

# METRIC-TOPOLOGICAL-EVOLUTIONARY OPTIMIZATION (METEO)

*Alessandro Salvini, Giuseppe Pulcini, Francesco Riganti Fulginei*

Dipartimento di Elettronica Applicata, Università di Roma Tre,  
Via della Vasca Navale 84,00146, Roma.

## Introduzione

In questa memoria viene presentato un nuovo approccio per la risoluzione di problemi di ottimizzazione e di problemi inversi, basato sul calcolo evolutivo. L'obiettivo è quello di far coesistere al meglio due opposte caratteristiche: l'esplorazione e la convergenza. Tale approccio, inoltre, risulta essere direttamente implementabile su un'architettura parallela ed è altresì adatto per la risoluzione di problemi multimodali o semplicemente caratterizzati da inizializzazioni totalmente casuali (rischio di mancata convergenza). L'algoritmo proposto prende il nome di "MeTEO"; esso è basato sull'ibridizzazione di due euristiche, il Flock of Starlings Optimization (FSO) [1], che presenta ottime capacità di esplorazione, e il Particle Swarm Optimization PSO [2], che possiede invece buone capacità di esplorazione e convergenza.

Viene poi utilizzata una terza euristica, il Bacterial Chemotaxis Algorithm (BCA) [3], che non presenta un comportamento collettivo come quelle precedentemente elencate, ma possiede un'ottima capacità di convergenza. MeTEO lavora approcciando i problemi di ottimizzazione come in un ambiente naturale reale, nel quale sono presenti tre "specie" diverse: FSO, PSO e BCA. La strategia è la seguente: FSO è permanentemente in perlustrazione nello spazio delle soluzioni, ogni volta che trova una possibile soluzione, viene lanciato un processo parallelo per meglio indagare l'area circostante quello che potrebbe essere un candidato minimo globale. Tale processo parallelo è costituito dagli algoritmi PSO e BCA in cascata (il primo ad essere eseguito è il PSO).

## Approccio parallelo

L'FSO è un'euristica che possiede ottime proprietà di esplorazione utili soprattutto quando lo spazio delle soluzioni risulta essere molto vasto. Per questa ragione, in un'architettura parallela, l'FSO viene lanciato sul nodo master di un cluster. Se dopo un determinato numero di iterazioni il valore del global best rimane invariato, viene lanciato un processo parallelo che viene eseguito su un nodo slave del cluster in cui verrà lanciato, in un sottospazio del dominio principale, la serie PSO-BCA. In particolare PSO indaga il sottospazio e individua il punto migliore, successivamente una colonia di batteri viene inizializzata in un sottospazio ancora più piccolo fornito dal PSO. L'utilizzo del BCA consente di ottenere una veloce e raffinata convergenza verso una possibile soluzione.

Quando il nodo slave finisce di eseguire il processo serie PSO-BCA, esso restituisce il valore ottimizzato scrivendo il risultato in una cartella condivisa sul master. Alla fine di tutte le iterazioni previste, il nodo master provvederà a individuare il valore minimo nella lista di tutti i valori ottenuti nei vari processi paralleli lanciati in precedenza. Sia il codice sorgente sia il protocollo di parallelizzazione sono stati implementati in MATLAB®.

## Fitness modification FM

Per velocizzare il processo di esplorazione effettuato dall'FSO viene utilizzata una nuova tecnica chiamata: Fitness Modificatio (FM). Essa consiste nel cambiare il valore del funzionale nella regione in cui l'FSO sceglie di lanciare la serie PSO-BCA. La modifica consiste nel sommare al funzionale una gaussiana centrata nel punto in cui viene lanciata la serie PSO-BCA. Tale operazione, allontanando le particelle dello stormo dalle zone già ispezionate, aiuta l'FSO a dirigersi verso regioni rimaste inesplorate.

## Validazione

Nella tabella 1 vengono riportati i risultati relativi a un particolare benchmark appositamente realizzato dal laboratorio di Elettrotecnica di Roma Tre:

$$(1) \quad f(x, y) = 50\cos(0.2\pi x) + \cos(0.05\pi y) - x^2 - y \quad \text{with } (-20 \leq x \leq 20, -20 \leq y \leq 20)$$

Il benchmark (1) risulta particolarmente adatto per testare le proprietà di MeTEO perchè è multimodale e presenta due minimi identici nei punti  $(x_{\min} = -20, y_{\min} = 20)$  e  $(x_{\text{start}} = 20, y_{\text{start}} = -20)$  totalmente opposti e difficilmente raggiungibili.

Nelle prove di validazione, al fine di testare la capacità di esplorazione di MeTEO, sono stati sempre scelti valori iniziali già intrappolati in uno dei due opposti minimi locali dell'espressione (1). Per poter trovare entrambe i minimi, l'FSO doveva riuscire a superare la "collina" tra essi interposta. Nella tabella 1 si può notare come il valore del funzionale (1) diminuisca dopo ogni euristica eseguita in cascata (nella tabella 1, per semplicità, viene riportato il miglior risultato ottenuto).

Table 1. Risultati ottenuti con MeTEO sul funzionale (1)

| Algorithm | Local minima        | Time [s] | Fitness Value | Subspace width |
|-----------|---------------------|----------|---------------|----------------|
| FSO       | [-14.0390,11.5156]  | 54.8454  | -245.1440     | [-20 20]       |
| PSO       | [-16.0361,12.0960 ] | 62.9136  | -311.0058     | [-2 2]         |
| BCA       | [-16.3211,12.584]   | 4.4759   | -311.0986     | [-0.5 0.5]     |

## References

- [1] F. R. Fulginei, A. Salvini, "Hysteresis model identification by the Flock-of-Starlings Optimization, Int. Journal of applied Electromagnetics and Mechanics, IOS Press, Vol. 30, No. 3-4 / 2009, pp.321-331.
- [2] J. Kennedy, , R. Eberhart, Particle swarm optimization, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995, vol. IV, pp. 1942-1948.
- [3] S.D. Muller, J. Marchetto, S. Airaghi, P. Kournoutsakos, "Optimization Based on Bacterial Chemotaxis", IEEE Trans. on Evolutionary Computation, Vol. 6, No. 1, February 2002, pp. 16-29.