

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI VERONA

CORSO DI LAUREA IN INFORMATICA

Algoritmi

Federico Brutti
federico.brutti@studenti.univr.it

Inserire citazione inerente alla materia

Indice

1	Fondamenti	4
1.1	Complessità e notazione asintotica	4
1.2	Equazioni di ricorrenza	8
1.3	Teorema dell'esperto	11
1.4	Esercizi svolti	12
2	Ordinamenti e selezioni	13
2.1	Insertion Sort	13
2.2	Merge Sort	13
2.3	Heap Sort	13
2.4	Quick Sort classico e probabilistico	13
2.5	Counting Sort	13
2.6	Radix Sort	13
2.7	Bucket Sort	13
2.8	Problema della selezione	13
3	Strutture dati	14
3.1	Heap	14
3.2	Alberi binari	14
3.2.1	RB-alberi	14
3.2.2	B-alberi binomiali	14
3.3	Tabelle hash	14
3.4	Code con priorità	14
3.5	Insiemi disgiunti	14
3.6	Estensione di strutture dati	14
3.7	Grafi	14
4	Progetto e analisi di algoritmi	15
4.1	Divide et impera	15
4.2	Programmazione greedy	15
4.3	Programmazione dinamica	15

<i>INDICE</i>	3
4.4 Ricerca locale	15
4.5 Backtracking	15
4.6 Branch and bound	15
5 Algoritmi fondamentali	16
5.1 Alberi di copertura di costo minimo	16
5.2 Programmazione lineare	16
5.3 Cammini minimi	16
5.3.1 Sorgente singola	16
5.3.2 Sorgente multipla	16
5.4 Flusso massimo	16
5.5 Matching massimale su grafo bipartito	16

Capitolo 1

Fondamenti

Il corso di Algoritmi ha l'obiettivo di fornire gli strumenti teorici e metodologici per la progettazione, descrizione e analisi formale di algoritmi. In particolare, studieremo come specificare in modo rigoroso una procedura di calcolo, come dimostrarne la correttezza e valutarne l'efficienza.

Definiamo **algoritmo** come una procedura di calcolo ben definita che prende uno o più valori in input per generarne ulteriori in output con un numero finito di passi. Di ogni algoritmo analizzeremo la **complessità**, intesa come funzione che misura le risorse necessarie alla sua esecuzione, intese tipicamente come tempo e spazio, in relazione alla dimensione dell'input. Questo ci permetterà di confrontare soluzioni alternative e scegliere quella più efficiente rispetto al problema considerato.

1.1 Complessità e notazione asintotica

La **complessità** di un algoritmo è una funzione che descrive la quantità di risorse necessarie alla sua esecuzione in relazione alla dimensione dell'input. Tipicamente la consideriamo in termini di **complessità temporale**, che riguarda il tempo di esecuzione, e di **complessità spaziale**, per la memoria utilizzata.

Non si tratta di un valore fisso, ma una funzione $T(n)$, dove n rappresenta la dimensione dell'input. Al variare di n , varia anche il numero di operazioni eseguite dall'algoritmo. Poiché siamo interessati al comportamento dell'algoritmo per input di grandi dimensioni, utilizziamo l'**analisi asintotica**, che permette di descrivere l'ordine di crescita della funzione trascurando costanti moltiplicative e termini di ordine inferiore. In particolare presenta le seguenti notazioni:

- **Limite asintotico superiore:** $O(f(n))$

Date due funzioni $f, g : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$, diciamo che $f(n) \in O(g(n))$ se esistono una costante c e un valore \bar{n} entrambi positivi tali che:

$$0 \leq f(n) \leq cg(n) \quad \forall n \geq \bar{n}$$

In tal caso g fornisce un limite superiore asintotico per f . Intuitivamente, per un n sufficientemente grande, la funzione f cresce al più come g , a meno di una costante moltiplicativa. Formalmente:

$$f(n) \in O(g(n)) \iff \exists c > 0, \exists \bar{n} : \forall n \geq \bar{n}, f(n) \leq cg(n)$$

• **Limite asintotico inferiore:** $\Omega(f(n))$

Date due funzioni $f, g : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$, diciamo che $f(n) \in \Omega(g(n))$ se esistono una costante c e un valore \bar{n} entrambi positivi tali che:

$$0 \leq cg(n) \leq f(n) \quad \forall n \geq \bar{n}$$

In questo caso g fornisce un limite inferiore asintotico per f . Formalmente:

$$f(n) \in \Omega(g(n)) \iff \exists c > 0, \exists \bar{n} : \forall n \geq \bar{n}, f(n) \geq cg(n)$$

• **Limite asintotico stretto:** $\Theta(f(n))$

Date due funzioni $f, g : \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}_{\geq 0}$, diciamo che $f(n) \in \Theta(g(n))$ se per i valori costanti positivi c_1, c_2, \bar{n} risulta:

$$0 \leq c_1g(n) \leq f(n) \leq c_2g(n) \quad \forall n \geq \bar{n}$$

In questo caso g descrive l'ordine di crescita preciso di f , poiché il valore di quest'ultima sarà sempre compreso fra le altre due. Formalmente:

$$f(n) \in \Theta(g(n)) \iff f(n) \in O(g(n)) \wedge f(n) \in \Omega(g(n))$$

Esempio 1. Ricerca di un elemento in un array

La complessità della ricerca di un elemento in un array è data da una funzione lineare, consentendoci di modellarla come:

$$T(n) = cn + a$$

Dove c rappresenta il costo del confronto, n è la dimensione dell'input, mentre a rappresenta i costi iniziali, espressi in una costante. Lavorando con l'analisi asintotica possiamo rimuovere i termini costanti e considerare esclusivamente il valore variabile n , ottenendo:

- *Caso ottimo:* $T(n) \in \Theta(1)$, perché prende il primo elemento dell'array.
- *Caso pessimo:* $T(n) \in \Theta(n)$, perché scorre l'intero array fino all'elemento cercato.
- *Caso medio:* $T(n) \in \Theta(n)$, perché al netto di costanti, la complessità dipende dalla dimensione.

Esempio 2. Dimostrazione di appartenenza a $O(n)$

Sia la funzione $T(n) = 5n + 7 \in O(2n)$. Dobbiamo trovare un c tale per cui valga l'equazione

$$5n + 7 \leq c(2n)$$

Per far rispettare la relazione e quindi trovare un limite valido possiamo scegliere la costante $c = 3$, con la quale, svolgendo le operazioni, otteniamo:

$$5n + 7 \leq 6n$$

Risolvendo la disequazione infine otteniamo il valore $\bar{n} = 7$, dimostrando la correttezza della relazione.

Questi erano esempi concreti con funzioni ben definite, ma è possibile ragionare in termini più generali grazie alle seguenti proprietà:

• **Proprietà transitiva**

$$\begin{aligned} f(n) \in \Theta(g(n)) \wedge g(n) \in \Theta(h(n)) &\implies f(n) \in \Theta(h(n)) \\ f(n) \in O(g(n)) \wedge g(n) \in O(h(n)) &\implies f(n) \in O(h(n)) \\ f(n) \in \Omega(g(n)) \wedge g(n) \in \Omega(h(n)) &\implies f(n) \in \Omega(h(n)) \end{aligned} \quad (1.1)$$

• **Proprietà riflessiva**

$$\begin{aligned} f(n) &\in \Theta(f(n)) \\ f(n) &\in O(f(n)) \\ f(n) &\in \Omega(f(n)) \end{aligned} \quad (1.2)$$

• **Proprietà simmetrica**

$$f(n) \in \Theta(g(n)) \iff g(n) \in \Theta(f(n))$$

• **Simmetria trasposta**

$$f(n) \in O(g(n)) \iff g(n) \in \Omega(f(n))$$

Poiché queste proprietà valgono per le notazioni asintotiche, è possibile trarre un'analogia concettuale fra il confronto asintotico di funzioni e numeri reali. In particolare:

$$\begin{aligned} f(n) \in O(g(n)) &\equiv a \leq b \\ f(n) \in \Omega(g(n)) &\equiv a \geq b \\ f(n) \in \Theta(g(n)) &\equiv a = b \end{aligned} \quad (1.3)$$

Per la dimostrazione delle relazioni nei diversi ordini di grandezza ci serviremo del metodo di **sostituzione**, con lo scopo di ricavare la tesi tramite passaggi logici. Una buona prassi è data da:

1. Scrivere i dati in base alla loro definizione.
2. Identificare ciò che è necessario per la dimostrazione.
3. Verificare la tesi.

Esempio 3. Dimostrazione limite asintotico superiore

Supponiamo che la seguente formula sia vera. La si dimostri per confermare la supposizione:

$$f_1 \in O(g_1), f_2 \in O(g_2) \implies f_1 + f_2 \in O(g_1 + g_2)$$

Procediamo con i passaggi precedentemente menzionati:

1. *Riduciamo gli elementi alla loro definizione formale, ottenendo:*

$$f_1 \leq c_1 g_1(n); \quad f_2 \leq c_2 g_2(n)$$

2. *Per dimostrare la relazione è necessario trovare due valori c e \bar{n} positivi. Ogni funzione ha i propri, quindi la c sarà data dalla loro somma, mentre \bar{n} dal massimo di entrambi. Infatti:*

$$c = c_1 + c_2; \quad \bar{n} = \max(\bar{n}_1, \bar{n}_2)$$

3. *Procediamo con la verifica della tesi sostituendo agli elementi le relative definizioni:*

$$\begin{aligned} T(n) &= f_1(n) + f_2(n) \leq c_1 g_1(n) + c_2 g_2(n) \\ &= f_1(n) + f_2(n) \leq c(g_1(n) + g_2(n)) \\ &= f_1(n) + f_2(n) \leq c(g_1 + g_2)(n) \implies f_1(n) + f_2(n) \in O(g_1 + g_2) \end{aligned} \quad (1.4)$$

Naturalmente per dare una visione completa della complessità di un algoritmo bisogna considerare anche il caso ottimo, quindi il suo limite asintotico inferiore. I passaggi di dimostrazione sono fondamentalmente gli stessi di prima.

Esempio 4. Dimostrazione limite asintotico inferiore

Dimostrare la seguente formula per confermare il limite inferiore dell'algoritmo:

$$f \in O(g(n)) \iff g(n) \in \Omega(f(n))$$

Stiamo asserendo che f è nell'ordine di grandezza di g se e solo se quest'ultima è il limite asintotico inferiore della prima. Procediamo:

1. *Definizione formale degli elementi:*

$$\exists c > 0, \exists \bar{n} : \forall n \geq \bar{n}, \quad f(n) \leq cg(n)$$

2. *Elementi necessari alla dimostrazione: I soliti valori c, \bar{n} .*

3. *Siccome la costante è positiva, effettuiamo il passaggio:*

$$cg(n) \geq f(n) \implies g(n) \geq \frac{f(n)}{c}$$

Infine diciamo che $\frac{1}{c} = c'$, che ci fa ottenere la definizione del limite inferiore:

$$g(n) \geq c'f(n) \implies g(n) \in \Omega(f(n))$$

Per riassumere, se vogliamo determinare l'ordine esatto di crescita è necessario dimostrare sia il **limite superiore** $O(f(n))$ che il **limite inferiore** $\Omega(f(n))$ rispetto alla stessa funzione, il quale è descritto da:

$$\theta(f(n)) = O(f(n)) \cap \Omega(f(n))$$

1.2 Equazioni di ricorrenza

Nella programmazione esistono due metodi principali per la costruzione di algoritmi: **ricorsione** e **iterazione**; in questa sezione studieremo entrambe le idee, con particolare attenzione agli algoritmi ricorsivi, rappresentati tramite le **equazioni di ricorrenza**. Una forma generale è data da:

$$T(n) = \begin{cases} \Theta(1) & n \leq \bar{n} \\ aT(n/b) + f(n) & n > \bar{n} \end{cases}$$

Dove, in particolare:

- **Numero dei sottoproblemi:** a .

- **Dimensione di ogni sottoproblema:** n/b .
- **Costo del lavoro svolto fuori dalle chiamate ricorsive:** $f(n)$.

Essendo che il caso base influisce esclusivamente su costanti additive e non sull'ordine asintotico, possiamo considerare solo il passo ricorsivo. Per risolvere queste equazioni ci serviremo del metodo di **sostituzione**, dove si suppone una stima asintotica della funzione, per poi provare a dimostrarla tramite induzione matematica, e degli **alberi di ricorrenza**, i quali la rappresentano con dei nodi la cui somma nel singolo livello è il costo della ricorsione in quel passo.

Esempio 5. Metodo di sostituzione

Supponiamo l'equazione di ricorrenza $T(n) = 2T(\lfloor n/2 \rfloor) + \Theta(n)$. Vogliamo dimostrare che il suo limite superiore è:

$$T(n) \in O(n \log n)$$

Assumiamo $T(n) \leq c(n \log n)$ per ogni $n \geq \bar{n}$ come ipotesi induttiva per trovare i vincoli da rispettare. Stabilire la verità di questa ipotesi è sufficiente a dimostrare la tesi.

Se il limite vale per $n \geq \bar{n}$, allora l'ipotesi varrà per $n = \lfloor n/2 \rfloor$, da cui, per definizione, possiamo dire:

$$T(n) \leq c(n \log n) \implies T(\lfloor n/2 \rfloor) \leq 2(c \cdot \lfloor n/2 \rfloor \log(\lfloor n/2 \rfloor)) + \Theta(n)$$

Da questa forma possiamo procedere con la risoluzione dell'equazione di ricorrenza:

$$\begin{aligned} T(n) &\leq 2(c \cdot \lfloor n/2 \rfloor \log(\lfloor n/2 \rfloor)) + \Theta(n) \\ &\leq c \cdot n \log(n/2) + \Theta(n) \\ &\leq c \cdot n \log(n) - c \cdot n \log(2) + \Theta(n) \\ &\leq c \cdot n \log(n) - cn + \Theta(n) \end{aligned} \tag{1.5}$$

Nell'ultimo passaggio abbiamo rimosso le costanti moltiplicative. Logicamente, questo è un valore minore dell'ipotesi, quindi possiamo dimostrare la veridicità della tesi affermando che:

$$c(n \log n) \geq cn \log(n) - cn + \Theta(n)$$

Esempio 6. Albero di ricorsione

Supponiamo l'equazione di ricorrenza $T(n) = 3T(n/4) + \Theta(n^2)$, definiamo il suo albero di ricorsione. Ad una prima occhiata è evidente che abbiamo 3 sottoproblemi e 4 come fattore di riduzione. Ragioniamo quindi per livelli:

- **Livello 0 - Radice**

$$\text{Nodi: } 1 \quad \text{Costo: } n^2$$

- **Livello 1**

Nodi: 3 Dimensione nodo: $n/4$ Costo nodo: $(n/4)^2$ Costo totale: $\frac{3}{16}n^2$

- **Livello i**

Nodi: 3^i Dimensione nodo: $n/4^i$ Costo nodo: $(n/4^i)^2$ Costo totale: $\left(\frac{3}{16}\right)^i n^2$

Infine determiniamo **altezza** dell'albero e **costo totale**. La prima è legata al totale di livelli della ricorsione. Siccome questa termina quando la somma dei nodi è uguale a 1, la ricaviamo con:

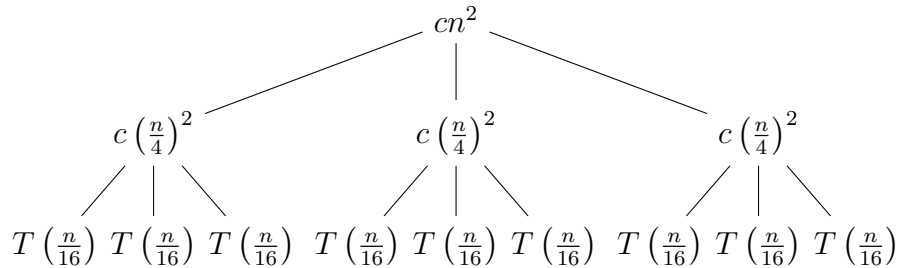
$$n/4^h = 1 \implies 4^h = n \implies h = \log_4(n)$$

Il costo totale si ottiene invece facendo la somma di tutti i nodi di ogni livello, quindi si descrive con una sommatoria che va da 0 al valore dell'altezza $\log_4(n)$, dunque:

$$\sum_{i=0}^{\log_4(n)} cn^2 \left(\frac{3}{16}\right)^i$$

Questa è allo stesso tempo una serie geometrica con ragione $3/16 < 1$. Questa converge, quindi il costo è dato dal primo termine:

$$T(n) \in \Theta(n^2)$$



Per quanto riguarda la **modalità iterativa**, usiamo la notazione $f^i(n)$ per denotare la funzione f applicata iterativamente i volte a un valore di entrata n . Formalmente, sia una funzione $f(n)$ definita sui reali; per ogni intero non negativo i definiamo ricorsivamente:

$$f^i(n) = \begin{cases} n & i = 0 \\ f(f^{i-1}(n)) & i > 0 \end{cases}$$

Semplicemente, $f(n) = 2n \implies f^i(n) = 2^i n$. Un esempio più complesso è il seguente.

Esempio 7. Metodo iterativo

Sia la funzione $T(n) = 1 + T(n-1)$. Per dimostrare $T(n) \in \Theta(n)$ è necessario esaurire tutte le iterazioni richieste.

$$\begin{aligned}
 T(n) &= 1 + T(n-1) \\
 &= 1 + 1 + T(n-2) \\
 &= 1 + 1 + 1 + T(n-3) \\
 &= 1 + \dots + 1 + T(n-i) \\
 &= 1 + \dots + 1 + T(n-n) \equiv 1 + \dots + 1 + T(1)
 \end{aligned} \tag{1.6}$$

Otteniamo dunque $T(n) = n \implies T(n) \in \Theta(n)$

1.3 Teorema dell'esperto

Il **Teorema dell'esperto**, master theorem o metodo principale, è un enunciato utile per imporre una dominazione stretta su una funzione $f(n)$ tramite un polinomio di mezzo, definito come n^ϵ . Pone una condizione sufficiente ma non necessaria per le dimostrazioni e consente di risolvere più facilmente le ricorrenze in forma:

$$T(n) = aT(n/b) + f(n)$$

Poniamo una **funzione spartiacque** $n^{\log_b a}$, usata per effettuare un confronto. Se una funzione è dominata da un'altra che sta sotto alla spartiacque, avremo la garanzia che la prima si troverà nell'ordine di grandezza di quest'ultima. Il teorema si definisce formalmente come:

Teorema 1. Teorema dell'esperto

Siano $a > 0, b > 1$ delle costanti e $f(n)$ una funzione forzante definita e non negativa per tutti i reali maggiori di una certa soglia. Sia inoltre $T(n)$ la ricorrenza definita per $n \in \mathbb{N}$ da:

$$T(n) = aT(n/b) + f(n)$$

Dove l'espressione $aT(n/b) = a'T(\lfloor n/b \rfloor) + a''T(\lceil n/b \rceil)$ per opportune costanti $a', a'' \geq 0 : a = a' + a''$. Allora il comportamento asintotico della ricorrenza può essere caratterizzato nel seguente modo:

1. Se esiste una costante $\epsilon > 0 : f(n) \in O(n^{\log_b(a-\epsilon)})$, allora $T(n) \in \Theta(n^{\log_b a})$.
2. Se esiste una costante $k \geq 0 : f(n) \in \Theta(n^{\log_b a} \cdot \log^k n)$, allora $T(n) \in \Theta(n^{\log_b a} \cdot \log^{k+1} n)$.

3. Se esiste una costante $\epsilon > 0$: $f(n) \in \Omega(n^{\log_b(a+\epsilon)})$ e inoltre $f(n)$ soddisfa la seguente **condizione di regolarità**:

$$af(n/b) \leq cf(n) \forall n \text{ abbastanza grandi e una } c < 1$$

Allora $T(n) \in \Theta(f(n))$.

Il teorema, tuttavia, non si può usare in ogni istanza. I casi da evitare sono:

- La ricorrenza non è della forma $aT(n/b) + f(n)$.
- C'è una divisione irregolare, come $T(n-1)$.
- $f(n)$ non è confrontabile con un polinomio.
- Manca la condizione di regolarità nel caso 3.

Esempio 8. Caso 1 del teorema

Sia $T(n) = 9T(n/3) + n$, abbiamo $a = 9, b = 3 \implies n^{\log_3 9} = n^2$. Abbiamo inoltre $f(n) = n$; confrontandola con l' risulta:

$$n \in O(n^{2-\epsilon})$$

Ci troviamo quindi nel primo caso e confermiamo che $T(n) \in \Theta(n^2)$.

Esempio 9. Caso 2 del teorema

Sia $T(n) = T(2/3n) + 1$, abbiamo $a = 1, b = 3/2, f(n) = 1$, quindi:

$$n^{\log_b a} = n^{\log_{3/2} 1} = n^0 = 1$$

Siccome $f(n) = 1 \implies f(n) \in \Theta(1)$ ci troviamo nel caso 2. Ogni qualvolta si riporta il problema a costanti, ci troviamo in ordine di $\log(n)$, dato che rappresenta il numero dei livelli dell'albero. Confermiamo che $T(n) \in \Theta(\log(n))$.

Esempio 10. Caso 3 del teorema

Sia $T(n) = 3T(n/4) + n \log(n)$, abbiamo $a = 3, b = 4, f(n) = n \log(n)$, quindi:

$$n^{\log_b a} = n^{\log_4 3}$$

Notiamo che $n \log(n)$ cresce più rapidamente della spartiacque $n^{\log_4 3}$, dunque ci troviamo nel caso 3. Verifichiamo prima la condizione di regolarità, prendendo per esempio $c = 3/4$:

$$3(n/4) \log(n/4) \leq c \cdot n \log(n)$$

La condizione è vera per n grande con $c < 1$. Dunque $T(n) = \Theta(n \log(n))$

Esempio 11. Teorema non applicabile

Sia $T(n) = 2T(n/2) + n \log(n)$, abbiamo $a = 2, b = 2, f(n) = n \log(n)$, quindi:

$$n^{\log_b a} = n^1 = n$$

Notiamo che non ci troviamo in nessuno dei tre casi precedenti, perché la funzione $f(n)$ cresce più rapidamente di qualunque potenza positiva, quindi il teorema dell'esperto non è applicabile.

1.4 Esercizi svolti

Capitolo 2

Ordinamenti e selezioni

2.1 Insertion Sort

2.2 Merge Sort

2.3 Heap Sort

2.4 Quick Sort classico e probabilistico

2.5 Counting Sort

2.6 Radix Sort

2.7 Bucket Sort

2.8 Problema della selezione

Capitolo 3

Strutture dati

3.1 Heap

3.2 Alberi binari

3.2.1 RB-alberi

3.2.2 B-alberi binomiali

3.3 Tabelle hash

3.4 Code con priorità

3.5 Insiemi disgiunti

3.6 Estensione di strutture dati

3.7 Grafi

Capitolo 4

Progetto e analisi di algoritmi

- 4.1 Divide et impera
- 4.2 Programmazione greedy
- 4.3 Programmazione dinamica
- 4.4 Ricerca locale
- 4.5 Backtracking
- 4.6 Branch and bound

Capitolo 5

Algoritmi fondamentali

5.1 Alberi di copertura di costo minimo

Prim, Kruskal

5.2 Programmazione lineare

Simplex, algoritmo fondamentale polinomiale basato sugli ellissoidi

5.3 Cammini minimi

5.3.1 Sorgente singola

Dijkstra, Bellman-Ford

5.3.2 Sorgente multipla

Floyd-Warshall, Johnson

5.4 Flusso massimo

Ford-Fulkerson, Karp

5.5 Matching massimale su grafo bipartito