

2 Analisi di algoritmi

2.1 Introduzione

Il nostro obiettivo è stimare la complessità *in tempo* degli algoritmi. Dovremmo stimare anche quella in spazio, ma la complessità in spazio dipende da quella in tempo. Daremo delle definizioni, parleremo di modelli di calcolo, faremo qualche esempio di valutazione precisa e introdurremo una notazione. Faremo tutto questo per stimare il tempo per un dato input, per stimare il più grande input gestibile in tempi ragionevoli, per avere un metodo di misura per confrontare algoritmi diversi ed in particolare per ottimizzare le parti più importanti dell'algoritmo.

2.2 Definizione di complessità

La complessità viene definita come una funzione che, data la dimensione dell'input, restituisce il tempo, considerato come un valore intero.

Come definiamo quindi la dimensione dell'input? Come misuriamo il tempo?

2.3 Valutare la dimensione dell'input

Esistono due criteri per valutare la dimensione dell'input:

1. il criterio di **costo logaritmico**: dove la dimensione dell'input è il numero di bit necessari per rappresentarlo (un esempio è la moltiplicazione di numeri binari, lunghi n bit);
2. il criterio di **costo uniforme**: dove la dimensione dell'input è il numero di elementi di cui è costituito (un esempio è a ricerca del minimo in un vettore di n elementi).

Ad esempio consideriamo n interi rappresentati tramite 32 bit. Nel criterio di costo uniforme hanno un costo pari a n , mentre nel criterio di costo logaritmico hanno un costo pari a $32n$.

In molti casi, infatti, possiamo assumere che gli “elementi” siano rappresentati da un numero costante di bit e che le due misure coincidano a meno di una costante moltiplicativa.

Il criterio che abbiamo utilizzato fin'ora — e che useremo d'ora in poi — è il criterio del costo uniforme (in casi particolari utilizzeremo il criterio di costo logaritmico).

2.4 Misurare il tempo

Consideriamo un'istruzione come elementare se può essere eseguita in tempo “costante” dal processore. Facciamo qualche esempio:

- `a *= 2` effettua un'operazione di shift, è una singola operazione macchina;
- `Math.cos(d)` può essere considerata come un'operazione elementare;
- `min(A, n)` non può essere considerata un'operazione elementare poiché si richiede il minimo di un vettore *arbitrariamente lungo*.

Ma allora come possiamo distinguere in maniera precisa un'operazione elementare da una che non lo è? Per farlo abbiamo bisogno di un modello di calcolo, ossia una rappresentazione astratta di un calcolatore. Il quale deve:

1. permettere di nascondere i dettagli (tramite astrazione)
2. riflettere la situazione reale (realismo)

3. permettere di trarre conclusioni “formali” sul contesto.

La pagina di Wikipedia dei modelli di calcolo presenta centinaia di modelli di calcolo diversi. La macchina di Turing ne è un esempio. È una macchina ideale che manipola – secondo un insieme prefissato di regole – i dati contenuti su un nastro di lunghezza infinita. Ad ogni passo, la Macchina di Turing:

1. legge il simbolo sotto la testina;
2. modifica il proprio stato interno;
3. scrive il nuovo simbolo nella cella;
4. muove la testina a destra o a sinistra.

Nel corso di laurea magistrale è possibile approfondire questo aspetto, per i nostri scopi questa è una trattazione dell’argomento troppo a basso livello.

Noi utilizzeremo il modello di calcolo RAM, che sta per Random Access Machine, ossia una macchina che ha una quantità infinita di celle (di dimensione finita) e accesso in tempo costante indipendentemente dalla posizione (diversamente da ciò che avviene nei nastri); un singolo processore con un set di istruzioni simile a quelli reali i cui costi di esecuzione sono uniformi e ininfluenti ai fini della valutazione (faremo un esempio più avanti).

2.4.1 Calcolo della complessità

Proviamo a calcolare la complessità dell’algoritmo che ricerca il minimo.

Algoritmo 2.1: Calcolo della complessità della ricerca del minimo in un vettore

// calcola il minimo di un vettore arbitrariamente lungo

min(ITEM[] A, int n)

	Costo	# Volte
ITEM min ← A[i]	c_1	
from i ← 2 until n do	c_2	n
if A[i] < min then	c_3	$n - 1$
min ← A[i]	c_4	$n - 1$
return min	c_5	1

Ragionamento sul calcolo della complessità L’assegnazione del minimo viene eseguita solo una volta. Il ciclo viene eseguito n volte. Il controllo $A[i] < min$ viene eseguito $n - 1$ volte in quanto dobbiamo guardare tutto il vettore. Consideriamo *il caso pessimo*, ovvero un vettore ordinato in modo decrescente. L’istruzione di ritorno viene eseguita una volta sola.

Bisogna tenere ben a mente che: • ogni istruzione richiede un tempo costante per essere eseguita e • viene eseguita un certo numero di volte, dipendente da n e • la costante è potenzialmente diversa da istruzione a istruzione.

Sommando tutte le costanti il costo totale risultante è:

$$\begin{aligned} T(n) &= c_1 + c_2n + c_3(n - 1) + c_4(n - 1) + c_5 \\ &= (c_2 + c_3 + c_4)n + (c_1 + c_5 - c_3 - c_4) \\ &= an + b \end{aligned} \quad \begin{array}{l} \left. \begin{array}{l} \text{raccogliamo} \\ \text{semplifichiamo} \end{array} \right\}$$

Possiamo quindi notare che le costanti vanno a semplificarsi nei parametri a e b .

Proviamo a calcolare la complessità dell’algoritmo che ricerca un numero intero all’interno di un vettore ordinato.

Algoritmo 2.2: Calcolo della complessità della ricerca di un numero intero in un vettore ordinato

// effettua una ricerca binaria su un vettore

binarySearch(ITEM[] A, ITEM v, int i, int j)

if $i > j$ then
| return 0

else

| int $m \leftarrow \lfloor \frac{(i+j)}{2} \rfloor$

| if $A[m] == v$ then

| | return m

| else if $A[m] < v$ then

| | return binarySearch(A, v, m + 1, j)

| else

| | return binarySearch(A, v, i, m - 1)

Costo # $i > j$ # $i \leq j$

c_1 1 1

c_2 1 0

c_3 0 1

c_4 0 1

c_5 0 0

c_6 0 1

$c_7 + T(\lfloor \frac{n-1}{2} \rfloor)$ 0 0/1

$c_7 + T(\lfloor n/2 \rfloor)$ 0 1/0

Nota. Ci è permesso fare questo ragionamento poiché il vettore è ordinato in ordine decrescente.

Ragionamento sul calcolo della complessità Il vettore viene diviso due parti: la parte sinistra di dimensione $\lfloor \frac{n-1}{2} \rfloor$ e la parte destra di dimensione $\lfloor n/2 \rfloor$. Se n è pari allora il vettore viene diviso in due parti uguali, altrimenti il vettore “di destra” avrà un elemento in più. Si andrà cercare sulla metà sinistra o sulla metà destra a seconda che l’elemento cercato sia più grande o più piccolo rispettivamente. Anche in questo caso consideriamo il caso peggiore, ovvero il caso in cui l’elemento non sia presente. Non prendiamo in considerazione il caso fortunato in cui l’elemento che stiamo cercando sia l’elemento che guardiamo per primo. Nelle chiamate ricorsive dobbiamo considerare (nel costo complessivo) anche il costo delle sotto-chiamate ricorsive con dimensione dell’input pari alla dimensione del vettore passato.

Esercizio Cerca nel vettore ordinato l’elemento 0 tramite la procedura `binarySearch`, calcolando di volta in volta la dimensione del vettore n .

1	2	3	4	5	6	7	8
8	7	6	5	4	3	2	1

Calcolo del caso pessimo Assumiamo per semplicità che

1. n sia una potenza di 2 ($n = 2^k$, $8 = 2^3$);
2. l’elemento cercato non sia precisato
3. ad ogni passo scegliamo il vettore di destra (di dimensione $n/2$).

Si hanno due casi:

- il caso base $i > j$, dove $n = 0$ e la relazione di ricorrenza è pari a $T(n) = c_1 + c_2 = c$ dove c è una costante;
- il caso ricorsivo $i \leq j$, dove $n > 0$ e dobbiamo tener conto di tutte le costanti moltiplicative $T(n) = T(n/2) + c_1 + c_3 + c_4 + c_6 + c_7$, raccogliendo le costanti $T(n) = T(n/2) + d$, dove d è la costante che racchiude tutti i costi.

La relazione di ricorrenza che ne segue è la seguente:

$$T(n) = \begin{cases} c & \text{se } n = 0 \\ T(n/2) + d & \text{se } n > 0 \end{cases}$$

Nota. Per calcolare la complessità di una funzione ricorsiva abbiamo bisogno di una funzione di ricorrenza anch'essa ricorsiva.

Le equazioni di ricorrenza così fatte $T(n) = d \log(n) + e$ sono dette in “forma chiusa” e rappresentano la complessità dell'algoritmo (non necessano quindi ulteriori sviluppi).

Risolviamo quindi l'equazione di ricorrenza *tramite espansione*:

$$\begin{aligned}
 T(n) &= T(n/2) + d && \searrow (T(\frac{n}{2} \cdot \frac{1}{2}) + d) + d \\
 &= T(n/4) + 2d && \searrow (T(\frac{n}{4} \cdot \frac{1}{2}) + 2d) + d \\
 &= T(n/8) + 3d && \\
 &\dots && \\
 &= T(1) + kd && \searrow n = 2^k \Rightarrow k = \log n \\
 &= T(0) + (k+1)d && \searrow T(0) = c \\
 &= kd + (c+d) && \searrow k = \log n \\
 &= d \log n + e.
 \end{aligned}$$

2.5 Ordini di complessità

Per ora, abbiamo analizzato precisamente due algoritmi e abbiamo ottenuto due *funzioni di complessità*:

- Ricerca: $T(n) = d \log n + e$. Chiamiamo questa funzione **logaritmica**, utilizzando la notazione $\mathcal{O}(\log n)$;
- Minimo: $T(n) = a + b$. Chiamiamo questa funzione **lineare**, utilizzando la notazione $\mathcal{O}(n)$.

Abbiamo visto anche una terza funzione che deriva dall'algoritmo banale (*naïf*) per la ricerca del minimo:

- Minimo: $T(n) = fn^2 + gn + h$. Chiamiamo questa funzione **quadratica**, utilizzando la notazione $\mathcal{O}(n^2)$.

2.6 Classi di complessità

Tabella 1: Classi di complessità

$f(n)$	$n = 10^1$	$n = 10^2$	$n = 10^3$	$n = 10^4$	Tipo
$\log n$	3	6	9	13	logaritmico
\sqrt{n}	3	10	31	100	sublineare
n	10	100	1000	10 000	lineare
$n \log n$	30	664	9965	132 877	loglineare
n^2	10^2	10^4	10^6	10^8	quadratico
n^3	10^3	10^6	10^9	10^{12}	cubico
2^n	1024	10^{30}	10^{300}	10^{3000}	esponenziale

3 Funzioni di costo, notazione asintotica

Ora andremo a formalizzare le nozioni sui limiti superiori ed inferiori che abbiamo accennato in maniera informale nelle lezioni precedenti.

Definizione (Funzione di costo). Utilizziamo il termine “funzione di costo” per indicare una funzione $f: \mathbb{N} \rightarrow \mathbb{R}$ (dall’insieme dei numeri naturali ai reali).

Definizione (Notazione \mathcal{O}). Sia $g(n)$ una funzione di costo; indichiamo con $\mathcal{O}(g(n))$ l’insieme delle funzioni $f(n)$ tali per cui:

$$\exists c > 0, \exists m \geq 0: f(n) \leq cg(n), \forall n \geq m$$

Nota. Eventuali fattori moltiplicativi non ci interessano.

La notazione si legge $f(n)$ è “O grande” di $g(n)$ e si scrive $f(n) = \mathcal{O}(g(n))$. Questo è un abuso di notazione, dovemmo scrivere $f(n) \in \mathcal{O}(g(n))$, in quanto \mathcal{O} è un insieme (più precisamente una famiglia di funzioni). Questa notazione è però diventata d’uso comune poiché ci si può fare una specie di aritmetica sopra infatti è la notazione che troverete nella letteratura e sta a significare che $g(n)$ è un limite asintotico superiore per $f(n)$, ossia che $f(n)$ cresce al più (al massimo) come $g(n)$.

Definizione (Notazione Ω). Sia $g(n)$ una funzione di costo; indichiamo con $\Omega(g(n))$ l’insieme delle funzioni $f(n)$ tali per cui:

$$\exists c > 0, \exists m \geq 0: f(n) \geq cg(n), \forall n \geq m$$

La notazione si legge $f(n)$ è “Omega grande” (nella letteratura big-O) di $g(n)$, si scrive $f(n) = \Omega(g(n))$ e sta a significare che $g(n)$ è un limite asintotico inferiore per $f(n)$, ossia che $f(n)$ cresce almeno quanto (non di meno) come $g(n)$.

Definizione (Notazione Θ). Sia $g(n)$ una funzione di costo; indichiamo con $\Theta(g(n))$ l’insieme delle funzioni $f(n)$ tali per cui:

$$\exists c > 0, \exists m \geq 0: c_1 g(n) \leq f(n) \leq c_2 g(n), \forall n \geq m$$

La notazione si legge $f(n)$ è “Theta” di $g(n)$, si scrive $f(n) = \Theta(g(n))$ e sta a significare che $f(n)$ cresce *esattamente* come $g(n)$ al di là di fattori moltiplicativi. Nota che $f(n) = \Theta(g(n))$ avviene se e solo se $f(n) = \mathcal{O}(g(n))$ e $f(n) = \Omega(g(n))$.

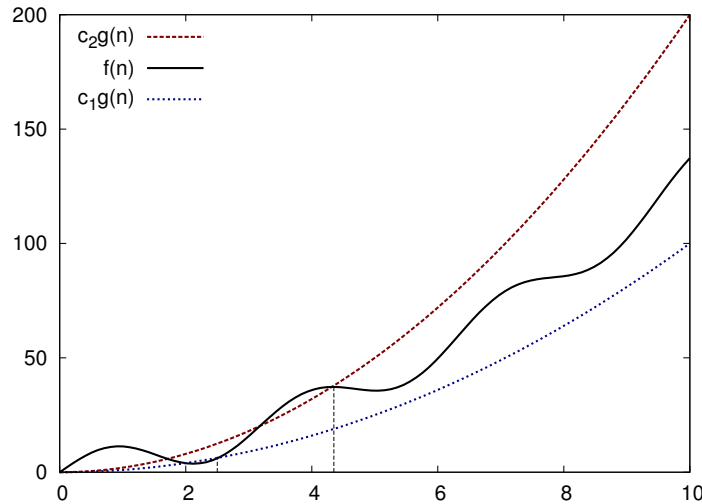


Figura 1: Notazione asintotica Θ

3.1 Complessità di un algoritmo e di un problema

Definizione (Complessità in tempo di un **algoritmo**). La più grande quantità di tempo richiesta per un input di dimensione n .

- $\mathcal{O}(f(n))$: per tutti gli input, l'algoritmo costa al più $f(n)$;
- $\Omega(f(n))$: per tutti gli input, l'algoritmo costa almeno $f(n)$;
- $\Theta(f(n))$: l'algoritmo richiede $\Theta(f(n))$ per tutti gli input.

Definizione (Complessità in tempo di un **problema computazionale**). La complessità in tempo relativa a tutte le possibili soluzioni.

- $\mathcal{O}(f(n))$: complessità del miglior algoritmo che risolve il problema;
- $\Omega(f(n))$: dimostrare che nessun algoritmo può risolvere il problema in tempo inferiore a $\Omega(f(n))$;
- $\Theta(f(n))$: abbiamo trovato l'algoritmo ottimo.

3.2 Esercizi

Iniziamo con gli esercizi banali che ci permettono di introdurre delle tecniche che utilizzeremo con le ricorrenze. In particolare ci servono a renderci conto che non stiamo dimostrando equazioni, ma disequazioni.

$$f(n) = 10n^3 + 2n^2 + 7 \stackrel{?}{=} \mathcal{O}(n^3)$$

Limite superiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c > 0, \exists m \geq 0 : f(n) \leq cn^3, \forall n \geq m$

$$\begin{array}{lcl} f(n) = 10n^3 + 2n^2 + 7 & & \\ \leq 10n^3 + 2n^3 + 7 & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \forall n \geq 1 & \\ \leq 10n^3 + 2n^3 + 7n^3 & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \text{sommiamo i termini} & \\ = 19n^3 & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \text{esiste una certa costante } c & \\ \stackrel{?}{\leq} cn^3 & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \text{per la quale } f(n) \leq cn^3 \text{ ?} & \\ 19n^3 \leq cn^3 & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \text{metto a confronto} & \\ 19\cancel{n^3} \leq c\cancel{n^3} & \left. \begin{array}{l} \text{ } \end{array} \right\} \text{simplifico} & \end{array}$$

che è vera per ogni $c \geq 19$ (abbiamo così trovato la costante moltiplicativa) e per ogni $n \geq 1$ (introdotta nei calcoli), quindi $m = 1$.

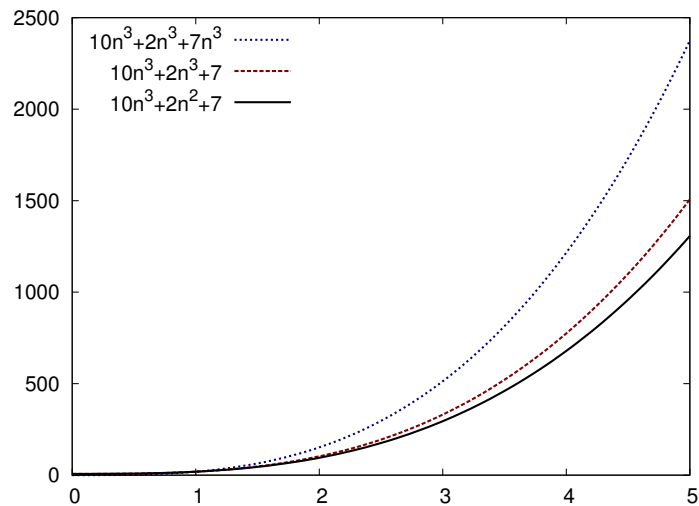


Figura 2: Risoluzione grafica dell'esercizio

Nota. In generale noi considereremo solo valori di n positivi, in quanto le funzioni di costo sono definite sull'insieme dei numeri naturali, non ha alcun senso definire una funzione di costo su una dimensione dell'input negativa.

Dato lo stesso esercizio posso esserci passaggi risolutivi diversi. Risolviamo quindi l'esercizio precedente diversamente.

$$f(n) = 10n^3 + 2n^2 + 7 \stackrel{?}{=} \mathcal{O}(n^3)$$

Limite superiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c > 0, \exists m \geq 0 : f(n) \leq cn^3, \forall n \geq m$

$$\begin{aligned}
 f(n) &= 10n^3 + 2n^2 + 7 \\
 &\leq 10n^3 + 2n^3 + 7 && \downarrow \forall n \geq 1 \\
 &\leq 10n^3 + 2n^3 + n^3 && \downarrow \forall n \geq \sqrt[3]{7} \\
 &= 13n^3 && \downarrow \text{sommiamo i termini} \\
 &\stackrel{?}{\leq} cn^3 && \downarrow \text{esiste una certa costante } c \\
 &13n^3 \leq cn^3 && \downarrow \text{per la quale } f(n) \leq cn^3 ? \\
 &13\cancel{n^3} \leq c\cancel{n^3} && \downarrow \text{metto a confronto} \\
 &&& \downarrow \text{simplifico}
 \end{aligned}$$

che è vera per ogni $c \geq 13$ e per ogni $n \geq \sqrt[3]{7}$ (ad esempio con $n = 2$ abbiamo $n^3 = 2^3 = 8$ che soddisfa la nostra condizione), quindi usiamo $m = 2$ (abbiamo semplificato, sarebbe $m = \sqrt[3]{7}$, ma possiamo prendere un qualunque valore si trovi dopo n in modo totalmente arbitrario).

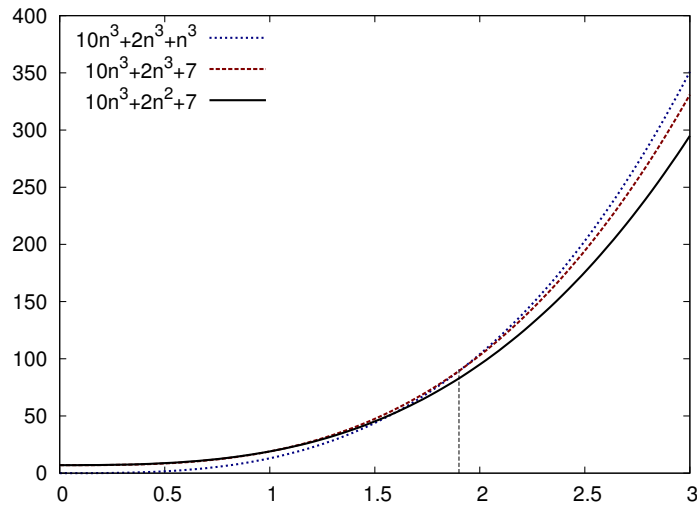


Figura 3: Risoluzione grafica dell'esercizio

$$f(n) = 3n^2 + 7n \stackrel{?}{=} \Theta(n^2)$$

Limite inferiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c_1 > 0, \exists m_1 \geq 0 : f(n) \geq c_1 n^2, \forall n \geq m_1$

$$\begin{aligned} f(n) &= 3n^2 + 7n \\ &\geq 3n^2 && \left. \begin{array}{l} \forall n \geq 0 \\ \text{esiste una certa costante } c \\ \text{per la quale } f(n) \leq c_1 n^2 ? \end{array} \right\} \\ &\stackrel{?}{\geq} c_1 n^2 && \left. \begin{array}{l} \text{metto a confronto} \\ \text{semplifico} \end{array} \right\} \\ 3n^2 &\leq c_1 n^2 \\ 3n^2 &\leq c_1 n^2 \end{aligned}$$

che è vera per ogni $c_1 \leq 3$ e per ogni $n \geq 0$ (introdotta nei calcoli), quindi $m_1 = 0$.

Nota. Abbiamo dimostrato quindi che $f(n) = \Omega(n^2)$

Limite superiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c_2 > 0, \exists m_2 \geq 0 : f(n) \leq c_2 n^2, \forall n \geq m_2$

$$\begin{aligned} f(n) &= 3n^2 + 2n^2 + 7n \\ &\leq 3n^2 + 7n^2 && \left. \begin{array}{l} \forall n \geq 1 \\ \text{raccogliamo} \end{array} \right\} \\ &\leq 10n^2 && \left. \begin{array}{l} \text{esiste una certa costante } c \\ \text{per la quale } f(n) \leq c_2 n^2 ? \end{array} \right\} \\ &\stackrel{?}{\leq} c_2 n^2 && \left. \begin{array}{l} \text{metto a confronto} \\ \text{semplifico} \end{array} \right\} \\ 10n^2 &\leq c_2 n^2 \\ 10n^2 &\leq c_2 n^2 \end{aligned}$$

che è vera per ogni $c_2 \geq 10$ e per ogni $n \geq 1$, quindi $m_2 = 1$.

Nota. Abbiamo dimostrato quindi che $f(n) = \mathcal{O}(n^2)$

Notazione Θ : $\exists c_1 > 0, \exists c_2 > 0, \exists m \geq 0 : c_1 n^2 \leq f(n) \leq c_2 n^2, \forall n \geq m$.

Con questi paramentri:

- $c_1 = 3$
- $c_2 = 10$
- $m = \max\{m_1, m_2\} = \max\{0, 1\} = 1$, ossia un valore dopo il quale la nostra proprietà è provata

Nota. Abbiamo dimostrato quindi che $f(n) = \Theta(n^2)$

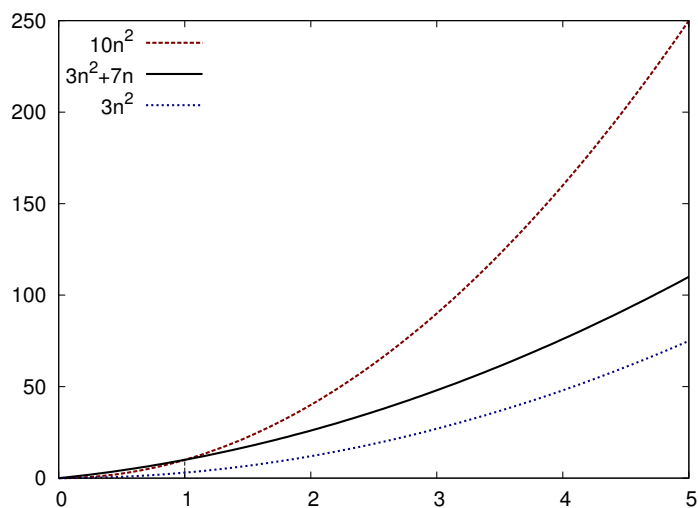


Figura 4: Risoluzione grafica dell'esercizio

Errori comuni durante la risoluzione degli esercizi

$$f(n) = n^2 \stackrel{?}{=} \mathcal{O}(n)$$

Limite superiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c > 0, \exists m \geq 0: n^2 \geq cn, \forall n \geq m$.

Otteniamo che $n^2 \leq cn \Leftrightarrow c \geq n$, questo significa che c cresce con il crescere di n , ovvero che non possiamo scegliere una costante c .

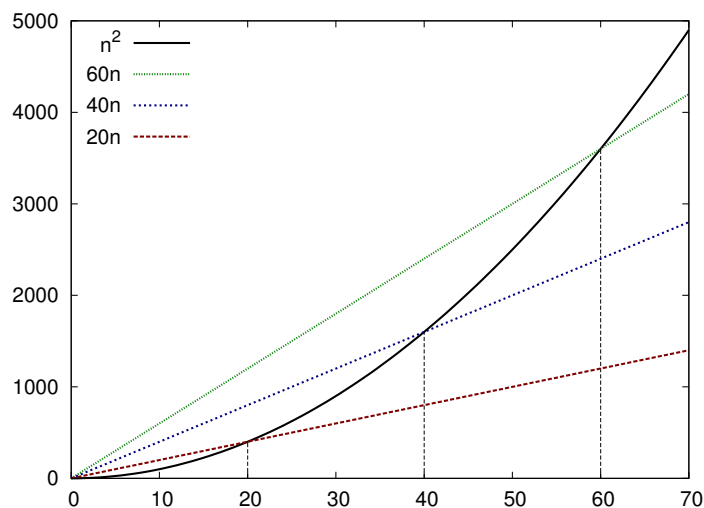


Figura 5: Per qualunque fattore c scelto (ossia la pendenza della retta) la curva quadratica crescerà sempre più velocemente da un certo punto in poi

$$f(n) = n^2 \stackrel{?}{=} \Omega(n^3)$$

Limite inferiore: Dobbiamo dimostrare che $\exists c > 0, \exists m \geq 0, n^2 \geq cn^3, \forall n \geq m$.

Otteniamo che $n^2 \geq cn^3 \Leftrightarrow c \leq \frac{1}{n}$, questo significa che c diminuisce al crescere di n , ovvero che non possiamo scegliere una costante c che verifichi la proprietà.

3.3 Complessità degli algoritmi e dei problemi a confronto

In questa sezione ragioneremo su alcuni algoritmi risolutivi che ci sono stati insegnati, in alcuni casi si può migliorare la complessità, in altri è impossibile fare di meglio.

Qual è il rapporto fra un problema computazionale e l'algoritmo?

3.3.1 Moltiplicare numeri complessi

La moltiplicazione fra numeri complessi avviene nel seguente modo: $(a + bi)(c + di) = [ac - db] + [ad + bc]i$. Abbiamo in input a, b, c, d e dobbiamo restituire in output $ac - bd$ e $ad + bc$.

Consideriamo un modello di calcolo dove la moltiplicazione costa 1 e le addizioni e sottrazioni costano 0.01.


1. Quanto costa l'algoritmo dettato dalla definizione?
2. Riesci a fare meglio di così?
3. Qual è il ruolo del modello di calcolo?


L'algoritmo banale dettato dalla definizione costa 4.02, in quanto bisogna fare 4 moltiplicazioni, 1 somma ed una sottrazione.

La seguente è la soluzione di Gauss al problema, datata 1805.

Input: a, b, c, d , Output: $A1 = ac - bd$, $A2 = ad + bc$

$$\begin{aligned}
 m_1 &= a \times c \\
 m_2 &= b \times d \\
 A_1 &= m_1 - m_2 \\
 m_3 &= (a + b) \cdot (c + d) = ac + ad + bc + bd \\
 A_2 &= m_3 - m_1 - m_2 = ad + bc
 \end{aligned}$$





Il costo totale è 3.05.

Si può fare ancora meglio di così? Oppure, è possibile dimostrare che non si può fare di meglio?

3.3.2 Sommare numeri binari

Nota. In questo caso usiamo il criterio del costo logaritmico.

L'algoritmo elementare della somma richiede di esaminare tutti gli n bit, il costo totale risulta cn , dove c è il costo per sommare due bit e generare il riporto.

Esiste un metodo più efficiente?

È dimostrabile per assurdo che *non è possibile fare di meglio* di una soluzione lineare, poiché non è possibile sommare due numeri binari senza esaminare tutti gli n bit.

Limiti alla complessità di un problema

Definizione ($\mathcal{O}(f(n))$ — Limite superiore). Un problema ha complessità $\mathcal{O}(f(n))$ se esiste almeno un algoritmo che ha complessità $\mathcal{O}(f(n))$.

Nota. Il problema della somma dei numeri binari ha complessità $\mathcal{O}(n)$.

Definizione ($\Omega(f(n))$ — Limite inferiore). Un problema ha complessità $\Omega(f(n))$ se tutti i possibili algoritmi che lo risolvono hanno complessità $\Omega(f(n))$.

Nota. Il problema della somma dei numeri binari ha complessità $\Omega(n)$.

3.3.3 Moltiplicare numeri binari

L'algoritmo elementare del prodotto richiede di moltiplicare ogni bit con ogni altro bit, per un costo totale di cn^2 .

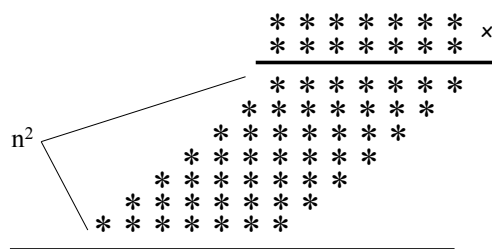


Figura 6: Moltiplicazione di due numeri binari

Si potrebbe concludere che il problema della moltiplicazione è molto più costoso del problema dell'addizione: ne è conferma la nostra esperienza.

Nota. Per provare che il problema del prodotto è più costoso del problema della somma, dobbiamo provare che non esiste una soluzione in tempo lineare al problema del prodotto.

Abbiamo infatti erroneamente confrontato gli algoritmi, non i problemi! Sappiamo solo che l'algoritmo della somma che ci hanno insegnato è più efficiente di quello della moltiplicazione.

Nel 1960, Kolmogorov enunciò che la moltiplicazione avesse limite inferiore pari a $\Omega(n^2)$, una settimana dopo un suo studente Karatsuba riuscì a provare il contrario. Osserviamo la sua soluzione.

Moltiplicazione di Karatsuba

Karatsuba adottò un approccio divide-et-impera.

Definizione (Approccio divide-et-impera). Si svolge in tre parti:

- **Divide:** dividi il problema in sottoproblemi di dimensione inferiore;
- **Impera:** risolvi i sottoproblemi in maniera ricorsiva;
- **(Combina):** unisci le soluzioni dei sottoproblemi in modo da ottenere la risposta del problema principale.

$$\begin{aligned}X &= a \cdot 2^{n/2} + b \\Y &= c \cdot 2^{n/2} + d \\XY &= ac \cdot 2^n + (ad + bc) \cdot 2^{n/2} + db\end{aligned}$$

Algoritmo 3.1: Algoritmo della moltiplicazione di due numeri binari

```
// moltiplica due numeri binari
bool[] pdi(bool[] X, bool[] Y, int n)
|   // X: numero binario
|   // Y: numero binario
|   // n: numero di bit contenuti
|   if n==1 then
|   |   return X[1]·Y[1] // eseguo la moltiplicazione di due bit
|   else
|   |   spezza X in a;b e Y in c;d
|   |   return pdi(a, c, n/2)·2n + (pdi(a, d, n/2) + pdi(b, c, n/2))·2n/2 + pdi(b, d, n/2)
```

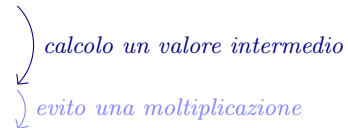
Complessità Moltiplicare per 2^t è equivalente ad eseguire uno shift di t posizioni, in tempo lineare, quindi l'equazione di ricorrenza risultante è

$$T(n) = \begin{cases} c_1 & n = 1 \\ 4T(n/2) + c_2 \cdot n & n > 1 \end{cases}$$

Nota. Non sappiamo ancora trattare questo genere di problemi, quindi facciamo solo degli accenni.

Analisi della ricorsione Al primo passo la chiamata ricorsiva avviene su una dimensione n , al secondo passo vengono effettuate 4 chiamate ricorsive su una dimensione $n/2$, al terzo passo vengono effettuate $4^2 = 16$ chiamate ricorsive su una dimensione $n/2^2$. . . al livello i -esimo vengono effettuate 4^i chiamate ricorsive su una dimensione $n/2^i$. Una volta arrivati al passo $\log_2 n$ vengono effettuate $4^{\log_2 n}$ chiamate ricorsive su una dimensione pari al caso base $T(1)$, per la proprietà dei logaritmi $4^{\log_2 n} = n^{\log_2 4} = n^2$, le dimensioni delle chiamate ricorsive vengono ridotte ad una semplice costante. Possiamo quindi concludere che $T(n) = \mathcal{O}(n^2)$. È possibile ridurre ulteriormente la complessità.

$$\begin{aligned} A_1 &= a \times c \\ A_2 &= b \times d \\ m &= (a + b) \times (c + d) = ac + ad + bc + bd \\ A_3 &= m - A_1 - A_2 = ad + bc \end{aligned}$$


calcolo un valore intermedio
evito una moltiplicazione

Principio Effettuo un'unica moltiplicazione che mi permette di calcolare un valore intermedio che contiene la somma di tutte le combinazioni (m), e ricavo $ad + bc$ tramite due sottrazioni (nello stesso modo in cui lavorava Gauss), evitando così una moltiplicazione.

Algoritmo 3.2: Algoritmo della moltiplicazione di Karatsuba

```
bool[] karatsuba(bool[] X, bool[] Y, int n)
|   if n==1 then
|   |   return X[1]·Y[1] // rimane invariato
|   else
|   |   spezza X in a;b e Y in c;d
|   |   bool[] A1 = karatsuba(a, c, n/2)
|   |   bool[] A3 = karatsuba(b, d, n/2)
|   |   bool[] m = karatsuba(a+b, c+d, n/2) // potrebbe essere n/2 + 1
|   |   bool[] A2 = m - A1 - A3 // ottengo A2 tramite sottrazione
|   |   return A1·2n + A2·2n/2 + A3 // effettuo degli shift
```

Complessità L'equazione di ricorrenza risultante è

$$T(n) = \begin{cases} c_1 & n = 1 \\ 3T(n/2) + c_2 \cdot n & n > 1 \end{cases}$$

Analisi della ricorsione Al primo passo la chiamata ricorsiva avviene su una dimensione n , al secondo passo vengono effettuate 3 chiamate ricorsive su una dimensione $n/2$, al terzo passo vengono effettuate $3^2 = 9$ chiamate ricorsive su una dimensione $n/3^2 \dots$ al livello i -esimo vengono effettuate 3^i chiamate ricorsive su una dimensione $n/2^i$. Una volta arrivati al passo $\log_2 n$ vengono effettuate $3^{\log_2 n}$ chiamate ricorsive su una dimensione pari al caso base $T(1)$, per la proprietà dei logaritmi $3^{\log_2 n} = n^{\log_2 3} = n^{1.58\dots}$, le dimensioni delle chiamate ricorsive vengono ridotte ad una semplice costante. Possiamo quindi concludere che $T(n) = \mathcal{O}(n^{1.58\dots})$.

Nota. L'algoritmo ingenuo (naïf) non è sempre il migliore a meno che non sia possibile dimostrare il contrario.

Negli anni sono stati proposti diversi algoritmi, che il limite inferiore al problema della moltiplicazione sia $\Omega(n \log n)$ è una congettura. Una congettura è un'affermazione o un giudizio fondato sull'intuito, ritenuto probabilmente vero, ma non ancora rigorosamente dimostrato, cioè dunque relegato solamente a rango di ipotesi.

Nella GNU Multiple Precision Arithmetic Library vengono utilizzati diversi algoritmi al crescere di n , il valore soglia per cui si predilige un algoritmo rispetto ad un altro dipende dal tipo di architettura.

3.4 Algoritmi di ordinamento

In questa lezione impareremo a capire quando è meglio utilizzare un algoritmo di ordinamento rispetto ad un altro.

In alcuni casi, gli algoritmi si comportano diversamente a seconda delle caratteristiche dell'input. Conoscere in anticipo tali caratteristiche permette di scegliere l'algoritmo migliore in quella determinata situazione.

Tipologia di analisi

Esistono tre tipi di analisi:

1. Analisi del *caso pessimo*: è la tipologia più importante, il tempo di esecuzione nel caso peggiore è il limite superiore al tempo di esecuzione per qualsiasi input. Per alcuni algoritmi il caso peggiore si verifica molto spesso (ad esempio nella ricerca di dati non presenti nel database);
2. Analisi del *caso medio*: è difficile da definire (cosa si intende per “medio”?), dobbiamo avere una conoscenza pregressa sulle distribuzioni;
3. Analisi del *caso ottimo*: può avere senso se si conoscono informazioni particolari sull'input.

Problema dell'ordinamento

Data una sequenza $A = a_1, a_2, \dots, a_n$ di n valori in input, il problema dell'ordinamento consiste nel restituire in output una sequenza $B = b_1, b_2, \dots, b_n$ che sia una permutazione di A , tale per cui $b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_n$ (ovvero che ci sia un ordinamento *totale*).

Un approccio “demente” è quello di generare tutte le possibili permutazioni (complessità $n!$) fino a quando non se ne trova una ordinata.

3.4.1 Selection sort

Un approccio banale (*naïf*) è quello di cercare il minimo e metterlo nella posizione corretta, riducendo il problema agli $n - 1$ valori rimanenti.

Algoritmo 3.3: Algoritmo selectionSort

```
// effettua l'ordinamento di un vettore
selectionSort(ITEM[] A, int n)
┌   from int i ← 1 until n - 1 do // l'ultimo elemento è ordinato
├       int j ← min(A, i, n) // ricerca il nuovo minimo
├       swap(A[i], A[j]) // lo metto nella posizione corretta
└
// cerca l'indice dell'elemento più piccolo
int min(ITEM[] A, int i, int j)
┌   int min ← i // posizione del minimo parziale
├   from int j ← i + 1 until n do
├       if A[j] < A[min] then // ho trovato un nuovo minimo
├           min ← j // nuovo minimo parziale
└   return min // restituisco l'indice dell'elemento più piccolo
```

Suggerimento. Provalo su carta! Un algoritmo dev'essere provato per essere capito davvero!

Analisi della complessità Il ciclo effettua n chiamate della funzione `min` (una per ciascuna iterazione). Ad ogni iterazione il vettore su cui viene calcolato il minimo risulta più piccolo di un elemento.

$$\begin{aligned} & \sum_{i=1}^{n-1} (n-1) && \downarrow 10 + 9 + \dots + 1 \Leftrightarrow 1 + 2 + \dots + 10 \\ & = \sum_{i=1}^{n-1} i \\ & = \frac{n(n-1)}{2} && \downarrow \text{svolgo i calcoli} \\ & = n^2 - \frac{n}{2} \\ & = \Theta(n^2) \end{aligned}$$

Posso dire che è $\Theta(n^2)$, e non solo che $\Omega(n^2)$, perché indipendentemente dall'ordine dei numeri ci metterà sempre lo stesso tempo. In altre parole, il caso migliore, peggiore e medio coincidono.

1.4.2 Insertion sort

Un algoritmo che si basa sul principio di ordinamento di una “mano” di carte da gioco è il seguente:

Algoritmo 1.4: Algoritmo insertionSort

```
// effettua l'ordinamento di un vettore
insertionSort(ITEM[] A, int n)
┌   from int i = 2 until n do // il 1° elemento verrà ordinato in seguito
├       ITEM temp ← A[i] // elemento da ordinare
├       int j ← i
├       while j > 1 and A[j - 1] > temp do
├           A[j] ← A[j - 1] // copio l'elemento
├           j -- // mi sposto
├       A[j] ← temp
└
```

Questo è un algoritmo molto efficiente per ordinare piccoli insiemi di elementi.

Analisi della complessità Il costo di esecuzione di questo algoritmo non dipende solo dalla dimensione del vettore, ma anche dalla distribuzione dei dati in ingresso. Nel caso in cui il vettore sia *già ordinato* il

costo è $\mathcal{O}(n)$, in quanto non si entra mai nel secondo ciclo dato che la condizione risulta falsa. Nel caso in cui il vettore sia *ordinato in ordine inverso* è $\Omega(n^2)$. In media (informalmente) possiamo assumere che metà dei valori sia ordinata rispetto la loro disposizione finale e quindi metà di loro dovranno fare n passi per arrivare alla destinazione per una complessità di $n \cdot n/2 = \mathcal{O}(n^2)$.

Infine quando sappiamo che i valori sono quasi ordinati o che n è molto piccolo (nell'ordine di 16 o 32 elementi) allora questo algoritmo risulta efficiente.

1.4.3 Merge sort

MergeSort è basato sulla tecnica divide-et-impera vista in precedenza. Ma come la utilizza?

Definizione 1.1 (Approccio divide-et-impera di MergeSort). Si svolge in tre parti:

- **Divide**: spezza il vettore di n elementi in 2 sottovettori di $\frac{n}{2}$ elementi;
- **Impera**: chiama `mergeSort` ricorsivamente sui due sottovettori (ottenendo due metà ordinate);
- **(Combina)**: unisce le due sequenze ordinate (`merge`).

L'idea alla base di questo algoritmo sfrutta il fatto che è possibile unire due sottovettori ordinati in un vettore ordinato in tempo lineare.

Algoritmo 1.5: Algoritmo mergeSort

```

// ordina i sottovettori
mergeSort(ITEM[] A, int primo, int ultimo)
    if primo < ultimo then // devono esistere almeno due elementi
        int mezzo ←  $\lfloor \frac{\text{primo} + \text{ultimo}}{2} \rfloor$ 
        mergeSort(A, primo, mezzo)
        mergeSort(A, mezzo+1, ultimo)
        merge(A, primo, ultimo, mezzo) // unisce le soluzioni

// effettua l'ordinamento dei sotto-vettori
merge(ITEM A, int primo, int ultimo, int mezzo)
    int i, j, k, h

    // inizializzo i puntatori
    i ← primo
    j ← mezzo
    k ← primo

    // k: indica la prossima posizione di scrittura
    while i ≤ mezzo and j ≤ ultimo do
        // B è il vettore di appoggio in cui memorizzo la porzione di vettore già ordinata
        if A[i] ≤ A[j] then
            // l'elemento è già ordinato
            B[k] ← A[i]
            i++
        else
            B[k] ← A[j]
            j++

        // in entrambi i casi ho inserito un valore
        k++

    // se uno dei due vettori finisce ricopio la parte ordinata alla fine del vettore d'appoggio
    j ← ultimo
    from h ← mezzo until i do
        A[j] ← A[h]
        j--

    // ricopio il vettore d'appoggio del vettore originale
    from j ← primo until k-1 do
        A[j] ← B[j]

```

Analisi della complessità Assumiamo (per semplicità) che $n = 2^k$ (ovvero che l'altezza dell'albero di suddivisioni sia esattamente $k = \log_2 n$) e che tutti i sottovettori abbiano dimensioni che sono potenze esatte di 2. L'equazione di ricorrenza risultante è la seguente:

$$T = \begin{cases} \Theta(1) & n = 1 \\ T(\lfloor n/2 \rfloor) + T(\lfloor n/2 \rfloor) + \Theta(n) & n > 1 \end{cases}$$

$$= \begin{cases} c & n = 1 \\ 2T(n/2) + dn & n > 1 \end{cases}$$

Qual è il costo computazionale di mergeSort?

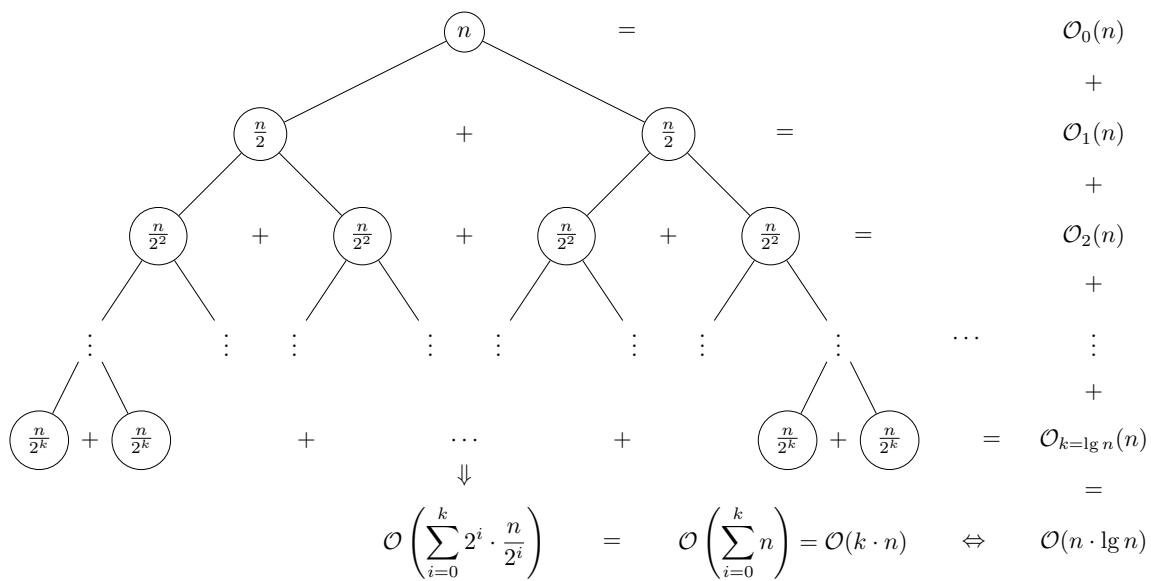


Figure 7: Analisi per livelli

L'analisi per livelli è la seguente:

$$\begin{aligned}
 & \mathcal{O}\left(\sum_{i=0}^k 2^i \cdot \frac{n}{2^i}\right) \quad \left. \begin{array}{l} \text{semplifico} \\ \text{equivalente} \end{array} \right\} \\
 & = \mathcal{O}\left(\sum_{i=0}^k n\right) \\
 & = \mathcal{O}((k+1) \cdot n) \quad \left. \begin{array}{l} k+1 \text{ elementi, semplice perché è una costante} \\ k = \lg n \end{array} \right\} \\
 & = \mathcal{O}(k \cdot n) \\
 & = \mathcal{O}(n \lg n)
 \end{aligned}$$

$\mathcal{O}(n \lg n)$ è asintoticamente migliore di $\mathcal{O}(n^2)$. Questo algoritmo è preferibile — per grandi dimensioni di n — al selectionSort e all'insertionSort.