

Analisi e Progetto di Algoritmi

UniShare

Davide Cozzi

@dlcgold

Gabriele De Rosa

@derogab

Federica Di Lauro

@f_dila

Indice

1	Introduzione	2
2	Introduzione al corso	3
2.1	Argomenti	3
2.2	Ripasso Algoritmi 1	4
2.2.1	Equazioni di Ricorrenza	4
3	Programmazione Dinamica	9
3.0.1	Programmazione Dinamica	16
3.0.2	Un Problema di Sequenze	16
3.0.3	Longest Common Substring	16
3.0.4	Il Problema delle Scatole	19
3.1	Longest Common Subsequence	19
3.1.1	Growing LCS, GLCS	23
3.1.2	Heaviest Common Subsequence (HCS)	25
3.1.3	ALCS	26
3.2	Problemi di Ottimo	27
3.2.1	Problema Knapsack (dello zaino)	27
3.2.2	Subset Sum	28
3.2.3	Knapsack frazionario	29
3.2.4	Approfondimento Greedy	30
3.2.5	Problema dell'Autostrada	31
3.2.6	TSP	31
3.2.7	Matroidi	32

Capitolo 1

Introduzione

Questi appunti sono presi a lezione. Per quanto sia stata fatta una revisione è altamente probabile (praticamente certo) che possano contenere errori, sia di stampa che di vero e proprio contenuto. Per eventuali proposte di correzione effettuare una pull request. Link: <https://github.com/dlcgold/Appunti>.

Grazie mille e buono studio!

Capitolo 2

Introduzione al corso

2.1 Argomenti

Si hanno diversi tipi di problemi:

- **problemi di ottimo** dove si cercano singole soluzioni efficienti (massimi o minimi) tra molte soluzioni possibili. Si usa anche la **programmazione greedy**, dove si sceglie in base ai costi locali per ottenere massimi e minimi senza però guardare i costi complessivi.
- **problemi non risolubili in tempi accettabili**, per i quali si usa la **programmazione dinamica**, che cerca di individuare sotto-strutture ottime per risolvere il problema, cercando la soluzione migliore memorizzando le altre soluzioni e utilizzandole. Si cerca comunque la soluzione meno dispendiosa in termini di tempo.
- **problemi NP-completi**, ovvero problemi per cui non si può trovare un algoritmo o non si può trovare un algoritmo con una complessità asintotica polinomiale. Si useranno anche tecniche non deterministiche. Si cercherà di studiare uno dei 10 problemi più difficili della matematica: $P \subseteq NP$?

Studieremo poi i grafi non pesati con gli algoritmi *BFS* (per cercare in ampiezza) e *DFS* (per cercare in profondità). Studieremo anche i grafi pesati con problemi di cammino minimo.

2.2 Ripasso Algoritmi 1

Innanzitutto due algoritmi con lo stesso scopo si possono confrontare in base a tempo e spazio, scegliendo anche in base alle esigenze hardware. Per lo spazio si calcola quanto spazio viene richiesto da variabili e strutture dati, soprattutto queste ultime che dipendono dalla dimensione dell'input. Per quanto riguarda il tempo si usano le tecniche di conto soprattutto basate sui cicli e, in generale, su tutte operazioni da effettuare. Il tempo si basa sull'input n e si indica con $T(n)$ e si esprime in forma asintotica, interessandoci quindi unicamente all'ordine di grandezza. Si hanno il caso peggiore, indicato con l'O-grande e quello migliore indicato con l'o-piccolo a seconda di n .

Si ricorda poi la tecnica della ricorsione con algoritmi che si muovono su se stessi mediante dei "passi" arrivando ad un caso base di uscita. Per calcolare i tempi di un algoritmo ricorsivo si ha $T(n) = F(n) + T(n - 1)$ con F che rappresenta le istruzioni delle subroutines. Questa equazione di ricorrenza non è facilmente calcolabile ma può essere espansa muovendosi sui passi fino a che non si arriva a qualcosa di calcolabile grazie al caso 0, questo è il metodo iterativo (anche se si ha anche il metodo per sostituzione). Per gli algoritmi ricorsivi si hanno anche i divide et impera (dove il problema P è diviso in sottoproblemi risolti separatamente, con la divide, e poi combinati alla fine, con la combina) dove i tempi non sono sempre calcolabili ma se lo sono si usa il metodo dell'esperto (studiando le tre possibili casistiche).

2.2.1 Equazioni di Ricorrenza

Le equazioni di ricorrenza hanno solitamente la seguente forma:

$$\begin{cases} T(n) = T(n - 1) + f(n) \\ T(1) = \Theta(1) \end{cases}$$

Esistono tre metodi per risolvere le equazioni di ricorrenza:

- Iterativo (detto anche Albero di ricorsione)
- Sostituzione
- Esperto (detto anche Principale)

Metodo Iterativo

Si può usare sia per algoritmi ricorsivi e per Divide et Impera. Ad ogni passo si prende il valore a destra dell'uguaglianza e lo si sostituisce, arrivando, dopo k passi ad una formula generale. Sempre k ci darà il caso base. Posso rappresentare questo metodo con l'albero delle chiamate ricorsive, guardando quanto è alto l'albero e quanto impiega ad ogni livello

Esempio 1. *Calcolo i tempi di:*

$$\begin{cases} T(N) = T(n-1) + 8 \\ T(1) = 6 \end{cases}$$

procedo nella seguente maniera:

$$\begin{aligned} T(n) &= T(n-1) + 8 = [T(n-2) + 8] + 8 = T(n-2) + 2 \cdot 8 \\ &= [T(n-3) + 8] + 2 \cdot 8 = T(n-3) + 3 \cdot 8 \\ &= [T(n-4) + 8] + 3 \cdot 8 = T(n-4) + 4 \cdot 8 \\ &= T(n-k) + k \cdot 8 \end{aligned}$$

per $k = n - 1$ si ha:

$$T[n - (n - 1)] + (n - 1) \cdot 8 = T(1) + (n - 1) \cdot 8 = 6 + (n - 1) \cdot 8 = \Theta(n)$$

Altri esempi su sito e appunti di Chiodini

Metodo per Sostituzione

Si ipotizza un tempo di calcolo (si possono usare gli asintotici con O e Ω lo si dimostra per induzione

Esempio 2.

$$\begin{cases} T(n) = 2 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + n & n > 1 \\ T(1) & n = 1 \end{cases}$$

Ipotizzo $O(n \cdot \log n)$ e dimostro per induzione:

$$T(n) = O(n \cdot \log n) \leq c \cdot n \cdot \log n$$

Serve una dimostrazione forte: ipotizzo $T(m)$ vera per $1 \leq m \leq n - 1$ quindi si ha:

$$\begin{aligned} T(n) &= 2 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + n \leq 2 \cdot \left[c \cdot \frac{n}{2} \cdot \log \frac{n}{2}\right] + n \\ &= c \cdot n \cdot \log \frac{n}{2} + n = c \cdot n \cdot (\log_2 n - \log_2 2) + n \\ &= c \cdot n \cdot \log_2 n - c \cdot n + n \leq c \cdot n \cdot \log n \text{ se } c \geq 1 \end{aligned}$$

Analizzo ora il caso base:

$T(1) = 1$ quindi voglio $1 \leq c \cdot \log_2 1$ ovvero $1 \leq c \cdot 0$ ovvero mai. testo fino a che non trovo $T(3) = 2 \cdot T(1) + 3 = 2 \cdot 1 + 3 = 5$ che mi va bene, infatti $5 \leq c \cdot 3 \cdot \log_2 3$

Metodo dell'Esperto

Posso usare questo metodo solo nel caso di un'equazione di ricorrenza di questo tipo:

$$\begin{cases} T(n) = a \cdot T\left(\frac{n}{b}\right) + f(n) \\ T(1) = \Theta(1) \end{cases}$$

dove:

- $a \cdot T\left(\frac{n}{b}\right)$ è l'Impera ed è $\sim n^{\log_b a}$
- $f(n)$ è il divide e il combina (ovvero la parte iterativa)

Si definiscono tre casi:

- **caso 1:** $n^{\log_b a} > f(n)$ quindi $T(n) \sim n^{\log_b a}$. Si hanno le seguenti condizioni necessarie: $f(n) = O(n^{\log_b a - \epsilon})$ (con $\epsilon > 0$) e quindi $T(n) = \Theta(n^{\log_b a - \epsilon})$
- **caso 2:** $n^{\log_b a} \cong f(n)$ quindi $T(n) \sim f(n) \cdot \log n$. Si hanno le seguenti condizioni necessarie $f(n) = \Theta(n^{\log_b a})$ e quindi $T(n) = \Theta(n^{\log_b a})$
- **caso 3:** $n^{\log_b a} < f(n)$ quindi $T(n) \sim f(n)$. Si hanno le seguenti condizioni necessarie: $f(n) = \Omega(n^{\log_b a + \epsilon})$ (con $\epsilon > 0$) e $a \cdot f\left(\frac{n}{b}\right) \leq k \cdot f(n)$ (con $k < 1$) quindi $T(n) = \Theta(f(n))$

Esempio 3. *Risolve:*

$$T(n) = 9 \cdot T\left(\frac{n}{3}\right) + n$$

Si ha: $f(n) = n$, $a = 9$ e $b = 3$.

Ho che $n^{\log_3 9} = n^2$ quindi ho il primo caso:

$f(n) = O(n^{\log_b a - \epsilon}) = O(n^{2 - \epsilon})$ Posso dire che $\exists \epsilon : O(n^{2 - \epsilon}) = n$?

Si $\forall \epsilon < 1$, per esempio $\epsilon = \frac{1}{2}$. Quindi il Metodo dell'esperto è applicabile (nel primo caso) e si ha quindi $T(n) = \Theta(n)$

Esempio 4. Si può analizzare meglio il MergeSort:

$$T(n) \cong 2 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + \Theta(n)$$

Si ha: $f(n) = \Theta(n)$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_2 2} = n$

Posso applicare il Metodo dell'esperto nel secondo caso avendo così:

$$T(n) = \Theta(n \cdot \log n)$$

Esempio 5.

$$T(n) = 3 \cdot T\left(\frac{n}{4}\right) + n \cdot \log n$$

Si ha: $f(n) = n \cdot \log n$ e $n^{\log_b a} = n^{\log_4 3}$ e siamo nel terzo caso:

$$f(n) = \Omega(n^{\log_4 3 + \epsilon})$$

se pongo $\epsilon = 1 - \log_4 3$ ottengo n . Il terzo caso richiede una doppia verifica:

$$3 \cdot \frac{n}{4} \cdot \log \frac{n}{4} \leq k \cdot n \log n$$

che vale per $k = \frac{3}{4}$ infatti si ha:

$$\frac{3}{4} \cdot n \cdot \log \frac{n}{4} \leq \frac{3}{4} \cdot n \cdot \log n$$

Si hanno quindi entrambi i requisiti e si può asserire che $T(n) = \Theta(n \cdot \log n)$

Esempio 6. Calcolo i tempi di:

$$T(n) = 2 \cdot T\left(\frac{n}{2}\right) + n \cdot \log n$$

Si ha: $n^{\log_b a} = n^{\log_2 2} = n$ e $f(n) = n \cdot \log n$. Provo a procedere col terzo caso, dimostrando che:

$$n \cdot \log n = \Omega(n^{\log_b a + \epsilon}) = \Omega(n^{1+\epsilon}) = \Omega(n \cdot n^\epsilon)$$

Ma tale ϵ non esiste in quanto $n^\epsilon > \log n$ infatti:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n \cdot \log n}{n \cdot n^\epsilon} = 0, \quad \forall \epsilon > 0$$

Bisogna quindi applicare un altro metodo per risolvere l'equazione di ricorrenza

Esempio 7. Calcolo la seguente equazione di ricorrenza:

$$\begin{cases} T(n) = 1 & n = 1 \\ T(n) = 2 \cdot T(\frac{n}{2}) + 1 & n > 1 \end{cases}$$

Quindi avrò un albero binario di soli 1 di profondità 2^k . Quindi $T(n) = \sum_{i=0}^k 2^i = 2^{k+1} - 1$ con $k = \log n$ in quanto si avranno in totale $n = 2^k = 2 \cdot 2^k - 1$. Quindi ottengo $2n - 1$ quindi avrò $\Theta(n)$.

Abbiamo poi visto alcune strutture dati: *array*, *list*, *stack*, *queue*, *tree* (e *binary-tree*) e *heap*.

Capitolo 3

Programmazione Dinamica

Partiamo dall'algoritmo che calcola la lista di Fibonacci:

```
function FIB(n)  
  if n = 1 then  
    return n  
  else  
    return FIB(n - 1) + FIB(n - 2)  
  end if  
end function
```

Si vede che non sappiamo calcolarne la complessità, che non è polinomiale ma magari esponenziale o addirittura fattoriale.

Sia $T(n)$ il costo della chiamata alla funzione. Se $n = 0$ o $n = 1$ ho $T(n) = 1$. Andando avanti avrò $T(n) = 1 + T(n-1) + T(n-2)$ che non è risolvibile con le tecniche che conosciamo. Vediamo come risolverla: riscriviamo l'equazione non omogenea:

$$T(n) - T(n-1) - T(n-2) = 1$$

e facciamo una piccola approssimazione:

$$T(n) - T(n-1) - T(n-2) = 0$$

ottenendo un'equazione lineare omogenea a cui sommerò qualcosa per ottenere il risultato della non omogenea. Quindi risolvo l'omogenea ipotizzando un valore per $T(n)$, per esempio $T(n) = r^n$, e testiamolo, diventa:

$$r^n - r^{n-1} - r^{n-2} = 0$$

moltiplico da entrambe le parti per r^2 perché posso:

$$r^2 \cdot r^n - r \cdot r^n - r^n = 0$$

$$r^2 - r - 1 = 0$$

che è un'equazione di secondo grado con soluzioni $r = \frac{1 \pm \sqrt{5}}{2}$ Quindi

$$T(n) - T(n-1) - T(n-2) = 0$$

ha due soluzioni:

$$C_1 \left(\frac{1 + \sqrt{5}}{2} \right)^n$$

$$C_2 \left(\frac{1 - \sqrt{5}}{2} \right)^n$$

quindi:

$$T_0(n) = C_1 \left(\frac{1 + \sqrt{5}}{2} \right)^n + C_2 \left(\frac{1 - \sqrt{5}}{2} \right)^n$$

Ora cerco la soluzione particolare, sostituisco in:

$$T(n) - T(n-1) - T(n-2) = 1$$

Tutte le $T(\cdot)$ con k ottenendo $k - k - k = 1 \rightarrow k = -1$.

Quindi la soluzione finale è:

$$T(n) = C_1 \left(\frac{1 + \sqrt{5}}{2} \right)^n + C_2 \left(\frac{1 - \sqrt{5}}{2} \right)^n - 1 = \Theta \left(\left(\frac{1 + \sqrt{5}}{2} \right)^n \right)$$

che è la sezione aurea

Miglioriamo l'algoritmo introducendo un array di n celle F , iniziarlo

```
F[1...n]  
for i ← 1 to n do  
    F[i] ← empty  
end for
```

e procedere con la ricorsione con annotazione, che scrive i vari step su un array (spreca quindi memoria) e modificando fibonacci per ottenere la versione con annotazione:

```
function FIBANN(n)  
  if f[i] == empty then  
    if n ≤ 1 then  
      F[n] ← n  
    else  
      F[n] = FIBANN(n − 1) + FIBANN(n − 2)  
    end if  
    return F[n]  
  end if  
end function
```

Quindi se si richiede qualcosa di già usato lo si ritorna prendendolo dall'array. Questo è esponenziale
Iterativamente sarebbe:

```
function FIBIT(n)  
  F[0] ← 0  
  F[1] ← 1  
  for i ← 2 to n do  
    F[i] ← F[i − 1] + F[i − 2]  
  end for  
  return F[n]  
end function
```

questo è polinomiale

Un Nuovo Problema

Abbiamo una serie di task che possono essere svolte con un certo costo v_i , che partono in tempi diversi e non possono essere svolte contemporaneamente:



Per ogni attività si ha quindi un s_i , tempo di inizio, un f_i , tempo di fine, e un v_i , il costo, con $i \dots n$ che indica l'attività. Definiamo $A \subseteq \{1, \dots, n\}$ come l'insieme che contiene attività mutualmente compatibili sse:

$$\forall i, j \in A \ [s_i, f_i) \cap [s_j, f_j) \neq \emptyset$$

definiamo anche $comp(A)$:

$$\begin{cases} \text{true} & \text{se mutualmente compatibili} \\ \text{false} & \text{altrimenti} \end{cases}$$

che verifica se dei task sono mutualmente compatibili.

Inoltre $V(A) = \sum_{i \in A} v_i$ per vedere il costo totale di una serie di task, con:

$$\begin{aligned} P(\{1, \dots, n\}) &\rightarrow \{true, false\} \\ V : P(\{1, \dots, n\}) &\rightarrow \mathbb{R} \end{aligned}$$

Quindi la soluzione sarà un insieme di task tale che:

$$S \subseteq \{1, \dots, n\} \rightarrow comp(S) = true, \ V(S) = \max\{v(A)\}$$

Definiamo in maniera formale: l'istanza è una $n \in \mathbb{N}$ e $X_n \in \{1, \dots, n\}$. Ad ogni attività $i \in X_n$ ci sono associate il tempo di inizio s_i , di fine f_i e il valore v_i .

La soluzione è un sottoinsieme $S \subseteq X_N$ di attività compatibili secondo la funzione $comp$ e tale che $v(S) = \max_{A \subseteq X_n, comp(A)=TRUE} \{v(A)\}$. La soluzione basata sulla forza bruta (calcolo tutte le combinazioni) è $\Omega(2^n)$ nel caso migliore; non va bene.

Usiamo quindi la programmazione dinamica devo però prima cercare la soluzione in termini ricorsivi, cercando i sottoproblemi. La struttura da "far

calare" è X_n a step di $n - 1$ lavorando quindi su $S_{n-1} \subseteq X_{n-1}$ tale che valga quanto sopra.

Il sottoproblema i -esimo sarà $X_i = \{1, \dots, i\}$ con $S_i \subseteq X_i$ con le condizioni di sopra.

Il sottoproblema con $i = 1$ avrà $X_1 = \{1\}$ fatto solo dalla prima attività e quindi avrà $S_1 = \{1\}$ e quindi $v(S_1) = v_1$, ovvero 10 nel nostro caso.

Inoltre se $i = 0$ avrò l'insieme vuoto che ha valore 0.

Quindi $S_1 = \{1\}$, con $V(S_1) = 1$, e $S_0 = \emptyset$, con $v(s_0) = 0$ e questi potrebbero essere i miei casi base.

Ragioniamo su 6, se 6 è soluzione allora sarà insieme alla soluzione delle altre attività compatibili, ovvero quella di 4 essendo la prima compatibile in ordine, o meglio $s_6 = \{6\} \cup S_4$. Per la 5 sarà 1, per la 4 sarà 2, per la 3 sarà 1 e per la 2 non sarà nessuna, come per 1, e quindi sarà 0. Ho appena definito $p(i) = \max\{j | j < i, j \text{ compatibile con } i\}$ assumendo che $\max \emptyset = 0$, quindi l'attività con indice maggiore compatibile precedente a quella in studio.

Questo schema funziona per attività ordinate sull'ordine di fine.

Quindi:

$$S_i = \begin{cases} \{i\} \cup S_{p(i)} & \text{se } i \in S_i \\ S_{i-1} & \text{se } i \notin S_i \end{cases}$$

e:

$$v(S_i) = \begin{cases} v_i + v(S_{p(i)}) \\ v(S_{i-1}) \end{cases}$$

Il modo di procedere consiste nel valcolare i valori e aggiornare il massimo:

$$v(S_i) = \max\{v_i + v(S_{p(i)}), v(S_{i-1})\}, i > 0$$

sapendo $v(S_1) = 1$ e $v(s_0) = 0$.

Ma in realtà $v(S_1) = 1$ è ricavabile da $v(S_0)$ con la formula quindi avremo solo un caso base: $v(S_0) = 0, i = 0$.

Quindi abbiamo trovato la ricorrenza, considerando anche che:

$$S_i = \begin{cases} \{i\} \cup S_{p(i)} & \text{se } v_i + v(S_{p(i)}) \geq v(S_{i-1}) \\ S_{i-1} & \text{se } v_i + v(S_{p(i)}) < v(S_{i-1}) \end{cases}$$

Quindi ottengo l'algoritmo ricorsivo per calcolare i vari v_i :

```
function  $R\_OPT(i)$ 
  if  $i == 0$  then
    return 0
  else
    return  $\max(v_i + R\_OPT(p[i]), R\_OPT(i - 1))$ 
  end if
end function
```

Ma è ingestibile dal punto di vista della complessità. Utilizzo quindi un vettore $M[0..n]$, introducendo la programmazione dinamica, dove in $M[i]$ memorizzo il valore della soluzione del problema di taglia i , ovvero $v(S_i)$. Facciamo quindi la ricorsione con l'annotazione:

```
for  $j \leftarrow 0$  to  $n$  do
   $M[j] \leftarrow empty$ 
end for
function  $AR\_OPT(i)$ 
  if  $M[i] == empty$  then
    if  $i == 0$  then
       $M[i] \leftarrow 0$ 
    else
       $M[i] \leftarrow \max(v_i + AR\_OPT(p[i]), AR\_OPT(i - 1))$ 
    end if
  end if
  return  $M[i]$ 
end function
```

che resta una tecnica *top-down*. Ma solitamente si lavora *bottom-up* nella programmazione dinamica. Quindi non abbiamo di caricare l'array e non abbiamo bisogno di if/else:

```
function  $PD\_OPT(i)$ 
   $M[0] \leftarrow 0$ 
  for  $j \leftarrow 1$  to  $i$  do
     $M[j] \leftarrow \max(v_j + M[P[j]], M[j - 1])$ 
  end for
```

```

end for
return  $M[i]$ 
end function

```

ovviamente prima di tutto ho il caricamento di $p[i]$, come è stato descritto sopra.

Ora si ha una complessità pari a $\Theta(n)$ per quest'ultimo algoritmo, che calcola $v(S_i)$ ma bisogna sommare $\Theta(n \log n)$, in quanto bisogna ordinare le attività sul tempo di fine.

Ora devo capire cos'è S_i , uso il **weighted interval scheduling** per stamparlo (usando l'array M), usando un algoritmo ricorsivo che non ripete cose già usare, un algoritmo ricorsivo in coda che quindi è comodo ed efficiente da lasciare ricorsivo:

```

function  $WIS\_PRINT(i)$ 
  if  $i \neq 0$  then
    if  $v_i + M[p(i)] \geq M[i - 1]$  then
      print( $i$ )
       $WIS\_PRINT(p(i))$ 
    else
       $WIS\_PRINT(i - 1)$ 
    end if
  end if
end function

```

C'è uno step necessità di un teorema:

Teorema 1. *Siano s_0, \dots, S_{i-1} le varie soluzioni dei sottoproblemi allora:*

$$S_i = \begin{cases} \{i\} \cup S_{p(i)} & \text{se } i \in S_i \\ S_{i-1} & \text{se } i \notin S_i \end{cases}$$

Dimostrazione. Assumo che $i \notin S_i$. Se per assurdo $S_{i-1} \neq S_i$ e non fosse soluzione del problema i -esimo allora sicuramente $v(S_i) > v(S_{i-1})$. Siccome $i \notin S_i$ allora $S_i \subseteq \{1, \dots, i-1\}$ e quindi $comp(S_i) = TRUE$ ma questo comporta un assurdo, infatti so che S_{i-1} è soluzione di $i-1$ ma lo sarebbe anche S_i ma so che $v(S_i) > v(S_{i-1})$ quindi S_{i-1} non sarebbe soluzione di $i-1$; quindi abbiamo un assurdo dato da una contraddizione. **resto della dimostrazione settimana prossima** \square

3.0.1 Programmazione Dinamica

Un problema di decisione prevede unicamente 2 tipi di risultato: vero e falso. Si ha una distinzione dei problemi:

- **problemi intrattabili**, che potrebbero avere una risposta calcolabile in un tempo indefinito o addirittura che non possono essere dimostrati
- **problemi di ricerca**, che si occupano di trovare una soluzione positiva ad una certa istanza (per esempio dei problemi che trattano i percorsi)
- **problemi di ottimo**, dove si cerca una e una sola soluzione che massimizza o minimizza una certa funzione costo

Si parla di **algoritmi euristici** quando si usa un algoritmo che ci dà una soluzione che magari non è la migliore. A questi si aggiungono **algoritmi di approssimazione** che si occupano di cercare l'ordine di una soluzione rispetto a quella "migliore".

3.0.2 Un Problema di Sequenze

Prendiamo una stringa $X = \langle x_1, \dots, x_n \rangle$. Una sottosequenza di X è un insieme di indici con $i_1 \dots i_k$ con $k \leq n$ e indici strettamente crescenti ma non necessariamente consecutivi. Quindi data una sequenza $X = \langle x_1, \dots, x_n \rangle$ e una sottosequenza $Z = \langle z_1, \dots, z_n \rangle$ diciamo che:

$$\exists i_1, \dots, i_k \rightarrow x_{i_1} < x_{i_2} < \dots < x_{i_k}, \quad i_i > i_{i-1}$$

Si assuma che gli indici partano da 1.

Quindi, per esempio, per la stringa $X = \langle A, B, C, B, D, A, B \rangle$ si possono avere le sottosequenze $A_1 = \langle B, C, D, B \rangle$ (con indici 2, 3, 5, 7), $A_2 = \langle A, B, A, B \rangle$ (con indici 1, 2, 6, 7 oppure 1, 4, 6, 7) etc...

3.0.3 Longest Common Substring

Si definisce una **sottosequenza comune** Z a due sequenze X e Y se Z è sottosequenza sia di X che di Y (non è necessario che gli indici siano nello stesso ordine).

Cerchiamo ora un algoritmo che trovi la più grande sottostringa comune, appunto **long common substring (LCS)**, con però elementi ordinati in grandezza, quindi *longest increasing subsequence (LIS)*.

Con una soluzione iterativa avremmo $O(2^n)$ quindi pensiamo ad una soluzione con la programmazione dinamica.

Cerchiamo quindi un problema associato, cercando la sottosequenza di X più lunga che termina in una certa posizione i . In questo studio delle sequenze gli indici aumentano solo se il valore che indicizzano è superiore a quello precedente, altrimenti diminuiscono di una unità (a meno che non sia l'indice 1 che resta uguale), quindi, per esempio, la stringa $X = \langle A, B, C, B, D, A, B \rangle$ avrà indici 1, 2, 3, 2, 4, 3, 4.

Definiamo $L[i]$ la lunghezza massima della LIS che termina col carattere in posizione i .

Procedo salvando la lunghezza della sottosequenza più lunga fino a i .

Si definisce X_i la restrizione della sequenza considerando solo i primi i caratteri. Chiamiamo Z_i la più lunga sottosequenza di X che termina con X_i . Salviamo le varie Z in un array $L[1..N]$ con $L[i]$ che è la lunghezza massima della sottosequenza di X che termina con X_i .

Si ha il caso base:

$$L[1] = 1$$

e il caso generale:

$$L[i] = 1 + \max_{1 \leq j \leq i-1} \{L[j] \mid X_j < X_i\}, \quad 1 < i \leq N$$

ricordando che $\max \emptyset = 0$.

La soluzione sarà quindi:

$$\max_{1 \leq i \leq N} \{L[i]\}$$

Scriviamo quindi l'algoritmo:

```
function LIS( $X[1..N]$ )
   $L[1..N]$ 
   $X[0] = -1$ 
   $L[1] = 1$ 
   $L[0] = 0$ 
  for  $i \leftarrow 2$  to  $N$  do
     $R \leftarrow \maxAcc(l[], i, i - 1, X[i])$ 
     $L[i] = R + 1$ 
  end for
   $RT \leftarrow \max(L[i], 1, N)$ 
  return  $RT$ 
```

Con la funzione *maxAcc* che calcola il massimo degli accettabili. Questo algoritmo è $O(n^2)$.

calcolo $L[i]$ che è la sequenza più lunga che termina col carattere i :

$$L[i] = \begin{cases} 0 & i = 0 \\ 1 & i = 1 \\ 1 + \max(L[j] \mid c[j] < c[i], j = 1 \dots i - 1) & i > 1 \end{cases}$$

Scriviamo il vero algoritmo:

```
function LIS( $S[1..n]$ )
   $L[1] \leftarrow 1$ 
   $maxTot \leftarrow 1$ 
  for  $i \leftarrow 2$  to  $n$  do
     $max \leftarrow 0$ 
    for  $j \leftarrow 1$  to  $i - 1$  do
      if  $S[j] < S[i]$  AND  $L[i] > max$  then
         $max \leftarrow j$ 
      end if
     $l[i] \leftarrow L[max] + 1$ 
     $P[i] \leftarrow max$ 
    if  $L[i] > maxTot$  then
       $maxTot \leftarrow i$ 
    end if
  end for
end for
return  $maxTot$ 
end function
```

Con *maxTot* salva il massimo dell'array delle lunghezze. Che ha tempo di esecuzione pari a $T(n) = 3c + 5cn + 3c \sum_1^n i = O(n^2)$. Questa funzione verrà chiamata in una ciclo *for*. Per rendere il tutto più efficiente quindi memorizzo, anzichè memorizzare tutti i valori degli array che si vengono a creare contenenti le sequenze buone, l'indice del *maxTot* precedente, nella lista *P*, avendo una complessità di salvataggio sulla memoria pari a $O(n)$.

3.0.4 Il Problema delle Scatole

Ho una tripla $B_i = (a_i, b_i, c_i)$ rappresentanti lunghezza, larghezza e altezza di una scatola. B_i è quindi un insieme di scatole che non possono essere ruotate. Voglio sapere a lunghezza più lunga di scatole che possono essere contenute una dentro l'altra. Cerco quindi il massimo valore di k tale per cui, per una sequenza B_1, \dots, B_i :

$$\exists x \rightarrow B_1, \dots, B_i \mid B_{i1} \subset B_{i2} \subset \dots \subset B_{ik}, \quad i_1 < \dots < i_k$$

Si introduce un vettore z con n elementi tale che $z[i]$ sia la lunghezza massima di una sottosequenza crescente di elementi B_1, \dots, B_i . Quindi:

$$z[i] = \begin{cases} 1 + \max\{z[j] \mid 1 \leq j < i, a_j < a_i, b_j < b_i, c_j < c_i\} & i > 1 \\ 1 & i = 1 \end{cases}$$

inoltre $\max\{\emptyset\} = 0$. Abbiamo quindi il seguente algoritmo:

```
function MAXBOX(B[1..n])
  z[1] ← 1
  for i ← 2 to n do
    max ← 0
    for j ← 1 to i − 1 do
      if a_j < a_i AND b_j < b_i AND c_j < c_i AND z[j] < max then
        max ← z[j]
      end if
    end for
    z[i] ← max
  end for
  return z
end function
```

Si ha complessità asintotica pari a $O(n^2)$ mentre lo spazio richiesto è quello per memorizzare il vettore, ovvero $\Theta(n)$.

Può anche essere scritto ricorsivamente ma risulta troppo esoso in termini di spazio.

3.1 Longest Common Subsequence

Ritorniamo al problema di inizio capitolo. Abbiamo due stringhe, $X = \langle x_1, \dots, x_n \rangle$ e $Y = \langle y_1, \dots, y_n \rangle$ con Z sottosequenza comune a X e Y .

Per ragionare secondo la programmazione dinamica identifichiamo le istanze relative ai sottoproblemi come X_i e Y_j che sono $n + 1$ e $m + 1$ prefissi del problema. Un sottoproblema generico è identificato da una coppia di indici e ad ogni sottoproblema è associata una lunghezza. La lunghezza della massima sottosequenza comune K è la maggiore tra tutte le lunghezze delle sottosequenze comuni W . Si ha quindi che:

$$Z_k = LCS(X_i, Y_j)$$

Inoltre si ha che, sapendo che x_i è l'ultimo simbolo:

$$LCS(x_{i-1}, y_{j-1}) \mid x_i \text{ se } x_i = y_j$$

altrimenti, se $x_i \neq y_j$, si ha che:

$$Z_k = LCS(X_i, Y_j) = LCS(X_{i-1}, Y_j) \text{ e } C_{i,j} = C_{i-1,j}$$

mentre, se $x_i \neq y_j$ si ha che:

$$Z_k = LCS(X_i, Y_j) = LCS(X_i, Y_{j-1}) \text{ e } C_{i,j} = C_{i,j-1}$$

Quindi cerco un algoritmo del tipo:

$$LCS(x, y) \rightarrow LCS(x - \{A\}, y - \{A\})$$

Costruisco quindi una matrice C che indica come sono allineate le sequenze con un algoritmo che controlla i primi i caratteri di X e i primi j di Y .

La prima riga e la prima colonna sono fissi 0, e il controllo inizia dalla prima riga di 0. Non appena l'algoritmo trova un match, copia nella casella della matrice corrispondente il valore contenuto nella casella precedente sulla diagonale a sinistra, incrementandolo di 1, mentre se i caratteri confrontati sono diversi viene copiato nella casella il massimo tra il valore a sinistra e il valore sopra. L'ultima casella in basso a destra (quella di posizione (n, m)) rappresenta la lunghezza massima.

Quindi $C[i, j]$ contiene la lunghezza della stringa più lunga tra gli i caratteri di X e i j di Y .

Si ha quindi un caso base sfruttando la prima riga e la prima colonna formate da soli zeri:

$$C[i, j] = 0 \text{ se } i = j = 0$$

e un caso generico:

$$C[i, j] = \begin{cases} C[i-1, j-1] + 1 & \text{se } x_i = y_j \\ \max\{C[i-1, j], C[i, j-1]\} & \text{se } x_i \neq y_j \end{cases}$$

per esempio per $X = \langle A, B, C, B, D, A, B \rangle$ e $Y = \langle B, D, C, A, B, A \rangle$ avremmo:

X / Y	0	B	D	C	A	B	A
0	0	0	0	0	0	0	0
A	0	0	0	0	1	1	1
B	0	1	1	1	1	2	2
C	0	1	1	2	2	2	2
B	0	1	1	2	2	3	3
D	0	1	2	2	2	3	3
A	0	1	2	2	3	3	4
B	0	1	2	2	3	4	4

ottengo quindi:

```

function LCS(X,Y)
  for  $i \leftarrow 0$  to  $n$  do
     $C[i, 0] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $j \leftarrow 0$  to  $m$  do
     $C[0, j] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
    for  $j \leftarrow 1$  to  $m$  do
      if  $X[i] == Y[j]$  then
         $C[i, j] \leftarrow C[i - 1, j - 1] + 1$ 
      else
         $C[i, j] \leftarrow \max(C[i - 1, j], C[i, j - 1])$ 
      end if
    end for
  end for
  return  $C[n, m]$ 
end function

```

Ho quindi un tempo $\Theta(nm) \sim \Theta(n^2)$ e uno spazio richiesto pari a $\theta(nm)$ che è quello della matrice.

La sottosequenza poi la prendo usando gli indici i e j

Per risparmiare spazio posso riempire la matrice cancellando le righe inutili, quindi al peggio uso due righe, quella che sto costruendo e quella precedente, raggiungendo $\Theta(2n)$ come uso di spazio ma rendendo più difficile la risalita per ritrovare quale è effettivamente la sequenza, in quanto dovrei risalire la matrice costruendola nuovamente.

L'algoritmo di ricostruzione della stringa è il seguente, prendendo in ingresso le due stringhe e la matrice appena caricata:

```

function buildLCS(X, Y, C)
    result  $\leftarrow$  null
    i  $\leftarrow$  length(X)
    j  $\leftarrow$  length(Y)
    while i > 0 AND j > 0 do
        if X[i] == Y[j] then
            result  $\leftarrow$  X[i] + result
            i  $\leftarrow$  i - 1
            j  $\leftarrow$  j - 1
        else
            if C[i - 1, j] > C[i, j - 1] then
                i  $\leftarrow$  i - 1
            else
                j  $\leftarrow$  j - 1
            end if
        end if
    end while
    return result
end function

```

Quindi parto dall'ultima casella in basso a destra, se corrisponde a due caratteri uguali salvo il carattere e mi sposto indietro sulla diagonale. Altrimenti vedo se il valore sopra è maggiore di quello a sinistra e in quel caso mi sposto su quello, altrimenti mi sposto su quello a sinistra e ricomincio da 0 finchè non arrivo a fine matrice.

3.1.1 Growing LCS, GLCS

Cerco una LCS in cui gli elementi sono ordinati in ordine crescente. Suppongo di avere $X = [1, 4, 12, 3, 16, 8]$ e $Y = [12, 1, 3, 17, 8]$. La Z sarebbe quindi $Z = [1, 3, 8]$.

Una soluzione banale è trovare tutte le sottosequenze, calcolando la lunghezza solo di quelle crescenti, ma avrebbe tempo esponenziale.

Sfruttando la programmazione dinamica controllo ogni volta che la sottosequenza comune precedente sia comparibile (che quindi sia crescente) aggiungendo anche un ulteriore carattere. Sfrutto la stessa logica della LCS con la matrice $C[n, m]$ con n lunghezza di X e m lunghezza di Y . Identifichiamo con $C[i, j]$ il numero di caratteri che compongono la più lunga sottosequenza comune crescente che termina con $x_i = y_j$.

Si ottiene la seguente equazione di ricorrenza:

$$\begin{cases} G[i, j] = 0 & \text{se } x_i \neq y_j \\ G[i, j] = \max\{C[a, b] \mid 1 \leq a \leq i, 1 \leq b \leq m, x_a < x_i, y_b < y_j\} + 1 & \text{se } x_i = y_j \end{cases}$$

Come per LCS le caselle corrispondenti a caratteri che non matchano vengono settate a 0. Quando invece si ha un match tra i due caratteri si inserisce il valore della più lunga sottosequenza comune precedente, che viene ricercata tra tutti i valori precedenti, aggiungendo 1. Alla fine della compilazione della tabella si cerca il massimo tra tutte le caselle. Nel complesso si hanno 4 cicli per la costruzione più altri 2 cicli per la ricerca del massimo. Nel complesso si ottiene $\Theta(n^2m^2) \sum \Theta(n^4)$ con uno spazio pari $\Theta(nm)$.

Prendendo $X = \langle 1, 4, 12, 3, 7, 16, 8, 1 \rangle$ e $y = \langle 12, 1, 3, 17, 8, 1 \rangle$ ottengo:

X/Y	1	4	12	3	7	16	8	1
12	0	0	1	0	0	0	0	0
1	1	0	0	0	0	0	0	1
3	0	0	0	2	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	3	0
1	1	0	0	0	0	0	0	1

Quindi il massimo è 3

vediamo quindi l'algoritmo:

```

function GLCS( $X, Y$ )
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
    for  $j \leftarrow 1$  to  $m$  do
      if  $X[i] \neq Y[j]$  then
         $G[i, j] \leftarrow 0$ 
      else
         $max \leftarrow 0$ 
        for  $a \leftarrow 1$  to  $i - 1$  do
          for  $b \leftarrow 1$  to  $j - 1$  do
            if  $G[a, b] > max$  AND  $x[a] < x[i]$  then
               $max \leftarrow G[a, b]$ 
            end if
          end for
        end for
         $g[i, j] \leftarrow max + 1$ 
      end if
    end for
  end for
   $maxtot \leftarrow 0$ 
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
    for  $j \leftarrow 1$  to  $m$  do
      if  $G[i, j] > maxtot$  then
         $maxtot \leftarrow G[i, j]$ 
      end if
    end for
  end for
  return  $maxtot$ 
end function

```

3.1.2 Heaviest Common Subsequence (HCS)

Vediamo un'altra variante della LCS, dove ogni elemento delle stringhe X e Y viene associato ad un peso e si cerca la sequenza comune più pesante (che non è necessariamente la più lunga). Analizziamo le stringhe $X = \langle A, B, C, B, A, D, E \rangle$ e $Y = \langle D, A, B, B, A, E \rangle$ dove si hanno i seguenti pesi:

$$pesi = \begin{cases} W(A) = 1 \\ W(B) = 1 \\ W(C) = 2 \\ W(D) = 30 \\ W(E) = 20 \end{cases}$$

L'algoritmo è simile a quello di LCS ma ad ogni aggiornamento della sequenza comune va aggiunto il peso del nuovo elemento.

Definiamo $P[i, j]$ il peso massimo della sottosequenza comune a X e Y ristretta ai primi i caratteri di X e ai primi j di Y .

Si ottiene quindi:

$$P[i, j] = \begin{cases} P[i-1, j-1] + w(X[i]) & \text{se } x_i = y_j \\ \max\{P[i-1, j], P[i, j-1]\} & \text{se } x_i \neq y_j \end{cases}$$

inoltre $P[i, j] = 0$ se entrambi gli indici sono nulli. Come per LCS la soluzione si troverà nell'ultima posizione a destra della matrice, ovvero in $P[n, m]$. Per le stringhe si otterrebbe una matrice così:

X / Y	0	A	B	C	B	A	D	E
0	0	0	0	0	0	0	0	0
D	0	0	0	0	0	0	30	30
A	0	1	1	1	1	1	30	30
B	0	1	2	2	2	2	30	30
B	0	1	1	2	5	3	30	30
A	0	1	2	2	3	4	30	30
E	0	1	2	2	3	4	30	50

Per ricostruire la sequenza, partiamo dall'ultima casella in basso a destra e controllo se ho migliorato in diagonale (in tal caso quello è un elemento della sottosequenza comune). Altrimenti vado a vedere dove ho preso il massimo in verticale o orizzontale, naturalmente non considerando tali caratteri come appartenenti alla sottosequenza.

Vediamo l'algoritmo:

```

function HCS( $X, Y$ )
  for  $i \leftarrow 0$  to  $n$  do
     $C[i, 0] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $j \leftarrow 0$  to  $m$  do
     $C[0, j] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
    for  $j \leftarrow 1$  to  $m$  do
      if  $X[i] == Y[j]$  then
         $C[i, j] \leftarrow C[i - 1, j - 1] + w(X[i])$ 
      else
         $C[i, j] \leftarrow C[i - 1, j]$ 
        if  $C[i, j - 1] > C[i - 1, j]$  then
           $C[i, j] \leftarrow C[i, j - 1]$ 
        end if
      end if
    end for
  end for
  return  $C[n, m]$ 
end function

```

L'algoritmo richiede $\Theta(nm)$ sia come tempo che come spazio

3.1.3 ALCS

Parliamo di *Alternating LCS*. Ipotezziamo sequenze numeriche. Cerchiamo la più lunga sottosequenza comune che rispetti una certa alternanza. Per esempio analizziamo il pari e dispari. Parto da LCS e vedo come modificarlo. Creo una matrice $M[i, j]$ che contiene le lunghezze delle LCS alternante considerando i primi i caratteri della prima sequenza X e i primi j di Y .

Si ha quindi innanzitutto che:

$$M[i, j] = \begin{cases} \max\{M[i - 1, j], M[i, j - 1]\} & \text{se } X_i \neq Y_j \\ 1 + M[i - 1, j - 1] & \text{se } X_i = Y_j \end{cases}$$

ma non si ha rappresentazione dell'alternanza pari/dispari, diventa quindi cge $M[i, j]$ conterrà la LCS alternante che termina con X_i e Y_j . Diventa

quindi:

$$M[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{se } X_i \neq Y_j \\ 1 + \max\{M[a, b] \mid 1 \leq a \leq i, 1 \leq b \leq j, \text{ and } (x_a \bmod 2 \neq x_b \bmod 2)\} & \text{se } X_i = Y_j \end{cases}$$

La soluzione quindi è il valore più grande contenuto nella matrice:

$$L = \max\{M[i, j] \mid 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m\}$$

aggiungere algoritmo

Per riempire ho tempo $\Theta(n^4)$ e spazio $\Theta(n^2)$

3.2 Problemi di Ottimo

3.2.1 Problema Knapsack (dello zaino)

Sia data una serie di oggetti appartenenti all'insieme $X_n = \{1, \dots, n\}$. $\forall i \in X_n$ si hanno due variabili: v_i corrispondente al valore di un oggetto e w_i corrispondente al peso di quell'oggetto. Il problema da risolvere consiste nel riempire uno zaino di capacità L con la combinazione ottimale di oggetti che massimizzi il valore. Voglio quindi una soluzione $S_n \subseteq X_n$. Avendo in ballo peso e valore useremo una matrice $M[n, L]$, dove $M[i, j]$ rappresenterà il massimo valore ottenibile scegliendo tra i primi i oggetti per avere peso S . Formalmente si avrà:

$$\begin{cases} M[0, j] = 0 \\ M[i, 0] = 0 \\ M[i, j] = \max\{M[i-1, j], M[i-1, j-w_i] + v_i\} \end{cases}$$

E la soluzione sarà il valore contenuto nell'ultima casella $M[n, L]$.

Vediamo un esempio di matrice, con $X = \{1, 2, 3, 4, 5\}$, $V = \{1, 6, 18, 22, 28\}$, $W = \{1, 2, 5, 6, 7\}$ e $L = 11$:

X/L	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	1	6	7	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	1	6	7	0	18	19	24	25	0	0	0
4	0	1	6	7	0	18	22	24	29	29	0	0
5	0	1	6	7	0	18	22	28	29	34	35	40

Dove la soluzione è appunto 40.

capire come risalire a oggetti

Questo algoritmo lavora in tempo $\Theta(nL)$ e in spazio $\Theta(nL) \sim \Theta(L)$. Questo algoritmo funziona su L comparabile al numero dei pesi nonostante sia *NP-complete*, con tempo esponenziale e di difficile risoluzione negli altri casi. Vediamo ora l'algoritmo (n è il numero di oggetti)

```

function Knapsack( $X, v, w, L$ )
  for  $j \leftarrow 1$  to  $L$  do
     $M[0, j] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
     $M[i, 0] \leftarrow 0$ 
  end for
  for  $i \leftarrow 2$  to  $n$  do
    for  $j \leftarrow 2$  to  $L$  do
      if  $w_i > j$  then
         $M[i, j] \leftarrow M[i - 1, j]$ 
      else
         $M[i, j] \leftarrow \max\{M[i - 1, j], M[i - 1, j - w_i] + v_i\}$ 
      end if
    end for
  end for
  return  $M[n, L]$ 
end function

```

3.2.2 Subset Sum

Sia dato un insieme di oggetti $X_n = \{1, \dots, n\}$, ognuno con un certo valore v_i . Si ricerca un sottoinsieme che come somma dei valori un certo valore k . Siamo di fronte ad un altro problema *pseudo-polinomiale* (è polinomiale se $k \sim n$).

Come appoggio usiamo una matrice $M[n + 1, k]$ di booleani tale che:

$$M[i, j] = \begin{cases} T & \text{se esiste un sottoinsieme dei primi } i \text{ elementi di valore totale } j \\ F & \text{altrimenti} \end{cases}$$

quindi, dopo aver posto 0 ovunque si ha $i = 0$ (la prima colonna), si ha:

$$M[i, j] = \begin{cases} T & \text{se } v_i = j \\ M[i - 1, j] \text{ OR } M[i - 1, j - v_i] & \text{se } j - v_i > 0 \end{cases}$$

Cerchiamo ora la soluzione. Se $M[n, k] = 0$ allora non esiste nessun sottoinsieme di valore k . Invece se $M[n, k] = 1$ bisogna risalire la matrice per trovare gli elementi appartenenti alla soluzione.

Quindi si avrà:

```

posR ← n
posC ← k
while posC > 0 do
  if M[posR - 1][posC] == T then
    print(posR)
    posC ← posC - v[posR]
  end if
  posr ← posR - 1
end while

```

3.2.3 Knapsack frazionario

Vediamo ora un esempio di **programmazione greedy**, ricordando che questa tecnica:

riguarda problemi che hanno l'obiettivo di arrivare al risultato ottimo utilizzando sottostrutture ottime locali.

Vediamo ora *knapsack frazionario* che, a differenza dell'algoritmo originale, prevede che un oggetto possa essere preso anche parzialmente. Si indica con w_i il peso degli oggetti e con v_i il loro valore. Chiamiamo L la capacità dello zaino e con p_i il profitto di un oggetto:

$$p_i = \frac{v_i}{w_i}$$

Cerco quindi di massimizzare il profitto.

Procedo quindi ordinando, usando quindi la tecnica greedy, gli oggetti in ordine decrescente rispetto al profitto e inserendo gli oggetti sfruttando questo ordine fin tanto che il peso dell'oggetto che sto inserendo non è maggiore alla capacità residua. A questo punto frazioniamo l'oggetto (che prende il nome di **oggetto critico**). Si ha quindi il caso migliore nel caso non si debba mai frazionare e si ha tempo $O(n \log n)$ (usando, per esempio, mergesort) per l'ordinamento e $O(n)$ per la scelta. Si ha quindi (con P vettore dei profitti, W vettore dei pesi, V vettore dei valori, n numero degli oggetti e L peso massimo trasportabile):

```

function Knap_frazionario( $V, W, n, L$ )
   $s \leftarrow 0$ 
   $weight \leftarrow 0$ 
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n$  do
     $R[i] \leftarrow \frac{V[i]}{W[i]}$ 
  end for
  mergesort( $R$ )
   $i \leftarrow 1$ 
  while  $peso < L$  AND  $i \leq n$  do
    if  $W[i] + peso \leq L$  then
       $s \leftarrow s + 1$ 
    else
       $s \leftarrow s + \frac{(L-p)}{W[i]}$ 
    end if
     $peso \leftarrow peso + W[i]$ 
     $i \leftarrow i + 1$ 
  end while
  return  $s$ 
end function

```

Si ha quindi $O(n \log n)$ e dipende solo dal numero di oggetti, si ha quindi un algoritmo polinomiale.

3.2.4 Approfondimento Greedy

Come abbiamo visto con knapsack frazionario facciamo una scelta *greedy* nel momento in cui prendo la soluzione che mi sembra migliore in un dato momento, infatti queste scelte sono dette *localmente ottime*.

I problemi di ottimo in cui si riesce ad arrivare ad una soluzione di ottimo mediante una sequenza di soluzioni localmente ottima ammettono sempre una soluzione greedy.

Un algoritmo greedy segue un certo schema. Parto inizializzando un insieme di soluzioni a vuoto, eventualmente calcolo il parametro di selezione, ordino gli elementi in base a quel parametro e infine per ogni elemento vedo se appartiene alle soluzioni. In questo modo si impiega $O(n \log n)$ per ordinare e $O(n)$ per scegliere.

3.2.5 Problema dell'Autostrada

Si ipotizzi di essere all'inizio di un'autostrada (al kilometro 0) di lunghezza N . Si ipotizzi di avere R kilometri di autonomia e che ci siano n pompe di benzina. Si cerca di minimizzare il numero di soste.

Usiamo la tecnica greedy e ordiniamo il vettore delle soste, sapendo che ci fermeremo sse la stazione successiva è fuori portata. Vediamo quindi l'algoritmo, sapendo che K è il vettore delle soste, S vettore delle soluzioni (si usa notazione insiemistica nello psuedo codice) e R è l'autonomia in kilometri:

```

function Sosta( $K, R$ )
   $S \leftarrow \emptyset$ 
   $pos \leftarrow 0$ 
  mergesort( $K$ )
  for  $i \leftarrow 1$  to  $n - 1$  do
    if  $K[i] \geq pos + R$  AND  $K[i + 1] > pos + R$  then
       $S \leftarrow S \cup K[i]$ 
       $pos \leftarrow K[i]$ 
    end if
  end for
  if  $K[i] \geq pos + R$  AND  $N > pos + R$  then
     $S \leftarrow S \cup K[N]$ 
     $pos \leftarrow K[N]$ 
  end if
  return  $S$ 
end function

```

Ma non stiamo analizzando il caso in cui due stazioni distino più di R , ma questo a livello teorico lo possiamo ovviare dando per scontato ipotizzando che l'input sia corretto (ovvero che K non permetta questa situazione). Come Dimostrato sopra si ha $O(n \log n)$

3.2.6 TSP

Vediamo il problema del *traveling salesman problem* (*TSP*). Si ha che un viaggiatore deve visitare una e una sola volta tutte le N città in cui deve vendere i prodotti. Vuole minimizzare il costo per fare il giro completo delle città e tornare al punto di partenza. Si ha che ogni città è collegata ad ogni altra con un certo peso (che rappresenta il costo che si deve pagare per spostarsi tra le due città).

Una possibile soluzione greedy consiste nel scegliere sempre il cammino meno “pesante”, ma questo rischia di far perdere alcune combinazioni di cammini che insieme “costerebbero” meno, perdendo quindi la soluzione migliore. Possiamo concludere che non si può risolvere con la programmazione greedy in maniera ottimizzata.

3.2.7 Matroidi

Con il problema del TSP abbiamo visto che non sempre si può arrivare ad una soluzione con la programmazione greedy. Cerchiamo quindi uno strumento teorico per stabilire a priori se si può arrivare ad una soluzione con la programmazione greedy. Questo strumento è detto **matroide**.

Definizione 1. Si definisce un **sistema di indipendenza** $\langle E, F \rangle$. Si ha che F è l'insieme di tutti i possibili sottoinsiemi costruibili a partire dagli elementi di E , che è un insieme finito. F è quindi **l'insieme delle parti** di E . La coppia $\langle E, F \rangle$ è sistema di indipendenza sse:

$$\forall A \in F, \exists B \subseteq A \Rightarrow B \in F$$

sarebbe l'ideale d'ordine rispetto alla relazione di inclusione. F contiene quindi tutte le soluzioni di un problema, tra cui le soluzioni di ottimo.

Un sistema di indipendenza $\langle E, F \rangle$ è un matroide se:

$$\forall A, B \in F \text{ con } |A| + 1 = |B| \implies \exists b \in B - A \rightarrow |A| \cup \{b\} \in F$$

Definiamo una funzione di costo per esplicitare il problema di ottimo:

$$w : E \rightarrow \mathbb{R}^+$$

$$w : F \rightarrow \mathbb{R}^+, \quad w(F) = \sum_{e_i \in F} w(e_i)$$

Il problema di ottimizzazione sarà quindi composto da **istanza**, il sistema di indipendenza $\langle E, F \rangle$ e la funzione di peso w , e **soluzione**. Si hanno due condizioni per le soluzioni:

1. ammissibilità, ovvero che la soluzione deve essere accettabile secondo i criteri del problema
2. massimo, ovvero cerco la soluzione migliore

Un sistema di indipendenza ha una soluzione ottima greedy se e solo se esso è un matroide.

Teorema di Rado

Teorema 2. $\langle E, F \rangle$ è matroide sse $\forall w : E \rightarrow \mathbb{R}^+$ l'algoritmo greedy restituisce l'ottimo per ogni w

Dire che un problema non è un matroide, vuol dire che non tutte le funzioni peso sono associabili a un algoritmo greedy. Non significa che per nessun obiettivo non esiste mai un algoritmo greedy che produce la soluzione ottima