



Intelligenza Artificiale

Università di Verona
Imbriani Paolo -VR500437
Professor Alessandro Farinelli

October 13, 2025

Contents

1	Introduzione	3
1.1	Machine Learning	3
1.2	Agenti intelligenti	4
2	Risolvere problemi con la ricerca	4
2.1	Agents and enviroments	4
2.1.1	Multi-robot Patrolling	5
2.2	Tipi di ambiente	6
2.3	Problem Solving Agents	7
2.3.1	Tree Search Algorithm	7
2.4	Strategie di ricerca	8
2.4.1	Stati ripetuti	9
2.5	Ricerca non informata	9
2.5.1	Breadth-first search	9
2.5.2	Uniform-cost search	10
2.5.3	Depth-first search	10
2.5.4	Iterative deepening search	11
2.6	Ricerca informata	13
2.6.1	Best-first search	13
2.6.2	Greedy best-first search	13
2.6.3	A* search	14

1 Introduzione

Alle origini dell'intelligenza artificiale vi è un bisogno diverso da quello che abbiamo oggi. Alan Turing, negli anni 50 si era chiesto se le macchine potessero pensare, creando un test famoso ancora ora come "test di Turing" dove un interrogatore umano si deve interfacciare con un umano e una macchina e doveva capire chi dei due fosse chi. Nel 1956 ci fu uno studio fatto da il progetto di ricerca di Dartmouth, che aveva l'intento di risolvere compiti che richiedeva l'intelligenza di una persona attraverso una macchina, comprendendo che le *anche le macchine possono imparare*. La definizione più "accettata" di Intelligenza Artificiale è quella dove viene vista come una complessa e affascinante *disciplina* che studia come simulare l'intelligenza in scenari complessi usando come strumenti agenti autonomi per delle task ripetitive, sporche e pericolose che sfruttano l'analisi dei dati (predizione e classificazione).

🔖 Definizione 1.1

L'intelligenza artificiale è una disciplina che studia come **simulare** l'intelligenza umana in scenari complessi.

Bisogna distinguere machine learning e programmazione:

- **Programmazione:** macchine programmate per ogni task che devono eseguire (il concetto chiave è il **programma**)
- **Machine Learning:** insegnare alla macchina (attraverso esempi) come risolvere task più complesse (il concetto chiave è il **modello**)

1.1 Machine Learning

L'idea di far apprendere una macchina si possono dividere in tre paradigmi contraddisti:

- Unsupervised learning
- Supervised learning
- Reinforcement learning

Esistono poi i trasformatori, che sono modelli di machine learning probabilistici che si basano sul concetto di attenzione, che sono alla base di modelli come GPT. Il concetto dell'attenzione è quello di dare più importanza ad alcune parole rispetto ad altre in un contesto, per esempio in una frase. La potenza di questi trasformatori è che riescono a fare un'analisi del contesto molto più profonda rispetto ai modelli precedenti, permettendo di fare analisi di immagini come per esempio riconoscere oggetti in un'immagine o riconoscere dove è presente l'acqua all'interno di una foto.

1.2 Agenti intelligenti

Un agente intelligente è un'entità che percepisce il suo ambiente attraverso dei sensori e agisce su di esso attraverso degli attuatori.

- Percepisce l'ambiente attraverso dei **sensori**
- Agisce sull'ambiente attraverso degli **attuatori**
- Ha un **obiettivo** da raggiungere

Come dovrebbe comportarsi un agente intelligente?

- **Razionale**: agisce per massimizzare il raggiungimento dell'obiettivo
- **Performance measure**: misura di quanto bene l'agente sta raggiungendo l'obiettivo

Quando vogliamo ragionare sul Reinforcement Learning, è utile usare il *Markov Decision Process*.

📌 Definizione 1.2

Un **Markov Decision Process (MDP)** è una tupla (S, A, P, R) dove:

- S è un insieme di stati
- A è un insieme di azioni
- $P(s'|s, a)$ è la probabilità di transizione dallo stato s allo stato s' eseguendo l'azione a
- $R(s, a, s')$ è la ricompensa ottenuta eseguendo l'azione a nello stato s e transizionando nello stato s'

Poi si ha la *policy* che è una funzione che mappa uno stato in un'azione.

2 Risolvere problemi con la ricerca

2.1 Agents and environments

Gli agenti includono umani, robot, softbot, termostati, ecc. La funzione agente mappa la storia delle percezioni in azioni.

$$f : \mathcal{P}^* \mapsto A$$

Il *programma dell'agente* viene eseguito su un'architettura fisica che produce f .

Esempio 2.1

Immaginiamo di avere un agente aspirapolvere che percepisce il luogo e i suoi contenuti.

- **Percezioni:** bump, Dirty e location (A o B)
- **Azioni:** left, right, suck, noOp

un esempio di sequenza percepita potrebbe essere:

$(A, Dirty), Suck, (A, Dirty), Suck, (A, Clean), Right$

$(B, Dirty), Suck, (B, Clean), Left, (A, Clean), NoOp$

Cosa fa la funzione *Right*? Può essere implementata in un piccolo programma agente? Se un agente ha $|P|$ possibili percezioni, quante "entries" avrà la tabella della funzione agente dopo T time steps?

$$\sum_{t=1}^T |P|^t$$

L'obiettivo dell'IA è quello di progettare **piccoli** programmi agenti che permettono di rappresentare grandi funzioni agenti.

```
function Reflex-Vacuum-Agent([location,status]) returns an action
  if status = dirty then return suck
  else if location = A then return right
  else if location = B then return left
```

2.1.1 Multi-robot Patrolling

Esempio 2.2

Considerate il seguente ambiente:

- Tre stanze (A,B,C) e due robot (r_1, r_2)
- r_1 può pattugliare A e B, r_2 può pattugliare B e C
- r_1 inizia da A e r_2 inizia da C
- Il tempo di viaggio tra le stanze è 0
- Performance Measure: minimizzare il tempo medio di inattività tra le stanze
- Media di inattività: somma degli intervalli nella quale la stanza non è stata visitata da nessun robot

- Quale potrebbe essere un comportamento razionale di questo ambiente?

Quello che succede in maniera ragionevole è la seguente, dove S è la tupla in cui i robot sono posizionati: TODO

Nei diversi casi si ha che il miglior modo per fare girare i robot è quello di farli muovere alternando chi entra nella stanza B minimizzando anche la varianza nelle varie stanze perché dobbiamo stare attenti a non penalizzare troppo una stanza.

2.2 Tipi di ambiente

Il tipo di ambiente determina la progettazione di un agente? Nel mondo reale è ovviamente parzialmente visibile, stocastico, sequenziale, dinamico, continuo, multi-agente.

- **Completamente osservabile vs parzialmente osservabile:** un agente ha accesso completo allo stato dell'ambiente in ogni istante di tempo?
- **Deterministico vs stocastico:** il prossimo stato dell'ambiente è completamente determinato dallo stato corrente e dall'azione eseguita dall'agente?
- **Episodico vs sequenziale:** l'esperienza dell'agente è divisa in episodi indipendenti?
- **Statico vs dinamico:** l'ambiente può cambiare mentre l'agente sta pensando?
- **Discreto vs continuo:** il numero di stati, percezioni e azioni è finito o infinito?
- **Singolo agente vs multi-agente:** l'agente agisce da solo o ci sono altri agenti che possono influenzare l'ambiente?

	Crosswords	Robo-selector	Poker	Taxi
Osservabile	Sì	Parziale	Parziale	Parziale
Deterministico	Sì	No	No	No
Episodico	No	Sì	No	No
Statico	Sì	No	Sì	No
Discreto	Sì	No	Sì	No
Singolo agente	Sì	Sì	No	No

- Se il problema è deterministico e completamente osservabile, è un **single-state problem**
- Se il problema non è osservabile, è un **conformant problem**
- Se il problema è non deterministico o parzialmente osservabile, è un **contingency problem**
- Quando non conosco lo spazio degli stati è un **exploration problem**

2.3 Problem Solving Agents

Una forma ristretta di agente generale sono i: **Goal Based Agent**

- Formula un goal e un problema partendo dallo stato corrente
- Cerco una soluzione a questo problema
- Eseguo la soluzione ignorando le percezioni

Notiamo che questo si chiama anche offline problem; la soluzione viene eseguita ad "occhi chiusi".

```
function Simple-Problem-Solving-Agent(percept) returns an action
  static: solution, state, problem, action
  state <- Update-State(state, percept)
  if seq is empty then
    goal <- Formulate-Goal(state)
    problem <- Formulate-Problem(state, goal)
    seq <- Search(problem)
  action <- First(seq)
  seq <- Rest(seq)
  return action
```

Esempio 2.3 (Vacanze in Romania)

In viaggio in Romania, se attualmente ad Arad. Il viaggio parte domani da Bucharest.

- **Formulate Goal:** essere a Bucharest
- **Formulate Problem:** stati: varie città, azioni: guidare tra le città
- **Search:** trovare una sequenza di azioni che portano da Arad a Bucharest
- **Esempio di Soluzione:** Arad, Sibiu, Fagaras, Bucharest

2.3.1 Tree Search Algorithm

Idea base: offline, esplorazione simulata di spazio di stati, generando successori di stati già esplorati.

```
function Tree-Search(problem) returns a solution, or failure
  initialize the frontier using the initial state of problem
  loop do
    if the frontier is empty then return failure
    node <- Pop an element from the frontier
    if problem.GOAL-TEST(node.STATE) then return SOLUTION(node)
```

```
    expand node, adding the resulting nodes to the frontier
end
```

✚ Definizione 2.1

Uno **stato** è una rappresentazione di una configurazione fisica.

✚ Definizione 2.2

Un **nodo** è una struttura dati che contiene:

- uno stato
- un puntatore al nodo genitore
- l'azione che ha generato lo stato
- il costo del cammino dal nodo radice a questo nodo

Gli stati non hanno parenti, azioni, figli, costi e profondità!

```
function Expand(node, problem) returns a set of nodes
  successors <- an empty list
  for each action in problem.ACTIONS(node.STATE) do
    child <- CHILD-NODE(problem, node, action)
    add child to successors
  return successors
```

2.4 Strategie di ricerca

Una strategia è definita dal scegliere l'ordine dei nodi di espansione. Strategie vengono valutate insieme alle seguenti metriche:

- Completezza: la strategia trova una soluzione se esiste
- Tempo: tempo di esecuzione della strategia
- Spazio: memoria usata dalla strategia
- Optimalità: la strategia trova la soluzione ottima?

Tempo e spazio sono misurati in termini di:

- b branching factor (numero massimo di figli per nodo)
- d profondità della soluzione più superficiale
- m profondità massima dell'albero di ricerca (potrebbe essere infinito)

2.4.1 Stati ripetuti

Fallire nel riconoscere stati ripetuti può trasformare un problema lineare in un problema esponenziale. Bisogna quindi mantenere una lista di stati già visitati e non espandere nodi che portano a stati già visitati:

```
1 function Graph-Search( problem, frontier) returns a solution, or failure
2   explored <- an empty set
3   frontier <- Insert(Make-Node(problem.Initial-State))
4   while not IsEmpty(frontier) do
5     node <- Pop(frontier)
6     if problem.Goal-Test(node.State) then return node
7     if node.State is not in explored then
8       add node.State to explored
9       frontier <- InsertAll(Expand(node, problem))
10    end if
11  end loop
12  return failure
```

2.5 Ricerca non informata

Gli algoritmi di ricerca non informata utilizzano soltanto i dati disponibili nella definizione del problema e i principali sono:

- Breadth-first search
- Uniform-cost search (Dijkstra)
- Depth-first search
- Depth-limited search
- Iterative deepening search

2.5.1 Breadth-first search

Questo algoritmo espande il nodo non esplorato più superficiale, cioè il nodo più vicino alla radice. Utilizza una coda FIFO per la frontiera e i nuovi successori vengono aggiunti alla fine della coda.

```
1 function BFS( problem) returns a solution, or failure
2   node <- node with State=problem.Initial-State, Path-Cost=0
3   if problem.Goal-Test(node.State) then return node
4   explored <- empty set frontier <- FIFO queue with node as the only element
5   loop do
6     if frontier is empty then return failure
7     node <- Pop(frontier)
8     add node.State to explored
9     for each action in problem.Actions(node.State) do
```

```

10     child <- Child-Node(problem,node,action)
11     if child.State is not in (explored or frontier) then
12         if problem.Goal-Test(child.State) then return child
13         frontier <- Insert(child)
14     end if
15 end for
16 end loop

```

Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** Sì, soltanto se b è finito, cioè se il branching factor è limitato
- **Complessità di tempo:** $b + b^2 + b^3 + \dots + b^d = O(b^d)$
- **Complessità di spazio:** $O(b^d)$, perchè bisogna memorizzare tutti i nodi generati
- **Ottimale:** Sì, soltanto se il costo delle azioni è uniforme

2.5.2 Uniform-cost search

Questo algoritmo espande il nodo non esplorato con il **costo del percorso più basso**. La frontiera è una coda di priorità ordinata in base al costo del percorso. Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** Sì, se il costo minimo delle azioni $\geq \varepsilon$ (con piccola ma $\varepsilon > 0$)
- **Complessità di tempo:** Numero di nodi $g \leq$ del costo del percorso ottimale C^* . $O(b^{1+\lceil C^*/\varepsilon \rceil})$
- **Complessità di spazio:** $O(b^{1+\lceil C^*/\varepsilon \rceil})$
- **Ottimale:** Sì perchè i nodi vengono espansi in ordine di costo del percorso

Ci sono due modifiche principali rispetto alla BFS che garantiscono l'ottimalità:

1. Il goal test viene fatto quando il nodo viene estratto dalla frontiera, non quando viene generato. (Questo elemento spiega il +1 nella complessità)
2. Controllare se un nodo generato è già presente nella frontiera con un costo più alto e in tal caso sostituirlo con il nuovo nodo a costo più basso

2.5.3 Depth-first search

Questo algoritmo espande il nodo non esplorato più profondo, cioè il nodo più lontano dalla radice. Utilizza una pila LIFO per la frontiera e i nuovi successori vengono aggiunti all'inizio. Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** No, perchè può rimanere bloccata in un ramo infinito, a meno che l'albero di ricerca non abbia una profondità limitata. Si potrebbero evitare loop modificando l'algoritmo per evitare stati ripetuti sul percorso corrente

- **Complessità di tempo:** $O(b^m)$, dove m è la profondità massima dell'albero di ricerca
- **Complessità di spazio:** $O(bm)$, bisogna memorizzare soltanto il percorso corrente e i nodi fratelli
- **Ottimale:** No, perchè non garantisce di trovare la soluzione migliore

2.5.4 Iterative deepening search

Questo algoritmo combina i vantaggi della BFS e della DFS. Esegue una serie di ricerche in profondità limitata, aumentando progressivamente il limite di profondità fino a trovare una soluzione.

```

1 # Depth-Limited Search
2 function DLS(problem, limit) returns soln/fail/cutoff
3   R-DLS(Make-Node(problem.Initial-State), problem, limit)
4
5
6 function R-DLS(node, problem, limit) returns soln/fail/cutoff
7   if problem.Goal-Test(node.State) then return node
8   else if limit = 0 then return cutoff # raggiunta la profondità massima
9   else
10    # flag: c'e' stato un cutoff in uno dei sottoalberi?
11    cutoff-occurred? <- false
12    for each action in problem.Actions(node.State) do
13      child <- Child-Node(problem, node, action)
14      result <- R-DLS(child, problem, limit-1)
15      if result = cutoff then cutoff-occurred? <- true
16      else if result ≠ failure then return result
17    end for
18    if cutoff-occurred? then return cutoff else return failure
19  end else
20
21 # Iterative Deepening Search
22 function IDS(problem) returns a solution
23   inputs: problem, a problem
24   for depth <- 0 to infinity do
25     result <- DLS(problem, depth)
26     if result ≠ failure then return result
27   end

```

Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** Sì
- **Complessità di tempo:** $db^1 + (d-1)b^2 + \dots + b^d = O(b^d)$
- **Complessità di spazio:** $O(bd)$
- **Ottimale:** Sì, se il costo delle azioni è uniforme

Esempio 2.4

Assumi:

1. Un albero di ricerca ben bilanciato, tutti i nodi hanno lo stesso numero di figli
2. Il goal state è l'ultimo che viene espanso nel suo livello (il più a destra)
3. Se il branching factor è 3, la soluzione più superficiale è a profondità 3 (la radice è a profondità 0) e si utilizza la ricerca in ampiezza quanti nodi vengono generati?
4. Se il branching factor è 3, la soluzione più superficiale è a profondità 3 (la radice è a profondità 0) e si utilizza la iterative deepening quanti nodi vengono generati?

Esempio 2.5

Un uomo ha un lupo, una pecora e un cavolo. L'uomo è sulla riva di un fiume con una barca che può trasportare solo lui e un altro oggetto. Il lupo mangia la pecora e la pecora mangia il cavolo, quindi non può lasciarli insieme da soli.

1. Formalizza il problema come un problema di ricerca
2. Usa BFS per risolvere il problema

Soluzione:

Formalizziamo gli stati come una tupla:

$$\langle W, S, C, M, B \rangle$$

dove:

- W : posizione del lupo
- S : posizione della pecora
- C : posizione del cavolo
- M : posizione dell'uomo
- B : stato della barca

La posizione può essere 0 (left) o 1 (right).

Lo stato iniziale è:

$$\langle 0, 0, 0, 0, 0 \rangle$$

Lo stato obiettivo è:

$$\langle 1, 1, 1, 1, 1 \rangle$$

Le azioni possibili sono:

- Porta il lupo (CW)
- Porta la pecora (CS)
- Porta il cavolo (CC)
- Porta niente (CN)

Operatore	Precondizione	Funzione
CW	$M = B, M = W, S \neq C$	$\langle W, S, C, M, B \rangle \mapsto \langle \bar{W}, S, C, \bar{M}, \bar{B} \rangle$
CS	$M = B, M = S$	$\langle W, S, C, M, B \rangle \mapsto \langle W, \bar{S}, C, \bar{M}, \bar{B} \rangle$
CC	$M = B, M = C, W \neq S$	$\langle W, S, C, M, B \rangle \mapsto \langle W, S, \bar{C}, \bar{M}, \bar{B} \rangle$
CN	$M = B$	$\langle W, S, C, M, B \rangle \mapsto \langle W, S, C, \bar{M}, \bar{B} \rangle$

Notiamo che in tutte le precondizioni c'è $M = B$ perchè l'uomo deve essere sempre con la barca, quindi si possono unire i due stati in uno solo M .

2.6 Ricerca informata

Gli algoritmi di ricerca informata utilizzano informazioni aggiuntive (euristiche) per guidare la ricerca verso la soluzione in modo più efficiente.

2.6.1 Best-first search

Questo algoritmo usa una **funzione di valutazione** per ogni nodo che stima la "desiderabilità". La frontiera è una coda ordinata in ordine decrescente di desiderabilità. A seconda di come viene definita la desiderabilità si ottengono diversi algoritmi:

- Greedy best-first search
- A*

2.6.2 Greedy best-first search

Questo algoritmo espande il nodo che sembra essere il più vicino alla soluzione secondo una funzione di valutazione euristica $h(n)$ che stima il costo rimanente per raggiungere l'obiettivo da un nodo n .

Esempio 2.6

In una mappa di una città, la funzione di valutazione potrebbe essere la distanza in linea d'aria dal nodo corrente alla destinazione. In questo modo, l'algoritmo esplora prima

i nodi che sembrano più vicini alla destinazione, riducendo il numero di nodi esplorati rispetto a una ricerca non informata.

Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** No, perchè può rimanere bloccata in un ciclo infinito. È completo se lo spazio di ricerca è finito e ci sono controlli per evitare stati ripetuti
- **Complessità di tempo:** $O(b^m)$ nel peggiore dei casi, ma può essere molto più veloce con una buona euristica
- **Complessità di spazio:** $O(b^m)$, bisogna memorizzare tutti i nodi generati
- **Ottimale:** No

2.6.3 A* search

Questo algoritmo evita di espandere cammini che sono già molto costosi e ha come funzione di valutazione:

$$f(n) = g(n) + h(n)$$

dove:

- $g(n)$: costo del percorso dal nodo iniziale a n
- $h(n)$: stima del costo rimanente per raggiungere l'obiettivo da n
- $f(n)$: stima del costo totale del percorso passando per n

L'euristica, per poter garantire l'ottimalità, deve essere **ammissibile**, cioè per ogni nodo la stima di quel nodo deve essere minore o uguale del vero costo per arrivare all'obiettivo, quindi non deve **sovrastimare** il costo rimanente:

$$h(n) \leq h^*(n) \quad h(n) \geq 0 \rightarrow h(G) = 0$$

dove $h^*(n)$ è il costo effettivo del percorso da n .

Teorema 2.6.1

Per A* l'euristica ammissibile implica l'ottimalità

Questo tipo di ricerca è:

- **Completa:** Sì, tranne se ci sono nodi infiniti con $f \leq f(G)$
- **Complessità di tempo:** Esponenziale in errore relativo in $h \times$ lunghezza del numero di passi della soluzione ottimale. (Se l'euristica è buona, la complessità sarà molto più bassa)

- **Complessità di spazio:** $O(b^d)$, bisogna memorizzare tutti i nodi generati
- **Ottimale:** Sì, se l'euristica è ammissibile e consistente