

# *Meglio veloci che ottimi*

corso di laurea in **Matematica**

*Informatica Generale*, Lezione **10** [1/4/22]

**Ivano Salvo**



**SAPIENZA**  
UNIVERSITÀ DI ROMA

# Da mergeSort a quickSort

I punti deboli di mergeSort sono:

- **non può lavorare in place** (ha **sempre** bisogno almeno di un **vettore ausiliario** della stessa dimensione di quello da ordinare)
- anche ottimizzato, necessita di **numerosi “trasferimenti”** di valori durante l'operazione di **fusione**.

Se la suddivisione potesse garantire l'**asserzione più forte**:

$$v[inf, m) \leq v[m, sup)$$

**non servirebbe** alcun **lavoro di ricombinazione** (fatto dalla funzione *fondi* in *mergeSort*) dei risultati, in quanto gli elementi della parte **sinistra** sarebbero **tutti più piccoli** della parte **destra**.

Ciò è possibile, **investendo** tempo nella fase di **suddivisione** in sottoproblemi (ovviamente non potrà più essere  $\theta(1)$  come il semplice calcolo del punto medio).

# quickSort

[C. A. R. (Tony) Hoare, 1959]

Abbiamo bisogno di una funzione **partiziona**(*v*, *inf*, *sup*) che soddisfi alle seguenti post-condizioni:

- **ritorna** come risultato un **indice** *m*,  $inf \leq m \leq sup$
- **modifica** *v* in modo che soddisfi:  $v[inf, m) \leq v[m] \leq v[m+1, sup)$

Assumendo **partiziona** soddisfi le specifiche sopra, possiamo scrivere una procedura **divide et impera**, semplice e geniale, conosciuta come **quickSort** (**ordinamento veloce**).

Termina perché **partiziona** "separa" **sempre almeno un** elemento, quindi i vettori da ordinare ricorsivamente si scorciano almeno di 1.



```
def quickSort(v, inf, sup):  
    if sup - inf >= 2:  
        m = partiziona(v, inf, sup)  
        quickSort(v, inf, m)  
        quickSort(v, m+1, sup)
```

# Intermezzo: Linguaggio e Pensiero



“Here is a language so far ahead of its time, that it was not only an improvement on its predecessors, but also on nearly all its successors.”

- TONY HOARE

*Language shapes the way we think, and determines what we can think about*

*Benjamin Lee Whorf*

[ABOUT ALGOL 60] DUE CREDIT MUST BE PAID TO THE GENIUS OF THE DESIGNERS OF ALGOL 60 WHO INCLUDED RECURSION IN THEIR LANGUAGE AND ENABLED ME TO DESCRIBE MY INVENTION [QUICKSORT] SO ELEGANTLY TO THE WORLD.

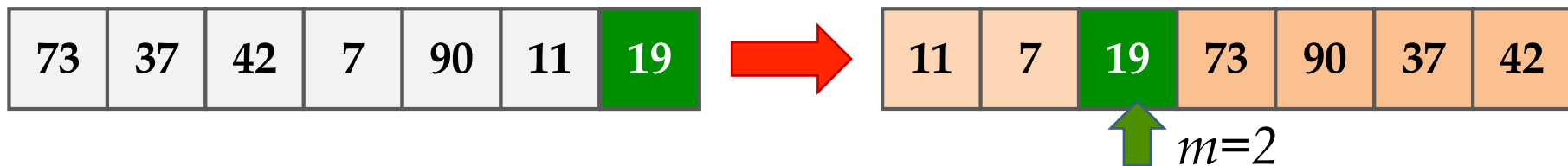
- C. A. R. HOARE -

# *partiziona: specifica*

Vediamo di visualizzare **cosa fa partiziona**, cioè la sua **specifica**.

Discuteremo l'implementazione (cioè **come lo fa**) dopo, vedendo diversi modi di **implementare** questa specifica. Dato un array...

1. prende un elemento qualsiasi  $p$ , detto **perno** o **pivot**,
2. calcola il **posto giusto**  $m$  in cui  $p$  si troverà dopo l'ordinamento di  $v$ .
3. Mette  $p$  in  $v[m]$
4. fa alcuni scambi, in modo che il prefisso  $v[\text{inf}, m)$  contenga **elementi minori** di  $p$  e il suffisso  $v[m, \text{sup})$  contenga **elementi maggiori** di  $p$ .



```
def partiziona(v, inf, sup):  
    # ENS: torna un indice  $m \in [\text{inf}, \text{sup})$   
    # MOD:  $v : v[\text{inf}, m) \leq v[m] \leq v[m, \text{sup})$ 
```

# Partiziona: versione naïf

Per semplicità, vediamo prima una versione naïf che partiziona un vettore  $v[0, n)$  con  $n = \text{len}(v)$  **usando un vettore d'appoggio  $z$** .

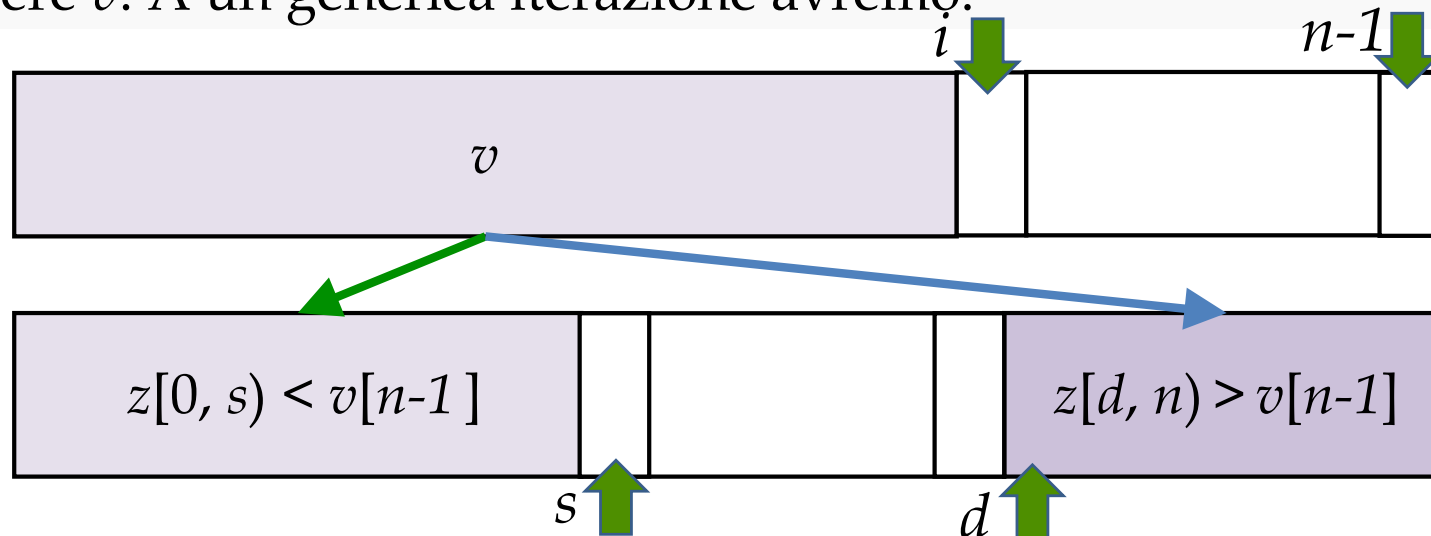
Prendiamo un elemento  $p$  **qualsiasi** di  $v$  detto **perno** o **pivot** (per comodità  $p = v[n-1]$ ) e carichiamo un vettore  $z[0, n)$  che soddisfa:

$$z[0, m) \leq z[m] = p \leq z[m+1, n) \ \& \ z =_{\text{set}} v$$

Non conosciamo  $m$  e **non vogliamo calcolarlo** (costo  $\theta(n)$ ).

Se **riempiamo  $z$**  a partire da **sinistra coi minori di  $v[n-1]$** , e da **destra coi maggiori di  $v[n-1]$** , avremo anche l'indice  $m$  cercato.

Usiamo le variabili  $s, d$  per le zone ricopiate di  $z$  e l'indice  $i$  per scorrere  $v$ . A un generica iterazione avremo:



## *partiziona naif: invariante*

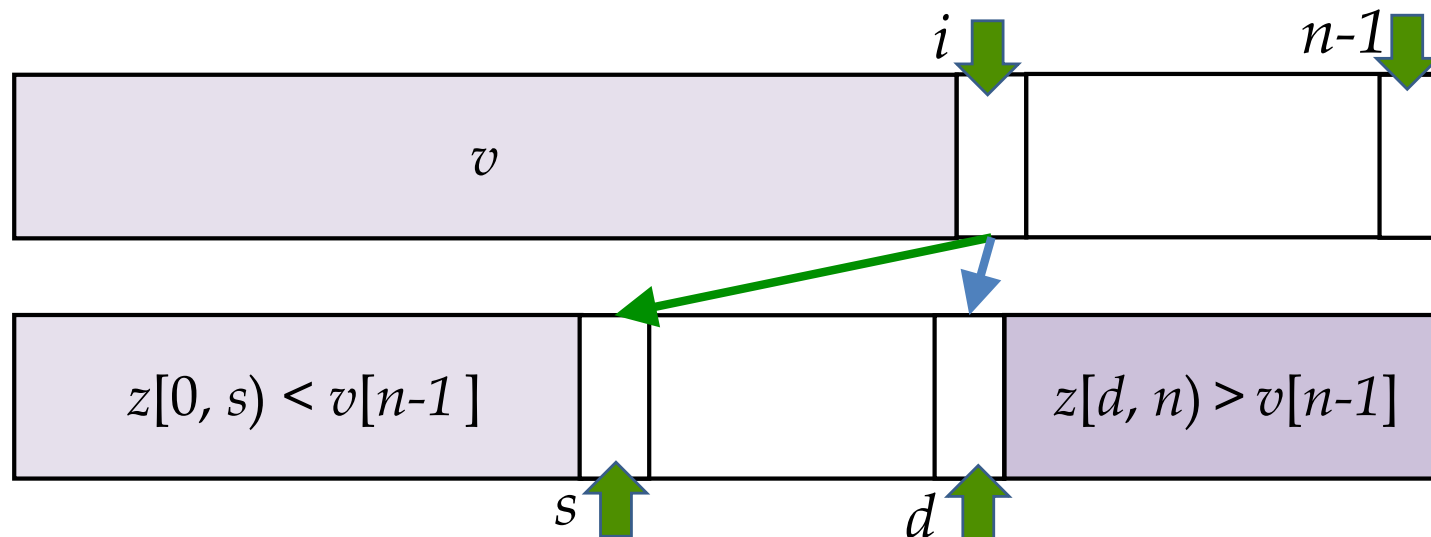
L'invariante sarà:

$$\varphi(i, s, d) \equiv v[0, i) = z[0, s) \cup z[d, n) \ \& \ z[0, s) \leq v[n-1] \ \& \ z[d, n) \geq v[n-1]$$

$\varphi(0, 0, n)$  vale banalmente da cui inizializzo  $i = 0$ ,  $s = 0$  e  $d = n$ .

Scorrendo  $v$ , se  $v[i] \leq v[n-1]$  lo **ricopio in  $z[s]$  incrementando  $s$** , e se  $v[i] \geq v[n-1]$  lo **ricopio  $z[s]$  decrementando  $s$** . Anche  **$d - s = n - i$  è invariante** (le prossime celle libere dove scrivere in  $z$  sono  $s$  e  $d - 1$ ).

Quando  $i = n - 1$  esco,  $s - d = 1$  e quindi l'ultima cella libera è  $s = d - 1$  che è il valore cercato da tornare. Chiudo ricopiando  $v[n-1]$  in  $z[s]$ .





# *partiziona naïf: pseudocodice*

Abbiamo bisogno di una versione generica opportunamente **parametrizzata** per lavorare su una **porzione di vettore**.

Gli invarianti si adattano, sostituendo  $n$  con  $sup - inf$ , 0 con  $inf$ .

Passiamo  $z$  come parametro perché, come per *mergesort*, è chiaro che possiamo usare solo un vettore e lo passiamo.

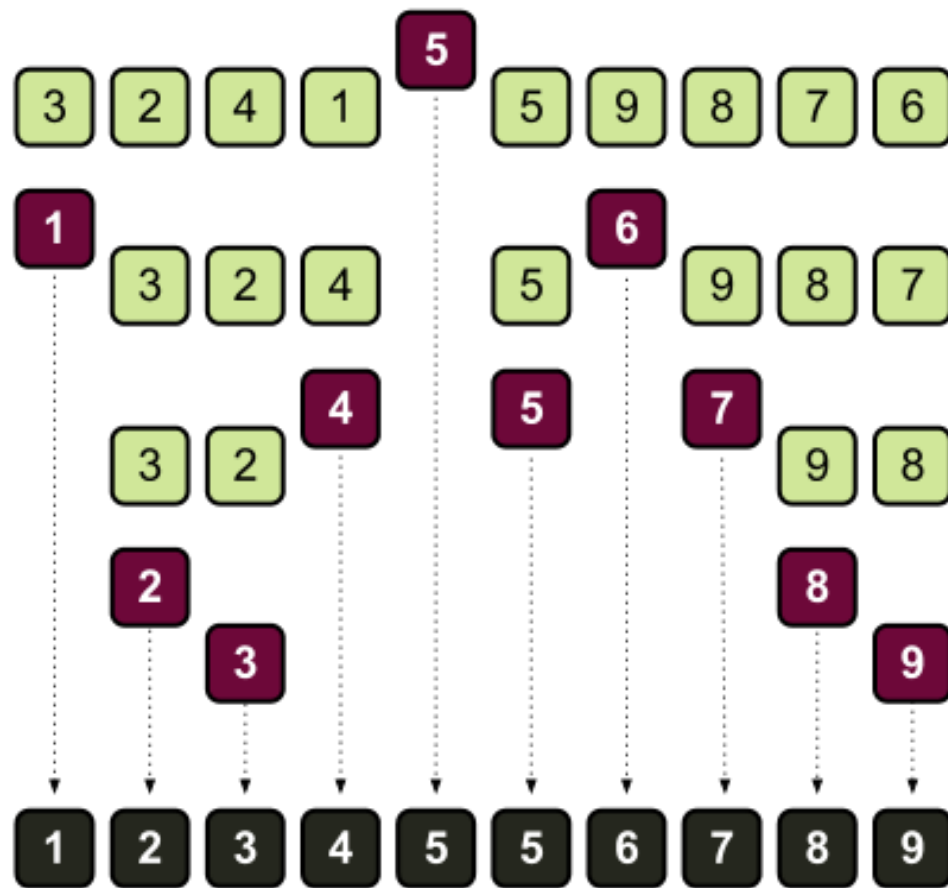
Presenteremo versioni ottimizzate dopo l'analisi di *quickSort*.

Ora ci basta sapere che *partiziona* è  $\Theta(n)$ .

```
def partiziona(v, inf, sup, z):  
    s, d = inf, sup  
    for i = inf to sup-2:  
        if v[i] ≤ v[sup-1]: z[s], s = v[i], s+1  
        else: d, z[d] = d-1, v[i]  
    z[s] = v[sup-1]  
    copia(z, inf, sup, v)  
    return s
```



# *quickSort: esempio di esecuzione*



Osservate che il **perno** dopo un'esecuzione di partiziona **finisce definitivamente** nel **posto giusto**.

Non ci sono **più confronti** né tantomeno **scambi** tra elementi che sono finiti in due **partizioni diverse**.

Nell'esempio, come nella nostra procedura, si sceglie l'**ultimo elemento** di  $v$  come **perno**.

# *quickSort: casi ottimo/pessimo*

Analizzare **quickSort** non è affatto facile, perché a differenza di **mergeSort**, il suo comportamento **dipende dalla scelta del perno**. La sua relazione di ricorrenza è ( $k$  è  $m - \inf$  ed  $n = \sup - \inf$ ):

$$T(n) = T(k) + T(n - k - 1) + \theta(n) \qquad T(1) = \theta(1)$$

► La **scelta ottima** sarebbe un perno che divide il vettore in **due partizioni** di dimensioni **uguali**.

Se questo fosse il caso, l'equazione di ricorrenza di **quickSort** sarebbe la stessa di **mergeSort**, e quindi la complessità  $\theta(n \log n)$ . Purtroppo, per **quickSort**, questo è solo il caso **ottimo**.

► Il **caso pessimo** viceversa si ha quando una delle due partizioni è **sempre vuota**. In tal caso, l'equazione di ricorrenza diventa quella di **insertionSort**:  $T(n) = T(n - 1) + \theta(n)$  con soluzione  $T(n) = \theta(n^2)$ .

Osserviamo che scegliendo come **perno** il **primo** o l'**ultimo** elemento, questo caso si verifica curiosamente quando il **vettore è già ordinato** (o quasi).

► Assumendo le permutazioni di ingresso equiprobabili, si può dimostrare con un po' di conti che il **caso medio** è  $\theta(n \log n)$ .

# Il problema della $k$ -mediana

Prima di addentrarci nell'analisi di *quickSort*, è utile considerare il problema della  **$k$ -mediana**, cioè il calcolo del **valore  $km$**  in un vettore  $v$  che ha **esattamente  $k$  elementi minori** in  $v$  (per evitare dettagli tanto fastidiosi, assumiamo che  $v$  contenga valori **tutti distinti**).

Noi abbiamo già calcolato in tempo  $\theta(n)$  la **0-mediana** (che è il **minimo** del vettore) e la  **$(n-1)$ -mediana** (che è il **massimo**).

**Non è altrettanto ovvio** calcolare in tempo lineare la mediana o più in generale la  $k$ -mediana.

► **Potendo modificare** il vettore, e conoscendo *mergeSort*, è viceversa evidente un algoritmo  $\theta(n \log n)$ : si ordina il vettore e poi si va a prendere il valore in posizione  $k$ .

Ma **non è chiaro** se **ordinare il vettore** sia veramente **necessario**.

```
def kMediana(v, k):  
    # ENS: torna km : #{i : v[i] < km} = k-1  
    # MOD: ordina v  
        mergeSort(v)  
    return v[k]
```

# Possiamo sfruttare partiziona?

*partiziona* calcola una  $m$ -mediana, ma **non possiamo scegliere  $m$** .  
Ma possiamo sfruttare questo fatto?

Dobbiamo valutare se  $m = k$ ,  $m > k$ , oppure  $m < k$ .

Nel caso  $m = k$  abbiamo **finito**, yep!

Nel caso  $m > k$ , per il comportamento di *partiziona*, la  $k$ -mediana è finita **nella parte sinistra** del vettore  $v[inf, m)$ .

Simmetricamente, nel caso  $m < k$ , la  $k$ -mediana è finita nella **parte destra** del vettore. **Attenzione** che nella parte destra, la  $k$ -mediana si trova in posizione  $k - m$ .

```
def kMediana(v, k, inf, sup):  
    # ENS: torna km : #{i : v[i] < km } = k-1  
    # MOD: modifica v ma senza ordinarlo complet.  
    m = partiziona(v, inf, sup)  
    if m==k: return v[m]  
    if m > k: return kMediana(v, k, inf, m)  
    return kMediana(v, k-m, m, sup)
```

# Analisi dell'algoritmo

Siamo in una situazione simile a **quickSort**: **dipende dal bilanciamento** delle partizioni, ma stavolta andiamo ricorsivamente **su una partizione sola**.

L'equazione di ricorrenza è (ponendo  $n = \text{sup} - \text{inf}$  e  $h = m - \text{inf}$ ):

$$T(n) = T(h) + \theta(n) \quad \text{oppure} \quad T(n) = T(n - h) + \theta(n) \quad \text{e} \quad T(1) = \theta(1)$$

Ancora una volta, può diventare **quadratica** se le partizioni sono molto **sbilanciate**  $T(n) = T(n - 1) + \theta(n)$  con soluzione  $T(n) = (n^2)$ , come **insertSort** ricorsivo (*prossima slide*) mentre se si **divide esattamente in due** si ha  $T(n) = T(n/2) + \theta(n)$ , con soluzione [identica al Torneo]  $T(n) = \theta(n)$ .

Siccome la  $k$ -mediana va cercata in **una sola delle due** partizioni (differentemente da **quickSort**), eventuali **partizioni sbilanciate favorevoli accelerano** il calcolo.

# *Analisi casi medi di k-mediana e quickSort*

corso di laurea in **Matematica**

*Informatica Generale*, Lezione **11.1**

**Ivano Salvo**



**SAPIENZA**  
UNIVERSITÀ DI ROMA

# Alcune intuizioni su quickSort (1)

‣ Domanda: Quante volte viene chiamata *partiziona* in *quickSort*?

**Esattamente  $n$  volte:** ogni elemento diventa perno almeno una volta (al limite su vettori lunghi 1) e poi **sparirà dalle chiamate ricorsive**.

‣ Domanda: Quali (e quanti) confronti farà *quickSort*?

Il perno viene confrontato con **tutti gli altri elementi della partizione** (al primo giro  $\mathcal{O}(n)$  confronti). Tuttavia se due elementi finiscono in partizioni diverse, non saranno **mai più** confrontati.

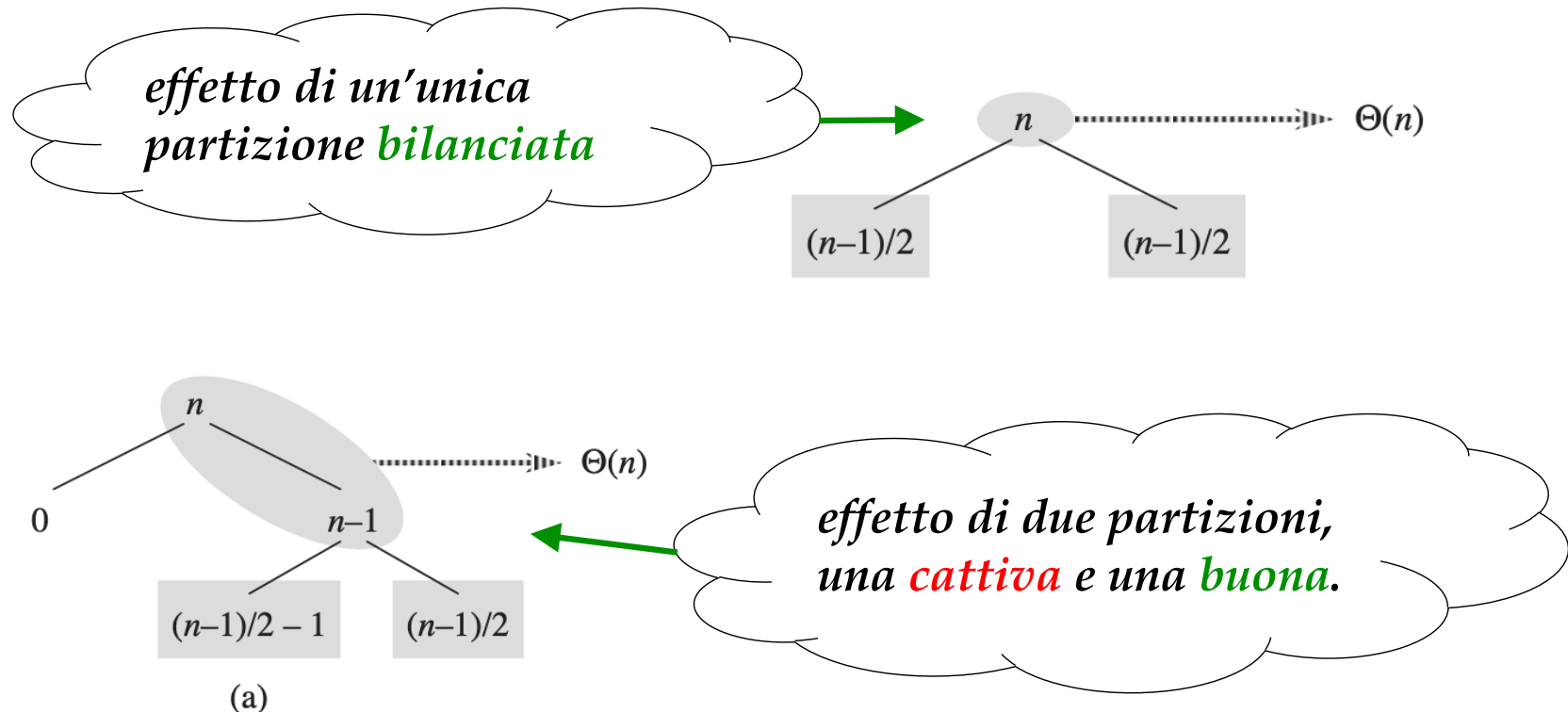
Quindi, se la partizione è bilanciata, **elimino di colpo  $(n/2)^2$  confronti** dagli  $n^2/2$  possibili. **Nessun confronto viene ripetuto**. Se la partizione esce sbilanciata, elimino solo  $n - 1$  confronti.



# Altre intuizioni su quickSort

► **Domanda:** Cosa succede se *quickSort* alterna una partizione bilanciata a una sbilanciata?

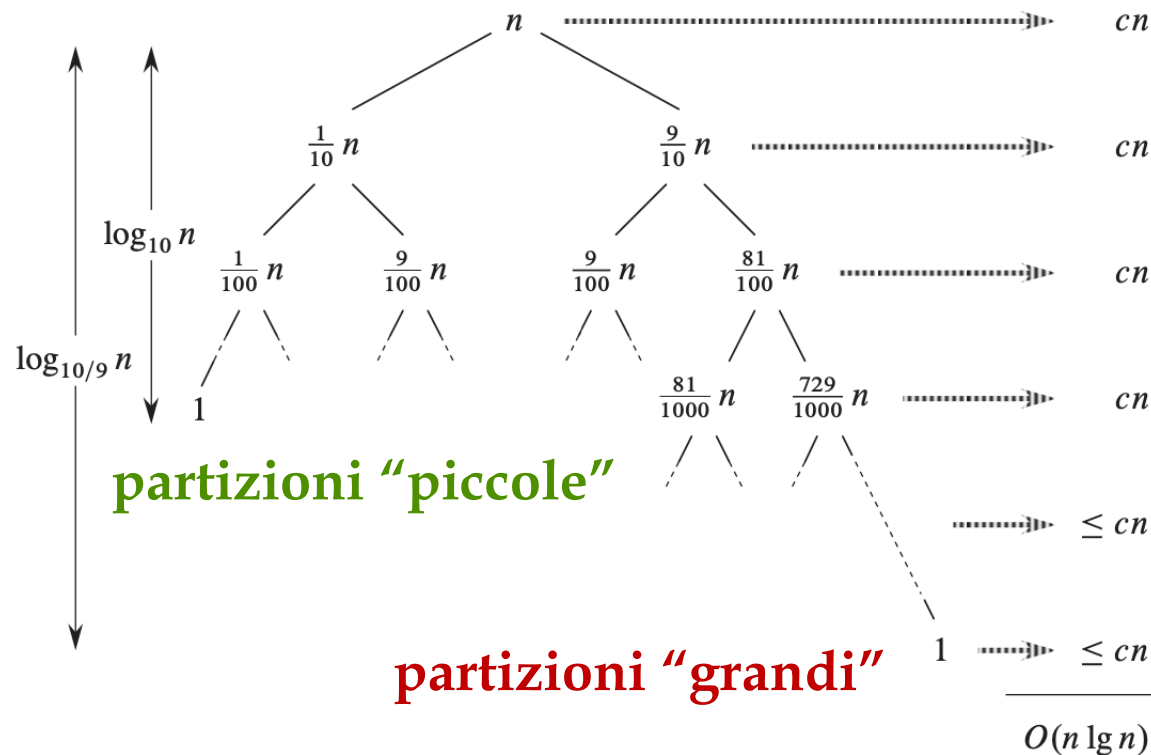
**Niente.** Divide in 3 sotto-vettori di cui uno vuoto e due bilanciati, come se la partizione buona “assorbisse” subito l’errore dovuto a quella cattiva.



# Ultime intuizioni su quickSort

► **Domanda:** Cosa succede se **quickSort** partiziona il vettore **sistematicamente** in due parti di lunghezze in rapporto 9 a 1?

Occorre risolvere la relazione di ricorrenza  $T(n) = T(9n/10) + T(n/10) + cn$ . Impegnativo, ma aiutandosi col metodo dell'albero...



## ***$k$ -mediana: partizioni $\varepsilon n / (1 - \varepsilon)n$***

Supponiamo di avere partizioni **sempre nelle stesse proporzioni**  $\varepsilon n$  e  $(1 - \varepsilon)n$ , con  $0 < \varepsilon < 1/2$  e di dover cercare la  $k$ -mediana sempre **nella più grande**. La relazione di ricorrenza diventa:

$$T(n) = T((1 - \varepsilon)n) + \theta(n) \qquad T(1) = \theta(1)$$

Applichiamo il metodo iterativo, cercando una maggiorazione:

$$\begin{aligned} T(n) &\leq cn + T((1 - \varepsilon)n) \\ &\leq cn + (1 - \varepsilon)cn + T((1 - \varepsilon)^2n) \\ &\leq cn + (1 - \varepsilon)cn + (1 - \varepsilon)^2cn + T((1 - \varepsilon)^3n) \leq \\ &\leq \dots = \\ &\leq \sum_{i=0, \dots, k} (1 - \varepsilon)^i cn \\ &\leq cn \sum_{i=0, \dots, \infty} (1 - \varepsilon)^i = \{\text{serie geometrica convergente}\} \\ &= cn (1/\varepsilon) = \mathcal{O}(n) \end{aligned}$$

Ottenendo **sempre** una **complessità lineare** che cresce allo sbilanciarsi delle partizioni (al decrescere di  $\varepsilon$ ).

# Partiziona e *k*Mediana randomizzate

Immaginiamo ora che *partiziona* scelga in modo casuale il pivot (**algoritmo randomizzato**), ottenendo *kMedianaRand*.

Fissiamo una qualsiasi costante  $\varepsilon$ , per comodità  $\varepsilon = 1/4$  e diciamo che l'algoritmo è in fase  $j$  se la **dimensione della partiziona** in cui si sta cercando è compresa tra  $(3/4)^j n$  e  $(3/4)^{j+1} n$ . Qual è **il numero medio** di esecuzioni in cui *kMedianaRand* in **ciascuna fase**?

C'è probabilità  $1/2$  di scegliere un buon pivot (che divide lo spazio di ricerca in due parti  $1/4 n$  e  $3/4 n$ ): il valor medio delle chiamate di *partiziona* per passare dalla fase  $j$  alla fase  $j+1$  è  $\sum_{i \in [0, k)} i \cdot 1/2^i \leq \sum_{i \in [0, \infty)} i \cdot 1/2^i = 2$  (vedi problema del **confrontatore** dell'esonero).

Qual è il numero di passi fa *kMedianaRand* randomizzata? Sarà la somma di  $X_1, \dots, X_h$ , dove  $X_j$  è il numero di passi fatti in fase  $j$ .

Il **valor medio** di passi fa *kMedianaRand* sarà  $E[\sum_j X_j] =$  (per linearità del valor medio)  $\sum_j E[X_j] = \sum_j 2c (3/4)^j n = 2cn \sum_j (3/4)^j = 8cn$  (ancora serie geometrica convergente a  $1/(1 - 3/4) = 4$ ). Abbiamo quindi:

**Teorema.** Il valor medio atteso della costo computazionale di *kMedianaRand* è  $\mathcal{O}(n)$ .

# *quickSort randomizzato*

Modifichiamo **quickSort** come segue: si partiziona random finché non c'è un **perno buono**, che divida il vettore in almeno  $\frac{1}{4}n - \frac{3}{4}n$ .

Questa operazione ha senso se il vettore ha almeno 4 elementi, quindi consideriamo **caso base i vettori di al più 3 elementi**.

Se il perno non è “buono”, **buttiamo via la partizione** e ripetiamo la stessa chiamata a **quickSort** con gli stessi parametri (osservare che questa procedura **non termina**, con **probabilità 0**).

```
def quickSortRand(v, inf, sup):  
    if sup - inf <= 3: # caso base: 3 elem.  
        ordina3(v)  
        return  
    m = partizionaRand(v, inf, sup)  
    if inf + (sup - inf) / 4 > m  
        or inf + 3 * (sup - inf) / 4 < m:  
        # butto via tutto e rifaccio  
        quickSortRand(v, inf, sup)  
    quickSortRand(v, inf, m)  
    quickSortRand(v, m+1, sup)
```

# Conseguenze: caso medio quickSort

Osserviamo che:

- come prima, in media **troviamo un buon perno ogni 2 tentativi**
- ogni **valore** giocherà da **perno 1 sola volta**
- in fase  $j$ , ci sono al più  $(4/3)^{j+1}$  istanze di dimensione  $(3/4)^j n$

La complessità attesa della fase  $j$  è globalmente  $\mathcal{O}(n)$  [come nell'albero con partizioni 1/10 – 9/10] e si attraversano **al più  $\log_{4/3} n$  fasi** cioè  $\theta(\log n)$ , quindi il **tempo di esecuzione atteso** è  $\theta(n \log n)$ .

Osservate che qualsiasi versione **randomizzata** o **deterministica** su **vettore** con valori distribuiti uniformemente **causale** **che però non butta via le partizioni calcolate** ci mette un **tempo inferiore** (è comunque meglio una cattiva partizione, che rifare la partizione).

Quindi, **quickSortRand** (che è essenzialmente uno **strumento concettuale**) stabilisce un **limite superiore** al **valor medio** del tempo di esecuzione di **quickSort**. Quindi:

**Teorema.** *Il valor medio atteso del costo computazionale di quickSort è  $\mathcal{O}(n \log n)$ .*