, A. Piantini, and F. Rachidi, "Assessment of the lightning performance of overhead distribution lines based on Lightning Location Systems data," International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 142, p. 108230, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061522002599>

M. Brignone, F. Delfino, R. Procopio, M. Rossi, and F. Rachidi, "Evaluation of Power System Lightning Performance - Part II: Application to an Overhead Distribution Network," IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility, vol. 59, no. 1, pp. 146-153, 2017.

A. Borghetti, C. A. Nucci, and M. Paolone, "Indirect-Lightning Performance of Overhead Distribution Networks with Complex Topology," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 24, no. 4, pp. 2206-2213, 2009.

5

M. Hagan and M. Menhaj, "Training feed-forward networks with the Marquardt algorithm," IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 5, no. 6, p. 989-993, 1994. [Online]. Available:

10 <https://ieeexplore.ieee.org/document/32969>.

RIVENDICAZIONI

1. Metodo per la rilevazione di eventi di fulminazione in un'area di interesse, il quale metodo comprende:

5 a) suddividere l'area di interesse in una griglia di punti (N);

b) definire un intervallo temporale T di osservazione;

10 c) definire un passo di discretizzazione temporale dT;

d) misurare la tensione indotta da detti eventi su s punti di una linea di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica, in particolare aerea;

15 e) campionare la tensione indotta secondo il passo di discretizzazione temporale dT in modo da ottenere un numero di campioni pari a $n=1+T/dT$ per ciascun punto s della linea;

20 f) per ogni set di sxn campioni, stimare la corrente di picco degli eventi di fulminazione nell'area di interesse, la stima essendo eseguita mediante un algoritmo di machine learning, ovvero ad apprendimento automatico, configurato tramite l'esecuzione di una fase di addestramento su un
25 database di addestramento basato su valori delle tensioni indotte da eventi di fulminazione, aventi correnti di picco note, localizzati in tutti i punti della griglia N, o in parte di essi, dell'area di interesse.

30 2. Metodo secondo la rivendicazione 1, in cui, per ogni set di sxn campioni, il metodo prevede, in combinazione o in alternativa al passo di stimare le

correnti di picco, il passo di stimare la posizione degli eventi di fulminazione sulla griglia.

3. Metodo secondo la rivendicazione 1 o 2, in cui la posizione degli eventi di fulminazione sulla griglia è stimata sulla base della tensione indotta sugli s punti della linea e della corrente di picco come stimata al passo f).

4. Metodo secondo una o più delle precedenti rivendicazioni, in cui l'algoritmo di machine learning comprende almeno una rete neurale con addestramento che utilizza una combinazione fra metodo del gradiente e metodo di Newton, ad esempio di tipo Levenber-Marquardt.

5. Metodo secondo la rivendicazione 4, in cui l'algoritmo di machine learning comprende due reti neurali in cascata in cui la prima rete neurale è atta a predire la corrente di picco (I) sulla base delle tensioni misurate in ciascuno degli s punti della linea mentre la seconda è atta a predire le coordinate (x, y) del punto di impatto del fulmine sulla base delle tensioni misurate in ciascuno degli s punti della linea normalizzate mediante la corrente di picco (I) stimata dalla prima rete neurale.

6. Metodo secondo una o più delle precedenti rivendicazioni, in cui i valori della tensione indotta per eventi di fulminazione localizzati in tutti i punti della griglia N , o in parte di essi, dell'area di interesse sono determinati tramite l'esecuzione di un algoritmo di simulazione.

7. Metodo secondo la rivendicazione 6, in cui l'algoritmo di simulazione consente il calcolo delle tensioni indotte negli s punti della linea sulla base di modelli che tengano di conto della conducibilità e

della permeabilità elettrica del suolo, della forma d'onda della corrente alla base del canale di fulminazione e della propagazione sulla linea.

5 8. Metodo secondo la rivendicazione 6 o 7, in cui le $s \times N$ tensioni indotte negli s punti della linea sono calcolate sulla base di N eventi di fulminazione distribuiti sulla griglia secondo una distribuzione di probabilità uniforme con correnti di picco aventi una distribuzione di probabilità log-normale.

10 9. Metodo secondo una o più delle precedenti rivendicazioni, in cui le $s \times N$ tensioni indotte dagli N eventi di fulminazione sono campionate in modo da ottenere $s \times N \times n$ serie temporali di tensioni indotte e soggette ad una procedura di riduzione dei campioni significativi da utilizzare nel database di
15 addestramento, ad esempio tramite Principal Component Analysis (PCA).

20 10. Metodo secondo la rivendicazione 9, in cui la procedura di riduzione dei campioni significativi opera nel dominio della frequenza dopo la trasformazione del set di campioni delle tensioni indotte tramite Fast Fourier Transform (FFT).

25 11. Metodo secondo la rivendicazione 10, in cui la parte reale e la parte immaginaria di ciascuna tensione indotta trasformata nel dominio delle frequenze sono impiegate per formare un unico vettore di numeri reali a cui è applicata una procedura di PCA per ottenere il vettore delle features
30 significate X da memorizzare nel database di training, detto vettore X avendo un numero di componenti P , dette componenti principali, inferiore al numero di campioni iniziali $s \times N \times n$.

12. Metodo secondo una o più delle precedenti rivendicazioni, in cui è previsto il passo di dividere il dataset di addestramento in due sottoinsiemi di cui uno, il training set, è
5 utilizzato per effettuare l'addestramento vero e proprio mentre l'altro, il validation set, è usato per validare i dati cioè per monitorare le prestazioni dell'algoritmo di machine learning sulla base dell'ottimizzazione di una funzione di costo che
10 evidenzia la differenza fra risultati osservati e risultati stimati.

13. Metodo secondo una o più delle precedenti rivendicazioni, in cui è previsto il passo di aggiungere i dati degli eventi di fulminazione come
15 rilevati al database di addestramento così rendendo il database di addestramento una entità dinamica che si arricchisce di valori anche basati su dati che sono stati oggetto di stima da parte dell'algoritmo stesso.

20 14. Sistema per la rilevazione di eventi di fulminazione in un'area di interesse, comprendente:

a) una linea (5) di trasmissione e/o distribuzione di corrente elettrica, in particolare aerea;

25 b) uno o più sensori (103) per la misura di valori di tensione indotta da detti eventi in uno o più punti s della linea;

c) un dispositivo campionatore (1) per la discretizzazione dei valori di tensione in un
30 intervallo temporale di osservazione T predefinito secondo un passo temporale dT predefinito secondo un passo temporale dT predefinito;

d) una unità di elaborazione (2) in comunicazione con il dispositivo campionatore (1) e configurata per stimare la corrente di picco degli eventi di fulminazione nell'area di interesse, la
5 stima essendo eseguita mediante un algoritmo di machine learning configurato tramite l'esecuzione di una fase di addestramento su un database di addestramento basato su valori delle tensioni indotte da eventi di fulminazione, aventi correnti di picco
10 note, localizzati nell'area di interesse.

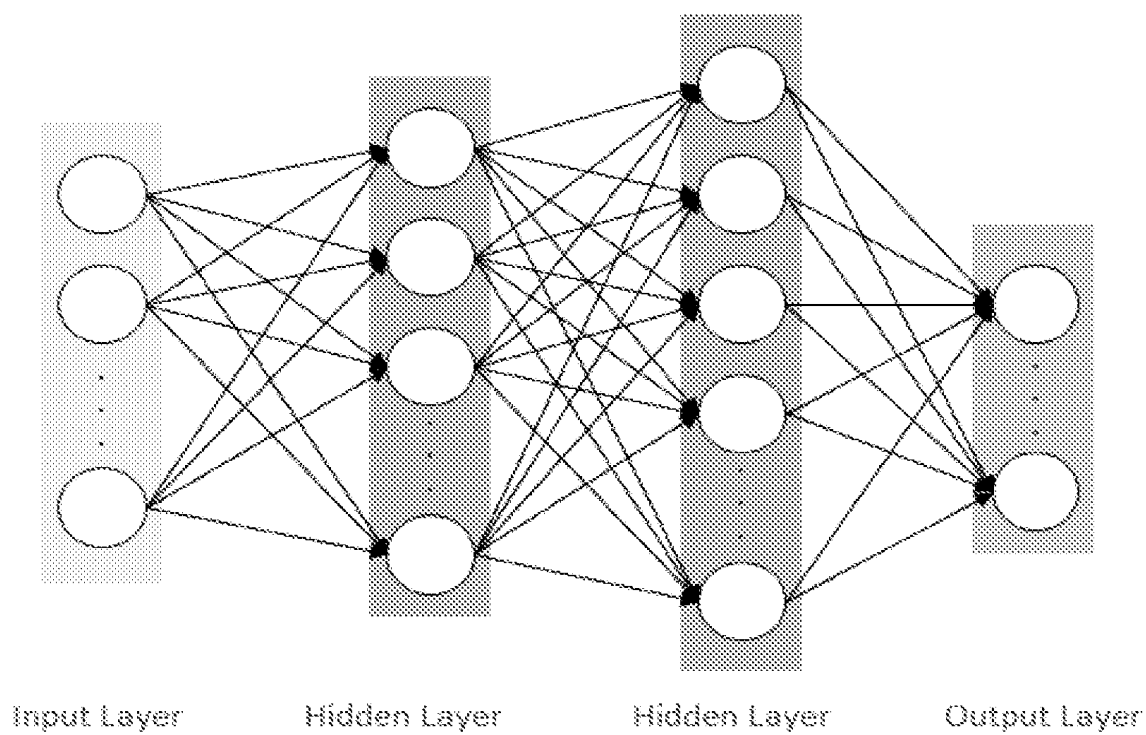


Fig. 1

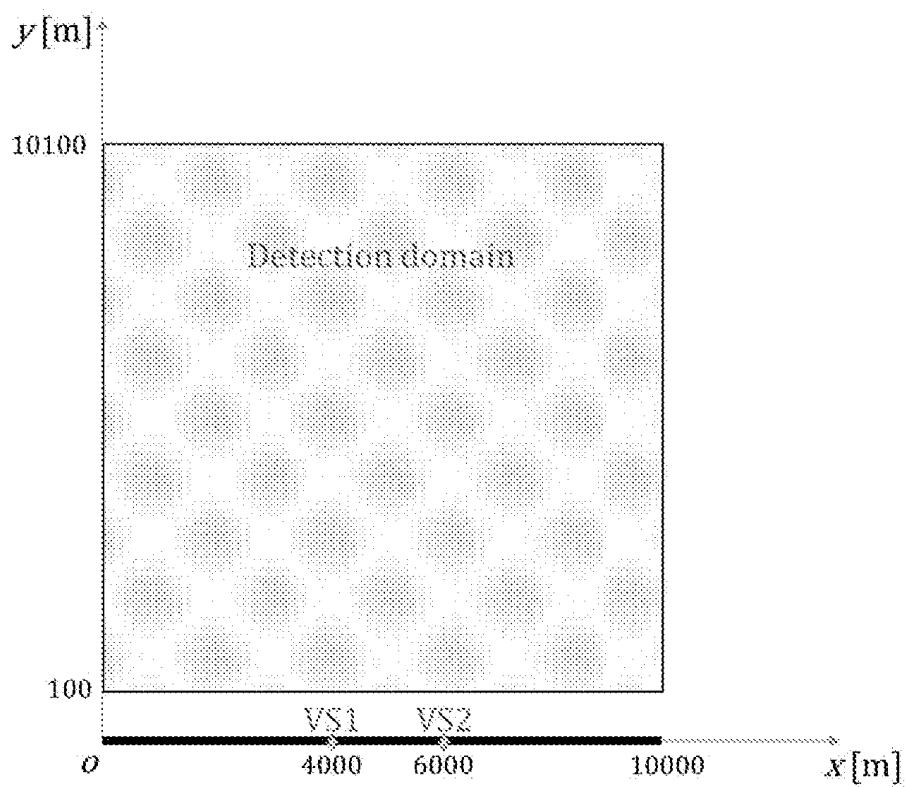


Fig. 2

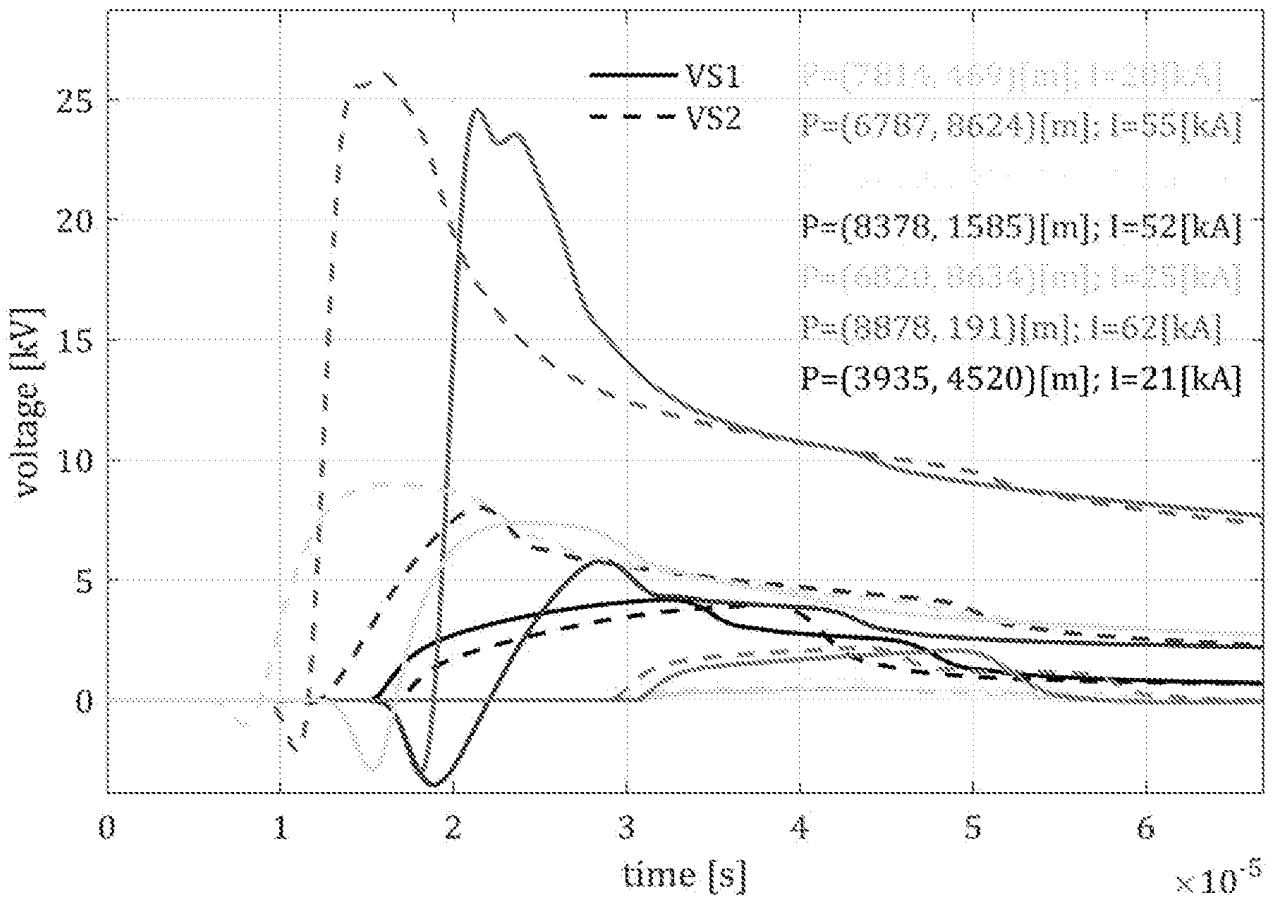


Fig. 3

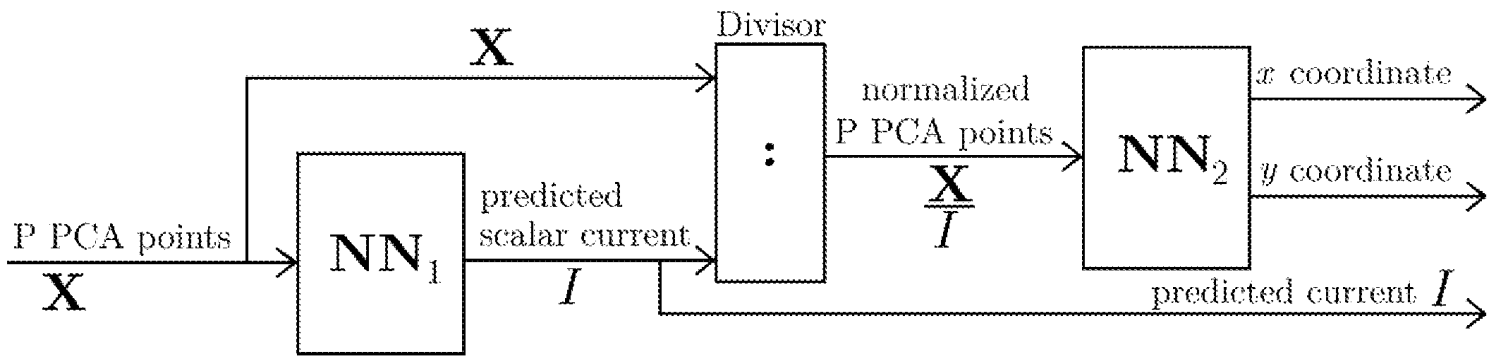


Fig. 4

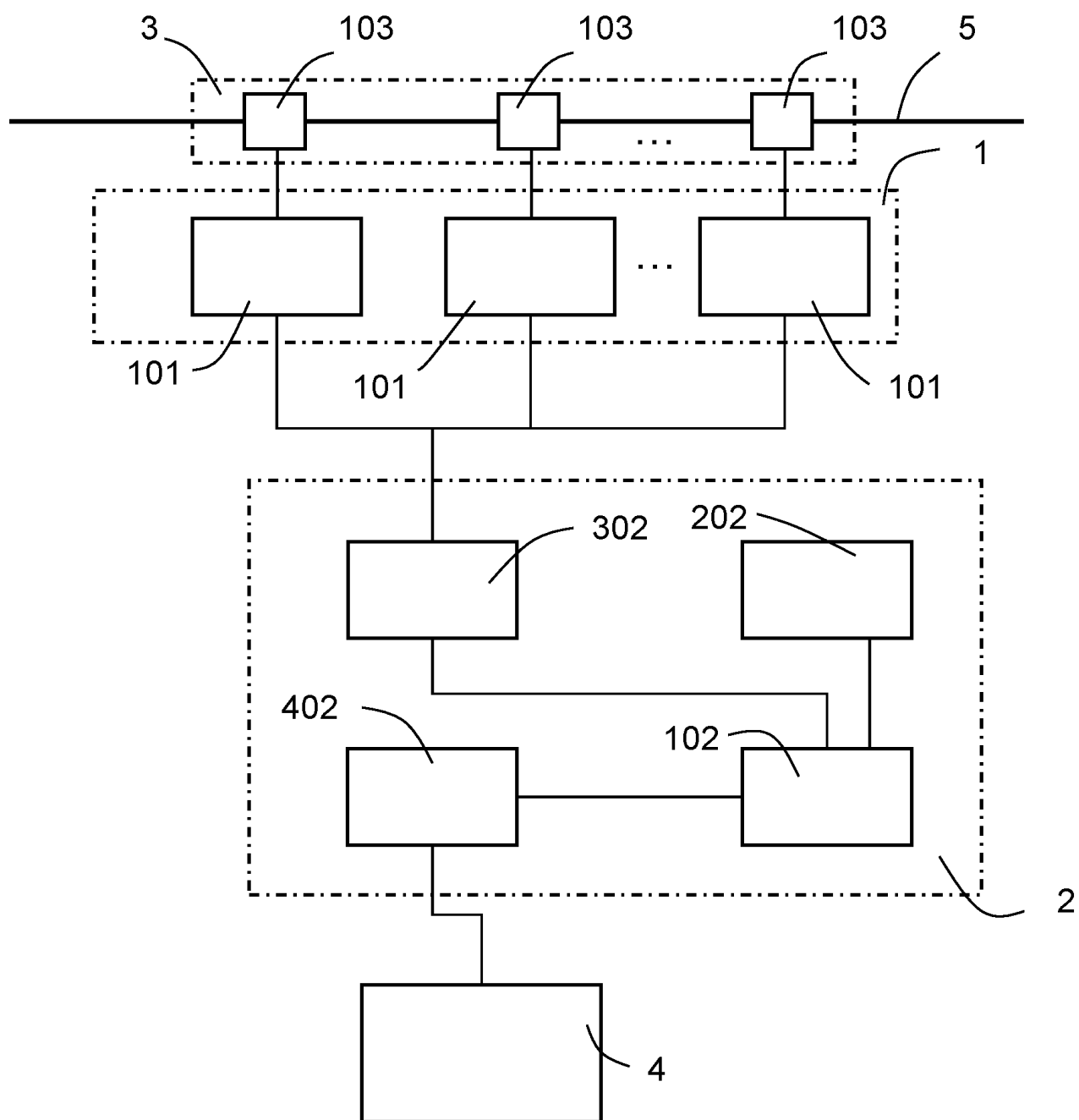


Fig. 5

4/5

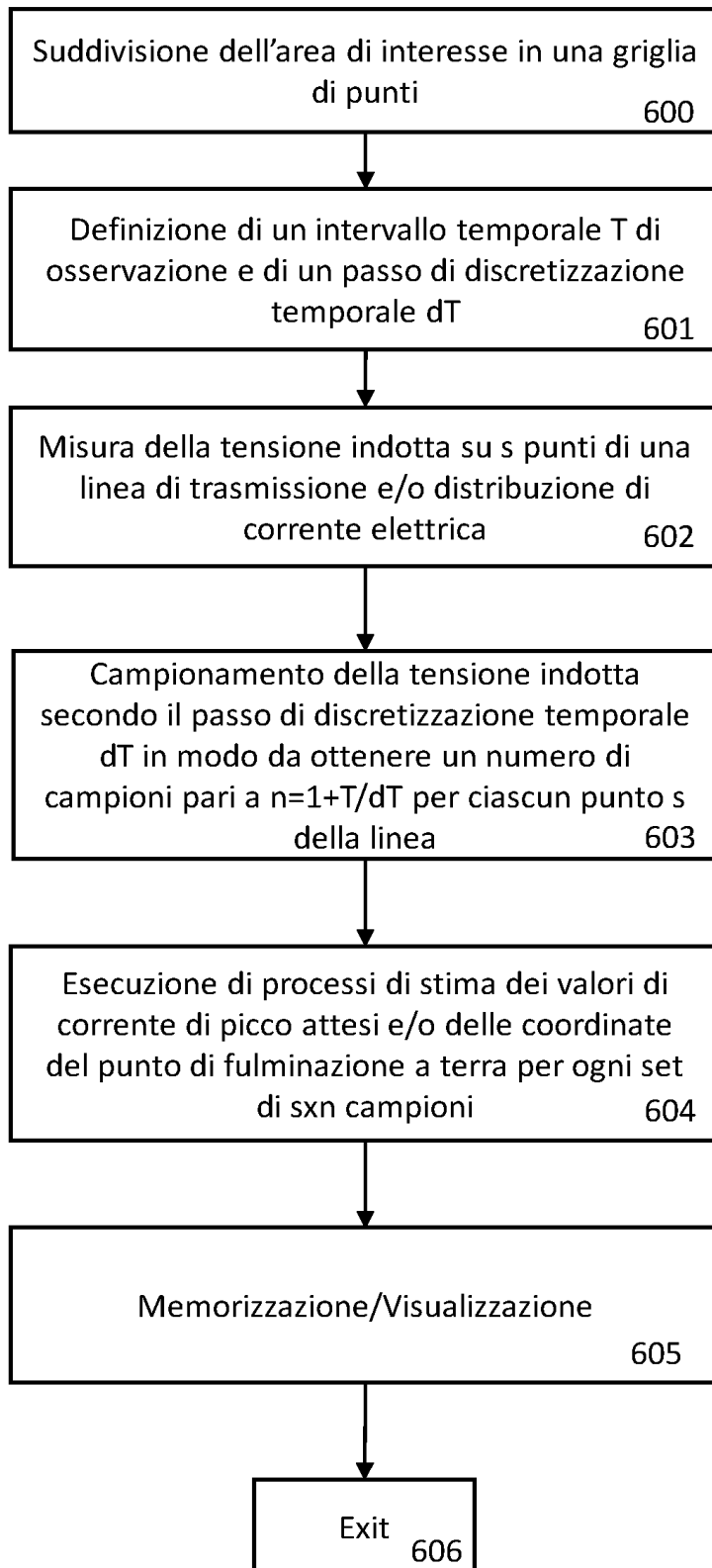


Fig. 6

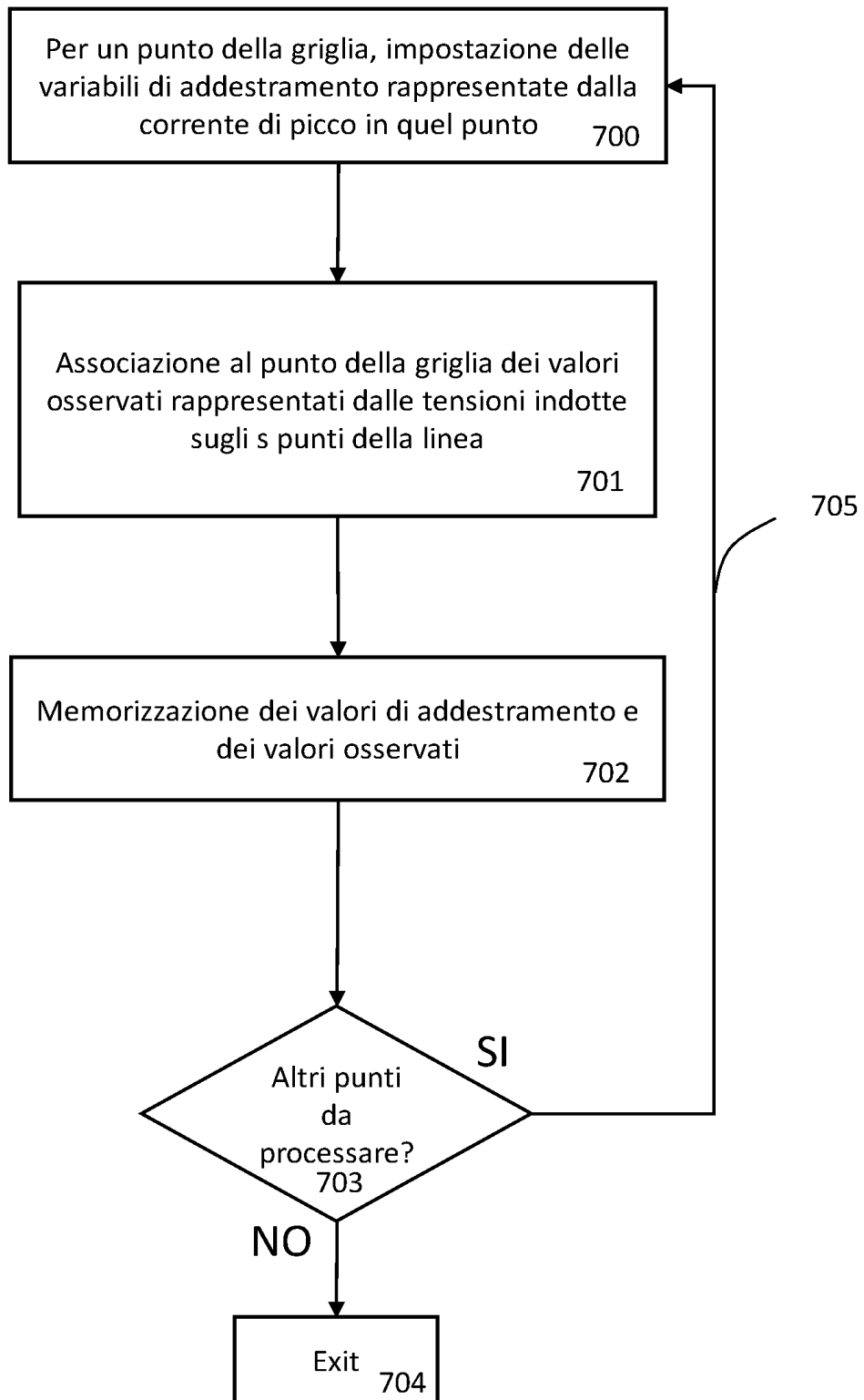


Fig. 7