



MINISTERO DELLO SVILUPPO ECONOMICO
DIREZIONE GENERALE PER LA LOTTA ALLA CONTRAFFAZIONE
UFFICIO ITALIANO BREVETTI E MARCHI

DOMANDA DI INVENZIONE NUMERO	102018000005375
Data Deposito	15/05/2018
Data Pubblicazione	15/11/2019

Classifiche IPC

Sezione	Classe	Sottoclasse	Gruppo	Sottogruppo
G	01	S	17	89

Sezione	Classe	Sottoclasse	Gruppo	Sottogruppo
G	06	N	3	04

Sezione	Classe	Sottoclasse	Gruppo	Sottogruppo
G	06	K	9	62

Sezione	Classe	Sottoclasse	Gruppo	Sottogruppo
G	01	S	13	89

Titolo

APPARATO E METODO DI CLASSIFICAZIONE DI DATI A FORMA D'ONDA COMPLETA DA SEGNALI RETRORIFLESSI
--

Classe Internazionale: G01S 000/0000

Descrizione del trovato avente per titolo:

"APPARATO E METODO DI CLASSIFICAZIONE DI DATI A
FORMA D'ONDA COMPLETA DA SEGNALI RETRORIFLESSI"

5 a nome UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI UDINE di nazionalità italiana
con sede legale in Via Palladio, 8 – 33100 UDINE (UD)

dep. il al n.

* * * * *

CAMPO DI APPLICAZIONE

10 Forme di realizzazione qui descritte si riferiscono ad un apparato e ad
un metodo per la classificazione di dati a forma d'onda completa, o dati
full-waveform, ad esempio ottenuti mediante strumenti di scansione a
onde elettromagnetiche, e nel caso particolare di dati LiDAR (Light
Detection And Ranging) ottenuti da scansione ottica della superficie
15 terrestre. In particolare, possibili applicazioni delle forme di
realizzazione qui descritte sono riferibili al settore delle rilevazioni
topografiche per mappare superfici topografiche, vegetazione, aree
urbane, e infrastrutture.

STATO DELLA TECNICA

20 La scansione mediante laser è una tecnica di rilevamento da remoto
basata sulla misurazione di distanze, che viene utilizzata per la
mappatura di superfici topografiche, vegetazione, aree urbane e
infrastrutture. Tale tecnica è spesso denominata anche LiDAR (Light
Detection and Ranging – rilevazione e telemetria mediante luce) poiché
25 essa utilizza una sorgente laser per illuminare la superficie terrestre e un

Il mandatario
LORENZO FABRO
(per sé e per gli altri)
STUDIO GLP S.r.l.
Viale Europa Unita, 171 – 33100 UDINE

fotodiode per registrare la radiazione retro-diffusa.

La misurazione del tempo di ritorno del segnale fornisce la misura della distanza tra lo strumento e l'oggetto riflettente.

La distanza calcolata viene successivamente convertita in coordinate
5 tridimensionali del punto esaminato utilizzando i sistemi di misura
GNSS (Global Navigation Satellite System – sistema satellitare globale
di navigazione) e IMU (Inertial Measurement Unit – unità di misura
inerziale).

Ogni volta che l'impulso laser viene intercettato da un oggetto, parte
10 dell'energia viene riflessa verso il ricevitore e registrata. Quando
l'oggetto non è solido, o non è troppo denso (ad esempio i rami degli
alberi), parte del fascio laser può continuare la sua traiettoria e può essere
riflessa da ostacoli più bassi, eventualmente raggiungendo anche la
superficie del suolo.

15 Grazie a questa caratteristica, la scansione laser può essere utilizzata
per modellare la struttura 3D della vegetazione e per rilevare in modo
accurato la superficie del terreno anche nel caso di aree con elevata
densità della copertura arborea.

I primi strumenti di scansione laser potevano registrare solo un
20 singolo eco di ritorno per ciascun segnale emesso, mentre strumenti più
recenti hanno permesso di registrare fino a sei echi, o riflessioni, per
ciascun impulso emesso.

Negli ultimi anni, inoltre, è stata resa disponibile sul mercato una
nuova categoria di strumenti, così detti dispositivi di scansione laser a
25 forma d'onda completa, che sono in grado di registrare l'intera forma

d'onda del segnale riflesso.

Numerosi studi svolti negli ultimi dieci anni hanno dimostrato i benefici ottenibili dalla registrazione dell'intera forma d'onda retro-riflessa, ed in particolare l'utilità delle informazioni aggiuntive che
5 potrebbero essere estratte dalla forma d'onda del segnale; informazioni che, tuttavia, non sono adeguatamente sfruttate nelle soluzioni note.

Nei sistemi di ritorno discreti, che registrano uno o più echi di ritorno, generalmente il ricevitore rileva un punto di riferimento precedentemente definito nell'impulso riflesso, e il tempo corrispondente a questo punto
10 viene utilizzato per calcolare la distanza tra lo strumento e il bersaglio, mentre la rimanente parte della forma d'onda viene persa.

Al contrario, la distanza relativa a ciascun singolo eco per i dati a forma d'onda completa può essere calcolata con maggiore controllo da parte dell'utente, consentendo una maggiore accuratezza nella
15 determinazione della posizione tridimensionale del punto.

Inoltre, è stato provato che, sopra aree forestali, il numero di echi rilevati può essere significativamente maggiore per gli strumenti di registrazione della forma d'onda comparati ai sistemi multi-eco.

Registrare la forma d'onda completa dell'impulso in arrivo significa
20 ottenere un numero maggiore di informazioni riguardo alle caratteristiche geometriche e fisiche del bersaglio colpito dal raggio laser. Di fatto, la sagoma della forma d'onda ricevuta è correlata alle proprietà riflettenti della superficie.

Questa informazione aggiuntiva potrebbe essere sfruttata durante la
25 classificazione dei dati LiDAR, ma le soluzioni attuali non riescono ad

utilizzarla in modo completo ed efficiente.

Un processo di classificazione consiste nell'assegnazione di ciascun punto alla specifica classe di appartenenza, in funzione dell'oggetto a cui appartiene il punto (ad esempio terreno, vegetazione, strada, edifici).

5 La classificazione è uno degli stadi più importanti, e che richiedono maggiore tempo, nell'ambito del processo di elaborazione dei dati LiDAR e gioca un ruolo chiave nella generazione dei prodotti cartografici.

10 Generalmente è necessario classificare l'insieme, o nuvola di punti rilevati, ad esempio per creare modelli digitali del terreno DTM (Digital Terrain Models) solitamente ottenuti da punti appartenenti alle classi di terreno e strade, per eseguire analisi sui dati appartenenti a classi particolari (ad esempio per valutare la densità di vegetazione), e per
15 determinare in modo automatico la relazione tra classi differenti (ad esempio calcolare la distanza tra i conduttori delle linee di energia elettrica e la vegetazione, o gli edifici).

Negli ultimi anni sono stati proposti in letteratura diversi metodi di classificazione, tra i quali possono essere citati, ad esempio, gli algoritmi ad alberi di decisione, e gli algoritmi Support Vector Machine (SVM –
20 macchina a vettori di supporto) e Markov Random Field (MRF - campi casuali di Markov).

Tuttavia, questi algoritmi non riescono a sfruttare i dati di forma d'onda grezzi ma si basano su grandezze estratte dalle forme d'onda, come ad esempio ampiezza, larghezza dell'impulso, numero di echi in
25 ciascuna forma d'onda e energia retro-riflessa.

Il mandatario
LORENZO FABRO
(per sé e per gli altri)
STUDIO GLP S.r.l.

Sono noti anche programmi software disponibili in commercio e comunemente utilizzati dalle aziende per classificare i dati LiDAR, tra i quali si può menzionare il programma TerraScan (prodotto da TerraSolid), il quale contiene algoritmi in grado di estrarre i dati relativi a terreno, costruzioni, vegetazione, conduttori e piloni su una base geometrica.

Un'ulteriore informazione che può essere sfruttata da questo programma è l'intensità del segnale associato a ciascun punto singolo; all'utente viene tuttavia richiesto di specificare l'intervallo di valori di intensità all'interno dei quali ricadono i punti di una data classe.

Nonostante il programma sia molto efficiente da un punto di vista computazionale, i risultati ottenuti sono spesso poco accurati e richiedono un lavoro manuale molto oneroso per correggere gli errori di classificazione.

Esiste pertanto la necessità di perfezionare un apparato e un metodo di classificazione per superare almeno uno degli inconvenienti della tecnica.

In particolare, uno scopo del presente trovato è quello di realizzare un apparato di classificazione che sia in grado di eseguire in modo automatico, senza necessità di interventi da parte di un operatore, una classificazione accurata di segnali di dati a forma d'onda completa, in particolare per la classificazione di segnali provenienti da un rilievo topografico.

Un ulteriore scopo del trovato è quello di realizzare un apparato che sia efficiente sia in termini di tempo di elaborazione dei dati sia in

termini di correttezza della classificazione.

Un ulteriore scopo del trovato è quello di mettere a punto un metodo di classificazione automatico di segnali a forma d'onda completa.

Un ulteriore scopo del presente trovato è quello di perfezionare un
5 metodo di classificazione che sia in grado di elaborare il segnale a forma d'onda completa nella sua forma grezza, senza richiedere fasi preliminari di estrazione di specifiche caratteristiche dal segnale stesso.

Un ulteriore scopo del presente trovato è quello di mettere a punto un
10 metodo di classificazione che sia in grado di localizzare e classificare con precisione punti distinti adiacenti appartenenti a classi differenti.

Per ovviare agli inconvenienti della tecnica nota e per ottenere questi ed ulteriori scopi e vantaggi, la Richiedente ha studiato, sperimentato e realizzato il presente trovato.

ESPOSIZIONE DEL TROVATO

15 Il presente trovato è espresso e caratterizzato nelle rivendicazioni indipendenti. Le rivendicazioni indipendenti espongono altre caratteristiche del presente trovato o varianti dell'idea di soluzione principale.

Forme di realizzazione qui descritte si riferiscono ad un apparato di
20 classificazione per classificare dati a forma d'onda completa, generalmente denominati "full-waveform", ad esempio segnali retro-riflessi da oggetti sottoposti a scansione mediante onde elettromagnetiche.

Per "dati a forma d'onda completa" si intende segnali comprendenti
25 sia informazioni sulle coordinate spaziali (x, y, z) del punto rilevato, sia

informazioni sulla distribuzione dell'energia riflessa dalle superfici colpite dall'impulso di onde elettromagnetiche nel tempo, ovvero l'andamento nel tempo della forma d'onda del segnale retro-riflesso.

L'apparato secondo il trovato può essere utilizzato per classificare in modo automatico i dati a forma d'onda completa in modo tale da assegnare a ciascun punto rilevato una specifica classe di appartenenza a seconda del tipo di oggetto colpito dalla sorgente di onde elettromagnetica a cui appartiene tale punto.

Le onde elettromagnetiche possono essere in particolare segnali LiDAR (Light Detection and Ranging) relativi alla superficie terrestre ottenuti mediante strumenti di scansione laser posizionati a bordo di un mezzo di trasporto aereo, ad esempio un aereo, un elicottero e simili.

Secondo varianti di realizzazione, le onde elettromagnetiche possono essere segnali radar.

Secondo forme di realizzazione, l'apparato di classificazione comprende un primo dispositivo classificatore a rete neurale configurato per ricevere in ingresso ed elaborare dati a forma d'onda completa, ciascuno corrispondente ad un segnale retro-riflesso da un oggetto sottoposto a scansione mediante onde elettromagnetiche e fornire in uscita un vettore di probabilità avente lunghezza pari al numero delle classi considerate, e contenente la probabilità che il dato di ingresso analizzato appartenga ad una certa classe tra quelle considerate.

Qui e nel prosieguo della descrizione, con l'espressione "rete neurale" si intende un'architettura di calcolo in cui una pluralità di processori elementari sono collegati per l'elaborazione parallela delle informazioni,

formando così una rete, la cui struttura deriva dalla struttura del cervello umano.

In particolare il primo dispositivo classificatore è configurato per analizzare ciascun segnale di ingresso relativo ad un punto rilevato in modo indipendente dai punti adiacenti, considerando solo l'andamento della forma d'onda.

Secondo forme di realizzazione, il primo dispositivo classificatore comprende una prima rete neurale.

Secondo varianti di forme di realizzazione, la prima rete neurale è una rete neurale convoluzionale (CNN – Convolutional Neural Network), idonea ad elaborare dati che hanno una topologia a griglia.

In particolare l'apparato di classificazione riceve in ingresso il segnale a forma d'onda completa in forma grezza, senza necessità di estrarre preliminarmente una o più caratteristiche da esso. L'idea alla base è quella di addestrare un modello che fornisca un modo compatto e preciso per distinguere ciascuna forma d'onda, riconoscendo in esse caratteristiche e proprietà che accomunano tra loro oggetti appartenenti ad una stessa classe.

L'apparato comprende, inoltre, un secondo dispositivo di elaborazione dati a rete neurale, posto e operativamente collegato a valle del primo dispositivo classificatore e configurato per ricevere in ingresso ed elaborare sia gli stessi segnali di dati a forma d'onda completa che vengono ricevuti anche dal primo dispositivo classificatore sia i vettori di probabilità forniti dal primo dispositivo classificatore e fornire in uscita la classe di appartenenza di ciascun punto rilevato.

Secondo forme di realizzazione, il secondo dispositivo di elaborazione dati è configurato per elaborare le informazioni sulla distribuzione della probabilità ricevute dal primo dispositivo classificatore e sfruttare la coordinate spaziali dei punti che corrispondono al primo segnale retro-
5 riflesso registrato in ciascuna forma d'onda ed in particolare l'informazione relativa all'altezza, così da realizzare una classificazione corretta dei punti rilevati, identificando regioni di punti adiacenti che condividono proprietà simili.

In questo modo, vengono prese in considerazione sia informazioni
10 relative ad un singolo punto in modo indipendente dai punti adiacenti, sia informazioni relative alle posizioni spaziali e alle relazioni geometriche tra punti adiacenti rilevati.

L'apparato secondo il trovato può essere vantaggiosamente utilizzato per classificare in modo automatico segnali di dati ottenuti da rilievi
15 topografici, in quanto è in grado di localizzare e classificare con estrema precisione anche punti appartenenti a classi che descrivono oggetti aventi superfici particolarmente ridotte come, ad esempio, i cavi di un elettrodotto.

Secondo forme di realizzazione, il secondo dispositivo di elaborazione
20 dati comprende una seconda rete neurale configurata per eseguire una segmentazione di immagini. Per "segmentazione di immagini" si intende il processo con il quale si classificano i pixel di un'immagine in regioni che hanno caratteristiche comuni, in modo tale che ciascun pixel in una data regione presenti proprietà, o caratteristiche, simili agli altri pixel
25 della stessa regione.

Secondo forme di realizzazione la seconda rete neurale è una rete neurale U-net, configurata per ricevere in ingresso un'immagine bidimensionale nella quale ciascun pixel corrisponde ad un punto individuato dalle coordinate spaziali del segnale a forma d'onda completa, e fornire in uscita la classe di appartenenza del segnale, ovvero dell'oggetto da cui è stato riflesso. L'immagine bidimensionale è costruita in modo tale da memorizzare, per ogni pixel, il vettore di probabilità fornito dalla prima rete neurale convoluzionale e l'informazione sull'altezza del punto che ricade nel pixel stesso.

10 Forme di realizzazione qui descritte si riferiscono anche ad un metodo per classificare segnali a forma d'onda completa, in particolare segnali di dati LiDAR a forma d'onda completa ottenuti mediante strumenti a bordo di un mezzo di trasporto aereo, ad esempio un aereo, un elicottero e simili.

15 Il metodo secondo il trovato prevede di eseguire una procedura a due fasi, con una prima fase di classificazione mediante rete neurale che comprende l'analisi dell'andamento della forma d'onda dei dati a forma d'onda completa, indipendentemente dai segnali di dati a forma d'onda completa riflessi da punti di rilevazione adiacenti, per fornire una stima
20 delle probabilità che il segnale analizzato appartenga ad una determinata classe tra quelle considerate, e una seconda fase che comprende l'elaborazione, mediante rete neurale, dei dati delle coordinate spaziali geometriche del segnale a forma d'onda completa e della distribuzione di probabilità che viene ottenuta nella prima fase, per confermare o
25 correggere la stima fornita dalla prima fase e ottenere una classificazione

automatica e accurata del segnale analizzato.

Secondo forme di realizzazione, nella prima fase, i dati della forma d'onda grezza sono dati come ingresso ad un primo dispositivo classificatore che fornisce in uscita un vettore di lunghezza n (dove n è il numero di classi) contenente la probabilità che il dato di ingresso analizzato appartenga ad una certa classe.

Nella seconda fase del metodo secondo il trovato, i dati della forma d'onda sono mappati in un'immagine bidimensionale, sfruttando la coordinate dei punti che corrispondono al primo eco di ritorno registrato per ciascuna forma d'onda.

Secondo forme di realizzazione, l'immagine bidimensionale risultante avrà canali multipli: ciascun pixel dell'immagine mantiene in memoria il vettore di distribuzione della probabilità, fornito dal dispositivo classificatore utilizzato nella prima fase della procedura, e l'altezza del dato che ricade nel pixel considerato.

Successivamente il metodo prevede di utilizzare un algoritmo di segmentazione per suddividere l'immagine bidimensionale, assegnando un'etichetta a ciascun pixel dell'immagine in modo tale che i pixel con la stessa etichetta condividano proprietà comuni.

Utilizzando due reti neurali in cascata si possono quindi sfruttare in modo completo e diretto tutte le informazioni disponibili dal segnale a forma d'onda completa.

In questo modo è possibile ottenere una classificazione precisa senza necessità di intervento manuale da parte di un utente. Inoltre, all'utente non è richiesto di definire alcun tipo di valore dei parametri che

potrebbero influenzare il risultato della classificazione, e, pertanto, non è richiesta alcuna conoscenza preliminare delle caratteristiche dei dati che devono essere considerate.

5 Secondo forme di realizzazione il metodo secondo il trovato comprende una fase di addestramento nella quale la prima e/o la seconda rete neurale possono essere addestrate per imparare ad estrarre in modo automatico dalle informazioni dei segnali a forma d'onda completa le caratteristiche, o features necessarie per attribuire a ciascun punto rilevato la classe di appartenenza corretta.

10 In questo modo non è necessaria alcuna fase preliminare di estrazione di caratteristiche da parte di un operatore, al contrario dei metodi della tecnica nota che prevedono che sia l'operatore stesso ad estrarre dai segnali a forma d'onda completa una o più caratteristiche da utilizzare nelle successive elaborazioni.

15 Secondo forme di realizzazione, le reti neurali possono essere addestrate utilizzando la libreria open source TensorFlow, la quale mette a disposizione moduli ottimizzati e ampiamente testati per il "machine learning".

20 Questi ed altri aspetti, caratteristiche e vantaggi della presente divulgazione saranno meglio compresi con riferimento alla seguente descrizione, alle tavole di disegno e alle annesse rivendicazioni. Le tavole di disegno, che sono integrate e facenti parte della presente descrizione, illustrano alcune forme di realizzazione del presente oggetto e, unitamente alla descrizione, si propongono di descrivere i principi
25 della divulgazione.

I vari aspetti e caratteristiche descritte nella presente descrizione possono essere applicati individualmente, dove possibile. Questi aspetti individuali, ad esempio aspetti e caratteristiche presenti nella descrizione oppure nelle rivendicazioni dipendenti allegate, possono essere oggetto
5 di domande divisionali.

Si fa notare che qualsiasi aspetto o caratteristica che si trovi essere già nota durante la procedura di brevettazione si intende non essere rivendicata ed essere l'oggetto di un disclaimer.

ILLUSTRAZIONE DEI DISEGNI

10 Queste ed altre caratteristiche del presente trovato appariranno chiare dalla seguente descrizione di forme di realizzazione, fornite a titolo esemplificativo, non limitativo, con riferimento agli annessi disegni in cui:

- la fig. 1 è uno schema a blocchi di un apparato di classificazione secondo forme di realizzazione qui descritte;
- 15 - la fig. 2 è un diagramma schematico di una architettura di rete dell'apparato di fig. 1 secondo forme di realizzazione qui descritte;
- la fig. 3 è un diagramma schematico di un'altra architettura di rete dell'apparato di fig. 1 secondo forme di realizzazione qui descritte;
- la fig. 4 mostra un esempio di una matrice di confusione ottenuta dalla
20 valutazione di un insieme di dati di prova mediante un metodo di classificazione secondo il trovato, in cui ciascun valore corrisponde ad un valore percentuale normalizzato in modo tale che la somma dei valori di ciascuna riga sia 100.

Per facilitare la comprensione, numeri di riferimento identici sono
25 stati utilizzati, ove possibile, per identificare elementi comuni identici

nelle figure. Va inteso che elementi e caratteristiche di una forma di realizzazione possono essere convenientemente incorporati in altre forme di realizzazione senza ulteriori precisazioni.

DESCRIZIONE DI FORME DI REALIZZAZIONE

5 Si farà ora riferimento nel dettaglio alle varie forme di realizzazione del trovato, delle quali uno o più esempi sono illustrati nelle figure allegate. Ciascun esempio è fornito a titolo di illustrazione del trovato e non è inteso come una limitazione dello stesso. Ad esempio, le caratteristiche illustrate o descritte in quanto facenti parte di una forma di
10 realizzazione potranno essere adottate su, o in associazione con, altre forme di realizzazione per produrre un'ulteriore forma di realizzazione. Resta inteso che il presente trovato sarà comprensivo di tali modifiche e varianti.

Prima di descrivere le forme di realizzazione, si chiarisce, inoltre, che
15 la presente descrizione non è limitata nella sua applicazione ai dettagli costruttivi e di disposizione dei componenti come descritti nella seguente descrizione utilizzando le figure allegate. La presente descrizione può prevedere altre forme di realizzazione ed essere realizzata o messa in pratica in altri svariati modi. Inoltre, si chiarisce che la fraseologia e
20 terminologia qui utilizzata è a fini descrittivi e non deve essere considerata come limitante.

Forme di realizzazione qui descritte si riferiscono ad un apparato di classificazione 10 (si veda fig. 1) per classificare dati a forma d'onda completa, generalmente denominati "full-waveform", assegnando
25 ciascuno di essi ad una determinata classe di appartenenza tra un numero

N di classi predefinite.

Tali segnali di dati possono essere, ad esempio, segnali retro-riflessi da punti di rilevazione o oggetti sottoposti a scansione mediante impulsi di onde elettromagnetiche

5 Secondo forme di realizzazione, i segnali considerati possono essere segnali LiDAR (Light Detection and Ranging) relativi alla superficie terrestre ottenuti mediante strumenti di scansione laser posizionati a bordo di un mezzo di trasporto aereo, ad esempio un aereo, un elicottero e simili.

10 Secondo altre forme di realizzazione, i segnali considerati possono essere anche segnali di ritorno riflessi da punti di rilevazione o oggetti sottoposti a scansione mediante strumenti radar.

Secondo forme di realizzazione, l'apparato di classificazione 10 è in particolare utilizzabile nel settore delle rilevazioni topografiche per
15 classificare i segnali di dati in una pluralità N di classi topografiche predefinite.

A solo titolo esemplificativo, possono essere considerate N=6 classi, ad esempio terreno, vegetazione, edifici, conduttori, piloni, strade.

Resta inteso che, in funzione delle diverse esigenze, o applicazioni, il
20 summenzionato numero N di classi può essere minore di sei, ad esempio tre, quattro, cinque, o maggiore di sei, ad esempio otto, dieci, quindici, o anche di più.

Secondo forme di realizzazione, l'apparato di classificazione 10 comprende un primo dispositivo classificatore 11 a rete neurale
25 configurato per ricevere in ingresso dati a forma d'onda completa S,

ciascuno corrispondente ad un segnale retro-riflesso da un oggetto sottoposto a scansione mediante onde elettromagnetiche e fornire in uscita un vettore di probabilità V di lunghezza $n=N$ contenente la probabilità che il segnale in ingresso analizzato appartenga ad una certa
5 classe tra le N classi considerate.

Secondo forme di realizzazione, il vettore di probabilità V conterrà per ciascuna delle N classi un'indicazione della probabilità che il punto rilevato appartenga a quella classe.

L'apparato comprende, inoltre, un secondo dispositivo di elaborazione
10 dati 12 a rete neurale, configurato per ricevere ed elaborare in ingresso i segnali di dati a forma d'onda completa S retro-riflessi dagli oggetti sottoposti a scansione e i vettori di probabilità V forniti dal primo dispositivo classificatore 11 e fornire in uscita la classe di appartenenza di ciascun punto rilevato.

15 Secondo forme di realizzazione, il secondo dispositivo di elaborazione dati 12 è configurato per elaborare le informazioni ricevute dal primo dispositivo classificatore 11, cioè il vettore di probabilità V , e le coordinate spaziali dei punti che corrispondono al primo eco del segnale retro-riflesso registrato in ciascuna forma d'onda ed in particolare
20 l'informazione relativa all'altezza, così da realizzare una classificazione corretta dei punti.

Secondo forme di realizzazione, il primo dispositivo classificatore 11 è, o comprende, una prima rete neurale, che può essere implementata tramite una rete neurale convoluzionale (CNN Convolutional Neural
25 Network), la quale è in grado di ricevere il segnale a forma d'onda

completa allo stato grezzo. Non è pertanto necessario dover preventivamente estrarre caratteristiche o parametri specifici.

Secondo forme di realizzazione la prima rete neurale comprende una architettura multilivello, o multilayer.

5 Secondo possibili soluzioni realizzative, descritte per esempio con riferimento alla fig. 2, il primo dispositivo classificatore 11 presenta un'architettura di rete neurale convoluzionale a quattro livelli, o layer.

Secondo forme di realizzazione, il primo dispositivo classificatore 11 comprende almeno due livelli convolutivi C1, C2 e due livelli
10 completamente connessi D1, D2.

I livelli convolutivi C1, C2 sono livelli ottenuti usando l'operazione di convoluzione con diverse matrici detti filtri, o kernel, su una matrice di ingresso. Tali filtri contengono una pluralità di parametri che possono essere aggiustati durante l'addestramento della rete neurale. Eseguendo
15 l'operazione di convoluzione con f filtri sull'ingresso si ottengono f mappe di attivazione (activation maps o feature maps) che diventano l'ingresso per il livello successivo.

Il primo livello convolutivo C1 riceve in ingresso i dati a forma d'onda completa S allo stato grezzo ed estrae da essi caratteristiche
20 significative per il tipo di classificazione che deve essere eseguita ottenendo in uscita le mappe di attivazione in forma di matrice.

Secondo forme di realizzazione, i livelli convolutivi C1, C2 possono avere ciascuno una dimensione 1D con dimensione del filtro, o kernel, uguale a 3.

25 Secondo forme di realizzazione, i livelli convolutivi C1, C2 hanno

rispettivamente 32 e 64 filtri.

La dimensione di un livello è definita come $depth@width$, dove $depth$ si riferisce al numero delle mappe di attivazione in uscita e $width$ è la dimensione di ciascun vettore di uscita.

5 All'aumentare della profondità aumenta il numero di mappe di attivazione mentre diminuisce la loro dimensione, per cui i livelli più vicini all'ingresso hanno meno filtri rispetto ai livelli più profondi. Per mantenere più informazioni riguardo al segnale di ingresso, il numero totale di attivazioni (ovvero il prodotto $depth@width$) è sostanzialmente
10 costante tra un livello e l'altro.

Secondo possibili soluzioni realizzative, uno o entrambi i livelli convolutivi C1, C2 sono seguiti da un livello che implementa una funzione di attivazione ReLU (Rectified Linear Unit).

15 Il livello che implementa la funzione ReLU incrementa le proprietà di non linearità della rete neurale senza modificare i campi recettivi dei livelli convolutivi C1, C2. La funzione di attivazione ReLU in particolare applica la funzione di attivazione:

$$f(x) = \max(0, x).$$

20 Secondo varianti di realizzazione, a valle della funzione di attivazione ReLU è previsto un livello di sotto-campionamento, generalmente denominato livello di pooling, configurato per ridurre la dimensione del problema, ovvero la dimensione della mappa di attivazione che viene utilizzata come ingresso al livello successivo, e quindi l'onere computazionale della rete neurale convoluzionale CNN. In particolare il
25 livello di pooling suddivide la mappa di attivazione in regioni adiacenti e

non sovrapposte e considera un valore per ciascuna regione.

Secondo possibili soluzioni realizzative, il livello di pooling è preferibilmente un livello di max-pooling con dimensione del nucleo pari a due, per cui la mappa di attivazione viene suddivisa in regioni di
5 dimensione due e per ciascuna regione viene considerato solo il valore massimo.

Secondo forme di realizzazione, a valle dei livelli convolutivi C1,C2, l'architettura di rete prevede due livelli completamente connessi D1, D2 per ottenere la classificazione.

10 Secondo possibili soluzioni realizzative, il primo livello completamente connesso D1 ha un numero di neuroni, ovvero di nodi, pari a 256.

Secondo forme di realizzazione, il secondo livello completamente connesso D2 ha un numero di neuroni, ovvero di nodi, pari a 186.

15 Secondo varianti di realizzazione, entrambi i livelli completamente connessi D1, D2 sono seguiti da una funzione di attivazione ReLU.

A valle di una o di ciascuna funzione di attivazione ReLU può essere inoltre presente un livello di regolarizzazione noto come dropout in cui ad ogni passo dell'addestramento viene "spento" un certo numero di
20 neuroni scelti casualmente nei livelli nascosti, impedendo che i loro valori di uscita si propaghino ai livelli successivi. Secondo possibili soluzioni realizzative, il livello di dropout può avere un tasso di dropout pari a 0,5.

Il livello di dropout permette di ridurre, se non eliminare, anche
25 eventuali problemi di overfitting, ovvero di adattamento eccessivo, che si

possono verificare quando la rete neurale impara a gestire in modo troppo corretto alcune informazioni correlate agli esempi di addestramento, limitando così le proprie capacità di generalizzazione. In questo modo la prima rete neurale convoluzionale mantiene un'elevata
5 capacità di generalizzazione e riesce a individuare e distinguere in modo corretto una varietà di forme d'onda differenti.

Secondo ulteriori forme di realizzazione, a valle dell'ultimo livello completamente connesso D2 è inoltre presente un livello di uscita avente n neuroni, in cui n corrisponde al numero delle classi considerate.

10 A valle del livello di uscita può essere inoltre previsto un livello di perdita, o loss layer, configurato per valutare l'errore di predizione attraverso la valutazione di una determinata funzione di perdita (o loss function).

Secondo forme di realizzazione, il livello di perdita utilizza come
15 funzione di perdita l'entropia incrociata (categorical cross entropy) con una funzione di attivazione softmax, la quale trasforma i valori prodotti dal livello di uscita in una distribuzione di probabilità nelle classi, generando il vettore di probabilità V che viene poi fornito in ingresso al secondo dispositivo di elaborazione 12.

20 Secondo forme di realizzazione, il secondo dispositivo di elaborazione dati 12 è, o comprende, una seconda rete neurale configurata per ricevere in ingresso le caratteristiche estratte dalla prima rete neurale del primo dispositivo classificatore 11 e il segnale di ritorno a forma d'onda completa S per realizzare la classificazione voluta. La seconda rete
25 neurale è differente dalla suddetta prima rete neurale.

La seconda rete neurale, in particolare, considera l'informazione sull'altezza (coordinata z) di ciascun punto individuato dalle coordinate (x, y) per confrontarla con quella di punti adiacenti, per identificare regioni aventi proprietà simili.

5 Secondo forme di realizzazione, la seconda rete neurale riceve in ingresso un'immagine bidimensionale nella quale sono mappati i dati del segnale a forma d'onda completa S , in cui ciascun pixel corrisponde ad un punto rilevato, individuato mediante le coordinate spaziali (x, y) dei punti che corrispondono al primo ritorno (eco) registrato su ciascuna
10 forma d'onda del segnale S retro-riflesso.

L'immagine risultante presenta canali multipli: ciascun pixel ha memorizzato al suo interno il vettore V di distribuzione della probabilità, fornito dal primo dispositivo classificatore 11, e il dato dell'altezza del punto che ricade nel pixel considerato.

15 Il secondo dispositivo di elaborazione 12 è configurato per implementare un algoritmo di segmentazione per suddividere l'immagine bidimensionale in ingresso, e assegnare un'etichetta a ciascun pixel nell'immagine bidimensionale in modo tale che i pixel con la stessa etichetta condividano proprietà comuni.

20 Secondo forme di realizzazione, ad esempio descritte con riferimento alla fig. 3, la seconda rete neurale configurata per eseguire l'algoritmo di segmentazione dell'immagine è una rete neurale che segue un modello "U-net".

25 Secondo forme di realizzazione, la rete U-net comprende due rami, di cui un ramo di contrazione 13, o "contracting path" e un ramo di

espansione 14, o “expansive path”.

Secondo possibili soluzioni realizzative, il ramo di contrazione 13 presenta un’architettura simile a quella della prima rete neurale convoluzionale.

- 5 Secondo forme realizzative, il ramo di contrazione 13 comprende una successione di gruppi convolutivi $G_1, G_2 \dots G_K$ ripetuti. A titolo esemplificativo, nella fig. 3 è illustrata una U-net avente $K=5$ gruppi convolutivi G_1, G_2, G_3, G_4, G_5 .

10 Ciascun gruppo convolutivo $G_1 \dots G_K$ comprende due livelli di convoluzione C, ciascuno seguito da un livello di normalizzazione di batch, da una funzione di attivazione lineare rettificata ReLU e da un livello di max-pooling P per il sotto-campionamento (down-sampling).

Secondo forme di realizzazione, i due livelli di convoluzione C possono avere dimensione 3×3 .

- 15 Secondo varianti di realizzazione, il livello di max-pooling P può avere dimensione 2×2 ed essere configurato per ridurre la dimensione della rappresentazione di un fattore uguale a 2, che riduce l’onere computazionale del livello successivo.

20 In corrispondenza di ciascun gruppo convolutivo, il numero dei canali di attivazione viene raddoppiato.

25 Secondo forme di realizzazione, il ramo di espansione 14 comprende una pluralità di gruppi di sovra-campionamento $H_1 \dots H_K$ successivi, ciascuno configurato per eseguire un sovra-campionamento (up-sampling) della mappa di attivazione che riceve in ingresso dal livello precedente. Tali gruppi di sovra-campionamento $H_1 \dots H_K$ sono

configurati per incrementare la risoluzione del livello di uscita.

Il ramo di espansione è all'incirca simmetrico rispetto a quello di contrazione e questo determina la caratteristica forma a "U" da cui deriva il nome "U-net".

5 Ad esempio, il numero K di gruppi di sovra-campionamento H può essere sostanzialmente uguale al numero K di gruppi di convoluzione G, definendo una forma a "U" simmetrica.

Ciascun gruppo di sovra-campionamento H1...HK comprende in particolare un livello di sovra-campionamento U, configurato per
10 svolgere una funzione sostanzialmente opposta a quella di un livello di pooling P, dimezzando il numero di canali di attivazione e aumentando la dimensione della mappa di attivazione.

Il sovra campionamento U, secondo forme di realizzazione, e può essere ottenuto attraverso un'operazione di up-convolution di dimensione 2x2,
15 correlata alla dimensione del livello di pooling P del ramo di contrazione 13.

Inoltre, per ciascun gruppo di sovra-campionamento H1,...HK sono previsti tre livelli di convoluzione C ciascuno seguito da una normalizzazione di batch e da una funzione di attivazione ReLU.

20 Secondo forme di realizzazione, i livelli di convoluzione C hanno dimensione 3x3, correlata alla dimensione dei livelli di convoluzione del ramo di contrazione 13.

Per mantenere la localizzazione, a monte dei livelli di convoluzione C è inoltre prevista una concatenazione tra le caratteristiche della mappa di
25 attivazione sovra-campionata e quelle della corrispondente mappa di

attivazione proveniente dal percorso di contrazione 13. I livelli di convoluzione C possono quindi imparare a costruire un valore di uscita spazialmente più preciso sulla base di questa ulteriore informazione.

A valle dell'ultimo gruppo di sovra-campionamento HK è prevista una
5 convoluzione di dimensione 1x1 per mappare ciascun vettore di caratteristiche nel numero di classi desiderato. Nell'esempio illustrato in fig. 3, in corrispondenza del livello di uscita OUTPUT, la convoluzione 1x1 trasforma un vettore a 64 componenti in un vettore a 7 componenti, ovvero le N=6 classi considerate, più un'ulteriore classe riservata ai pixel
10 vuoti, ovvero quei pixel in cui non è stato mappato alcun dato.

Secondo forme di realizzazione, l'architettura della rete U-net dell'esempio di fig. 3 comprende 28 livelli convolutivi.

Forme di realizzazione qui descritte si riferiscono anche ad un metodo per classificare segnali di dati, in particolare segnali di dati LiDAR a
15 forma d'onda completa ottenuti mediante strumenti di scansione a onde elettromagnetiche a bordo di un mezzo di trasporto aereo, ad esempio un aereo, un elicottero e simili.

Il metodo secondo il trovato prevede di eseguire una procedura a due fasi.

20 Nella prima fase, i dati della forma d'onda grezza sono forniti in ingresso ad un primo dispositivo classificatore 11, ottenendo in uscita un vettore di lunghezza $n=N$ (dove N è il numero di classi) contenente la probabilità che il dato di ingresso analizzato appartenga ad una certa classe.

25 Nella seconda fase del metodo secondo il trovato, i dati del segnale a

Il mandatario
LORENZO FABRO
(per sé e per gli altri)
STUDIO GLP S.r.l.
Viale Europa Unita, 171 - 33100 UDINE

forma d'onda completa S vengono mappati in un'immagine bidimensionale sfruttando le coordinate spaziali (x, y) dei punti che corrispondono al primo ritorno (eco) registrato per ciascuna forma d'onda. In questo modo, vengono prese in considerazione le posizioni spaziali e le relazioni geometriche tra dati provenienti da punti adiacenti.

Secondo forme di realizzazione, l'immagine bidimensionale risultante presenta canali multipli, ovvero, ciascun pixel, oltre alle coordinate spaziali che identificano il punto rilevato, e l'altezza del punto stesso, conterrà anche il vettore V di distribuzione della probabilità, fornito nella prima fase del metodo.

Successivamente, il metodo prevede di utilizzare un algoritmo di segmentazione per suddividere l'immagine bidimensionale e di assegnare un'etichetta a ciascun pixel nell'immagine in modo tale che i pixel con la stessa etichetta condividano proprietà comuni.

In questo modo nell'immagine bidimensionale si potranno ricavare regioni omogenee aventi caratteristiche o proprietà simili.

Secondo forme di realizzazione, per eseguire la prima fase il metodo prevede di utilizzare una rete neurale convoluzionale 11 comprendente livelli convolutivi $C1, C2$ e livelli completamente connessi $D1, D2$, per individuare nelle forme d'onda dei segnali considerati caratteristiche comuni tra i dati appartenenti alla stessa classe.

Secondo forme di realizzazione, il metodo secondo il trovato prevede di addestrare la prima rete neurale convoluzionale CNN del primo dispositivo classificatore 11 utilizzando come funzione di perdita la categorical cross entropy e un ottimizzatore Adam con un tasso di

apprendimento pari a 0,001.

Secondo forme di realizzazione, il metodo prevede una dimensione di batch di 256.

5 Secondo forme di realizzazione, per eseguire la seconda fase, il metodo prevede di utilizzare una rete neurale 12 del tipo U-net avente un primo ramo di contrazione 13 ed un secondo ramo di espansione 14 sostanzialmente simmetrici tra loro.

10 Il metodo secondo il trovato prevede in particolare di sfruttare le reti neurali per la classificazione di segnali di dati LiDAR nel campo dei rilevamenti topografici.

15 Secondo forme di realizzazione, nel metodo secondo il trovato, i dati della forma d'onda completa sono direttamente utilizzati nel processo di classificazione, senza una fase di pre-elaborazione, a differenza dei metodi della tecnica nota che richiedono un'estrazione preliminare delle grandezze come ad esempio ampiezza e larghezza dell'impulso registrato.

20 Il metodo proposto dal presente trovato permette quindi di ottenere una classificazione completamente automatica, senza alcun intervento umano. All'utente pertanto non viene richiesto di definire valori dei parametri che possono influenzare il risultato della classificazione e, pertanto, non è richiesta alcuna conoscenza a priori sulle caratteristiche dei dati.

25 Le prestazioni raggiungibili sono pertanto nettamente superiori rispetto alle soluzioni dello stato dell'arte sia in termini di accuratezza, sia di tempi necessari all'elaborazione.

Il metodo e l'apparato 10 qui descritti sono stati testati
sperimentalmente dalla Richiedente su un insieme di dati acquisito da un
dispositivo di scansione laser a forma d'onda completa a bordo di un
mezzo aereo su un'area che contiene sia superfici naturali, come terreno
5 e vegetazione, sia oggetti artificiali come edifici e linee elettriche. Sono
state considerate sei classi:

1. terreno
2. vegetazione
3. edifici
- 10 4. conduttori
- 5 piloni
6. strade

L'insieme dei dati è stato classificato manualmente e successivamente
suddiviso in un insieme di dati di addestramento, utilizzato per
15 addestrare il modello, ed un insieme di dati di prova, utilizzato per
valutare le prestazioni del metodo proposto.

È stata ottenuta un'accuratezza del 93,06%, come si può vedere dalla
matrice di confusione correlata riportata nella fig. 4.

È chiaro che all'apparato 10 e al metodo di classificazione fin qui
20 descritti possono essere apportate modifiche e/o aggiunte di parti, senza
per questo uscire dall'ambito del presente trovato.

È anche chiaro che, sebbene il presente trovato sia stato descritto con
riferimento ad alcuni esempi specifici, una persona esperta del ramo
potrà senz'altro realizzare molte altre forme equivalenti di apparato e
25 metodo di classificazione, aventi le caratteristiche espresse nelle

rivendicazioni e quindi tutte rientranti nell'ambito di protezione da esse definito.

Nelle rivendicazioni che seguono, i riferimenti tra parentesi hanno il solo scopo di facilitare la lettura e non devono essere considerati come
5 fattori limitativi per quanto attiene all'ambito di protezione sotteso nelle specifiche rivendicazioni.

RIVENDICAZIONI

1. Apparato di classificazione per classificare dati a forma d'onda completa (S) da segnali retro-riflessi da punti di rilevazione di oggetti sottoposti a scansione mediante onde elettromagnetiche, **caratterizzato**
5 **dal fatto che** detto apparato comprende:
- un primo dispositivo classificatore (11) a rete neurale configurato per ricevere in ingresso ed elaborare detti dati a forma d'onda completa (S) e fornire in uscita un vettore di distribuzione delle probabilità (V) avente una lunghezza (n) corrispondente ad un numero (N) di classi considerate,
10 e contenente la probabilità che il punto di rilevazione corrispondente al dato di ingresso analizzato appartenga ad una certa classe tra quelle considerate; e
 - un secondo dispositivo di elaborazione dati (12) a rete neurale, posto e operativamente collegato a valle del primo dispositivo classificatore (11)
15 e configurato per ricevere in ingresso ed elaborare sia gli stessi dati a forma d'onda completa (S) che vengono ricevuti anche dal primo dispositivo classificatore (11), sia i vettori di probabilità (V) forniti dal primo dispositivo classificatore (11), e fornire in uscita la classe di appartenenza di ciascun oggetto dal quale detto segnale di dati a forma
20 d'onda completa (S) è stato riflesso.
2. Apparato come nella rivendicazione 1, **caratterizzato dal fatto che** detto primo dispositivo classificatore (11) comprende una prima rete neurale e detto secondo dispositivo di elaborazione dati (12) comprende una seconda rete neurale, diversa da detta prima rete neurale.
- 25 3. Apparato come nella rivendicazione 2, **caratterizzato dal fatto che**

detta prima rete neurale è una rete neurale convoluzionale comprendente due livelli convolutivi (C1, C2) idonei a individuare nelle forma d'onda di detti dati a forma d'onda completa (S) caratteristiche di riconoscimento idonee a identificare classi di appartenenza differenti e
5 generare specifiche mappe di attivazione, e due livelli completamente connessi (D1, D2) configurati per fornire in uscita detto vettore di distribuzione delle probabilità (V) sulla base di dette mappe di attivazione.

4. Apparato come in una qualsiasi delle rivendicazioni precedenti,
10 **caratterizzato dal fatto che** detta seconda rete neurale è una rete neurale di tipo U-net configurata per eseguire un processo di segmentazione di immagini e comprendente un ramo di contrazione (13) e un ramo di espansione (14).

5. Apparato come nella rivendicazione 4, **caratterizzato dal fatto che**
15 detto ramo di contrazione (13) comprende una successione di gruppi convolutivi (G1, G2...GK) ripetuti in cui ciascun gruppo convolutivo (G1...GK) comprende due livelli di convoluzione (C), ciascuno seguito da un livello di normalizzazione di batch, da una funzione di attivazione lineare rettificata (ReLU) e da un livello di max-pooling (P) configurati
20 per eseguire un sotto-campionamento di dette mappe di attivazione per ridurre l'onere computazionale complessivo.

6. Apparato come nella rivendicazione 4 o 5, **caratterizzato dal fatto che** detto ramo di espansione (14) comprende una successione di gruppi di sovra-campionamento (H1...HK), configurati per eseguire un sovra-
25 campionamento della mappa di attivazione che riceve in ingresso dal

livello precedente ed incrementare la risoluzione del livello di uscita, in cui ciascun gruppo di sovra-campionamento (H1...HK) comprende almeno un livello di sovra-campionamento (U) e una concatenazione con il gruppo convolutivo (G1...GK) corrispondente del ramo di contrazione
5 (13).

7. Apparato come nella rivendicazione 6, **caratterizzato dal fatto che** detti gruppi di sovra-campionamento (H1...HK) comprendono ciascuno tre livelli di convoluzione (C) ciascuno seguito da una normalizzazione di batch e da una funzione di attivazione lineare rettificata (ReLU), in cui
10 la dimensione dei livelli di convoluzione (C) è correlata alla dimensione dei livelli di convoluzione (C) dei gruppi convolutivi (G1...GK) di detto ramo di contrazione (13).

8. Metodo di classificazione di segnali di dati a forma d'onda completa (S) retro-riflessi da punti di rilevazione di oggetti sottoposti a scansione
15 mediante onde elettromagnetiche, **caratterizzato dal fatto che** prevede di eseguire una procedura a due fasi, in cui una prima fase di classificazione mediante rete neurale comprende la ricezione di detti dati a forma d'onda completa (S) e l'analisi dell'andamento della forma d'onda di detti dati a forma d'onda completa (S) indipendentemente dai
20 segnali di dati a forma d'onda completa (S) riflessi da punti di rilevazione adiacenti, per fornire un vettore di distribuzione della probabilità (V) che il punto di rilevazione, corrispondente al dato di ingresso analizzato, appartenga ad una certa classe tra un numero (N) di classi considerate, e una seconda fase che comprende l'elaborazione,
25 mediante rete neurale, degli stessi dati a forma d'onda completa (S) che

vengono elaborati anche nella prima fase e, inoltre, della distribuzione di probabilità ottenuta nella prima fase, in cui nella seconda fase vengono sfruttati i dati delle coordinate spaziali geometriche derivanti dal segnale di dati a forma d'onda completa (S) e le relazioni geometriche e spaziali tra punti di rilevazione adiacenti per fornire la classe di appartenenza di ciascun oggetto dal quale detto segnale di dati a forma d'onda completa (S) è stato riflesso.

9. Metodo di classificazione come nella rivendicazione 8, **caratterizzato dal fatto che**, per eseguire la prima fase, il metodo prevede di implementare una prima rete neurale convoluzionale fornendo in ingresso i dati a forma d'onda completa (S) in forma grezza e, per eseguire la seconda fase, il metodo prevede di implementare una seconda rete neurale di tipo U-net provvista di un ramo di contrazione (13) e di un ramo di espansione (14), fornendo in ingresso un'immagine bidimensionale nella quale ciascun pixel corrisponde ad un punto rilevato individuato dalle coordinate spaziali del segnale di dati a forma d'onda completa (S), in cui ciascun pixel dell'immagine bidimensionale comprende il vettore di probabilità (V) fornito dalla prima rete neurale convoluzionale e l'informazione sull'altezza del dato che ricade nel pixel stesso.

10. Metodo come nella rivendicazione 8 o 9, **caratterizzato dal fatto che** prevede di analizzare dati a forma d'onda completa (S) di dati di rilevazione topografica mediante laser (LiDAR) corrispondenti alla scansione della superficie terrestre ottenuti mediante strumenti di scansione posti a bordo di un mezzo di trasporto aereo e classificare i

dati a forma d'onda completa (S) analizzati individuando una rispettiva classe di appartenenza tra terreno, vegetazione, edifici, conduttori, piloni, strade.

p. UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI UDINE

5 SM/LF 15.05.2018


Il mandatario
LORENZO FABRO
(per sé e per gli altri)
STUDIO GLP S.r.l.
Viale Europa Unita, 171 - 33100 UDINE

1/3

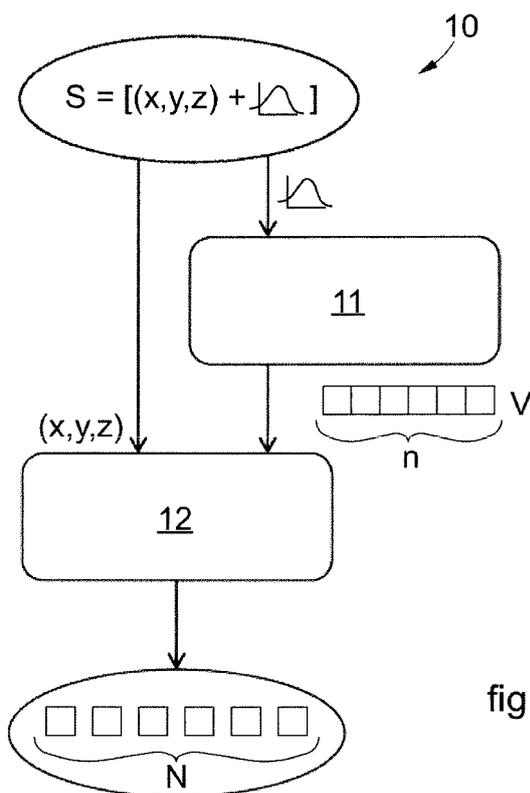


fig. 1

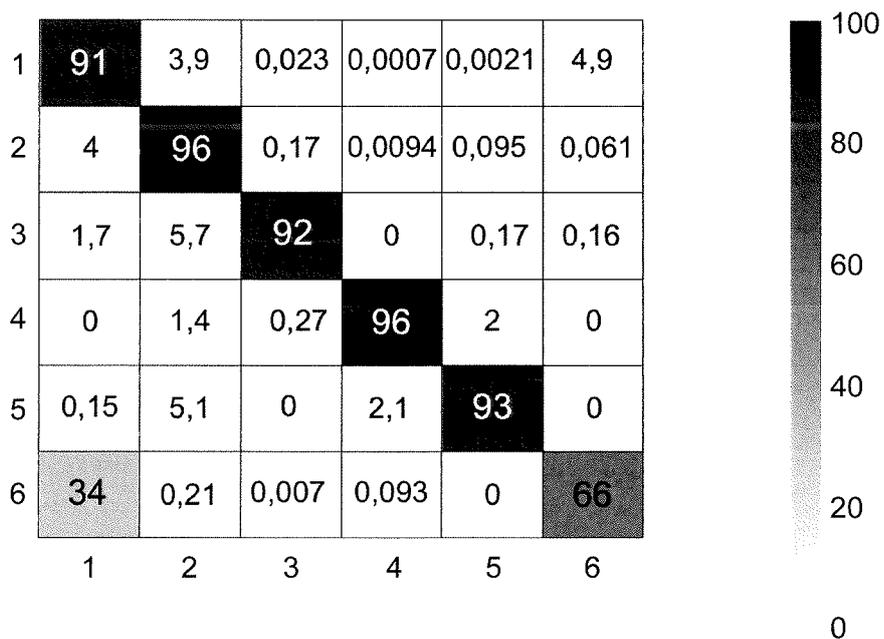


fig. 4

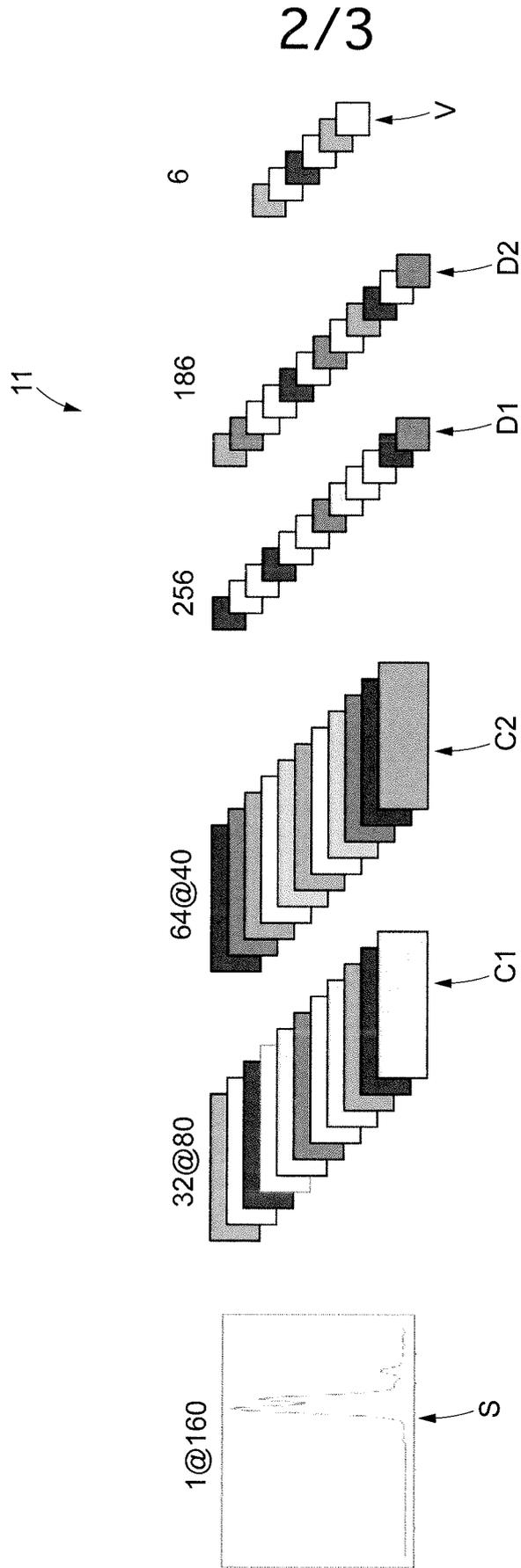


fig. 2

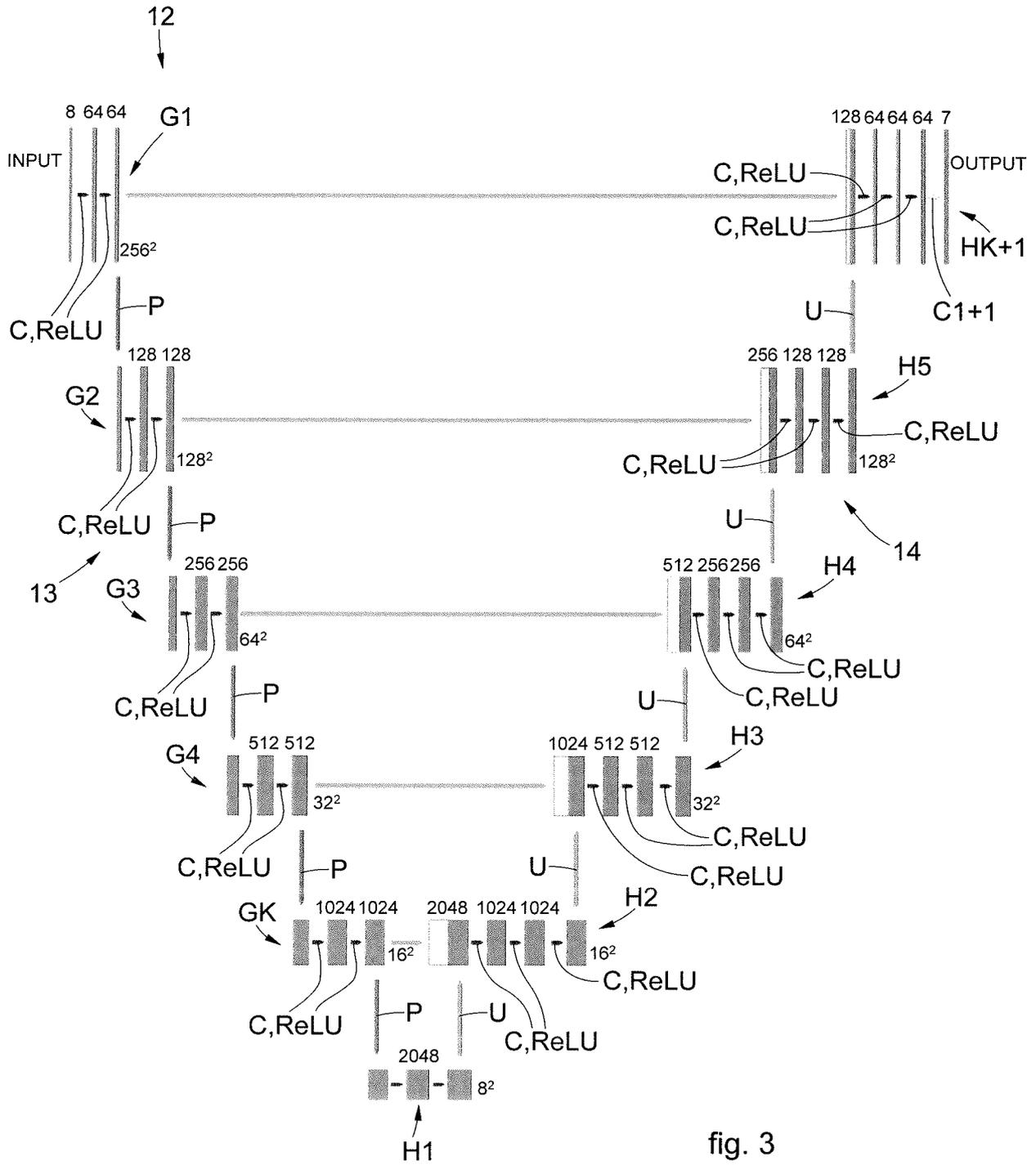


fig. 3