

UN ALGORITMO PER L'OTTIMIZZAZIONE MULTIOBIETTIVO DI DISPOSITIVI ELETTROMAGNETICI: NPAEP

Emanuele Dilettoso, Santi Agatino Rizzo, Nunzio Salerno

Dipartimento di Ingegneria Elettrica, Elettronica e dei Sistemi
Università di Catania - Viale Andrea Doria 6, 95125, Catania

La progettazione ottimizzata nell'ambito industriale è spesso complessa quando si richiede di ottenere obiettivi contrastanti. In questo caso un modo di affrontare il problema di ottimizzazione è di ottenere, tramite la somma pesata delle funzioni obiettivo, una singola funzione multi-obiettivo o identificare il fronte di Pareto. [1]-[2]. In quest'ultimo caso, lo scopo di un algoritmo di ottimizzazione è identificare un Insieme di Soluzioni Non-Dominate (ISND) vicine al Vero Fronte di Pareto (VFP), che siano uniformemente distribuite e con l'estensione massima. Per raggiungere tale scopo, gli algoritmi presenti in letteratura necessitano di un elevato numero di valutazioni [1],[3] della funzione obiettivo. Pertanto risultano poco adatti per affrontare problemi di ottimizzazione di dispositivi elettromagnetici in cui ogni valutazione delle funzioni richiede, spesso, un'analisi numerica agli elementi finiti con un elevato costo computazionale.

Nel seguito è presentato un nuovo algoritmo, chiamato *Niched Pareto-Archived Evolutionary Programming* (NPAEP), che utilizza l'approccio di Pareto ed è in grado di identificare il fronte di Pareto con poche valutazioni delle funzioni obiettivo. La Fig.1 mostra un pseudo-codice dell'algoritmo.

<pre>begin Creare n_{pop} soluzioni-individui in modo casuale Inserire gli individui non-dominati in P e quelli dominati in Q Porre a zero l'età di ogni individuo di Q do $t = 1$ to n_{gen} Incrementare l'età degli individui di Q Calcolare la fitness F di ogni individuo Selezionare un individuo (<i>genitore</i>) per la riproduzione if (<i>genitore</i> $\in Q$) then Porre a zero l'età di <i>genitore</i> endif Mutare il <i>genitore</i>: $\mathbf{x}_{figlio} = m(\mathbf{x}_{genitore})$ if (<i>figlio</i> domina degli individui di P) then Spostare tali individui in Q Inserire <i>figlio</i> in P elseif (<i>figlio</i> e gli individui di P non si dominano) then Inserire <i>figlio</i> in P else Inserire <i>figlio</i> in Q e porre a zero la sua età endif if ($n_Q > n_{pop}$) then Eliminare i più vecchi $n_Q - n_{pop}$ individui di Q endif enddo end</pre>	<ul style="list-style-type: none">- Q: insieme delle soluzioni dominate,- P: archivio delle soluzioni non-dominate,- n_{pop}: numero di individui nella popolazione,- n_{gen}: numero di generazioni- n_Q: numero di individui in Q al tempo t
---	---

Fig.1 – Pseudo codice di NPAEP

La fitness per i -esimo individuo di P è così assegnata :

$$F_i = \begin{cases} 1 & \text{if } (dfm = d \min_i) \\ \frac{1}{n_i} \left(\frac{1}{n_i \cdot dfm} \sum_{j=1}^{n_i} df_{i,j} \right) & \text{if } (dfm > d \min_i) \end{cases} \quad (1)$$

dove; $df_{i,j}$ è la distanza Euclidea, normalizzata nell'intervallo zero-uno, tra due individui nello spazio delle soluzioni; calcolata per ogni individuo la distanza df dal più vicino, dfm è il più grande tra questi valori n_i è il numero di individui di P che si trovano a una distanza da i inferiore a dfm . NPAEP utilizza per la mutazione uno spostamento massimo così calcolato:

$$\sigma_{i-k} = \frac{1}{2} \frac{\rho_k}{1+n_p} \left(1+n_p \frac{F_{max} - F_i}{F_{max} - F_{min}} \right) \left(1 - \frac{0.75t}{n_{gen}} \right) \quad (2)$$

dove ρ_k è l'intervallo di valori permessi per il k -esimo parametro; n_p è il numero di individui in P ; F_{min} e F_{max} sono, rispettivamente, il valore minimo e il valore massimo della fitness nella popolazione. L'operatore mutazione è definito dalla seguente formula:

$$x_{figlio_k} = m(x_{genitore_k}) = x_{genitore_k} + r \cdot \sigma_{genitore_k} \quad (3)$$

in cui r è un numero casuale compreso tra meno uno ed uno.

La tabella 1 mostra il confronto tra l'algorithmo proposto ed altri noti in letteratura. Esistono diversi indici per verificare la qualità dell'ISND identificato da un algorithmo. Nella tabella sono riportati i risultati ottenuti con gli indici di qualità utilizzati in [3] per vari benchmark di ottimizzazione. I risultati sono mediati su 10 ottimizzazioni, ognuna delle quali è stata effettuata utilizzando 25000 valutazioni della funzione obiettivo. Zero è il valore ottimale per tutti gli indici. Nell'ultima riga sono riportati i risultati ottenuti da NPAEP utilizzando solo 2500 valutazioni della funzione obiettivo.

I risultati mostrano che l'algorithmo proposto ottiene prestazioni confrontabili con gli altri algorithmi utilizzando il 10% delle valutazioni della funzione obiettivo.

NPAEP è stato utilizzato per ottimizzare vari dispositivi elettromagnetici [4].

Tabella 1

	Indice Υ		Indice Δ	
	SCH	FON	SCH	FON
NSGA II (codifica-reale)	0.003391	0.001931	0.477899	0.378065
NSGA II (codifica-binaria)	0.002833	0.002571	0.449265	0.395131
SPEA	0.003403	0.125692	1.021110	0.792352
PAES	0.001313	0.151263	1.063288	1.162528
NPAEP	0.003266	0.002439	0.201082	0.208932
NPAEP 2500	0.003559	0.006126	0.464268	0.211756

Riferimenti

- [1] A. Ghosh, S. Dehuri, "Evolutionary Algorithms for Multi-Criterion Optimization: A Survey", *Inter. Journal of Computing & Information Sciences*, 2004, vol.2, n.1, pp.38-57.
- [2] E. Dilettoso, S. A. Rizzo, N. Salerno, "SALHE-EA: a New Evolutionary Algorithm for Multi-Objective Optimization of Electromagnetic Devices", *Intelligent Computer Techniques in Applied Electromagn.*, Springer-Verlag, vol. 119, Berlin, 2008, pp. 37-45.
- [3] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, T. Meyarivan, "A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II", *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, 6(2): 182-197, 2002.
- [4] E. Dilettoso, S. A. Rizzo, N. Salerno, "Niche Pareto-Archived Evolutionary Programming for Multi-Objective Electromagnetic Optimization", *17th Int. Conf. on the Comp. of Elect. Fields*, Compumag 2009, Florianópolis (BR), November 22-26, 2009.