Tematica: Diffrazione e Problemi Inversi (6.)

Titolo: Strategie di Risoluzione basate su Algoritmi Genetici per Problemi Inversi di Diffusione Elettromagnetica

Autori: S. Caorsi, A. Massa, e M. Pastorino

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

Strategie di Risoluzione basate su Algoritmi Genetici per Problemi Inversi di Diffusione Elettromagnetica

S. Caorsi[1], A. Massa[2] e M. Pastorino[3]

[1] Dipartimento di Elettronica, Università di Pavia
via Ferrata 1, I-27100, Pavia
s.caorsi@ele.unipv.it

[2] Dipartimento di Informatica e Telecomunicazioni, Università di Trento,
via Sommarive 14, I-38050, Trento
andrea.massa@ing.unitn.it

[3] Dipartimento di Ingegneria Biofisica ed Elettronica, Università di Genova,
via Opera Pia 11, I-16145, Trento
pastorino@dibe.unige.it

Abstract

This paper deals with inverse scattering techniques based on Genetic Algorithms (GAs), and is devoted to microwave imaging and microwave nondestructive testing and evaluation (NDT/NDE). In the framework of near-field spatial-domain algorithms, a brief overview of current trends and future developments of the research work is given. Numerical results of selected simulations, modeling realistic geometries, are presented in order to assess the effectiveness of the proposed optimization methodology.

1. INTRODUZIONE

Le tecniche di diffusione elettromagnetica inversa mirano a caratterizzare, da un punto di vista elettromagnetico, uno scenario per mezzo della valutazione delle interazioni tra le strutture sotto test e campi elettromagnetici di illuminazione. Da un punto di vista teorico-computazionale, i maggiori problemi che ne limitano le applicazioni industriali sono rappresentati dall'intrinseco mal-posizionamento e dalla nonlinearità. Negli ultimi anni tali problematiche sono state efficientemente affrontate mediante tecniche di tipo stocastico tra cui vanno via via assumendo maggiore importanza quelle basate su strategie di tipo evolutivo [1]-[3]. In generale, le metodologie basate su GA presentano alcune caratteristiche estremamente utili nel trattamento dei problemi di *imaging* elettromagnetico. Brevemente:

- i GAs sono procedure *hill-climbing*;
- i GAs permettono una facile introduzione dell'informazione *a priori*;
- i GAs sono in grado di operare sia con variabili discrete che continue (contemporaneamente);
- i GAs sono procedure intrinsecamente parallele (vedasi il cosiddetto *schemata theorem* [4]);
- i GAs permettono una facile ibridizzazione con tecniche di ottimizzazione deterministiche.

Nel presente contributo, saranno presentate una classe di strategie basate sull'utilizzo di innovativi GAs per problemi di diffusione elettromagnetica inversa. A valle di tale

esposizione verranno proposti alcuni risultati scelti fra numerose simulazioni numeriche al fine di validare le metodologie proposte mettendone in evidenza pregi e difetti.

2. FORMULAZIONE MATEMATICA

Si consideri una geometria 2D laddove un oggetto disomogeneo dissipativo é posto in un mezzo omogeneo senza perdite. Lo scatteratore, non-magnetico e descritto compiutamente dalla funzione oggetto $\tau(x,y)=\varepsilon_0[\varepsilon_R(x,y)-1]-j\sigma(x,y)/2\pi f$, viene successivamente illuminato da un set di V illuminazioni a polarizzazione TM.

Un tipico problema di diffusione elettromagnetica inversa consiste quindi nella determinazione della funzione oggetto a partire dalla conoscenza del campo elettrico incidente ($E^{\nu}_{inc};\nu=1,...,V$) e del campo elettrico scatterato ($E^{\nu}_{scatt};\nu=1,...,V$) collezionato in un insieme di sensori posti alle coordinate $(x_m,y_m);m=1,...,M$ esternamente del dominio di indagine, D.

Numericamente il problema viene risolto definendo iterativamente, mediante strategie basate su GA, una successione approssimante $\{\bar{f}_k\}$ convergente al minimo del funzionale di costo, Φ

$$\Phi(\bar{f})=\frac{\sum_{\nu=1}^{V}\sum_{m=1}^{M}\left|E^{\nu}_{scatt}(x_m,y_m)-\Im^{m}_{Data}\{\bar{f}\}\right|^2}{\sum_{\nu=1}^{V}\sum_{m=1}^{M}\left|E^{\nu}_{scatt}(x_m,y_m)\right|^2}+\frac{\sum_{\nu=1}^{V}\sum_{n=1}^{N}\left|E^{\nu}_{inc}(x_n,y_n)-\Im^{n}_{State}\{\bar{f}\}\right|^2}{\sum_{\nu=1}^{V}\sum_{n=1}^{N}\left|E^{\nu}_{inc}(x_n,y_n)\right|^2} \qquad (1)$$

laddove $\Im^{m}_{Data}$ e $\Im^{n}_{State}$ sono due operatori integrali che correlano la funzione oggetto ai campi elettromagnetici diffusi dallo scatteratore, rispettivamente, nel dominio di osservazione e di indagine [5]; ed $\bar{f}=\{\tau(x_n,y_n);E^{\nu}_{tot}(x_n,y_n);n=1,...,N;\nu=1,...,V\}$ é il set delle incognite del problema.

3. STRATEGIE DI RISOLUZIONE BASATE SU ALGORITMI GENETICI

Gli Algoritmi Genetici (GAs) sono tecniche di ottimizzazione stocastica modellati sui concetti dell'evoluzione e della selezione naturale [4]. Le principali caratteristiche che rendono tali tecniche particolarmente adatte a trattare problemi di diffusione inversa, consistono nell'elevato intrinseco parallelismo e nell'efficace trattamento di problemi altamente non-lineari ed a elevato numero di incognite.

Nel definire una procedura di inversione basata su un GA occorre focalizzare l'attenzione sui seguenti punti chiave: (*I*) la rappresentazione della soluzione, $\bar{f}$; (*II*) la definizione di adeguati operatori genetici per la generazione iterativa delle soluzioni di tentativo, $\{\bar{f}_k\}$; (*III*) la strategia evolutiva. Differenti scelte risultano in diverse procedure di inversione capaci di trattare efficientemente differenti problemi di *imaging* elettromagnetico.

(A) Approccio Real Genetic Algorithm (RGA)

Nel caso dei problemi di diffusione laddove il set dei parametri incogniti, $\bar{f}$, sia di tipo continuo risulta conveniente ricorrere ad una strategia RGA [1]. In tale caso, ciascun *gene* coincide con l'incognita stessa e conseguentemente, pur mantenendo le proprie proprietà generali, "customizzati" operatori genetici vengono definiti. Se $\bar{f}_k^{(p_1)}$ e $\bar{f}_k^{(p_2)}$

sono le due soluzioni di tentativo selezionate per il crossover, le soluzioni generate risultano

$$\begin{aligned} \bar{f}_{k+1}^{(p_1)} &= r\bar{f}_k^{(p_1)} + (1-r)\bar{f}_k^{(p_2)} \\ \bar{f}_{k+1}^{(p_2)} &= (1-r)\bar{f}_k^{(p_1)} + r\bar{f}_k^{(p_2)} \end{aligned} \tag{2}$$

laddove r é una variabile casuale uniformemente distribuita nell'intervallo [0, 1]. Per quanto riguarda l'operatore di mutazione, risulta che

$$\bar{f}_{k+1}^{(p_1)} = \bar{f}_k^{(p_1)} + \bar{\eta} \tag{3}$$

essendo $\eta_i \in \left\{ (f_i)_k^{(p_1)} - \min\left[(f_i)_k^{(p_1)}\right]; \max\left[(f_i)_k^{(p_1)}\right] - (f_i)_k^{(p_1)} \right\}$ laddove f_i é la i-esima componente dell'array incognito $\bar{f}$, e $(\min\{f_i\}, \max\{f_i\})$ il suo range di variazione fissato dalla conoscenza a priori.

(B) Approccio Ibridizzato RGA/CG

Nonostante le tecniche di tipo evolutivo siano robuste e abili a esplorare spazi di ricerca ad elevata dimensionalità e multi-modalità, generalmente richiedono un elevato numero di valutazioni della funzione di costo e quindi garantiscono una limitata efficienza computazionale. Certamente una adeguata (tenendo conto della conoscenza a priori del problema in esame) codifica delle variabili risulterebbe in una limitazione dello spazio di ricerca producendo un incremento della velocità di convergenza dell'algoritmo [6]. Nel presente contributo viene invece presa in considerazione una tecnica di ibridizzazione dell'algoritmo GA con una tecnica deterministica secondo una procedura a due stati. Ad ogni iterazione del GA viene valutato il cosiddetto "*order of closeness*" al minimo globale [7] e, quando é raggiunto un numero di iterazioni prefissato, ($k = k_{CG}$), vengono eseguiti iterativamente i seguenti passi procedurali: (a) la soluzione ottimale al passo corrente ($\bar{f}_{k_{CG}}^{(p_{opt})}$) inizializza un processo di generazione di approssimazioni successive ottenute mediante una versione modificata dell'algoritmo di Polak-Ribière; (b) se durante il passo (a) non viene raggiunta una prefissata soglia di convergenza viene re-inizializzata una procedura di tipo RGA.

4. VALIDAZIONE NUMERICA

Per validare gli approcci proposti viene considerato uno scenario sintetico. Tre scatteratori omogenei (Fig. 1(a)) occupano un dominio di indagine (di lato $L = 1.0\,\lambda_0$) illuminato da un set di $V = 4$ onde piane. $M = 80$ dati di ingresso vengono collezionati da un insieme di sensori posti su una circonferenza di raggio $\rho_m = L$. Nella figura 1 vengono mostrate le ricostruzioni ottenute al termine del processo di ottimizzazione effettuato mediante le strategie stocastiche proposte oltre che con una procedura deterministica. L'efficacia delle tecniche stocastiche risulta evidente anche dalla valutazione dell'errore percentuale di ricostruzione che risulta pari al 32.82 % nel caso della procedura ai gradienti coniugati e scende fino al 6.82 % nel caso della tecnica ibridizzata (14.23 % per il caso della procedura RGA).

5. CONCLUSIONI

In questo contributo, sono state presentate una serie di strategie per problemi di diffusione elettromagnetica basate su una classe di innovativi algoritmi genetici. Tali approcci, sviluppati nel dominio spaziale, risolvono il problema della diffusione elettromagnetica inversa mediante la minimizzazione di una opportuna funzione di

costo. La flessibilità, efficienza e robustezza degli approcci proposti é stata valutata mediante un set di simulazioni numeriche relative ad un classico "test case" proposto in letteratura.

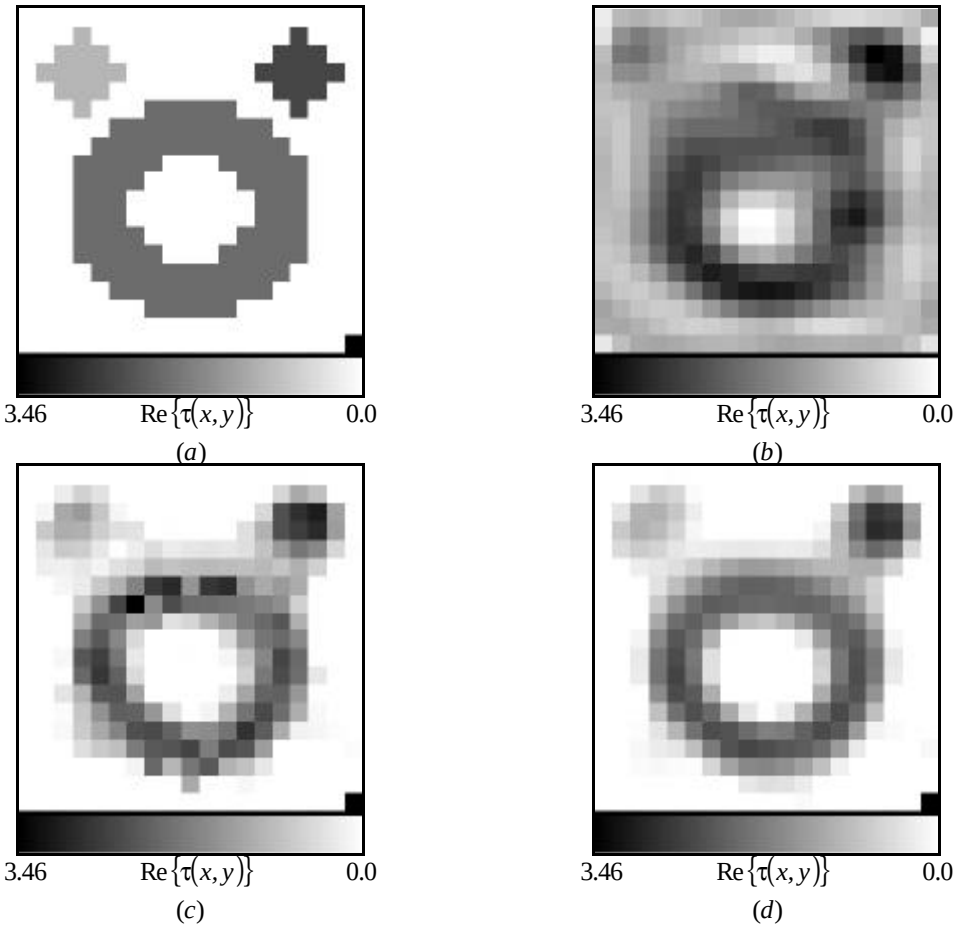

Figura 1. Configurazione Osterreich modificata. (*a*) Distribuzione originale. Ricostruzione mediante (*b*) approccio CG, (*c*) approccio RGA e (*d*) approccio RGA/CG.

Riferimenti Bibliografici

[1] S. Caorsi *et al.*, "A computational technique based on a real-coded genetic algorithm for microwave imaging purposes," *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 38, no. 4, pp. 1697-1708, 2000.

[2] C. C. Chiu and P.-T. Liu, "Image reconstruction of a perfectly conducting cylinder by the genetic algorithm," *IEE Proc.*, vol. 143, pp. 249-253, 1996.

[3] Z. Meng *et al.*, "Image reconstruction of two-dimensional impenetrable objects using genetic algorithms," *J. Electromag. Waves Appl.*, vol. 13, pp. 95-118, 1999.

[4] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley, New York, 1989.

[5] W. C. Chew, *Waves and Fields in Inhomogeneous Media*, IEEE Press, Inc., New York, 1994.

[6] S. Caorsi *et al.*, "A microwave imaging procedure for NDT identification of a crack based on a genetic algorithm," *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. 49, no. 12, pp. 1812-1820, 2001.

[7] A. Massa, "Genetic Algorithm (GA) Based Techniques for 2D Microwave Inverse Scattering," in *Recent Research Developments in Microwave Theory and Techniques*, Transworld Research Network Press, 2002 (in press).