

# Introduzione agli algoritmi

November 4, 2022

# Contents

0.1	RAM . . . . .	2
0.2	Il modello random access machine . . . . .	2
0.3	Criterio di misurazione del costo . . . . .	2
0.3.1	Criterio di misurazione del costo uniforme . . . . .	2
0.3.2	Criterio di misurazione del costo logaritmico . . . . .	2
0.4	Notazione asintotica . . . . .	2
0.4.1	Notazione $O$ . . . . .	3
0.4.2	Notazione $\Omega$ . . . . .	3
0.4.3	Notazione $\Theta$ . . . . .	3
0.4.4	Algebra della notazione asintotica . . . . .	3
0.4.5	Calcolo della notazione asintotica tramite limiti . . . . .	3
0.5	Costo computazionale di un algoritmo . . . . .	4
0.5.1	Calcolo del costo . . . . .	4
0.5.2	I problemi intrattabili e l'importanza dell'efficienza . . . . .	4
0.6	Problema della ricerca . . . . .	5
0.6.1	Soluzione sequenziale . . . . .	5
0.6.2	Ricerca binaria . . . . .	5
0.7	Ricorsione . . . . .	5
0.7.1	Calcolare il costo di una funzione ricorsiva . . . . .	6
0.8	Esercizi . . . . .	8
0.8.1	1 . . . . .	8
0.8.2	2 . . . . .	8

<https://mega.nz/folder/4osyiZAI###2I2lpukRbJ-n7-HsmHLxhA/folder/x1szTAhI>

## 0.1 RAM

La RAM è la componente del computer che si occupa di memorizzare i bits. I byte, struttura minima indirizzabile, con l'indirizzo che corrisponde allo scostamento in bytes dall'inizio del memory block del programma, dalla CPU, sono raggruppati a loro volta in **words**, l'unità massima quali la CPU può operare con una **singola** istruzione.

Il tempo impiegato dalla RAM per accedere a un byte è  $\Theta(1)$ .

Il numero massimo di indirizzi usabili è detto **spazio di memorizzazione**, e corrisponde alla lunghezza di una word nel sistema preso in considerazione.

## 0.2 Il modello random access machine

Il modello usato nell'analisi della complessità computazionale di un algoritmo. Le caratteristiche sono:

- possiede un singolo processore che effettua operazioni sequenzialmente
- possiede un insieme di **operazioni elementari** dal costo  $\Theta(1)$
- possiede un **limite** massimo di grandezza per ogni valore memorizzato e per lo spazio di indirizzamento

## 0.3 Criterio di misurazione del costo

### 0.3.1 Criterio di misurazione del costo uniforme

Data la dimensione  $d$  di una word, se tutti i dati hanno grandezza  $< d$ , le operazioni elementari su essi avranno costo  $\Theta(1)$ .

Non molto realistico in quanto molto spesso i dati hanno grandezza  $> d$  ma spesso usato in quanto più semplice

### 0.3.2 Criterio di misurazione del costo logaritmico

Criterio più realistico ma che rende le misurazioni più complicate, afferma che il costo di una singola operazione su un dato di grandezza  $n$  è  $\log_2 n$ .

## 0.4 Notazione asintotica

La notazione asintotica è un modello astratto che descrive, in termini di tempo d'esecuzione e/o di memoria usata, il **tasso di crescita** del costo di una funzione in base alla grandezza dell'input.

### 0.4.1 Notazione O

Prese  $f(n), g(n) \geq 0$  si dice che  $f(n)$  è un  $O(g(n))$  se

$$\exists c, n_0 \text{ t.c. } c * g(n) \geq f(n) \geq 0 \forall n \geq n_0$$

Di infinite funzioni  $g(n)$  a noi interessa quella che meglio approssima  $f(n)$  dall'alto

### 0.4.2 Notazione $\Omega$

Come la notazione O, solo che approssimiamo dal basso.

### 0.4.3 Notazione $\Theta$

$f(n)$  è un  $\Theta(g(n))$  quando  $f(n)$  è  $O(g(n)) \wedge \Omega(g(n))$

### 0.4.4 Algebra della notazione asintotica

$\forall k > 0, f(n) \geq 0, f(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(g(n)) \implies k * f(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(g(n))$

$\forall f(n), d(n) \geq 0, f(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(g(n)) \wedge d(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(h(n)) \implies$   
 $f(n) + d(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(\max(g(n), h(n)))$

$\forall f(n), d(n) \geq 0, f(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(g(n)) \wedge d(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(h(n)) \implies$   
 $f(n) * d(n)$  è un  $O/\Omega/\Theta(g(n) * h(n))$

### 0.4.5 Calcolo della notazione asintotica tramite limiti

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} =$$

- $k > 0 \implies f(n) = \Theta(g(n))$
- $\infty \implies f(n) = \Omega(g(n)) \neq \Theta(g(n))$
- $0 \implies f(n) = O(g(n)) \neq \Theta(g(n))$

## 0.5 Costo computazionale di un algoritmo

### 0.5.1 Calcolo del costo

1. Individuare la **dimensione dell'input**
2. Formulare in modo chiaro l'algoritmo in **pseudocodice**
3. Seguire le regole base:
  - le operazioni elementari hanno costo  $\Theta(1)$
  - l'istruzione **if cond then st1 else st2** ha come costo la somma fra il costo di verifica della condizione e il massimo dei costi di st1 ed st2
  - le istruzioni iterative hanno come costo la somma fra la verifica della condizione \* n e la somma dei costi massimi di ogni singola interazione (spesso uguale)
  - Il costo dell'algoritmo è la somma dei costi di tutte le istruzioni
4. Quando un algoritmo potrebbe avere costi diversi in base all'input, occorre valutare anche il **caso migliore** ed il **caso peggiore**
5. Quando si valuta il costo di un algoritmo senza conoscere l'input bisogna sempre considerare il caso peggiore

### 0.5.2 I problemi intrattabili e l'importanza dell'efficienza

Si chiamano problemi intrattabili quei problemi che, data una dimensione realistica dell'input, il costo computazionale è proibitivo.

Per questo, quando si progetta un algoritmo oltre alla correttezza dello stesso è fondamentale risolverlo in modo efficiente

## 0.6 Problema della ricerca

Problema molto ricorrente, si analizza nella versione con  $I = A[]$  ed output l'indice dell'elemento  $x$  cercato in  $A[]$ .

### 0.6.1 Soluzione sequenziale

- Semplice
- Caso peggiore:  $\Theta(n)$
- Caso migliore:  $\Theta(1)$
- Analisi del costo: considerando ogni possibile posizione di  $x$  come equiprobabile, il numero medio di iterazione è

$$\sum_{i=1}^n i \frac{1}{n} = \frac{1}{n} * \frac{n * (n + 1)}{2} = \Theta(n)$$

### 0.6.2 Ricerca binaria

- Prerequisito:  $A[]$  è ordinato
- Caso peggiore:  $\Theta(\log_2 n)$
- Caso migliore:  $\Theta(1)$
- Analisi del costo: ad ogni iterazione  $i$  escludiamo  $2^{i-1} - 1$  posizioni e ne confrontiamo 1. Quindi, il numero medio di iterazioni è

$$\sum_{i=1}^{\log_2 n} i \frac{2^{i-1} - 1 + 1}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{\log_2 n} i 2^{i-1} =$$
$$\frac{1}{n} ((\log_2 n - 1) 2^{\log_2 n} + 1) = \log_2 n - 1 + \frac{1}{n}$$

## 0.7 Ricorsione

Un algoritmo **ricorsivo** è espresso in termini di se stesso.

La successione dei sottoproblemi che dividono la soluzione deve convergere verso uno o più **casì base** che termina la ricorsione.

Di norma, una soluzione ricorsiva ha **costi maggiori**, in termini di memoria e tempo di esecuzione, rispetto a una soluzione iterativa, dati dai costi intrinseci dell'uso delle funzioni.

Una soluzione ricorsiva può sempre essere espressa anche come soluzione iterativa.

La ricorsione è detta **diretta** se  $f$  chiama  $f$ , mentre è **indiretta** se  $f$  chiama  $g$  che chiama  $f$

### 0.7.1 Calcolare il costo di una funzione ricorsiva

La prima cosa da fare è impostare l'**equazione di ricorrenza**, costituita dalla formulazione ricorsiva e dal caso base.

Ad esempio, poniamo di avere un algoritmo che fa un test su  $x \in A$  che, se soddisfatto interrompe la ricorsione, in caso contrario effettua una chiamata ricorsiva su  $A[1:]$ . Il costo computazionale dell'algoritmo A è quindi:

- $T(n): T(n-1) + \Theta(n)$
- $T(1): \Theta(n)$

#### Metodo di sostituzione

1. si ipotizza una soluzione per l'equazione di ricorrenza
2. per **induzione**, si verifica la correttezza della soluzione

La vera difficoltà nel metodo sta nel trovare  $O$  ed  $\Omega$  che meglio approssimano  $f$ .

Prendendo l'algoritmo A, proviamo a calcolarne il costo col metodo di sostituzione.

1. Sostituiamo le notazioni asintotiche con costanti:
  - $T(n) = T(n-1) + c$  ( $c > 0$ )
  - $T(1) = d$  ( $d > 0$ )
2. Ipotizziamo  $T(n) = O(n)$ , con  $T(n) \leq k * n$  con  $k$  da determinare
3. Nel caso base abbiamo quindi  $T(1) \leq k * n = k * 1 \implies d \leq k$
4. Assumiamo quindi  $T(r) \leq k * r \forall r < n \implies$
5.  $T(n) = T(n-1) + c \leq kn \implies T(n) \leq k(n-1) + c \leq kn \implies k \geq c$
6. L'ipotesi è quindi vera  $\forall k \geq c, d \implies T(n)$  è un  $O(n)$
7. Ipotizziamo ora  $T(n) = \Omega(n)$ , con  $T(n) \geq hn$  con  $h$  da determinare
8. Analogamente a prima,  $T(1) \geq hn = h \implies d \geq h$
9. Sempre analogamente a prima assumiamo  $T(r) \geq hr \forall r < n \implies$
10.  $T(n) = T(n-1) + c \geq hn \implies T(n) \geq h(n-1) + c \geq hn \implies h \leq c$
11. L'ipotesi è quindi vera  $\forall h \leq c, d \implies T(n)$  è un  $\Omega(n)$
12. Essendo  $T(n)$  un  $\Omega(n)$  ed un  $O(n) \implies T(n)$  è un  $\Theta(n)$

Analizziamo ora un altro caso definito da:

- $T(n) = 2T(\frac{n}{2}) + \Theta(1)$

- $T(1) = \Theta(1)$

1. Sostituiamo le notazione asintotiche con costanti:

- $T(n) = 2T\frac{n}{2} + c \ (c > 0)$

- $T(1) = d \ (d > 0)$

2. Ipotizziamo  $T(n) = O(n)$ , con  $T(n) \leq kn$

3. Nel caso base abbiamo quindi  $T(1) \leq kn = k \implies d \leq k$

4. Analogamente a prima,  $T(n) = 2T(\frac{n}{2}) + c \leq kn \implies T(n) \leq 2^*(k * \frac{n}{2}) + c \leq kn \implies$   
 $T(n) \leq kn + c \leq kn \implies c \leq 0$ , impossibile in quanto  $c$  è per definizione  $> 0$ .

5. La funzione quindi non è limitata superiormente da  $kn$

6. Proviamo con  $T(n) \leq kn - h$

7. Caso base:  $T(1) \leq kn - h = k - h \implies d + h \leq k$

8.  $T(n) = 2(k * \frac{n}{2} - h) + c \leq kn - h \implies kn - 2h + c \leq kn - h \implies$   
 $c - h \leq 0 \implies c \leq h \implies$

9.  $T(n)$  è un  $O(n)$

10. Analogamente possiamo dimostrare che  $T(n)$  è un  $\Omega(n)$

### Metodo iterativo

L'idea di base è di sviluppare l'equazione di ricorrenza come **somma fra caso base e termini dipendenti da n**.

Prendendo la funzione di prima:

1.  $T(n) = T(n-1) + \Theta(1), T(n-1) = T(n-2) + \Theta(1) \implies$

2.  $T(n) = T(n-2) + \Theta(1) + \Theta(1), T(n-2) = \dots \implies$

3.  $T(n) = T(1) + (n-1)\Theta(1), T(1) = \Theta(1) \implies$

4.  $T(n) = n\Theta(1) = \Theta(n)$

Non tutte le equazione di ricorrenza sono però efficacemente risolvibili col metodo classico, per esempio l'algoritmo della sequenza di fibonacci:

- $T(n) = T(n-1) + T(n-2) + \Theta(1)$

- $T(0) = T(1) = \Theta(1)$

1. Possiamo però notare che  $2T(n-2) + \Theta(1) \leq T(n) \leq 2T(n-1) + \Theta(1)$



2. Risolviamo il limite superiore:

$$\begin{aligned} T(n) &\leq 2T(n-1) + \Theta(1) \leq 2^2T(n-2) + 3\Theta(1) \leq 2^3T(n-3) + 7\Theta(1) \implies \\ &\leq 2^kT(n-k) + (2^k - 1)\Theta(1), \text{ che si ferma con } k = n-1, \text{ per cui otteniamo:} \\ T(n) &\leq 2^{n-1}\Theta(1) + (2^{n-1} - 1)\Theta(1) = (2^n - 1)\Theta(1) \implies \end{aligned}$$

3.  $T(n)$  è un  $O(2^n)$

4. Analogamente risolviamo il limite inferiore:

$$\begin{aligned} T(n) &\geq 2T(n-2) + \Theta(1) \geq 2^2T(n-4) + 3\Theta(1) \implies \\ &\geq 2^kT(n-2k) + (2^k - 1)\Theta(1), \text{ che si ferma con } k = \frac{n}{2} \text{ per cui otteniamo:} \\ T(n) &\geq 2^{\frac{n}{2}}\Theta(1) + (2^{\frac{n}{2}} - 1)\Theta(1) = \left(2^{\frac{n+1}{2}} - 1\right)\Theta(1) \implies T(n) \text{ è un } \Omega\left(2^{\frac{n}{2}}\right) \end{aligned}$$

5. Quindi,  $k_1 2^{\frac{n}{2}} \leq T(n) \leq k_2 2^n$

**Metodo dell'albero**

## 0.8 Esercizi

<https://mega.nz/folder/4osyiZAI###2I2lpukRbJ-n7-HsmHLxhA/folder/11tXEIrS>

### 0.8.1 1

Il caso peggiore è  $\Theta(n)$  in quanto scorre tutti i numeri da 1 ad  $n$  per poi effettuare un'operazione  $\Theta(1)$ .

Esiste una versione  $\Theta(1)$  per effettuare il calcolo col metodo di Gauss:  $\frac{n(n)}{2}$

### 0.8.2 2