

TECNICHE DI OTTIMIZZAZIONE MULTI-OBIETTIVO PER DISPOSITIVI ELETTROMAGNETICI

*S. Carcangiu¹, F. Cau², D. Cherubini¹, R. Delogu³, M. Di Mauro¹, A. Fanni¹, A. Mereu¹,
A. Montisci¹, P. Testoni¹*

¹Dipartimento di Ingegneria Elettrica ed Elettronica, Università di Cagliari, Cagliari

²EPFL - CRPP - Fusion Technology Applied Superconductivity, Villigen, Switzerland.

³Tiscali International Network, Cagliari .

⁴Consorzio RFX, Associazione Euratom-ENEA sulla Fusione, Padova.

Nel progetto di dispositivi elettromagnetici è spesso necessario analizzare la distribuzione del campo elettrico/magnetico facendo ricorso a tecniche numeriche quali i metodi agli elementi finiti (FEM). Il progetto ottimo è usualmente condotto utilizzando algoritmi di ottimizzazione iterativi che individuano la configurazione potenzialmente ottima nel dominio delle soluzioni ammissibili utilizzando diverse strategie di ricerca. Tuttavia, quando il numero di parametri progettuali da ottimizzare è elevato, il numero di analisi FEM può essere dell'ordine delle migliaia, e poiché tali analisi sono spesso computazionalmente onerose, ciò può rendere improponibile l'uso di tali algoritmi. Un modo per superare questo limite consiste nel ricorso a modelli approssimati (spesso neurali) del sistema in studio, per consentire di risolvere, in tempi praticamente istantanei, il problema di analisi corrispondente a ciascuna delle soluzioni esplorate. Un altro modo per ridurre i tempi di calcolo proibitivi introdotti dagli algoritmi iterativi consiste nell'utilizzare la innovativa tecnica del Grid Computing. L'unità di Cagliari ha sviluppato entrambi gli approcci proponendo algoritmi efficienti in entrambi i casi.

Seguendo il primo approccio, l'analisi agli elementi finiti viene utilizzata per generare un insieme di addestramento, numericamente molto inferiore alle chiamate di funzione richieste dal processo di ottimizzazione. La validità del risultato ottenuto dipende quindi fortemente dal grado di precisione che si riesce ad ottenere con il modello neurale, e a sua volta tale precisione dipende da quanto è regolare la funzione che si vuole approssimare con una rete neurale. In [1] è stato proposto un algoritmo per la sintesi di reti MLP con un singolo strato che consente di classificare correttamente qualunque insieme finito a valori reali di punti in un training set. In [2] viene proposta una estensione al metodo in [1] per poterlo utilizzare per approssimare, con un grado di approssimazione scelto, le funzioni obiettivo in problemi di ottimizzazione, consentendo di tenere sotto controllo la validità dei modelli. Basandosi sul modello neurale che realizza il legame funzionale fra i parametri di progetto e le funzioni obiettivo, l'unità di Cagliari ha sviluppato una formulazione valida per problemi sia mono- che multi-obiettivo. In particolare, per la risoluzione di problemi di ottimizzazione multi obiettivo sono state sviluppate due tecniche distinte. La prima tecnica proposta [3] [4] è basata sull'inversione del modello neurale, e mutua, senza modifiche procedurali, una tecnica già proposta in passato dall'unità di Cagliari per la risoluzione di problemi di ottimizzazione mono-obiettivo [5]. L'algoritmo per la ricostruzione del fronte di Pareto effettua la ricerca direttamente nello spazio degli obiettivi, risolvendo il problema inverso sul modello neurale. In [6] questo metodo viene rivisitato per ridurre ulteriormente l'onere computazionale. Nell'approccio classico multi-obiettivo, il fronte di Pareto viene interamente campionato e la scelta fra le varie soluzioni non dominate è affidata ad una successiva fase o lasciata al progettista. Nell'approccio proposto invece, partendo dalla soluzione utopia, che nella generalità dei casi corrisponde ad una configurazione non ammissibile, viene individuato un criterio di fitness che corrisponde ad una traiettoria nello spazio degli obiettivi e individua l'intersezione fra tale traiettoria ed il fronte di Pareto. La scelta della traiettoria è lasciata al

progettista che può tener sotto controllo il deterioramento dei valori delle funzioni obiettivo rispetto alla soluzione utopia. Grazie all'algoritmo di inversione neurale proposto in [5] tale traiettoria può essere gestita direttamente nello spazio degli obiettivi piuttosto che nello spazio dei parametri di ottimizzazione. La seconda tecnica proposta consiste in un adattamento della tecnica Tabu Search alla programmazione multi obiettivo [7], introducendo una funzione di fitness che tiene conto al tempo stesso della dominanza dei punti e della regolarità del campionamento del fronte di Pareto. Anche in questo caso si può utilizzare un modello neurale del sistema in oggetto tramite il quale è possibile ridurre drasticamente l'onere computazionale dovuto al gran numero di chiamate di funzione. I risultati ottenuti attestano in primo luogo l'efficienza dei metodi proposti sia in termini di qualità della soluzione trovata, sia di onere computazionale, anche quando su tali termini si effettua il confronto con altre metodologie che rappresentano lo stato dell'arte. In secondo luogo, confermano la praticabilità dell'uso del modello neurale come supporto all'ottimizzazione di dispositivi elettromagnetici, anche nei casi in cui si adotti un algoritmo di ricerca differente da quello proposto.

Come già detto, l'utilizzo di tecniche di Grid Computing consente di contenere l'onere computazionale degli algoritmi senza introdurre modelli approssimati. In particolare, nel lavoro in [8], l'ottimizzazione è basata sulla stessa tecnica di Tabu Search prima citata, che è stata però implementata in ambiente Grid. L'algoritmo proposto ha un tempo di calcolo che decresce con l'aumentare del numero di nodi della griglia, sebbene presenti un comportamento a saturazione dovuto principalmente all'overhead di comunicazione tra i nodi ed ad altri fattori di incertezza quali il carico totale sulla griglia. Questi fattori devono essere attentamente considerati durante il porting sulla griglia. L'overhead di comunicazione può essere trascurato quando il carico computazionale di ciascun job è molto elevato, come nel caso di onerose analisi numeriche.

Bibliografia

- [1] R. Delogu, A. Fanni, A. Montisci, Geometrical synthesis of MLP neural networks, *Neurocomputing*, vol. 71, no. 4-6, pp. 919-930, 2008.
- [2] S. Carcangiu, A. Fanni, A. Montisci, "A constructive algorithm of neural models for optimization problems," OIPE 2008 (submitted).
- [3] S. Carcangiu, P. Di Barba, Fanni A., M.E. Mognaschi, A. Montisci, "Comparison of Multi-Objective Optimisation Approaches for Inverse Magnetostatic Problems," *COMPEL International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 293-305, 2007.
- [4] F. Cau, M. Di Mauro, Fanni A., A. Montisci, and P. Testoni, "A Neural Networks Inversion-Based Algorithm for Multiobjective Design of a High-Field Superconducting Dipole Magnet," *IEEE Trans. on MAG*, vol. 43, no. 4, pp. 1557-1560, 2007.
- [5] D. Cherubini, A. Fanni, A. Montisci, and P. Testoni, "A Fast Algorithm for Inversion of MLP Networks in Design Problems," *COMPEL International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering*, vol. 24, pp. 906-920, 2005.
- [6] S. Carcangiu, A. Fanni, A. Montisci, "A Multiobjective Strategy-Driven Optimization Procedure for the Design of Electromagnetic Devices," CECF 2008 (accepted).
- [7] S. Carcangiu, A. Fanni, A. Montisci, "Multiobjective Tabu Search Algorithms for Optimal Design of Electromagnetic Devices," *IEEE Trans. on Mag.*, April 2008.
- [8] S. Carcangiu, A. Fanni, A. Mereu, A. Montisci, "Grid Computing for the Design Optimization of Electromagnetic Devices," CEFC 2008 (accepted).