

Tematica: Diffrazione e problemi inversi (6.)

Titolo: Ricostruzione di Oggetti Sepolti tramite Reti Neurali: Identificazione dei Dati d'Ingresso per Sorgenti d'Illuminazione di Tipo Pulsato

Autori: E. Bermanni, S. Caorsi e G. Cevini

Corresponding Author:

Prof. Salvatore Caorsi
Dipartimento di Elettronica, Università di Pavia
Via Ferrata 1, I-27100, Pavia
Tel. +39 0382 505661
Fax. +39 0382 422583
E-mail: s.caorsi@ele.unipv.it

Ricostruzione di Oggetti Sepolti tramite Reti Neurali: Identificazione dei Dati d'Ingresso per Sorgenti d'Illuminazione di Tipo Pulsato

E. Bermiani, S. Caorsi, G. Cevini

Dipartimento di Elettronica, Università di Pavia
via Ferrata 1, 27100 Pavia
e. bermani@ele.unipv.it, s. caorsi@ele.unipv.it, g. cevini@ele.unipv.it

Abstract

In this paper we investigate the capabilities of a multilayer perceptron neural networks in the reconstruction of buried objects and subsurface scenarios illuminated by a pulsed electromagnetic source. The attention is focused, in particular, on the definition of suitable input patterns made up of simple data extracted from the backscattered field.

I. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni il problema della ricostruzione di oggetti sepolti ha assunto una sempre maggiore importanza nell'ambito della comunità scientifica internazionale. La soluzione di tale problema presenta, infatti, numerose applicazioni pratiche. Si pensi, ad esempio, alla detezione di sottoservizi urbani (tubi, cavi, pozzetti, ...) o, in generale, al rilevamento attraverso radar sottosuperficiali in applicazioni sia civili (detezione di agenti inquinanti, localizzazione di siti archeologici, ...) che militari (in particolare, nella detezione di ordigni inesplosi). Tipicamente, per tali applicazioni, la localizzazione e la caratterizzazione dell'oggetto sepolto devono avvenire *in tempo reale* e con un buon grado di accuratezza in modo tale da evitare, ad esempio, l'occorrenza di "falsi allarmi".

Le tecniche di inversione basate sulla minimizzazione di opportuni funzionali di costo e approcci di tipo iterativo (si vedano, ad esempio [1][2] ed i riferimenti bibliografici all'interno), consentono di ottenere la ricostruzione dello scenario investigato con una buona accuratezza ma a costi computazionali in genere onerosi, in particolare quando si considerino implementazioni seriali. Per tale motivo, tali tecniche risultano poco adatte alla soluzione di problemi di ricostruzione nei quali risulti importante disporre di risultati in tempi molto rapidi.

In questo contesto, recentemente, grande attenzione è stata rivolta nei confronti di tecniche di ricostruzione basate sull'utilizzo di reti neurali [3]-[5]. In tal caso, l'informazione a priori disponibile (riguardante la tipologia di suolo e/o di oggetto in esame) può essere sfruttata, durante la fase di addestramento (condotta *off-line*), per specializzare la rete neurale alla localizzazione e caratterizzazione dielettrica di particolari categorie di oggetti e scenari sepolti. Terminato l'addestramento, la ricostruzione dell'oggetto/scenario può essere ottenuta in tempo reale, ponendo in ingresso alla rete neurale *opportuni* dati ricavati dalle misure del campo scatterato.

Lo studio del tipo di dati d'ingresso rappresenta, pertanto, un aspetto cruciale nell'utilizzo della rete neurale quale solutore di problemi di ricostruzione di oggetti e scenari sepolti o, più in generale, di problemi di scattering elettromagnetico inverso.

Per quanto concerne la formulazione del problema nel dominio spaziale (ovvero quando si considerino una sorgente di illuminazione monocromatica e più punti di misura del campo scatterato), nel recente passato, grande attenzione è stata rivolta dagli autori alla valutazione delle prestazioni della rete neurale in dipendenza sia dal *tipo di dati* in ingresso (sia valori complessi del campo scatterato nei punti di misura [3] che soli dati d'ampiezza [6] sono stati considerati in ingresso alla rete) che dalla *quantità di dati* in ingresso [7]. Tuttavia, poiché nei moderni sistemi di prospezione radar sottosuperficiale (quali i sistemi GPR, ad esempio), la sorgente di illuminazione è, in genere, non-monocromatica e caratterizzata da un andamento temporale di tipo "pulsato", si pone il problema di quali dati estrarre del segnale riflesso.

In questo lavoro, viene preso in esame tale aspetto valutando le prestazioni della rete neurale nella ricostruzione di scenari ed oggetti sepolti in presenza di differenti set di dati estratti dal campo retrodiffuso. In particolare, ai fini di una possibile applicazione pratica dell'approccio neurale, viene

testata l'efficacia di una rete avente in ingresso *dati semplici*, i quali possano essere estratti dal campo reirradiato impiegando componenti hardware poco complessi nonché poco costosi.

Nel proseguo sono illustrati risultati scelti sulla base di numerose simulazioni, riguardanti la ricostruzione di oggetti e di strati sepolti in mezzi dissipativi.

II. RISULTATI NUMERICI

Il primo problema preso in esame è illustrato in Figura 1(a). Un oggetto cilindrico, di conducibilità elettrica nota ($\sigma = 10^{-1}$ S/m) e di raggio r e permittività dielettrica relativa ϵ_r incognite, è sepolto in un cilindro ad esso concentrico di dimensioni e caratteristiche dielettriche assegnate ($r_{ext} = 50$ cm, $\epsilon_{r, ext} = 4.0$, $\sigma_{ext} = 10^{-2}$ S/m). Lo scenario considerato è illuminato tramite una linea di corrente elettrica di lunghezza infinita, parallela all'asse del cilindro e posta ad una altezza $h = 10$ cm dal cilindro esterno. L'andamento temporale della corrente è di tipo impulsato e pari a

$$I = I_0 \exp\left(-\frac{t-t_0}{s}\right) \sin[2\pi f_0(t-t_0)]$$

in cui $I_0 = 1$ A, $f_0 = 500$ MHz, $t_0 = 1/2f_0$ ed $s = t_0/4\sqrt{2}$.

Il campo elettrico reirradiato dall'oggetto sepolto è misurato in un punto di osservazione posto alla medesima altezza h della sorgente e ad una distanza $d_{tx,rx}$ da quest'ultima pari a 30cm.

E' importante sottolineare che la configurazione geometrica presa in esame, sebbene semplificata rispetto al caso di un oggetto sepolto in un semi-spazio, è tuttavia equivalente a quest'ultima dal punto di vista dell'analisi del tipo di informazioni da estrarre dal campo retroriflesso ai fini della ricostruzione dielettrico-geometrica del target. Inoltre, essendo nota, per tale geometria, la soluzione (pseudo)-analitica al problema di scattering diretto, training e test set per l'addestramento e successiva validazione della rete neurale possono essere generati in tempi rapidi, consentendo l'analisi di più set di dati d'ingresso.

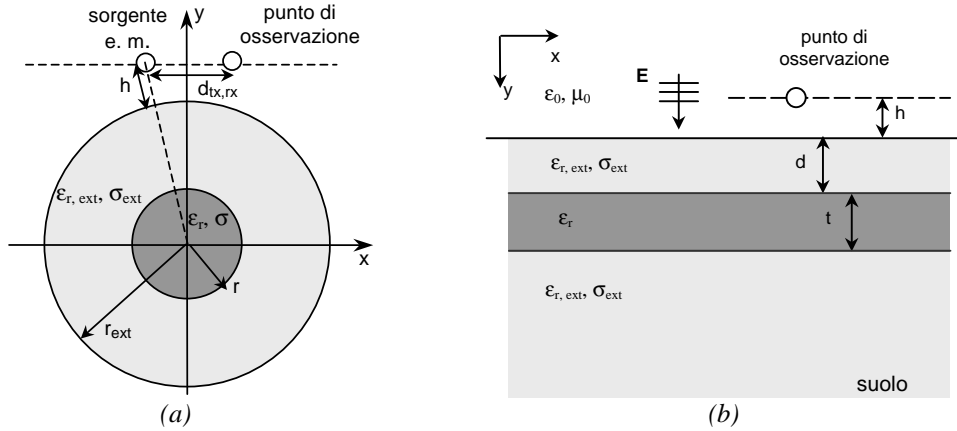


Fig. 1. Geometria del problema: target cilindrico (a) e strato dielettrico (b) sepolto.

La rete neurale impiegata per l'inversione dei dati estratti dal campo elettrico riflesso è una rete Multi-Layer Perceptron (MLP) a due strati (per maggiori dettagli sulla struttura si veda [3]). Assumendo quali incognite del problema di caratterizzazione dielettrico/geometrica il raggio del cilindro e la sua permittività dielettrica relativa, numerose simulazioni sono state condotte al fine di identificare opportuni dati d'ingresso. Sulla base dei risultati ottenuti, si è osservato che un buon compromesso tra l'esigenza di utilizzare dati facilmente estraibili dal campo reirradiato e la possibilità di ottenere buone ricostruzioni del target è rappresentato dall'utilizzo di un set di dati d'ingresso costituiti da tempo di ritardo del campo riflesso calcolato rispetto al campo incidente (ovvero il campo in assenza dell'oggetto), ampiezza massima (in modulo) del campo retroriflesso e sua derivata calcolata nell'istante in cui il segnale al ricevitore supera un valore di soglia coincidente con la sensibilità stessa del ricevitore.

Impiegando per l'addestramento della rete neurale un training set composto da 440 esempi, ottenuti considerando cilindri di raggio $r \in [3\text{cm} \div 45\text{cm}]$ e permittività dielettrica relativa $\epsilon_r \in [1 \div$

20] , e per la fase di validazione un test set composto da 110 esempi, generati considerando cilindri di dimensioni e caratteristiche dielettriche differenti rispetto a quelli impiegati per la fase di training, si sono ottenuti buoni risultati nella caratterizzazione del target sepolto. Ai fini di quantificare l'accuratezza della ricostruzione, sono state definite le seguenti figure d'errore

$$\Re(\xi) = |\xi_r - \xi_v| \quad \Re(\xi) = \frac{|\xi_r - \xi_v|}{|\xi_v|} \times 100$$

in cui ξ è la variabile considerata, ξ_v indica il valore reale di ξ e ξ_r rappresenta il corrispondente valore ricostruito. La statistica d'errore, sia per quanto concerne la ricostruzione del raggio che quella della permittività dielettrica relativa sono riportate in Tabella 1.

	Medio	Massimo	Minimo
$\Re(r)$	0.62cm	1.65cm	0.001cm
$\Re(\epsilon_r)$	10 %	73 %	0.01 %

Tab.1 Cilindro sepolto. Statistica dell'errore.

I risultati ottenuti mostrano una buona accuratezza nella ricostruzione sia di r che di ϵ_r , suggerendo appunto l'utilizzo di tale set di dati semplici per la caratterizzazione (on-line) di un oggetto cilindrico sepolto attraverso un approccio neurale.

Il secondo problema considerato, illustrato in Figura 1(b), riguarda la caratterizzazione di scenari sepolti. In particolare, uno strato di spessore t e permittività dielettrica relativa ϵ_r incogniti è assunto sepolto ad una profondità d , anch'essa incognita, in un semispazio di caratteristiche note ($\epsilon_{r, \text{ext}} = 4.0$, $\sigma_{\text{ext}} = 5 \cdot 10^{-3}$ S/m). Quale sorgente di illuminazione si considera un'onda piana. L'andamento del campo elettrico associato a tale onda è

$$\mathbf{E}(y, t) = E_o \exp\left(-\frac{t}{s^2}\right) \sin\left[2\pi f_o \left(t - \frac{y}{c}\right)\right] \mathbf{u}_x$$

in cui $E_o = 1\text{V/m}$, $f_o = 500\text{MHz}$, $s = 1/8\sqrt{2} f_o$ e c rappresenta la velocità della luce nel vuoto.

Il campo elettrico reirradiato dallo strato sepolto è misurato in un punto di osservazione posto ad un'altezza $h = 10\text{cm}$ dall'interfaccia aria-suolo.

In base alle informazioni acquisite dal caso precedente, ai fini della ricostruzione della profondità e della permittività dielettrica relativa dello strato sepolto si è scelto di impiegare in ingresso nuovamente tempo di ritardo del campo riflesso (calcolato come sopra), ampiezza massima (in modulo) del campo retroriflesso e sua derivata (calcolata come sopra). Inoltre, poiché in tal caso si è interessati anche alla valutazione dello spessore dello strato, accanto a tali dati semplici, si è considerato anche il tempo di ritardo del secondo eco del campo riflesso, sempre calcolato rispetto al campo incidente.

La rete neurale adottata per la caratterizzazione dello strato sepolto è ancora del tipo MLP a due strati [3]. Il training set impiegato per l'addestramento è costituito da 216 esempi ottenuti considerando strati di differenti profondità ($d \in [1\text{cm} \div 100\text{cm}]$), spessore ($t \in [22\text{cm} \div 46\text{cm}]$) e permittività dielettrica relativa ($\epsilon_r \in [2 \div 16]$). Viceversa, per la fase di validazione è stato impiegato un test set di 100 esempi, ottenuti considerando strati di caratteristiche geometrico-dielettriche e profondità differenti rispetto agli esempi del training set.

I valori ricostruiti di profondità, spessore e permittività dielettrica relativa sono riportati, in funzione dei valori veri, nelle Figure 2(a), 2(b) e 2(c), rispettivamente. Si può osservare che, anche in tal caso, l'accuratezza nella ricostruzione di tutte e tre le grandezze incognite è elevata, come confermato dalla statistica d'errore riportata in Tabella 2. Questo risultato indica la possibilità di impiegare tale set di dati semplici per la caratterizzazione (on-line) di semispazi stratificati attraverso una rete neurale MLP.

III. CONCLUSIONI

In questo lavoro è stato preso in esame il problema della identificazione di dati estraibili dal campo retrodiffuso per la ricostruzione di oggetti e scenari sepolti tramite reti neurali. In particolare,

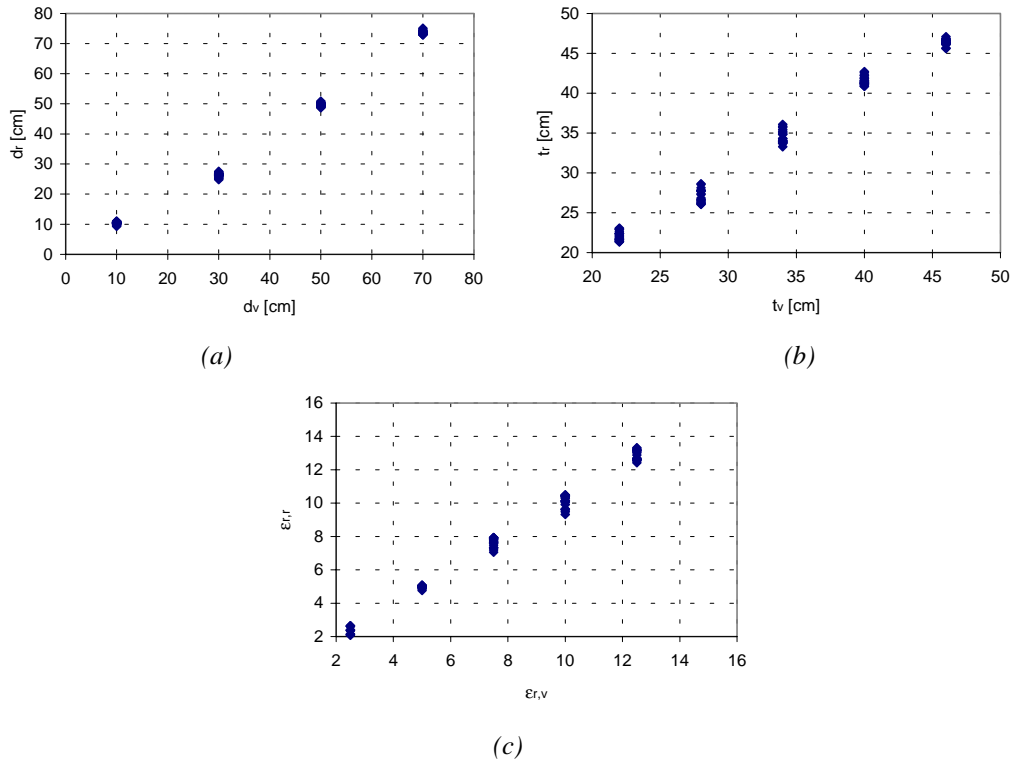


Fig. 2 Strato sepolto. Valori ricostruiti di d (a), t (b) ed ϵ_r (c) in funzione dei valori reali

	Medio	Massimo	Minimo
$\Re(d)$	2 cm	5.2 cm	0.01 cm
$\Re(t)$	0.8 cm	2.7 cm	$4.8 \cdot 10^{-3}$
$\Re(\epsilon_r)$	4.6 %	26.1 %	0.15 %

Tab.2 Strato sepolto. Statistica dell'errore.

ai fini di una possibile applicazione pratica dell'approccio neurale, l'attenzione si è focalizzata sulla definizione di *dati semplici* i quali possano essere estratti dal campo reirradiato impiegando componenti hardware poco complessi. Numerose configurazioni di dati sono state testate. Sulla base di tali simulazioni, due set di dati di ingresso sono state proposte, in grado di consentire una elevata accuratezza nella ricostruzione, rispettivamente, di oggetti cilindrici sepolti e semispazi stratificati.

Riferimenti Bibliografici

- [1] C. Dourthe, C. Pichot, J. Y. Dauvignac, and J. Cariou, "Inversion algorithm and measurement system for microwave tomography of buried object," *Radio Science*, vol. 35, pp. 1097-1108, 2000.
- [2] S. Caorsi, A. Massa, M. Pastorino, "A computational technique based on a real-coded genetic algorithm for microwave imaging purposes," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sens.*, vol. 38, pp. 1697-1708, 2000.
- [3] E. Bermami, S. Caorsi, and M. Raffetto, "An inverse scattering approach based on a neural network technique for the detection of dielectric cylinders buried in a lossy half-space," *PIER*, vol. 26, pp. 69-90, 2000.
- [4] R. Mydur and K. A. Michalski, "A neural-network approach to the electromagnetic imaging of elliptic conducting cylinders," *Microwave and Optical Tech. Letters*, vol. 28, pp. 303-306, 2001.
- [5] T. Rekanos, "Inverse scattering of dielectric cylinders by using radial basis function neural networks," *Radio Science*, vol. 36, pp.841-849, 2001.
- [6] E. Bermami, S. Caorsi, and M. Raffetto, "Microwave detection and dielectric characterization of cylindrical objects from amplitude-only data by means of neural networks," *IEEE Trans. Antennas and Prop.* (in press).
- [7] E. Bermami, S. Caorsi, A. Massa, and M. Raffetto, "On the training pattern of a neural network for target localization in the spatial domain," *Microwave and Optical Tech. Letters*, vol. 28, pp. 207-209, 2001.