

Algoritmi e Strutture Dati

Capitolo 2

Complessità di un
algoritmo e di un problema

Punto della situazione

- Abbiamo fissato il modello di calcolo: **RAM** (random access machine) a costi uniformi
- Abbiamo definito le notazioni asintotiche
 - $O(g(n))$ (informalmente) insieme delle funzioni che crescono al più come $g(n)$
 - $\Omega(g(n))$ (informalmente) insieme delle funzioni che crescono almeno come $g(n)$
 - $\Theta(g(n))$ (informalmente) insieme delle funzioni che crescono esattamente come $g(n)$
 - $o(g(n))$ (informalmente) insieme delle funzioni che crescono meno di $g(n)$
 - $\omega(g(n))$ (informalmente) insieme delle funzioni che crescono più di $g(n)$
- La **complessità temporale e spaziale** degli algoritmi sarà valutata in funzione della dimensione dell'input, valutando il numero di operazioni dominanti mediante l'analisi asintotica

Soluzione domanda di approfondimento

- Qual è la complessità temporale degli algoritmi `Fibonacci6`, `Fibonacci4` e `Fibonacci2` in funzione della rappresentazione dell'input?
- Abbiamo detto che la complessità temporale viene misurata in funzione della dimensione dell'input; nel caso dei tre algoritmi in questione, l'input è un numero n , che può essere rappresentato usando $k = \log n$ bit. Quindi:
 - `Fibonacci6` costa $T(n) = \Theta(\log n) = \Theta(k)$, ed è quindi **polinomiale** (più precisamente, **lineare**) nella dimensione dell'input;
 - `Fibonacci4` costa $T(n) = \Theta(n) = \Theta(2^k)$, ed è quindi **esponenziale** nella dimensione dell'input;
 - `Fibonacci2` costa $T(n) = \Theta(\phi^n) = \Theta(\phi^{2^k})$, ed è quindi **superesponenziale** nella dimensione dell'input.

Caso peggiore, migliore e medio

- Come detto, misureremo le risorse di calcolo usate da un algoritmo in funzione della dimensione delle istanze
- **Ma istanze diverse, a parità di dimensione, potrebbero richiedere risorse diverse!** Ad esempio, se devo cercare un elemento x in un insieme di n elementi in input, il numero di confronti che farò dipenderà dalla posizione che x occupa nella sequenza.
- Distinguiamo quindi ulteriormente tra analisi nel caso **peggiore, migliore e medio**

Caso peggiore

- Sia **tempo(I)** il tempo di esecuzione di un algoritmo sull'istanza di input **I**

$$T_{\text{worst}}(n) = \max_{\text{istanze } I \text{ di dimensione } n} \{ \text{tempo}(I) \}$$

- Intuitivamente, $T_{\text{worst}}(n)$ è il tempo di esecuzione sulle istanze di ingresso che comportano più lavoro per l'algoritmo
- Definizione analoga può essere data per **lo spazio**

Caso migliore

- Sia **tempo(I)** il tempo di esecuzione di un algoritmo sull'istanza **I**

$$T_{\text{best}}(n) = \min_{\text{istanze } I \text{ di dimensione } n} \{ \text{tempo}(I) \}$$

- Intuitivamente, **$T_{\text{best}}(n)$** è il tempo di esecuzione sulle istanze di ingresso che comportano meno lavoro per l'algoritmo
- Definizione analoga può essere data per **lo spazio**

Caso medio

- Sia $\mathcal{P}(I)$ la probabilità di occorrenza dell'istanza I

$$T_{\text{avg}}(n) = \sum_{\text{istanze } I \text{ di dimensione } n} \{ \mathcal{P}(I) \text{ tempo}(I) \}$$

- Intuitivamente, $T_{\text{avg}}(n)$ è il tempo di esecuzione nel caso medio, ovvero il tempo di esecuzione atteso
- Può essere difficile da valutare: richiede di conoscere una distribuzione di probabilità sulle istanze, ed inoltre bisogna saper risolvere in forma chiusa una sommatoria
- Definizione analoga può essere data per **lo spazio**

Complessità temporale e spaziale di un algoritmo

- Denoteremo con $T(n)$ il tempo di esecuzione (in termini di **numero di operazioni dominanti**) dell'algoritmo su una **generica** istanza di ingresso di dimensione n . Varrà quindi:

$$T(n) \leq T_{\text{worst}}(n)$$

$$T(n) \geq T_{\text{best}}(n)$$

- Analogamente, per l'occupazione di memoria:

$$S(n) \leq S_{\text{worst}}(n)$$

$$S(n) \geq S_{\text{best}}(n)$$

Convenzioni

- Se scriverò che un algoritmo ha complessità $T(n) = O(g(n))$, intenderò che su **ALCUNE** istanze (cattive) costerà $\Theta(g(n))$, ma sulle rimanenti (più fortunate) costerà $o(g(n))$: questo accade quando il caso peggiore e il caso migliore hanno costi asintoticamente **diversi**
- Se invece scriverò che un algoritmo ha complessità $T(n) = \Theta(g(n))$, intenderò che su **TUTTE** le istanze costerà $\Theta(g(n))$: questo quindi accade quando il caso peggiore e il caso migliore hanno costi asintoticamente **identici**
- Come vedremo, la notazione Ω verrà invece utilizzata per caratterizzare la complessità computazionale dei **problemi**, e non degli algoritmi

Un caso di studio: il problema della **ricerca**

Sia dato un mazzo di n carte scelte in un universo U totalmente ordinato di $2n$ carte distinte, e si supponga di dover verificare se una certa carta $x \in U$ appartenga o meno al mazzo. Progettare un algoritmo per risolvere tale problema, e analizzarne il costo (in termine di **numero di confronti**) nel caso migliore, peggiore e medio.

Algoritmo di ricerca sequenziale

Un primo algoritmo è quello di ricerca sequenziale (o esaustiva), che gestisce il mazzo di carte come una **lista L non ordinata**

algoritmo ricercaSequenziale(*lista L , elem x*) \rightarrow *booleano*

1. **for each** ($y \in L$) **do**
2. **if** ($y = x$) **then return** trovato
3. **return** non trovato

Contiamo il numero di confronti (istruzione 2, **operazione dominante**):

$$T_{\text{best}}(n) = 1 = \Theta(1) \quad x \text{ è in prima posizione}$$

$$T_{\text{worst}}(n) = n = \Theta(n) \quad x \notin L \text{ oppure è in ultima posizione}$$

$$T_{\text{avg}}(n) = P[x \notin L] \cdot n + P[x \in L \text{ e sia in prima posizione}] \cdot 1 + P[x \in L \text{ e sia in seconda posizione}] \cdot 2 + \dots + P[x \in L \text{ e sia in } n\text{-esima posizione}] \cdot n$$

Nel caso del mazzo di carte...

- Assumendo che le istanze siano equidistribuite, la probabilità che una carta appartenga (o non appartenga) al mazzo è $\frac{1}{2}$, e la probabilità che l'elemento **appartenga al mazzo** e sia in posizione i -esima è $\frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n}$

$$\begin{aligned} \Rightarrow T_{\text{avg}}(n) &= \frac{1}{2} \cdot n + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot 1 + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot 2 + \dots + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot n = \\ &= \frac{1}{2} \cdot n + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot [1+2+\dots+n] = \frac{1}{2} \cdot n + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot [n \cdot (n+1)/2] = \\ &= \frac{1}{2} \cdot n + (n+1)/4 = (3n+1)/4 = \Theta(n) \end{aligned}$$

$$\Rightarrow T_{\text{avg}}(n) = T_{\text{worst}}(n) = \Theta(n)$$

- Quindi, secondo la nostra convenzione, il costo dell'algoritmo di ricerca sequenziale è $T(n)=O(n)$ (infatti, $T_{\text{best}}(n) = 1$)
- Come vedremo con il prossimo algoritmo, l'analisi del caso medio può rivelarsi molto complicata...

Algoritmo di ricerca binaria

Se ipotizzassimo che il mazzo di carte fosse un **array L ordinato**, potremmo progettare un algoritmo più efficiente:

```
algoritmo ricercaBinariaIter(array  $L$ , elem  $x$ )  $\rightarrow$  booleano  
1.    $a \leftarrow 1$   
2.    $b \leftarrow$  lunghezza di  $L$   
3.   while ( $L[\lfloor (a + b)/2 \rfloor] \neq x$ ) do  
4.      $m \leftarrow \lfloor (a + b)/2 \rfloor$   
5.     if ( $L[m] > x$ ) then  $b \leftarrow m - 1$   
6.     else  $a \leftarrow m + 1$   
7.     if ( $a > b$ ) then return non trovato  
8.   return trovato
```

Confronta x con l'elemento centrale di L e prosegue nella metà sinistra o destra in base all'esito del confronto

Approfondimento: dimostrare formalmente la correttezza dell'algoritmo.

Esempi su un array di 9 elementi

0	1	2	4	5	6	7	8	9
0	1	2	4					
		2	4					

0	1	2	4	5	6	7	8	9
0	1	2	4					

0	1	2	4	5	6	7	8	9
					6	7	8	9
							8	9
								9

0	1	2	4	5	6	7	8	9
0	1	2	4					
		2	4					
			4					

Cerca 2

Cerca 1

Cerca 9

Cerca 3

$3 < 4$ quindi **a** e **b**
si invertono

Analisi dell'algoritmo di ricerca binaria

Contiamo i confronti eseguiti nell'istruzione 3 (operazione dominante):

$T_{\text{best}}(n) = 1 = \Theta(1)$ l'elemento centrale è uguale a x

$T_{\text{worst}}(n) = \lfloor \log n \rfloor + 1 = \Theta(\log n)$ $x \notin L$

Infatti, poiché la dimensione del sotto-array su cui si procede si dimezza dopo ogni confronto, dopo l' i -esimo confronto il sottoarray di interesse ha dimensione $n/2^i$. Quindi, nel caso peggiore, dopo $i = \lfloor \log n \rfloor + 1$ confronti, si arriva ad avere $a > b$.

$T_{\text{avg}}(n) = P[x \notin L] \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1) + P[x \in L \text{ e sia in posizione centrale}] \cdot 1$
 $+ P[x \in L \text{ e sia in posizione centrale nelle 2 sottometà}] \cdot 2 +$
 $+ P[x \in L \text{ e sia in posizione centrale nelle 4 sotto-sottometà}] \cdot 3 + \dots +$
 $+ P[x \in L \text{ e sia in una delle } 2^{\lfloor \log n \rfloor} \approx n/2 \text{ posizioni raggiungibili con } a=b] \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1)$

4	3	4	2	4	3	4	1	4	3	4	2	4	3	4
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Nel caso del mazzo di carte...

Nel caso del mazzo di carte (ordinato), poiché $P[x \notin L] = P[x \in L] = 1/2$, applicando la ricerca binaria avremo quindi:

$$\Rightarrow T_{\text{avg}}(n) = \frac{1}{2} \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1) + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot 1 + \frac{1}{2} \cdot \frac{2}{n} \cdot 2 + \frac{1}{2} \cdot \frac{4}{n} \cdot 3 + \dots$$

$$+ \frac{1}{2} \cdot \frac{2^{\lfloor \log n \rfloor}}{n} \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1) =$$

$$= \frac{1}{2} \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1) + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=0, \dots, \lfloor \log n \rfloor} (i+1) \cdot 2^i$$

e poiché quest'ultima sommatoria si può dimostrare che somma a

$$\lfloor \log n \rfloor \cdot 2^{\lfloor \log n \rfloor + 1} + 1$$

$$\Rightarrow T_{\text{avg}}(n) = \frac{1}{2} \cdot (\lfloor \log n \rfloor + 1) + \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{n} \cdot (\lfloor \log n \rfloor \cdot 2^{\lfloor \log n \rfloor + 1} + 1) \leq \lfloor \log n \rfloor + 1/2 + 1/(2n) =$$

$$= \Theta(\log n) + \Theta(1) + \Theta(1/n) = \Theta(\log n)$$

e poiché $T_{\text{avg}}(n) > 1/2 \cdot \lfloor \log n \rfloor$, ne consegue che $T_{\text{avg}}(n) = \Theta(\log n)$

$$\Rightarrow T_{\text{avg}}(n) = T_{\text{worst}}(n) = \Theta(\log n)$$

\Rightarrow Anche in questo caso, scriveremo $T(n) = O(\log n)$ (infatti, $T_{\text{best}}(n) = 1$)

Upper e lower bound di un **problema**

Delimitazione superiore e inferiore alla complessità di un problema

Definizione (*upper bound* di un problema): Un problema P ha una delimitazione superiore alla complessità $O(g(n))$ rispetto ad una certa risorsa di calcolo (spazio o tempo) se **esiste** un algoritmo (che quindi abbiamo già progettato) che risolve P e il cui costo di esecuzione (nel caso peggiore) rispetto a quella risorsa è $O(g(n))$ (ad esempio, nel caso della risorsa tempo, deve essere $T(n)=O(g(n))$).

Definizione (*lower bound* o *complessità intrinseca* di un problema): Un problema P ha una delimitazione inferiore alla complessità $\Omega(g(n))$ rispetto ad una certa risorsa di calcolo (spazio o tempo) se **ogni** algoritmo (anche quelli non ancora progettati!!!) che risolva P ha costo di esecuzione (nel caso peggiore) $\Omega(g(n))$ rispetto a quella risorsa (ad esempio, nel caso della risorsa spazio, deve essere $S(n)=\Omega(g(n))$).

Ottimalità di un algoritmo

Definizione: Dato un problema P con complessità intrinseca $\Omega(g(n))$ rispetto ad una certa risorsa di calcolo (spazio o tempo), un algoritmo che risolve P è **ottimo/ottimale** (in termini di complessità asintotica, ovvero a meno di costanti moltiplicative e di termini additivi/sottrattivi di “magnitudine” inferiore) se ha costo di esecuzione $O(g(n))$ rispetto a quella risorsa, e quindi la sua complessità asintotica risulta la migliore possibile.



Obiettivo principale di un algoritmista: Dato un problema P , trovare un algoritmo ottimo (in genere rispetto alla risorsa **tempo**) che risolva P . Ciò può essere ottenuto dimostrando da un lato che il problema è intrinsecamente difficile (alzando il suo lower bound), e dall'altro progettando algoritmi sempre più efficienti (abbassando quindi il suo upper bound).

Convenzioni

- Da ora in poi, quando parlerò di upper bound di un problema, mi riferirò alla **complessità temporale del MIGLIORE ALGORITMO** che sono stato in grado di progettare sino a quel momento (ovvero, quello con **minore complessità temporale nel caso peggiore**).
- Da ora in poi, quando parlerò di lower bound di un problema, mi riferirò alla **PIÙ GRANDE** delimitazione inferiore alla complessità temporale del problema che sono stato in grado di dimostrare sino a quel momento.

Alcuni esempi

- L'algoritmo di ricerca sequenziale di un elemento in un insieme **non ordinato** di n elementi costa $T(n) = O(n)$, (cioè è lineare nella dimensione dell'input) in quanto su **alcune** istanze costa $\Theta(n)$, mentre su altre costa $o(n)$
- Ovviamente, per quanto sopra, l'upper bound del problema della ricerca di un elemento in un insieme non ordinato di n elementi è pari a $O(n)$
- Si osservi ora che il lower bound del problema della ricerca di un elemento in un insieme non ordinato di n elementi è pari a $\Omega(n)$: infatti, **ogni** algoritmo di risoluzione deve per forza di cose guardare tutti gli elementi dell'insieme per decidere se l'elemento cercato appartiene o meno ad esso!
 l'algoritmo di ricerca sequenziale è **ottimo!**
-  Invece, l'algoritmo di ricerca binaria di un elemento in un insieme **ordinato** di n elementi ha complessità temporale $T(n) = O(\log n)$. Questo non è in contraddizione con il lower bound che ho appena dato, perché stiamo parlando di due problemi diversi: ricerca in un insieme **ordinato** oppure **non ordinato**. Come vedremo più avanti, anche l'algoritmo di ricerca binaria è ottimo per il problema della ricerca di un elemento in un insieme ordinato di n elementi, perché dimostreremo (con una tecnica non banale) che il lower bound di tale problema è $\Omega(\log n)$.

Alcuni esempi (2)

- L'algoritmo `Fibonacci4` per il calcolo dell' n -esimo numero della sequenza di Fibonacci costa $T(k=\log n) = \Theta(2^{k=n})$, in quanto su **tutte** le istanze costa sempre $\Theta(2^{k=n})$
- L'algoritmo `Fibonacci6` per il calcolo dell' n -esimo numero della sequenza di Fibonacci costa $T(k=\log n) = \Theta(k=\log n)$, in quanto su **tutte** le istanze costa sempre $\Theta(k=\log n)$
- Ovviamente, per quanto sopra, l'upper bound del problema del calcolo dell' n -esimo numero della sequenza di Fibonacci è pari a $O(k=\log n)$, cioè è lineare nella dimensione dell'input
- Si osservi ora che il lower bound del problema del calcolo dell' n -esimo numero della sequenza di Fibonacci è pari a $\Omega(1)$: infatti, sicuramente ogni algoritmo di risoluzione deve per forza di cose leggere l'input, al costo di una singola operazione (questo è il cosiddetto **lower bound banale** di ogni problema), ma non sono in grado di definire altre operazioni necessarie a **tutti** gli algoritmi!
 l'algoritmo `Fibonacci6` non è **ottimo**!