

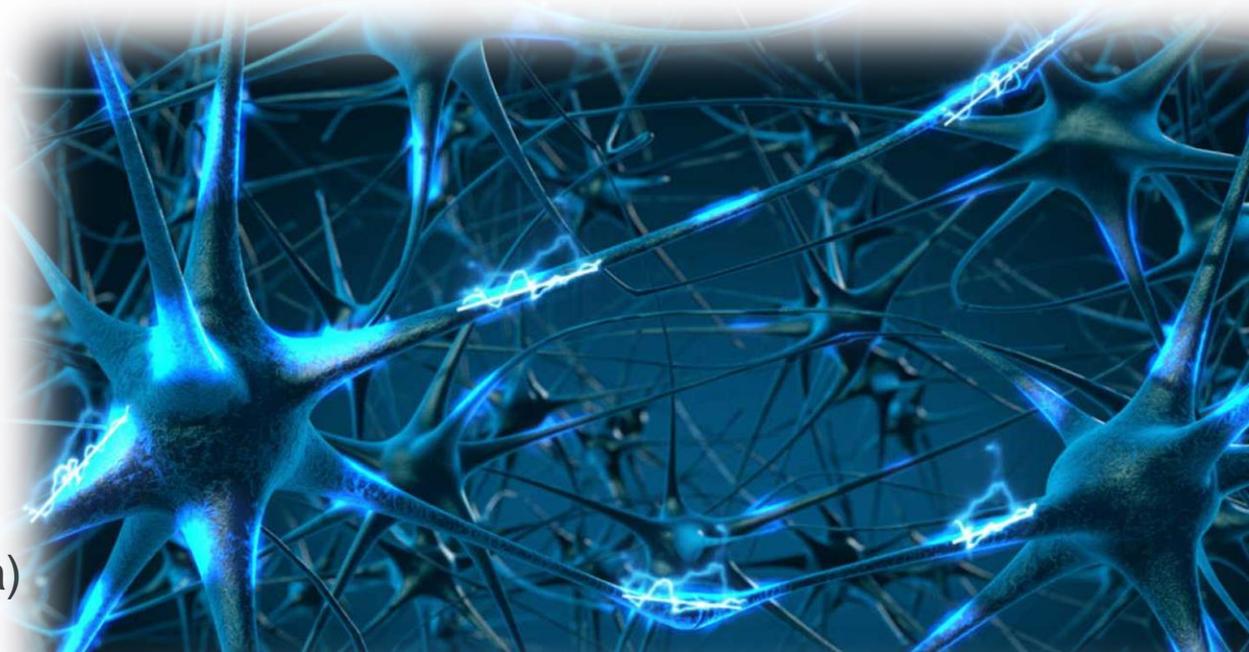
INTELLIGENZA ARTIFICIALE

ALGORITMI AVANZATI DI RICERCA ()*

Corsi di Laurea in Informatica, Ing. Gestionale, Ing. Informatica,
Ing. di Internet
(a.a. 2024-2025)

Roberto Basili

(*) alcune *slides* sono di
Maria Simi (Univ. Pisa)



Overview

- Local Search (4.1.1, 4.1.2, 4.1.2)
- Ricerca in Spazi parzialmente osservabili
- On-Line Search (4.1.3)

Assunzioni fatte

- Gli agenti *risolutori di problemi* “classici” assumono:
 - Ambienti completamente osservabili
 - Ambienti deterministici
 - il piano generato è una sequenza di azioni che può essere generato *offline* ed eseguito senza imprevisti

Verso ambienti più realistici

- La ricerca sistematica o euristica nello spazio di stati è troppo costosa
 - Metodi di **ricerca locale** evitano la analisi di tutta la soluzione ma decidono localmente ad alcune configurazioni/situazioni
- Assunzioni da riconsiderare
 - Azioni **non deterministiche** e ambiente **parzialmente osservabile**
 - Piani condizionali, ricerca AND-OR, stati credenza
 - Ambienti sconosciuti e problemi di **esplorazione**
 - Ricerca online

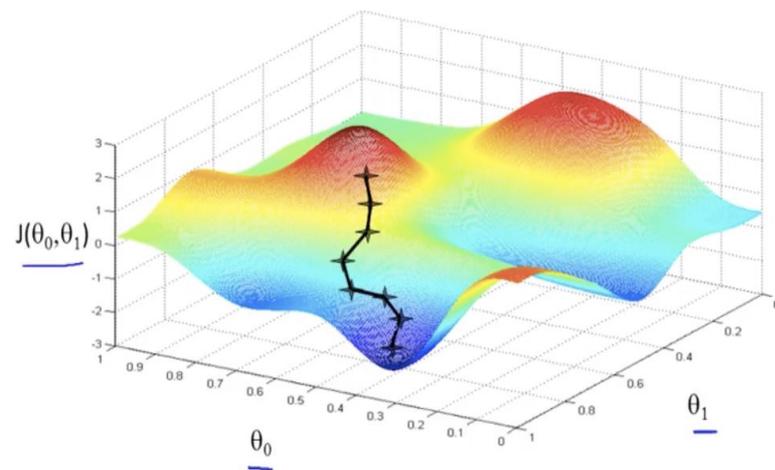
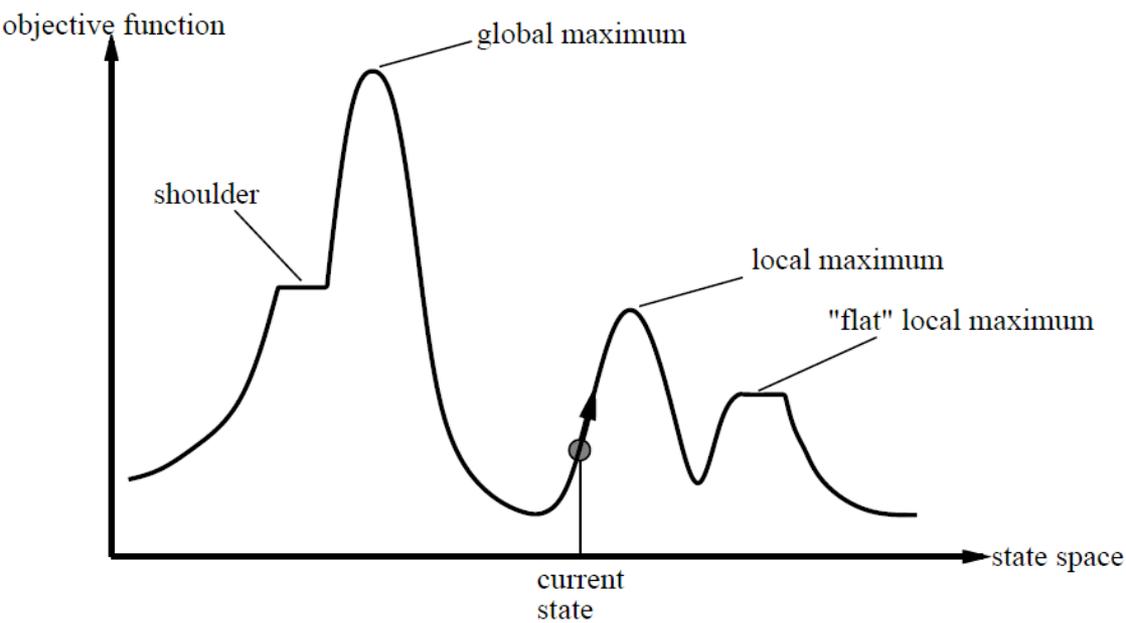
Assunzioni sui problemi

- Gli algoritmi visti esplorano gli spazi di ricerca alla ricerca di un goal e restituiscono un *cammino soluzione*
- Ma a volte lo stato goal è la **soluzione** del problema.
- Gli **algoritmi di *ricerca locale*** sono adatti per problemi in cui:
 - La **sequenza di azioni non è importante**: quello che conta è unicamente lo stato goal
 - Tutti gli elementi della soluzione sono nello stato goal **ma alcuni vincoli sono violati**.
 - Es. le regine nella formulazione a stato completo, quando tutte le regine si considerano posizionate anche se non rispettano i vincoli

Algoritmi di RICERCA LOCALE

- Non sono sistematici
- **Tengono traccia solo del nodo corrente** e si spostano su nodi adiacenti
- **Non tengono traccia dei cammini**
- Efficienti in occupazione di memoria
- Utili per risolvere **problemi di ottimizzazione**
 - *lo stato migliore secondo una **funzione obiettivo***
 - *lo stato di **costo minore***

Panorama dello spazio degli stati

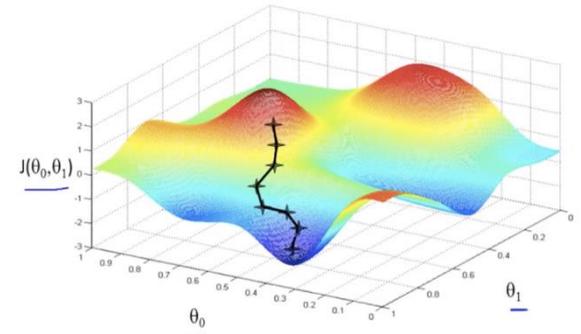


- Uno stato ha una posizione sulla superficie e una altezza che corrisponde al valore della f. di valutazione
- Un algoritmo provoca movimento sulla superficie
- Trovare l'avvallamento più basso o il picco più alto

Ricerca in salita (*Hill climbing*)

- Ricerca locale *greedy*
- Vengono generati i successori e valutati; viene scelto un nodo che migliora la valutazione dello stato attuale (non si tiene traccia degli altri):
 - **il migliore (salita rapida)** → Hill climbing a salita rapida
 - **uno a caso** → Hill climbing stocastico
 - **il primo** → Hill climbing con prima scelta
- Se non ci sono stati successori migliori l'algoritmo termina con fallimento

L'algoritmo *Hill climbing*



function Hill-climbing (*problema*)

returns uno stato che è un *massimo* locale

nodo-corrente = CreaNodo(*problema*.Stato-iniziale)

loop do

vicino = il successore di *nodo-corrente* di valore più alto

if *vicino*.Valore \leq *nodo-corrente*.Valore **then**

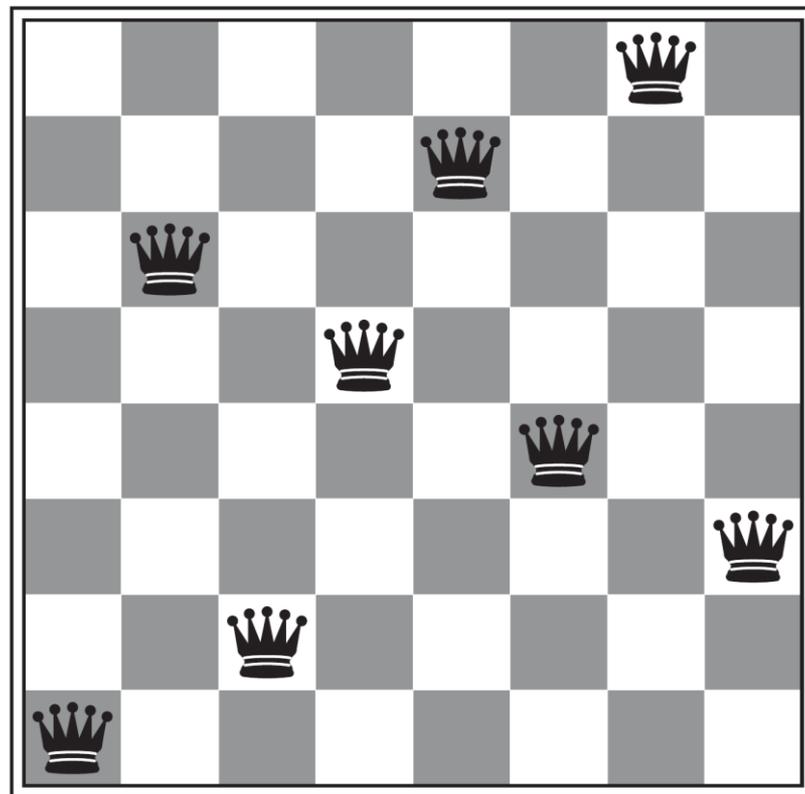
return *nodo-corrente*.Stato // interrompe la ricerca

nodo-corrente = *vicino*

- Nota: si prosegue solo se il vicino è migliore dello stato corrente

Il problema delle 8 regine

- Sia h : numero di coppie di regine che si attaccano a vicenda
(nell'es. a dx $h(s)=1$)
- Ogni cella (cioè la mossa di una regina nella stessa colonna) può generare valori utili di h
- Tali successori sono 7×8



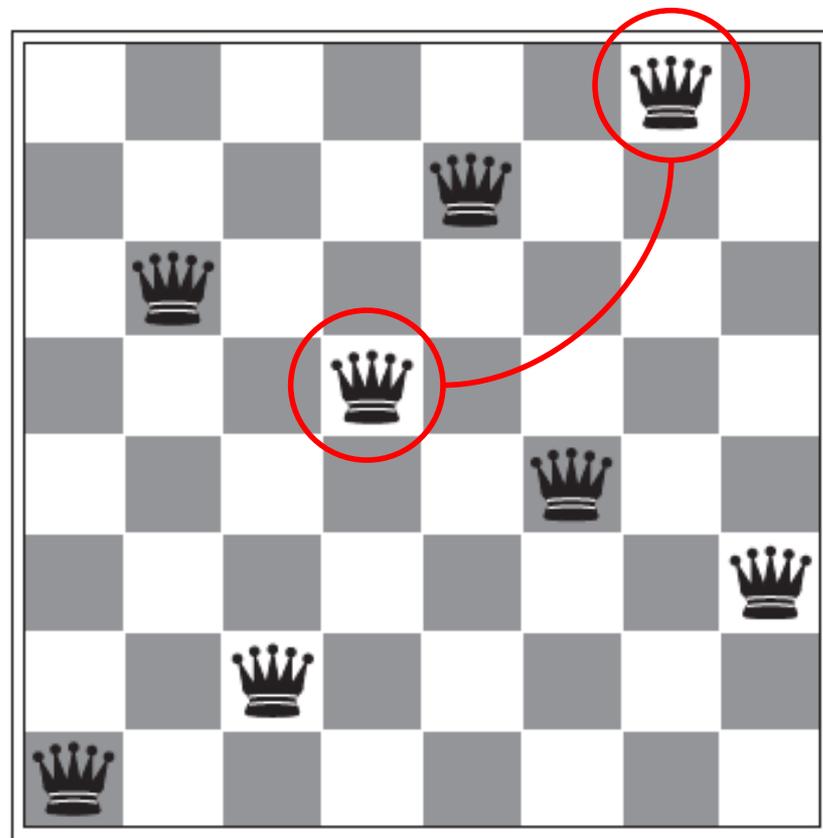
Il problema delle 8 regine

- Sia h : numero di coppie di regine che si attaccano a vicenda
(nell'es. a dx $h(s)=17$)
- I numeri in ogni cella (cioè la mossa di una regina nella stessa colonna) sono i valori di h in tali successori (7x8)
- $\max_{s' \in \text{succ}(s)} h(n_{s'}) = 12$
- Tra i migliori: si sceglie a caso

18	12	14	13	13	12	14	14
14	16	13	15	12	14	12	16
14	12	18	13	15	12	14	14
15	14	14	♔	13	16	13	16
♔	14	17	15	♔	14	16	16
17	♔	16	18	15	♔	15	♔
18	14	♔	15	15	14	♔	16
14	14	13	17	12	14	12	18

Esempio di configurazione che è un massimo locale

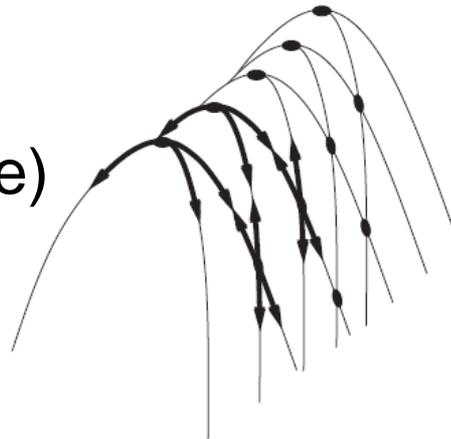
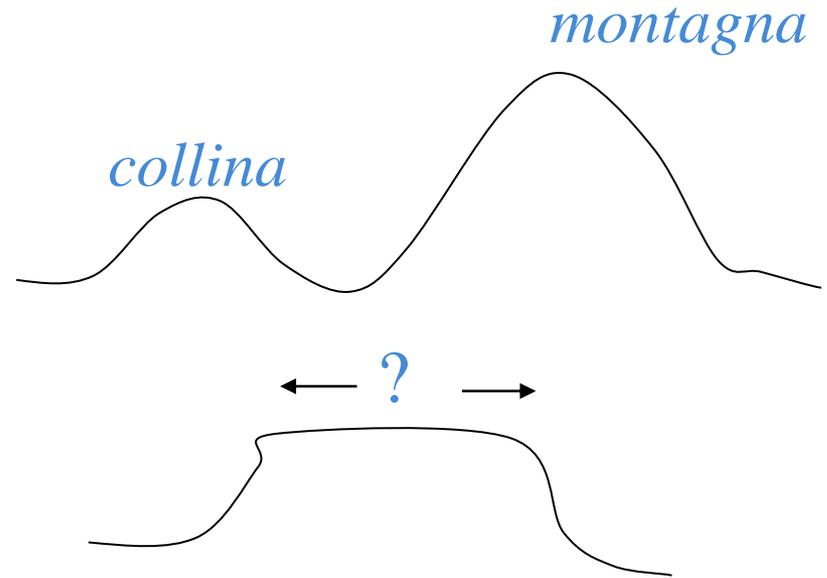
- $h = 1$ (*valore minimo*)
- Tutti gli stati successivi peggiorano la situazione
- Hill-climbing si blocca
- Per le 8 regine questo succede l'86% delle volte
- In media 4 passi



Problemi con Hill-climbing

Se la f . è da ottimizzare i picchi sono massimi locali o soluzioni ottimali

- Massimi locali
- Altipiani (*plateaux*)
- Crinali (o creste)



Miglioramenti

1. Consentire un numero limitato di mosse *lateral*i
 - L'algoritmo sulle 8 regine ha successo nel 94%, ma impiega in media 21 passi
2. Hill-climbing stocastico: si sceglie a caso tra le mosse in salita (magari tenendo conto della pendenza)
 - converge più lentamente ma a volte trova soluzioni migliori
3. Hill-climbing con prima scelta
 - può generare le mosse a caso fino a trovarne una migliore
 - più efficace quando i successori sono molti

Miglioramenti (cont.)

4. Hill-Climbing con *riavvio casuale* (*random restart*): ripartire da un punto scelto a caso
 - Se la probabilità di successo è p saranno necessarie in media $1/p$ ripartenze per trovare la soluzione (es. 8 regine, $p=0.14$, 7 iterazioni)
 - Hill-climbing con random-restart è tendenzialmente completo (basta insistere)
 - Per le regine: 3 milioni in meno di un minuto!
 - Se funziona o no dipende molto dalla forma del panorama degli stati

Simulated Annealing (Tempra simulate)

- L' algoritmo di tempra simulata (Simulated annealing) (Kirkpatrick, Gelatt, Vecchi 1983) combina *hill-climbing* con una scelta stocastica (ma non del tutto casuale, perché poco efficiente...)
- Analogia con il processo di tempra dei metalli in metallurgia

Simulated Annealing

function SIMULATED-ANNEALING(*problem*, *schedule*) **returns** a solution state

inputs: *problem*, a problem

schedule, a mapping from time to “temperature”

current \leftarrow MAKE-NODE(*problem*.INITIAL-STATE)

for $t = 1$ **to** ∞ **do**

$T \leftarrow$ *schedule*(t)

if $T = 0$ **then return** *current*

next \leftarrow a randomly selected successor of *current*

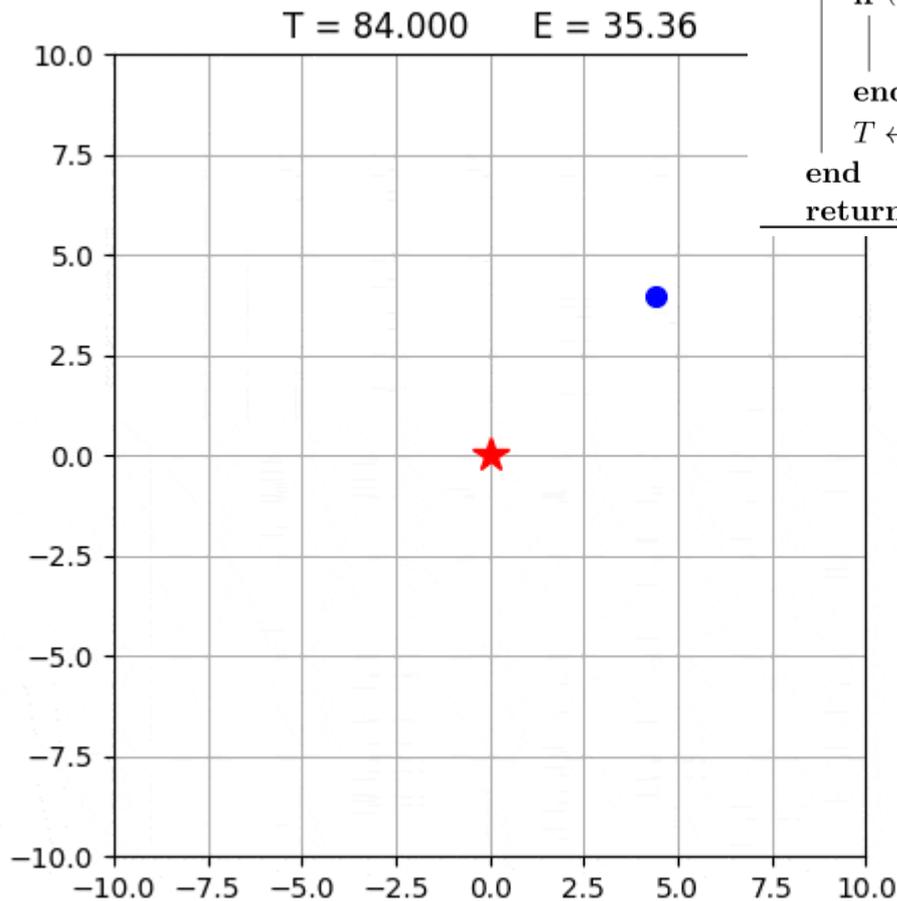
$\Delta E \leftarrow$ *next*.VALUE $-$ *current*.VALUE

if $\Delta E > 0$ **then** *current* \leftarrow *next*

else *current* \leftarrow *next* only with probability $e^{\Delta E/T}$

Figure 4.5 The simulated annealing algorithm, a version of stochastic hill climbing where some downhill moves are allowed. Downhill moves are accepted readily early in the annealing schedule and then less often as time goes on. The *schedule* input determines the value of the temperature T as a function of time.

SA: un esempio



Algorithm 2: Simulated Annealing Optimizer

```

T ← Tmax
x ← generate the initial candidate solution
E ← E(x) compute the energy of the initial solution
while (T > Tmin) and (E > Eth) do
  xnew ← generate a new candidate solution
  Enew ← compute the energy of the new candidate xnew
  ΔE ← Enew - E
  r ← generate a random value in the range [0, 1)
  if (r < exp(-ΔE/T)) then
    x ← xnew
    E ← Enew
  end
  T ← T/α cool the temperature
end
return x

```

Tempra simulata

- Ad ogni passo si sceglie un successore a caso:
 - se migliora lo stato corrente viene espanso
 - se no (caso in cui $\Delta E = f(n') - f(n) < 0$) quel nodo viene scelto con probabilità $p = e^{\Delta E/T}$ $[0 \leq p \leq 1]$
 - [Si genera un numero casuale tra 0 e 1:
se questo è $< p$ il successore viene scelto,
altrimenti no]
- p è inversamente proporzionale al peggioramento
- T decresce col progredire dell'algoritmo (quindi anche p) secondo un piano definito

Tempra simulata: analisi

- La probabilità di una mossa in discesa diminuisce col tempo e l'algoritmo si comporta sempre di più come *Hill Climbing*.
- Se T viene decrementato abbastanza lentamente siamo sicuri di raggiungere la soluzione ottimale.
- Analogia col processo di tempra dei metalli
 - T corrisponde alla temperatura
 - ΔE alla variazione di energia

Tempra simulata: parametri

- Valore iniziale e decremento di T sono parametri.
- Valori utili per T vengono determinati sperimentalmente
- Regola generale: il valore iniziale di T sia configurato in modo tale che, per valori medi di ΔE , $p=e^{\Delta E/T}$ sia all'incirca 0.5

Ricerca *local beam*

- Si tiene traccia di k stati anziché uno solo
- Ad ogni passo si generano i successori di tutti i k stati
 - Se si trova un goal ci si ferma
 - Altrimenti si prosegue con i k migliori tra questi

Beam search stocastica

- Nella variante stocastica della *local beam*, si scelgono k successori a caso con probabilità maggiore per i migliori.
- ... come in un processo di selezione naturale
 - *organismo, progenie, fitness*
- Algoritmi genetici: varianti della beam search stocastica in cui gli stati successivi sono ottenuti combinando due stati padre (anziché per evoluzione)

RICERCA ONLINE

CAP 4 – *OLTRE LA RICERCA CLASSICA*

dalle slide di Maria Simi (Uni. Pisa)

Ambienti più realistici

- Gli agenti *risolutori di problemi* “classici” assumono:
 - Ambienti completamente osservabili e deterministici
 - il piano generato è una sequenza di azioni che può essere generata *offline ed* eseguita senza imprevisti
 - Le percezioni non servono se non nello stato iniziale

Soluzioni più complesse

- In un ambiente parzialmente osservabile e non deterministico le **percezioni** sono importanti
 - restringono gli stati possibili (*vincoli provenienti dall'ambiente*)
 - informano sull'effetto dell'azione (*esperienza*)
- Più che un *piano* l'agente può elaborare una *strategia*, che tiene conto delle diverse eventualità: un **piano con contingenza**
- Esempio di Base: L'aspirapolvere con assunzioni diverse
 - 1. Aspirapolvere imprevedibile. (non determinismo)

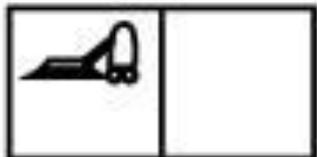
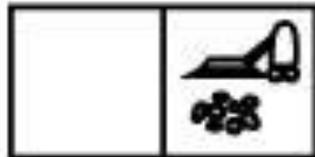
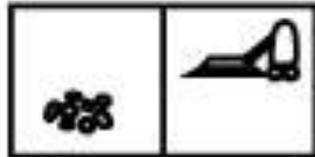
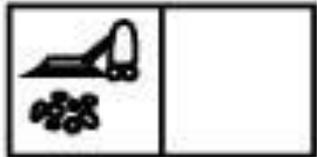
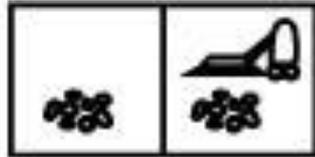
Azioni non deterministiche

(1) *L'aspirapolvere imprevedibile*

- Comportamento:
 - *Se aspira in un stanza sporca, la pulisce ... ma talvolta pulisce anche una stanza adiacente*
 - *Se aspira in una stanza pulita, a volte rilascia sporco*
- Variazioni necessarie al modello:
 - Il modello di **transizione** restituisce un *insieme di stati*: l'agente non sa in quale finirà per trovarsi
 - Il **piano di contingenza** sarà un *piano condizionale* e magari con cicli

Esempio

Se aspira in un stanza sporca, la pulisce ... ma talvolta pulisce anche una stanza adiacente



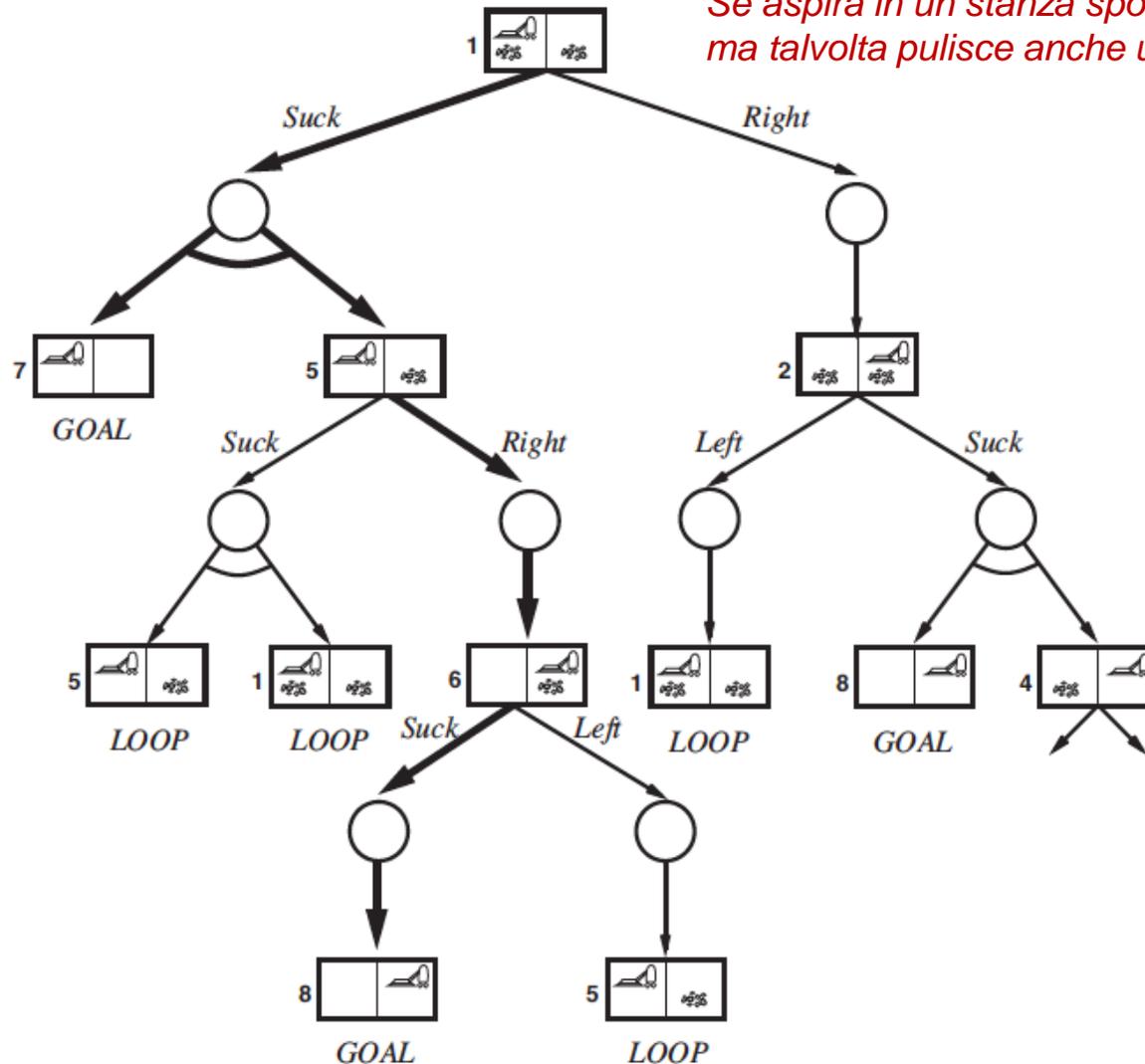
- (1) Asp. Imprevedibile
- RISULTATO(Aspira, 1) = {5, 7}
- Piano cont. possibile
- [Aspira,
 if stato=5
 then [Destra, Aspira]
 else [
]

Come si pianifica: *alberi di ricerca AND-OR*

- I nodi OR: scelte *alternative* dell'agente
- I nodi AND: le diverse contingenze (le scelte determinate dall'evoluzione dell'ambiente),
 - Le contingenze sono *tutte* da considerare
- Una SOLUZIONE a un problema di ricerca AND-OR è un *albero* che:
 - ha un *nodo obiettivo* in ogni foglia
 - specifica *un'unica azione* nei nodi OR
 - include *tutti gli archi uscenti* da nodi AND

Esempio di ricerca AND-OR

*Se aspira in un stanza sporca, la pulisce ...
ma talvolta pulisce anche una stanza adiacente*



Piano: [Aspira, *if* Stato=5 *then* [Destra, Aspira] *else* []]

Algoritmo ricerca grafi AND-OR

function Ricerca-Grafo-AND-OR (*problema*)

returns un piano condizionale oppure *fallimento*

Ricerca-OR(*problema.StatoIniziale*, *problema*, [])

function Ricerca-OR(*stato*, *problema*, *cammino*) // nodi OR

returns un piano condizionale oppure *fallimento*

If *problema.TestObiettivo(stato)* **then return** [] // piano vuoto

If *stato* è su *cammino* **then return** *fallimento* // spezza i cicli

for each *azione* **in** *problema.Azione(stato)* **do**

piano ← Ricerca-AND (*Risultati(stato, azione)*, *problema*, [*stato*|*cammino*])

If *piano* ≠ *fallimento* **then return** [*azione* | *piano*]

return *fallimento*

Algoritmo ricerca grafi AND-OR

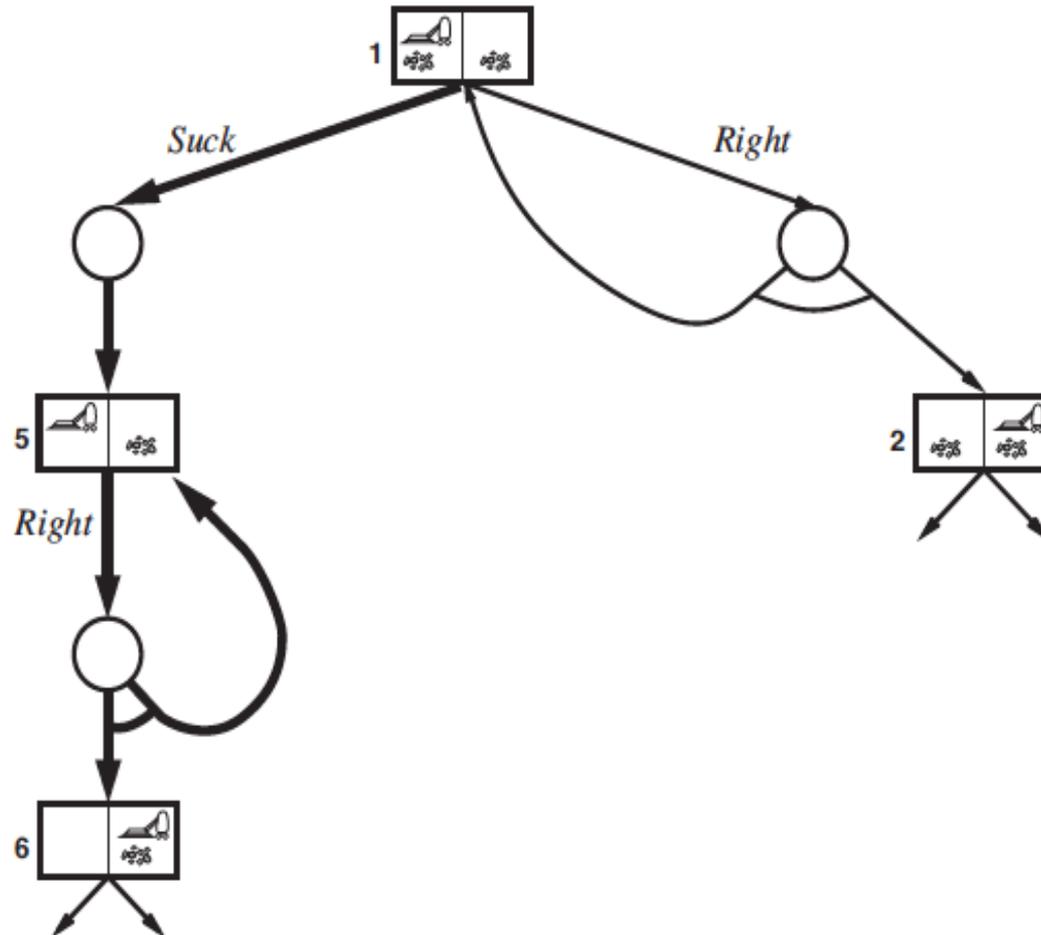
```
function Ricerca-AND(stati, problema, cammino) // nodi AND  
  returns un piano condizionale oppure fallimento  
for each  $s_i$  in stati do  
   $piano_i \leftarrow$  Ricerca-OR( $s_i$ , problema, cammino)  
  If  $piano_i = fallimento$  then return fallimento  
return  
  [if  $s_1$  then  $piano_1$  else  
    if  $s_2$  then  $piano_2$  else  
    ...  
    if  $s_{n-1}$  then  $piano_{n-1}$  else  $piano_n$ ]
```

Ancora azioni non deterministiche

L'aspirapolvere slittante

- Qui la azione non provoca alcun cambiamento di stato
- Comportamento:
 - *Quando si sposta può scivolare e rimanere nella stessa stanza*
 - Es. Risultato(Destra, 1) = {1, 2}
- Variazioni necessarie
 - Continuare a provare ...
 - Il **piano di contingenza** potrà avere dei cicli

Aspirapolvere slittante: soluzione



Piano: [*Aspira*, L_1 : *Destra*, if Stato=5 then L_1 else *Aspira*]

[*Aspira*, L_1 : *Destra*, while Stato=5 do L_1 ...

Osservazione

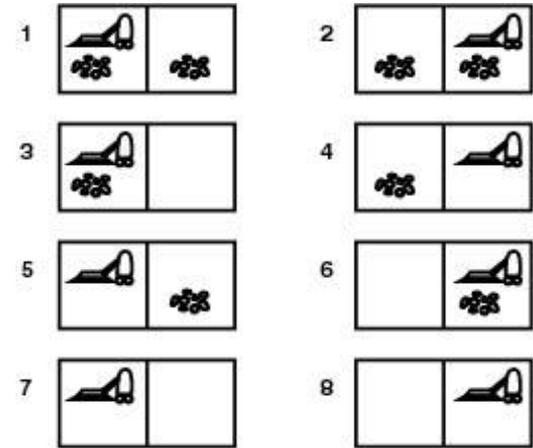
- Bisogna distinguere tra:
 1. Osservabile e non deterministico
(es. aspirapolvere slittante)
 2. Non osservabile e deterministico
(es. non so se la chiave aprirà la porta)
- In questo secondo caso si può provare all' infinito ma niente cambierà!

RICERCA *SENSORLESS*

Ricerca con osservazioni parziali

- Le percezioni non sono sufficienti a determinare lo stato esatto, anche se l'ambiente è deterministico.
- **Stato credenza**: un insieme di stati possibili in base alle conoscenze dell'agente
- **Problemi senza sensori**
(*sensorless* o **conformanti**)
- Si possono trovare soluzioni anche senza affidarsi ai sensori utilizzando stati-credenza

Ambiente non osservabile: *Aspirapolvere senza sensori*

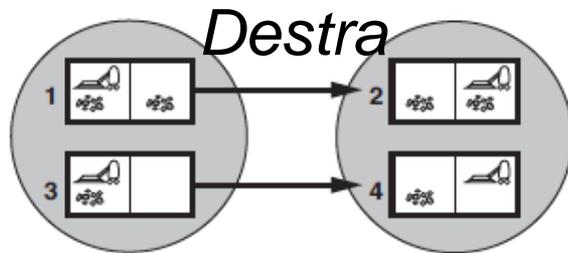


- L'aspirapolvere:
 - non percepisce la sua locazione, né se la stanza è sporca o pulita **ma ...**
 - conosce la geografia del suo mondo e l'effetto delle azioni
- Inizialmente (in generale) tutti gli stati sono possibili
 - Stato iniziale = {1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8}
- Le azioni determinano **gli stati credenza**
- Nota: nello spazio degli stati credenza l'ambiente è **osservabile** per definizione (l'agente conosce le sue credenze)

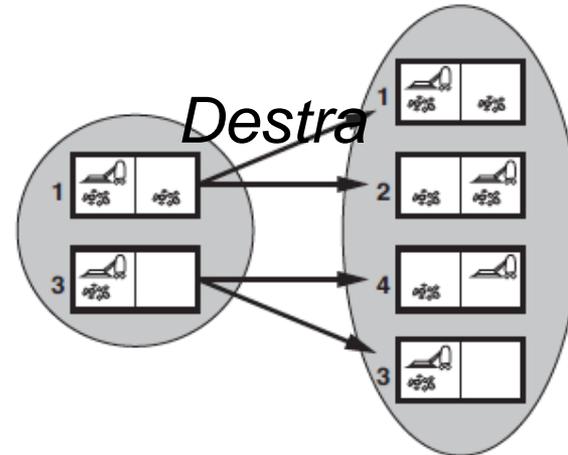
Formulazione di problemi con stati-credenza

- Se N numero stati , 2^N sono i possibili stati credenza
- **Stato-credenza iniziale** $SC_0 \subseteq$ insieme di tutti gli N stati
- **Azioni**(b) = unione delle azioni *lecite* negli stati in b
(ma se azioni illecite in uno stato hanno effetti dannosi meglio intersezione)
- **Modello di transizione**: gli stati risultanti sono quelli ottenibili applicando le azioni a uno stato qualsiasi (l' unione degli stati ottenibili dai diversi stati con le azioni eseguibili)

Problemi con stati-credenza (cnt.)



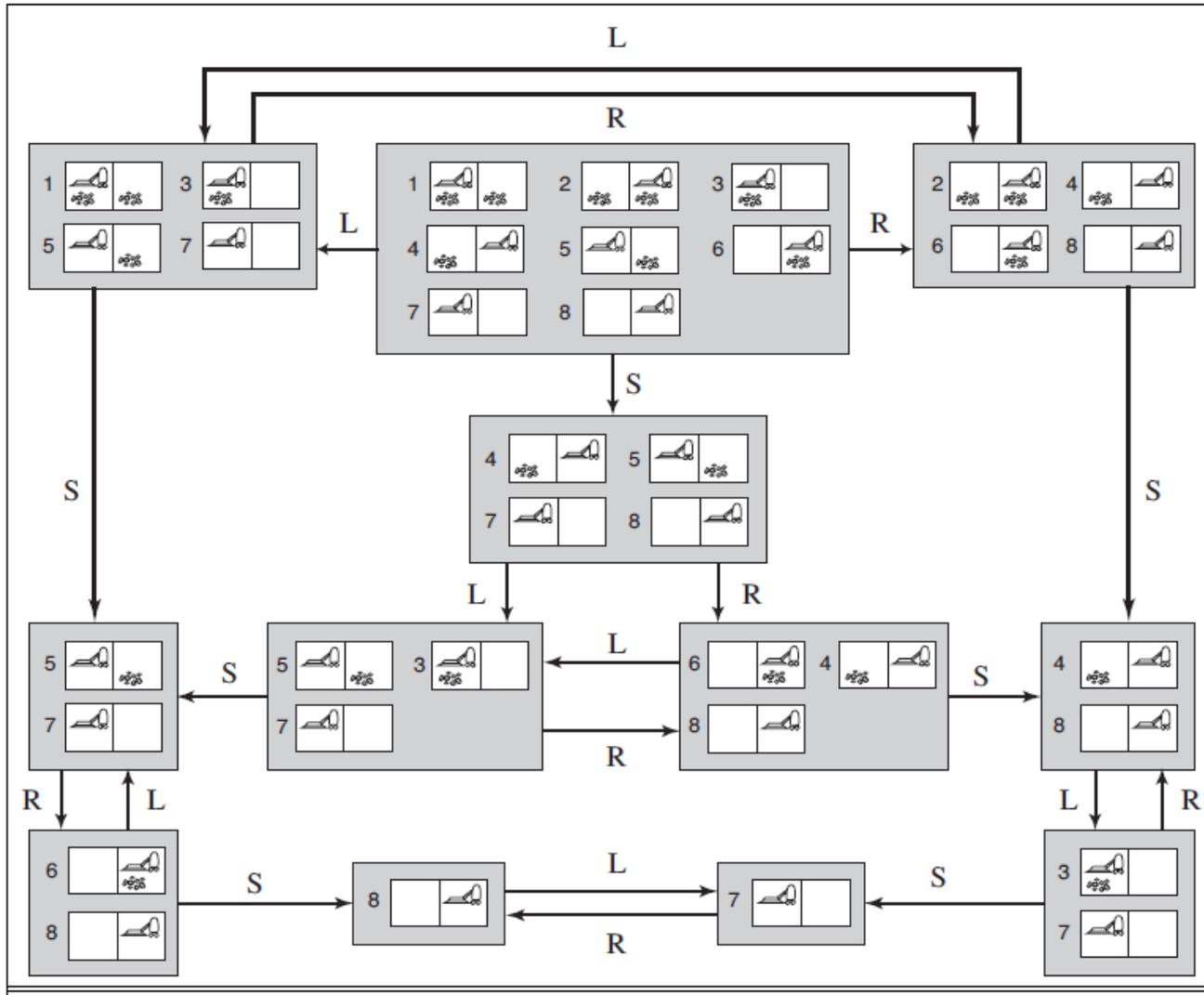
*Senza sensori
deterministico*



*Senza sensori e slittante
(non det.)*

- **Test obiettivo:** tutti gli stati nello stato credenza devono soddisfarlo
- **Costo di cammino:** il costo di eseguire un'azione potrebbe dipendere dallo stato, ma assumiamo di no

Vacuum Cleaner: Stati e credenze



Ricerca della soluzione

- Gli stati credenza possibili sono $2^8=256$ ma solo 12 sono raggiungibili
- Si può effettuare un Ricerca-Grafo e controllare, generando s , se si è già incontrato uno stato credenza $s'=s$ e trascurare s
- Si può anche “potare” in modo più efficace ...
 1. Se $s' \subseteq s$ (con s' stato credenza già incontrato) si può trascurare s
 2. Se $s \subseteq s'$ e da s' si è trovata una soluzione si può trascurare s

Problemi con spazi credenza

- Efficienza
 - Lo spazio degli stati può essere molto più grande
 - La rappresentazione atomica obbliga a elencare tutti gli stati. Non è molto “compatta”. Non così con una rappresentazione più strutturata (lo vedremo)
- Soluzione incrementale
 - Dovendo trovare una soluzione per $\{1, 2, 3 \dots\}$ si cerca una soluzione per stato 1 e poi si controlla che funzioni per 2 e i successivi; se no se ne cerca un'altra per 1 ...
 - Scopre presto i fallimenti ma cerca un'unica soluzione che va bene per tutti gli stati

RICERCA & PERCEZIONI

Ricerca con osservazioni

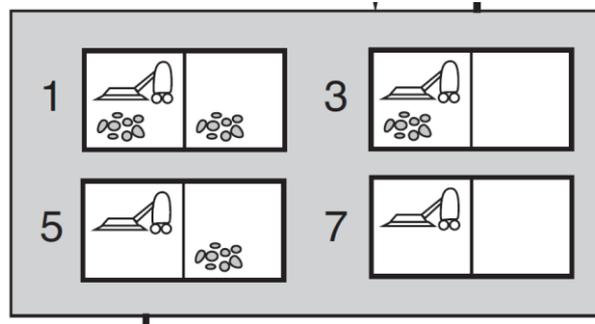
- Ambiente **parzialmente osservabile**
- Esempio: *l'aspirapolvere con sensori **locali** che percepisce la sua posizione e lo sporco nella stanza in cui si trova*
- Le percezioni diventano importanti

Ricerca con osservazioni parziali

- Le percezioni assumono un ruolo
 - Percezioni(s) = *null* in problemi *sensorless*
 - Percezioni(s) = s, ambienti osservabili
 - Percezioni(s) = percezioni [possibili] nello stato s
- Le percezioni restringono l'insieme di stati possibili

Esempio: [A, Sporco] percezione stato iniziale

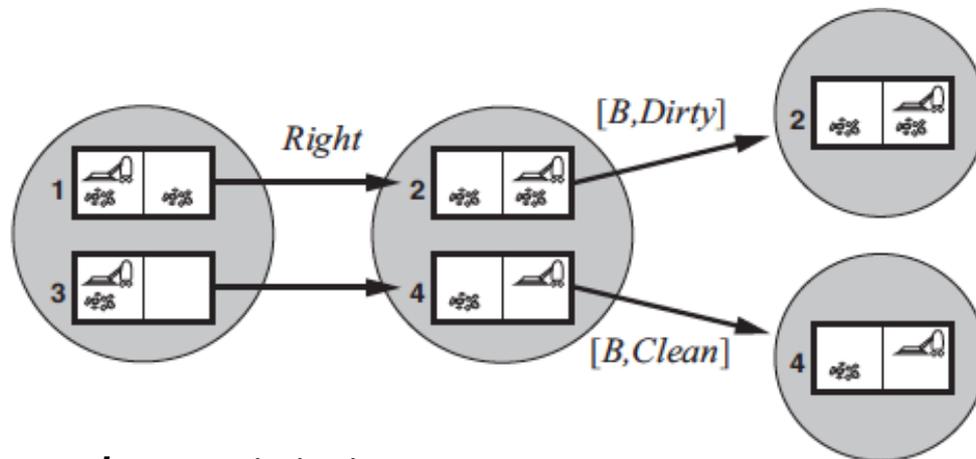
Stato iniziale = {1, 3}



Il modello di transizione si complica

La transizione avviene in tre fasi:

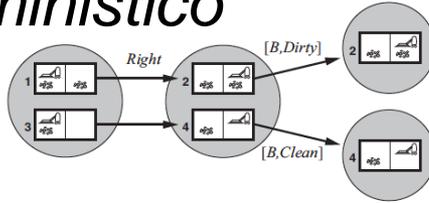
1. Predizione dello stato credenza: $Predizione(b, a)=b'$
2. Predizione dell'osservazione: $Percezioni-possibili(b')=o$
3. Calcolo nuovi stato credenza
(insieme di stati compatibili con la percezione):
 $b'' = Aggiorna(Predizione(b, a), o)$ dove o è
l'osservazione in b'



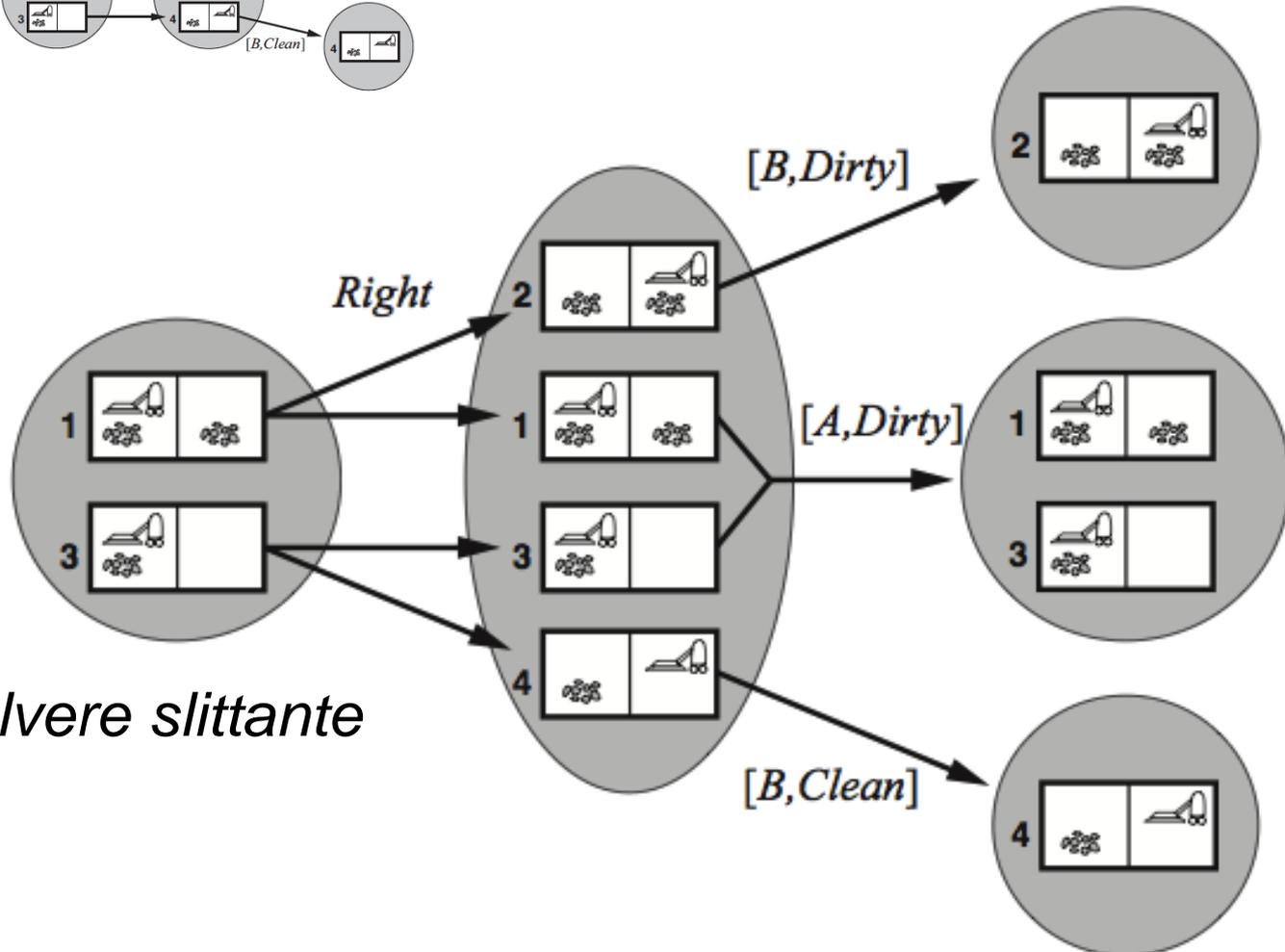
Caso deterministico

Transizione con azioni non deterministiche

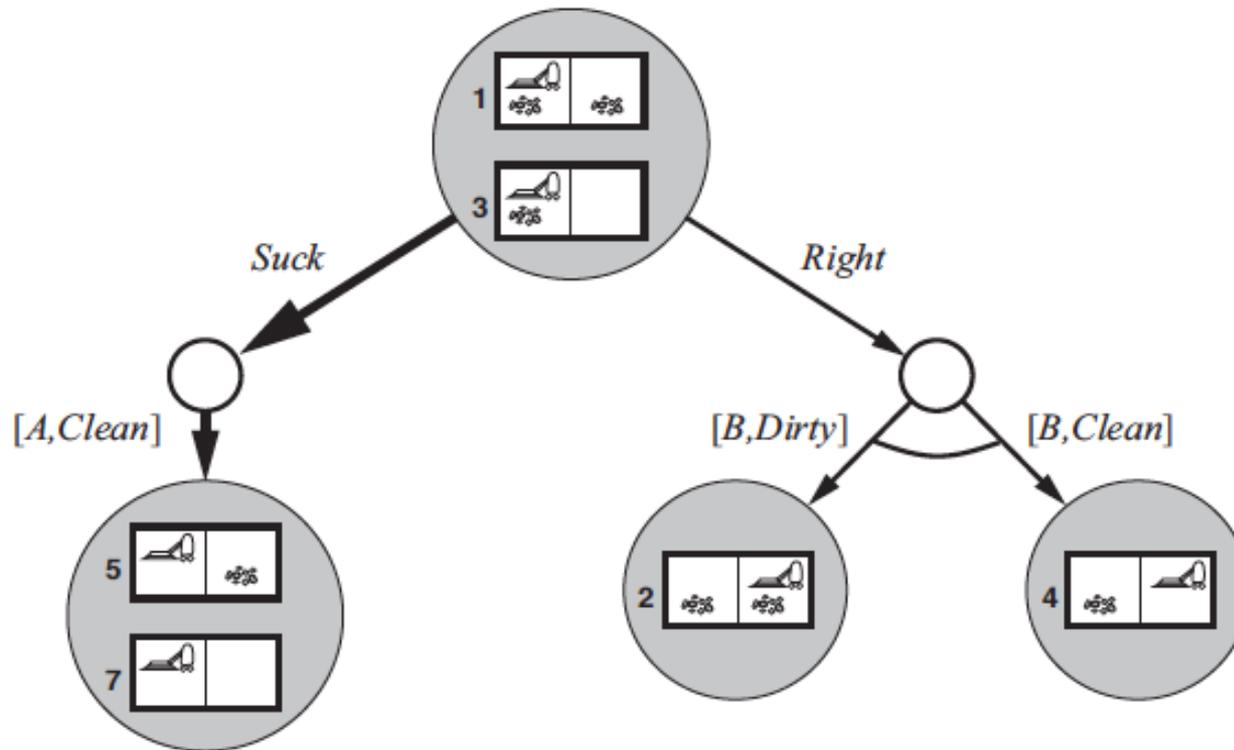
Caso deterministico



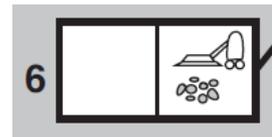
Aspirapolvere slittante



Aspirapolvere con sensori locali



[*Aspira*, *Destra*, if statoCredenza = {6} then *Aspira* else []]



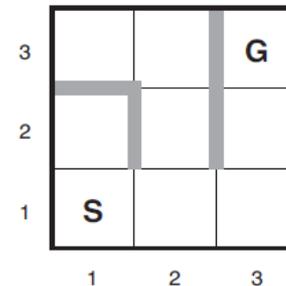
RICERCA *ON-LINE*

Ricerca *online*

- Ricerca *offline* e ricerca *online*
- L'agente **alterna pianificazione e azione**
 1. Utile in ambienti dinamici o semidinamici
 - Non c'è troppo tempo per pianificare
 2. Utile in ambienti non deterministici
 1. Pianificare vs agire
 3. Necessaria per **ambienti ignoti** tipici dei problemi di **esplorazione**

Problemi di esplorazione

- I problemi di esplorazione sono casi estremi di problemi con contingenza in cui l'agente deve anche pianificare azioni esplorative
- Assunzioni per un problema di esplorazione:
 - Solo lo stato corrente è osservabile, l'ambiente è ignoto
 - Non si conosce l'effetto delle azioni e il loro costo
 - Gli stati futuri e le azioni che saranno possibili non sono conosciute a priori
 - Si devono compiere azioni esplorative come parte della risoluzione del problema
- Il labirinto come esempio tipico



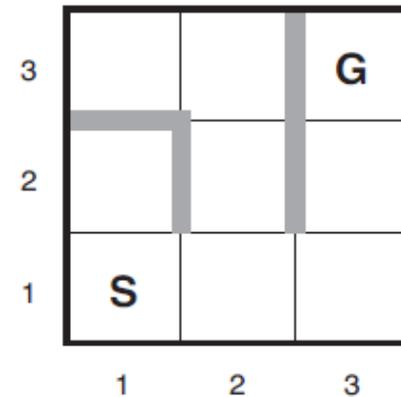
Assunzioni

- Cosa conosce un agente *online* in s ...
 - Le azioni legali nello stato attuale s
 - $\text{RISULTATO}(s, a)$, ma dopo aver eseguito a
 - Il costo della mossa $c(s, a, s')$, solo dopo aver eseguito a
 - $\text{GOAL-TEST}(s)$
 - La stima della distanza: dal goal: $h(s)$

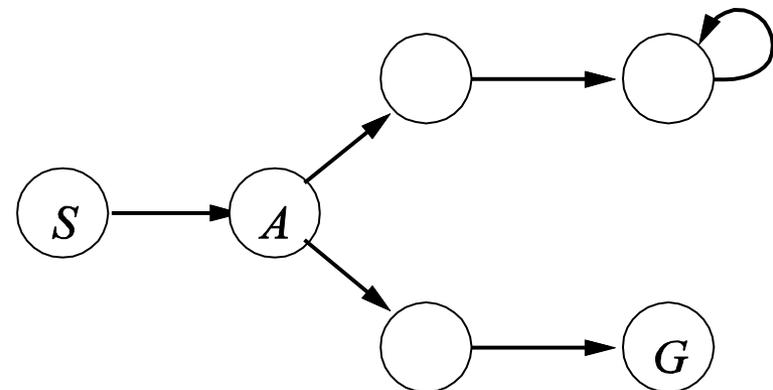
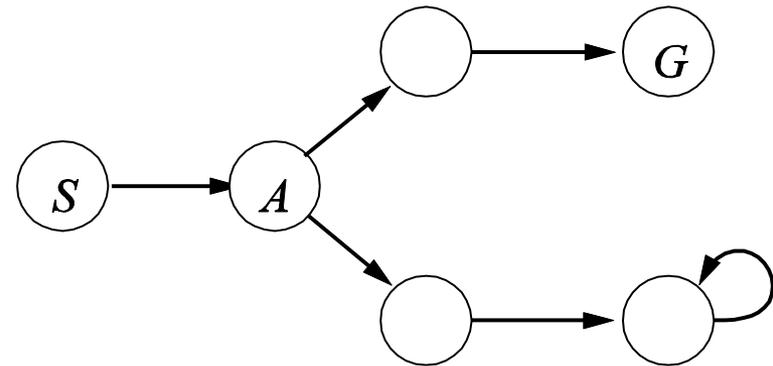
Costo soluzione

- Il costo del cammino è quello effettivamente percorso
- Il rapporto tra questo costo e quello ideale (conoscendo l'ambiente) è chiamato **rapporto di competitività**
- Tale rapporto può essere infinito
- Le prestazioni sono in funzione dello spazio degli stati

Assunzione ulteriore

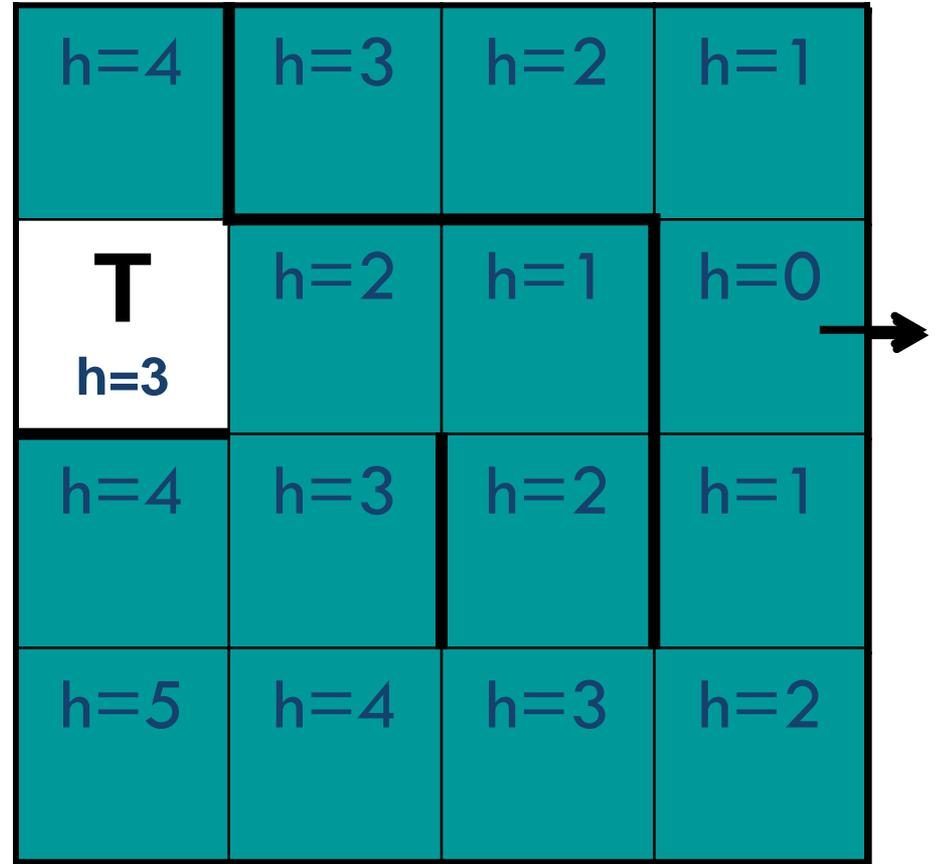


- Ambienti esplorabili in maniera sicura solo se
 - non esistono azioni irreversibili
 - lo stato obiettivo può sempre essere raggiunto
- Diversamente non si può garantire una soluzione



Esempio: Teseo con mappa e senza

- Con mappa
 - applicabili tutti gli algoritmi di pianificazione visti
- Senza mappa
 - l'agente non può pianificare può solo esplorare nel modo più razionale possibile
 - Ricerca online



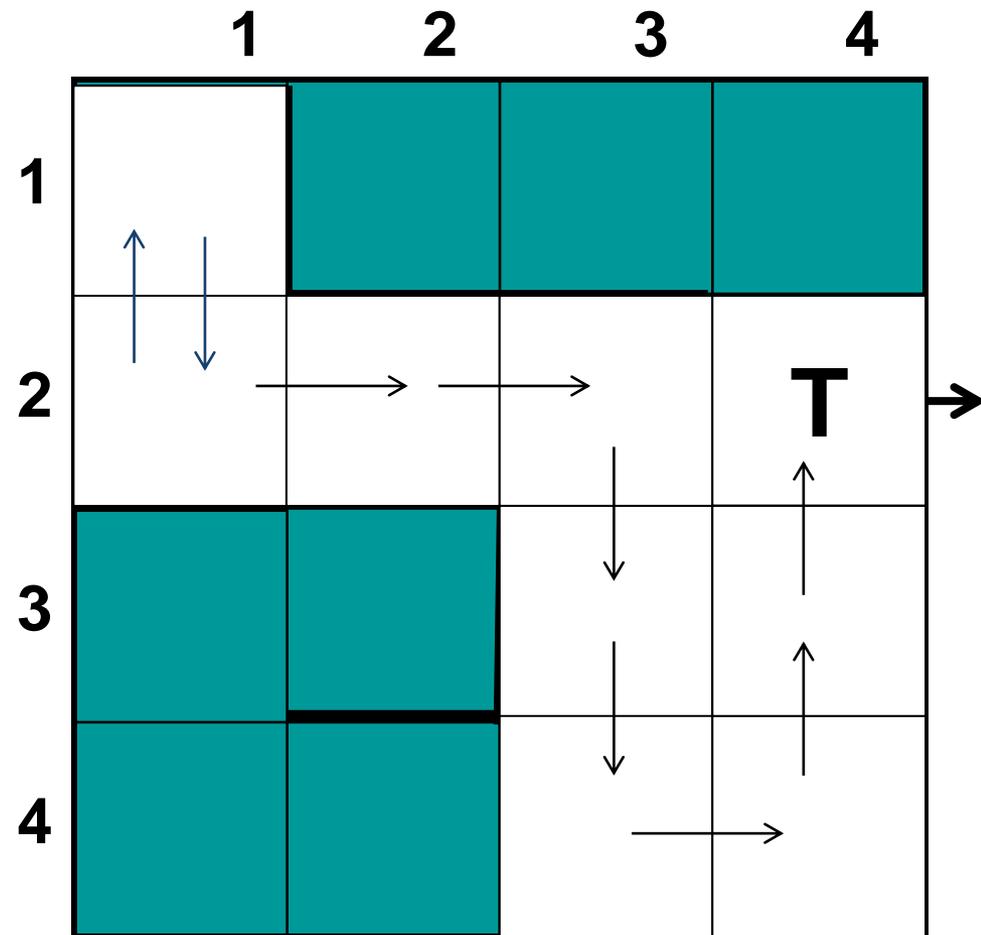
Ricerca in profondità *online*

- Gli agenti *online* ad ogni passo decidono l'azione da fare (non il piano) e la eseguono.
- Ricerca in profondità *online*
 - Esplorazione sistematica delle alternative
 - *nonProvate[s]* mosse ancora da esplorare in *s*
 - È necessario ricordarsi ciò che si è scoperto
 - *Risultato[a, s] = s'*
 - Il backtracking significa tornare sui propri passi
 - *backtrack[s]* stati a cui si può tornare

Esempio

- Sceglie il primo tra (1,1) e (2,2)
- In (1, 1) ha solo l'azione per tornare indietro
- ...
- Nella peggiore delle ipotesi esplora ogni casella due volte

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0 →
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2



Algoritmo in profondità *online*

```

function ONLINE-DFS-AGENT( $s'$ ) returns an action
  inputs:  $s'$ , a percept that identifies the current state
  persistent:  $result$ , a table indexed by state and action, initially empty
                  $untried$ , a table that lists, for each state, the actions not yet tried
                  $unbacktracked$ , a table that lists, for each state, the backtracks not yet tried
                  $s, a$ , the previous state and action, initially null

  if GOAL-TEST( $s'$ ) then return  $stop$ 
  if  $s'$  is a new state (not in  $untried$ ) then  $untried[s'] \leftarrow \text{ACTIONS}(s')$ 
  if  $s$  is not null then
     $result[s, a] \leftarrow s'$ 
    add  $s$  to the front of  $unbacktracked[s']$ 
  if  $untried[s']$  is empty then
    if  $unbacktracked[s']$  is empty then return  $stop$ 
    else  $a \leftarrow$  an action  $b$  such that  $result[s', b] = \text{POP}(unbacktracked[s'])$ 
  else  $a \leftarrow \text{POP}(untried[s'])$ 
   $s \leftarrow s'$ 
  return  $a$ 

```

Figure 4.21 An online search agent that uses depth-first exploration. The agent is applicable only in state spaces in which every action can be “undone” by some other action.

Ricerca euristica *online*

- Nella ricerca online si conosce il valore della funzione euristica solo quando è stato esplorato lo stato.
- Un algoritmo di tipo Best First non funzionerebbe.
- Serve un metodo locale
- *Hill-climbing* con *random-restart* non praticabile
- Come sfuggire a minimi locali?

Due soluzioni

1. (Estendere HC con iniezioni di randomicità)
Random-walk
 - si fanno mosse casuali in discesa
2. (Estendere HC con l'uso della memorizzazione)
Apprendimento Real-Time:
 - esplorando si aggiustano i valori dell'euristica per renderli più realistici
 - Algoritmo **LRTA***
 - *Learning Real Time A**

Idea dell'algoritmo LRTA*

- $H(s)$: migliore stima trovata fin qui

- Si valutano i successori:

Costo-LRTA*(s, a, s', H) =

$h(s)$ se s' indefinito (non esplorato)

$H(s') + \text{costo}(s, a, s')$ altrimenti

- Ci si sposta sul successore di Costo-LRTA* minore
- Si aggiorna la H dello stato da cui si proviene

LRTA*

```

function LRTA*-AGENT( $s'$ ) returns an action
  inputs:  $s'$ , a percept that identifies the current state
  persistent:  $result$ , a table, indexed by state and action, initially empty
                $H$ , a table of cost estimates indexed by state, initially empty
                $s, a$ , the previous state and action, initially null

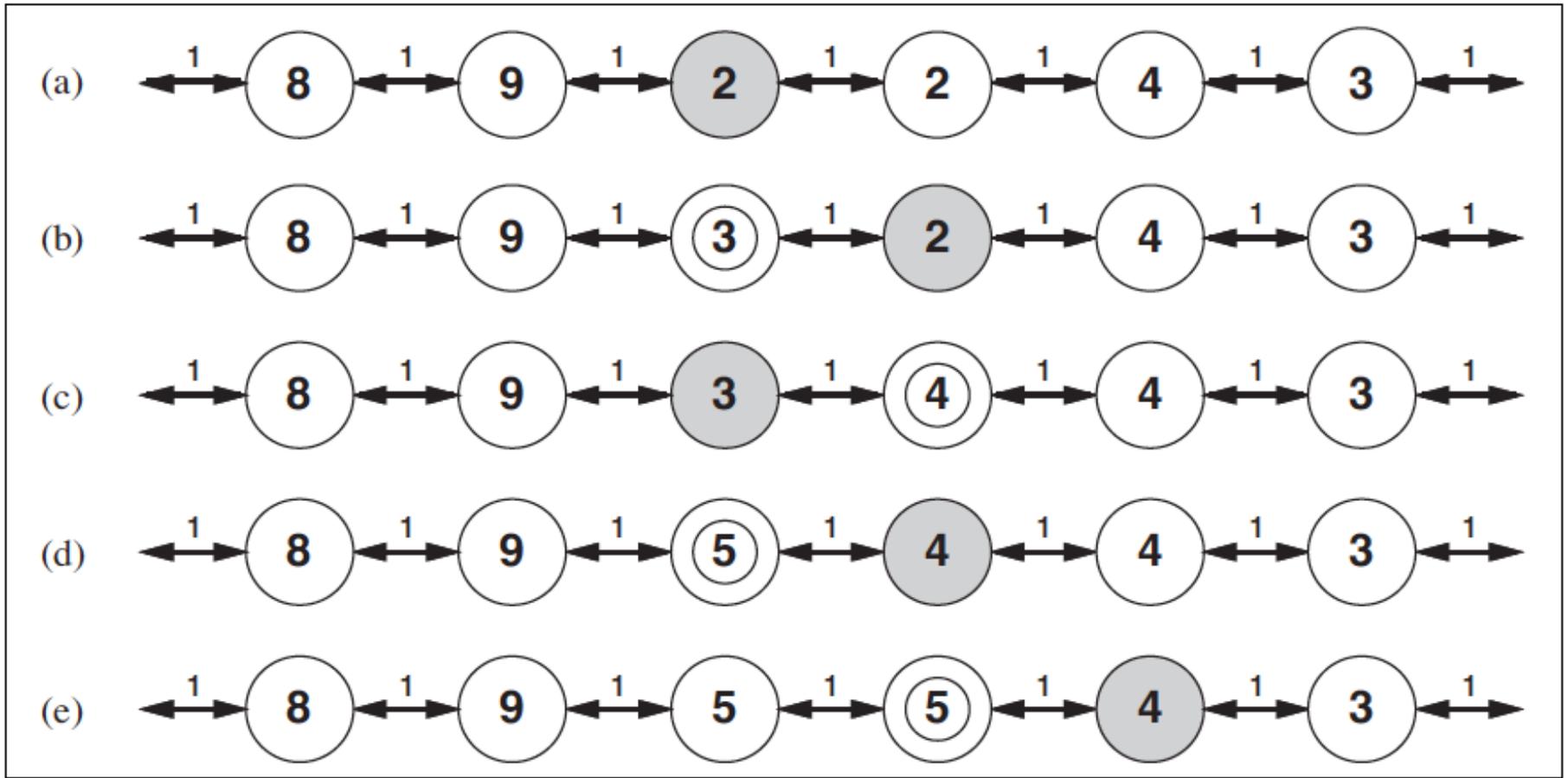
  if GOAL-TEST( $s'$ ) then return  $stop$ 
  if  $s'$  is a new state (not in  $H$ ) then  $H[s'] \leftarrow h(s')$ 
  if  $s$  is not null
     $result[s, a] \leftarrow s'$ 
     $H[s] \leftarrow \min_{b \in \text{ACTIONS}(s)} \text{LRTA}^*\text{-COST}(s, b, result[s, b], H)$ 
     $a \leftarrow$  an action  $b$  in  $\text{ACTIONS}(s')$  that minimizes  $\text{LRTA}^*\text{-COST}(s', b, result[s', b], H)$ 
     $s \leftarrow s'$ 
  return  $a$ 

function LRTA*-COST( $s, a, s', H$ ) returns a cost estimate
  if  $s'$  is undefined then return  $h(s)$ 
  else return  $c(s, a, s') + H[s']$ 

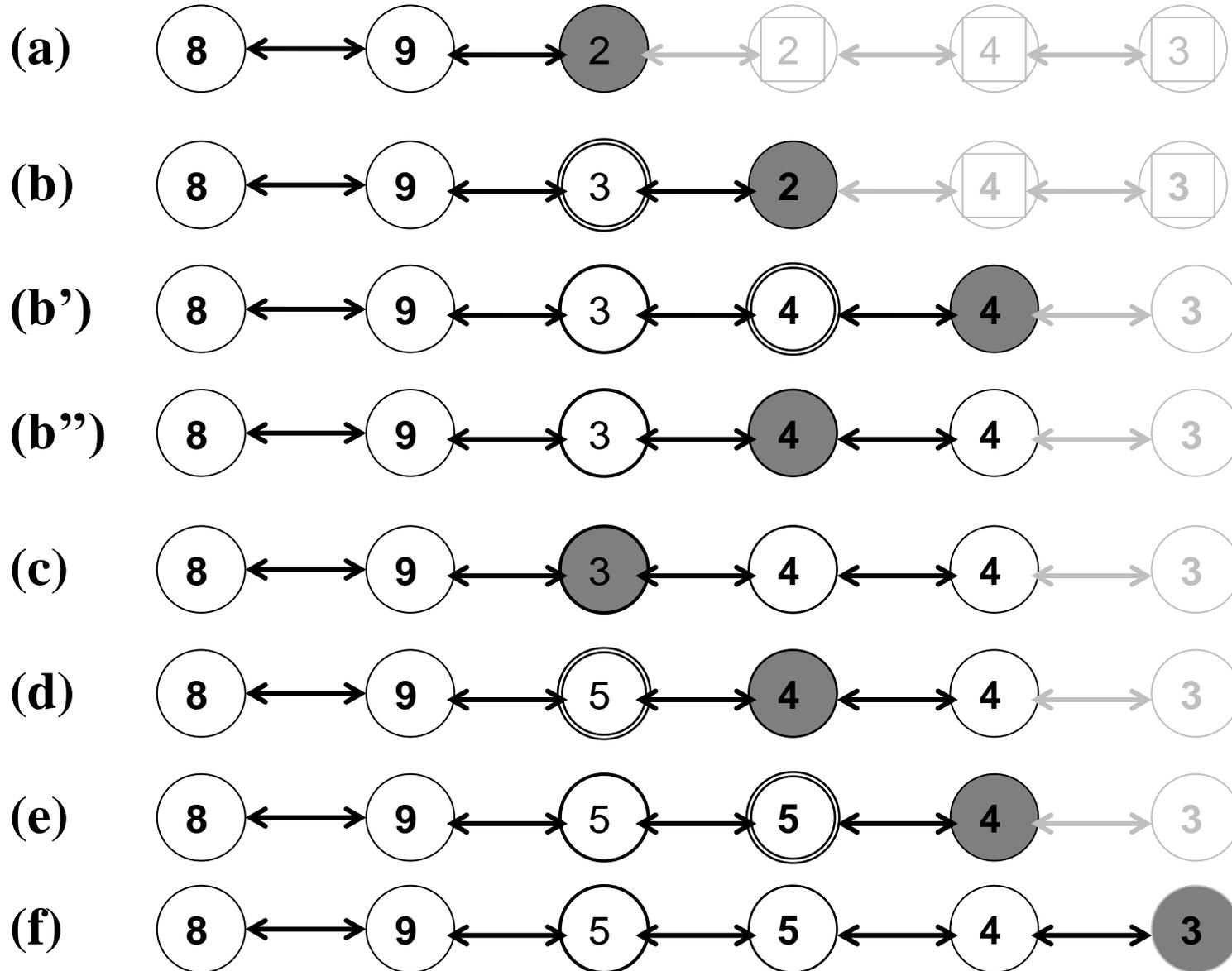
```

Figure 4.24 LRTA*-AGENT selects an action according to the values of neighboring states, which are updated as the agent moves about the state space.

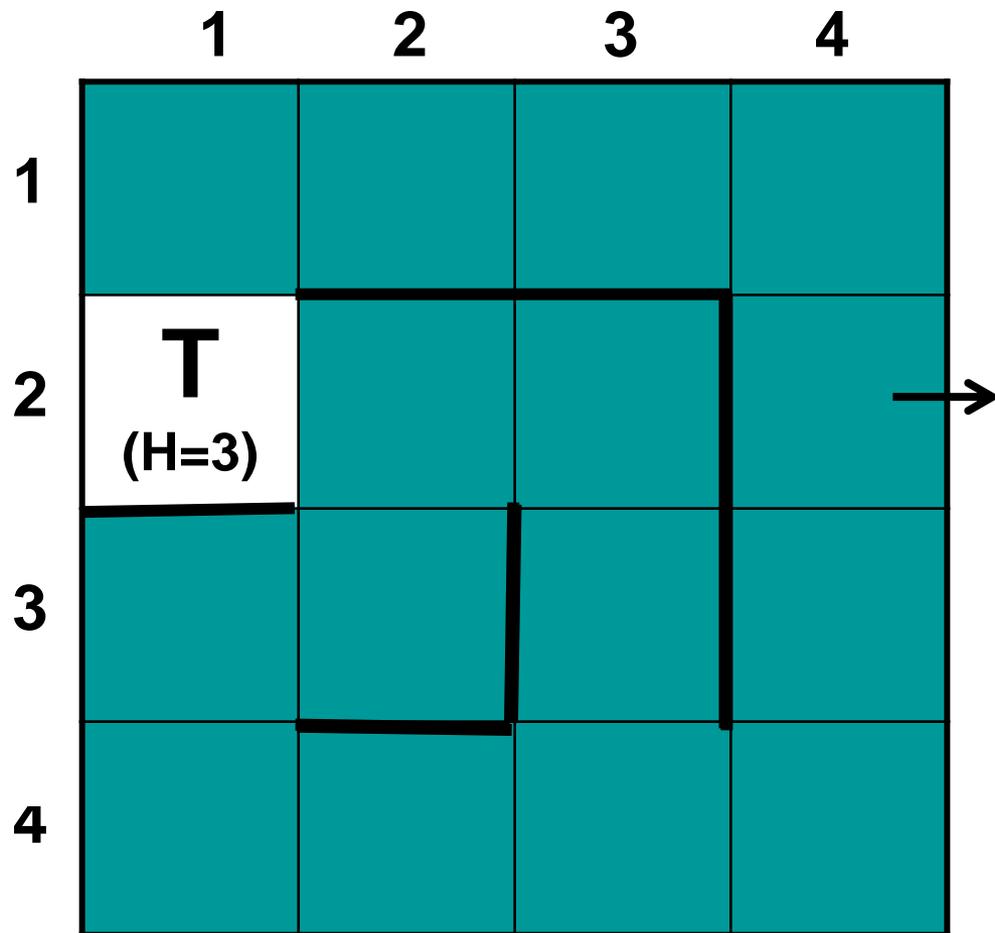
LRTA* supera i minimi locali



LRTA* supera i minimi locali (rev)

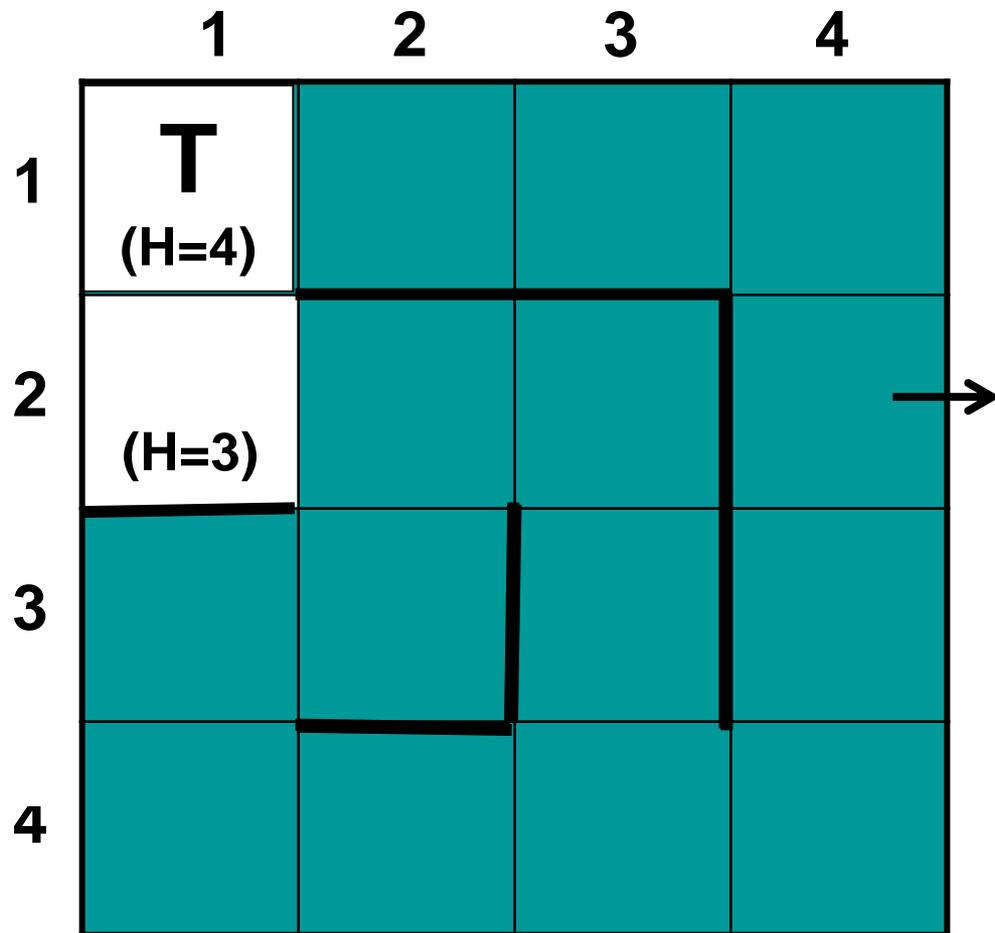


Esempio di LRTA*



h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*



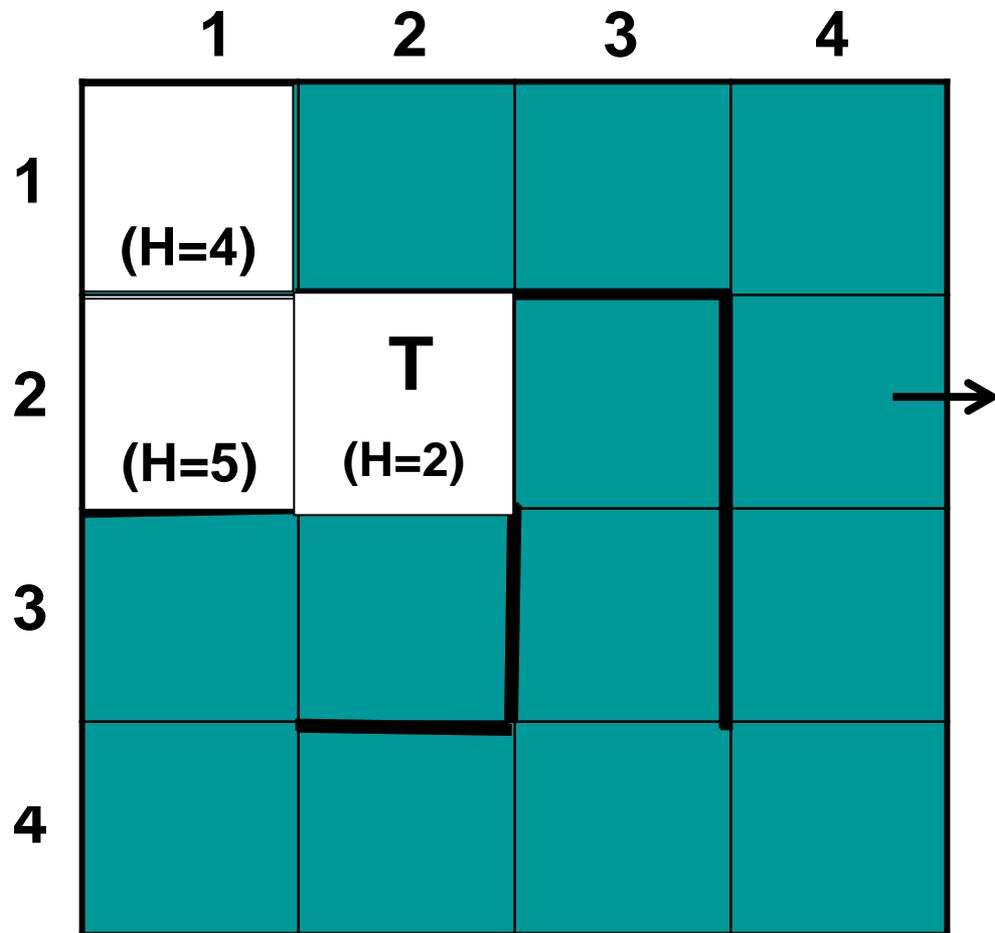
h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*

	1	2	3	4
1	(H=4)			
2	T (H=5)			
3				
4				

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*



h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*

	1	2	3	4
1	(H=4)			
2	(H=5)	(H=2)		
3		T (H=3)		
4				

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*

	1	2	3	4
1	(H=4)			
2	(H=5)	T (H=4)		
3		(H=3)		
4				

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*

	1	2	3	4
1	(H=4)			
2	(H=5)	(H=4)	T (H=1)	
3		(H=3)		
4				

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Esempio di LRTA*

	1	2	3	4
1	(H=4)			
2	(H=5)	(H=4)	(H=1)	T (H=0)
3		(H=3)	(H=2)	(H=1)
4			(H=3)	(H=2)

h=4	h=3	h=2	h=1
T h=3	h=2	h=1	h=0
h=4	h=3	h=2	h=1
h=5	h=4	h=3	h=2

Considerazioni su $LRTA^*$

- $LRTA^*$ cerca di simulare A^* con un metodo locale: tiene conto del costo delle mosse come può aggiornando *al volo* la H
- Completo in spazi esplorabili in maniera sicura
- Nel caso pessimo visita tutti gli stati due volte ma è mediamente più efficiente della profondità *online*
- Non ottimale, a meno di usare una euristica perfetta (non basta una $f=g+h$ con h ammissibile)

SummarAlzing

- Modelli avanzati di ricerca di soluzioni considerano ambienti osservabili parzialmente e non deterministici.
- Metodi di ricerca locali (*Local search*) quali l'**hill climbing** operano su formulazioni complete dello stato ma mantengono solo un piccolo numero di nodi in memoria. Sono stati proposti diversi algoritmi stocastici, tra cui il **simulated annealing**: questo restituisce la soluzione ottima attraverso l'iniezione di livelli decrescenti di casualità, mediante l'uso di un appropriato modello di raffreddamento (temperature decrescenti nel tempo)
- Negli ambienti **nondeterministici**, gli agenti possono applicare metodi di **AND-OR search** per la generazione di piani **contingenti** in grado di raggiungere l'obiettivo indipendentemente dagli avvenimenti che sorgono durante la esecuzione. Se l'ambiente è parzialmente osservabile, viene utilizzato un **spazio delle credenze (belief state)** che rappresenta l'insieme dei possibili stati in cui può trovarsi l'agente.
- **Nei problemi di esplorazione** l'agente non ha idea degli stati (e azioni) del suo ambiente. Per esplorazioni sicure, agenti dotati di capacità di **on-line search** possono costruire una mappa e trovare una soluzione quando questa esiste. In tali casi è utile poter aggiornare le funzioni euristiche a partire dalla esperienza, metodo utile a sfuggire ai minimi locali.

Riferimenti

- AIMA Book 3° edition:
 - Chapt. 4.1, 4.1.1, 4.1.2, 4.1.3, 4.3, 4.4, 4.5