

Intelligenza Artificiale

Calcolo evolutivo

Marco Piastra

Evoluzione secondo Darwin

- **Individui e popolazione**

- Un **popolazione** consiste di un insieme di **individui** diversificati
- La **ricombinazione** (riproduttiva) di caratteristiche individuali che risultano più adatte all'ambiente tende a diventare prevalente nella popolazione

Gli individui sono le "unità di selezione"

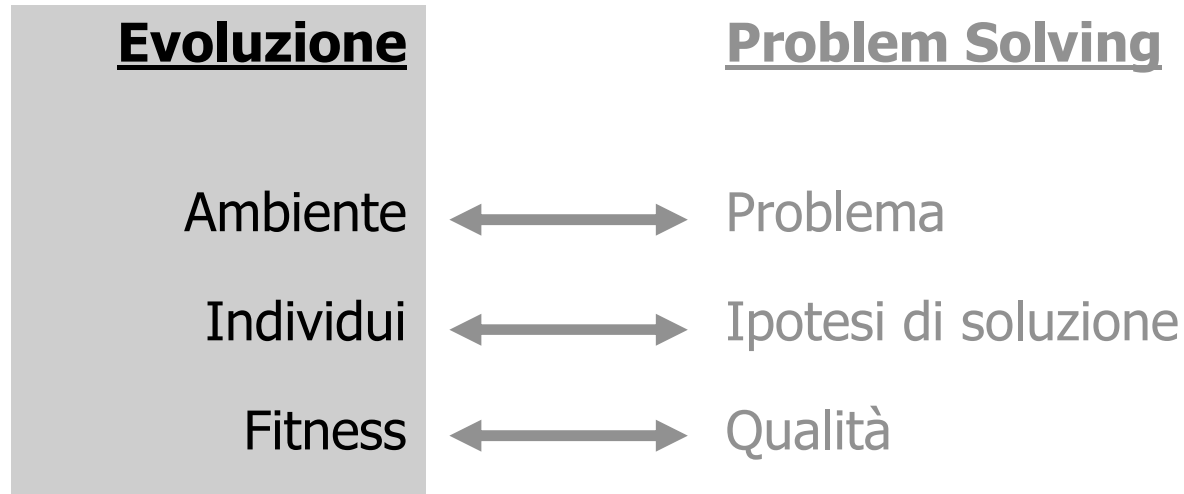
- **Ricombinazione e caso**

- Le variazioni casuali, dovute alle **mutazioni** spontanee, garantiscono una sorgente costante di diversità e preservano il potenziale evolutivo della popolazione

Le popolazioni sono le "unità di evoluzione"

- Si noti l'assenza di una *supervisione esterna*
 - l'evoluzione è una sorta di processo spontaneo

Evoluzione biologica come algoritmo



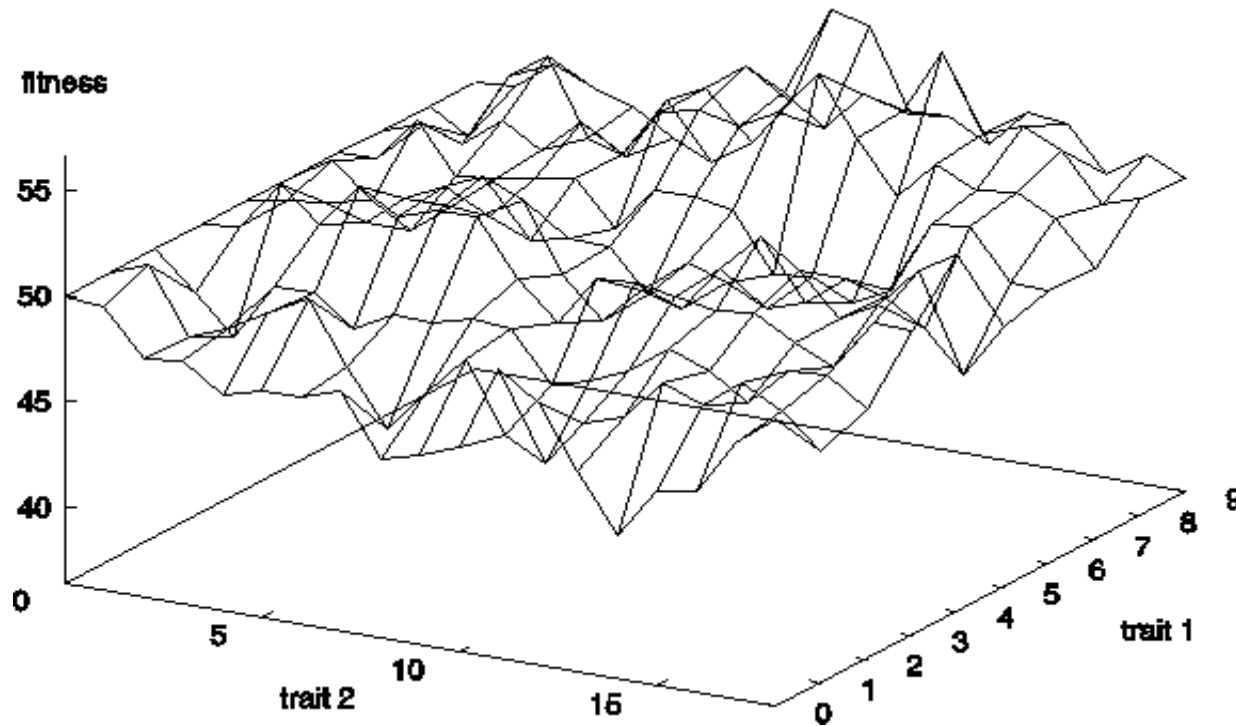
- **Analogie**

- **Fitness** → possibilità di sopravvivenza e riproduzione
- **Qualità** → bontà della soluzione

- **Differenze**

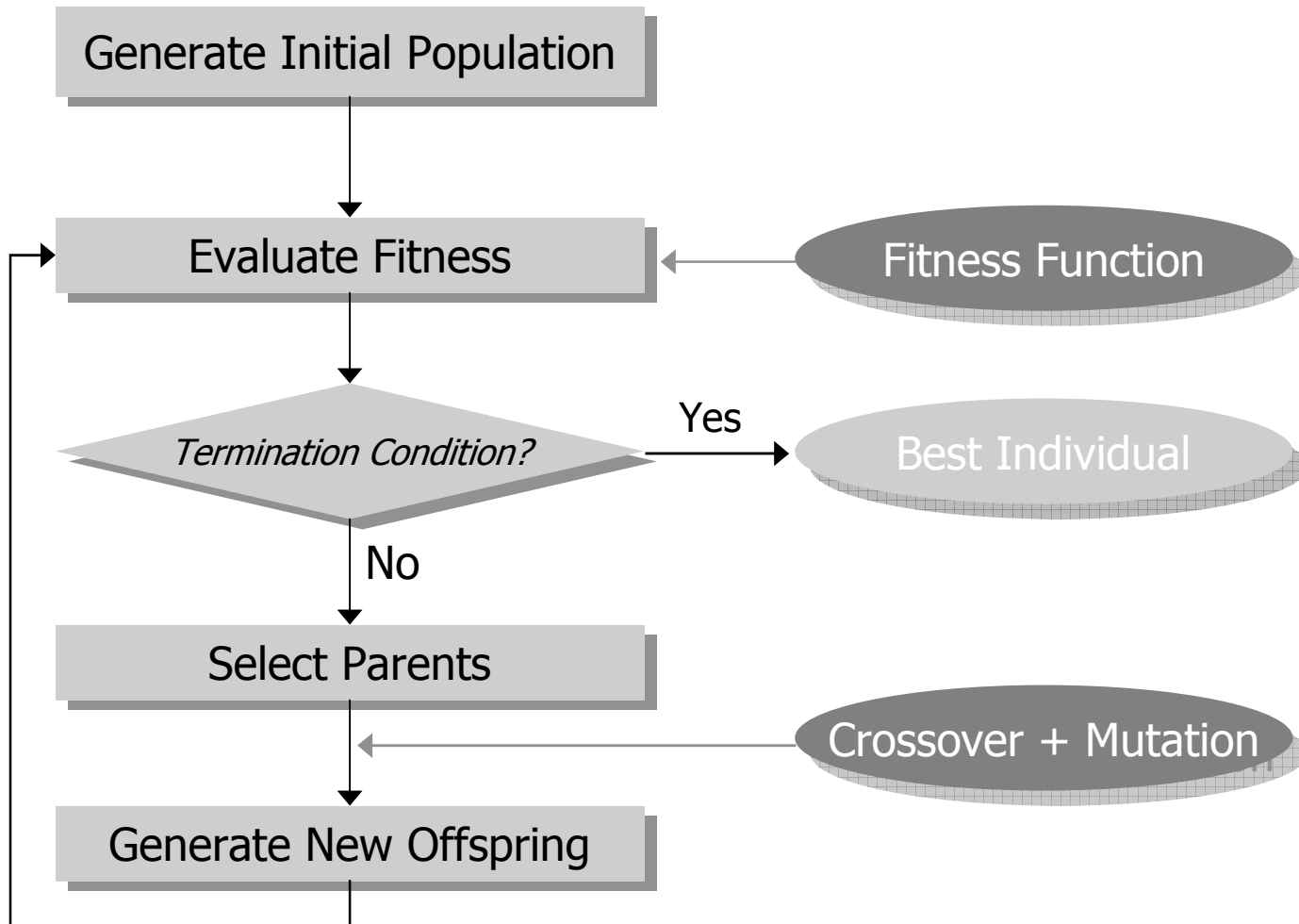
- **Popolazione** (di *individui*) → insieme di ipotesi di soluzione
- **Processo evolutivo** (della *popolazione*)
→ migrazione progressiva della *popolazione* verso più alti livelli di **fitness**

EC – Fitness landscape

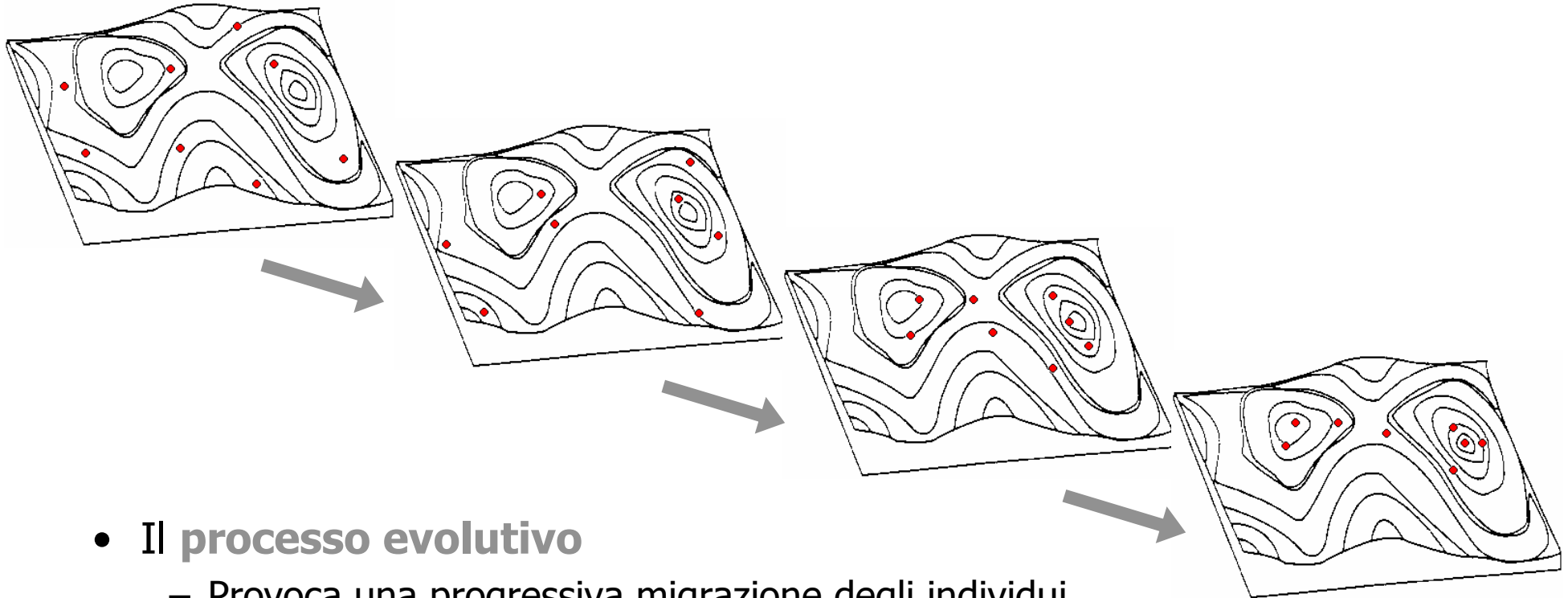


- **Ambiente come 'fitness landscape'**
 - Descritto dai valori della funzione di fitness in funzione delle caratteristiche delle possibili soluzioni (individui)
 - A ciascun individuo corrisponde un punto nel 'landscape'

Struttura generale del processo



Evoluzione come migrazione

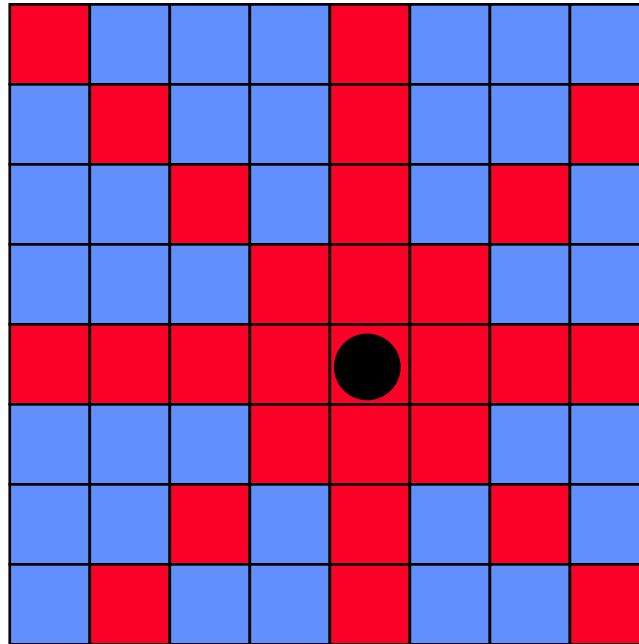


- **Il processo evolutivo**
 - Provoca una progressiva migrazione degli individui verso zone a fitness più elevata
- **Attenzione:** è la popolazione che migra, non gli individui
 - EC vs. Learning

Cenni storici

- 1948, Turing:
 - propone la “*genetical or evolutionary search*”
- 1962, Bremermann
 - **ottimizzazione** tramite *evoluzione e ricombinazione*
- 1964, Rechenberg
 - introduce le **evolution strategies**
- 1965, L. Fogel, Owens and Walsh
 - introduce lo **evolutionary programming**
- 1975, Holland
 - introduce i **genetic algorithms**
- 1992, Koza
 - introduce il **genetic programming**

Esempio: le 8 regine



- **Problema**

- Piazzare 8 regine su una scacchiera 8 x 8 in modo che nessuna possa attaccare l'altra

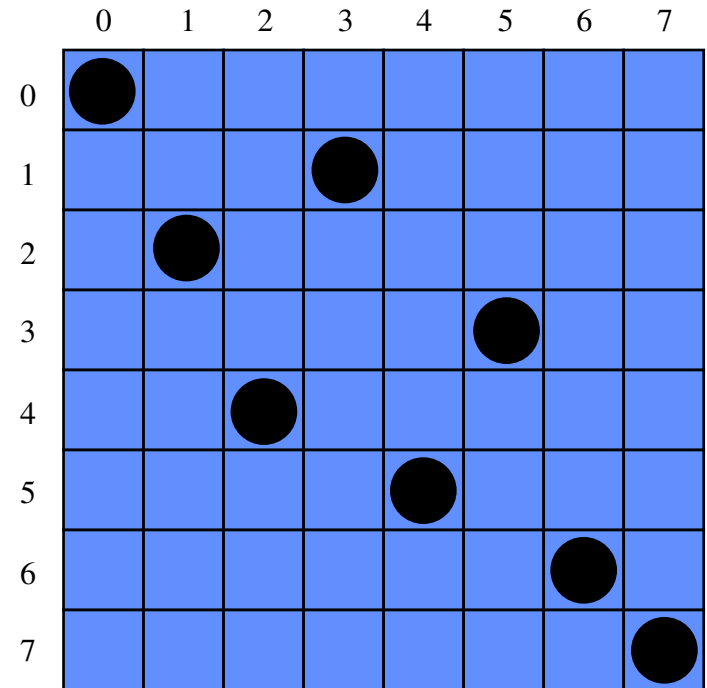
Genotipo e fenotipo

- **Fenotipo**

- L'individuo completo che interagisce con l'ambiente
- Di cui si può valutare la fitness
 - In questo caso, una disposizione delle 8 regine sulla scacchiera

- **Genotipo**

- Il 'progetto genetico' dell'individuo
 - In questo caso, una sequenza di otto cifre, da 0 a 7
- Su cui agiscono gli operatori genetici



↑ **Espressione**

Genotipo

0 2 4 1 5 3 6 7

(Rappresentazione binaria)

000 010 100 001 101 011 110 111

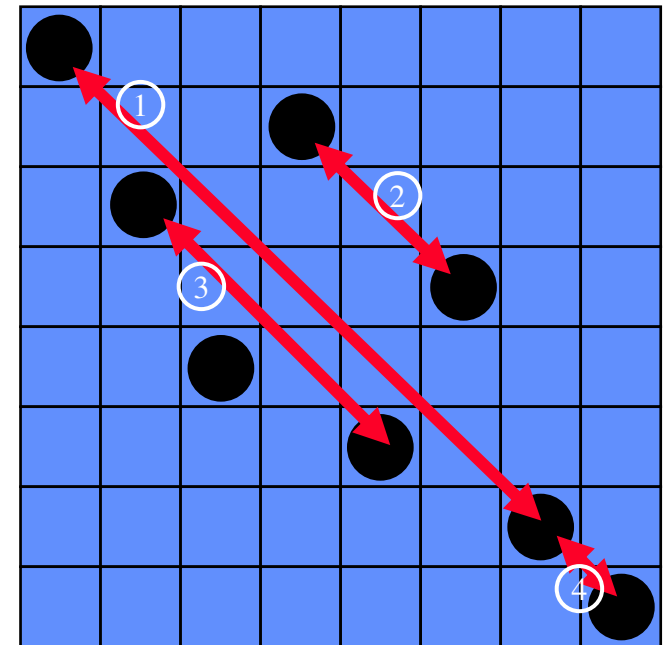
Fitness

• Problema

- Prevenire i possibili attacchi
- Penalità singola (di un'ipotesi di soluzione)
 - Un possibile attacco di due regine
- Penalità complessiva
 - Somma di tutte le penalità singole

• Fitness

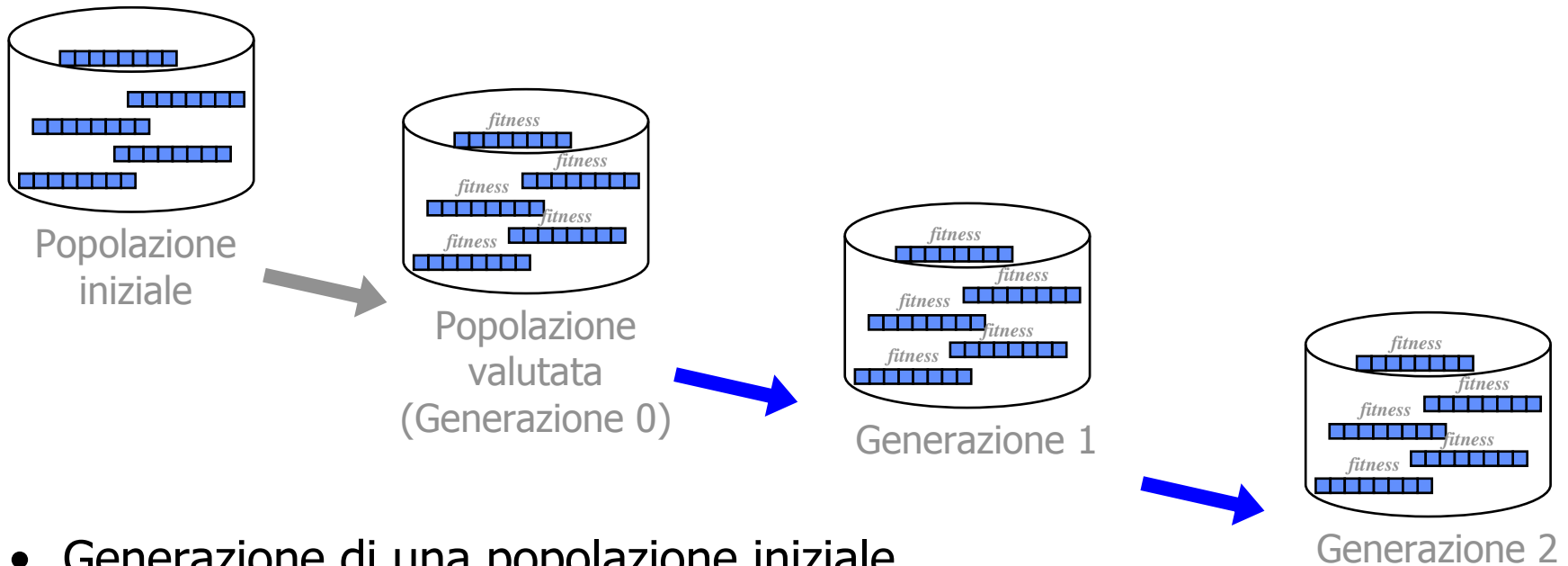
- Di una possibile soluzione (individuo):
 $f = 8 -$ la penalità complessiva
 - Nel caso in figura, la *fitness* del genotipo è 4



$$\text{fitness: } 8 - 4 = 4$$

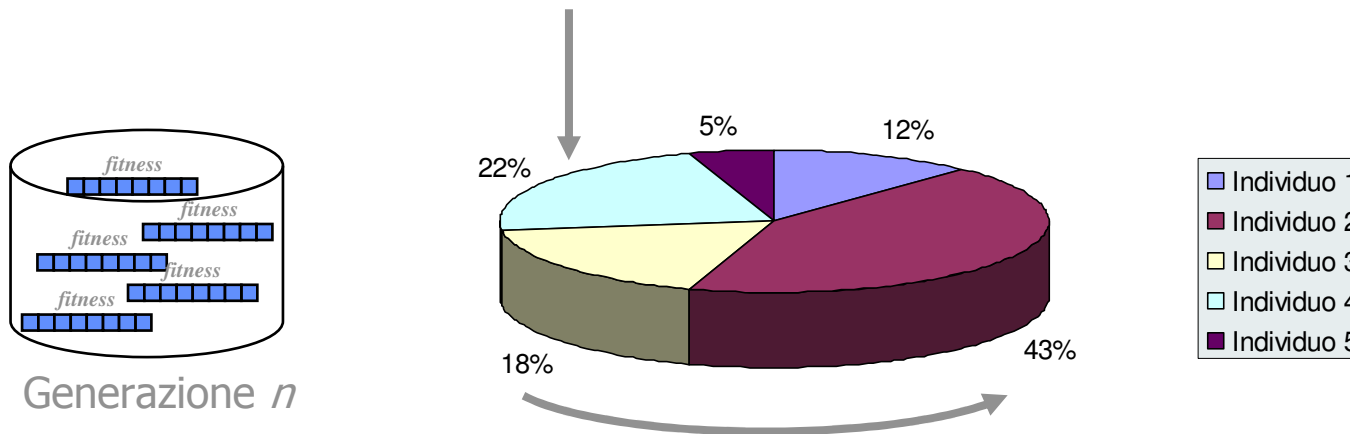
0	2	4	1	5	3	6	7
---	---	---	---	---	---	---	---

Popolazioni e generazioni



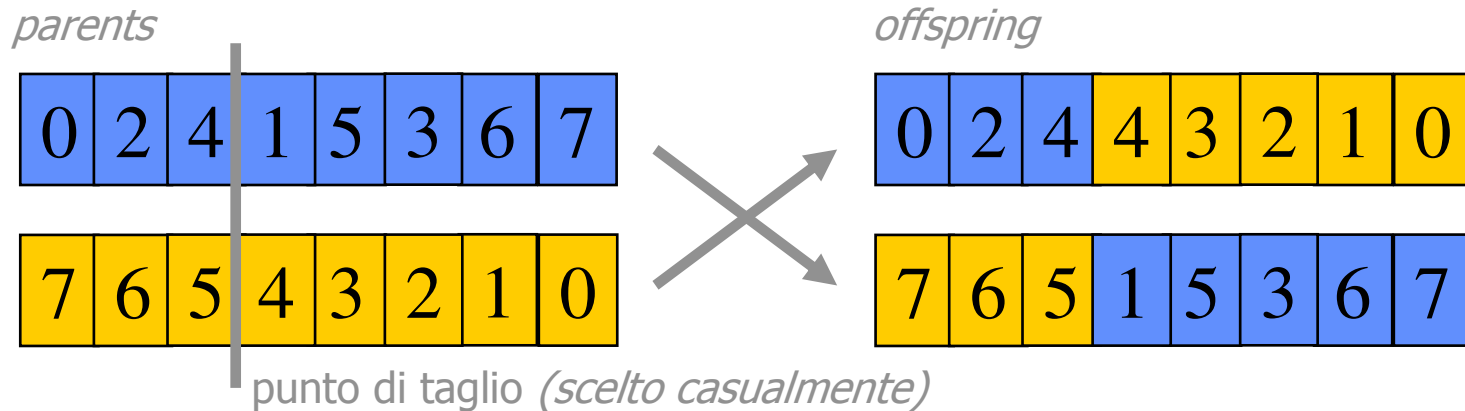
- Generazione di una popolazione iniziale
 - M permutazioni generate a caso (anche con duplicazioni)
- Valutazione della *fitness* di ciascun individuo
 - Si ottiene la generazione 0
- Attivazione del processo evolutivo
 - Produzione iterativa di ulteriori generazioni

Selezione

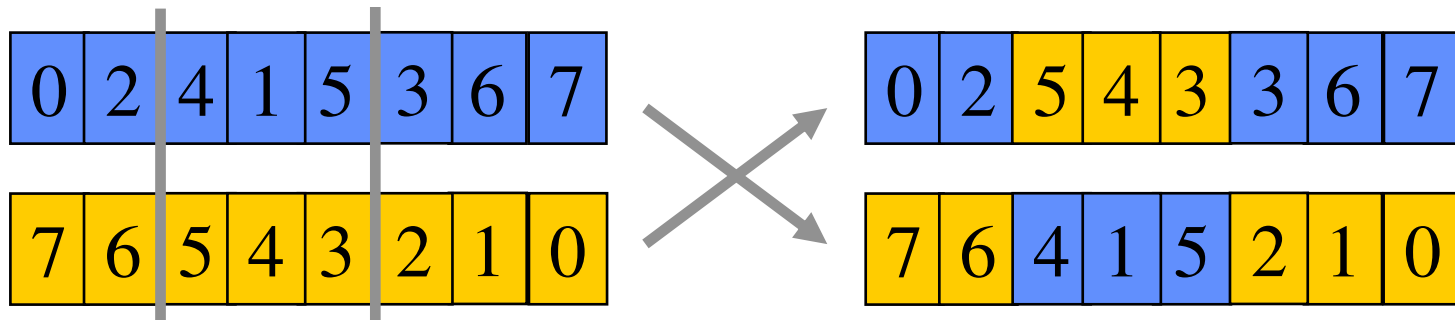


- Ruota della roulette (*Roulette wheel*)
 - A ciascun individuo si assegna un settore della roulette
 - L'ampiezza del settore è proporzionale alla *fitness*
 - Tipicamente, ampiezza $\sim f / f_{\text{avg}}$
 - Migliore è la *fitness*, più largo il settore
 - La probabilità di selezione è quindi più alta quanto migliore è la fitness

Ricombinazione (Crossover)



- Generazione di due nuovi individui a partire da due individui esistenti
 - Si seleziona un punto di *crossover*
 - Si incrociano le parti dei genotipi
 - Alternativa: due punti di taglio



Mutazione

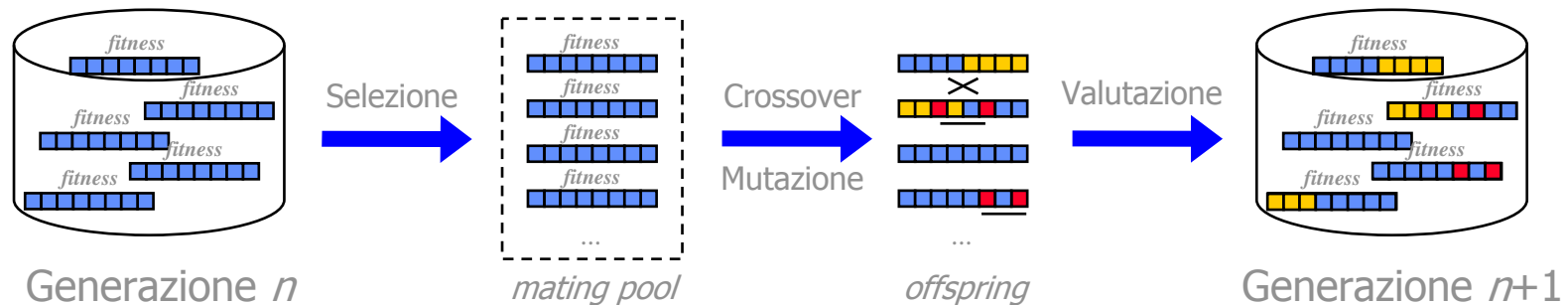


- Variazione casuale di un singolo individuo
 - alterazione di una cifra
 - Alternativa: inversione di due cifre



- Altra alternativa: ciascuna cifra viene mutata con probabilità p_m

Mating pool



- **Pseudo-algoritmo:**

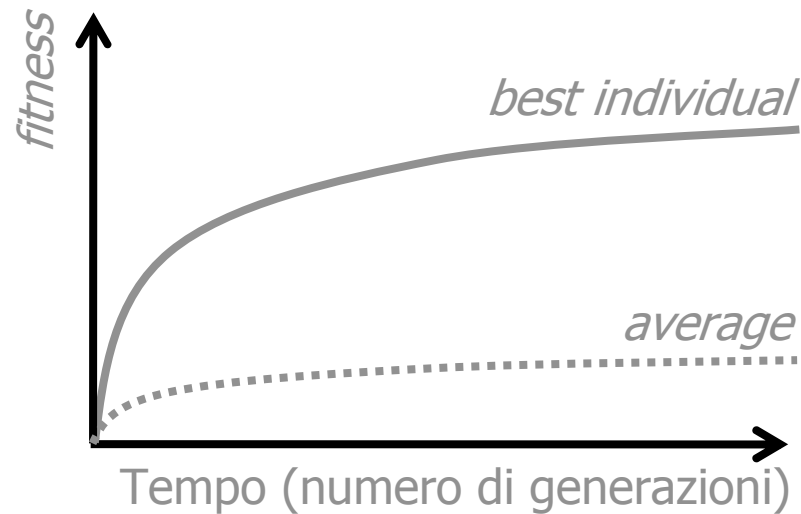
- 1) INPUT: Generazione n (di M individui)
- 2) Selezione di M individui (*roulette wheel*)
- 3) Per ciascuna coppia di individui (*parents*)
 - applicazione del *crossover* con probabilità p_C
 - applicazione della *mutazione* (*all'offspring*) con probabilità p_M
 - inserimento dei risultati nella Generazione $n+1$
- 4) Valutazione della Generazione $n+1$ (*fitness*)

Processo evolutivo

- Un processo stocastico
 - Selezione casuale degli individui come *parents*
 - Identificazione casuale del punto di *crossover*
 - Applicazione casuale della mutazione all'*offspring*
- Cui si aggiunge un effetto 'deriva' causato dalla *fitness*
 - L'unico elemento condizionante è la **selezione**
 - Nella selezione si 'bilancia' il caso (*roulette*) ed il determinismo (*fitness*)
 - Si determina così una tendenza migratoria della popolazione verso i picchi del *fitness landscape*

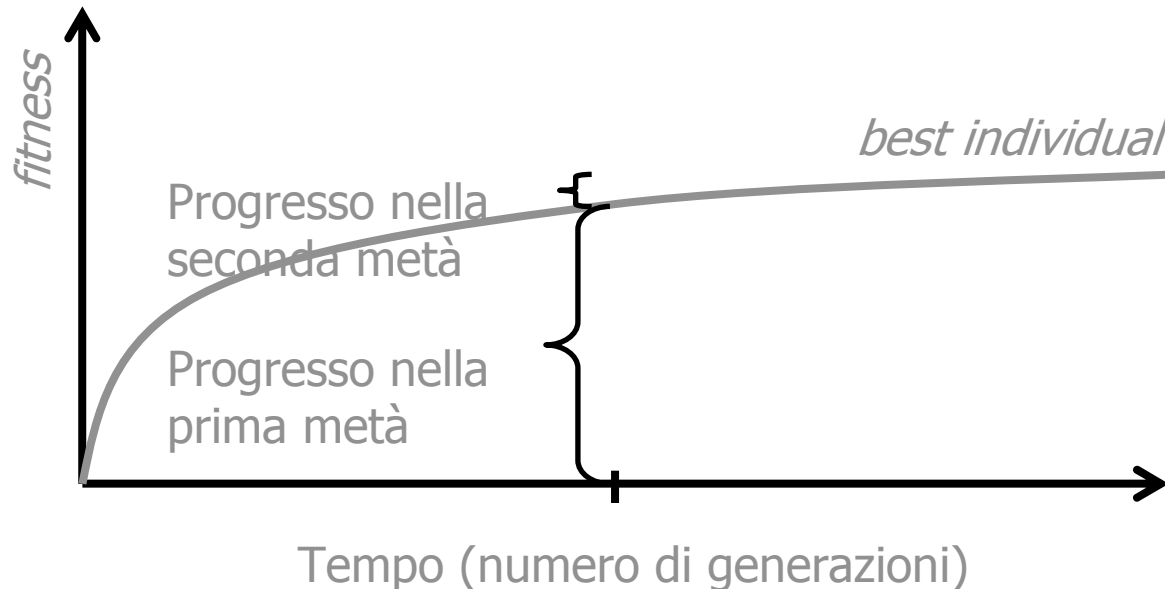


Tipico andamento del processo evolutivo



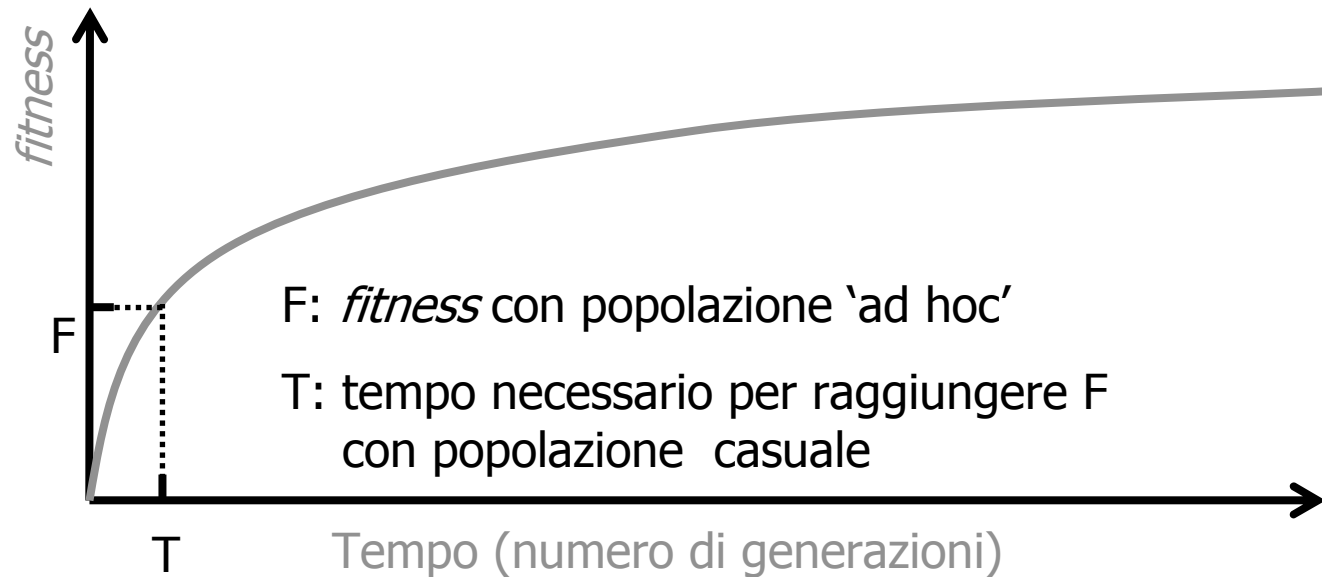
- L'effetto 'deriva' produce un miglioramento progressivo
 - *best fitness*, cioè del miglior individuo della generazione
 - migliora rapidamente
 - fitness media della generazione
 - migliora molto più lentamente
- Supervisione: fitness + criterio di terminazione
 - raramente, nella pratica, si ottiene un individuo ottimo

Condizioni di terminazione



- Quando non si trova un individuo ottimo
 - Attendere ulteriormente (aumento del numero di generazioni) non sempre porta miglioramenti significativi dei risultati

Popolazione iniziale



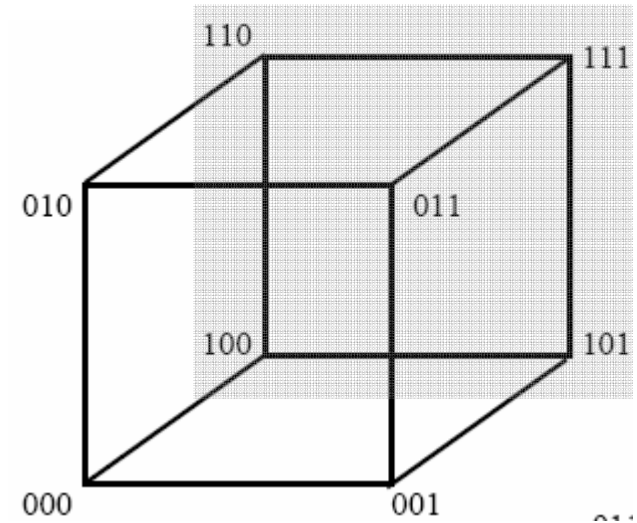
- In generale, la generazione *casuale* della popolazione iniziale è una buona scelta
 - L'iniziale miglioramento della fitness è rapido
 - Spesso lo sforzo di creare popolazioni iniziali più specifiche non è compensato da risultati apprezzabili

Varianti del calcolo evolutivo

- Rappresentazione degli individui
 - vettori di bit, di interi di numeri reali
 - grafi
 - alberi
 - dimensione fissa, limitata o variabile
- Operatori genetici
 - mutazione, crossover
 - operatori speciali (dipendenti dalla rappresentazione)
- Metodi di selezione
 - Roulette (fitness proportionate)
 - Tournament
- Processo evolutivo
 - Generation-based
 - Steady state
- Fitness
 - scalare
 - multi-valore (multi-obiettivo)

Come funziona: schemi e iperpiani

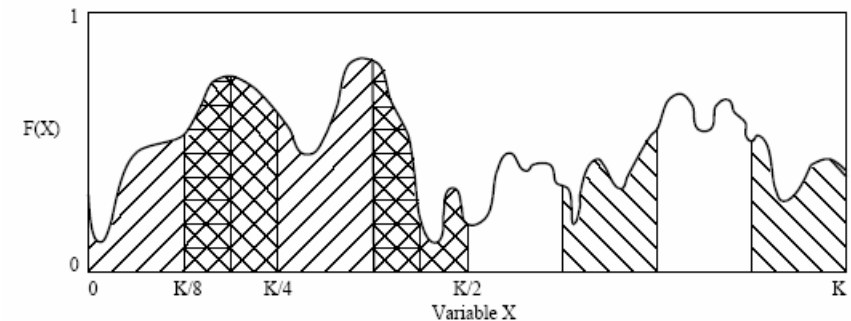
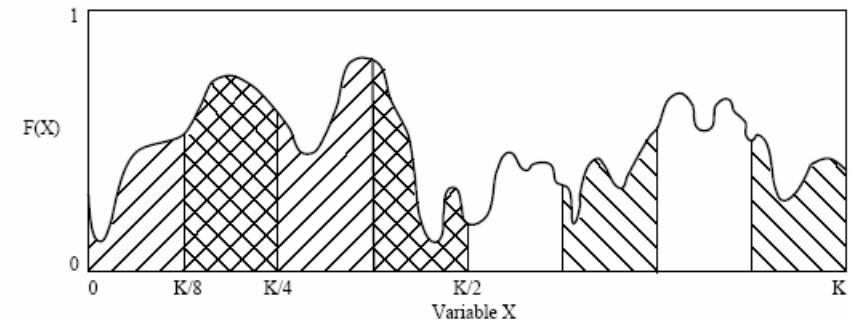
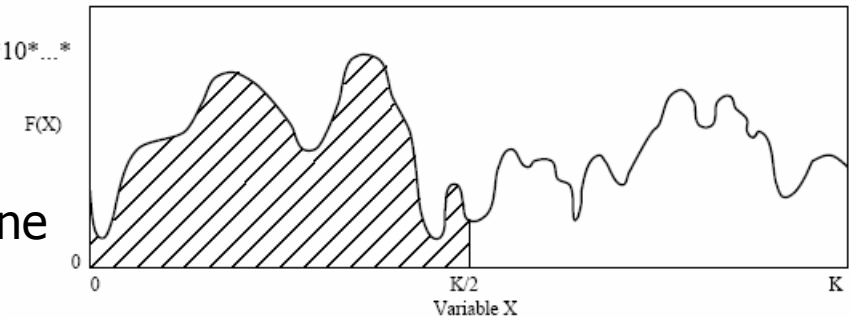
- Spazi di ricerca
 - Si consideri una popolazione di stringhe binarie di lunghezza tre
 - Lo spazio di ricerca (tutti i possibili individui) può essere rappresentato come un **cubo**
- **Schemi**
 - uno schema come "1**" descrive tutti gli individui aventi un 1 al primo posto
 - vale a dire, un piano del cubo
 - il piano complementare è "0**"
- Ordine degli schemi e generalizzazione
 - "1**" descrive un piano di ordine 1, mentre p.es. "*01" descrive un piano di ordine 2 (**ordine** = numero di bit definiti)
 - generalizzando, stringhe binarie di lunghezza qualsiasi corrispondono ad un **ipercubo** di pari dimensioni
 - ogni schema descrive un **iperpiano**



Schemi, campionamento e fitness



- Schemi e campionamento
 - Una popolazione contiene un campione di ciascuno schema
 - Si immagina che la ricerca avvenga su più iperpiani in parallelo
- Fitness di uno schema
 - E' il valor medio delle fitness del campione (i.e. tutti gli individui appartenenti all'iperpiano)
- Selezione
 - La strategia di selezione premia (con una maggiore presenza nel mating pool) i campioni a fitness più elevata



Campioni e selezione

- Esempio

Schemata and Fitness Values									
Schema	Mean	Count	Expect	Obs	Schema	Mean	Count	Expect	Obs
101*...*	1.70	2	3.4	3	*0**...*	0.991	11	10.9	9
111*...*	1.70	2	3.4	4	00**...*	0.967	6	5.8	4
1*1*...*	1.70	4	6.8	7	0***...*	0.933	12	11.2	10
01...*	1.38	5	6.9	6	011*...*	0.900	3	2.7	4
**1*...*	1.30	10	13.0	14	010*...*	0.900	3	2.7	2
11...*	1.22	5	6.1	8	01**...*	0.900	6	5.4	6
11**...*	1.175	4	4.7	6	0*0*...*	0.833	6	5.0	3
001*...*	1.166	3	3.5	3	*10*...*	0.800	5	4.0	4
1***...*	1.089	9	9.8	11	000*...*	0.767	3	2.3	1
0*1*...*	1.033	6	6.2	7	**0*...*	0.727	11	8.0	7
10**...*	1.020	5	5.1	5	*00*...*	0.667	6	4.0	3
*1**...*	1.010	10	10.1	12	110*...*	0.650	2	1.3	2
****...*	1.000	21	21.0	21	1*0*...*	0.600	5	3.0	4
					100*...*	0.566	3	1.70	2

- In generale

$$M(H, t + \textit{intermediate}) = M(H, t) \frac{f(H, t)}{\bar{f}}$$

$M(H, t)$ è la dimensione del campione dell'iperpiano H alla generazione t

$t + \textit{intermediate}$ è la selezione (mating pool)

$f(H, t)$ è la fitness media del campione di H alla generazione t

\bar{f} è la fitness media del campione

Crossover, mutazione e schemi

- Crossover e vulnerabilità degli schemi
 - Un crossover che ‘taglia a metà’ uno schema lo sconvolge
 - Schemi più lunghi sono quindi più vulnerabili
 - La **defining length** $\Delta(H)$ di uno schema è la distanza massima tra i bit definiti
 - $\Delta(H)$ di “**10****” è 2
 - $\Delta(H)$ di “**10*0**” è 4
 - $\Delta(H)$ di “1*10**0*” è 7
 - La probabilità che il crossover ‘tagli’ uno schema è quindi $p_c \frac{\Delta(H)}{L-1}$
 - dove L è la lunghezza degli individui e p_c la probabilità di occorrenza del crossover
- Mutazione e schemi
 - Detto $o(H)$ l’ordine dello schema H (il numero di bit predefiniti)
 - La probabilità che lo schema sopravviva intatto è $(1 - p_m)^{o(H)}$
 - dove p_m è la probabilità che uno dei bit definiti lo schema venga mutato (per comodità di definizione)

Schema Theorem (Holland, 1975)

- Probabilità e generazioni
 - Definita come $P(H,t)$ la frequenza relativa dei campioni di H nella generazione t (i.e. una probabilità)
 - Il teorema stabilisce una relazione tra $P(H,t)$ e $P(H,t + 1)$

Frequenza relativa alla generazione $t + 1$

$$P(H, t + 1) \geq P(H, t) \frac{f(H, t)}{\bar{f}} \left[1 - p_c \frac{\Delta(H)}{L - 1} \left(1 - P(H, t) \frac{f(H, t)}{\bar{f}} \right) \right] (1 - p_m)^{o(H)}$$

| Probabilità di sopravvivenza a crossover e mutazione
 | Proporzione attesa per la selezione
 | Frequenza relativa alla generazione t

Caratteristiche del calcolo evolutivo

- Processo evolutivo
 - Convergente (nel senso di crescita degli schemi a fitness più alta)
 - data una ragionevole scelta di p_c e p_m
 - Non c'è garanzia di convergenza verso un ottimo globale
 - Esistono risultati più precisi dello Schema Theorem
 - Ma nessuno comporta la convergenza ad una soluzione
 - Metodo di ottimizzazione
 - Approssimato: manca la garanzia di convergenza
 - *Anytime*: in qualsiasi momento si può ottenere una soluzione approssimata
 - Robusto: poco influenzato dai massimi locali
- Operatori genetici ed individui
 - Gli schemi **corti** e **compatti** 'sopravvivono' meglio
 - Minore probabilità di 'taglio' da parte del crossover
 - Minore probabilità di sconvolgimento da parte della mutazione
 - Gli schemi devono avere una lunghezza sufficiente
 - Che permetta loro di esprimere un carattere significativo