
Capitolo2. Algoritmo Genetico.

2.1 Caratteristiche generali.

Gli Algoritmi Genetici (*GA-Genetic Algorithm*) sono metodi stocastici volti alla risoluzione di problemi che si concentrano sulla ricerca di un massimo o di un minimo globale di una funzione caratteristica.

La funzione è peculiare di ogni singolo problema e dipende solitamente da un numero elevato di parametri.

Gli Algoritmi Genetici risultano quindi molto utili per la risoluzione di problemi di sintesi, ovvero problemi dove, dati particolari requisiti elettromagnetici, è necessario trovare quella configurazione ottimale dei parametri che permette di ottenere il rispetto delle specifiche di progetto.

Il lavoro di tesi ha riguardato la creazione di *routine* per la sintesi di diagrammi d'irradiazione d'*array* planari mediante l'uso di *GA*. Il *pattern* prodotto da questa tipologia di antenne dipende da molteplici fattori, come le alimentazioni dei singoli dipoli, il loro numero e la loro posizione relativa; risulta quindi necessaria un'ottimizzazione globale di questi parametri

Gli algoritmi genetici furono introdotti negli anni '80 dal matematico *John Holland* [Bib. 2.1] che cercò di trasferire i principi della teoria evolutiva di Darwin ai numeri. Secondo la teoria di Darwin considerati due genitori con "buone" caratteristiche genetiche, la probabilità che queste siano trasmesse ai figli aumenta all'aumentare del grado bontà delle caratteristiche dei genitori. *Holland*, pensò dunque che, da un'iniziale generazione casuale di numeri, generalmente binari, si

potesse indirizzare in maniera opportuna la loro evoluzione in modo da ottenere la soluzione ottima del problema.

I numeri coinvolti dall'ottimizzazione sono una rappresentazione binaria dei parametri da cui dipende il reale problema fisico.

La chiave di volta di ogni problema affrontato mediante l'uso di algoritmi genetici risulta essere la ricerca di una funzione, detta funzione di *fitness*, che riesca a dare una misura del grado di bontà del *set* di numeri generati casualmente o evolutisi. La funzione di *fitness* risulta quindi di fondamentale importanza per l'efficacia del *GA* perché questa rappresenta l'unico legame fra l'algoritmo e il reale problema fisico; essa inoltre fornisce una misura dello scostamento tra un valore noto e che si vuole ottenere e quello prodotto dai numeri generati dall'algoritmo.

I *GA* sono classificati come “*ottimizzatori globali*”, perché forniscono il massimo o il minimo assoluto della funzione che rappresenta il problema; hanno inoltre il vantaggio di non essere dipendenti dalla natura dello spazio delle soluzioni e di ottimizzare l'intero *set* di parametri in un unico processo e non singolarmente [Bib 2.2].

Ogni processo di ottimizzazione ha bisogno quindi di due diversi *tool* che interagiscano fra loro:

- un *tool* per la ricerca della soluzione ottima e quindi adibito alla generazione iniziale e alla evoluzione dei numeri casuali,
- un *tool* per il calcolo dei valori di *fitness* di ogni *set* di numeri generati dal *GA* come soluzione della equazione risolvibile il problema.

In questo lavoro di tesi si è posta l'attenzione sull'implementazione del secondo tipo di *tool*, mentre per il primo tipo ci si è affidati ad un *tool* già presente e creato all'interno del *Microwave Radiation Laboratory* del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università di Pisa.

2.2 Funzionamento.

Ogni *GA* agisce su di una struttura detta *cromosoma* ed ogni cromosoma è rappresentativo di un individuo della popolazione. Il cromosoma è a sua volta costituito da un insieme di *geni*, che costituiscono la codifica, in genere binaria, di tutti i parametri che si vogliono ottimizzare.

Ogni gene rappresenta quindi un argomento della funzione, in genere multidimensionale, che caratterizza il problema e di cui si vuole calcolare il minimo o il massimo; poiché, la ricerca del minimo o del massimo della funzione caratteristica rappresentano un problema duale, in seguito sarà considerata solo il primo tipo di ricerca.

Ogni cromosoma codifica una possibile soluzione del problema, mentre l'insieme dei cromosomi, riuniti a loro volta in una *popolazione*, copre una parte del dominio di ricerca delle soluzioni possibili.

Durante il processo di ottimizzazione un'insieme iniziale di individui, ossia di soluzioni, viene fatto evolvere ed indirizzato verso la soluzione ottima mediante un criterio di selezione regolato dalla funzione di *fitness*, il cui scopo è quello di dare una misura del grado di bontà di ogni singola soluzione.

Come mostrato dal diagramma di Figura 2.2.1 il *GA* si sviluppa in tre fasi:

- generazione casuale di una popolazione iniziale con un numero predeterminato di individui e calcolo del valore di *fitness* per ognuno di essi;
- selezione degli individui migliori in base al valore di *fitness* e creazione di una nuova generazione attraverso l'operatore di *cross-over* e di mutazione [2]. I nuovi individui sono generati da due genitori (cromosomi) della generazione precedente.

- sostituzione, intera o parziale, della vecchia generazione con la nuova e calcolo dei valori di *fitness* da assegnare ai nuovi individui.

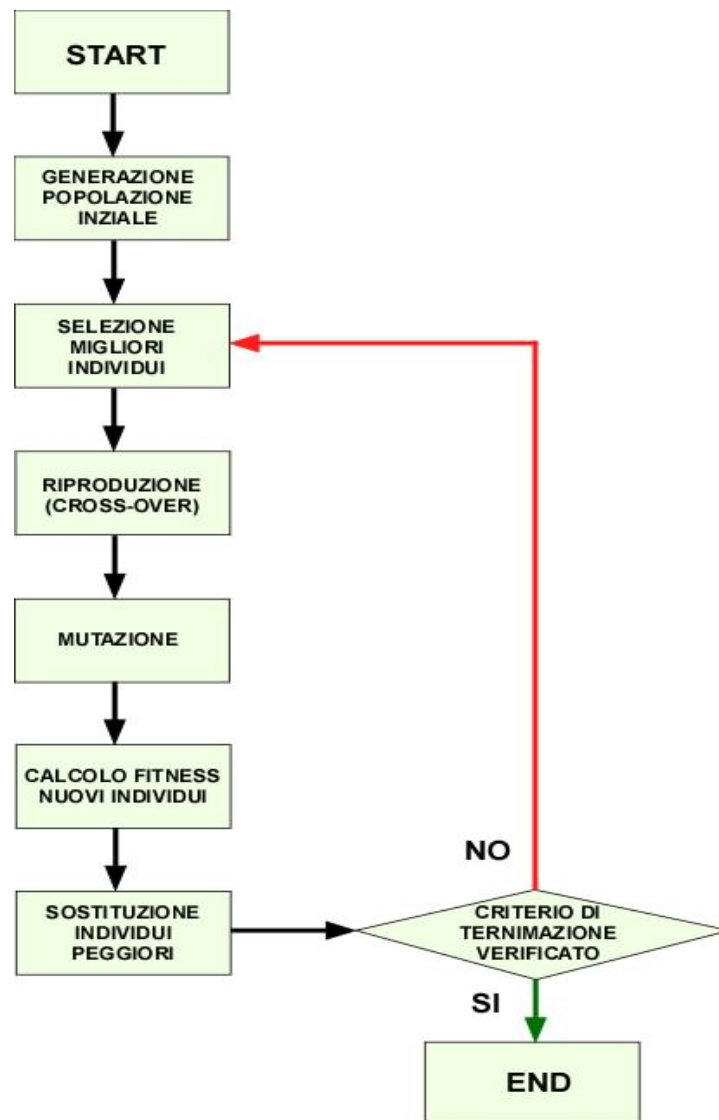


Fig. 2.2.1 Diagramma a blocchi delle operazioni compiute dal GA.

Se si raggiunge il criterio di terminazione, l'algoritmo si arresta e la soluzione ottima è rappresentata dal cromosoma il cui valore di *fitness* risulta essere il minore.

La popolazione iniziale viene creata tramite l'uso di un generatore di numeri casuali, che inserisce dei valori binari all'interno di una matrice di dimensione

predefinite; a seconda del valore assunto da una variabile uniformemente distribuita fra 1 e 100 fornita dal generatore, si pone un 1 nella mappa (se la variabile è maggiore di 50) oppure uno 0 (se la variabile è inferiore a 50). I vettori che costituiscono le colonne della matrice, rappresentano la codifica binaria dei cromosomi, ovvero di tutti i parametri della struttura da ottimizzare.

La selezione dei vari individui guida il processo di sostituzione della popolazione e si basa sui valori di *fitness* calcolati per ogni cromosoma. In generale, la selezione non può basarsi sulla mera scelta del cromosoma migliore, perché questo potrebbe essere lontano dalla soluzione ottima, ma è necessaria una selezione che produca dei cromosomi che possano portare, durante il processo evolutivo, ad un miglioramento della popolazione.

Nel GA usato durante le simulazioni è stata sfruttata la “*Selezione Proporzionata*” o “*Roulette-wheel Selection*”, dove gli individui sono scelti in base alla loro probabilità di essere selezionati che è data da:

$$P_{sel} = \frac{f(\text{genitore}_i)}{\sum_{i=1}^n f(\text{genitore}_i)}$$

dove f è la *fitness* riferita al genitore i -esimo [Bib 2.3, 2.4, 2.5].

Più la P_{sel} è alta, maggiore è la probabilità che individui con bassa *fitness* contribuiscano alla generazione di popolazioni future; grazie a questo criterio di selezione, anche individui con *fitness* non sufficientemente bassa sopravvivono alla selezione e possono dare il loro contributo alla creazione della nuova generazione.

Questo criterio di selezione è necessario per non perdere informazioni genetiche che al momento della selezione non risultano favorevoli ma che in futuro potrebbero mostrare tutte le loro potenzialità. I cromosomi migliori, infatti, potrebbero contenere al loro interno dei geni non ancora ottimizzati, geni che

invece potrebbero già aver raggiunto un valore ottimo in un individuo con un valore momentaneo di *fitness* elevata e di cui quindi non si deve perdere il patrimonio genetico.

Dopo l'operazione di selezione, con gli individui sopravvissuti si passa alla generazione della nuova popolazione. Due individui, i "genitori", mediante l'operazione di *cross-over*, si scambiano parte del loro patrimonio genetico, dando vita ad un nuovo individuo con caratteristiche genetiche potenzialmente migliori. Durante le simulazioni è stata sfruttato un *cross-over* di tipo *single-point* con probabilità dell'80% [Bib 2.6]. L'operazione è eseguita nel seguente modo: dalla mappa cromosomica sono scelti casualmente due cromosomi, si decide poi con probabilità P_{cross} se eseguire o no il *cross-over*. Se lo si esegue, viene scelto in maniera casuale un punto all'interno dei cromosomi e viene effettuato lo scambio delle due porzioni. Il meccanismo è descritto in Figura 2.2.2 .

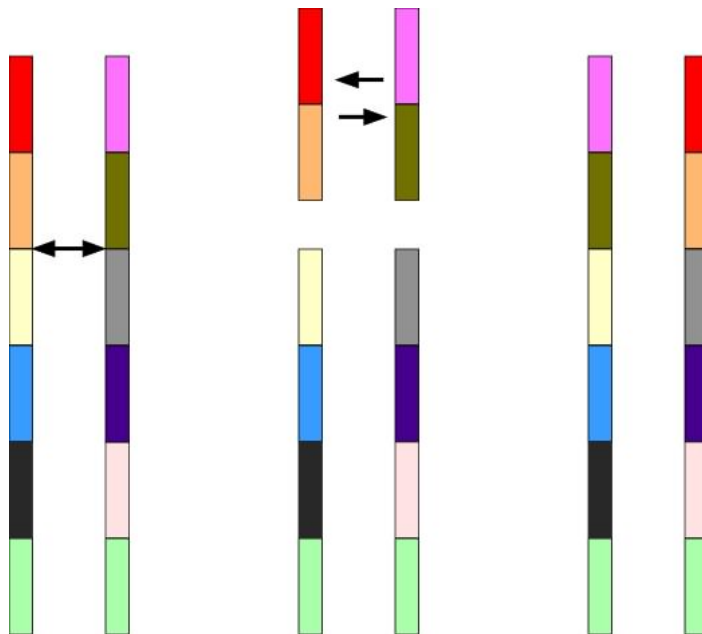


Fig. 2.2.2 Operazione di *cross-over* single point.

Dopo il *cross-over*, si applica alla popolazione corrente l'operatore di mutazione il quale scambia banalmente lo zero con l'uno e viceversa e che interviene con una probabilità data dalla variabile P_{mut} . L'operazione di mutazione, variando le informazioni genetiche della popolazione corrente, consente di ampliare lo spazio delle soluzioni esplorato fino a quel momento dal patrimonio genetico della popolazione corrente.

In Figura 2.2.3 viene mostrato il comportamento dell'operatore mutazione.

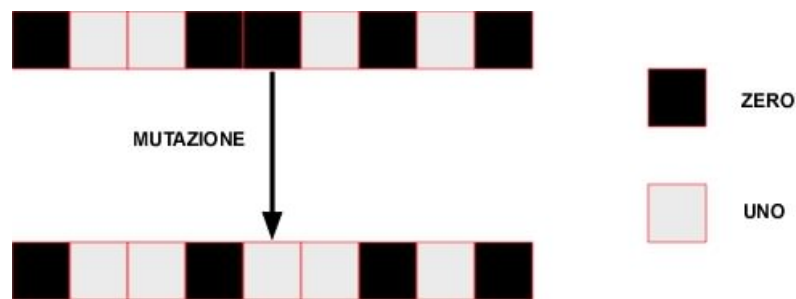


Fig. 2.2.3 Operazione di mutazione.

In letteratura si consigliano probabilità di mutazione notevolmente inferiori a quelle del *cross-over*: ciò significa che l'evoluzione deve essere principalmente affidata a questo operatore. Il contributo della mutazione può diventare però molto efficace quando lo spazio delle soluzioni risulta essere molto vasto e l'evoluzione tende a fermarsi su di un minimo locale della funzione oggetto; nel caso questo avvenga, l'operatore mutazione può reintrodurre nella mappa cromosomica caratteristiche genetiche andate perdute. Risulta evidente quindi che la probabilità di mutazione non può essere stabilita in maniera statica, ma deve essere variata in maniera dinamica a seconda dello stato del processo evolutivo.

Quando la funzione di *fitness* tende a rimanere costante per un elevato numero di generazioni, in altre parole il processo evolutivo tende a fermarsi, l'intervento della mutazione è sicuramente necessario, mentre deve diventare raro quando il processo

d'evoluzione è in pieno corso e l'evoluzione della popolazione è affidata principalmente al *cross-over*.

Per le simulazioni è stata introdotta una probabilità di mutazione che varia in maniera lineare tra due soglie, che possono essere scelte dall'utente insieme al passo d'incremento.

Il meccanismo di variazione della P_{mut} è molto semplice: se la *fitness* rimane invariata fra due generazioni successive, si incrementa la P_{mut} ; questo accade fino a che non si raggiunge la soglia superiore. Quando avviene un miglioramento, la P_{mut} torna al suo valore inferiore.

Durante il processo evolutivo, l'esplorazione dello spazio delle soluzioni può ricadere anche in zone molto lontane dal minimo globale della funzione oggetto e questo può causare un peggioramento della mappa cromosomica.

Il peggioramento però non deve essere visto come un avvenimento negativo in assoluto: in un'ottimizzazione multiparametrica, soluzioni globalmente peggiori possono celare al loro interno dei valori dei singoli parametri che possono portare un miglioramento nella mappa cromosomica delle generazioni future.

In base alla considerazione precedente, al termine di ogni generazione il cromosoma migliore viene confrontato con quello relativo alla popolazione precedente: se è avvenuto un peggioramento in termini di valori di *fitness*, questo ultimo andrà a sostituire il peggiore della generazione corrente.

La tecnica descritta in precedenza è nota come "*elitismo semplice*".

In tutte le sintesi effettuate, i parametri d'ingresso per l'ottimizzazione genetica sono sempre stati gli stessi.

L'operatore di mutazione è stato applicato al singolo cromosoma con una probabilità d'applicazione minima del 1%, una massima del 90% ed un passo di incremento pari al 0.5%.

Il *cross-over* è stato scelto di tipo *single-point* ed è stato applicato al singolo cromosoma; l'opzione di "*elitismo globale*" è stata disattivata.

Il numero di individui per ogni popolazione è stato fissato a 40 come anche il numero di generazioni per la creazione della popolazione iniziale.