

# *Cenni di Complessità computazionale*

1

2

## Complessità computazionale

- **Analisi della complessità:** stima del costo degli algoritmi in termini di risorse di calcolo
  - Tempo, spazio di memoria
- Esempio: dato un vettore  $v$  di  $n$  interi ordinati in maniera non decrescente verificare se un intero  $k$  è presente o meno in  $v$

## Ricerca sequenziale

```
int ricerca(int v[], int size, int k)
{   int i;
    for (i=0; i<size; i++)
        if (v[i] == k) return i;
    return -1;
}
```

... nessun vantaggio dal fatto che v è ordinato ...

## Valutazione del tempo di esecuzione

- Variabili che influenzano il tempo di esecuzione
  - La macchina usata
  - La dimensione dei dati
  - La configurazione dei dati
- Modello astratto per la valutazione del tempo
  - Indipendente dalla macchina usata
  - Stima in funzione della dimensione dell'input
  - Comportamento asintotico
  - Stima del caso peggiore di configurazione dei dati

## Esempio di macchina astratta

- ▀ Istruzioni e condizioni atomiche hanno costo unitario
- ▀ Le strutture di controllo hanno un costo pari alla somma dei costi dell'esecuzione delle istruzioni interne, più la somma dei costi delle condizioni
- ▀ Le chiamate a funzione
  - ▀ hanno un costo pari al costo di tutte le sue istruzioni e condizioni;
  - ▀ il passaggio dei parametri ha costo nullo
- ▀ Istruzioni e condizioni con chiamate a funzioni hanno costo pari alla somma del costo delle funzioni invocate più uno

## Esempio

- ▀ Calcolare il costo per l'esempio precedente nel caso  $v[n] = \{1, 3, 9, 17, 34, 95, 96, 101\}$  e  $k=9$

```

int ricerca(int v[], int size, int k)
{
  int i;
  for (i=0; i<size; i++)
    if (v[i] == k) return i;
  return -1;
}

```

Totale = 10

Cosa cambia se  $k=10$  ?

## Caso peggiore

- Caso che a parità di dimensione produce il costo massimo
  - Se accettabile nel caso peggiore ...
- Nel caso dell'esempio, k non presente

```

int ricerca(int v[], int size, int k)
{
  int i;
  for (i=0; i<size; i++)
    if (v[i] == k) return i;
  return -1;
}

```

Diagram illustrating the worst-case scenario for the search function. The function iterates through the array `v` of size `size` (labeled `n` in a box). The loop runs from `i=0` to `i=size-1` (labeled `n+1` in a box). The condition `v[i] == k` is checked, and if true, it returns `i` (labeled `1` in a box). If not, it continues the loop. The function returns `-1` if `k` is not present (labeled `1` in a box). The total cost is calculated as  $3n + 3$ .

Totale =  $3n + 3$

## Caso medio

- Supponiamo che il numero cercato sia presente e che ci sia equiprobabilità dell'input
  - La probabilità che `k` sia in posizione `i` ( $1 \leq i \leq n$ ) vale  $1/n$
  - Costo del caso in posizione `i`:  $3i+1$
  - Costo caso medio:

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (3i+1) &= \frac{1}{n} \left( 3 \frac{n^2 + n}{2} + n \right) = \\
 &= \frac{3n + 5}{2}
 \end{aligned}$$

## Costo come funzione della dimensione dell'input

- Cosa è la dimensione ?
  - Vettore ... numero di elementi
  - Albero ? ... numero dei nodi
  - Grafo ? ... numero archi più numero nodi
- Esempio: calcolo del fattoriale, con tipo intero non limitato

## Esempio

```

int fattoriale(int n)
{ int i = 1;
  int fatt = 1;
  while (i <= n) {
    fatt = fatt * i;
    i++;
  }
  return fatt;
}

```

$$\text{Totale} = 3n + 4$$

## Dimensione dell'input

- ▀ Parametro  $n$ 
  - ▀ Costo =  $3n+4$  (lineare)
- ▀ Numero  $d$  di bit necessari per rappresentare  $n$ :
  - ▀  $d \approx \log_2 n$
  - ▀ Costo =  $3 \times 2^d + 4$  (esponenziale)

## Comportamento asintotico

- ▀ Nell'analizzare la complessità di tempo di un algoritmo siamo interessati a come aumenta il tempo al crescere della taglia  $n$  dell'input.
- ▀ Siccome per valori "piccoli" di  $n$  il tempo richiesto è comunque poco, ci interessa soprattutto il comportamento per valori "grandi" di  $n$  (il comportamento asintotico)

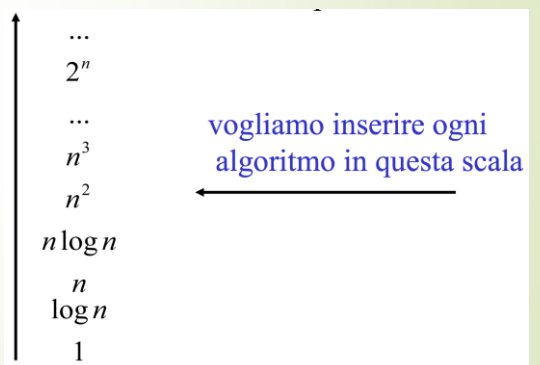
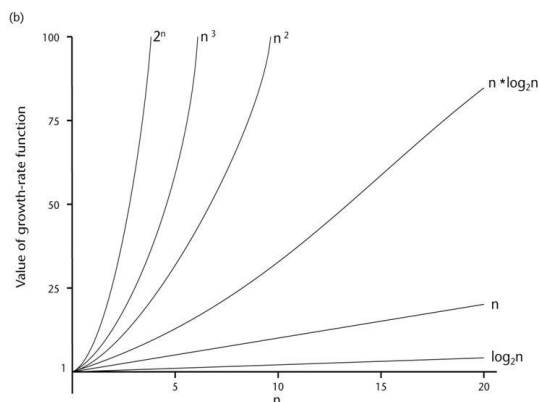
## Comportamento asintotico

- Comportamento al crescere della dimensione  $n$  dei dati all'infinito
  - Trascurare tutte le costanti moltiplicative ed additive e tutti i termini di ordine inferiore
  - Suddivisione di algoritmi in classi di complessità
    - $a$  costante
    - $a n + b$  lineare
    - $a n^2 + b n + c$  quadratica
    - $a \log_g n + h$  logaritmica
    - $a^n$  esponenziale
    - $n^n$  esponenziale

## Comportamento asintotico

- Abbiamo una scala di complessità:

### A Comparison of Growth-Rate Functions (cont.)



## Comportamento asintotico

- Supponiamo di avere, per uno stesso problema, sette algoritmi diversi con diversa complessità.
- Supponiamo che un passo base venga eseguito in un microsecondo ( $10^{-6}$  sec).

Tempi di esecuzione (in secondi) in base a  $n$ .

	$n=10$	$n=100$	$n=1000$	$n=10^6$
$\sqrt{n}$	$3 \cdot 10^{-6}$	$10^{-5}$	$3 \cdot 10^{-5}$	$10^{-3}$
$n + 5$	$15 \cdot 10^{-6}$	$10^{-4}$	$10^{-3}$	1 sec
$2 \cdot n$	$2 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-4}$	$2 \cdot 10^{-3}$	2 sec
$n^2$	$10^{-4}$	$10^{-2}$	1 sec	$10^6$ (~12gg)
$n^2 + n$	$10^{-4}$	$10^{-2}$	1 sec	$10^6$ (~12gg)
$n^3$	$10^{-3}$	1 sec	$10^5$ (~1g)	$10^{12}$ (~300 secoli)
$2^n$	$10^{-3}$	$\sim 4 \cdot 10^{14}$ secoli	$\sim 3 \cdot 10^{287}$ secoli	$\sim 3 \cdot 10^{301016}$ secoli

## Comportamento asintotico

- Per piccole dimensioni dell'input, osserviamo che tutti gli algoritmi hanno tempi di risposta non significativamente differenti.
- L' algoritmo di complessità esponenziale ha tempi di risposta ben diversi da quelli degli altri algoritmi (migliaia di miliardi di secoli contro secondi, ecc.)
- Per grandi dimensioni dell'input ( $n=10^6$ ), i sette algoritmi si partizionano nettamente in cinque classi in base ai tempi di risposta:
  - Algoritmo  $\text{rad}(n)$  frazioni di secondo
  - Algoritmo  $n+5$ ,  $2 \cdot n$  secondi
  - Algoritmo  $n^2$ ,  $n^2+n$  giorni
  - Algoritmo  $n^3$  secoli
  - Algoritmo  $2^n$  miliardi di secoli

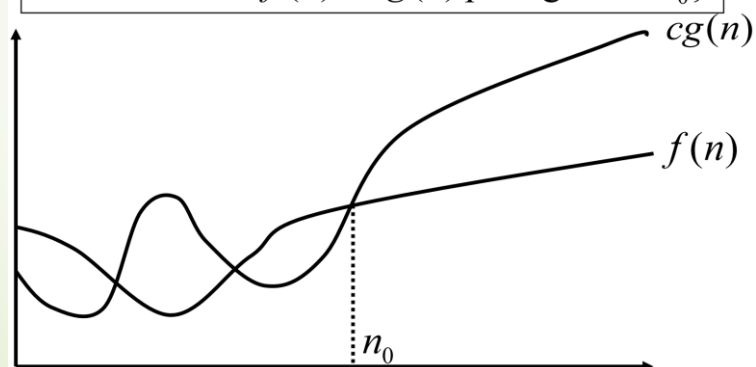


## Notazione O ed $\Omega$

- $f$  e  $g$  funzioni dai naturali ai reali positivi
- $f(n)$  è O di  $g(n)$ ,  $f(n) \in O(g(n))$ , se esistono due costanti positive  $c$  ed  $n_0$  tali che se  $n \geq n_0$ ,  $f(n) \leq c g(n)$ 
  - Applicata alla funzione di complessità  $f(n)$ , la notazione O ne limita superiormente la crescita e fornisce quindi una indicazione della bontà dell'algoritmo
- $f(n)$  è Omega di  $g(n)$ ,  $f(n) \in \Omega(g(n))$ , se esistono due costanti positive  $c$  ed  $n_0$  tali che se  $n \geq n_0$ ,  $c g(n) \leq f(n)$ 
  - La notazione  $\Omega$  limita inferiormente la complessità, indicando così che il comportamento dell'algoritmo non è migliore di un comportamento assegnato

## Notazione asintotica O (limite superiore asintotico)

$$O(g(n)) = \{f(n) : \text{esistono } c > 0 \text{ ed } n_0 \text{ tali che } 0 \leq f(n) \leq c g(n) \text{ per ogni } n \geq n_0\}$$



## Esempi

$$f(n) = 2n^2 + 5n + 5 = O(n^2)$$

infatti  $0 \leq 2n^2 + 5n + 5 \leq cn^2$   
per  $c = 4$  ed  $n_0 = 5$

Vedremo che in generale per  $a_2 > 0$

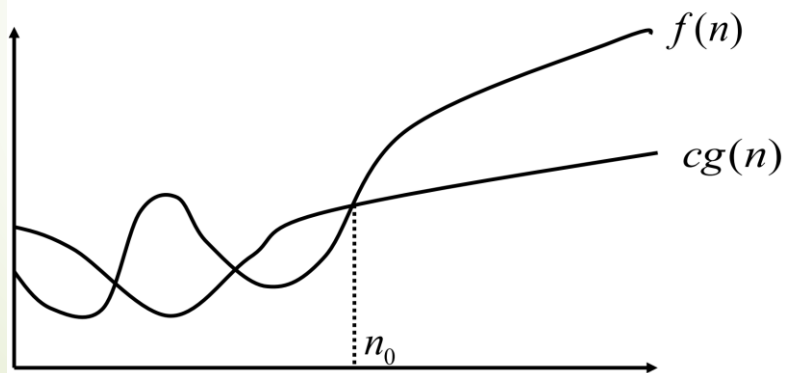
$$f(n) = a_2n^2 + a_1n + a_0 = O(n^2)$$

$$f(n) = 2 + \sin n = O(1)$$

infatti  $0 \leq 2 + \sin n \leq c \cdot 1$   
per  $c = 3$  ed  $n_0 = 1$

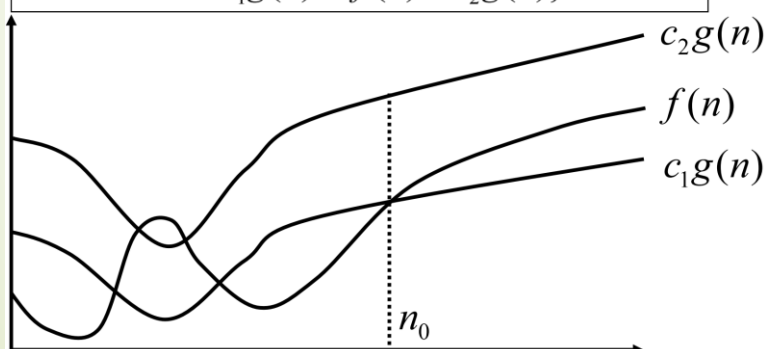
## Notazione asintotica $\Omega$ (limite inferiore asintotico)

$$\Omega(g(n)) = \{f(n) : \text{esistono } c > 0 \text{ ed } n_0 \text{ tali che} \\ f(n) \geq cg(n) \geq 0 \text{ per ogni } n \geq n_0\}$$



## Notazione asintotica $\Theta$ (limite asintotico stretto)

$$\Theta(g(n)) = O(g(n)) \cap \Omega(g(n)) = \{f(n) : \text{esistono } c_1, c_2 > 0 \text{ ed } n_0 \text{ tali che per ogni } n \geq n_0 \\ 0 \leq c_1 g(n) \leq f(n) \leq c_2 g(n)\}$$



## Complessità dei Problemi

- Studiare la complessità di un problema (ossia quello che un algoritmo risolve) è molto diverso dallo studiare la complessità di un algoritmo.
  - Per poter dire che un problema ha complessità  $O(g(n))$  (ipotizziamo di parlare del caso peggiore) basta trovare un qualsiasi algoritmo che lo risolva con  $O(g(n))$ .
  - Per poter affermare che un problema è  $\Omega(g(n))$ , occorre invece dimostrare matematicamente che tutti i possibili algoritmi (inventati o non) lo risolvano alla meglio come  $\Omega(g(n))$ .
- Per limitare superiormente un problema basta trovare almeno un algoritmo con complessità  $O(g(n))$ ,
- Per limitare il problema inferiormente bisogna studiare ogni possibile soluzione (il problema, in linea teorica, potrebbe essere risolto in tempo costante, ma si può sempre dimostrare il contrario).
  - Quando la complessità di un algoritmo è pari al limite inferiore di complessità determinato per un problema, l'algoritmo si dice ottimo (in ordine di grandezza)

## Individuazione di limiti inferiori

- Dimensione n dei dati: se nel caso peggiore occorre analizzare tutti i dati allora  $\Omega(n)$  è un limite inferiore alla complessità del problema
  - Esempio: ricerca di un elemento o del massimo in un array
  - E' una tecnica banale, la maggior parte dei problemi hanno limiti inferiori più alti
- Eventi contabili: la ripetizione di un evento un dato numero di volte è essenziale per la risoluzione di un problema
  - Esempio: generare tutte le permutazioni di n oggetti
  - L'evento è la generazione di una nuova permutazione che si ripete per tutte le permutazioni, ossia  $n!$  volte.

## Regole per la valutazione della complessità (1)

- Scomposizione
  - alg è la sequenza di alg1 ed alg2;
  - $\text{alg1} \text{ è } O(g1(n))$ ;  $\text{alg2} \text{ è } O(g2(n))$
  - $\text{alg} \text{ è } O(\max(g1(n), g2(n)))$
- Esempio

```

i=0;
while(i<n) {
  Stampastelle(i);
  i=i+1;
}
for(i=0; i<2*n; i++)
  scanf("%d", &numero);

```

$g1(n)$  is associated with the while loop, and  $g2(n)$  is associated with the for loop.

## Regole per la valutazione della complessità (1)

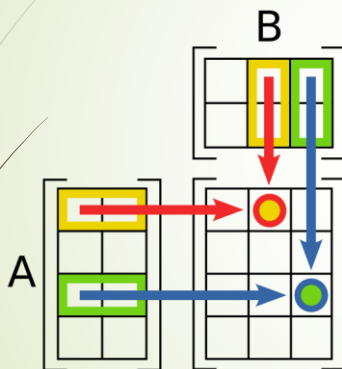
### ■ Blocchi annidati

- alg è composto da due blocchi annidati;
- Blocco esterno è  $O(g_1(n))$ ; blocco interno è  $O(g_2(n))$
- alg è  $O(g_1(n) * g_2(n))$

### ■ Esempio

$g_1(n)$  {  
 $g_2(n)$  {  
`for(i=0; i<n; i++) {`  
`scanf("%d", &j);`  
`printf("%d", j*j);`  
`do {`  
`scanf("%d", &numero);`  
`j=j+1;`  
`} while (j<=n);`

## Esempio: Prodotto di matrici



```
float A[N][M], B[M][P], C[N][P];
int i, j, k;
```

```
for(i=0; i<N; i++)
  for(j=0; j<P; j++) {
    C[i][j]=0;
    for(k=0; k<M; k++)
      C[i][j]+=A[i][k] * B[k][j];
  }
```

## Esempio: Prodotto di matrici

```
float A[N][M], B[M][P], C[N][P];
int i, j, k;

for(i=0; i<N; i++)
  for(j=0; j<P; j++) {
    C[i][j]=0;
    for(k=0; k<M; k++)
      C[i][j]+=A[i][k] * B[k][j];
  }
```

Complexity analysis diagram:

- $O(N)$  (outer loop)
  - $O(P)$  (middle loop)
    - $O(M)$  (inner loop)

- Complessità asintotica del programma:  
 $O(N \cdot P \cdot M)$ .

## Regole per la valutazione della complessità (2)

- Sottoprogrammi ripetuti
  - alg applica ripetutamente un certo insieme di istruzioni la cui complessità all' $i$ -esima esecuzione vale  $f_i(n)$ ; il numero di ripetizioni è  $g(n)$

$$\text{➤ alg è } O\left(\sum_{i=1}^{g(n)} f_i(n)\right)$$

- per  $f_i(n)$  tutte uguali ...  $O(g(n) \cdot f(n))$

## Regole per la valutazione della complessità (3)

- Operazione dominante
  - Sia  $f(n)$  il costo di esecuzione di un algoritmo alg;
  - Un'istruzione  $i$  è dominante se viene eseguita  $g(n)$  volte, con  $f(n) \leq a g(n)$
  - Se un algoritmo ha una operazione dominante allora è  $O(g(n))$

## Esempio Ricerca Binaria

Istruzione  
dominante

```
int ricerca(int v [], int size, int k)
{ int inf =0, sup = size-1;
  while (sup >=inf)
  { int med = (sup + inf ) / 2;
    if (k==v[med])
      return med;
    else if (k>v[med])
      inf = med+1;
    else sup = med-1
  }
  return -1;
}
```



## Ricerca binaria

### Complessità

- Osserviamo che la dimensione del problema si dimezza ad ogni ciclo.
  - Inizialmente è  $n$ , quindi  $n/2$ , poi  $n/4$ , e così via.
- Il ciclo si arresta quando la dimensione del problema è 1, dopo circa  $\log_2 n$  iterazioni.
- Eseguiamo un numero costante di confronti per ogni iterazione. Il numero massimo di confronti sarà:

$$f(n) = O(\log n)$$

## Esercizio

- Scrivere la versione ricorsiva dell'algoritmo di ricerca binaria
  - Versione iterativa:

```
int ricerca(int v [], int size, int k)
{ int inf =0, sup = size-1;
  while (sup >=inf)
  { int med = (sup + inf ) / 2;
    if (k==v[med])
        return med;
    else if (k>v[med])
        inf = med+1;
    else sup = med-1
  }
  return -1;
}
```



## Ricorsione e valutazione della complessità

- Negli algoritmi ricorsivi la soluzione di un problema si ottiene applicando lo stesso algoritmo ad uno o più sottoproblemi
- La complessità viene espressa nella forma di una relazione di ricorrenza
  - La funzione di complessità  $f(n)$  è definita in termini di se stessa su una dimensione inferiore dei dati
- Per la valutazione della complessità valutiamo:
  - Il lavoro di combinazione (preparazione delle chiamate ricorsive e combinazione dei risultati ottenuti risultati ottenuti), che può essere:
    - Costante, lineare, ...
  - La forma dell'equazione di ricorrenza, che può essere
    - Con o senza partizione dei dati
  - Il numero di termini ricorsivi (chiamate ricorsive nella funzione)

## Ricorsione e valutazione della complessità

1. Lavoro di combinazione costante
  - a)  $T(n) = a_1 T(n-1) + a_2 T(n-2) + \dots a_h T(n-h) + b$  per  $n > h$ 
    - Esponenziale con n: se sono presenti almeno 2 termini (l'algoritmo contiene almeno 2 chiamate ricorsive)
    - Lineare con n: se è presente un solo termine (singola chiamata ricorsiva)
  - b)  $T(n) = a T(n/p) + b$  per  $n > 1$ 
    - $\log n$  se  $a = 1$  (singola chiamata ricorsiva)
    - $n^{\log_p a}$  se  $a > 1$  (più chiamate ricorsive)
2. Lavoro di combinazione lineare
  - a)  $T(n) = T(n-h) + b n + d$  per  $n > h$   
Quadratico con n
  - b)  $T(n) = a T(n/p) + b n + d$ 
    - Lineare con n se  $a < p$
    - $n \log n$  se  $a = p$
    - $n^{\log_p a}$  se  $a > p$

## Relazioni di ricorrenza

### Lavoro di combinazione costante (1)

■ Esempio: Fibonacci

- $T(0) = T(1) = c$
- $T(n) = T(n-1) + T(n-2) + b$

```
unsigned fib(unsigned n) {
    if (n<2) return n;
    else return fib(n-1)+fib(n-2);
}
```

■ Rientra nel caso 1.a: Lavoro di combinazione costante, senza partizione dei dati

a)  $T(n) = a_1 T(n-1) + a_2 T(n-2) + \dots a_h T(n-h) + b$  per  $n > h$

- Esponenziale con n: se sono presenti almeno 2 termini (l'algoritmo contiene almeno 2 chiamate ricorsive)
- Lineare con n: se è presente un solo termine (singola chiamata ricorsiva)
- Sono presenti 2 termini, quindi  $T(n)$  è esponenziale con n

## Relazioni di ricorrenza

### Lavoro di combinazione costante (2)

■ Esempio: Fattoriale ( $h = 1$ )

- $T(0) = T(1) = c$
- $T(n) = T(n-1) + b$

```
int fact(int n) {
    if (n==0) return 1;
    else return n*fact(n-1);
}
```

■ Rientra nel caso 1.a: Lavoro di combinazione costante, senza partizione dei dati

a)  $T(n) = a_1 T(n-1) + a_2 T(n-2) + \dots a_h T(n-h) + b$  per  $n > h$

- Esponenziale con n: se sono presenti almeno 2 termini (l'algoritmo contiene almeno 2 chiamate ricorsive)
- Lineare con n: se è presente un solo termine (singola chiamata ricorsiva)

- È presente un solo termine, quindi  $T(n)$  è lineare con n

## Relazioni di ricorrenza

### Lavoro di combinazione costante (3)

- Esempio: Ricerca binaria
  - $T(1) = c$
  - $T(n) = T(n/2) + b$
- Rientra nel caso 1.b: Lavoro di combinazione costante, con partizione dei dati

b)	$T(n) = a T(n/p) + b$	per $n > 1$
➤	$\log n$	se $a = 1$ (singola chiamata ricorsiva)
➤	$n^{\log_p a}$	se $a > 1$ (più chiamate ricorsive)

- È presente una sola chiamata ricorsiva ( $a=1$ ), quindi  $T(n)$  è logaritmico con  $n$

## Ricerca Binaria Ricorsiva

```
int ricercaBinaria(int valore, int vettore[], int primo, int
ultimo)
{
    if (primo > ultimo) return -1;
    int mid=(primo+ultimo)/2;
    if (valore==vettore[mid])
        return mid;
    if (valore<vettore[mid])
        return ricercaBinaria(valore,vettore,primo,mid-1);
    else
        return ricercaBinaria(valore,vettore,mid+1,ultimo);
}
```