

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI NAPOLI FEDERICO II

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA ELETTRICA E DELLE
TECNOLOGIE DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI INTELLIGENZA ARTIFICIALE

Elaborato Esercitativo

Work Projects

Milo Saverio
Previtera Gabriele
Pommella Michele

Prof. Neri Filippo

Anno 2016-2017

Work Project 2

2.1 Esercizio 1: Evolutionary Optimization

2.1.1 Esperimento 1: Ottimizzazione

Attraverso gli algoritmi forniti siamo stati in grado di sperimentare le differenti tecniche di *ricerca locale* su diversi problemi. Esse si basano sul principio dei miglioramenti successivi: si cerca in primo luogo una soluzione ed in seguito ci si concentra sull'ottimizzazione. Va considerato che spesso si riesce a determinare solo un massimo locale, ottenendo risultati più o meno soddisfacenti a seconda dell'applicazione.

Random Searching

Questo algoritmo prevede semplicemente la determinazione casuale di un insieme di soluzioni e la comparazione dei relativi costi per l'identificazione di quella a costo minimo.

Abbiamo effettuato differenti esperimenti variando il numero di soluzioni estratte casualmente: ad un suo eccessivo aumento non si ottengono necessariamente risultati nettamente migliori da giustificare l'evidente incremento della complessità computazionale in termini temporali; d'altro canto, un numero esiguo di soluzioni produce risultati dalla qualità incostante.

Hill Climbing

L'**Hill Climbing** inizialmente determina una soluzione ed i suoi "vicini": se uno di essi presenta un costo minore della soluzione corrente, diventerà la nuova soluzione alla prossima iterazione, attuando, in tal modo, il processo dei miglioramenti successivi; se la soluzione corrente ha costo minore dei suoi vicini, termina la serie di miglioramenti iterativi poiché si è in presenza di un massimo locale (minimo locale rispetto al costo).

Vari esperimenti ci hanno condotto a risultati decisamente migliori del **Random Searching**, che sottolineano la maggior efficienza dell'**Hill**

Climbing. La variabilità nella qualità della soluzione, al seguito di svariate esecuzioni, è dipendente dai massimi locali del problema specifico.

Simulated Annealing

Questo metodo di ottimizzazione è ispirato dal riscaldamento termico di una lega. Viene comparata la soluzione corrente ad una determinata casualmente (nel nostro caso tramite un cambiamento di quella corrente): l'algoritmo tende a spostarsi sempre verso una soluzione successiva migliore, solo con una certa probabilità verso quelle peggiori. Questa probabilità dipende dalla qualità della soluzione successiva: mosse pessime avranno minore probabilità. Viene, inoltre, introdotto un concetto di "temperatura": essa determina la probabilità di spostarsi verso soluzioni non ottime. Inizialmente questa probabilità sarà alta (temperatura elevata), in seguito essa tenderà a calare (raffreddamento), consentendo, in ultima battuta, la scelta della soluzione ottimizzata. Le ragioni alla base di questa logica risiedono nella maggiore possibilità di trovare un massimo globale.

Dalle prove sperimentali abbiamo constatato risultati migliori o uguali all'**Hill Climbing**, appurando la maggiore capacità di ottenere soluzioni con costo inferiore.

Genetic Algorithms

Ulteriore algoritmo che tenta di superare i limiti dell'**Hill Climbing** è quello genetico. Esso è ispirato dalla natura, proponendo un'evoluzione delle soluzioni tipicamente darwiniana. L'algoritmo prende le mosse selezionando un insieme casuale di soluzioni, detto *popolazione*. Gli esemplari della popolazione vengono poi valutati ed ordinati attraverso una *funzione di fitness* (rappresentata nel nostro caso dal costo minimo).

Nell'implementazione utilizzata, si procede alla creazione della successiva *generazione* a partire da un prestabilito numero di migliori soluzioni.

Attraverso il processo di *elitarismo* le migliori soluzioni sopravviveranno nella nuova generazione; la restante popolazione sarà costituita attraverso la *mutazione* (cambiamento casuale ad una soluzione) ed il *crossover* (combinazione di due soluzioni) dell'elite.

Vari esperimenti di hanno portato a riscontrare risultati simili al **Simulated Annealing**, se non migliori in taluni casi, che presentano, però, una minore variabilità con misure ripetute. Riusciamo, in definitiva, ad ottenere una buona ottimizzazione, di qualità superiore all'**Hill Climbing** ed al **Random Searching**.

2.1.2 **Esperimento 2: Caso d'uso**

2.2 **Esercizio 2**

2.3 **Esercizio 3**

2.4 **Esercizio 4**