

I esercitazione

NOTA BENE: non leggere questa soluzione senza aver provato prima autonomamente l'esercizio a partire dal testo dell'esercizio nel file "es1_teseo-testo*"

Sommario:

- Agenti e ambienti
 - Teseo e il labirinto versione base: formulazione PEAS
- Agenti per il problem solving
 - Teseo e il labirinto versione base: formulazione con ambiente osservabile
- Algoritmi di ricerca euristica

1. Teseo e il labirinto

Caso base: Teseo con mappa

Assunzioni:

- Teseo ha una mappa e sa dove si trova (ambiente accessibile)
- Teseo può spostarsi in una casella adiacente se non c'è un muro nel mezzo (le azioni sono deterministiche)
- Lo stato obiettivo è chiaramente indicato sulla mappa e riconoscibile (goal test)

Formulazione PEAS

P-Performance

E-Environment

A-Actions|Attuatori

S-Sensors |Percezioni

Misura di Prestazioni: +1 per ogni spostamento (premiato l'agente che esce prima dal labirinto su una media di labirinti diversi, i.e. costo del cammino).

Ambiente: labirinto

Azioni: $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$ (spostamenti/mosse di una casella in orizzontale e verticale)

Percezioni: mappa, posizione di sé stesso e dell'uscita

Tipo di ambiente

Statico (alternative: dinamico, semidinamico)

Deterministico (alternative: stocastico, strategico)

Osservabile (alternative: parzialmente osservabile)

Discreto (alternativa: continuo)

Non episodico (alternativa: episodico)

Mono agente (alternativa: multi-agente)

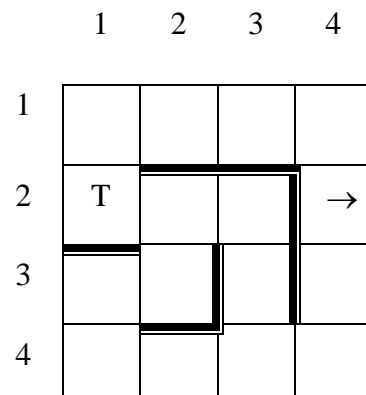
Tipo di agente

Reattivo? No

Con stato? Si

Con obiettivo? Si

Con funzione di utilità? No



	1	2	3	4
1				
2	T			→
3				
4				

Siamo nell'ambito degli **Agenti per il Problem solving** che sono in grado di pianificare una intera sequenza di mosse prima di agire. I passi sono:

- Formulazione del problema come un problema di ricerca
- Ricerca della soluzione nello spazio degli stati

Formulazione del problema

Stati: (R, C) coordinate nella griglia (Riga, Colonna)

Stato iniziale: (2,1)

Goal-Test: (2, 4)?

Azioni: $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$ (spostamenti/mosse di una casella in orizzontale e verticale)

Azioni((R, C)) $\subseteq \{\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow\}$

Modello di transizione:

Un solo stato successore.

Risultato((R, C), \uparrow) = (R-1, C), purché non ci sia un muro*

Risultato((R, C), \rightarrow) = (R, C+1), purché non ci sia un muro*

Risultato((R, C), \downarrow) = (R+1, C), purché non ci sia un muro*

Risultato((R, C), \leftarrow) = (R, C-1), purché non ci sia un muro*

Costo azione: 1

Costo cammino: somma costo dei passi/spostamenti (di tutte le azioni)

(*) Nel codice Python per realizzare questo ci sono rimozioni dalla lista azioni.

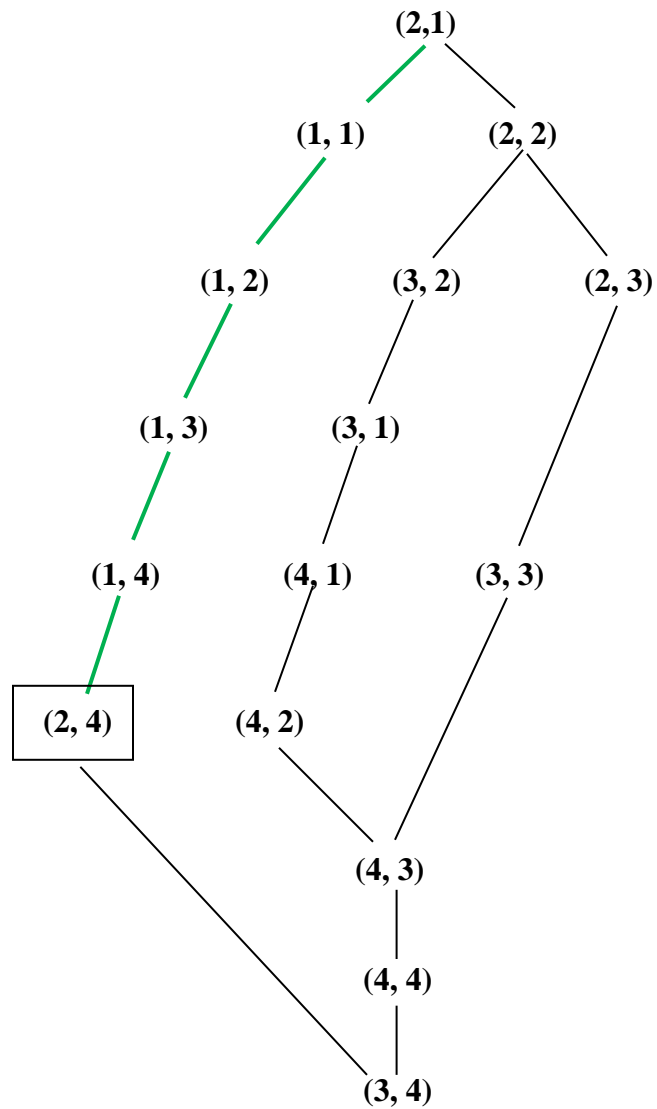
NOTA: gli script Python sono nel file “*esercitazione1.py*” divisi in EX.1 (ESERCIZIO 1) e EX.2 (ESERCIZIO 2) nel seguito (in base all'ordinamento delle azioni).

EX1. È svolto qui (ordine $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$ o suo inverso).

EX2. È lasciato a voi come esercizio ulteriore (ordine $\uparrow \downarrow \rightarrow \leftarrow$ o suo inverso).

NOTA: come detto nella lezione 1 (slide <Esercitazioni>), il codice Python è di ausilio aggiuntivo agli esercizi, non è “obbligatorio” per l'esame. Permette una autoverifica (esercizi, anche diversi da questi cambiando alcuni elementi per verificare la vostra soluzione con quella del codice) e di stimolo per chi voglia andare oltre implementando altri casi etc. Si suggerisce di provare comunque su carta la soluzione e usare le soluzioni Python come controllo, anche in condizioni diverse (e.g. diverso stato iniziale, goal, muri, ...). Esercitarsi anche alla velocità (vedi esempio il caso A* a seguire) vi aiuta poi a svolgere gli esercizi con confidenza in breve tempo.

Spazio stati:



	1	2	3	4
1				
2	T			→
3				
4				

Gli archi sono tutti nei due sensi. Quindi ci sono cicli.

Il cammino ottimo è segnato in verde. Il costo del cammino ottimo è 5.

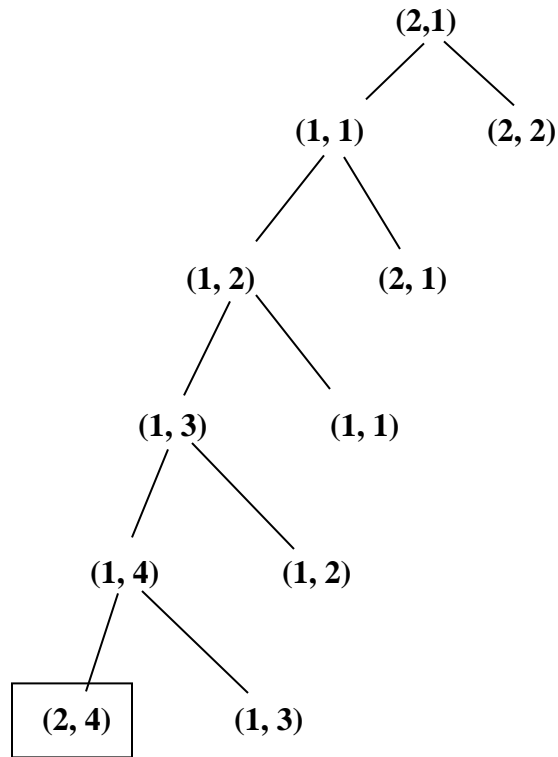
Faq: si noti che ogni stato compare una sola volta.

	1	2	3	4
1				
2	T			→
3				
4				

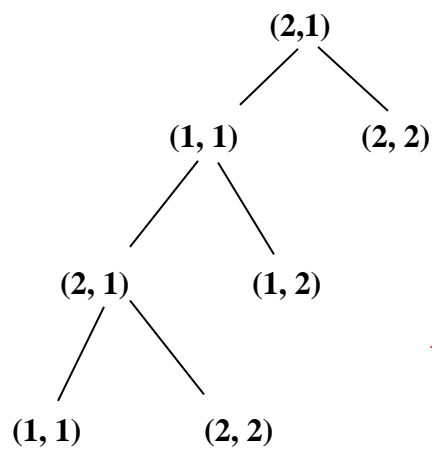
Ricerca in profondità con l'ordinamento $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$

Se si assume di avere questo ordine delle mosse sullo stesso livello di profondità [inserimento in reverse (lifo) sullo stesso livello, tra i figli].

N.B. non c'è in Python!!! (ma è quanto visto su slide del corso/AIMA su albero A,B, C,...)



Con un diverso ordinamento delle azioni: $\uparrow \downarrow \rightarrow \leftarrow$



Va in loop

Ecc.

	1	2	3	4
1				
2	T			→
3				
4				

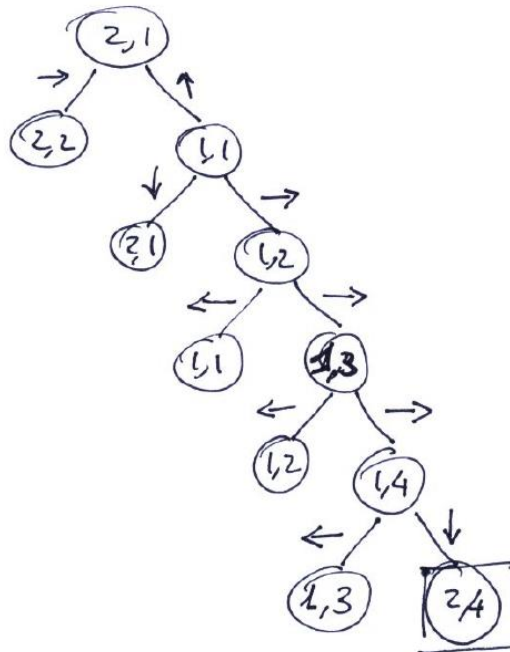
Ricerca in profondità con l'ordinamento $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$

Se si assume di avere ordine LIFO (come alg. in Python) l'esecuzione va in ciclo su caselle (2,1) e (2,2) . **Va in loop** (da testo è DF ad albero)

Python: ToyProblems.py --> classe Labirinto_Teseo di base (chiamato teseo1 in "esercitazione1.py")

Ricerca in profondità con l'ordinamento $\leftarrow \downarrow \rightarrow \uparrow$ (inverso rispetto a prima)

Ordine LIFO (di estrazione, append per inserimento, come alg. in Python), ad albero:



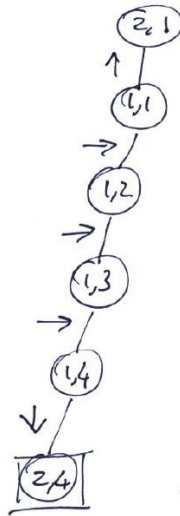
Soluzione EX.1 con depth_first_search_tree e actions = ['LEFT','DOWN','RIGHT','UP']

Lista delle azioni nel cammino: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati nel cammino: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Costo della soluzione: 5

Ricerca in profondità Ricorsiva con l'ordinamento $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$



Soluzione EX.1 con recursive_depth_first_search e actions =

['UP','RIGHT','DOWN','LEFT']

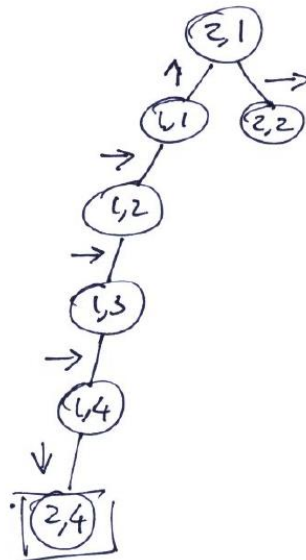
Lista delle azioni nel cammino: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati nel cammino: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Costo della soluzione: 5

Ricerca in profondità con “schema algoritmo di A” ($f = - \text{node.depth}$, su/a grafo) con l'ordinamento $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$

Estrazione FIFO da coda con priorità in base ad f



Soluzione EX.1 con astar_search e actions = ['UP','RIGHT','DOWN','LEFT']

Lista delle azioni nel cammino: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati nel cammino: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Stati esplorati: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)']

Costo della soluzione: 5

Conclusioni:

DF non è completa, non è ottima come visto dagli esempi. Infatti, la soluzione dipende dall'ordine fissato per le mosse e dall'algoritmo di sorting della coda (vedi esempi sopra); si può trovare lo stato goal o meno, si può avere un costo ottimo o meno, ma *non vale in generale*. Trovare il goal per uno specifico ordinamento non implica trovarlo in generale. Altri esempi di cambio ordine: provateli.

Ma NON cambiano le proprietà generali: costo in tempo e memoria, completezza, ottimalità. Questi sono i concetti importanti che fanno la differenza ai fini dell'uso in AI. Ecco perché ci focalizziamo sul provare le proprietà in generale a prescindere da specifici ordinamenti delle azioni o di preferenza a pari condizioni (livello, valore di f , ...)

D'altra parte NON si potrebbe scegliere un algoritmo di sorting/ordine azioni *ad hoc* per ottimizzare il problema poiché alla creazione dell'algoritmo non si conosce il problema e mi devo basare sull'analisi generale che mi da garanzie di costo/ottimalità etc. in qualsiasi caso (quindi con analisi al caso pessimo).

DF a profondità limitata (DL):

Completa se con giusto limite (Ottimale? *No*). Esempi di prove dell'algoritmo:

Soluzione EX.2 con limited depth_first_search_tree, actions =

['LEFT', 'RIGHT', 'DOWN', 'UP'], **max_depth = 5**

Lista delle azioni nel cammino: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati nel cammino: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Costo della soluzione: 5

Soluzione EX.1 con limited depth_first_search_tree, actions =

['UP', 'RIGHT', 'DOWN', 'LEFT'], **max_depth = 5**

Lista delle azioni: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Costo della soluzione: 5

Nota: quindi non più ciclo come prima per DF (con questo ordinamento di azioni $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$)

Provate con profondità limite diversa (ad esempio 10).

Soluzione EX.1 con limited depth_first_search_tree, actions =

['UP', 'RIGHT', 'DOWN', 'LEFT'], **max_depth = 10**

Lista delle azioni: ['RIGHT', 'LEFT', 'RIGHT', 'LEFT', 'UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']

Lista degli stati: ['(2,1)', '(2,2)', '(2,1)', '(2,2)', '(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']

Costo della soluzione: 9

Approfondimento iterativo. Completo? Si. Ottimale? Si.

Ricerca euristica

Supponiamo ora di avere un modo di valutare gli stati. Avendo la mappa e sapendo dove si trova l'uscita

Quale potrebbe essere una buona funzione di valutazione euristica?

Stima della distanza dalla soluzione con Manhattan Distance (MD)

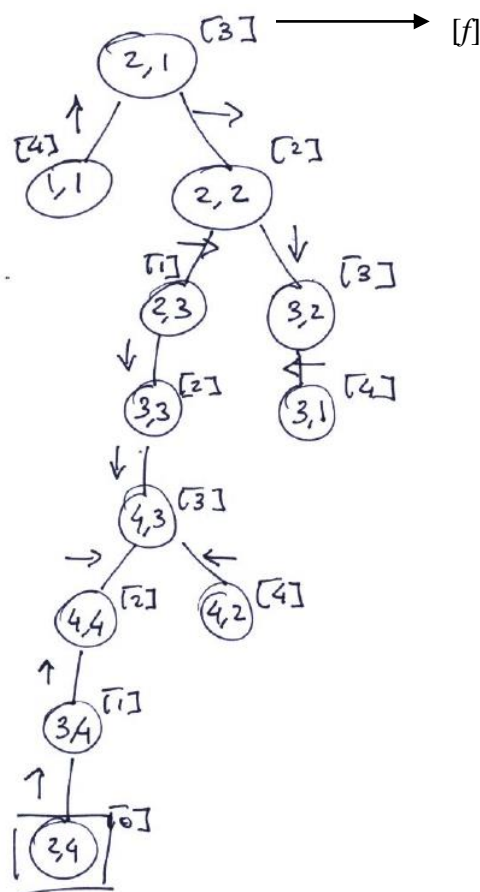
$$h((R, C)) = MD((R, C), (R_g, C_g)) = |R - R_g| + |C - C_g|$$

[in alternativa la distanza in linea d'aria, ma è meno informata]

	1	2	3	4
1				
2	T			→
3				
4				

Greedy Best First (a grafo): un Best first con $f(n) = h(n)$

Con l'ordinamento $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$



FIFO tra pari
valori di f

Soluzione EX.1 con astar_search, actions = ['UP','RIGHT','DOWN','LEFT'], $f = h$

Lista delle azioni: ['RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN', 'DOWN', 'RIGHT', 'UP', 'UP']

Lista degli stati: ['(2,1)', '(2,2)', '(2,3)', '(3,3)', '(4,3)', '(4,4)', '(3,4)', '(2,4)']

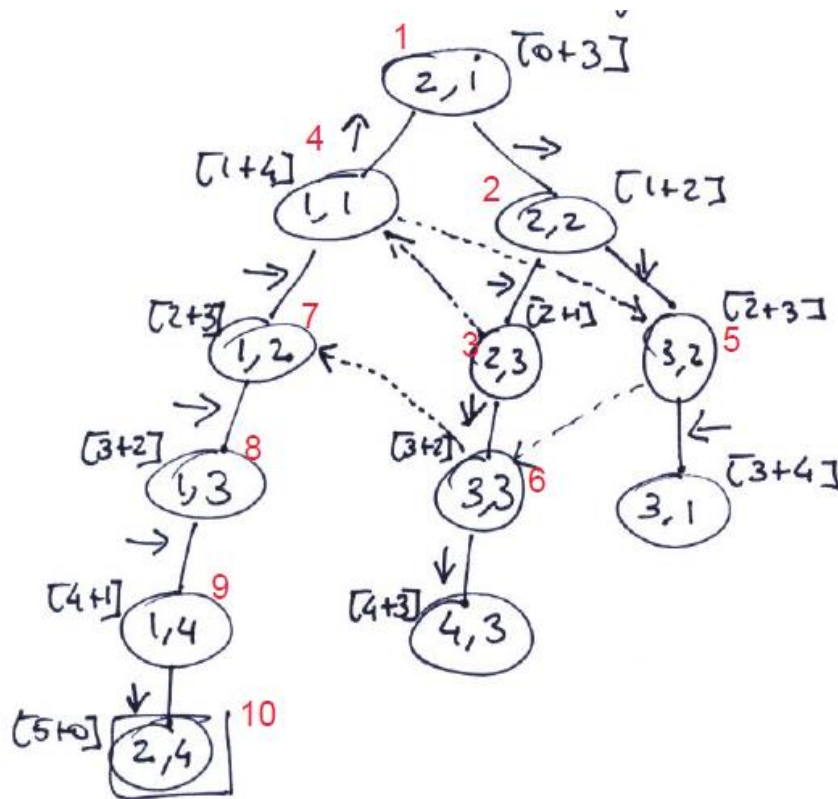
Stati esplorati: ['(2,1)', '(2,2)', '(2,3)', '(3,3)', '(3,2)', '(4,3)', '(4,4)', '(3,4)']

Costo della soluzione: 7

Commento: «Su grafi» completa per spazi finiti ma non ottimale: qui l'esempio di costo

Algoritmo A: Best first con $f(n) = g(n) + h(n)$ (sempre con ordine $\uparrow \rightarrow \downarrow \leftarrow$)

Nel caso la strategia non indichi una preferenza si segue una politica FIFO (tra pari valori di f) (come da testo). Caso ricerca "a grafo" (vedi testo):



Nota: ordine FIFO tra f di pari valore ("salti" tra i nodi dell'albero --->)

Numeri in **rosso** per ordine di esplorazione (vedi anche lista sotto degli Stati esplorati)

Soluzione EX.1 con `astar_search`, `actions = ['UP','RIGHT','DOWN','LEFT']`, $f = g+h$
 Lista delle azioni: ['UP', 'RIGHT', 'RIGHT', 'RIGHT', 'DOWN']
 Lista degli stati: ['(2,1)', '(1,1)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)', '(2,4)']
 Stati esplorati: ['(2,1)', '(2,2)', '(2,3)', '(1,1)', '(3,2)', '(3,3)', '(1,2)', '(1,3)', '(1,4)']
 Costo della soluzione: 5

Commenti: Trova il cammino soluzione: (2,1) (1,1) (1,2)(1,3)(1,4)(2,4) di costo 5 (o il piano [su, destra, destra, destra, giù]).

Trova sempre una soluzione? SI. Completo anche nel caso di ricerca-albero.
 Possiamo dire in generale che trova sempre la soluzione migliore? Si perché l'euristica è ammissibile.

Ammissibile: per ogni n $h(n) \leq h^*(n)$

Perché è ammissibile (sottostima)?

Se il nostro agente fosse in grado di passare attraverso i muri (problema meno vincolato) in un numero di passi pari alla MD arriverebbe alla soluzione, ma purtroppo non lo può fare. Quindi ci mette sempre un numero di passi maggiore, o almeno uguale.

È anche monotona (consistente): riflettere sul come (con le possibili mosse e euristica MD)

Monotona: $h(n) \leq h(n') + c(n, a, n')$ ovvero : $h(n) - h(n') \leq c(n, a, n')$

La f cresce lungo tutti i cammini.

Quindi di fatto abbiamo usato un algoritmo A*.

Ci garantisce l'ottimalità anche evitando di rivisitare gli stati già visitati (usando graph search) perché espande i nodi in ordine di f crescente e quando arriva al nodo goal siamo sicuri di avere già incontrato e testato tutti i nodi con f minore.

Ricerca locale (come ricerca dell'uscita)

Classe Labirinto_Teseo_Local

Usando **Hill climbing** e per valore della funzione obiettivo la -MD (perché si massimizza, quindi come minimizzare MD a zero)

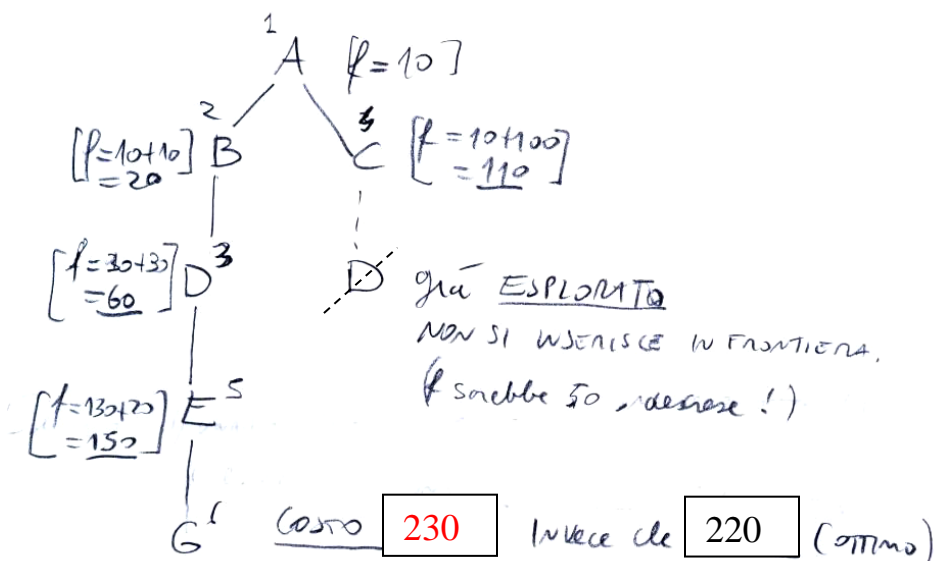
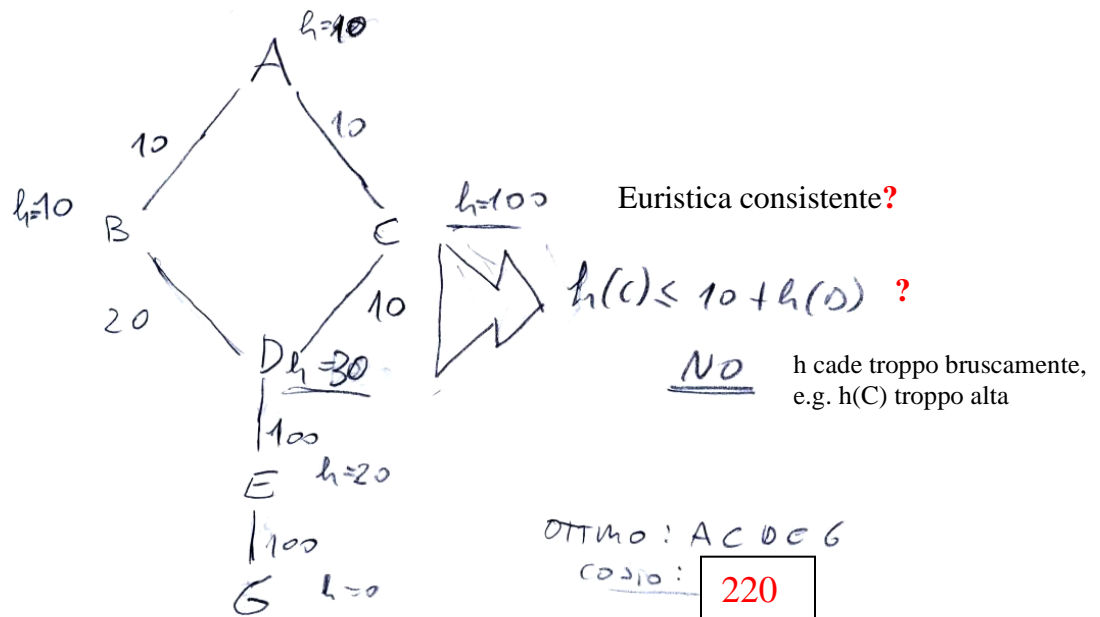
Si percorre $(2,1) \rightarrow (2,2) \rightarrow (2,3)$ (poiché il $(3,3)$ non migliora il problem.value)
E si ferma in massimo locale in $(2,3)$ (angolo del muro)

In PYTHON: stampa solo $(2,3)$ (sempre che non si vogliano inserire dei “print” lungo il percorso, nella zona dell'istruzione “current=neighbord”)

Stocastica ce la può fare; ad esempio con **Simulated annealing**: in effetti provando temperatura iniziale $(k) = 100$ iniziale e con T che decade in modo esponenziale (come descritto nei commenti del codice), trova una soluzione (ma non ottima) in, a esempio, 27 mosse (o anche minori), ma dopo un po' di ripartenze.

Controesempio: euristica non consistente

Perché serve questa proprietà più forte di monotonia (e quindi crescita della f lungo tutti i cammini)? Riusciamo a immaginarci un caso in cui la h è ammissibile ma con graph search non trovo la soluzione ottimale? (algoritmo ricerca-grafo con A)



Dove era il problema? Nell'aver espanso D prima di C: se l'euristica fosse stata monotona non decrescente, C (con f così più bassa di almeno 60, cioè con valori di h sotto 40 e di f da 50 in giù) sarebbe espanso prima del nodo D a sinistra (con $f=60$) e non avremmo trovato D come già presente in lista esplorati su un path non ottimale. Così l'altro D, con f da 50 ($20+30$) in giù, entrerebbe in frontiera, il primo D espanso sarebbe quello sul cammino migliore (l'altro può essere non considerato con il controllo su esplorati), trovando alla fine la soluzione ottimale!

Warning: Ed IV AIMA: con il nuovo schema di alg. di A* si troverebbe l'ottimo anche in questo caso (al costo di più possibili nodi ridondanti e sub-ottimali in frontiera).