Oltre la ricerca classica

Cap 4 – *Ricerca locale, ricerca online*

Maria Simi

a.a. 2014/2015

Risolutori "classici"

- Gli agenti *risolutori di problemi* "classici" assumono:
  - Ambienti completamente osservabili
  - Ambienti deterministici
  - Sono nelle condizioni di produrre *offline* un piano (una sequenza di azioni) che può essere eseguito senza imprevisti per raggiungere l'obiettivo.

Verso ambienti più realistici

- La ricerca sistematica, o anche euristica, nello spazio di stati è troppo costosa
  - Metodi di ricerca locale
- Assunzioni sull'ambiente 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 per ricerca *locale*

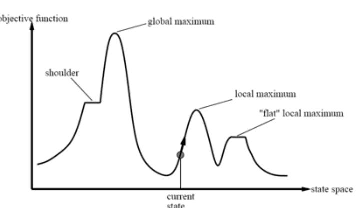
- Gli algoritmi visti esplorano gli spazi di ricerca alla ricerca di un goal e restituiscono un *cammino soluzione*
- Ma a volte lo stato goal è la soluzione del problema.
- Gli algoritmi di *ricerca locale* sono adatti per problemi in cui:
  - La sequenza di azioni non è importante: quello che conta è unicamente lo stato goal
  - Tutti gli elementi della soluzione sono nello stato ma alcuni vincoli sono violati.

  Es. le regine nella formulazione a stato completo

Algoritmi di ricerca locale

- Non sono sistematici
- Tengono traccia solo dello 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

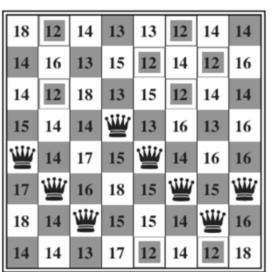
L'algoritmo Hill climbing

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 ≤ *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

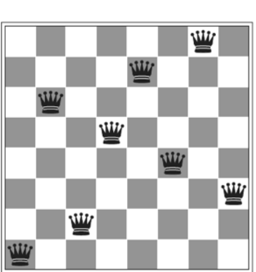
Il problema delle 8 regine

- *h: numero di coppie di regine che si attaccano a vicenda* (valore 17)
- I numeri sono i valori dei successori (7x8)
- Tra i migliori (valore 12) si sceglie a caso



Un massimo locale

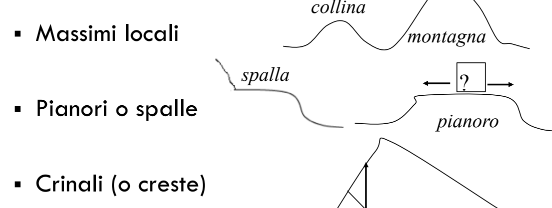
- *h* = 1
- Tutti gli stati successori peggiorano la situazione
- Per le 8 regine Hill-climbing si blocca l'86% delle volte
- In media 4 passi



Problemi con Hill-climbing

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

- Massimi locali
- Pianori o spalle
- Crinali (o creste)



Miglioramenti

1. Consentire un numero limitato di mosse *laterali*
   - 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

Tempra simulata

- 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

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 per T determinati sperimentalmente: il valore iniziale di T è tale che per valori medi di ΔE, $p = e^{\Delta E/T}$ sia all'incirca 0.5

Ricerca *local beam*

- La versione locale della *beam search*
- Si tengono in memoria *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

- Si introduce un elemento di casualità … come in un processo di selezione naturale
- Nella variante stocastica della *local beam*, si scelgono *k* successori, ma con probabilità maggiore per i migliori
- La terminologia:
  - *organismo* [stato]
  - *progenie* [successori]
  - *fitness* [il valore della f], capacità adattiva

Algoritmi genetici: l'idea

- Sono varianti della beam search stocastica in cui gli stati successori sono ottenuti combinando due stati genitore (anziché per evoluzione)
- La terminologia:
  - popolazione di individui [stati]
  - fitness
  - accoppiamenti + mutazione genetica
  - generazioni [generazioni]

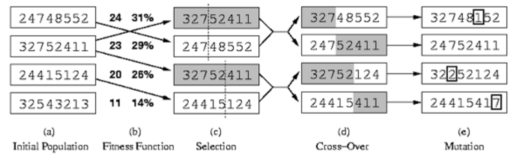
Algoritmi genetici: funzionamento

- Popolazione iniziale:
  - *k* stati/individui generati casualmente
  - ogni individuo è rappresentato come una stringa
    Esempio: 24 bit o "24748552" stato delle 8 regine
- Gli individui sono valutati da una funzione di *fitness*
  - Esempio: n. di coppie di regine che non si attaccano

Algoritmi genetici (cont.)

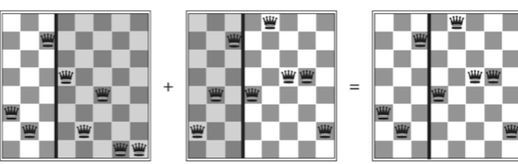
- Si selezionano gli individui per gli "accoppiamenti" con una probabilità proporzionale alla fitness
- Le coppie danno vita alla generazione successiva
  - Combinando materiale genetico
  - Con un meccanismo aggiuntivo di mutazione genetica
- La popolazione ottenuta dovrebbe essere migliore
- La cosa si ripete fino ad ottenere stati abbastanza buoni (stati obiettivo)

Esempio



- Per ogni coppia viene scelto un punto di *cross-over* e vengono generati due figli scambiandosi pezzi
- Viene infine effettuata una *mutazione* casuale che dà luogo alla prossima generazione.

Nascita di un figlio



- Le parti chiare sono passate al figlio
- Le parti grigie si perdono
- Se i genitori sono molto diversi anche i nuovi stati sono diversi

Algoritmi genetici

- Suggestivi
- Usati in problemi reali di configurazione di circuiti e scheduling di lavori
- L' analisi teorica non da risposte chiare su quando possono essere efficaci

Ambienti più realistici

- Gli agenti *risolutori di problemi* "classici" assumono:
  - Ambienti completamente osservabili
  - Azioni/ambienti deterministici
  - Il piano generato è una sequenza di azioni che può essere generato *offline* e eseguito senza imprevisti
  - Le percezioni non servono se non nello stato iniziale

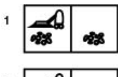
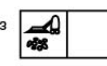
Soluzioni più complesse

- In un ambiente parzialmente osservabile e non deterministico le percezioni sono importanti
  - restringono gli stati possibili
  - informano sull'effetto dell'azione
- Più che un *piano* l'agente può elaborare una "*strategia*", che tiene conto delle diverse eventualità: un piano con contigenza
- Esempio: l'aspirapolvere con assunzioni diverse
  - Vediamo prima il non determinismo.

Azioni non deterministiche
L'aspirapolvere imprevedibile

- Comportamento:
  - *Se aspira in una 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 si troverà
  - Il piano di contingenza sarà un piano condizionale e magari con cicli

Esempio

- Esempio

Risultati(Aspira, 1) = {5, 7}

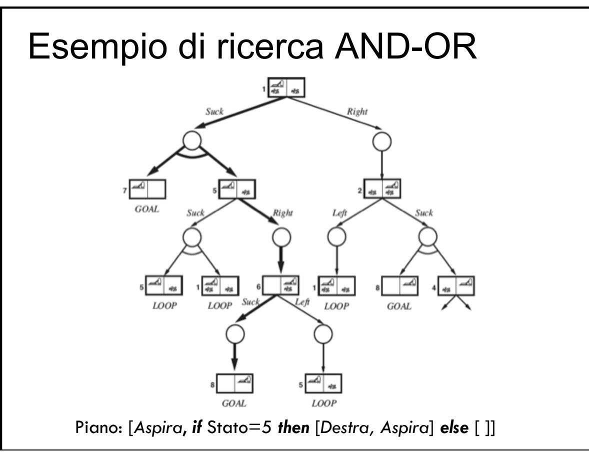
- Piano possibile

[Aspira,
 if stato=5
  then [Destra, Aspira]
  else [ ]
]

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

- Nodi OR le scelte dell'agente
- Nodi AND le diverse contingenze (le scelte dell'ambiente), da considerare tutte
- 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



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**
  $piano_i$ ← 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

- Comportamento:
  - *Quando si sposta può scivolare e rimanere nella stessa stanza*
  - Es. Risultati(Destra, 1) = {1, 2}
- Variazioni necessarie
  - Continuare a provare …
  - Il piano di contingenza potrà avere dei cicli

Aspirapolvere slittante: soluzione

Suck
Right
Right

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

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 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

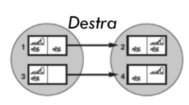
Ambiente non osservabile: *Aspirapolvere senza sensori*

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

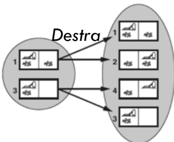
Formulazione di problemi con stati-credenza

- 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.)



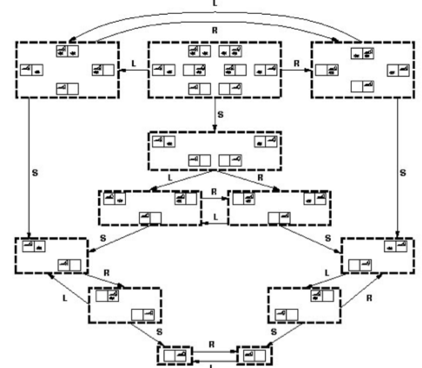
Senza sensori deterministico



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

Il mondo dell'aspirapolvere senza sensori



Ricerca: ottimizzazioni

- 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 in base al fatto che:
  - Se *s'* $\subseteq$ *s*, allora ogni sequenza di azioni che è una soluzione per s lo è anche per s'
    - Se *s'* $\subseteq$ *s* (s' già incontrato) si può trascurare *s*
    - Se s $\subseteq$ s' e da s' si è trovata una soluzione si può trascurare *s*

Soluzione incrementale

- Dovendo trovare una soluzione per {1, 2, 3 …} 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
- Non è una strategia completa ma è sicuramente più efficiente

Ricerca della soluzione

- Gli stati credenza possibili sono $2^8=256$ ma solo 12 sono raggiungibili
- In generale lo spazio di ogni stato può essere molto più grande con gli "stati credenza"
- La rappresentazione atomica obbliga a elencare tutti gli stati. Non è molto "compatta". Non così con una rappresentazione più strutturata (lo vedremo)

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* (ma non nelle altre stanze)
- Le percezioni diventano importanti
  - Assumiamo Percezioni(s)

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}

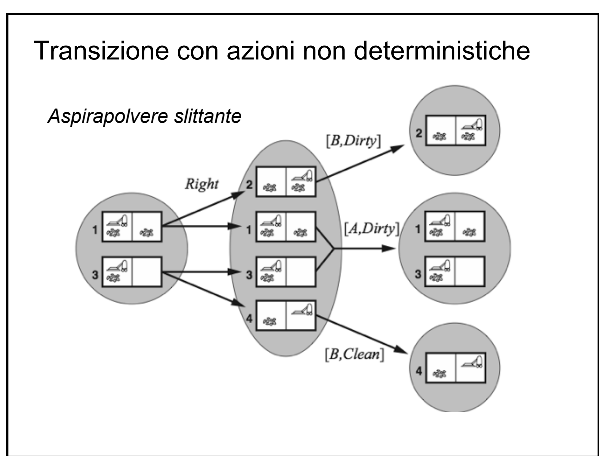
Il modello di transizione si complica

La transizione avviene in tre fasi:

1. Predizione dello stato credenza per effetto delle azioni: *Predizione*(b, a)=b'
2. Predizione dell'osservazione: *Percezioni-possibili*(b')
3. Calcolo *aggiornamento* (insieme di stati credenza compatibili con lo stato credenza predetto e le possibili osservazioni):
   b'' = *Aggiorna*(Predizione(b, a), o)
   per ogni possibile osservazione o

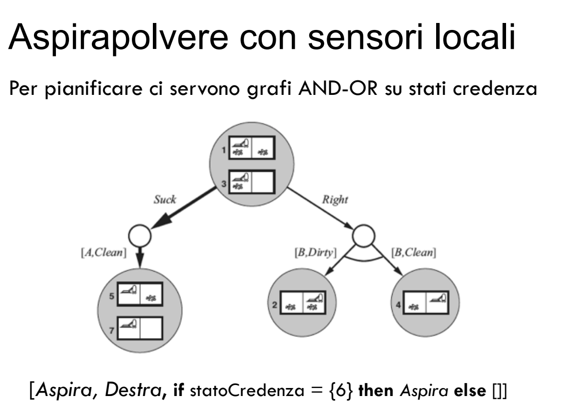
Transizione con azioni deterministiche

Transizione con azioni non deterministiche



Aspirapolvere con sensori locali

Per pianificare ci servono grafi AND-OR su stati credenza



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

Ricerca *online*

- Ricerca *offline* e ricerca *online*
- L'agente alterna pianificazione e azione

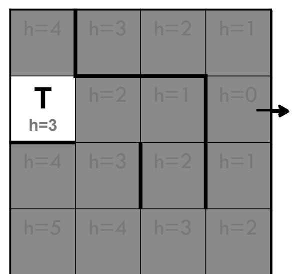
1. Utile in ambienti dinamici o semidinamici
   - Non c'è troppo tempo per pianificare
2. Utile in ambienti non deterministici
   1. Pianificare vs agire
3. Necessaria per ambienti ignoti tipici dei problemi di esplorazione

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

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



Assunzioni

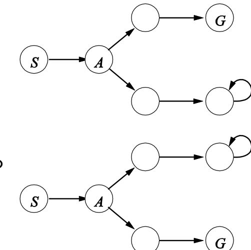
- Cosa conosce un agente *online* in *s* …
  - Le azioni legali nello stato attuale *s*: Azioni (s)
  - Risultato(*s*, *a*), ma dopo aver eseguito *a*
  - Il costo della mossa c(*s*, *a*, *s'*), solo dopo aver eseguito *a*
  - Goal-test(s)
  - La stima della distanza: dal goal: *h*(*s*)

Costo soluzione

- Il costo del cammino è quello effettivamente percorso
- Il rapporti 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
  - non esistono azioni irreversibili
  - lo stato obiettivo può sempre essere raggiunto
  - diversamente non si può garantire una soluzione

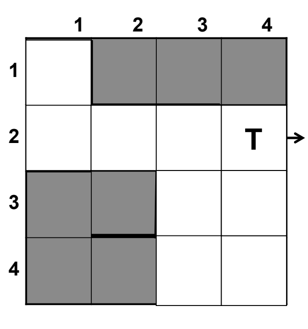


Ricerca in profondità *online*

- Gli agenti o*nline* ad ogni passo decidono l'azione da fare (non il piano) e la eseguono.
- Ricerca in profondità o*nline*
  - Esplorazione sistematica delle alternative
    - *nonProvate*[s] mosse ancora da esplorare in s
  - È necessario ricordarsi ciò che si è scoperto
    - *Risultato*[*s, a*] = *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



Algoritmo in profondità *online*

```
function Agente-Online-DFS(s) returns un'azione
    static: Risultato, nonProvate, backtrack,
            s- (stato precedente), a- (ultima azione)
if Goal-Test(s) then return stop
if s è un nuovo stato then nonProvate[s] ← Azioni(s)
if s- non è null then risultato[s-, a-] ← s;  backtrack[s] ← s-;
if nonProvate[s] vuoto then
    if backtrack[s] vuoto then return stop
    else a ← azione per tornare in POP(backtrack[s])
else a ← POP(nonProvate[s])
s- ← s; return a
```

Ricerca euristica *online*

- Nella ricerca online si conosce il valore della funzione euristica una volta 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. Random-walk
   - si fanno mosse casuali in discesa
2. Ricerca locale con A* (LRTA*):
   - Learning Real Time A*, A* con apprendimento in tempo reale
   - esplorando si aggiustano i valori dell'euristica per renderli più realistici
   - In questo modo riesce a superare i minimi locali

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)

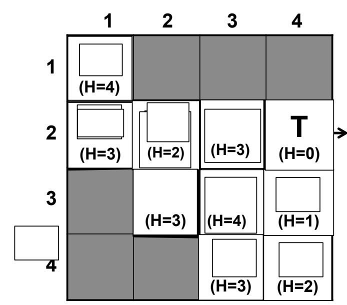
  H(s') + costo(s,a,s') *altrimenti*
- Ci si sposta sul successore di Costo-LRTA* minore
- Si aggiorna la H dello stato da cui si proviene

LRTA*

function Agente-LRTA*(s) **returns** un'azione
static: risultato, H, s-, a-
  if Goal-Test(s) **then return** stop
  if s *nuovo (non in H)* **then** H[s] ← h[s]
1. if s- non è null *//si aggiusta il costo H del predecessore*
    risultato[s-, a-] ← s
    H[s-] ← *min* Costo-LRTA*(s-, b, risultato[s-, b], H)
2. a ← *un'azione b tale che* minimizza   b ∈ Azioni(s-)
    Costo-LRTA*(s, b, risultato[s, b], H)
s- ← s; return a

LRTA* supera i minimi locali (rev)

Esempio di LRTA*



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)