Intelligenza Artificiale II

Genetic Programming

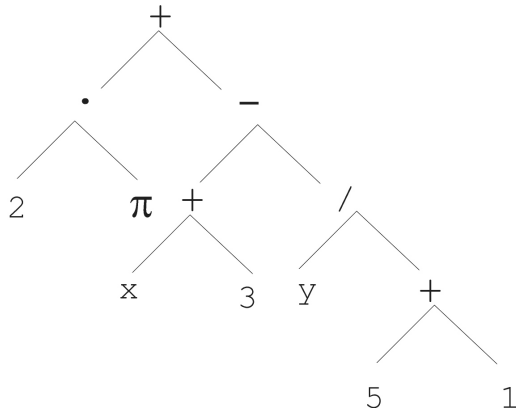
Introduzione

Marco Piastra

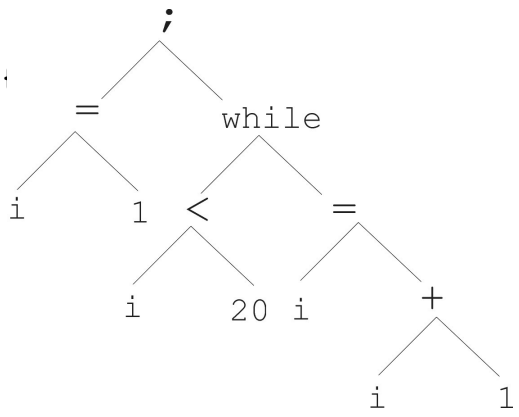
Strutture sintattiche e alberi

Qualsiasi cosa abbia una sintassi formale (una grammatica)
può essere rappresentata in forma di albero

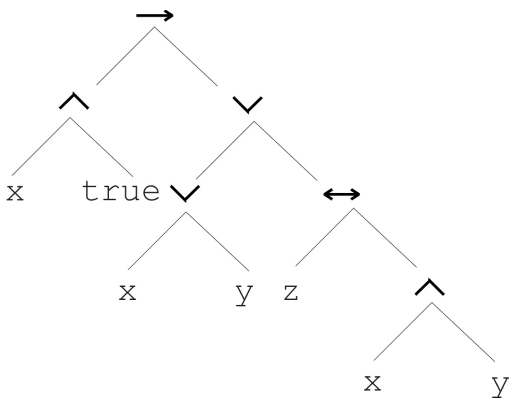
$$2 \cdot \pi + \left((x+3) - \frac{y}{5+1} \right)$$




```
i = 1;
while (i < 20) {
     i = i +1
}
```



(x ∧ z) → ((x ∨ y) ∨ (z ↔ (x ∧ y)))



Genetic Programming

- Una tecnica di calcolo evolutivo per le **strutture ad albero**

  Le strutture ad albero rappresentano *espressioni* in una *sintassi*

  Gli operatori genetici (*mutazione*, *ricombinazione*)
  agiscono direttamente sulle strutture ad albero

- Valutazione della *fitness*

  Le strutture ad albero hanno una *semantica operazionale*

  Descrivono operazioni da compiere

  p.es. il programma di controllo di un robot

  La valutazione della *fitness* è indiretta

  Si valuta la struttura ad albero

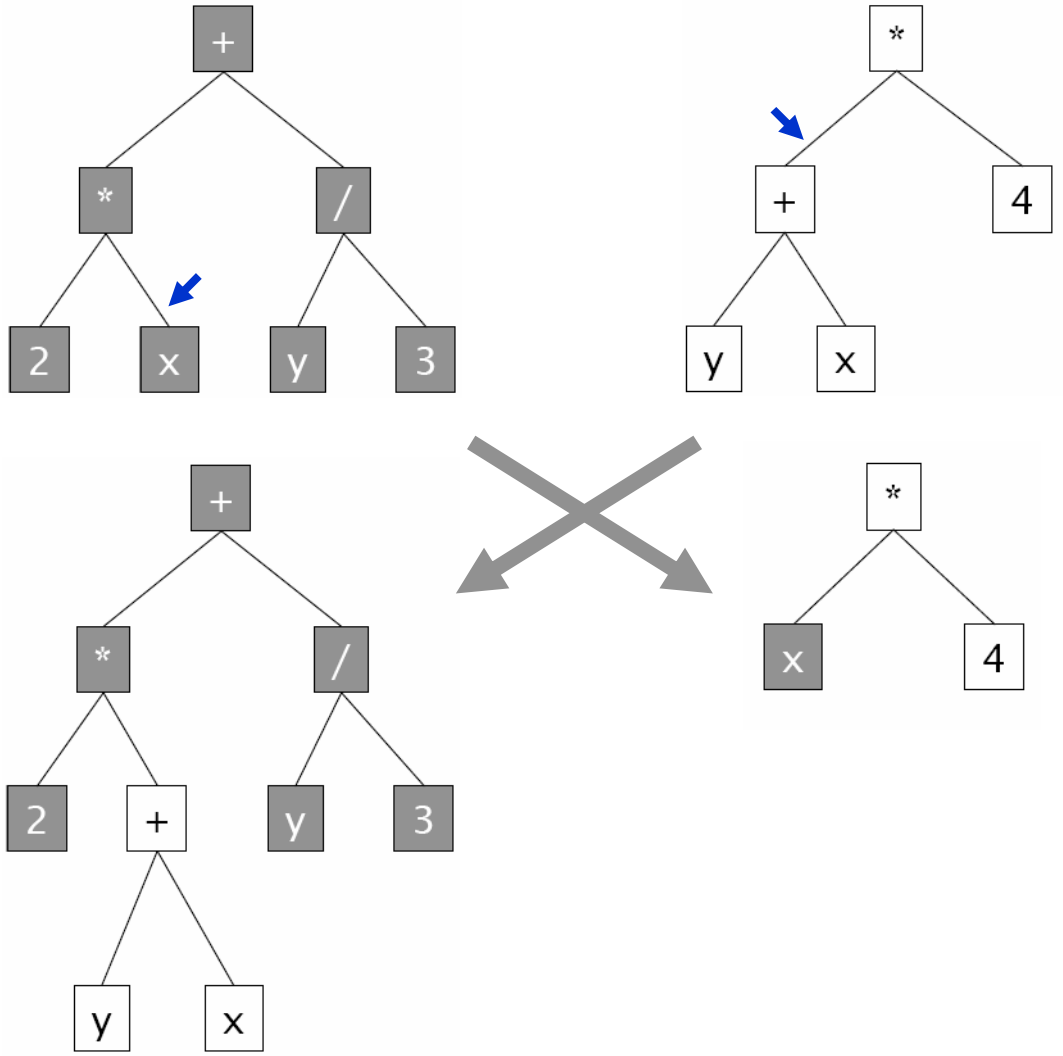
  La funzione di fitness si applica ai risultati della valutazione

- Lo spazio delle possibili soluzioni

  p.es. lo spazio delle espressioni aritmetiche
  o lo spazio dei programmi in un linguaggio di programmazione

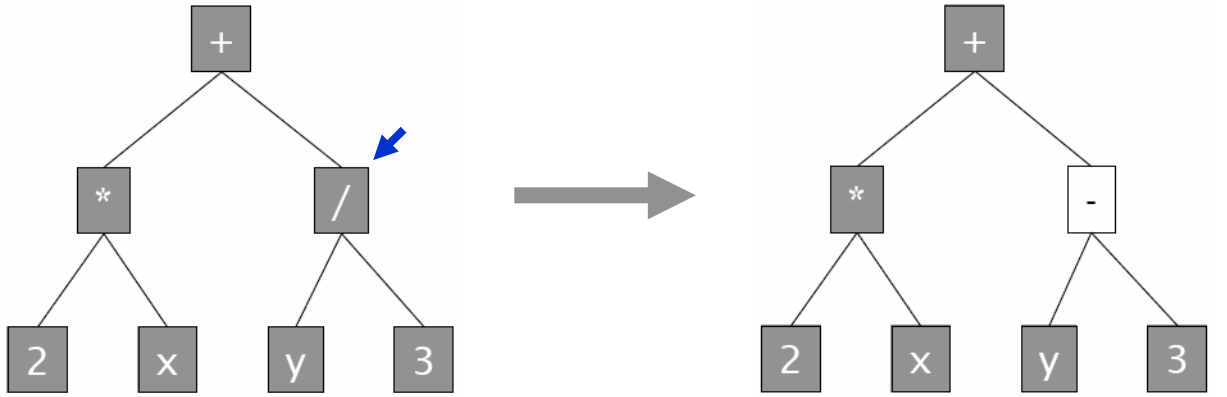
Operatori di ricombinazione

- Crossover
  - Selezione di due punti di taglio
  - Scambio dei sotto-alberi

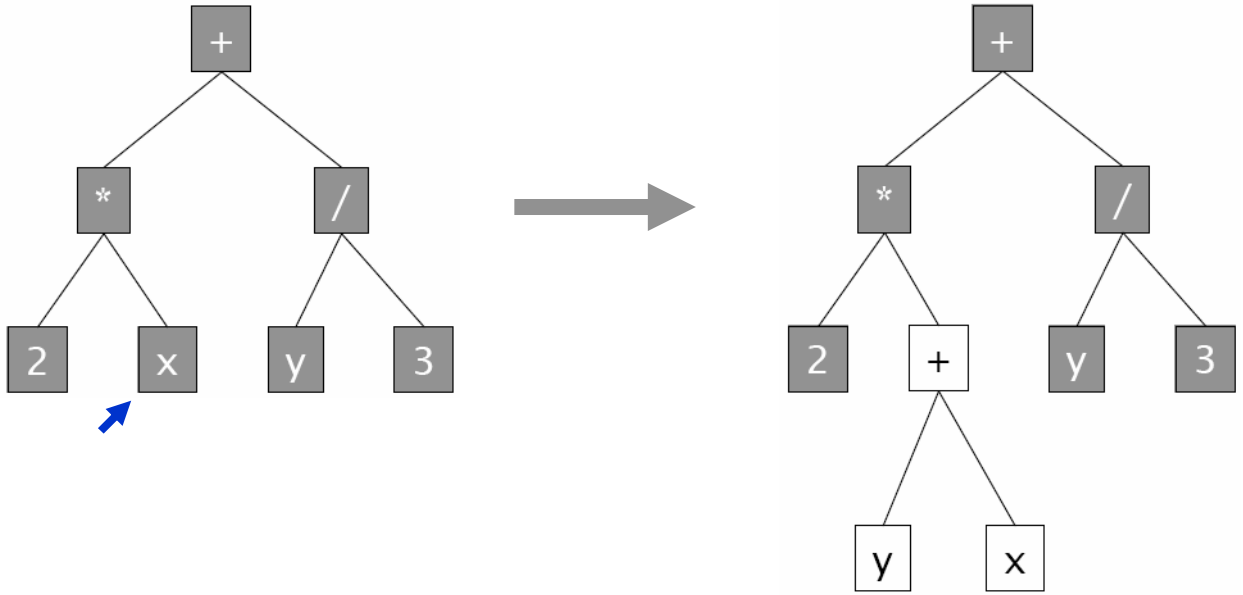


Operatori di mutazione

- Sostituzione
  - Selezione di un nodo
  - Alterazione del nodo



- Editing
  - Selezione di un nodo
  - Rimozione del sotto-albero
  - Generazione di un nuovo sotto-albero



Generazione di strutture ad albero

- Algoritmo di generazione
  - Due insiemi di simboli:
    - Simboli non teminali NT, con *arità* $\{+, -_{(2)}, *, /, -_{(1)}\}$
    - Simboli terminali T $\{x, y, z, \pi, \ldots\}$
  - Limite di profondità massima D_{max}
  - Si genera l'albero in modo incrementale
    - A partire dal nodo radice, scegliendo i nodi a caso in NT e T
- *Full method*
  - Ogni nodo a profondità < D_{max} è scelto in NT
  - Ogni nodo a profondità = D_{max} è scelto in T
- *Grow Method*
  - Ogni nodo a profondità < D_{max} è scelto in NT $\cup$ T
  - Ogni nodo a profondità = D_{max} è scelto in T
  - Gli alberi risultanti possono avere profondità < D_{max}

Strategie di generazione

- Popolazione iniziale
  - Strategia classica nel GP: *ramped half-and-half*
    - 50% di individui generati con il *Full Method*
    - 50% di individui generati con il *Grow Method*

- Sintassi semplici e limitazioni semantiche
  - L'algoritmo di generazione funziona solo per le sintassi **typeless**
    - A parte i limiti di profondità
    - Qualsiasi elemento di NT ∪ T può essere scelto ad ogni passo dell'algoritmo di generazione
    - Le operazioni devono essere protette (p.es. divisione per zero)
  - La maggior parte dei linguaggi di programmazione sono invece **strongly-typed** (p.es. C, C++, Java, SQL)

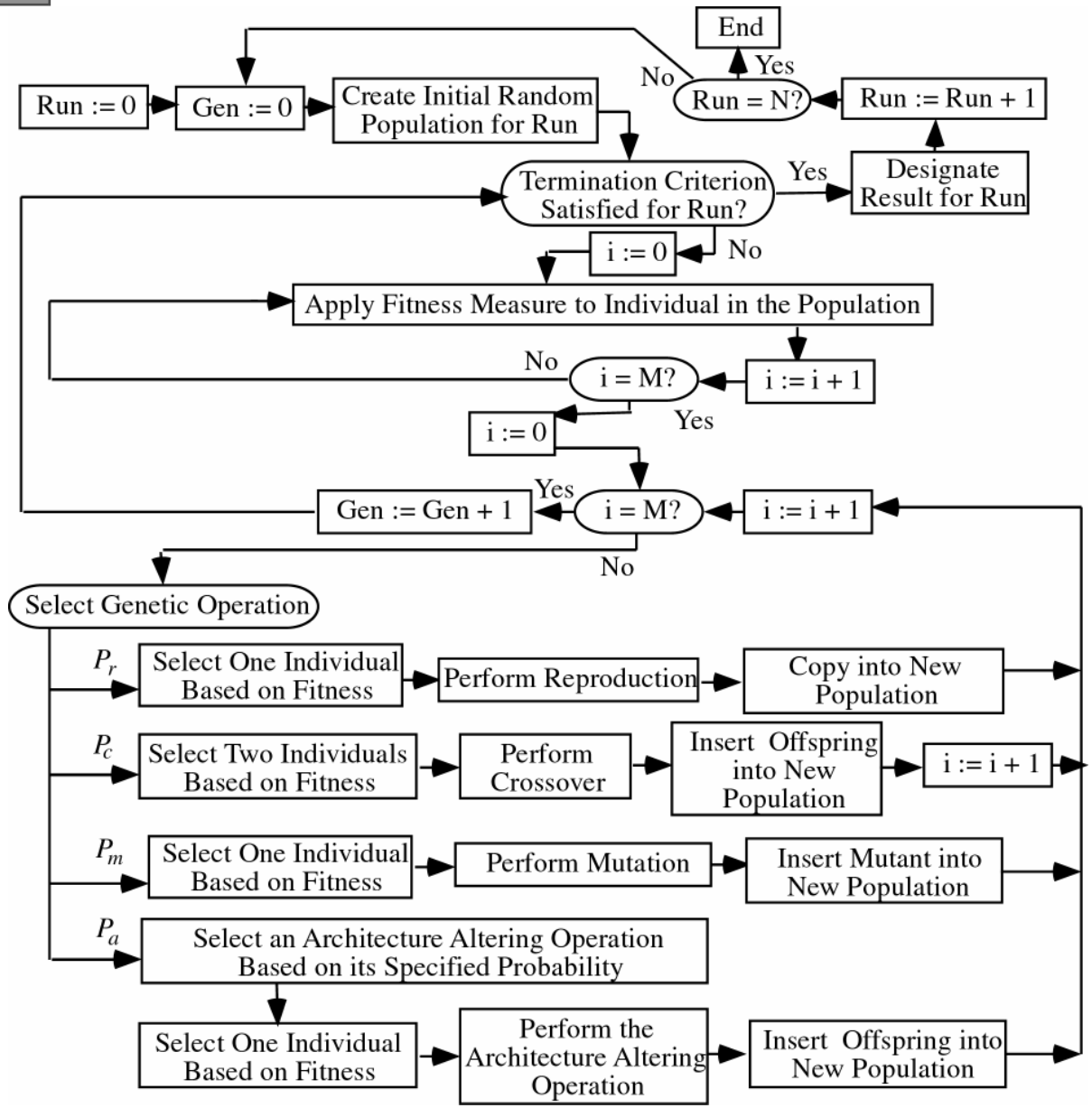
Selezione a torneo (*tournament*)

- Motivazione
  - I metodi *fitness proportionate* richiedono strutture dati di popolazione
    - Può essere scomodo su popolazioni vaste e/o distribuite
- Metodo generale
  - Si scelgono a caso *k* individui della popolazione
  - Tra i *k* individui, si sceglie quello a *fitness* più alta
- Controllo
  - Tramite il valore di *k* (finestra di selezione)
    - Per *k* = 1 la selezione è puramente casuale (la *fitness* non conta più)
    - Per *k* = dim(popolazione) la selezione non è più casuale
  - Maggiore il valore di k, maggiore è la pressione selettiva
    - Gli individui a minore fitness hanno probabilità minori di essere selezionati
  - Maggiore è la pressione selettiva, più breve è la durata della diversità
    - L'individuo migliore (della popolazione) prende il sopravvento
    - Un alto tasso di mutazione non può compensare questo effetto

Riproduzione ed elitismo

- Motivazione
  - Nei processi evolutivi generazionali, è pericoloso produrre nuove generazioni solo per mutazione e ricombinazione
    - Si rischia di perdere i risultati acquisiti
    - In quanto gli individui migliori potrebbero andar persi
- **Riproduzione**
  - Gli individui selezionati vengono copiati nella nuova generazione
  - Un operatore genetico 'degenere': non fa nulla
- **Elitismo**
  - Selezione non casuale dei migliori *n* individui e riproduzione
    - Si ha la certezza di non perdersi i migliori di ogni generazione
    - Usare con cautela: abbrevia la durata della diversità

Schema di flusso



Parametri di processo: esempio

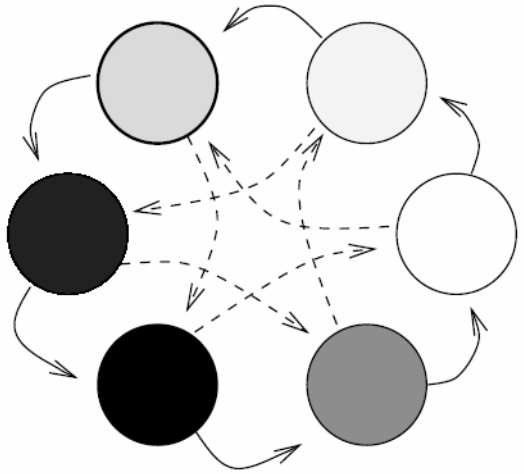
- Popolazione
  - Dimensione: da qualche decina a decine di migliaia
    - Dominante, in molti casi, è il costo di valutazione della *fitness*
    - Popolazioni molto ampie danno maggiori garanzie ma rallentano il processo
  - Profondità D_{max}: tipicamente 7 o 8 (dipende dal problema)
- Selezione operatori genetici
  - Riproduzione: $p = 0.1$
  - Crossover: $p = 0.7$
  - Mutazione: $p = 0.2$
    - La mutazione per *editing* è meno distruttiva
  - Elitismo: poche unità
- Pressione selettiva
  - Finestra di selezione k: tipicamente 5 su una popolazione di 1024

Evoluzione *steady-state*

- Principio di base
  - In un processo generazionale
    - Si hanno successive popolazioni (generazioni)
    - Prodotte iterativamente per selezione ed applicazione degli operatori genetici
  - In un processo **steady-state**
    - Si ha un'unica popolazione di dimensione costante
    - L'offspring prodotto ad ogni iterazione rimpiazza individui esistenti
    - Si usa una selezione 'inversa' per identificare gli individui da sostituire
      - Gli individui a fitness minore hanno maggiore probabilità di essere rimpiazzati

- Motivazione
  - Risparmio di memoria
  - Popolazione condivisa in un sistema di valutazione parallela
    - Diverse cpu eseguono il ciclo iterativo sulla stessa popolazione (database)

Evoluzione parallela: *island model*



- Island model
  - Diverse popolazioni (*island*)
    - Ciascuna (tipicamente) gestita da una singola CPU
    - Gli individui sono dello stesso tipo (con qualche possibile, limitata eccezione)
  - L'evoluzione avviene in modo indipendente su ciascuna *island*
  - Occasionalmente, si possono avere migrazioni tra *island*
    - Selezione degli individui
    - Comunicazione via code (asincrona)

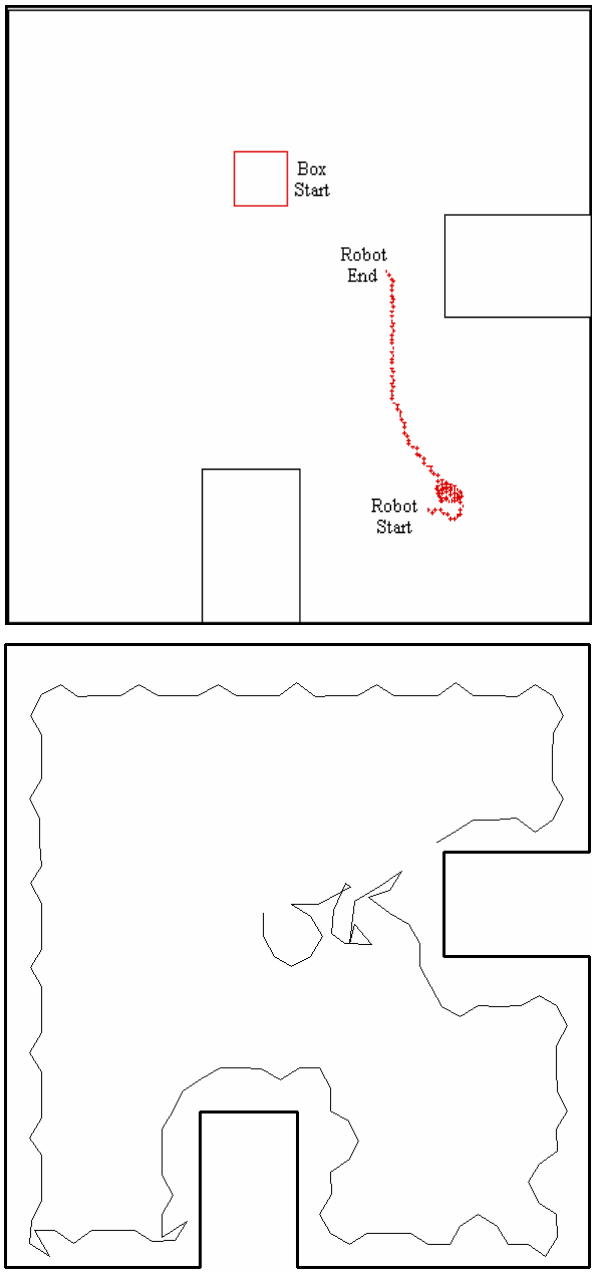
Metodi di ottimizzazione a confronto

- Metodi **deterministici**
  - Iterazioni successive con passi determinati in modo deterministico
  - Tipicamente si basano su proprietà della funzione da ottimizzare
    - i.e. derivabilità
  - Esempi:
    - simplesso, steepest descent (o hill climbing), gradiente coniugato, etc.

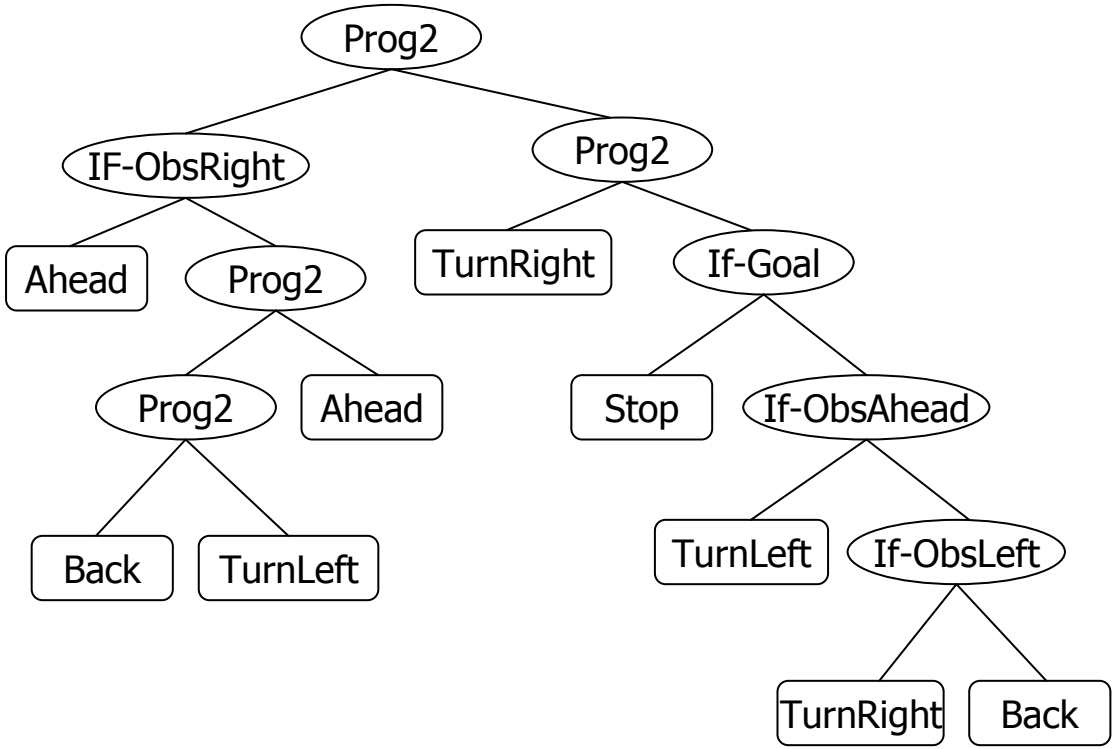
- Metodi **stocastici**
  - Iterazioni successive con passi determinati da processi aleatori
  - Tipicamente non si basano su proprietà della funzione da ottimizzare
    - si dicono anche metodi 'black-box'
  - Esempi:
    - calcolo evolutivo, simulated annealing, stochastic gradient, random search

Esempio: robot

- Un robot che si muove in un ambiente
  - L'obiettivo è evitare gli ostacoli
  - La logica di controllo utilizza un ciclo *sense-eval-act*:
    - Lettura dei sensori (*sense*)
    - Valuta le informazioni (*eval*)
    - Comandi agli attuatori (act)
  - L'obiettivo dell'evoluzione è una logica di controllo
    - Esplorazione efficace e completa
    - Senza urtare gli ostacoli
  - La *fitness* valuta il comportamento
    - + Area esplorata, – Collisioni
    - La valutazione della fitness prende tempo …



Robot: tipico individuo



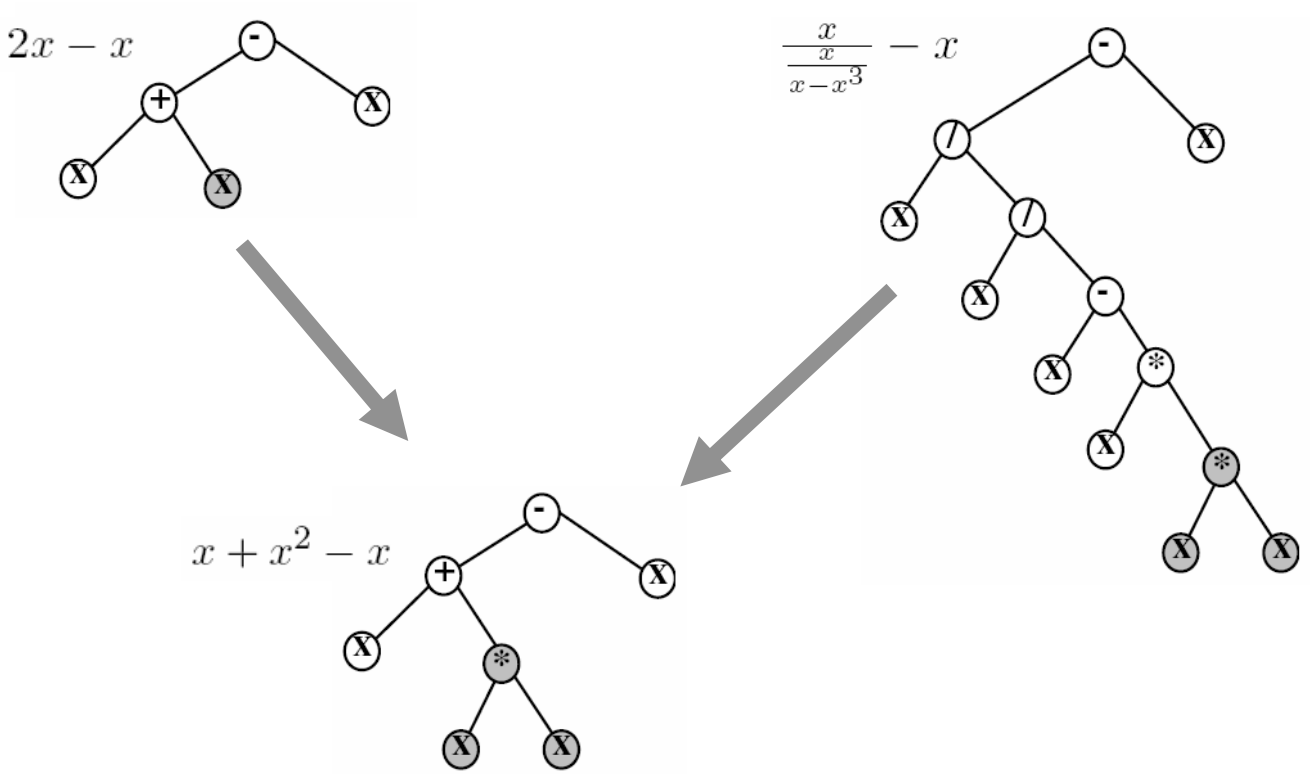
Robot: osservazioni

- I nodi dell'albero sono *typeless*
  - Questo facilita la generazione incrementale
- Non c'è passaggio di valori
  - La struttura dei nodi descrive solo il flusso dell'esecuzione
  - I sotto-alberi non passano un valore alla loro radice
- Non si usa memoria
  - Ogni ciclo sense-eval-act è un episodio indipendente
- Problemi per l'estensione
  - Il passaggio dei valori tende a introdurre la gestione dei *tipi*
    - Si consideri il caso: IF <sense> THEN <eval> ELSE <act>
  - La gestione della memoria può non essere semplice
    - Si può incorporare nei nodi …

Esempio: symbolic regression

- Identificare l'espressione analitica di una funzione

  p.es $x + x^2 - x$



Symbolic regression: osservazioni

- I nodi dell'albero hanno un tipo
  - un valore reale (i.e. float o double)
  - identico per tutti i nodi (costanti, variabili operatori)
- La valutazione implica il passaggio di valori
  - I valori si propagano 'bottom-up'
  - I sotto-alberi passano un valore alla loro radice
- Non si usa memoria
- Cruciale è il metodo di valutazione della fitness