

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI SALERNO

DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE ED ELETTRICA
E MATEMATICA APPLICATA

Corso:
DESIGN AND ANALYSIS OF ALGORITHMS



APPUNTI

Carmine Terracciano

Mat. IE22700109

ANNO ACCADEMICO 2025/2026

Sommario

1	Binary Search Tree (BST)	5
1.1	BST Insert	5
1.2	BST Delete	6
1.2.1	Cancellazione di un nodo con al massimo un figlio	6
1.2.2	Cancellazione di un nodo con due figli	6
1.3	Analisi delle prestazioni	7
1.4	Richiami: Tipi di alberi binari	8
2	AVL Tree (AVLT)	9
2.1	Alberi bilanciati e Balance Factor	9
2.2	Definizione di Albero AVL	10
2.3	Mantenimento della Proprietà AVL: Ristrutturazione	10
2.3.1	Caso 1 e 2: Rotazioni Singole (Casi Esterne)	11
2.3.2	Caso 3 e 4: Rotazioni Doppie (Casi Interni)	11
2.4	AVL Insert	13
2.5	AVL Delete	14
2.6	Analisi delle prestazioni	14
3	Multi-Way Search Tree (MWST)	15
3.1	(a, b)-Tree	16
3.2	Insert	18
3.3	Delete	19
3.4	B-Tree	21
4	Red-Black Trees e (2, 4) Trees	23
4.1	(2, 4) Trees	23
4.2	Red-Black Trees	24
4.3	Dal (2, 4)-Tree al Red-Black Tree	25
4.4	Dal Red-Black Tree al (2, 4)-Tree	25
4.5	Altezza di un Red-Black Trees	26
4.6	Insert	26
4.6.1	Come risolvere un double red	26
4.6.2	Complessità dell'inserimento	27
4.7	Delete	28
4.7.1	Caso 1: Delete di un nodo rosso	28

4.7.2	Caso 2: Delete di un nodo nero con un solo figlio (rosso)	28
4.7.3	Caso 3: Delete di un nodo nero senza figli	29
4.7.4	Complessità della cancellazione	34
5	Hash Tables	35
5.1	Hash Functions	36
5.1.1	Esempi di Hash Code	38
5.1.2	Esempi di Funzione di Compressione	38
5.2	Gestione delle Collisioni	39
5.2.1	Separate Chaining	39
5.2.2	Open Addressing	40
5.3	Load Factor	43
5.4	Analisi delle prestazioni	43
6	Priority Queues	45
6.1	Chiavi (Priorità)	45
6.2	Possibili implementazioni di Priority Queue	46
6.3	Heap	47
6.4	Implementazione di una Priority Queue attraverso Heap	47
6.5	Implementazione Array-based di un Heap	52
6.6	Analisi delle prestazioni	53
6.7	Costruzione di un Heap da una lista di elementi: Heapify	53
6.8	Heap-Sort	56
6.9	Adaptable Priority Queue	59
7	Pattern Matching	61
7.1	Brute Force	62
7.2	L'algoritmo di Boyer-Moore	64
7.3	L'algoritmo di Knuth-Morris-Pratt	69
7.3.1	Failure-Function	69
8	Tries	73
8.1	Standard Tries	73
8.2	Compressed Tries	76
8.3	Suffix Tries	78
8.4	Pattern Matching con Suffix Tries	79
8.5	The Substring Problem	80
8.6	Longest Common Substring: two strings	81
8.7	Longest Common Substring: many strings	82
9	Greedy Algorithms	83
9.1	Modello generale	84
9.2	Coin Change: The Cashier Algorithm	85
9.3	Scheduling	86
9.3.1	Task Scheduling	86
9.3.2	Interval Scheduling	88

9.4	Fractional Knapsack	90
9.5	Text Compression	92
9.5.1	Codifica di Huffman	92
10	Dynamic Programming	95
10.1	Modello generale	95
10.2	Longest Common Subsequence (LCS)	97
10.3	Edit Distance: Levenshtein Distance	101
10.4	Sequence Alignment	104
10.5	Coin Change per sistemi non canonici	107
10.6	0-1 Knapsack	110
10.7	Matrix Chain-Product	113
11	Local Search	117
11.1	Vertex Cover	119
11.1.1	Gradient Descent per Vertex Cover	119
11.2	Algoritmo Metropolis	120
11.2.1	La Funzione di Gibbs-Boltzmann	121
11.2.2	Funzionamento dell'Algoritmo	121
11.3	Simulated Annealing	122
11.4	Max Cut	123
11.5	Hopfield Neural Networks	126
11.5.1	Configurazioni Stabili	126
11.5.2	Algoritmo State-Flipping	127
11.5.3	Convergenza e Complessità	128
12	Graphs	129

Capitolo 1

Binary Search Tree (BST)

Definizione: La struttura dati **albero binario di ricerca (BST)** è un albero binario i cui nodi contengono elementi del tipo chiave-valore, e soddisfa le seguenti proprietà:

- La chiave di ogni nodo è maggiore di tutte le chiavi nel suo sottoalbero sinistro.
- La chiave di ogni nodo è minore di tutte le chiavi nel suo sottoalbero destro.
- Tutti i nodi esterni non contengono elementi e sono considerati come nodi nulli (None) o nodi foglia.

Questa struttura (che non ammette chiavi duplicate) consente di eseguire le operazioni fondamentali di ricerca, inserimento e cancellazione in tempo proporzionale all'altezza dell'albero ($O(h)$).

1.1 BST Insert

L'inserimento di una coppia chiave-valore (k, v) in un BST avviene seguendo questi passaggi:

- Per prima cosa si esegue una ricerca per la chiave k nell'albero, per verificare se k esiste già nell'albero o in alternativa per trovare la posizione corretta per l'inserimento.
 - Partendo dalla radice, si confronta k con la chiave del nodo corrente:
 - Se k è minore, si procede nel sottoalbero sinistro.
 - Se k è maggiore, si procede nel sottoalbero destro.
 - Questo processo continua fino a raggiungere un nodo p che sarà il padre del nuovo nodo o fino a trovare k .
- Se k è già presente, si aggiorna il valore associato a k con v .
- Se k non è presente, si crea un nuovo nodo con la coppia (k, v) e lo si inserisce come figlio di p .
 - Se $k < p.key()$, il nuovo nodo viene inserito come figlio sinistro di p .
 - Se $k > p.key()$, viene inserito come figlio destro di p .

1.2 BST Delete

Per prima cosa si esegue una ricerca per la chiave k per verificare che k esista nell'albero.

- Se k non è presente, l'operazione termina senza modifiche all'albero.
- Se k è presente, si procede con la cancellazione facendo una distinzione tra due casi:
 - Il nodo da cancellare ha al massimo un figlio.
 - Il nodo da cancellare ha due figli.

1.2.1 Cancellazione di un nodo con al massimo un figlio

In questo caso, possiamo semplicemente rimuovere il nodo da cancellare p e collegare il suo unico figlio r (se esiste) al padre.



Figure 11.5: Deletion from the binary search tree of Figure 11.4b, where the item to delete (with key 32) is stored at a position p with one child r : (a) before the deletion; (b) after the deletion.

1.2.2 Cancellazione di un nodo con due figli

In questo caso, dobbiamo trovare un nodo sostituto per mantenere le proprietà del BST. Il nodo sostituto può essere (arbitrariamente) il *successore* (il nodo con la chiave più piccola [il nodo più a sinistra] nel sottoalbero destro) o il *predecessore* (il nodo con la chiave più grande [il nodo più a destra] nel sottoalbero sinistro).

Ipotizziamo di utilizzare il predecessore: $r = \text{before}(p)$. Una volta trovato il nodo sostituto r , copiamo la sua chiave e valore nel nodo da cancellare p e poi cancelliamo il nodo r , che avrà al massimo un figlio (quello sinistro) in quanto è il nodo più a destra nel sottoalbero sinistro. Dunque, dopo aver scambiato i valori, possiamo procedere con la cancellazione di r come nel primo caso, collegando il suo figlio (se esiste) al padre di r .



Figure 11.6: Deletion from the binary search tree of Figure 11.5b, where the item to delete (with key 88) is stored at a position p with two children, and replaced by its predecessor r : (a) before the deletion; (b) after the deletion.

1.3 Analisi delle prestazioni

Operation	Running Time
$k \text{ in } T$	$O(h)$
$T[k], T[k] = v$	$O(h)$
$T.\text{delete}(p), \text{del } T[k]$	$O(h)$
$T.\text{find_position}(k)$	$O(h)$
$T.\text{first}(), T.\text{last}(), T.\text{find_min}(), T.\text{find_max}()$	$O(h)$
$T.\text{before}(p), T.\text{after}(p)$	$O(h)$
$T.\text{find_lt}(k), T.\text{find_le}(k), T.\text{find_gt}(k), T.\text{find_ge}(k)$	$O(h)$
$T.\text{find_range}(\text{start}, \text{stop})$	$O(s + h)$
$\text{iter}(T), \text{reversed}(T)$	$O(n)$

Table 11.1: Worst-case running times of the operations for a TreeMap T . We denote the current height of the tree with h , and the number of items reported by `find_range` as s . The space usage is $O(n)$, where n is the number of items stored in the map.

Un BST è un'implementazione efficiente di un Map solo quando la sua altezza h è piccola. Partiamo dalla relazione che lega il numero di nodi n all'altezza h nel caso migliore (un albero completo). Un albero di altezza h può contenere al massimo $2^{h+1} - 1$ nodi.

Quindi, per contenere n nodi, l'altezza h deve soddisfare:

$$\begin{aligned}
 n &\leq 2^{h+1} - 1 && (\text{Nodi massimi per altezza } h) \\
 n + 1 &\leq 2^{h+1} && (\text{Aggiungo 1 a entrambi i lati}) \\
 \log_2(n + 1) &\leq \log_2(2^{h+1}) && (\text{Applico } \log_2 \text{ a entrambi i lati}) \\
 \log_2(n + 1) &\leq h + 1 && (\text{Semplifico } \log_2(2^x) = x) \\
 \log_2(n + 1) - 1 &\leq h && (\text{Sottraggo 1})
 \end{aligned}$$

Dato che h deve essere il più piccolo intero che soddisfa questa disequazione, applichiamo la funzione **ceiling** (soffitto, $\lceil \dots \rceil$) al lato sinistro:

$$h = \lceil \log_2(n + 1) - 1 \rceil$$

Che è matematicamente equivalente a scrivere:

$$h = \lceil \log_2(n + 1) \rceil - 1$$

Per definizione, la funzione **floor** (pavimento, $\lfloor \dots \rfloor$) restituisce l'unico intero h che soddisfa $h \leq x < h + 1$. Di conseguenza, possiamo scrivere direttamente:

$$h = \lfloor \log_2(n) \rfloor$$

1.4 Richiami: Tipi di alberi binari

Esistono diverse definizioni precise per classificare gli alberi binari in base alla loro struttura e al loro bilanciamento. Queste distinzioni sono fondamentali, perché la forma dell'albero determina l'efficienza delle operazioni su di esso.¹

La differenza tra un albero "completo" e un albero "perfetto" è particolarmente importante.

¹Ecco le definizioni chiave (spesso confuse tra loro) dei vari tipi di alberi:

- **Albero Binario Pieno (Full Binary Tree):** Un albero in cui ogni nodo ha **zero o due figli**. Non sono ammessi nodi con un solo figlio.
- **Albero Binario Perfetto (Perfect Binary Tree):** Un albero *pieno* in cui tutte le **foglie si trovano allo stesso livello** (stessa profondità). È la forma "perfetta" che massimizza il numero di nodi per una data altezza h .
- **Albero Binario Completo (Complete Binary Tree):** Un albero in cui tutti i livelli, **tranne eventualmente l'ultimo**, sono completamente pieni. Se l'ultimo livello non è pieno, i suoi nodi sono "impacchettati" il più possibile a sinistra. Questa è la struttura usata dagli *Heap*.
- **Albero Bilanciato (Balanced Binary Tree):** Termine generico per un albero la cui altezza è garantita essere $O(\log n)$. Esistono diverse definizioni specifiche:
 - **Bilanciato in altezza (es. Albero AVL):** Un albero binario di ricerca in cui, per *ogni nodo*, la differenza tra l'altezza del sottoalbero sinistro e quella del sottoalbero destro è al massimo 1.
 - **Perfettamente bilanciato (o bilanciato in peso):** Un albero in cui, per *ogni nodo*, il numero di nodi nel sottoalbero sinistro differisce al massimo di 1 dal numero di nodi nel sottoalbero destro. Questa definizione è molto più restrittiva e raramente usata.
- **Albero Degenerato (o Sbilanciato):** Il caso peggiore. Un albero in cui ogni nodo genitore ha un solo figlio, trasformandosi essenzialmente in una lista concatenata. L'altezza è $O(n)$.

Capitolo 2

AVL Tree (AVLT)

Inserire n elementi casuali in un BST produce, in media, un albero di altezza $O(\log n)$. Tuttavia, nel caso peggiore (ad esempio, inserendo gli elementi in ordine crescente), l'altezza dell'albero può diventare $O(n)$, degradando le prestazioni delle operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione a tempo lineare.

Per evitare questo problema, vogliamo modificare le operazioni di inserimento e cancellazione in modo da mantenere l'altezza dell'albero sempre logaritmica rispetto al numero di nodi n , ossia $h = O(\log n)$, garantendo così prestazioni logaritmiche anche nel caso peggiore. Gli **alberi AVL** sono una delle strutture dati che implementano questa idea di bilanciamento automatico.

2.1 Alberi bilanciati e Balance Factor

Per misurare quantitativamente il bilanciamento di un albero, introduciamo una metrica chiamata **Balance Factor**.

Il balance factor di un nodo v , che indichiamo con $\beta(v)$, è definito come la differenza tra l'altezza del suo sottoalbero sinistro e l'altezza del suo sottoalbero destro.

La formula per il calcolo è:

$$\beta(v) = \text{height}(\text{left}(v)) - \text{height}(\text{right}(v))$$

Dove $\text{height}(\dots)$ è la funzione che calcola l'altezza di un sottoalbero. Per convenzione, l'**altezza di un sottoalbero nullo (inesistente)** è -1 .

Il valore del balance factor ci dice lo stato del nodo:

- $\beta(v) = 0$: Il nodo è bilanciato (i due sottoalberi hanno la stessa altezza).
- $\beta(v) = +1$: Il sottoalbero sinistro è più alto di 1 (l'albero è "pendente a sinistra").
- $\beta(v) = -1$: Il sottoalbero destro è più alto di 1 (l'albero è "pendente a destra").

2.2 Definizione di Albero AVL

Un albero **AVL** è un albero binario di ricerca (BST) che soddisfa una specifica proprietà di bilanciamento basata sul *balance factor*.

Definizione: Un albero binario di ricerca è un **albero AVL** se, per ogni nodo v appartenente all'albero, il valore assoluto del suo balance factor $\beta(v)$ è al più 1.

$$|\beta(v)| = |height(left(v)) - height(right(v))| \leq 1$$

Questo vincolo, se mantenuto dopo ogni operazione, è sufficiente a garantire che l'altezza totale dell'albero h rimanga sempre logaritmica ($h = O(\log n)$). Se un'operazione di inserimento o cancellazione viola questa proprietà (creando un nodo con $\beta(v) = +2$ o -2), l'albero esegue delle specifiche operazioni chiamate **rotazioni** per ripristinare il bilanciamento.

2.3 Mantenimento della Proprietà AVL: Ristrutturazione

Come abbiamo visto, un albero AVL è un BST che deve obbedire alla proprietà di bilanciamento. Le operazioni standard di inserimento e cancellazione di un BST possono violare questa proprietà, creando un nodo con fattore di bilanciamento $+2$ o -2 .

Quando questo accade, l'albero deve essere "riparato". L'operazione di riparazione è chiamata **ristrutturazione** (o ribilanciamento) e viene implementata attraverso una o più operazioni primitive chiamate **rotazioni**.

Dopo un inserimento (o una cancellazione), risaliamo dall'elemento inserito p (o dal padre p dell'elemento cancellato) verso la radice per aggiornare i fattori di bilanciamento. Chiamiamo z il **primo nodo antenato che incontriamo che risulta sbilanciato**, ovvero con $\beta(z) = +2$ o $\beta(z) = -2$.

Una volta identificato z , definiamo:

- y : il **figlio di z con altezza maggiore** (e nota che y deve essere un antenato di p).
- x : il **figlio di y con altezza maggiore**. (non può esserci un pareggio e la posizione x deve anche essere un antenato di p , possibilmente p stesso).

L'operazione di ribilanciamento, chiamata **ristrutturazione trinode**, coinvolge sempre e solo questi tre nodi (x, y, z) e i loro 4 possibili sottoalberi. L'obiettivo è riordinare x, y e z in modo da ottenere un albero binario di ricerca bilanciato. Si identificano i tre nodi (in ordine crescente di chiave) come a, b, c . Il nodo con la chiave mediana (b) diventerà la nuova radice, a diventerà il suo figlio sinistro e c il suo figlio destro. I 4 sottoalberi vengono poi riagganciati ordinatamente. Questo processo logico unificato si traduce in quattro diversi casi, che richiedono due tipi di operazioni meccaniche: **le rotazioni singole e le rotazioni doppie**.

Un'operazione di rotazione singola o doppia ha sempre una complessità temporale di $O(1)$, poiché coinvolge solo un numero costante di nodi e puntatori.

2.3.1 Caso 1 e 2: Rotazioni Singole (Casi Esterni)

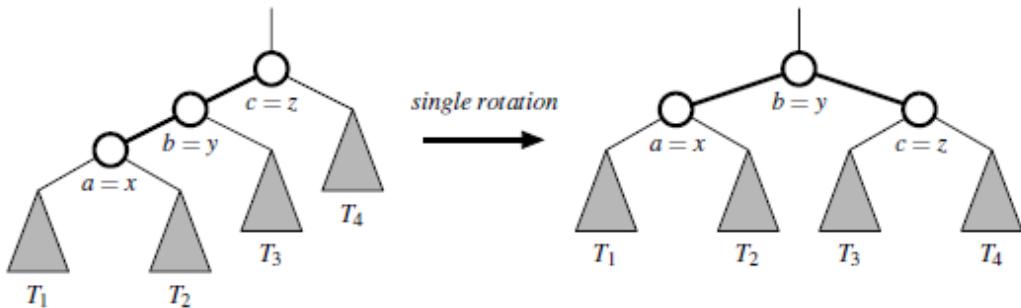
Si ha una rotazione singola quando x, y e z sono allineati sullo stesso lato.

Caso Sinistra-Sinistra (LL)

Questo caso si verifica quando y è il figlio sinistro di z e x è il figlio sinistro di y .

- z : Nodo sbilanciato ($\beta(z) = +2$)
- y : Figlio sinistro di z
- x : Figlio sinistro di y

Soluzione: Rotazione Singola a Destra (su z) Il nodo b diventa la nuova radice del sottoalbero. Il nodo a rimane il figlio sinistro di b , mentre c diventa il figlio destro di b . Inoltre, il sottoalbero destro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero sinistro di c .



Caso Destra-Destra (RR)

Questo è il caso speculare. y è il figlio destro di z e x è il figlio destro di y .

- z : Nodo sbilanciato ($\beta(z) = -2$)
- y : Figlio destro di z
- x : Figlio destro di y

Soluzione: Rotazione Singola a Sinistra (su z) Il nodo b diventa la nuova radice del sottoalbero. Il nodo a diventa il figlio destro di b , mentre c rimane il figlio destro di b . Inoltre, il sottoalbero destro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero destro di a .

2.3.2 Caso 3 e 4: Rotazioni Doppie (Casi Interni)

Si ha una rotazione doppia quando x, y e z formano un "gomito" (o "zig-zag").

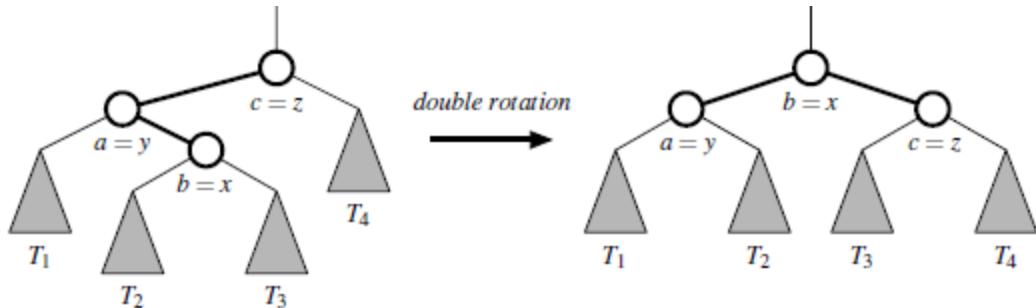


Caso Sinistra-Destra (LR)

Questo caso si verifica quando y è il figlio sinistro di z , ma x è il figlio destro di y .

- z : Nodo sbilanciato ($\beta(z) = +2$)
- y : Figlio sinistro di z
- x : Figlio **destro** di y

Soluzione: Doppia Rotazione (Sinistra-Destra) È sempre b a diventare la nuova radice del sottoalbero, con a come figlio sinistro e c come figlio destro. Inoltre, il sottoalbero sinistro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero destro di a , e il sottoalbero destro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero sinistro di c .



Caso Destra-Sinistra (RL)

Questo è il caso speculare. y è il figlio destro di z , ma x è il figlio *sinistro* di y .

- z : Nodo sbilanciato ($\beta(z) = -2$)
- y : Figlio destro di z
- x : Figlio **sinistro** di y

Soluzione: Doppia Rotazione (Destra-Sinistra) È sempre b a diventare la nuova radice del sottoalbero, con a come figlio sinistro e c come figlio destro. Inoltre, il sottoalbero sinistro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero destro di a , e il sottoalbero destro di b viene agganciato come nuovo sottoalbero sinistro di c .



2.4 AVL Insert

L'inserimento in un albero AVL segue le stesse regole di un normale albero binario di ricerca, con l'aggiunta della necessità di mantenere l'equilibrio dell'albero. Dopo aver inserito un nuovo nodo, denotiamo questo nodo come p , e si risale lungo il cammino verso la radice, aggiornando i fattori di bilanciamento e applicando le rotazioni necessarie per ripristinare l'equilibrio al primo nodo z che risulta essere non bilanciato.

In particolare, in un albero AVL, l'applicazione di una singola ristrutturazione è sufficiente per ripristinare l'equilibrio dell'intero albero dopo un inserimento problematico.

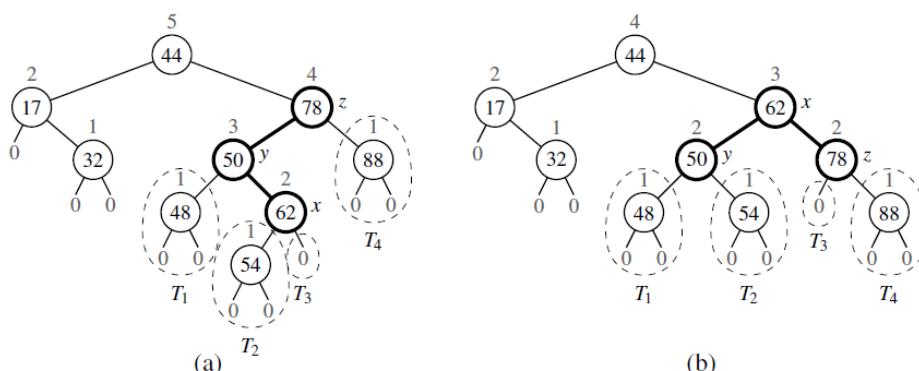


Figure 11.12: An example insertion of an item with key 54 in the AVL tree of Figure 11.11: (a) after adding a new node for key 54, the nodes storing keys 44 and 78 become unbalanced; (b) a trinode restructuring restores the height-balance property. We show the heights of nodes above them, and we identify the nodes x , y , and z and subtrees T_1 , T_2 , T_3 , and T_4 participating in the trinode restructuring.

2.5 AVL Delete

La cancellazione in un albero AVL segue le stesse regole di un normale albero binario di ricerca, con l'aggiunta della necessità di mantenere l'equilibrio dell'albero. Dopo aver cancellato un nodo, denotiamo il padre del nodo cancellato come p , e si risale lungo il cammino verso la radice, aggiornando i fattori di bilanciamento e applicando le rotazioni necessarie per ripristinare l'equilibrio a ogni nodo z che risulta essere non bilanciato.

In particolare, in un albero AVL, può essere necessario eseguire fino a $O(\log n)$ ristrutturazioni per ripristinare l'equilibrio dell'intero albero dopo una cancellazione problematica.

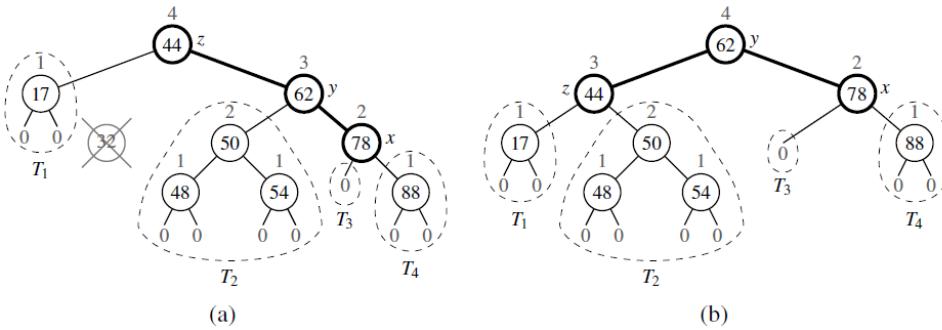


Figure 11.14: Deletion of the item with key 32 from the AVL tree of Figure 11.12b:
(a) after removing the node storing key 32, the root becomes unbalanced; (b) a (single) rotation restores the height-balance property.

2.6 Analisi delle prestazioni

Operation	Running Time
$k \text{ in } T$	$O(\log n)$
$T[k] = v$	$O(\log n)$
$T.\text{delete}(p), \text{del } T[k]$	$O(\log n)$
$T.\text{find_position}(k)$	$O(\log n)$
$T.\text{first}(), T.\text{last}(), T.\text{find_min}(), T.\text{find_max}()$	$O(\log n)$
$T.\text{before}(p), T.\text{after}(p)$	$O(\log n)$
$T.\text{find_lt}(k), T.\text{find_le}(k), T.\text{find_gt}(k), T.\text{find_ge}(k)$	$O(\log n)$
$T.\text{find_range}(\text{start}, \text{stop})$	$O(s + \log n)$
$\text{iter}(T), \text{reversed}(T)$	$O(n)$

Table 11.2: Worst-case running times of operations for an n -item sorted map realized as an AVL tree T , with s denoting the number of items reported by find_range .

L'altezza di un albero AVL con n elementi è garantita essere $O(\log n)$. Poiché l'operazione standard di ricerca binaria su albero aveva tempi di esecuzione limitati dall'altezza e poiché il lavoro aggiuntivo per mantenere i fattori di bilanciamento e ristrutturare un albero AVL può essere limitato dalla lunghezza di un percorso nell'albero, le operazioni di mappatura tradizionali vengono eseguite nel caso peggiore in tempo logaritmico con un albero AVL.

Capitolo 3

Multi-Way Search Tree (MWST)

Definizione: Un Multi-Way Search Tree (MWST) è un albero ordinato in cui:

- Ogni nodo dell'albero (d -nodo) ha $d \geq 2$ figli e contiene $d - 1$ elementi chiave valore (k_i, v_i) ordinati in modo crescente per chiave.
- Sia w un nodo con figli w_1, w_2, \dots, w_d e con chiavi k_1, k_2, \dots, k_{d-1} . Allora:
 - Tutte le chiavi nel sottoalbero radicato in w_1 sono minori di k_1 .
 - Tutte le chiavi nel sottoalbero radicato in w_i sono comprese tra k_{i-1} e k_i ($i = 2, \dots, d - 1$).
 - Tutte le chiavi nel sottoalbero radicato in w_d sono maggiori di k_{d-1} .
- I nodi foglia (None) non contengono elementi.

Si osservi come un MWST contenente n elementi abbia $n + 1$ nodi foglia (None).

MWST: In-Order Visit

- Item (k_i, v_i) in node w is visited after the subtree rooted in w_i and before the subtree rooted in w_{i+1}



MWST: Search

- Looking for key k
 - Consider an internal node w with children $w_1 w_2 \dots w_d$ with keys $k_1 k_2 \dots k_{d-1}$
 - If $k = k_i$ ($i = 1, 2, \dots d-1$), search ends successfully
 - If $k < k_1$ search in the subtree rooted in w_1
 - If $k_{i-1} < k < k_i$ search in the subtree rooted in w_i ($i = 2, \dots d-1$)
 - If $k > k_{d-1}$ search in the subtree rooted in w_d
 - If we reach a leaf, search ends unsuccessfully

MWST Search: Example



3.1 (a, b)-Tree

Definizione: Gli **(a, b)-Tree** sono dei *MWST* che soddisfano le seguenti proprietà:

- $2 \leq a \leq \lceil \frac{b-1}{2} \rceil$
- **Root Property:** La radice ha almeno 2 figli e al più b figli.
- **Node-Size Property:** Ogni nodo diverso dalla radice ha almeno a figli e al più b figli.
- **Depth Property:** Tutti i nodi foglia (None) sono allo stesso livello.



Figura 3.1: Esempio di un (a, b)-Tree con $a = 3$ e $b = 6$.

Altezza di un (a, b)-Tree e Ricerca di un elemento

L'altezza di un (a, b)-Tree con n elementi è:

- $\Omega(\log n / \log b)$ [== $\Omega(\log_b n)$].
- $O(\log n / \log a)$ [== $O(\log_a n)$].

Per ogni nodo, è necessario eseguire una ricerca tra tutti i suoi elementi. Un nodo è una *Map* di al più $b - 1$ elementi, per cui possiamo denotare con $f(b)$ il costo della ricerca in un nodo. Se l'elemento non è stato trovato è necessario scendere in uno dei figli, per cui il costo totale della ricerca in un (a, b)-Tree è:

$$O(f(b) \cdot \log n / \log a)$$

Se $f(b)$ è costante, il costo della ricerca è migliore di $O(\log n)$.

3.2 Insert

Per inserire un elemento (k, v) in un (a, b) -Tree, si procede come segue:

1. Si esegue una ricerca per trovare la posizione corretta in cui inserire l'elemento: supponendo che l'albero non presenti già un elemento con chiave k , la ricerca termina senza successo restituendo il nodo foglia (None) z . Sia w il genitore di z , inseriamo il nuovo elemento in w e aggiungiamo una nuova foglia (None) y come figlio di w .
2. A questo punto, se w ha meno di $b - 1$ elementi (cioè ha meno di b figli), l'inserimento è terminato.
3. Altrimenti, se w ha già $b - 1$ elementi (cioè b figli), si verifica un **overflow** e dobbiamo eseguire un **split** di w :
 - Consideriamo il nodo w con i suoi $b - 1$ elementi, più il nuovo elemento appena inserito.
 - Si esegue uno **split** di w in tre parti: gli elementi minori di k' , l'elemento mediano k' e gli elementi maggiori di k' .
 - Si crea un nuovo nodo che conterrà gli elementi minori di k' . (Questo nodo è automaticamente valido perché contiene almeno $\lceil (b-1)/2 \rceil - 1 \geq a - 1$ elementi e sicuramente meno di $b - 1$ elementi).
 - Vale lo stesso per il nodo che conterrà gli elementi maggiori di k' .
 - L'elemento mediano k' viene promosso al genitore p di w e diventa un nuovo elemento di p , con i due nodi risultanti dallo split come suoi figli.
 - Se p ha ora b elementi, si ripete la procedura di split su p .
 - Altrimenti, l'inserimento è terminato.
 - Se il nodo spartito era la radice, si crea una nuova radice che contiene solo l'elemento mediano m e ha come figli i due nodi risultanti dallo split.



Figura 3.2: Esempio di inserimento con overflow in un (a, b) -Tree con $a = 2$ e $b = 4$. (a) overflow in un 5-nodo w [il massimo è un 4-nodo]; (b) e (c) split di w .

3.3 Delete

Per eliminare un elemento (k, v) in un (a, b) -Tree, si procede come segue:

1. Si esegue una ricerca per trovare il nodo w contenente l'elemento da eliminare k . Se il nodo non esiste, l'operazione termina.
2. Se il figlio a sinistra o a destra di k non è vuoto, oppure w è la radice, allora:
 - Si trova il predecessore o il successore di k (cioè l'elemento più grande del sottoalbero sinistro o l'elemento più piccolo del sottoalbero destro) e lo indichiamo con k' .
 - Si scambia l'elemento con chiave k con l'elemento con chiave k' .
 - Si elimina l'elemento con chiave k' dal sottoalbero (l'elemento originario con chiave k').
3. Altrimenti, se entrambi i figli di k sono vuoti, e:
 - il nodo w ha $> a - 1$ elementi, eliminiamo l'elemento con chiave k da w e l'operazione termina.
 - il nodo w ha esattamente il numero minimo di $a - 1$ elementi, si verifica un **underflow**.
4. Gestione dell'underflow:
 - Se il nodo x fratello sinistro di w (con lo stesso genitore p) ha più di $a - 1$ elementi, si esegue un **transfer**:
 - Sia k' la chiave salvata nel genitore p "che sta tra il puntatore a x e il puntatore a w ".
 - Sia k'' la chiave più grande nel nodo x (ricordiamo che x è il fratello a sinistra di w).
 - Cancella k da w , cancella k'' da x e sostituisce k' con k'' in p , e aggiungi k' in w .
 - Se il nodo x fratello destro di w (con lo stesso genitore p) ha più di $a - 1$ elementi, si esegue un **transfer**:
 - L'opposto del caso precedente: si prende la chiave più piccola dal fratello destro x e la si sposta in w , aggiornando di conseguenza il genitore p .
 - Altrimenti, se entrambi i fratelli di w hanno esattamente $a - 1$ elementi, si esegue una **fusion**:
 - Sia x un fratello di w (a sinistra o a destra) con lo stesso genitore p .
 - Sia k' la chiave salvata nel genitore p "che sta tra il puntatore a x e il puntatore a w ".
 - Si crea un nuovo nodo che contiene tutti gli elementi di w eccetto l'elemento con chiave k , tutti gli elementi di x e l'elemento con chiave k' .

* È un nodo valido perché contiene un numero di elementi pari a:

$$a - 1 \leq (a - 2) + (a - 1) + 1 = 2a - 2 \leq b - 1$$

- Si elimina k' da p .
- * Se p è la radice e k' è il suo unico elemento, il nuovo nodo creato diventa la radice.



Figura 3.3: Una sequenza di rimozioni in un (a, b) -Tree con $a = 2$ e $b = 4$. (a) rimozione di 4, che causa un underflow; (b) un'operazione di transfer; (c) dopo l'operazione di transfer; (d) rimozione di 12, che causa un underflow; (e) un'operazione di fusion; (f) dopo l'operazione di fusion; (g) rimozione di 13; (h) dopo la rimozione di 13.

Complessità delle operazioni di inserimento e cancellazione

Si tenga presente che la ricerca di un nodo, come visto prima, impiega un tempo $O(f(b) \cdot \log n / \log a)$. Supponendo che la gestione di un overflow/underflow richieda al più $g(b)$ [$g(b)$ dipende dall'implementazione del nodo], e considerando che potrebbe essere necessario ripetere al più tali operazioni dal livello $h - 1$ fino alla radice. Quindi, il costo totale dell'inserimento in un (a, b) -Tree è:

$$O((f(b) + g(b)) \log n / \log a)$$

Come scegliere a e b ?

Se i nodi sono troppo piccoli, l'albero sarà essenzialmente simile ad un albero binario di ricerca bilanciato. Nonostante ciò, vedremo che i $(2, 4)$ -Tree sono particolarmente importanti perché possono essere trasformati in degli alberi particolari chiamati **Red-Black Tree**.

Se i nodi sono troppo grandi, l'albero diventa meno efficiente in termini di spazio e di tempo per le operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione. Dipende da come è implementata la Map all'interno del nodo.

- Se si tratta di Hash Tables, la ricerca e gli aggiornamenti sono $O(1)$, ma il calcolo della mediana è $O(b)$.
- Se si tratta di BST bilanciati, la ricerca e gli aggiornamenti sono $O(\log b)$ e il calcolo della mediana è $O(b)$.
- Se si tratta di vettori ordinati, la ricerca è $O(\log b)$, gli aggiornamenti sono $O(b)$ e il calcolo della mediana è $O(1)$.

Idealmente, vorremmo che tutte queste operazioni vadano come $O(1)$, ma ciò non è possibile. In pratica, si cerca di minimizzare b in modo che le operazioni siano efficienti, ma abbastanza grande da ridurre l'altezza dell'albero.

Se a e b sono troppo distanti tra loro, la complessità delle operazioni interne al nodo cancellano il vantaggio dato dalla riduzione dell'altezza [$f(b)$ e $g(b)$ crescono troppo rapidamente fino a diventare di gran lunga più pesanti di $\log a$].

3.4 B-Tree

Un **B-Tree** è un (a, b) -Tree con $a = \lceil (b - 1)/2 \rceil$ e $b = d$.

Per le considerazioni fatte sugli (a, b) -Tree, si ha che:

- La ricerca ha una complessità di $O(f(d) \cdot \log n / (\log d - 1))$.
- L'inserimento e la cancellazione hanno una complessità di $O(g(d) \cdot \log n / (\log d - 1))$.

I/O Complexity

Consideriamo il problema della gestione di una grande raccolta di elementi che non rientrano nella memoria principale, come un tipico database. In questo contesto, ci riferiamo ai blocchi di memoria secondaria come *disk blocks*. Allo stesso modo, ci riferiamo al trasferimento di un blocco tra la memoria secondaria e la memoria primaria come *disk transfer*. Ricordando la grande differenza di tempo che esiste tra gli accessi alla memoria principale e gli accessi al disco, l'obiettivo principale della gestione di tale raccolta nella memoria esterna è quello di ridurre al minimo il numero di trasferimenti su disco necessari per eseguire una query o un aggiornamento. Ci riferiamo a questo numero come **I/O complexity** dell'algoritmo coinvolto.

Il modo migliore di ridurre al minimo il numero di trasferimenti su disco è quello di massimizzare il numero di elementi che possono essere memorizzati in un singolo blocco. Supponiamo che ogni blocco di disco possa contenere B elementi. Nel caso di un B-Tree, scegliamo il suo *ordine d* (il numero massimo di figli per nodo) il più grande possibile, in modo tale che un nodo – contenente $O(d)$ elementi e puntatori – occupi al massimo un singolo blocco di disco. Si ottiene così una relazione diretta tra d e B , ovvero $d = \Theta(B)$. Di conseguenza, ogni accesso a un nodo del B-Tree corrisponde a un singolo trasferimento su disco. Scegliendo d così grande, si massimizza il fattore di diramazione (branching factor) e si minimizza l'altezza dell'albero. Poiché l'altezza di un B-Tree con n elementi è $O(\log_d n)$, e dato che $d = \Theta(B)$, la **I/O complexity** per la **ricerca** è $O(\log_B n)$. Anche l'inserimento e la cancellazione mantengono questa complessità, poiché, oltre alla ricerca iniziale, richiedono un numero di operazioni di modifica (come divisioni o fusioni di nodi) proporzionale all'altezza dell'albero. In conclusione, i B-Tree sono una struttura dati molto efficiente per la gestione di grandi raccolte di elementi nella memoria esterna.

Capitolo 4

Red-Black Trees e (2, 4) Trees

Abbiamo già parlato di alberi bilanciati nel Capitolo 2, in particolare degli alberi AVL. Questo tipo di alberi consente di mantenere l'altezza dell'albero logaritmica rispetto al numero di nodi presenti, garantendo così operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione efficienti. Tuttavia, una cancellazione in un albero AVL poteva richiedere molte rotazioni per mantenere l'equilibrio, rendendo l'operazione più costosa in termini di tempo.

4.1 (2, 4) Trees

I (2, 4) Trees sono semplicemente degli (a, b) Trees con $a = 2$ e $b = 4$. Ciò significa che ereditano tutte le proprietà degli (a, b) Trees discusse nel Capitolo 3, e dal punto di vista di un'analisi asintotica, le performance di un (2, 4) Tree sono equivalenti a quelle di un albero AVL. Per un (2, 4) Tree:

- L'altezza è $O(\log n)$.
- Le operazioni di split, transfer e fusion hanno una complessità di $O(1)$.
- Le operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione hanno una complessità di $O(\log n)$.

All'interno di un (2, 4) Tree, ogni nodo può contenere da 1 a 3 chiavi e può avere da 2 a 4 figli. Questo consente di distinguere tra 2-nodi, 3-nodi e 4-nodi, sulla base del numero di figli (numero di chiavi + 1). Questo tipo di alberi è particolarmente interessante per la sua relazione che ha con un tipo particolare di alberi, i **Red-Black Trees**.

4.2 Red-Black Trees

Definizione: Un Red-Black Tree è un albero binario di ricerca in cui ogni nodo ha un colore: rosso o nero, e l'albero soddisfa le seguenti proprietà:

- **Root Property:** La radice deve essere nera.
- **External Property:** Tutti i nodi foglia (None) sono neri.
- **Internal Property:** I figli di un nodo rosso sono neri.
- **Depth Property:** Tutti i nodi foglia (None) hanno la stessa *black-depth*, ovvero il numero di antenati neri.



Figura 4.1: Esempio di Red-Black Tree, con i nodi rossi disegnati in bianco. La black-depth di ogni nodo foglia è 3. Da notare che non sono disegnati i nodi foglia (None), che sono tutti neri.

Come abbiamo detto, i Red-Black Trees sono strettamente correlati ai (2, 4) Trees. Infatti, ogni (2, 4) Tree può essere rappresentato come un Red-Black Tree e viceversa. Un Red-Black Tree può essere visto come una rappresentazione binaria di un (2, 4) Tree, dove i nodi rossi rappresentano i nodi con più di una chiave nel (2, 4) Tree. Proprio per questo motivo, i Red-Black Trees mantengono le stesse performance dei (2, 4)-Trees, con il beneficio aggiuntivo di una implementazione più semplice e di una maggiore efficienza nelle operazioni di inserimento e cancellazione, che richiedono al massimo una o due rotazioni per mantenere l'equilibrio dell'albero.

4.3 Dal (2, 4)-Tree al Red-Black Tree

- Colora di nero tutti i nodi del (2, 4) Tree.
- Per ogni nodo w :
 - Se w è un 2-nodo, mantieni i figli (neri) di w così come sono.
 - Se w è un 3-nodo, crea un nuovo nodo rosso y , figlio destro (o sinistro) di w , e fai in modo che gli ultimi due (o i primi due) figli di w diventino figli di y , e il primo figlio (o l'ultimo) di w rimanga figlio di w .
 - Se w è un 4-nodo con chiavi k_1, k_2 e k_3 , rappresentalo come un nodo nero con due figli rossi contenenti le chiavi k_2 e k_3 .

Da notare che seguendo l'algoritmo sopra descritto, un nodo rosso avrà sempre un genitore nero.



4.4 Dal Red-Black Tree al (2, 4)-Tree

- Ogni nodo rosso w viene unito con il suo genitore nero p per formare un unico nodo del (2, 4) Tree.
 - L'elemento in w viene aggiunto alle chiavi in p .
 - I figli di w diventano figli di p .



4.5 Altezza di un Red-Black Trees

Sia T un Red-Black Tree con n nodi interni e altezza h , allora vale la seguente disegualanza:

$$\log(n+1) - 1 \leq h \leq 2\log(n+1) - 2$$

Sia d la black-depth di T . Sia T' il (2, 4)-Tree associato a T , e sia h' l'altezza di T' . Per via della corrispondenza tra T e T' , vale la relazione $h' = d$. Quindi, si ha che $d = h' \leq \log(n+1) - 1$, da cui si ricava che $h \leq 2d \leq 2\log(n+1)$. Sappiamo inoltre che vale la seguente proprietà: $h' \leq 2d$. Quindi, otteniamo $h \leq 2\log(n+1) - 2$. L'altra disegualanza, $\log(n+1) - 1 \leq h$ deriva dalle proprietà di un qualsiasi albero binario.

4.6 Insert

Per inserire un nuovo nodo in un Red-Black Tree, si segue lo stesso procedimento di un normale BST:

- Se il nuovo nodo z è la radice, coloralo di nero.
- Altrimenti, inseriscilo come un nodo rosso.

L'inserimento eseguito in questo modo mantiene di già le Root, External, e Depth Properties. Tuttavia, potrebbe violare la Internal Property in alcuni casi:

- Se il genitore di z è nero, anche la Internal Property è mantenuta.
- Se il genitore di z è rosso, la Internal Property viene violata in quanto si ottiene una sequenza di due nodi rossi, un **double red**. In questo caso, bisogna ristrutturare l'albero per ripristinare le proprietà dei Red-Black Trees.

4.6.1 Come risolvere un double red

Siano z e il suo genitore v entrambi rossi, e sia w il fratello di v (lo zio di z).

- Se w è nero (o None), il double-red corrisponde ad una trasformazione sbagliata di un 4-nodo nel (2, 4)-Tree corrispondente.
 - Si esegue una **ristrutturazione** (Three-node restructuring, singola o doppia rotazione) su z .
 - Dopo la ristrutturazione, il nodo che diventa la radice della porzione ristrutturata viene colorato di nero, mentre i suoi due figli vengono colorati di rosso.
 - Una sola ristrutturazione è sufficiente per risolvere il problema del double-red.
- Se w è rosso, il double-red corrisponde ad un overflow e quindi in un 5-nodo nel (2, 4)-Tree corrispondente.
 - Si esegue una **ricolorazione** (recolouring) colorando v e w di nero, mentre il loro genitore u (genitore di v e w , e nonno di z) viene colorato di rosso (se u non è la radice).
 - In questo caso il double-red può propagarsi verso l'alto, quindi potrebbe essere necessario ripetere la procedura sul nodo u e il suo genitore.



Figura 4.2: Una sequenza di inserimenti in un albero rosso-nero: (a) albero iniziale; (b) inserimento di 7; (c) inserimento di 12, che causa un double red; (d) dopo la ristrutturazione; (e) inserimento di 15, che causa un double red; (f) dopo la ricolorazione (la radice rimane nera); (g) inserimento di 3; (h) inserimento di 5; (i) inserimento di 14, che causa un double red; (j) dopo la ristrutturazione; (k) inserimento di 18, che causa un double red; (l) dopo la ricolorazione.

4.6.2 Complessità dell'inserimento

Come abbiamo visto, l'inserimento in un Red-Black Tree richiede una prima operazione di ricerca di $O(\log n)$ per trovare la posizione corretta del nuovo nodo, la creazione di un nuovo nodo in $O(1)$, e infine possono essere necessarie al massimo $O(\log n)$ ricolorazioni (ciascuna impiega $O(1)$) e al più una sola ristrutturazione ($O(1)$) per mantenere le proprietà dell'albero.

Pertanto, la complessità totale dell'inserimento in un Red-Black Tree è $O(\log n)$.

4.7 Delete

Per eliminare un nuovo nodo con chiave k in un Red-Black Tree, si segue lo stesso procedimento di un normale BST:

- Ciò vuol dire che eliminiamo sempre un nodo con al più un solo figlio. Il nodo eliminato contiene una chiave k o il suo predecessore/successore (in base all'implementazione) in ordine. Il nodo figlio di quello eliminato (se esiste) viene promosso a figlio del genitore del nodo eliminato.

4.7.1 Caso 1: Delete di un nodo rosso

Se il nodo eliminato è rosso, tutte le proprietà dei Red-Black Trees rimangono valide, poiché la rimozione di un nodo rosso non altera la black depth di alcun percorso dalla radice a una foglia, e poiché questa operazione non può introdurre un double red.

Nel corrispondente (2, 4)-Tree, la rimozione di un nodo rosso equivale alla rimozione di una chiave da un 3-nodo o da un 4-nodo, il che è sempre consentito senza ulteriori modifiche.

4.7.2 Caso 2: Delete di un nodo nero con un solo figlio (rosso)

Ricordiamo che stiamo trattando la rimozione di nodi con al più un figlio (per via della delete in un BST). Se il nodo da eliminare è nero e ha un figlio, questo sarà sicuramente rosso (altrimenti la black depth property non sarebbe soddisfatta e non si avrebbe un Red-Black Tree valido). In questo caso, possiamo semplicemente rimuovere il nodo nero e promuovere il figlio rosso al suo posto, colorandolo di nero, ristabilendo tutte le proprietà dei Red-Black Trees.

Nel corrispondente (2, 4)-Tree, questa operazione equivale alla rimozione del nodo nero da un 3-nodo.

Infine, consideriamo il caso più complesso, in cui il nodo da eliminare è un nodo nero senza figli.

4.7.3 Caso 3: Delete di un nodo nero senza figli

Il caso più complesso si verifica quando il nodo da eliminare è un nodo nero senza figli. Nel corrispondente (2, 4)-Tree, questa situazione equivale alla rimozione di una chiave da un 2-nodo. Senza un ribilanciamento, una modifica del genere comporta un deficit di uno per la black depth lungo il percorso che porta al nodo eliminato, violando così la Depth Property dei Red-Black Trees.

Per rimediare a questo scenario, consideriamo un contesto più generale con un nodo z che è noto per avere due sottoalberi, T_{heavy} e T_{light} , tale che la radice di T_{light} (se presente) è nera e tale che la black depth di T_{heavy} è esattamente uno in più rispetto a quella di T_{light} , come illustrato in Figura 4.3. Nel caso di una foglia nera rimossa, z è il genitore di quella foglia e T_{light} è banalmente il sottoalbero vuoto che rimane dopo la cancellazione. Descriviamo il caso più generale di un deficit perché il nostro algoritmo per il ribilanciamento dell'albero, in alcuni casi, spingerà il deficit più in alto nell'albero (proprio come la risoluzione di una cancellazione in un (2,4) tree a volte si propaga verso l'alto). Indichiamo con y la radice di T_{heavy} (Un tale nodo esiste perché T_{heavy} ha altezza nera almeno uno).



Figura 4.3: Illustrazione di un deficit tra le altezze nere dei sottoalberi del nodo z . Il colore grigio nell'illustrare y e z denota il fatto che questi nodi possono essere colorati sia di nero che di rosso.

Ricapitolando:

- z è un nodo con due sottoalberi T_{heavy} e T_{light} , tali che:
 - T_{heavy} ha altezza nera d .
 - T_{light} ha altezza nera $d - 1$.
- y è la radice di T_{heavy} , la quale esiste sempre.
- z e y possono essere sia rossi che neri.

Distinguiamo tre possibili casi:

- Nodo y nero con (almeno) un figlio rosso x .
- Nodo y nero e entrambi i figli di y sono neri (o None).
- Nodo y rosso.

Caso 3.1: Nodo y nero con (almeno) un figlio rosso x

Soluzione: Si esegue una *ristrutturazione* $\text{restructure}(x)$ sui tre nodi x , il suo genitore y , e il nonno z , rinominati temporaneamente come a , b , e c in ordine di chiave. Sostituiamo z con il nodo etichettato b , rendendolo il genitore degli altri due. Coloriamo a e c di nero, e diamo a b il colore precedente di z .



Figura 4.4: Risoluzione di un deficit nero in T_{light} attraverso una ristrutturazione su tre nodi $\text{restructure}(x)$. Sono mostrate due possibili configurazioni (le altre due sono simmetriche). Il colore grigio di z nelle figure a sinistra denota il fatto che questo nodo può essere colorato sia di rosso che di nero. La radice della porzione ristrutturata assume lo stesso colore, mentre i figli di quel nodo sono entrambi colorati di nero nel risultato.

Nel caso in cui y abbia entrambi i figli rossi, possiamo scegliere arbitrariamente uno dei due come x . Altrimenti, scegliamo l'unico figlio rosso di y come x . Da notare che il percorso verso T_{light} include un nodo nero aggiuntivo dopo la ristrutturazione, risolvendo così il suo deficit. Al contrario, il numero di nodi neri sui percorsi verso ciascuno degli altri tre sottoalberi illustrati in Figura 4.4 rimane invariato.

Risolvere questo caso corrisponde a un'operazione di *transfer* nell'albero (2,4) T' tra i due figli del nodo con z . Il fatto che y abbia un figlio rosso ci assicura che rappresenta o un 3-nodo o un 4-nodo. In effetti, l'elemento precedentemente memorizzato in z viene declassato per diventare un nuovo 2-nodo per risolvere la carenza, mentre un elemento memorizzato in y o nel suo figlio viene promosso per prendere il posto dell'elemento precedentemente memorizzato in z .

Caso 3.2: Nodo y nero e entrambi i figli di y sono neri (o None)

Soluzione: Si esegue una *ricolorazione*, per cui coloriamo y di rosso e, se z è rosso, lo coloriamo di nero.

- Se z era originariamente rosso, questa ricolorazione risolve il deficit.
- Se z era originariamente nero, la ricolorazione non risolve il deficit, ma lo propaga più in alto nell'albero; dobbiamo ripetere la considerazione di tutti e tre i casi sul genitore di z come rimedio.

Questa ricolorazione non introduce alcun double-red, poiché y non ha figli rossi.



Figura 4.5: Risoluzione di un deficit nero in T_{light} tramite una ricolorazione. (a) quando z è originariamente rosso, si invertono i colori di y e z per risolvere il deficit nero in T_{light} , terminando il processo; (b) quando z è originariamente nero, la ricolorazione di y causa un deficit nero nell'intero sottoalbero di z , trasportando il problema ad un livello superiore che andrà risolto seguendo uno dei tre casi descritti.

La soluzione in questo caso corrisponde all'operazione di *fusion* nell'albero (2, 4) T' , poiché y deve rappresentare un 2-nodo. Nel caso in cui z era originariamente rosso, e quindi il genitore nel corrispondente albero (2,4) è un 3-nodo o un 4-nodo, questa ricolorazione risolve il deficit. (Vedi Figura 4.5a.) Il percorso che porta a T_{light} include un nodo nero aggiuntivo nel risultato, mentre la ricolorazione non ha influenzato il numero di nodi neri sul percorso verso i sottoalberi di T_{heavy} . Nel caso in cui z fosse originariamente nero, e quindi il genitore nel corrispondente albero (2, 4) è un 2-nodo, la ricolorazione non ha aumentato il numero di nodi neri sul percorso verso T_{light} ; in effetti, ha ridotto il numero di nodi neri sul percorso verso T_{heavy} . (Vedi Figura 4.5b.) Dopo questo passaggio, i due figli di z avranno la stessa altezza nera. Tuttavia, l'intero albero radicato in z è diventato carente, propagando così il problema più in alto nell'albero; dobbiamo ripetere la considerazione di tutti e tre i casi sul genitore di z come rimedio.

Caso 3.3: Nodo y rosso

Soluzione: Si esegue una *rotazione* su y e z , seguita da una ricolorazione di y in nero e di z in rosso. Inoltre, poiché y era originariamente rosso, il nuovo sottoalbero di z deve avere una radice nera y' e deve avere un'altezza nera uguale a quella originale di T_{heavy} . Pertanto, un deficit nero rimane nel nodo z dopo la trasformazione, e quindi riapplichiamo l'algoritmo per risolvere il deficit in z , sapendo che il nuovo figlio y' , che è la radice di T_{heavy} è ora nero, e quindi che si applica o il Caso 3.1 o il Caso 3.2. Inoltre, la prossima applicazione sarà l'ultima, perché il Caso 3.1 è sempre terminale e il Caso 3.2 sarà terminale dato che z è rosso.



Figura 4.6: Una rotazione e una ricolorazione su un nodo rosso y e un nodo nero z , assumendo un deficit nero in z . Questo equivale a un cambiamento di orientamento nel corrispondente 3-nodo di un albero (2,4). Questa operazione non influisce sull'altezza nera di alcun percorso attraverso questa porzione dell'albero. Inoltre, poiché y era originariamente rosso, il nuovo sottoalbero di z deve avere una radice nera y' e deve avere un'altezza nera uguale a quella originale di T_{heavy} . Pertanto, un deficit nero rimane nel nodo z dopo la trasformazione.

Da notare che inizialmente y è rosso e T_{heavy} ha altezza nera almeno 1, z deve essere nero e i due sottoalberi di y devono avere ciascuno una radice nera e un'altezza nera uguale a quella di T_{heavy} .

Le prime operazioni di rotazione e ricolorazione denotano una riorientazione di un 3-nodo nel corrispondente albero (2,4) T' .



Figura 4.7: Una sequenza di cancellazioni da un Red-Black Tree: (a) albero iniziale; (b) rimozione di 3; (c) rimozione di 12, che causa un deficit nero a destra di 7 (risolto tramite ristrutturazione); (d) dopo la ristrutturazione; (e) rimozione di 17; (f) rimozione di 18, che causa un deficit nero a destra di 16 (risolto tramite ricolorazione); (g) dopo la ricolorazione; (h) rimozione di 15; (i) rimozione di 16, che causa un deficit nero a destra di 14 (risolto inizialmente tramite una rotazione); (j) dopo la rotazione il deficit nero deve essere risolto tramite una ricolorazione; (k) dopo la ricolorazione.

4.7.4 Complessità della cancellazione

L'algoritmo per eliminare un elemento da un Red-Black Tree con n elementi richiede $O(\log n)$ tempo e esegue $O(\log n)$ ricolorazioni e al massimo due operazioni di ristrutturazione.

Riepilogo Delete

Insert	Solving a double red	
RB-Tree	(2, 4)-Tree	result
Restructuring	Change the representation of the 4-node	Double red solved
Recoloring	Split	Double red solved or propagated

Delete	Rebalancing the BD	
RB-Tree	(2, 4)-Tree	result
Restructuring	transfer	BD balanced
Recoloring	fusion	BD balanced or unbalancing propagated
Rotation	Change the representation of the 3-node	Needs a recoloring or a restructuring

Figura 4.8: Riepilogo dei casi di delete in un Red-Black Tree.

Capitolo 5

Hash Tables

Come visto finora, le possibili implementazioni dell'*ADT Map* sono molteplici, da una semplice lista ordinata o non ordinata, a strutture dati più complesse come tutte le tipologie di alberi presentate nei capitoli precedenti. Tuttavia, queste implementazioni hanno tutte in comune il fatto che le operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione hanno una complessità temporale di almeno $O(\log n)$ nel caso migliore (per alberi bilanciati) e $O(n)$ nel caso peggiore (per semplici liste). Ciascuna implementazione ha i suoi pro e contro, e la scelta di quale utilizzare dipende da vari fattori, tra cui la frequenza delle operazioni di inserimento, cancellazione e ricerca, la necessità di ordinare le chiavi, ecc. In questo capitolo introduciamo una delle strutture dati più popolari per l'implementazione di una mappa, e quella utilizzata dalla stessa implementazione di Python per la classe `dict`. Questa struttura è nota come **hash table** (tabella hash).

Intuitivamente, una mappa M supporta l'astrazione di utilizzare le chiavi come indici con una sintassi del tipo $M[k]$. Consideriamo inizialmente un contesto ristretto in cui una mappa con n elementi utilizza chiavi che si presuppone essere interi in un intervallo da 0 a $N - 1$ per qualche $N \geq n$. In questo caso, possiamo rappresentare la mappa utilizzando una *lookup table* di lunghezza N , come illustrato in Figura 5.1.

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	D		Z			C	Q			

Figura 5.1: Una lookup table di lunghezza $N = 11$ per una mappa contenente $n = 4$ elementi: (1,D), (3,Z), (6,C), (7,Q).

Ci sono due aspetti che vogliamo estendere rispetto a questa semplice rappresentazione per arrivare alla definizione di *hash table*:

- Come prima cosa, potremmo non voler utilizzare un array di lunghezza N nel caso in cui $N \gg n$.
- In secondo luogo, non è necessario che le chiavi di una mappa siano interi.

Una tabella hash, per un dato tipo di chiave, consiste in:

- Un array di bucket di lunghezza N .
- Una funzione di hash h .
- Un metodo per gestire le collisioni all'interno di ciascun bucket.

5.1 Hash Functions

Una Hash Table utilizza una **funzione di hash** per mappare una chiave generica in un indice della tabella. Idealmente, le chiavi saranno ben distribuite nell'intervallo da 0 a $N - 1$ dalla funzione di hash, ma in pratica potrebbero esserci due o più chiavi distinte che vengono mappate allo stesso indice. Di conseguenza, concettualizzeremo la nostra tabella come un array di bucket, come mostrato in Figura 5.2, in cui ogni bucket può gestire una collezione di elementi che vengono inviati a uno specifico indice dalla funzione di hash.



Figura 5.2: Un bucket array di lunghezza $N = 11$. Ogni bucket può contenere zero, uno, o più elementi.

Formalmente, una funzione di hash è una funzione $h : K \rightarrow \{0, 1, \dots, N - 1\}$ che mappa ogni chiave $k \in K$ in un indice della tabella. La scelta di una buona funzione di hash è cruciale per le prestazioni della hash table, poiché una cattiva distribuzione delle chiavi può portare a un numero elevato di collisioni, ovvero situazioni in cui più chiavi vengono mappate allo stesso indice, quindi allo stesso bucket.

L'idea principale è quella di usare la funzione di hash h per determinare il valore $h(k)$, che useremo come indice nel bucket array, A , al posto del valore di chiave k stesso (come abbiamo detto k non è necessariamente un intero, per cui potrebbe essere poco adatto come indice). Quindi, memorizziamo l'elemento formato dalla coppia chiave-valore (k, v) nel bucket $A[h(k)]$.

Se ci sono due o più chiavi con lo stesso valore di hash, allora due elementi diversi verranno mappati allo stesso bucket in A . In questo caso, diciamo che si è verificata una **collisione**. Ci sono modi per gestire le collisioni, di cui discuteremo più avanti, ma la strategia migliore è cercare di evitarle in primo luogo. Diciamo che una funzione di hash è "buona" se mappa le chiavi nella nostra mappa in modo da minimizzare sufficientemente le collisioni.

È comune pensare ad una funzione di hash come la composizione di due diverse funzioni:

- Hash code: una funzione $h_1 : K \rightarrow \mathbb{Z}$ che mappa una chiave k in un intero (positivo o negativo).
- Compression function: una funzione $h_2 : \mathbb{Z} \rightarrow \{0, 1, \dots, N - 1\}$ che mappa l'intero risultante in un indice della tabella hash.

$$h(x) = h_2(h_1(x))$$



Figura 5.3: Le due parti di una funzione hash: hash code e funzione di compressione.

La separazione di queste due funzioni consente l'utilizzo di hash codes che sono validi per uno specifico insieme di chiavi, indipendentemente dalla dimensione della tabella hash (la cui dimensione può variare dinamicamente nel tempo).

5.1.1 Esempi di Hash Code

Come abbiamo detto la funzione di hash code mappa una generica chiave in un intero. Una *collisione* si verifica quando due chiavi distinte producono lo stesso hash code, per cui la funzione di compressione non può fare nulla per evitarla e memorizzerà entrambe le chiavi nello stesso bucket. Di conseguenza, è importante scegliere una buona funzione di hash code che minimizzi le collisioni per il tipo di chiavi che ci aspettiamo di utilizzare nella nostra mappa.

Presentiamo alcuni tra i metodi più comuni per il calcolo dell'hash code:

- **Memory address:** Si utilizza l'indirizzo di memoria (un intero) della chiave come hash code.
- **Rappresentazione in bit:** Si interpreta la rappresentazione in bit della chiave come un intero.
- **Composition:** Si partizionano i bit della chiave in gruppi di dimensione fissa, si sommano ignorando l'overflow (XOR).
- **Polynomial accumulation:** A differenza dei metodi precedenti che funzionano bene per chiavi numeriche, questo metodo è adatto per chiavi di tipo stringa, o più in generale per oggetti di lunghezza variabile in cui l'ordine degli elementi è importante. Si partizionano i bit della chiave in gruppi di dimensione fissa (a_0, a_1, \dots, a_{k-1}) e si calcola il polinomio $p(z) = a_0 + a_1z + a_2z^2 + \dots + a_{k-1}z^{k-1}$ per un opportuno valore di z . L'hash code è quindi il valore di $p(z)$ calcolato in un intero di dimensione fissa, ignorando l'overflow.

5.1.2 Esempi di Funzione di Compressione

La funzione di compressione mappa un intero (l'hash code) in un indice della tabella hash, ovvero in un intero nell'intervallo $[0, N - 1]$, dove N è la dimensione della tabella hash. Una buona funzione di compressione deve riuscire a minimizzare il numero di collisioni a partire da hash codes differenti (poiché se due hash codes sono uguali, non c'è modo di evitare la collisione).

- **Modulo:**

- $h_2(y) = y \bmod N$
- Questa funzione può portare a molte collisioni se N ha fattori comuni con gli hash codes, per cui N è tipicamente un numero primo.

- **MAD (Multiply-Add-Divide):**

- $h_2(y) = [(ay + b) \bmod p] \bmod N$
- $p > N$ è un numero primo, e a e b sono interi scelti casualmente in $[0, p - 1]$ con $a > 0$.
- La probabilità che due hash codes distinti y_1 e y_2 causino una collisione è al più $1/N$.

5.2 Gestione delle Collisioni

L'esistenza delle collisioni ci impedisce di memorizzare semplicemente un elemento (k, v) nel bucket $A[h(k)]$. Inoltre complica in modo significativo le operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione. In questa sezione presentiamo due approcci comuni per gestire le collisioni: *separate chaining* e *open addressing*.

5.2.1 Separate Chaining

Una soluzione semplice ed efficiente per gestire le collisioni è quella di far sì che ogni bucket $A[j]$ memorizzi un riferimento ad una struttura dati secondaria, che contiene gli elementi (k, v) tali che $h(k) = j$. Una scelta naturale per la struttura dati secondaria è una semplice linked list. Questa regola di risoluzione delle collisioni è nota come **separate chaining**, ed è illustrata in Figura 5.4.



Figura 5.4: Hash Table di dimensione 13, che memorizza 10 elementi con chiavi intere, con collisioni risolte tramite separate chaining. La funzione di compressione è $h(k) = k \bmod 13$. Per semplicità, non mostriamo i valori associati alle chiavi.

Nel caso peggiore, le operazioni su di uno specifico bucket impiegano tempo proporzionale alla dimensione del bucket stesso. Assumendo di utilizzare una buona funzione di hash per indicizzare gli n elementi della nostra mappa in un bucket array di capacità N , la dimensione attesa di ciascun bucket è n/N . Dunque, con una buona funzione di hash, le operazioni principali sulla mappa richiedono un tempo atteso di $O(n/N)$. Il rapporto $\lambda = n/N$, chiamato **load factor** (fattore di carico) della tabella hash, dovrebbe essere limitato da una piccola costante, preferibilmente inferiore a 1. Finché λ è $O(1)$, le operazioni principali sulla tabella hash vengono eseguite in tempo atteso $O(1)$.

5.2.2 Open Addressing

Le tecniche di *separate chaining* è efficiente e facile da implementare, ma richiede inevitabilmente spazio aggiuntivo per le strutture dati ausiliarie. Se si vuole evitare di utilizzare spazio aggiuntivo per gestire le collisioni, l'unico approccio possibile è quello di cercare uno slot alternativo, sempre all'interno del nostro array, in cui memorizzare l'elemento che causa la collisione.

Ci sono diverse varianti che utilizzano questo approccio, noti come tecniche di **open addressing**. Queste tecniche richiedono che il load factor $\lambda = n/N$ sia sempre inferiore a 1, ovvero che $n < N$, poiché ogni elemento deve essere memorizzato in uno slot dell'array.

Linear Probing

Un metodo semplice per gestire le collisioni con l'open addressing è il *linear probing*. Con questo approccio, se si tenta di inserire un elemento (k, v) in un bucket già occupato, si cerca il successivo bucket libero nell'array, procedendo in modo circolare, "sondando" linearmente uno slot per volta. Da qui il nome di *linear probing* (probe = sondare).



Figura 5.5: Inserimento di elementi con chiavi intere utilizzando linear probing per gestire le collisioni. La funzione di compressione è $h(k) = k \bmod 11$. Per semplicità, non mostriamo i valori associati alle chiavi.

Un problema può sorgere quando, facendo riferimento alla Figura 5.5, si elimina l'elemento con chiave 37 e successivamente si tenta di ricercare l'elemento con chiave 15. Poiché l'elemento con chiave 15 è stato memorizzato, a seguito di una collisione, dopo l'elemento 37, la ricerca di 15 fallirà se ci si ferma al primo slot vuoto incontrato (quello lasciato libero da 37).

Per risolvere questo problema, quando si elimina un elemento in una tabella hash che utilizza linear probing, si può marcare lo slot come "AVAILABLE" invece di lasciarlo vuoto. In questo modo, durante la ricerca, si continuerà a sondare gli slot successivi anche se si incontra uno slot marcato, garantendo così che tutti gli elementi possano essere trovati correttamente, mentre durante l'inserimento, gli slot marcati possono essere riutilizzati per nuovi elementi. Di fatto, uno slot marcato come "AVAILABLE" differenzia uno slot precedentemente occupato da uno slot mai usato prima, e viene trattato come occupato durante la ricerca, ma come vuoto durante l'inserimento.

Il problema del Clustering causato da Linear Probing

Un problema noto con il linear probing è il fenomeno del **clustering lineare**. Quando si verifica una collisione e si utilizza il linear probing per trovare uno slot libero, gli elementi tendono a raggrupparsi in cluster contigui all'interno dell'array. Questi cluster possono crescere nel tempo, aumentando la probabilità di ulteriori collisioni e rallentando le operazioni di ricerca, inserimento e cancellazione. Questo perché, quando si cerca uno slot libero, si potrebbe dover sondare attraverso un intero cluster, aumentando il tempo necessario per completare l'operazione, specialmente quando il load factor λ inizia ad essere maggiore di 1/2.

Esistono altre tecniche di open addressing che cercano di mitigare il problema del clustering lineare:

- **Quadratic Probing:** Evita il clustering lineare utilizzando una funzione di probing quadratica per trovare lo slot successivo, ma crea cluster di forma più complessa (clustering secondario). Funziona bene solo se il load factor λ è mantenuto al di sotto di 1/2.
- **Double Hashing:** Si utilizza una seconda funzione di hash per calcolare l'offset in caso di collisione. Questo metodo riduce significativamente il clustering e offre prestazioni migliori rispetto al linear e quadratic probing, specialmente a load factor più elevati.

Double Hashing

La tecnica del *double hashing* utilizza una seconda funzione di hash $d(k)$ per ricalcolare l'offset in caso di collisione. Invece di sondare linearmente o quadraticamente, si calcola un offset basato sulla chiave stessa, il che aiuta a distribuire gli elementi in modo più uniforme nell'array e riduce il clustering.

La procedura di inserimento con double hashing funziona come segue:

- $(h(k) + j \cdot d(k)) \bmod N$, per $j = 0, 1, \dots, N - 1$
- Si tenta di inserire l'elemento nel bucket calcolato. Se il bucket è occupato, si incrementa j e si ricalcola l'indice fino a trovare uno slot libero.
- Se si esauriscono tutti gli N tentativi senza trovare uno slot libero, la tabella è piena e l'inserimento fallisce.
- La funzione di offset $d(k)$ non può restituire zero.
- N dovrebbe essere un numero primo per garantire che tutti gli slot vengano sondati.
- Una scelta comune per $d(k)$ è $d(k) = q - (h_1(k) \bmod q)$, dove q è un numero primo più piccolo di N .



Figura 5.6: Inserimento di elementi con chiavi intere: 18, 41, 22, 59, 32, 31, 73. $N = 13$, $h(k) = k \bmod 13$, $d(k) = 7 - (k \bmod 7)$. Per semplicità, non mostriamo i valori associati alle chiavi.

5.3 Load Factor

Abbiamo visto come il **load factor** (fattore di carico) di una tabella hash è definito come il rapporto tra il numero di elementi memorizzati nella tabella n e la capacità totale della tabella N , $\lambda = n/N$. Questo parametro condiziona fortemente le performance di una tabella hash. Secondo la letteratura, per mantenere prestazioni ottimali, il load factor dovrebbe essere mantenuto sempre al di sotto di una certa soglia, in base al tipo di gestione delle collisioni utilizzata:

- *separate chaining*: $\lambda \leq 0.9$.
- *open addressing*: $\lambda \leq 0.5$ (per linear probing e quadratic probing), $\lambda \leq 0.7$ (per double hashing).

5.4 Analisi delle prestazioni

- **Worst case**: Il caso peggiore si ha quando tutte le chiavi collidono, per cui si ha un tempo $O(n)$ per tutte le operazioni principali (ricerca, inserimento, cancellazione). Se i valori di hash sono distribuiti uniformemente, il numero di probe necessarie per trovare uno slot libero è in media $1/(1 - \lambda)$.
- **Average case**: Il tempo medio per tutte le operazioni principali è $O(1)$. In pratica, con una buona funzione di hash, una hash table è estremamente efficiente se il load factor è molto minore di 1.

Capitolo 6

Priority Queues

Una **coda con priorità** (*Priority Queue*) è una struttura dati astratta fondamentale, simile a una coda standard (*Queue*), ma con una differenza cruciale nel criterio di estrazione. Mentre una coda standard opera secondo la logica **FIFO** (First-In, First-Out), rimuovendo l'elemento che è in attesa da più tempo, una coda a priorità rimuove sempre l'elemento con la **priorità** più alta (o più bassa, a seconda di quale logica si vuole utilizzare), indipendentemente dall'ordine di inserimento.

È importante non confondere una coda a priorità con una mappa (Map) o dizionario. Lo scopo di una **Map** è l'associazione e la ricerca rapida: memorizza coppie $\langle \text{Chiave}, \text{Valore} \rangle$ e risponde efficientemente alla domanda: "Qual è il valore associato a questa specifica chiave?". Al contrario, lo scopo di una **Priority Queue** è l'estrazione efficiente dell'elemento più importante. Sebbene gli elementi in una coda a priorità siano spesso implementati come coppie, ad esempio $\langle \text{Priorità}, \text{Dato} \rangle$ (a cui spesso ci si riferisce comunque come (chiave, valore)), questa coppia ha una funzione diversa: la **Priorità** non serve per cercare il **Dato** (come farebbe una chiave in una mappa), ma serve solo alla struttura interna della coda (spesso uno *Heap*) per determinare l'ordine di estrazione. In sintesi, si usa una mappa per *trovare* un elemento tramite un identificatore unico (la chiave), mentre si usa una coda a priorità per *estrarre* l'elemento con il grado di urgenza massimo o minimo.

Definizione: Una **Priority Queue** è una raccolta di elementi con priorità che consente l'inserimento arbitrario di elementi e la rimozione dell'elemento con priorità primaria. Quando un elemento viene aggiunto in una Priority Queue questo assume una determinata priorità rappresentata dalla chiave ad esso associata. L'elemento con la chiave minima sarà il successivo a essere rimosso dalla coda (quindi, a un elemento con chiave 1 verrà data priorità su un elemento con chiave 2).

6.1 Chiavi (Priorità)

In una Priority Queue, ogni elemento è associato a una chiave che determina la sua priorità. Le chiavi in una Priority Queue possono essere oggetti di qualunque tipo tale che sia possibile

definire un ordinamento totale su di esse. Con tale generalità, le applicazioni possono sviluppare la propria nozione di priorità per ciascun elemento.

A marcare la differenza con la struttura dati Map, in una Priority Queue **le chiavi non sono necessariamente uniche**. È possibile avere più elementi con la stessa chiave (priorità). In questi casi, la politica di estrazione per gli elementi con chiavi identiche può variare a seconda dell'implementazione specifica della Priority Queue. Alcune implementazioni potrebbero adottare una politica FIFO per gli elementi con la stessa priorità, mentre altre potrebbero non garantire alcun ordine specifico tra di essi.

6.2 Possibili implementazioni di Priority Queue

Esistono diverse strategie per implementare una Priority Queue. Due approcci semplici utilizzano liste (array o liste collegate) per memorizzare gli elementi, con differenze significative nelle prestazioni delle operazioni di inserimento e rimozione.

- Implementation with an unsorted list



Performances:

- add** insert the new element to one end of the list
 - time $O(1)$
- remove_min** and **min** have to scan the whole list to search for the element with minimum key
 - time $O(n)$

- Implementation with a sorted (per key) list



Performances:

- add** insert the new element in the correct place with respect to the order of keys
 - time $O(n)$
- remove_min** and **min** return the first element in the list
 - time $O(1)$

Le due strategie per implementare una Priority Queue ADT dimostrano un interessante compromesso. Quando si utilizza una lista non ordinata per memorizzare gli elementi, possiamo eseguire inserimenti in tempo $O(1)$, ma trovare o rimuovere un elemento con chiave minima richiede un ciclo in tempo $O(n)$ attraverso l'intera collezione. Al contrario, se si utilizza una lista ordinata, possiamo banalmente trovare o rimuovere l'elemento minimo in tempo $O(1)$, ma aggiungere un nuovo elemento alla coda potrebbe richiedere tempo $O(n)$ per ripristinare l'ordinamento.

Esistono però implementazioni più efficienti, seppur più complesse, che consentono di eseguire sia inserimenti che rimozioni in tempo logaritmico. Una di queste implementazioni si basa su una struttura dati chiamata **heap binario**, la quale utilizza la struttura di un albero binario per trovare un compromesso tra elementi completamente non ordinati e perfettamente ordinati.

6.3 Heap

Definizione: Un **Heap** è un albero binario che soddisfa le seguenti proprietà:

- **Albero binario completo:** L'albero è un albero binario completo (vedi pag.6), cioè tutti i livelli dell'albero sono completamente riempiti, tranne eventualmente l'ultimo livello, che è riempito da sinistra a destra.
 - Sia h l'altezza dell'albero, per $i = 0, 1, \dots, h - 1$, il livello i -esimo contiene esattamente 2^i nodi. Se il livello $h - 1$ (cioè nel livello più basso) non è pieno, tutti i suoi nodi sono riempiti da sinistra a destra.
- **Heap-Order:** Per ogni posizione (nodo) p , la chiave di p è minore o uguale alle chiavi dei suoi figli.
 - Questo implica che la chiave minima si trova sempre nella radice dell'albero.

Dal momento che un Heap è un albero binario completo, la sua altezza è sempre logaritmica rispetto al numero di nodi nell'albero. Questo fatto è cruciale per garantire che le operazioni di inserimento e rimozione possano essere eseguite in tempo $O(\log n)$. Si ha quindi:

$$h = \lfloor \log_2(n) \rfloor$$

6.4 Implementazione di una Priority Queue attraverso Heap

Un Heap può essere efficacemente utilizzato per implementare una Priority Queue, sfruttando le sue proprietà di albero binario completo e heap-order. Le operazioni principali di una Priority Queue, ovvero l'inserimento di un elemento e la rimozione dell'elemento con priorità minima, possono essere eseguite in tempo logaritmico grazie alla struttura dell'Heap.

- In ogni nodo dello Heap viene memorizzata una coppia chiave-valore, dove la chiave rappresenta la priorità dell'elemento.
 - N.B.: è possibile avere più nodi con la stessa chiave, in quanto si tratta di un'implementazione di una Priority Queue.
- Manteniamo un riferimento all'ultimo nodo dello Heap, cioè il nodo più a destra sull'ultimo livello dell'albero.

Inserimento add(k, v)

Si vuole inserire una nuova coppia chiave-valore (k, v) nell'Heap. Per mantenere la proprietà di albero binario completo, dobbiamo inserire il nuovo nodo nella posizione corretta, ovvero appena oltre il nodo più a destra al livello più basso dell'albero, o come posizione più a sinistra di un nuovo livello, se il livello più basso è già pieno (o se l'heap è vuoto).

La posizione del nodo nel quale inserire il nuovo elemento può essere trovato in un tempo $O(\log n)$ a partire dal riferimento all'ultimo nodo:

- Si parte dal riferimento all'ultimo nodo.
- Si risale l'albero fino alla radice o ad un nodo che è figlio sinistro del suo genitore.
- Se il nodo in cui si è giunti è il figlio sinistro del suo genitore, vai al nodo fratello.
- Infine, scendi sempre a sinistra fino a raggiungere un nodo foglia (None). Questa sarà la posizione in cui inserire il nuovo nodo.

Up-Heap Bubbling dopo l'inserimento

Dopo aver inserito il nuovo nodo nella posizione corretta al fine di mantenere la proprietà di albero binario completo, è possibile che la proprietà di heap-order venga violata, poiché la chiave del nuovo nodo potrebbe essere minore della chiave del suo genitore. Per ripristinare la proprietà di heap-order, si esegue un processo chiamato **up-heap bubbling**.

- Partendo dal nuovo nodo con chiave k , e risalendo l'albero verso la radice, si scambia il nodo corrente con il suo genitore fino a quando la heap-order property non è ristabilita.
- L'algoritmo termina quando la chiave k raggiunge la radice dell'albero o quando la chiave k si trova in un nodo il cui padre ha una chiave minore o uguale a k .

Dal momento che l'altezza dell'Heap è $O(\log n)$, l'operazione di up-heap bubbling richiede un tempo $O(\log n)$ nel caso peggiore.



Figure 9.2: Insertion of a new entry with key 2 into the heap of Figure 9.1: (a) initial heap; (b) after performing operation add; (c and d) swap to locally restore the partial order property; (e and f) another swap; (g and h) final swap.

Cancellazione `remove_min()`

Il metodo `remove_min()` rimuove e restituisce l'elemento con la chiave minima dalla Priority Queue. In un Heap, l'elemento con la chiave minima si trova sempre nella radice dell'albero. Per mantenere la proprietà di albero binario completo dopo la rimozione della radice, dobbiamo sostituire la radice con l'ultimo nodo dell'Heap (cioè il nodo più a destra nell'ultimo livello dell'albero) e poi rimuovere l'ultimo nodo.

Down-Heap Bubbling dopo la cancellazione

Dopo aver effettuato la sostituzione della radice con l'ultimo nodo, è possibile che la proprietà di heap-order venga violata, poiché la chiave del nuovo nodo radice potrebbe essere maggiore della chiave di uno o entrambi i suoi figli. Per ripristinare la proprietà di heap-order, si esegue un processo chiamato **down-heap bubbling**.

- Partendo dalla radice, si scambia il nodo corrente con il figlio che ha la chiave minima, a condizione che la chiave del figlio sia minore della chiave del nodo corrente.
- Questo processo continua fino a quando la chiave del nodo corrente è minore o uguale alle chiavi dei suoi figli, o fino a quando il nodo corrente diventa un nodo foglia (None), per cui la heap-order property è ristabilita.

Dal momento che l'altezza dell'Heap è $O(\log n)$, l'operazione di down-heap bubbling richiede un tempo $O(\log n)$ nel caso peggiore.

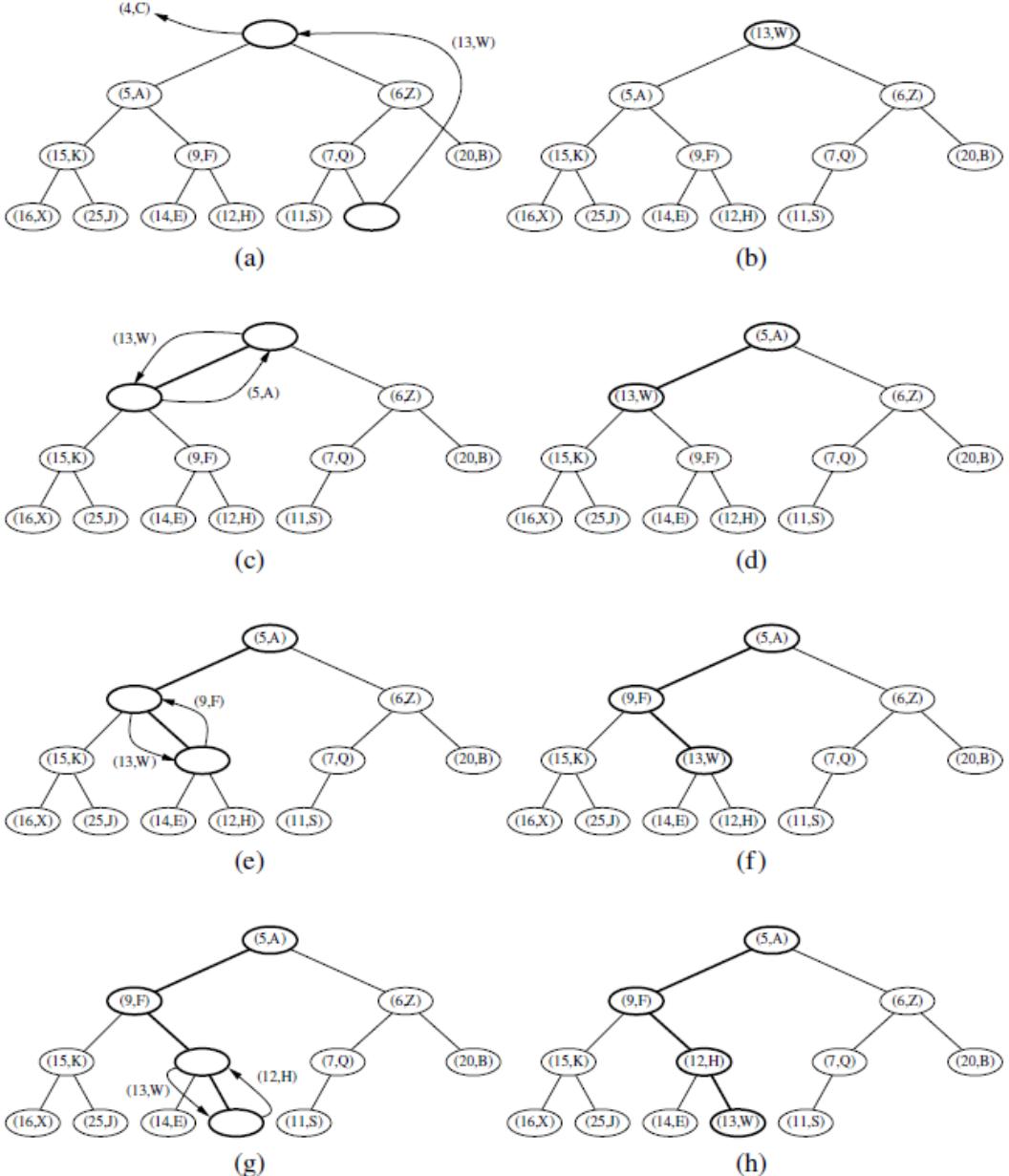


Figure 9.3: Removal of the entry with the smallest key from a heap: (a and b) deletion of the last node, whose entry gets stored into the root; (c and d) swap to locally restore the heap-order property; (e and f) another swap; (g and h) final swap.

6.5 Implementazione Array-based di un Heap

È sempre possibile rappresentare un albero binario utilizzando un array, sfruttando la relazione tra gli indici dei nodi genitori e figli. In generale questa rappresentazione è meno efficiente in termini di spazio rispetto a una rappresentazione basata su nodi collegati, poiché richiede spazio per tutti i nodi, compresi quelli vuoti.

Tuttavia, per un albero binario *completo* come un Heap, questa rappresentazione è particolarmente efficiente, poiché non ci sono nodi vuoti tra i nodi effettivamente presenti nell'albero. Sia n il numero di nodi nell'albero, nel caso di un albero binario qualsiasi l'array può avere nel caso peggiore $N = 2^n - 1$ elementi, mentre nel caso di albero binario completo l'array avrà esattamente $N = n$ elementi.

Questo procedimento vale per ogni albero binario, ma è particolarmente efficiente per un Heap, poiché l'albero è completo. La mappatura tra i nodi dell'albero e gli indici dell'array avviene seguendo queste regole:

- Il nodo radice dell'albero viene memorizzato all'indice 0 dell'array.
- Per un nodo situato all'indice i nell'array:
 - Il figlio sinistro del nodo si trova all'indice $2i + 1$.
 - Il figlio destro del nodo si trova all'indice $2i + 2$.
 - Il genitore del nodo si trova all'indice $\lfloor (i - 1)/2 \rfloor$, a condizione che $i > 0$.



(a) Esempio di uno Heap con 13 elementi. L'ultima posizione è occupata dal nodo con chiave 13.

(b) Sua rappresentazione come array.

6.6 Analisi delle prestazioni

Operation	Running Time
<code>len(P), P.is_empty()</code>	$O(1)$
<code>P.min()</code>	$O(1)$
<code>P.add()</code>	$O(\log n)^*$
<code>P.remove_min()</code>	$O(\log n)^*$

*amortized, if array-based

In figura sono riassunte le complessità temporali delle operazioni principali di una Priority Queue implementata tramite un Heap binario, assumendo che due chiavi possano essere confrontate in tempo costante $O(1)$, e che l'Heap sia implementato come array-based o linked-based tree. L'analisi è basata sulle seguenti considerazioni:

- L'Heap ha n nodi, ognuno dei quali contiene una coppia chiave-valore.
- L'altezza dell'Heap è $O(\log n)$ [In particolare, $h = \lfloor \log_2 n \rfloor$], dal momento che si tratta di un albero binario completo.
- L'operazione `min()` viene eseguita in $O(1)$ perché la radice dell'albero contiene tale elemento.
- Nel caso peggiore, up-heap e down-heap eseguono un numero di scambi pari all'altezza dell'Heap.

Concludiamo che la struttura dati Heap è una realizzazione molto efficiente dell'ADT Priority Queue, indipendentemente dal fatto che l'heap sia implementato come array-based o linked-based tree. L'implementazione basata su heap raggiunge tempi di esecuzione rapidi sia per l'inserimento che per la rimozione, a differenza delle implementazioni basate sull'utilizzo di una sorted-list o unsorted-list.

6.7 Costruzione di un Heap da una lista di elementi: Heapify

A partire da un Heap vuoto, n inserimenti successivi al suo interno richiederebbero un tempo complessivo di $O(n \cdot \log n)$, poiché ogni inserimento richiede un tempo $O(\log n)$. Tuttavia, se le n coppie chiave-valore sono note a prescindere, esiste un algoritmo più efficiente chiamato **Heapify** che consente di costruire un Heap a partire da una lista di n elementi in tempo lineare $O(n)$.

Fusione di due Heap

Supponiamo di avere due Heap della stessa altezza h , e un nuovo elemento con chiave k . Vogliamo creare un nuovo Heap di altezza $h + 1$ che contenga tutti gli elementi dei due Heap e l'elemento con chiave k . Per fare ciò, possiamo seguire questi passaggi:

- Creiamo un nuovo nodo radice con chiave k .
- Assegniamo i due Heap esistenti come figli sinistro e destro della nuova radice.
- Eseguiamo l'operazione di down-heap bubbling a partire dalla radice per ripristinare la proprietà di heap-order.

Heapify

Per semplicità ipotizziamo che il numero di elementi n sia un intero tale che $n = 2^{h+1} - 1$ per qualche intero $h \geq 0$, in modo che l'Heap risultante sia un albero binario completo, con anche l'ultimo livello completamente pieno, per cui l'Heap ha altezza $h = \log_2(n + 1) - 1$. L'algoritmo Heapify può essere visto come una sequenza di $h + 1 = \log_2(n + 1)$ step [dato dal fatto che in un albero di altezza h ci sono $h + 1$ livelli, numerati da 0 a h]:

1. Nel primo step (Figura 9.5b), costruiamo $(n + 1)/2$ Heap di altezza 0 (cioè nodi singoli).
2. Nel secondo step (Figura 9.5c-d), costruiamo $(n + 1)/4$ Heap di altezza 1, ciascuno contenente tre nodi, unendo coppie di Heap elementari (ottenuti al passo precedente) e aggiungendo un nuovo elemento. Il nuovo nodo viene posizionato alla radice e potrebbe dover essere scambiato con un elemento figlio per preservare la heap-order property.
3. Nel terzo step (Figura 9.5e-f), costruiamo $(n + 1)/8$ Heap di altezza 2, ciascuno contenente sette nodi, unendo coppie di Heap (ottenuti al passo precedente) e aggiungendo un nuovo elemento. Il nuovo nodo viene posizionato alla radice e potrebbe dover essere scambiato attraverso un down-heap bubbling per preservare la heap-order property.
- ⋮
- i. Nel generico i -esimo step, con $2 \leq i \leq h$, costruiamo $(n + 1)/2^i$ Heap di altezza $i - 1$, ciascuno contenente $2^i - 1$ nodi, unendo coppie di Heap (ottenuti al passo precedente) e aggiungendo un nuovo elemento. Il nuovo nodo viene posizionato alla radice e potrebbe dover essere scambiato attraverso un down-heap bubbling per preservare la heap-order property.
- ⋮
- $h + 1$. Nell'ultimo step (Figura 9.5g-h), costruiamo un singolo Heap di altezza h , contenente tutti e n gli elementi, unendo gli ultimi due Heap che risultano essere di $(n - 1)/2$ elementi e di altezza $h - 1$ (ottenuti al passo precedente) e aggiungendo un nuovo elemento. Il nuovo nodo viene posizionato alla radice e potrebbe dover essere scambiato attraverso un down-heap bubbling per preservare la heap-order property.



Figura 6.2: Costruzione bottom-up di un Heap con 15 elementi: (a, b) iniziamo costruendo Heap elementari di un solo elemento; (c, d) combiniamo questi Heap in Heap di 3 elementi, e poi (e, f) in Heap di 7 elementi, fino a (g, h) dove otteniamo l'Heap finale di 15 elementi. Il path del down-heap bubbling è evidenziato in (d, f, h). Per semplicità è mostrata solamente la chiave in ogni nodo anziché la coppia chiave-valore.

6.8 Heap-Sort

L'algoritmo **Heap-Sort** sfrutta la struttura dati Heap: data la lista di partenza, inserisco tutti gli elementi in un **Max-Heap** (al fine di avere gli elementi in ordine crescente alla fine dell'algoritmo) e poi estraggo ripetutamente l'elemento massimo (la radice del Max-Heap) per costruire la lista ordinata. Questo algoritmo viene eseguito già in tempo $O(n \cdot \log n)$, poiché l'inserimento di n elementi in un Heap richiede un tempo $O(n)$ (grazie all'algoritmo Heapify) e ogni estrazione dell'elemento massimo richiede un tempo $O(\log n)$, per un totale di n estrazioni.

L'idea per un ordinamento in-place

L'algoritmo che presentiamo di seguito è una versione più raffinata dello stesso Heap-sort che anziché utilizzare memoria aggiuntiva permette di avere un **ordinamento in-place** (cioè occupa al più memoria aggiuntiva $O(1)$) dell'Heap-sort.

L'idea chiave è dividere l'array C in due parti contigue:

1. **La parte sinistra (Heap):** Da $C[0]$ a $C[i - 1]$.
2. **La parte destra (Sequenza):** Da $C[i]$ a $C[n - 1]$.

Durante l'algoritmo, il confine i tra queste due parti si sposta.

Fase 1: costruzione di un Max Heap

Obiettivo: Trasformare l'array C in un unico Max-Heap.

In questa fase, si parte da un heap vuoto e si sposta il confine i **da sinistra verso destra**, da 1 a n . La parte sinistra (l'Heap) cresce, mentre la parte destra (la Sequenza di input) si riduce.

Per ogni passo i , da $i = 1$ fino a n :

1. **Azione (Espansione):** Il confine si sposta. L'elemento $C[i - 1]$ (il primo della Sequenza) viene aggiunto all'Heap, diventandone l'ultima foglia.
2. **Aggiustamento (Up-Heap Bubbling):** L'aggiunta di $C[i - 1]$ potrebbe violare la proprietà del Max-Heap. Si esegue quindi un **Up-Heap Bubbling** a partire da $C[i - 1]$. Questo elemento viene scambiato con il suo genitore finché non è più piccolo del genitore o non raggiunge la radice $C[0]$.

Alla fine della Fase 1, $i = n$. La parte Heap occupa l'intero array $C[0 \dots n - 1]$ e la Sequenza è vuota. L'intero array è ora un Max-Heap valido.

Fase 2: estrazione degli elementi in ordine

Obiettivo: Estrarre gli elementi dall'Heap in ordine decrescente per costruire l'array ordinato.

In questa fase, si parte con tutti gli elementi nell'Heap e la Sequenza vuota. Si sposta il confine **da destra verso sinistra**.

Per ogni passo i , da $i = 1$ fino a n :

1. **Azione (Estrazione):** L'elemento massimo dell'Heap si trova sempre alla radice, $C[0]$. Questo elemento deve essere spostato nella sua posizione ordinata finale, che in questo passo è $C[n - i]$ (la prima posizione libera a sinistra della Sequenza ordinata). Si **scambiano** $C[0]$ e $C[n - i]$.
2. **Aggiustamento (Down-Heap Bubbling):** Dopo lo scambio, $C[n - i]$ contiene il massimo ed è ora "bloccato" (fa parte della Sequenza ordinata). L'Heap si è ridotto (ora va da $C[0]$ a $C[n - i - 1]$). L'elemento che è finito in $C[0]$ (quello che era $C[n - i]$) è probabilmente fuori posto e viola la proprietà del max-Heap. Si esegue quindi un **Down-Heap Bubbling** a partire dalla radice $C[0]$. Questo elemento "scende" scambiandosi con il suo figlio **maggior**, finché non è più grande di entrambi i figli o non raggiunge una foglia dell'Heap.

Alla fine della Fase 2, $i = n$. La parte "Heap" è vuota e la "Sequenza" (ora ordinata in senso crescente) occupa l'intero array.



Figura 6.3: Fase 2 di un Heap-Sort in-place. La porzione Heap è evidenziata in grigio all'interno dell'array, per ogni iterazione dell'algoritmo. L'albero binario equivalente alla porzione Heap per ogni iterazione è rappresentato graficamente con il percorso più recente di Down-Heap Bubbling evidenziato.

6.9 Adaptable Priority Queue

L'ADT Priority Queue è sufficiente per molte applicazioni, ma in alcuni casi è indispensabile avere delle funzionalità aggiuntive per gestire in modo più flessibile gli elementi all'interno della coda, per esempio modificare la chiave (priorità) di un elemento esistente o rimuovere un elemento specifico (non necessariamente quello con priorità minima). Per questo motivo, presentiamo una variante chiamata **Adaptable Priority Queue** che estende l'ADT Priority Queue con queste funzionalità aggiuntive.

Locators

Per poter implementare in modo efficiente le nuove operazioni di modifica e cancellazione, è necessario trovare un meccanismo che ci permetta di trovare uno specifico elemento all'interno della coda senza dover scorrere l'intera struttura dati. Per questo motivo, quando un elemento viene inserito nella coda, viene restituito uno speciale oggetto chiamato **locator** al chiamante. Di conseguenza, ogni volta che si desidera modificare o rimuovere un elemento specifico di una coda a priorità P è necessario utilizzare il locator associato a quell'elemento per accedervi direttamente.

`P.update(loc, k, v)` : Sostituisce la chiave k e il valore v dell'elemento associato al locator loc nella coda a priorità P .

`P.remove(loc)` : Rimuove l'elemento associato al locator loc dalla coda a priorità P e lo restituisce.

L'astrazione del *locator* è in qualche modo simile all'astrazione della *position*. Tuttavia, facciamo una distinzione tra un locator e una position perché un locator per una coda prioritaria non rappresenta una collocazione tangibile di un elemento all'interno della struttura. Nella nostra coda prioritaria, un elemento può essere ricollocato all'interno della nostra struttura dati durante un'operazione che non sembra direttamente rilevante per quell'elemento. Un locator per un elemento rimarrà valido fintanto che quell'elemento rimarrà da qualche parte nella coda.

Implementazione di un Adaptable Priority Queue

L'implementazione della classe Locator estende la classe `_Item` dell'ADT Priority Queue per includere un campo aggiuntivo che tiene traccia della posizione corrente dell'elemento all'interno della rappresentazione basata su array del nostro Heap. Questo campo aggiuntivo consente di accedere rapidamente alla posizione dell'elemento nell'Heap, facilitando le operazioni di aggiornamento e rimozione, come mostrato Nella Figura 6.4.



Figura 6.4: Rappresentazione di un Heap utilizzando una sequenza di Locator. Il terzo elemento di ciascuna istanza di Locator corrisponde all’indice dell’elemento all’interno dell’array. Si presume che l’identificatore “token” sia un riferimento al localizzatore nello scope dell’utente.

La lista è una sequenza di riferimenti a istanze di Locator, ognuna delle quali memorizza una chiave, un valore, e l’indice corrente dell’elemento all’interno dell’array che rappresenta l’Heap. All’utente verrà fornito un riferimento al Locator corrispondente per ciascun elemento inserito, come illustrato dall’identificatore “token” nella Figura 6.4.

Quando eseguiamo delle operazioni sulla Priority Queue che potrebbero alterare la posizione di un elemento all’interno dell’Heap (come l’inserimento che comporta un Up-Heap Bubbling, la rimozione che comporta un Down-Heap Bubbling o l’aggiornamento della chiave), dobbiamo assicurarci di aggiornare il campo dell’indice all’interno del Locator corrispondente. Questo garantisce che il Locator rimanga valido e punti sempre alla posizione corretta dell’elemento nell’Heap.

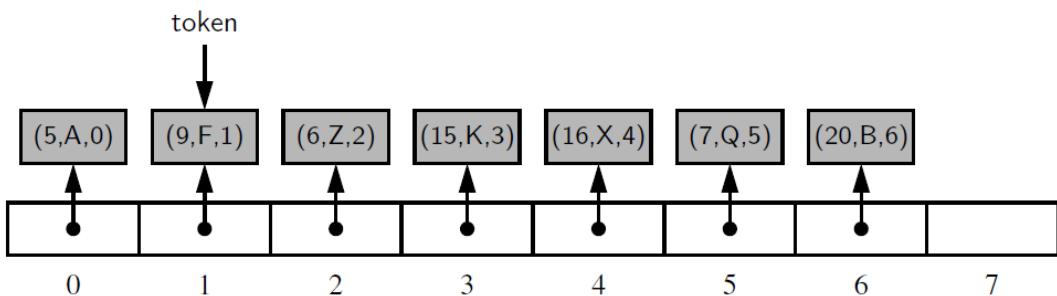


Figura 6.5: È possibile osservare lo stato dell’Heap dopo aver eseguito una `remove_min()`. Questa operazione causa un Down-Heap Bubbling che ricolloca gli elementi all’interno dell’Heap, e di conseguenza aggiorna gli indici nei Locator associati agli elementi coinvolti nel bubbling.

Operation	Running Time
<code>len(P)</code> , <code>P.is_empty()</code> , <code>P.min()</code>	$O(1)$
<code>P.add(k,v)</code>	$O(\log n)^*$
<code>P.update(loc, k, v)</code>	$O(\log n)$
<code>P.remove(loc)</code>	$O(\log n)^*$
<code>P.remove_min()</code>	$O(\log n)^*$

*amortized with dynamic array

Capitolo 7

Pattern Matching

Introduciamo di seguito la terminologia di base:

- Σ : l’alfabeto, ovvero l’insieme di caratteri possibili.
- $|\Sigma|$: la dimensione dell’alfabeto.
- Stringa S : una sequenza finita di caratteri appartenenti all’alfabeto Σ , di lunghezza m .
- $S[i]$: il carattere alla posizione i della stringa S .
- $S[i..j]$: la sottostringa di S che va dall’indice i all’indice j .
 - In Python: $S[i:j+1]$
- $S[0..k]$: prefisso di lunghezza $k + 1$ della stringa S .
 - In Python: $S[:k+1]$
- $S[j..m - 1]$: suffisso di lunghezza $m - j$ della stringa S .
 - In Python: $S[j:]$

Nel classico problema di pattern matching, ci viene data una stringa di testo T di lunghezza n e una stringa di pattern P di lunghezza m , e vogliamo scoprire se P è una sottostringa di T . In tal caso, potremmo voler trovare l’indice più basso j all’interno di T in cui inizia P , in modo che $T[j..j + m - 1]$ sia uguale a P , o forse trovare tutti gli indici di T in cui inizia il pattern P .

7.1 Brute Force

Il metodo più semplice per risolvere il problema del pattern matching è il metodo *brute force*. L'idea alla base di questo metodo è di confrontare il pattern P con ogni possibile sottostringa di T di lunghezza m . In particolare, per ogni indice i da 0 a $n - m$, confrontiamo la sottostringa $T[i..i + m - 1]$ con il pattern P . Se troviamo una corrispondenza, restituiamolo l'indice i .

```
1 def find_brute(T, P):
2     """Return the lowest index of T at which substring P begins (or else
3         -1)."""
4     n, m = len(T), len(P) # introduce convenient notations
5     for i in range(n-m+1): # try every potential starting index within T
6         k = 0 # an index into pattern P
7         while k < m and T[i + k] == P[k]: # kth character of P matches
8             k += 1
9         if k == m: # if we reached the end of pattern,
10            return i # substring T[i:i+m] matches P
11    return -1 # failed to find a match starting with any i
```

Performance

L'algoritmo consiste in due cicli annidati, con il ciclo esterno che scorre tutti i possibili indici iniziali del pattern nel testo T , e il ciclo interno che scorre ogni carattere del pattern P , confrontandolo con il suo potenziale carattere corrispondente nel testo. Pertanto, la correttezza dell'algoritmo deriva direttamente da questo approccio di ricerca esaustiva.

Il tempo di esecuzione del pattern matching tramite *Brute Force* nel caso peggiore non è buono poiché per ogni indice candidato in T , possiamo eseguire fino a m confronti di caratteri per scoprire che P non corrisponde a T all'indice corrente. Dal blocco di codice si può osservare che il ciclo *for* esterno viene eseguito al massimo $n - m + 1$ volte e il ciclo *while* interno viene eseguito al massimo m volte. Pertanto, il tempo di esecuzione nel caso peggiore è $O(n \cdot m)$.

Esempio

Supponiamo di avere un testo

$$T = \text{"abacaabaccabacabaabb"}$$

e un pattern

$$P = \text{"abacab"}$$



Figura 7.1: Esempio di Pattern Matching con algoritmo Brute Force. L'algoritmo esegue 27 confronti tra caratteri, numerati in figura.

7.2 L'algoritmo di Boyer-Moore

Come vedremo tra poco, non è sempre necessario confrontare ogni carattere del pattern con il testo. L'algoritmo di *Boyer-Moore* sfrutta questa osservazione per saltare alcune posizioni nel testo, riducendo così il numero di confronti necessari.

L'idea principale dell'algoritmo di *Boyer-Moore* è di migliorare l'efficienza dell'algoritmo *Brute Force* utilizzando due tecniche (euristiche) principali:

- **Looking-Glass Heuristic:** Quando si confrontano i caratteri del pattern con il testo, si inizia dal carattere più a destra del pattern e si procede verso sinistra.
 - **Character-Jump Heuristic:** Durante la verifica di un possibile piazzamento di P in T , un mismatch tra $T[i] = c$ e $P[k]$ viene gestito come segue:

Supponiamo che $T[i] \neq P[k]$ e $T[i] = c$.

- Se c non appare in p , p può essere "spostato" completamente oltre $T[i]$ ($P[0]$ viene allineato con $T[i + 1]$).
 - Altrimenti, $T[i]$ viene allineato con l'ultima occorrenza di c in P .



Figura 7.2: Una semplice dimostrazione dell'algoritmo di Boyer-Moore. Nel primo confronto si ha $T[4] \neq P[4]$ con $T[4] = 'e'$ che non è presente in P , per cui spostiamo P oltre $T[4]$. Nel secondo confronto si ha $T[9] \neq P[4]$ con $T[9] = 's'$ che è presente in P , in particolare l'ultima occorrenza di $'s'$ è in $P[2]$, per cui allineiamo $P[2]$ con $T[9]$.

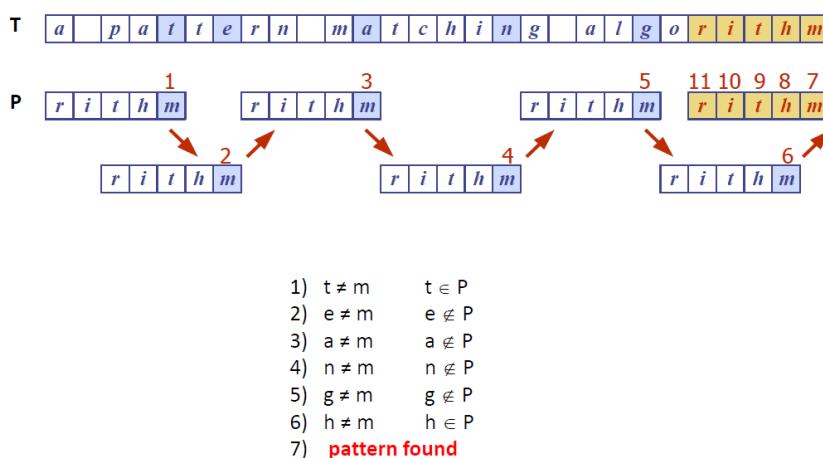


Figura 7.3: Esempio completo che mostra il numero di confronti.

Per formalizzare l'algoritmo di *Boyer-Moore* possiamo generalizzare il funzionamento come di seguito:

- Quando viene trovata una corrispondenza (a partire dall'ultimo carattere del pattern), l'algoritmo continua cercando di estendere la corrispondenza con il penultimo carattere del pattern nel suo allineamento corrente. Questo processo continua fino a quando tutti i caratteri del pattern sono stati confrontati con esito positivo o fino a quando si verifica un mismatch.
- Quando si verifica un mismatch, e il carattere del testo che ha causato il mismatch non è presente nel pattern, il pattern viene spostato completamente oltre quel carattere del testo. Se il carattere del testo è presente da qualche altra parte nel pattern, dobbiamo considerare due diversi casi a seconda che la sua ultima occorrenza sia (a) precedente o (b) successiva al carattere del pattern che era allineato con il carattere del testo che ha causato il mismatch.

Questi due casi sono rappresentati in figura 7.4 e approfonfinati di seguito:



Figura 7.4: Indichiamo con i l'indice del carattere non corrispondente nel testo, con k l'indice corrispondente nel pattern e con j l'indice dell'ultima occorrenza di $T[i]$ all'interno del pattern. Distinguiamo due casi: (a) $j < k$, nel qual caso spostiamo il pattern di $k - j$ unità, e quindi l'indice i avanza di $m - (j + 1)$ unità; (b) $j > k$, nel qual caso spostiamo il pattern di un'unità, e l'indice i avanza di $m - k$ unità. N.B. m è la lunghezza del pattern.

Nel caso di 7.4(b), il pattern viene spostato di una sola unità a destra. Sarebbe sicuramente più produttivo spostare il pattern a destra fino a quando l'ultima occorrenza di $T[i]$ nel pattern non è allineata con $T[i]$, ma questo richiederebbe un ulteriore calcolo per la ricerca della nuova occorrenza.

L'efficienza dell'algoritmo di *Boyer-Moore* risiede nell'utilizzo di una funzione di pre-elaborazione, $L(c)$, chiamata **last occurrence function** che consente di determinare rapidamente l'ultima occorrenza di un carattere nel pattern. Questa funzione viene calcolata una sola volta prima dell'inizio del processo di ricerca e viene utilizzata ogni volta che si verifica un mismatch.

$$\forall c \in \Sigma, \quad L(c) = \begin{cases} \max\{i \mid P[i] = c\} & \text{se } c \in P \\ -1 & \text{se } c \notin P \end{cases}$$

Per esempio, se abbiamo $\Sigma = \{\text{'a'}, \text{'b'}, \text{'c'}, \text{'d'}\}$ e $P = \text{"abacab"}$:

c	'a'	'b'	'c'	'd'
$L(c)$	4	5	3	-1

Possiamo modellare L come una *Map* che ha per chiavi i caratteri dell'alfabeto e per valori gli indici delle loro ultime occorrenze nel pattern (ad esempio, in Python possiamo usare un dizionario). La Map L può essere costruita in tempo $O(m + |\Sigma|)$ dove m è la lunghezza del pattern e $|\Sigma|$ è la dimensione dell'alfabeto.

```

1 def last_occurrence(p, sigma):
2     """Return the last-occurrence map L for pattern p over alphabet
        sigma."""
3     L = {c:-1 for c in sigma} # initialize all characters to -1
4     for i in range(len(p)):
5         L[p[i]] = i # update with last occurrence of character p[i]
6     return L

```

```

1 def find_boyer_moore(T, P):
2     """Return the lowest index of T at which substring P begins (or else
3         -1)."""
4     n, m = len(T), len(P)      # introduce convenient notations
5     if m == 0:
6         return 0                  # trivial search of empty pattern
7
8     # last occurrence function
9     last = {}                  # build the last-occurrence map
10    for k in range(m):
11        last[P[k]] = k          # later occurrence overwrites
12
13    # align end of pattern at index m-1 of text
14    i = m-1                     #an index into T
15    k = m-1                     #an index into P
16    while i < n:
17        if T[i] == P[k]:        # a matching character
18            if k == 0:
19                return i           # pattern begins at index i of text
20            else:
21                i -= 1             # examine previous character
22                k -= 1             # of both T and P
23            else:
24                j = last.get(T[i], -1) # last(T[i]) is -1 if not found
25                i += m-min(k, j+1)   # case analysis for jump step
26                k = m-1              # restart at end of pattern
27
28    return -1

```

Performance

La versione semplificata dell'algoritmo di Boyer-Moore presentata qui ha un tempo di esecuzione di $O(n \cdot m + |\Sigma|)$, in quanto la last-occurrence function richiede $O(m + |\Sigma|)$ tempo per essere costruita e la ricerca del pattern richiede $O(n \cdot m)$.

Il caso peggiore si verifica quando si ha una coppia del tipo:

$$T = \text{"aaa...aaa"} \quad P = \text{"baa...aaa"}$$

In questo caso, l'algoritmo di Boyer-Moore si comporta come l'algoritmo Brute Force, eseguendo $O(n \cdot m)$ confronti tra caratteri.

Tuttavia, l'algoritmo originale di Boyer-Moore utilizza euristiche più avanzate ed efficienti che consentono di ottenere un tempo di esecuzione medio di $O(n + m + |\Sigma|)$.

Esempio

Supponiamo di avere un testo

$$T = \text{"abacaabadcabacabaabb"}$$

e un pattern

$$P = \text{"abacab"}$$



Figura 7.5: Esempio di Pattern Matching con algoritmo di Boyer-Moore, con anche la tabella delle last occurrence. L'algoritmo esegue 13 confronti tra caratteri, numerati in figura.

7.3 L'algoritmo di Knuth-Morris-Pratt

Analizzando le prestazioni nel caso peggiore degli algoritmi di pattern-matching *brute-force* e *Boyer-Moore* su istanze specifiche del problema possiamo notare una notevole inefficienza. Per un certo allineamento del pattern, se troviamo diversi caratteri corrispondenti ma poi rileviamo un mismatch, ignoriamo tutte le informazioni ottenute dai confronti andati a buon fine.

L'algoritmo di *Knuth-Morris-Pratt* (o "KMP") evita questo spreco di informazioni e, facendo così, raggiunge un tempo di esecuzione di $O(n + m)$, $O(m)$ per il pre-processing del pattern, e $O(n)$ per i confronti tra testo e pattern. Nel caso peggiore qualsiasi algoritmo di pattern-matching dovrà esaminare tutti i caratteri del testo e tutti i caratteri del pattern almeno una volta. L'idea principale dell'algoritmo KMP è quella di pre-calcolare le sovrapposizioni del pattern su se stesso. In questo modo, quando si verifica un mismatch in una certa posizione, sappiamo immediatamente qual è lo spostamento massimo che possiamo applicare al pattern prima di continuare la ricerca.



Figura 7.6: KMP non ripete i confronti sui primi tre caratteri del pattern dal momento che si ripetono e sono già stati confrontati con successo.

7.3.1 Failure-Function

L'algoritmo KMP si basa sul calcolo della **failure function** f , che indica il corretto spostamento di P in caso di confronto fallito. In particolare, la funzione di fallimento $f(k)$ è definita come la **lunghezza del più lungo prefisso di P che è anche un suffisso di $P[1 : k + 1]$** ¹. Intuitivamente, se troviamo un mismatch sul carattere $P[k + 1]$, la funzione $f(k)$ ci dice quanti dei caratteri immediatamente precedenti possono essere riutilizzati per riavviare il pattern.

Operativamente, la funzione viene utilizzata nel seguente modo: se durante il confronto si verifica un *mismatch* all'indice j del pattern (cioè $P[j] \neq T[i]$), significa che i caratteri precedenti $P[0 \dots j - 1]$ corrispondevano al testo. Invece di ripartire da zero, l'algoritmo consulta il valore $f(j - 1)$, il quale ci indica quanti caratteri del prefisso possiamo "salvare". Il confronto riprenderà quindi confrontando il carattere del testo $T[i]$ con il nuovo indice del pattern $j' = f(j - 1)$.

¹ $P[1:k+1]$ comprende i caratteri da indice 1 a indice k , $k + 1$ non è incluso. Nota che non abbiamo incluso $P[0]$ qui, dal momento che una stringa è suffisso di sé stessa; così facendo imponiamo che sia un **suffisso proprio**, cioè diverso dalla stringa stessa

Per esempio, consideriamo il pattern $P = \text{"amalgamation"}$. La failure function f per questo pattern è mostrata nella tabella seguente:

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
$P[k]$	a	m	a	l	g	a	m	a	t	i	o	n
$f[k]$	0	0	1	0	0	1	2	3	0	0	0	0

Implementazione

L'implementazione dell'algoritmo KMP si basa su una funzione di utilità, `compute_kmp_fail`, per calcolare efficientemente la funzione di fallimento. La parte principale dell'algoritmo KMP è il suo ciclo `while`, che per ogni iterazione esegue un confronto tra il carattere $T[j]$ e il carattere $P[k]$. Se l'esito di questo confronto è una corrispondenza, l'algoritmo procede ai caratteri successivi sia in T che in P (o segnala una corrispondenza completa se si raggiunge la fine del pattern). Se il confronto fallisce, l'algoritmo consulta la funzione di fallimento per un nuovo carattere candidato in P , o ricomincia con il prossimo indice in T se si fallisce sul primo carattere del pattern (dato che nulla può essere riutilizzato).

```

1 def find_kmp(T, P):
2     """Return the lowest index of T at which substring P begins (or else
3         -1)."""
4     n, m = len(T), len(P)      # introduce convenient notations
5     if m == 0:
6         return 0                 # trivial search of empty pattern
7
8     fail = compute_kmp_fail(P)  # rely on utility to precompute fail
9         # function
10    j = 0                      # index into text
11    k = 0                      # index into pattern
12    while j < n:
13        if T[j] == P[k]:       # P[0:k] matched thus far
14            if k == m-1:        # match is complete
15                return j - m + 1 # pattern begins at index (j-m+1) of text
16            j += 1              # try to extend match
17            k += 1
18        elif k > 0:
19            k = fail[k-1]      # reuse suffix of P[0:k-1]
20        else:
21            j += 1              # no match at P[0], try next character in T
22    return -1

```

```

1 def compute_kmp_fail(P):
2     """Utility that computes and returns KMP fail list."""
3     m = len(P)
4     fail = [0] * m      # by default, presume overlap of 0 everywhere
5     j = 1
6     k = 0
7     while j < m:      # compute f(j) during this pass, if nonzero
8         if P[j] == P[k]: # k+1 characters match thus far
9             fail[j] = k + 1
10            j += 1
11            k += 1
12        elif k > 0:    # k follows a matching prefix
13            k = fail[k-1]
14        else:          # no match found starting at j
15            j += 1
16    return fail

```

Performance

Tralasciando momentaneamente il calcolo della failure function, il tempo di esecuzione dell'algoritmo KMP è chiaramente proporzionale al numero di iterazioni del ciclo while. Ai fini dell'analisi, definiamo $s = j - k$ come la quantità totale di spostamento del pattern P rispetto al testo T . Notiamo che durante l'esecuzione dell'algoritmo, abbiamo sempre $s \leq n$. Ad ogni iterazione del ciclo si verifica uno dei seguenti tre casi:

- Se $T[j] = P[k]$, allora sia j che k aumentano di 1, e quindi s non cambia.
- Se $T[j] \neq P[k]$ e $k > 0$, allora j non cambia e s aumenta di almeno 1, poiché in questo caso s cambia da $j - k$ a $j - f(k - 1)$, che è un'aggiunta pari a $k - f(k - 1)$, che è positiva perché $f(k - 1) < k$.
- Se $T[j] \neq P[k]$ e $k = 0$, allora j aumenta di 1 e s aumenta di 1, poiché k non cambia.

Quindi, in ogni iterazione del ciclo, o j o s vengono incrementati di almeno 1 (eventualmente entrambi); pertanto, il numero totale di iterazioni del ciclo while nell'algoritmo KMP è al massimo $2n$. Per rendere tutto ciò possibile si presuppone che la failure function di P sia già stata precedentemente calcolata.

L'algoritmo per il calcolo della failure function ha una complessità di $O(m)$. La sua analisi è analoga a quella del principale algoritmo KMP, ma esegue dei confronti tra il pattern di lunghezza m con se stesso.

Dunque, combinando entrambi i risultati, otteniamo che l'algoritmo KMP ha una complessità temporale complessiva di $O(n + m)$. La correttezza dell'algoritmo KMP deriva direttamente dalla definizione della failure function. Qualsiasi confronto che viene saltato è in realtà superfluo, poiché la funzione di fallimento garantisce che tutti i confronti ignorati siano ridondanti.

Esempio

Supponiamo di avere un testo

$$T = \text{"abacaabaccabacabaabb"}$$

e un pattern

$$P = \text{"abacab"}$$

k	0	1	2	3	4	5
$P[k]$	a	b	a	c	a	b
$f(k)$	0	0	1	0	1	2



Figura 7.7: Esempio di Pattern Matching con algoritmo KMP, con anche la tabella della failure function. L'algoritmo esegue 19 confronti tra caratteri, numerati in figura (sono necessari ulteriori confronti per il calcolo della failure function non presenti in figura).

Capitolo 8

Tries

Il problema del *pattern matching* presentato nel capitolo 7 velocizza la ricerca in un testo effettuando una pre-elaborazione del pattern (per calcolare la funzione di fallimento nell'algoritmo di Knuth-Morris-Pratt o la funzione last nell'algoritmo di Boyer-Moore). In questa sezione, adottiamo un approccio complementare, presentando algoritmi di ricerca di stringhe che effettuano una pre-elaborazione del testo. Questo approccio è adatto per applicazioni in cui viene eseguita una serie di query su un testo fisso, in modo che il costo iniziale della pre-elaborazione del testo sia compensato da un'accelerazione in ogni query successiva. A questo proposito introduciamo i *tries* (pronunciato "try"), una struttura dati basata su alberi per memorizzare stringhe al fine di supportare un rapido pattern matching. La principale applicazione dei tries è nel recupero delle informazioni, da cui il nome "trie" che deriva dalla parola "retrieval".

8.1 Standard Tries

Sia S un insieme di s stringhe su un alfabeto Σ tale che nessuna stringa in S sia prefisso di un'altra stringa. Uno **Standard Trie** per S è un albero ordinato T con le seguenti proprietà:

- Ogni nodo di T , eccetto la radice, è etichettato con un carattere di Σ .
- I figli di un nodo interno di T hanno etichette distinte.
- T ha s foglie, ciascuna associata a una stringa di S , tale che la concatenazione delle etichette dei nodi sul percorso dalla radice a una foglia v di T dia la stringa di S associata a v .

Dunque, un trie T rappresenta le stringhe di S tramite i percorsi dalla radice alle foglie di T . È importante assumere che nessuna stringa in S sia prefisso di un'altra sinistra poiché ciò garantisce che ogni stringa di S sia univocamente associata a una foglia di T . Possiamo sempre soddisfare questa assunzione aggiungendo un carattere speciale che non è nell'alfabeto originale Σ alla fine di ogni stringa.

Uno standard trie che memorizza una collezione S di s stringhe di lunghezza totale n da un alfabeto Σ ha le seguenti proprietà:

- L'altezza di T è uguale alla lunghezza della stringa più lunga in S .
- Ogni nodo interno di T può avere da 1 a $|\Sigma|$ figli.
- T ha s foglie.
- Il numero di nodi di T è al più $n + 1$.
 - Infatti, il caso peggiore per il numero di nodi di un trie si verifica quando nessuna coppia di stringhe condivide un prefisso non vuoto; cioè, ad eccezione della radice, tutti i nodi interni hanno un solo figlio.

Ricerca

Un trie T per un insieme S di stringhe permette di implementare una mappa in cui le chiavi sono le stringhe stesse; la ricerca di una stringa X avviene tracciando dalla radice il percorso indicato dai caratteri di X e, se tale percorso termina in un nodo foglia, la stringa è presente nella mappa, mentre se il percorso si interrompe o termina in un nodo interno la stringa non è una chiave valida.

Il tempo di esecuzione per cercare una stringa di lunghezza m è limitato superiormente da $O(m \cdot |\Sigma|)$, in quanto possiamo visitare al più $m + 1$ nodi di T e spendiamo $O(|\Sigma|)$ tempo in ogni nodo per determinare il figlio che ha come etichetta il carattere successivo. Tuttavia, possiamo migliorare il tempo speso in un nodo a $O(\log |\Sigma|)$ o atteso $O(1)$, mappando i caratteri ai figli utilizzando una tabella hash in ogni nodo, oppure utilizzando una lookup table diretta di dimensione $|\Sigma|$ in ogni nodo, se $|\Sigma|$ è sufficientemente piccolo (come nel caso delle stringhe di DNA). Per questi motivi, ci aspettiamo tipicamente che una ricerca per una stringa di lunghezza m venga eseguita in tempo $O(m)$.

Word Matching

Grazie a queste caratteristiche, il trie è adatto per il **word matching** esatto e per le query sui prefissi (per via dell'operazione di ricerca appena descritta), ma non per il pattern matching di sottostringhe arbitrarie. Il *word matching* è un caso particolare di pattern matching in cui vogliamo determinare se un dato pattern corrisponde esattamente a una delle parole del testo. Il word matching si differenzia dal pattern matching standard analizzato nel capitolo 7 perché in questo caso il pattern non può corrispondere a una sottostringa arbitraria del testo, ma solo a una delle sue parole.

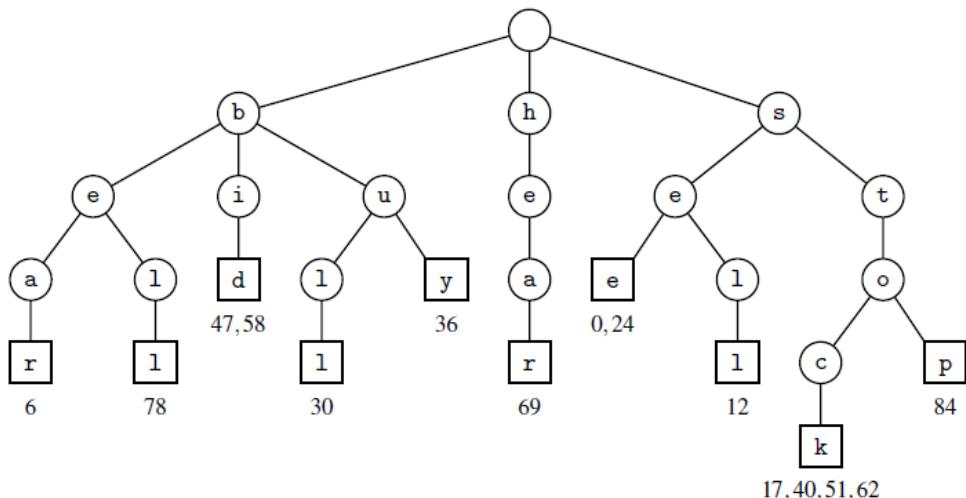
Costruzione di uno Standard Trie

Per costruire uno standard trie per un insieme S di stringhe, possiamo utilizzare un algoritmo incrementale che inserisce le stringhe una alla volta. Ricordiamo l'assunzione che nessuna stringa di S sia prefisso di un'altra stringa. Per inserire una nuova stringa X nel trie, seguiamo il percorso dei suoi caratteri finché esistono nodi corrispondenti. Nel punto in cui il percorso esistente si interrompe (ovvero non troviamo il carattere successivo), creiamo una nuova sequenza

di nodi per tutti i caratteri restanti di X . Il tempo di esecuzione per inserire X di lunghezza m è simile a una ricerca, con prestazioni nel caso peggiore di $O(m \cdot |\Sigma|)$, o attese $O(m)$ se si utilizzano tabelle hash secondarie in ogni nodo. Pertanto, la costruzione dell'intero trie per l'insieme S richiede un tempo atteso di $O(n)$, dove n è la lunghezza totale delle stringhe di S .

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	
s	e	e		a		b	e	a	r	?		s	e	1	1		s	t	o	c	k	!	
23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	
	s	e	e		a		b	u	l	1	?		b	u	y		s	t	o	c	k	!	
46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68
	b	i	d		s	t	o	c	k	!		b	i	d		s	t	o	c	k	!		
69	70	71	72	73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88				
h	e	a	r		t	h	e		b	e	1	1	?		s	t	o	p	!				

(a)



(b)

Figura 8.1: Word Matching tramite uno Standard Trie: (a) testo da cercare (articoli e preposizioni, noti anche come stop words, esclusi); (b) standard trie per le parole nel testo, con le foglie che mantengono l'informazione relativa all'indice in cui la data parola inizia nel testo. Ad esempio, la foglia per la parola *stock* indica che la parola inizia agli indici 17, 40, 51 e 62 del testo.

Come si può notare anche dall'esempio in Figura 8.1, c'è una potenziale inefficienza di spazio nello standard trie dovuta alla presenza di molti nodi che hanno un solo figlio, e l'esistenza di tali nodi rappresenta uno spreco. La ricerca di una soluzione a questo problema ha portato allo sviluppo del *Compressed Trie*, o *Patricia Trie*.

8.2 Compressed Tries

Un **Compressed Trie** è una variante dello standard trie che garantisce che ogni nodo interno del trie abbia almeno due figli. Questa regola viene applicata comprimendo le catene di nodi con un solo figlio.

Sia T un trie standard. Diciamo che un nodo interno v di T è **ridondante** se v ha un solo figlio e non è la radice. Diciamo anche che una *catena* di $k \geq 2$ archi,

$$(v_0, v_1)(v_1, v_2) \cdots (v_{k-1}, v_k)$$

è **ridondante** se:

- v_i è ridondante per $i = 1, \dots, k - 1$.
- v_0 e v_k non sono ridondanti.

Si può trasformare T in un *Compressed Trie* sostituendo ogni catena ridondante $(v_0, v_1) \cdots (v_{k-1}, v_k)$ di $k \geq 2$ archi con un singolo arco (v_0, v_k) , rietichettando v_k con la concatenazione delle etichette dei nodi v_1, \dots, v_k .

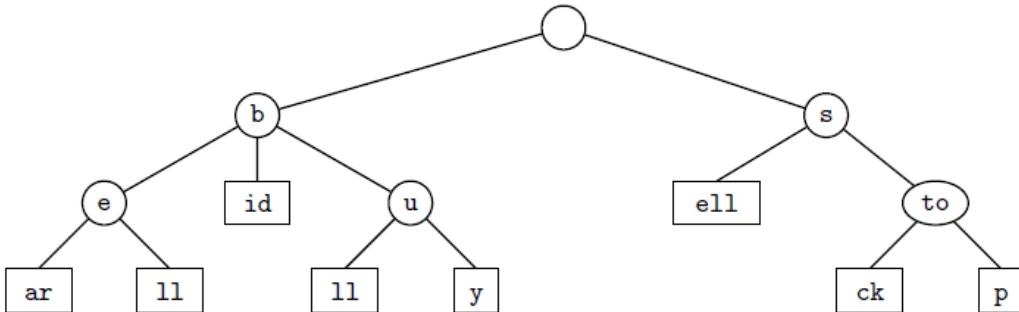


Figura 8.2: Compressed Trie per le stringhe {bear, bell, bid, bull, buy, sell, stock, stop}. (Confronta questo con lo standard trie mostrato in Figura 8.1.) Oltre alla compressione ai nodi foglia, nota il nodo interno con etichetta "to" condivisa dalle parole "stock" e "stop".

I nodi di un compressed trie sono etichettati con delle stringhe, che sono sottostringhe delle stringhe nella collezione, piuttosto che con singoli caratteri. Il vantaggio di un compressed trie rispetto a uno standard trie è che il numero di nodi del compressed trie è proporzionale al numero di stringhe e non alla loro lunghezza totale.

Un compressed trie che memorizza una collezione S di s stringhe in un alfabeto di dimensione d ha le seguenti proprietà:

- Ciascun nodo interno di T ha almeno due figli e al massimo d figli.
- T ha s nodi foglia.
- Il numero di nodi di T è $O(s)$.

Il *Compressed Trie* offre un reale vantaggio quando viene utilizzato come struttura di indicizzazione ausiliaria per una collezione di stringhe già memorizzate in una struttura primaria.

Supponiamo, ad esempio, che la collezione S di stringhe sia un array di stringhe $S[0], S[1], \dots, S[s - 1]$. Invece di memorizzare esplicitamente l'etichetta X di un nodo, la rappresentiamo implicitamente mediante una combinazione di tre interi $(i, j : k)$, tali che $X = S[i][j : k]$; cioè, X è la porzione di $S[i]$ costituita dai caratteri dalla posizione j fino a, ma non includendo, la posizione k .

	0	1	2	3	4
$S[0] =$	s	e	e		
$S[1] =$	b	e	a	r	
$S[2] =$	s	e	l	l	
$S[3] =$	s	t	o	c	k

	0	1	2	3
$S[4] =$	b	u	l	l
$S[5] =$	b	u	y	
$S[6] =$	b	i	d	

	0	1	2	3
$S[7] =$	h	e	a	r
$S[8] =$	b	e	l	l

	0	1	2	3
$S[9] =$	s	t	o	p

(a)



Figura 8.3: (a) Collezione S di stringhe memorizzata in un array. (b) Rappresentazione compatta del compressed trie per S .

In questo modo è possibile ridurre lo spazio totale per il trie stesso da $O(n)$ per lo standard trie a $O(s)$ per il compressed trie, dove n è la lunghezza totale delle stringhe in S e s è il numero di stringhe in S . Naturalmente, dobbiamo comunque memorizzare le diverse stringhe in S , ma riduciamo comunque lo spazio per il trie.

La ricerca in un compressed trie non è necessariamente più veloce che in un albero standard, poiché è ancora necessario confrontare ogni carattere del pattern desiderato con le etichette, potenzialmente multi-carattere, durante la traversata dei percorsi nel trie.

8.3 Suffix Tries

Un **Suffix Trie** (o *Suffix Tree*) per una stringa X è un trie che contiene tutti i suffissi di X .

Per un Suffix Trie, la rappresentazione compatta presentata nella sezione precedente può essere ulteriormente semplificata. In particolare, l'etichetta di ogni vertice è una coppia (j, k) che indica la stringa $X[j : k]$. Al fine di soddisfare la regola che nessun suffisso di X sia prefisso di un altro suffisso, possiamo aggiungere un carattere speciale, denotato con $\$$ (che non è nell'alfabeto originale Σ) alla fine di X (e quindi a ogni suffisso).

Al netto di tutto ciò, se la stringa X ha lunghezza n , costruiamo un trie per l'insieme di n stringhe $X[j : n]$, per $j = 0, \dots, n - 1$.

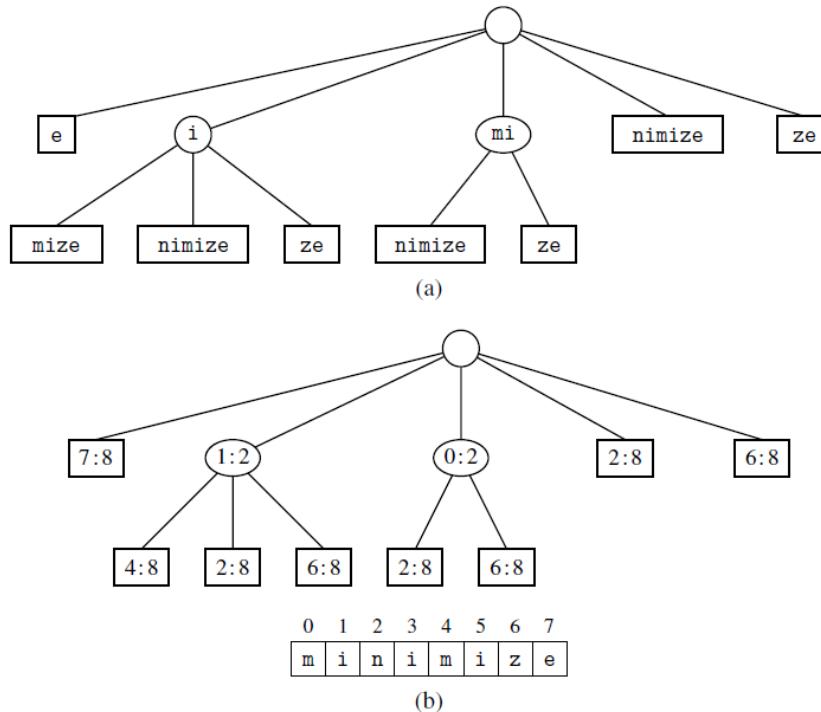


Figura 8.4: (a) Suffix trie T per la stringa $X = \text{"minimize"}$. (b) Rappresentazione compatta di T , dove la coppia $(j : k)$ denota la porzione $X[j : k]$ nella stringa di riferimento.

Per costruire un Suffix Trie possiamo procedere in modo simile alla costruzione di uno Standard Trie (compresso). In breve, si segue il cammino esistente finché coincide; dove il cammino finisce o diverge si crea una diramazione.

La lunghezza totale dei suffissi di una stringa X di lunghezza n è pari a:

$$1 + 2 + \dots + n = \frac{n(n + 1)}{2} = O(n^2)$$

Nonostante ciò, il suffix trie può essere costruito in spazio $O(n)$ poiché molte porzioni dei suffissi condividono prefissi comuni. La costruzione di un Suffix Trie richiede un tempo $O(n^2)$, anche se in realtà esiste un algoritmo più complesso (che non approfondiremo) che costruisce un Suffix Trie in tempo $O(n)$.

8.4 Pattern Matching con Suffix Tries

Il Suffix Trie T per una stringa X può essere utilizzato per eseguire efficientemente query di pattern-matching sul testo X .

Supponiamo di voler cercare un pattern P di lunghezza m e sia D un testo di lunghezza n (di solito $n \gg m$). Siamo in grado di trovare un'occorrenza di P in D con $O(n)$ pre-processing del testo, $O(m)$ per la ricerca e uno spazio utilizzato $O(n)$.

- Se dobbiamo ricercare un nuovo pattern P' in D , abbiamo bisogno solamente di un tempo $O(m')$, dove m' è la lunghezza di P' .
- Questo metodo è più efficiente di *BM* o *KMP* quando il testo è fisso e disponibile per essere pre-elaborato in anticipo.



Figura 8.5: Il pattern viene trovato in posizione: $8 - \text{len}(Y) = 5$

Eseguiamo il pattern matching come segue:

- Costruiamo il Suffix Trie T per il testo D , il che può essere fatto in $O(n)$ con uno spazio $O(n)$.
- Confronta i caratteri di P lungo l'unico percorso corrispondente in T fino a quando:
 - Tutti i caratteri di P sono stati confrontati con successo (in questo caso, P si trova in D).
 - Non sono possibili ulteriori match (in questo caso, P non si trova in D).
- Se P è stato trovato, possiamo recuperare la posizione di P all'interno di D nel modo seguente:
 - Sia v il nodo in cui termina il confronto, con etichetta (j, k) .
 - Sia Y la stringa di lunghezza y corrispondente al percorso dalla radice a v .
 - L'indice del primo carattere di P in D è dato da $k - y$.

8.5 The Substring Problem

In questa tipologia di problema abbiamo a disposizione un insieme noto e fissato di stringhe che chiameremo **database dei pattern**. Successivamente ci viene fornita una stringa S per cui vogliamo trovare tutti i pattern nel database che contengono S come sottostringa.

Osservando attentamente questo problema notiamo che si tratta in effetti del problema duale del *pattern matching*, in cui abbiamo un testo fisso e cerchiamo un pattern variabile. Qui, invece, abbiamo un insieme fisso di pattern e cerchiamo una sottostringa che variabile.

Supponiamo che la lunghezza totale delle stringhe nel database sia pari a m . Siccome normalmente questo valore m può essere molto grande, vogliamo limitare lo spazio utilizzato per memorizzare il database, limitare il tempo necessario per il pre-processing e limitare la fase di ricerca il più possibile.

Soluzione

La soluzione a questo problema sfrutta proprio i **Suffix Tries**, che come abbiamo visto sono capaci di rispettare i vincoli di spazio e tempo richiesti.

- Costruiamo un Suffix Trie T per l'insieme dei pattern nel database, che quindi conterrà tutti i suffissi di tutti i pattern. Questo richiede un tempo $O(m)$ e uno spazio $O(m)$.
- Ogni nodo v in T mantiene una lista di tutti i pattern che contengono la stringa rappresentata dal percorso dalla radice a v .
- Per cercare una stringa S di lunghezza n , seguiamo il percorso in T indicato dai caratteri di S . Se la ricerca termina con successo in un nodo v , allora tutti i pattern nella lista associata a v contengono S come sottostringa. Se il percorso si interrompe prima di raggiungere un nodo, allora nessun pattern nel database contiene S come sottostringa.
 - Se la ricerca ha successo, e v è un nodo foglia, la stringa S è proprio un pattern del database.
 - Se la ricerca ha successo, e v è un nodo interno, la lista associata a v contiene tutti i pattern che contengono S come sottostringa.
 - Se la ricerca fallisce in un nodo f , il percorso per cui si ha avuto un match (parziale) fino a quel punto rappresenta il prefisso più lungo di S che è anche una sottostringa di almeno un pattern nel database.
- La ricerca richiede un tempo $O(n)$, dove n è la lunghezza di S .

8.6 Longest Common Substring: two strings

Ricordiamo che una sottostringa $S[i : j]$ di una stringa S è data dai caratteri $S[i], \dots, S[j - 1]$. Una stringa S è una **sottostringa comune** di due stringhe S_1 e S_2 se ci esistono degli indici i, j, i', j' tali che $S = S_1[i : j] = S_2[i' : j']$.

Il problema della *longest common substring* (LCS) consiste nel trovare la sottostringa comune più lunga, in questo caso tra due sole stringhe.

Soluzione

Siano m_1 e m_2 le lunghezze delle due stringhe S_1 e S_2 , e sia $m = m_1 + m_2$. La sottostringa comune più lunga tra due stringhe può essere trovata in tempo $O(m)$ e spazio $O(m)$ utilizzando un Suffix Trie, come segue:

- Costruiamo un Suffix Trie T che contiene entrambe le stringhe (e i loro suffissi) e memorizziamo in ogni nodo un’etichetta con uno dei valori $\{1, 2, 1/2\}$ a seconda che il suffisso provenga da S_1 , S_2 o entrambi.
 - Questo richiede un tempo $O(m)$ e uno spazio $O(m)$.
- Cerchiamo un nodo v di T con etichetta $1/2$ tale che la lunghezza della stringa corrispondente al percorso dalla radice a v sia massima.
 - Richiede di visitare al più tutti i nodi di T , quindi richiede un tempo $O(m)$.
- La stringa corrispondente al percorso dalla radice a v è la sottostringa comune più lunga tra S_1 e S_2 .

- $S_1 = \text{"alive"} \quad S_2 = \text{"cali"}$
- $D = \{\text{e\$}, \text{ve\$}, \text{ive\$}, \text{live\$}, \text{alive\$}, \text{i\$}, \text{li\$}, \text{ali\$}, \text{cali\$}\}$

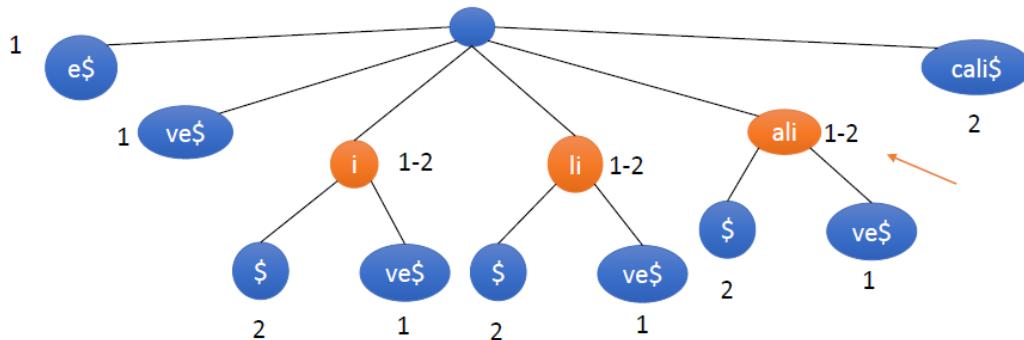


Figura 8.6: Il simbolo $\$$ viene utilizzato per fare in modo che nessuna stringa sia prefisso di un’altra all’interno di D .

8.7 Longest Common Substring: many strings

Generalizziamo ora il problema della *longest common substring* (LCS) a più di due stringhe. Supponiamo di avere K stringhe la cui lunghezza totale è m . Per ogni k compreso tra 2 e K , definiamo $l(k)$ come la lunghezza della sottostringa comune più lunga per almeno k delle K stringhe. Il problema della LCS per più stringhe consiste nel calcolare i valori $l(2), l(3), \dots, l(K)$ e le stringhe corrispondenti.

Esempio: Sia $S = \{ \text{banana}, \text{anana}, \text{nana}, \text{fana} \}$. In questo caso, $l(2) = 4$ (la sottostringa comune più lunga tra almeno due stringhe è *nana*), $l(3) = 2$ (la sottostringa comune più lunga tra almeno tre stringhe è *an*) e $l(4) = 0$ (non esiste alcuna sottostringa comune a tutte e quattro le stringhe).

Soluzione

- Costruiamo un **Suffix Tree generalizzato**¹ T per le K stringhe.
 - Ogni nodo foglia di T rappresenta un suffisso di una delle K stringhe e viene etichettato con l'indice della stringa a cui appartiene.
 - * Anche in questo caso, per garantire che nessuna stringa sia prefisso di un'altra, aggiungiamo un carattere speciale unico alla fine di ogni stringa.
 - Per ogni nodo interno v di T , calcoliamo $C(v)$ come il numero di identificatori di stringa distinti che compaiono alle foglie del sottoalbero radicato in v .
 - * Questa operazione è il **collo di bottiglia della soluzione** e può essere eseguita in tempo $O(K \cdot m)$.
 - Per ogni nodo v di T , calcoliamo la lunghezza della stringa corrispondente al percorso dalla radice a v .
- I valori di $l(k)$ possono essere calcolati facilmente visitando l'albero in tempo lineare:
 - Durante questa visita, costruiamo un vettore V in cui, per ogni valore di k da 2 a K , la cella $V(k)$ memorizza la massima string-depth trovata tra i nodi che hanno $C(v) = k$ (cioè i nodi condivisi da esattamente k stringhe).
 - Infine, calcoliamo i valori finali partendo da $k = K$ e andando a ritroso: impostiamo $l(k)$ uguale a $V(k)$ se questo è maggiore del valore successivo, altrimenti $l(k)$ eredita il valore di $l(k + 1)$ (questo serve a propagare la soluzione: se una stringa è condivisa da K elementi, vale anche come stringa condivisa da $K - 1$).

$$l(k) = \begin{cases} V(k) & \text{se } V(k) > l(k + 1) \\ l(k + 1) & \text{altrimenti} \end{cases}$$

¹Un *Suffix Tree generalizzato* rappresenta tutti i suffissi di un insieme di stringhe, anziché di una singola stringa; Nota: è stato utilizzato nelle soluzioni dei paragrafi precedenti ai problemi proposti

Capitolo 9

Greedy Algorithms

L'*approccio Greedy* è un paradigma di progettazione di algoritmi utilizzato per risolvere **problemi di ottimizzazione**. Un algoritmo greedy funziona bene quando una soluzione ottimale può essere raggiunta attraverso una *serie di scelte locali ottimali*. A partire da una *configurazione iniziale* (soluzione parziale), l'algoritmo effettua una scelta (la migliore possibile localmente) in una classe di possibili opzioni, e ripete lo stesso procedimento aggiornando di volta in volta la configurazione corrente, fino a raggiungere una soluzione completa.

In particolare, non possiamo utilizzare questo approccio per tutti i problemi di ottimizzazioni. Diciamo che un problema di ottimizzazione ammette una **soluzione greedy** se il problema soddisfa la proprietà:

- **Greedy-choice property:** la soluzione completa ottimale può sempre essere raggiunta effettuando una serie di progressi, che rappresentano delle scelte locali ottimali, a partire da una configurazione iniziale.

Ad ogni passo, la "scelta" deve essere:

- **Realizzabile:** deve soddisfare i vincoli dettati dal problema.
- **Localmente ottima:** deve essere la scelta migliore tra tutte le scelte possibili (e realizzabili) in quel momento.
 - Non è necessario che questa scelta sia ottima rispetto alla soluzione globale.
 - Da notare che non è sempre detto che effettuare scelte localmente ottimali porti ad una soluzione globale ottimale. In questi casi, l'algoritmo greedy non funziona correttamente.
- **Irrevocabile:** una volta effettuata una scelta, questa non può essere modificata in futuro.

Un algoritmo greedy costruisce una soluzione in piccoli passi successivi, scegliendo ad ogni passo una decisione che riguarda esclusivamente la configurazione corrente. Spesso si possono progettare molti algoritmi greedy diversi per lo stesso problema, ognuno dei quali ottimizza localmente e in modo incrementale qualche misura diversa nel suo cammino verso una soluzione. È facile inventare algoritmi greedy per quasi tutti i problemi; trovare i casi in cui funzionano bene, e dimostrare che effettivamente funzionano bene, è la sfida interessante.

9.1 Modello generale

Indichiamo con S la soluzione parziale corrente, e con P il sotto problema che rimane da risolvere. Inizialmente, S è vuota e P coincide con il problema originale. Ad ogni passo, l'algoritmo greedy:

-
1. Generate all candidate choices as list L for current sub-problem P .
 2. While (L is not empty or other finish condition is not met)
 3. Compute the feasible value of each choice in L ;
 4. Modify S and P by taking choice with the highest feasible value;
 5. Update L according to S and P ;
 6. Endwhile
 7. Return the resulting complete solution.
-

Sia A l'insieme di tutti i possibili elementi del problema. Ad ogni step, l'algoritmo greedy mantiene una partizione $\langle X, Y, W \rangle$ di A , dove:

- X : insieme degli elementi selezionati fino a quel momento (soluzione parziale corrente).
- Y : insieme degli elementi valutati ma non ancora selezionati.
- W : insieme degli elementi non ancora valutati.

Inizialmente, $W = A$ e $X = Y = \emptyset$. Alla fine dell'algoritmo, X conterrà la soluzione completa, $Y = A/X$ contiene tutti gli elementi di A che non sono stati selezionati, e $W = \emptyset$.

Gli algoritmi greedy sono spesso **estremamente intuitivi** al tal punto da rappresentare la soluzione più semplice e naturale per molti problemi. Sono anche molto **efficienti**, con complessità temporali che vanno da $O(n \log n)$ a $O(n)$, dove n è la dimensione dell'input. Tuttavia, la loro efficienza dipende fortemente dalla natura del problema e dalla struttura dei dati utilizzati per implementare l'algoritmo.

La parte più complicata nella progettazione di un algoritmo greedy è la **dimostrazione della correttezza** dell'algoritmo, che spesso richiede tecniche di dimostrazione specifiche per ogni problema. Le tecniche più comuni sono:

- **Greedy stays ahead**: si dimostra che, ad ogni passo dell'algoritmo, la soluzione parziale costruita dall'algoritmo greedy è almeno altrettanto buona quanto qualsiasi altra soluzione parziale possibile.
- **Exchange**: si dimostra che qualsiasi soluzione ottimale può essere trasformata nella soluzione prodotta dall'algoritmo greedy attraverso una serie di scambi di elementi, senza peggiorare la qualità della soluzione.

9.2 Coin Change: The Cashier Algorithm

Il problema del *Coin Change* (cambio di monete) consiste nel trovare il numero minimo di monete necessarie per rappresentare un dato importo di denaro, utilizzando un insieme predefinito di tagli di monete.

Il problema prende in input un importo R (in centesimi di euro) e richiede in output il numero minimo di monete necessarie per rappresentare tale importo, utilizzando solo, ad esempio, monete di taglio 2€, 1€, 50c, 20c, 10c, 5c, 2c e 1c. Si assume di avere a disposizione un numero illimitato di monete per ogni taglio.

```
Sort coins denominations by value: c[1] > c[2] > ... > c[k]
1. S = {}           // inizializza soluzione parziale (insieme vuoto)
2. while (x != 0) { // finché l'importo da cambiare non è zero
3.     let k be the largest integer such that c[k] <= x
4.     if (k = 0)
5.         return "no solution found"
6.     x = x - c[k] // riduci l'importo rimanente
7.     S = {S, c[k]} // aggiungi c[k] alla soluzione
8. }
9. return S         // restituisci la soluzione completa
```

```
1 def coin_change(amount_rem):
2     coin_combinations = [50, 20, 10, 5, 2, 1]    # Valori in centesimi
3     result = []
4
5     for coin in coin_combinations:
6         coin_count = amount_rem // coin # Divisione intera per ottenere il
7             numero massimo di monete di questo taglio
8         result += [coin] * coin_count    # Aggiungi le monete alla soluzione
9         amount_rem -= coin * coin_count # Aggiorna l'importo rimanente
10        if amount_rem == 0:
11            return result            # Restituisci la soluzione completa
12
13    if amount_rem > 0:          # Se non e' stato possibile coprire l'importo
14        return "No solution found"
```

In generale, questo algoritmo restituisce sempre una soluzione (non necessariamente ottimale) se $c[k] = 1$ (cioè se esiste una moneta di taglio unitario). Tuttavia, l'algoritmo è ottimale solo per alcuni sistemi di monete specifici, come quello europeo, i cosiddetti **sistemi canonici**.

Un insieme di monete è un **sistema canonico** se l'algoritmo del cassiere fornisce la soluzione ottimale per ogni importo R da cambiare. In generale, non tutti i sistemi di monete sono canonici e determinare se un sistema di monete è canonico può essere un problema complesso.

9.3 Scheduling

Il problema dello *scheduling* riguarda la pianificazione di un insieme di attività o compiti su risorse limitate, come macchine, lavoratori o tempo. L'obiettivo è ottimizzare l'uso delle risorse per massimizzare l'efficienza, minimizzare i tempi di completamento o soddisfare altre metriche di performance. Le attività possono avere vincoli di tempo, priorità diverse e requisiti specifici, rendendo il problema complesso e variegato.

In generale, dato un insieme di n attività ognuna con un *tempo di inizio* s_i e un *tempo di fine* f_i (con $s_i < f_i$), si chiede di:

- **Task Scheduling:** Minimizzare il numero di macchine (in generale risorse) necessarie per completare tutte le attività senza sovrapposizioni.
- **Interval Scheduling:** Massimizzare il numero di attività che possono essere completate senza sovrapposizioni, utilizzando una singola macchina.

9.3.1 Task Scheduling

In questa tipologia di problemi, abbiamo delle risorse identiche limitate (useremo il termine "macchine" per semplicità) e desideriamo assegnare un insieme di attività a queste macchine in modo tale che nessuna attività si sovrapponga temporalmente su una stessa macchina. L'obiettivo è minimizzare il numero di macchine utilizzate per completare tutte le attività.



Figura 9.1: (a) Una istanza del problema di Task Scheduling, in cui le risorse sono delle aule e le attività sono lezioni da assegnare. (b) Una soluzione in cui tutte le attività sono pianificate utilizzando tre risorse: ogni riga rappresenta un insieme di attività che possono essere tutte pianificate su una singola risorsa.

Soluzione Greedy

Una soluzione greedy molto intuitiva per questo problema consiste nell'ordinare le attività in ordine crescente di tempo di inizio. Successivamente, si itera attraverso l'elenco delle attività e si assegna ciascuna attività alla prima macchina disponibile che non abbia conflitti di orario con le attività già assegnate. Se nessuna macchina è disponibile, si aggiunge una nuova macchina.

```
Sort intervals by starting time so that s[1] <= s[2] <= ... <= s[n]
1. d = 0      // inizializza il numero di macchine
2. for j = 1 to n {
3.     if (task j is compatible with some machine k)
4.         schedule task j on machine K
5.     else
6.         allocate a new machine d + 1
7.         schedule task j on machine d + 1
8.         d = d + 1
9. }
10. return d // restituisci il numero di macchine utilizzate
```

L'algoritmo ha complessità complessiva $O(n \log n)$, dominata dall'ordinamento iniziale delle attività per tempo di inizio.

Nella fase di assegnazione si utilizza una *Min-Priority Queue* (min-heap) contenente, per ciascuna macchina, il tempo di fine dell'ultimo task eseguito. In questo modo la radice del heap rappresenta sempre la macchina che si libera per prima.

Per ogni attività j , processata in ordine crescente di $s[j]$, è sufficiente confrontare $s[j]$ con il minimo del heap:

- se $s[j] \geq f_{\min}$, la macchina si è liberata: si estrae il minimo e si inserisce il nuovo tempo di fine ($O(\log n)$);
- altrimenti, tutte le macchine sono occupate: si alloca una nuova macchina e si inserisce il suo tempo di fine nel heap ($O(\log n)$).

Poiché ogni attività effettua al più un'estrazione e un'inserzione nel heap, la fase di scansione richiede $O(n \log n)$, in linea con il costo dell'ordinamento.

9.3.2 Interval Scheduling

In questa tipologia di problemi, abbiamo una singola macchina e desideriamo selezionare un sottoinsieme di attività da eseguire su questa macchina in modo tale che nessuna attività si sovrapponga con un’altra. L’obiettivo è massimizzare il numero di attività completate senza sovrapposizioni.



Figura 9.2: Una istanza del problema di Interval Scheduling in cui si hanno 8 attività da collocare su una singola macchina.

Soluzione Greedy

Nel cercare una soluzione ottimale per questo problema, possiamo considerare diverse strategie greedy intuitive, e selezionare la prima attività compatibile con quelle già scelte. Alcune possibili strategie includono:

- Ordinamento per tempo di inizio crescente. Seleziono le attività compatibili in ordine di inizio $s[i]$.
- **Ordinamento per tempo di fine crescente.** Seleziono le attività compatibili in ordine di fine $f[i]$.
- Ordinamento per durata crescente. Seleziono le attività compatibili in ordine di durata $f[i] - s[i]$.
- Ordinamento per numero di conflitti crescente. Per ogni attività i , conto il numero c_i di altre attività che non sono compatibili con i (cioè che si sovrappongono temporalmente con i). Seleziono le attività compatibili in ordine crescente di c_i .



Figura 9.3: Controesempi per le strategie greedy di Interval Scheduling basate su (a) tempo di inizio crescente, (b) durata crescente, (c) numero di conflitti crescente.

Tra queste strategie, solo l'**ordinamento per tempo di fine crescente** garantisce una **soluzione ottimale** per il problema di *Interval Scheduling*. Le altre strategie possono portare a soluzioni subottimali, come mostrato nei controesempi della Figura 9.3. Dal momento che per confutare una strategia greedy è sufficiente trovare un singolo controesempio, possiamo concludere che l'unica strategia ottimale tra quelle elencate è quella basata sul tempo di fine crescente (ci siamo limitati a confutare le strategie mostrate in Figura 9.3, ma per essere certi che la strategia basata sul tempo di fine crescente sia ottimale, sarebbe necessario dimostrarne la correttezza).

```

Sort intervals by finishing time so that f[1] < f[2] < ... < f[n]
1. n = s.length      // number of activities
2. A = {a[1]}        // initialize solution with first activity
3. k = 1             // index of last activity added to A
4. for m=2 to n {
5.     if (s[m] >= f[k])
6.         A = {A, a[m]} // add activity a[m] to A
7.         k = m        // update index of last activity added to A
8. }
9. return A          // return the set of accepted activities

```

L'algoritmo ha complessità complessiva $O(n \log n)$, dominata dall'ordinamento iniziale delle attività per tempo di fine. L'algoritmo sfrutta una semplice *scansione lineare* delle attività ordinate, selezionando ogni volta la prima attività compatibile con l'ultima selezionata.

9.4 Fractional Knapsack

Il problema del *Fractional Knapsack* consiste nel massimizzare il valore totale degli elementi inseriti in uno "zaino" (knapsack) con una capacità limitata, permettendo di prendere frazioni degli oggetti.

Data una sequenza S di n elementi, ognuno dei quali ha un **peso** p_i e un **valore** v_i (entrambi interi positivi), e data una **capacità massima** P , l'obiettivo è selezionare una combinazione di elementi di S (o frazioni di essi) in modo tale che il peso totale non superi P e il valore totale sia massimizzato.



Figura 9.4: Esempio di soluzione ottimale per un'istanza del problema di Fractional Knapsack con capacità $P = 10\text{ml}$.

Soluzione Greedy

Una soluzione greedy per questo problema consiste nell'ordinare gli elementi in ordine decrescente di *valore per unità di peso*, dato dal rapporto v_i/p_i . Questo valore rappresenta il **profitto** ottenuto per ogni unità di peso dell'elemento i . Successivamente, gli elementi vengono inseriti per intero nello zaino in questo ordine, fino a quando non si raggiunge un elemento j , detto *elemento critico*, che ha un peso maggiore della capacità massima residua dello zaino. A questo punto, si inserisce solo la frazione di j che può essere contenuta nello zaino, e l'algoritmo termina, restituendo la soluzione completa.

Input: Set S of items i with weight p_i and value v_i all positive
Knapsack capacity $P > 0$

Output: Amount x_i of i that maximizes the total benefit without exceeding in the capacity

```
1. FractionalKnapsack( $S, P$ ):  
2.   for each  $i$  in  $S$  do  
3.      $x_i = 0$            // initially the knapsack is empty  
4.      $b_i = v_i/w_i$       // the benefit of item  $i$   
5.      $p = P$            // remaining capacity in knapsack (initially  $p = P$ )  
6.     while  $p > 0$  do  
7.       remove from  $S$  an item of maximal benefit    // greedy choice  
8.        $x_i = \min(p_i, p)$     // can't carry more than  $p$   
9.        $p -= x_i$            // update remaining capacity
```

L'algoritmo ha una complessità complessiva di $O(n \log n)$, dominata dall'ordinamento iniziale degli elementi in base al loro valore per unità di peso. La fase di selezione degli elementi richiede invece $O(n)$, poiché ogni elemento viene considerato una sola volta.

Come già accennato, progettare un algoritmo greedy è spesso semplice ed intuitivo; d'altra parte bisogna essere consapevoli che non tutti i problemi di ottimizzazione ammettono una soluzione *ottimale* basata su questo approccio.

Ad esempio, il problema del *0-1 Knapsack*, in cui gli elementi non possono essere frazionati (cioè devono essere presi per intero o lasciati fuori dallo zaino), non ammette una soluzione ottimale basata su un algoritmo greedy. In questo caso, è necessario utilizzare tecniche più complesse, come la programmazione dinamica, per trovare la soluzione ottimale.

I casi in cui un algoritmo greedy fallisce nel trovare la soluzione ottimale sono spesso caratterizzati dalla presenza di **scelte locali che non portano a una soluzione globale ottimale**, e trovare delle particolari istanze del problema che dimostrino questo fatto non è sempre banale. Inoltre, dimostrare che un algoritmo greedy è effettivamente ottimale per un dato problema può richiedere tecniche di dimostrazione specifiche e non sempre intuitive, anche se spesso si basano su idee semplici come *greedy stays ahead* e *exchange* già menzionate in precedenza.

9.5 Text Compression

La *compressione del testo* è un’operazione che mira a ridurre la quantità di spazio necessario per memorizzare o trasmettere dati testuali. Questo processo è fondamentale in molte applicazioni, come l’archiviazione di file, la trasmissione di dati su reti a larghezza di banda limitata e l’ottimizzazione delle prestazioni dei sistemi informatici. Una tecnica comune per la compressione del testo è l’uso di algoritmi di codifica che sfruttano la ridondanza nei dati per rappresentarli in modo più efficiente.

Data una stringa X , vogliamo codificare in modo efficiente X in una stringa binaria Y più piccola (usando solo i caratteri 0 e 1). Uno dei modi possibili per risolvere questo problema è utilizzare la **codifica di Huffman** (Huffman code).

9.5.1 Codifica di Huffman

Questa soluzione si basa sul calcolo della frequenza f_c di ogni carattere c che compare in X . L’idea è di assegnare codici binari più brevi ai caratteri che appaiono più frequentemente e codici più lunghi ai caratteri meno frequenti. In questo modo, la lunghezza totale della stringa codificata Y sarà minimizzata.

- Una **code map** (mappa di codifica) associa ad ogni carattere un corrispondente codice binario, detto *code-word*.
- Un **prefix code** (codice prefisso) è un sistema di codifica binario in cui nessuna parola di codice è il prefisso di un’altra parola di codice. Questo garantisce che la decodifica sia univoca e non ambigua.
- Un codice prefisso può essere rappresentato da un **encoding tree** (albero di codifica).
- Un *encoding tree* è un albero binario in cui:
 - Ogni foglia rappresenta un carattere.
 - La code-word associata ad un carattere è data dal percorso dalla radice alla foglia corrispondente che memorizza tale carattere.
 - Per ciascun nodo, il figlio sinistro rappresenta il bit 0 e il figlio destro rappresenta il bit 1.

Data una stringa X , vogliamo cercare un codice prefisso (e quindi un encoding tree) per i caratteri di X tale che la codifica binaria di X sia la più corta possibile.

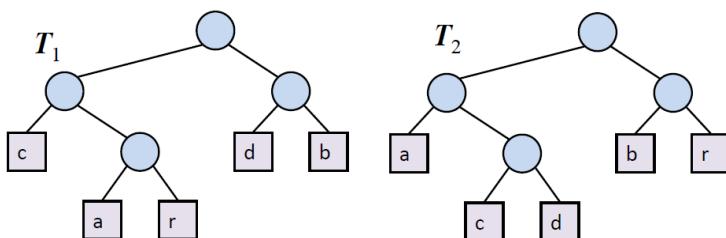


Figura 9.5: Esempio con $X = \text{"abracadabra"}$. L’encoding tree T_1 codifica X in 29 bit, mentre l’encoding tree T_2 codifica X in 24 bit, per cui la codifica di Huffman restituisce T_2 come soluzione ottimale.

Soluzione Greedy: l'algoritmo di Huffman

L'algoritmo di codifica di Huffman inizia con ciascuno dei d caratteri distinti della stringa X da codificare ponendoli come nodo radice di un albero binario a nodo singolo. L'algoritmo procede in una serie di passaggi. In ogni passaggio, l'algoritmo prende i due alberi binari con le frequenze più piccole e li unisce in un unico albero binario. Ripete questo processo fino a quando non rimane un solo albero.

Ogni iterazione del ciclo while nell'algoritmo di Huffman può essere implementata in tempo $O(\log d)$ utilizzando una *coda di priorità rappresentata con un heap*. Inoltre, ogni iterazione estrae due nodi da Q e ne aggiunge uno, un processo che verrà ripetuto $d - 1$ volte prima che rimanga esattamente un nodo in Q . Pertanto, questo algoritmo funziona in tempo $O(n + d \log d)$.

Sebbene una giustificazione completa della correttezza di questo algoritmo sia al di fuori del nostro ambito qui, notiamo che la sua intuizione deriva da una semplice idea: qualsiasi codice ottimale può essere convertito in un codice ottimale in cui le code-word per i due caratteri a frequenza più bassa, a e b , differiscono solo nel loro ultimo bit. Reiterando il ragionamento per una sequenza in cui a e b sono sostituiti da un unico carattere c , si ottiene quanto segue:

Input: String X of length n with d distinct characters

Output: Encoding tree for X

1. **Huffman(X):**
 2. Compute the frequency $f(c)$ of each character c of X
 3. Initialize a priority queue Q
 4. for each character c in X do
 5. Create a single-node binary tree T storing c
 6. Insert T into Q with key $f(c)$
 7. while $\text{len}(Q) > 1$ do
 8. $(f_1, T_1) = Q.\text{remove_min}()$
 9. $(f_2, T_2) = Q.\text{remove_min}()$
 10. Create a new binary tree T with left subtree T_1 and
 right subtree T_2
 11. Insert T into Q with key $f_1 + f_2$
 12. $(f, T) = Q.\text{remove_min}()$
 13. return tree T
-



Figura 9.6: Esempio di esecuzione dell'algoritmo di Huffman per la stringa $X = \text{"abracadabra"}$. Ipotizzando che ciascun carattere sia rappresentato con 8 bit, la codifica standard richiederebbe $11 \times 8 = 88$ bit. La codifica di Huffman riduce questo numero a 23 bit, risparmiando così il 73.86% di spazio.



Figura 9.7: Esempio di esecuzione dell'algoritmo di Huffman per la stringa $X = \text{"a fast runner need never be afraid of the dark"}$. Ipotizzando che ciascun carattere (compresto lo spazio vuoto) sia rappresentato con 8 bit, la codifica standard richiederebbe $46 \times 8 = 368$ bit. La codifica di Huffman riduce questo numero a 165 bit, risparmiando così il 55.16% di spazio.

Capitolo 10

Dynamic Programming

La *programmazione dinamica* è una tecnica di progettazione di algoritmi per la risoluzione di problemi di ottimizzazione (così come l'approccio Greedy discusso nel capitolo precedente).

Questa tecnica è simile alla tecnica *divide-et-impera*, e proprio per questo motivo può essere applicata a una vasta gamma di problemi differenti. La programmazione dinamica può spesso essere utilizzata per trasformare problemi che sembrano richiedere un tempo esponenziale in algoritmi che li risolvono in tempo polinomiale. Inoltre, gli algoritmi che risultano dall'applicazione della tecnica di programmazione dinamica sono solitamente piuttosto semplici a livello concettuale.

10.1 Modello generale

Quando si progetta un algoritmo di programmazione dinamica è importante seguire in ordine i seguenti passi:

1. Definire i **sotto-problemi**.
2. Definire come la soluzione ottimale può essere ottenuta dalle soluzioni ottimali dei sotto-problemi ... e, ricorsivamente, come la soluzione ottimale di un sotto-problema può essere ottenuta dalla soluzione ottimale dei suoi sotto-problemi.
3. Descrivere la soluzione ottimale attraverso un'**equazione caratteristica**.
 - Questa relazione lega la soluzione globale con le soluzioni dei sotto-problemi, e definisce inoltre i *casi base* (**boundary conditions**), ovvero quei sotto-problemi le cui soluzioni sono banali e immediate, fondamentali per risolvere i sotto-problemi più grandi.

È fondamentale scegliere i sotto-problemi in modo "intelligente", così come vedremo nei prossimi esempi, in modo da facilitare la definizione dell'equazione caratteristica e la risoluzione dei sotto-problemi stessi.

La programmazione dinamica è per alcuni aspetti simile alla tecnica *divide-et-impera*. Sebbene entrambe le tecniche suddividano il problema originale in porzioni più piccole, la differenza sostanziale risiede nella relazione tra questi sotto-problemi. Nel paradigma *divide-et-impera*, i sotto-problemi sono **indipendenti** (o disgiunti): la soluzione di un ramo non influenza né è necessaria per la risoluzione degli altri. Al contrario, la *programmazione dinamica* è applicabile quando i sotto-problemi sono **sovraposti** (*overlapping subproblems*), ovvero quando condividono a loro volta dei sotto-problemi comuni.

Mentre un approccio *divide-et-impera* puro ricalcolerebbe più volte la soluzione per lo stesso sotto-problema condiviso (portando spesso a una complessità esponenziale), la programmazione dinamica risolve ogni sotto-problema una sola volta e ne memorizza il risultato (*memoization* o tabulazione) per riutilizzarlo in futuro, garantendo così l'efficienza polinomiale.

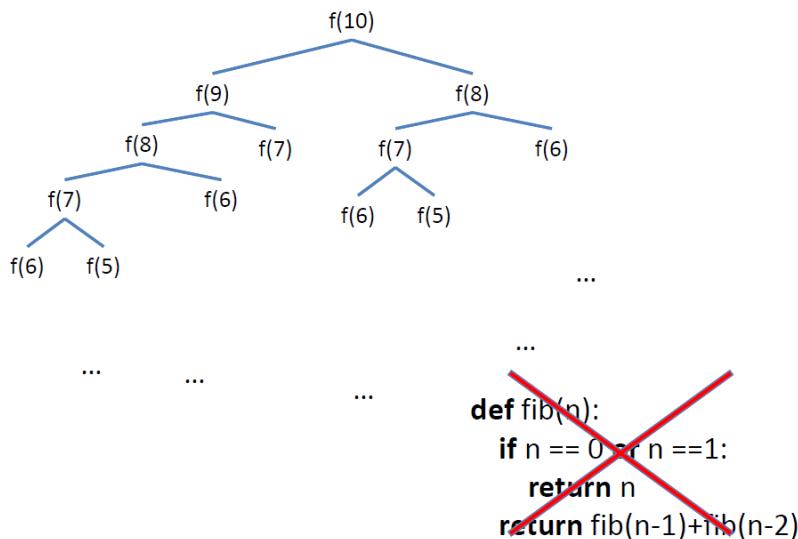


Figura 10.1: Esempio di risoluzione del problema della *sequenza di Fibonacci* con *divide-et-impera*. Questa soluzione non è ottimale dal punto di vista computazionale, in quanto uno stesso sotto-problema viene risolto più volte (ad esempio, in figura $f(6)$ viene calcolato 4 volte).

Una possibile soluzione che sfrutta la programmazione dinamica:

```

1 def fibonacci(n):
2     # Gestione caso base immediato
3     if n <= 1:
4         return n
5     # Creazione della tabella (array) per memorizzare i risultati
6     # Inizializzata a 0, dimensione n+1 per ospitare l'indice n
7     table = [0] * (n + 1)
8     # Impostazione dei casi base noti
9     table[0] = 0
10    table[1] = 1
11    # Riempimento della tabella dal basso verso l'alto
12    for i in range(2, n + 1):
13        table[i] = table[i-1] + table[i-2]
14    return table[n]
  
```

10.2 Longest Common Subsequence (LCS)

Una *sottosequenza* di una stringa $x_0x_1x_2 \dots x_{n-1}$ è una stringa $x_{i_0}x_{i_1} \dots x_{i_k}$, dove $i_j < i_{j+1}$. In altre parole, una sottosequenza si ottiene eliminando alcuni caratteri dalla stringa originale senza cambiare l'ordine dei caratteri rimanenti.

Da notare che è diverso dal concetto di *sottostringa*: una sottostringa è una sequenza contigua di caratteri all'interno della stringa originale, mentre una sottosequenza può essere formata da caratteri non contigui. Per cui, una sottostringa è sempre una sottosequenza, ma non viceversa. **Esempio:** Data la stringa "AGGTAB", alcune delle sue sottosequenze sono "GTA", "ATAB", "GAB", mentre alcune delle sue sottostringhe sono "AGG", "GGTA", "TAB".

Uno dei problemi classici che può essere risolto in modo efficiente tramite la programmazione dinamica è il problema della *Longest Common Subsequence* (LCS), ovvero la ricerca della sottosequenza comune più lunga tra due sequenze date.

- Date due stringhe $X = x_0x_1 \dots x_{n-1}$ e $Y = y_0y_1 \dots y_{m-1}$ su di un alfabeto Σ , trovare la stringa più lunga che è una sottosequenza di entrambe le stringhe.

Soluzione Brute-Force

Tutte le possibili sottosequenze di una stringa X di lunghezza n sono 2^n . Quindi, un approccio brute-force per risolvere il problema LCS sarebbe generare tutte le sottosequenze di X , e per ognuna di esse verificare se è anche una sottosequenza di Y , tenendo traccia della più lunga trovata. Questo approccio ha una complessità temporale esponenziale di $O(2^n \cdot m)$, dove m è la lunghezza della stringa Y .

Soluzione Dynamic Programming

Sia $L_{n,m}$ la lunghezza della LCS tra le stringhe $X = x_0x_1 \dots x_{n-1}$ e $Y = y_0y_1 \dots y_{m-1}$. $L_{n,m}$ rappresenta quindi la soluzione ottimale del problema.

Scomposizione in sotto-problemi

Sia $L_{j,k}$ la lunghezza della LCS tra i prefissi $x_0x_1 \dots x_{j-1}$ e $y_0y_1 \dots y_{k-1}$, con $0 \leq j \leq n$ e $0 \leq k \leq m$. $L_{j,k}$ rappresenta quindi la soluzione ottimale al sotto-problema che considera solo i primi j caratteri di X e i primi k caratteri di Y .

Osserviamo l'ultimo carattere di entrambe le stringhe considerate nello specifico sotto-problema, e da qui ricaviamo le due **equazioni caratteristiche** che ci permettono di esprimere $L_{j,k}$ in funzione dei sotto-problemi più piccoli:

- Se $x_{j-1} = y_{k-1}$, allora questo carattere fa parte della LCS, e possiamo scrivere:

$$L_{j,k} = 1 + L_{j-1,k-1}$$

- Se $x_{j-1} \neq y_{k-1}$, allora l'ultimo carattere di almeno una delle due stringhe non fa parte della LCS, e possiamo scrivere:

$$L_{j,k} = \max(L_{j-1,k}, L_{j,k-1})$$

$$L_{10,12} = 1 + L_{9,11}$$



(a)

$$L_{9,11} = \max(L_{9,10}, L_{8,11})$$



(b)

Figura 10.2: Rappresentazione grafica delle equazioni caratteristiche per il calcolo di $L_{j,k}$.

Boundary Conditions

Il caso base si verifica quando una delle due stringhe è vuota, ovvero quando $j = 0$ o $k = 0$. In questi casi, la LCS è anch'essa vuota, quindi:

$$L_{0,k} = 0 \quad \text{per } 0 \leq k \leq m$$

$$L_{j,0} = 0 \quad \text{per } 0 \leq j \leq n$$

Notiamo che la soluzione $L_{j,k}$ appare nella computazione di:

$$L_{j+1,k} \quad L_{j,k+1} \quad L_{j+1,k+1}$$

per cui i sotto-problemi si sovrappongono, rendendo la programmazione dinamica una tecnica adatta per risolvere questo problema. Quindi, anziché utilizzare un approccio ricorsivo che ricalcola più volte gli stessi sotto-problemi (divide-et-impera), possiamo utilizzare una tabella bidimensionale per memorizzare i risultati dei sotto-problemi già calcolati.

Calcolo della tabella

La tabella avrà dimensioni $(n + 1) \times (m + 1)$, dove l'elemento nella cella (j, k) conterrà il valore di $L_{j,k}$, ovvero la LCS tra i primi j caratteri di X e i primi k caratteri di Y . Inizializziamo la prima riga e la prima colonna della tabella con i valori dei casi base, e poi riempiamo la tabella utilizzando le equazioni caratteristiche definite sopra.

Anche l'ordine in cui viene riempita la tabella è importante: in questo caso (e in molti altri, ma dipende dal problema specifico) possiamo procedere per righe, in quanto la computazione di $L_{j,k}$ dipende solo dai valori presenti nelle equazioni caratteristiche, ovvero:

- $L_{j-1,k-1}$ (riga e colonna precedenti).
- $L_{j-1,k}$ (riga precedente e stessa colonna).
- $L_{j,k-1}$ (stessa riga e colonna precedente).

```

1 def LCS(X, Y):
2     """ Returns table such that L[j][k] is length of LCS for X[0:j] and Y[0:k]
3     """
4     n, m = len(X), len(Y)
5     L = [[0] * (m + 1) for k in range(n + 1)]    # (n+1) x (m+1) table
6     for j in range(1, n + 1):                      # j from 1 to n
7         for k in range(1, m + 1):                  # k from 1 to m
8             if X[j-1] == Y[k-1]:                   # match
9                 L[j][k] = 1 + L[j-1][k-1]
10            else:                                # no match
11                L[j][k] = max(L[j-1][k], L[j][k-1])
12
13 return L

```

L'algoritmo che si occupa di calcolare la tabella L impiega due cicli annidati, iterando rispettivamente su j e k . All'interno del ciclo più interno, viene eseguita una semplice operazione di confronto e un'assegnazione, entrambe con complessità $O(1)$, quindi la complessità totale dell'algoritmo è $O(n \cdot m)$, dove n e m sono le lunghezze delle stringhe X e Y rispettivamente.

Estrazione della soluzione

Come già detto, la tabella L contiene le lunghezze delle LCS per tutti i sotto-problemi, ma non restituisce direttamente la LCS stessa. Tuttavia, è possibile ricostruire la LCS a partire dalla tabella L . La soluzione può essere ricavata, a partire dalla cella $L[n][m]$ nel modo seguente:

- Considerando una generica cella $L[j][k]$:

- Se $x_{j-1} = y_{k-1}$, significa che questo carattere comune ha contribuito alla lunghezza della sottosequenza basandosi sul valore precedente $L_{j-1,k-1}$. Possiamo quindi registrare x_{j-1} come parte della soluzione e proseguire l’analisi dalla cella $L_{j-1,k-1}$.
- Se $x_{j-1} \neq y_{k-1}$, allora la lunghezza della LCS dipende dal massimo tra $L[j][k-1]$ e $L[j-1][k]$. In questo caso, dobbiamo spostarci nella direzione del massimo valore per continuare la ricerca della LCS.
- Continuiamo questo processo fino a raggiungere una cella $L[j][k] = 0$.

```

1 def LCS_solution(X, Y, L):
2     """ Returns the LCS of X and Y, given LCS table L """
3     solution = []
4     j, k = len(X), len(Y)
5     while L[j][k] > 0:           # common characters remain
6         if X[j-1] == Y[k-1]:      # match
7             solution.append(X[j-1]) # add to solution
8             j -= 1
9             k -= 1
10        elif L[j-1][k] >= L[j][k-1]: # no match
11            j -= 1
12        else:
13            k -= 1
14    return ''.join(reversed(solution)) # return left-to-right LCS

```

L’algoritmo per ricostruire la LCS ha una complessità temporale di $O(n + m)$, poiché in ogni iterazione del ciclo while si decrementa almeno uno tra j e k , e il ciclo termina quando uno dei due raggiunge zero.

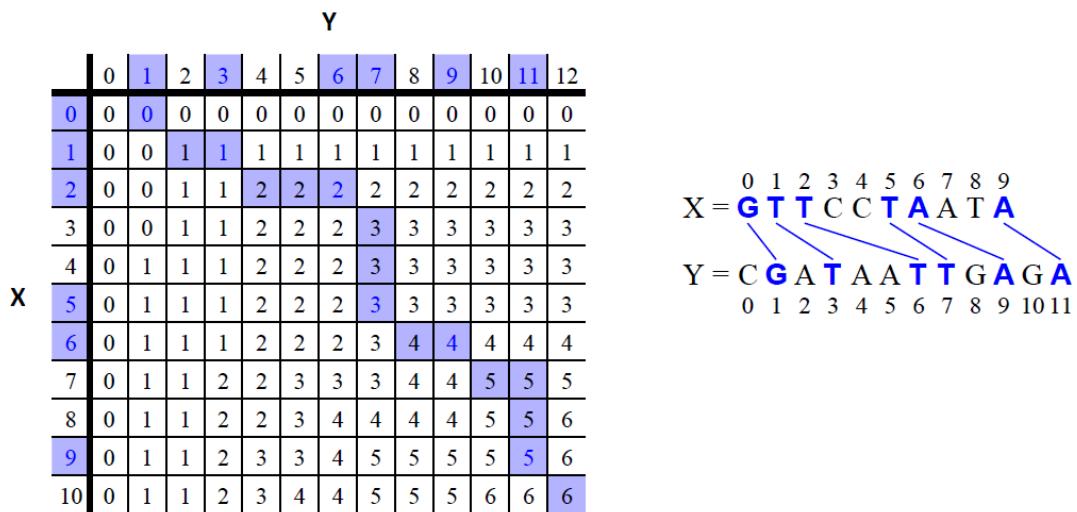


Figura 10.3: Illustrazione dell’algoritmo per la costruzione di una longest common subsequence a partire dall’array L. Un passo diagonale da $L_{j,k}$ a $L_{j-1,k-1}$ sul percorso evidenziato rappresenta l’uso di un carattere comune, ovvero il carattere $c = x_{j-1} = y_{k-1}$.

10.3 Edit Distance: Levenshtein Distance

Il problema della *Edit Distance* consiste nel trovare il numero minimo di operazioni necessarie per trasformare una stringa in un'altra stringa.

- Date due stringhe $A = a_0a_1 \dots a_{n-1}$ e $B = b_0b_1 \dots b_{m-1}$ su di un alfabeto Σ , trovare il numero minimo di operazioni necessarie per trasformare A in B . Le operazioni consentite sono: Inserimento(Insert), Cancellazione>Delete, Sostituzione(Replace).

L'*Edit Transcript* di due stringhe A e B è una stringa T sull'alfabeto $\{I, D, R, M\}$ (Insert, Delete, Replace, Match) che descrive una sequenza di operazioni per trasformare A in B . Se in T sostituiamo tutte le I con D , e tutte le D con I , otteniamo l'*edit transcript* T' che trasforma B in A .

Soluzione Dynamic Programming

Sia $D_{n,m}$ la distanza di edit tra le stringhe $A = a_0a_1 \dots a_{n-1}$ e $B = b_0b_1 \dots b_{m-1}$. $D_{n,m}$ rappresenta quindi la soluzione ottimale del problema.

Scomposizione in sotto-problemi

Sia $D(i, j)$ la distanza di edit tra i prefissi $a_0a_1 \dots a_{i-1}$ e $b_0b_1 \dots b_{j-1}$, con $0 \leq i \leq n$ e $0 \leq j \leq m$. $D(i, j)$ rappresenta quindi la soluzione ottimale al sotto-problema che considera solo i primi i caratteri di A e i primi j caratteri di B .

Anche in questo caso, osserviamo l'ultimo carattere di entrambe le stringhe, e da qui ricaviamo le **equazioni caratteristiche** che ci permettono di esprimere $D(i, j)$ in funzione dei sotto-problemi più piccoli:

- Se $a_{i-1} = b_{j-1}$ (**match**), allora non è necessaria alcuna operazione, e possiamo scrivere:

$$D(i, j) = D(i - 1, j - 1) = D(i - 1, j - 1) + t(a_{i-1}, b_{j-1})$$

- Se c'è una **replace** da a_{i-1} a b_{j-1} :

$$D(i, j) = D(i - 1, j - 1) + 1 = D(i - 1, j - 1) + t(a_{i-1}, b_{j-1})$$

- se c'è una **delete** di a_{i-1} :

$$D(i, j) = D(i - 1, j) + 1$$

- se c'è una **insert** di b_{j-1} dopo il carattere a_{i-1} :

$$D(i, j) = D(i, j - 1) + 1$$

Dove la funzione di costo $t(a, b)$ è definita come:

$$t(a, b) = \begin{cases} 0 & \text{se } a = b \\ 1 & \text{se } a \neq b \end{cases}$$

Si è in grado quindi di riassumere le equazioni caratteristiche in un'unica espressione:

$$D(i, j) = \min \begin{cases} D(i - 1, j - 1) + t(a_{i-1}, b_{j-1}) \\ D(i - 1, j) + 1 \\ D(i, j - 1) + 1 \end{cases}$$

Boundary Conditions

È immediato riconoscere i casi base:

- $D(0, 0) = 0$, in quanto la distanza di edit tra due stringhe vuote è zero.
- Se una delle due stringhe è vuota, la distanza di edit è pari alla lunghezza dell'altra stringa, in quanto sono necessarie tante operazioni di inserimento o cancellazione quanti sono i caratteri della stringa non vuota. Quindi:

$$D(0, j) = j \quad \text{per } 0 \leq j \leq m$$

$$D(i, 0) = i \quad \text{per } 0 \leq i \leq n$$

Calcolo della tabella

La tabella avrà dimensioni $(n + 1) \times (m + 1)$, dove l'elemento nella cella (i, j) conterrà il valore di $D(i, j)$, ovvero la distanza di edit tra i primi i caratteri di A e i primi j caratteri di B . Inizializziamo la prima riga e la prima colonna della tabella con i valori dei casi base, e poi riempiamo la tabella utilizzando l'equazione caratteristica definita sopra.

Notiamo inoltre che la soluzione $D(i, j)$ appare nella computazione di:

$D(i + 1, j)$ $D(i, j + 1)$ $D(i + 1, j + 1)$ per cui riempiamo la tabella riga per riga (come LCS).

```
EditDistance(A, B)
1. int n = len(A)
2. int m = len(B)
3. int D[n+1][m+1]
4. for i from 0 to n do
5.     D[i][0] = i
6. for j from 0 to m do
7.     D[0][j] = j
8. for i from 1 to n do
9.     for j from 1 to m do
10.         cost = 0 if A[i-1] == B[j-1] else 1
11.         D[i][j] = min(D[i-1][j-1] + cost,
12.                           D[i-1][j] + 1,
13.                           D[i][j-1] + 1)
14. return D[n][m]
```

L'algoritmo che si occupa di calcolare la tabella D impiega due cicli annidati (oltre ai cicli di inizializzazione), iterando rispettivamente su i e j . All'interno del ciclo più interno, viene eseguita una semplice operazione di confronto, una selezione condizionale e un'assegnazione, tutte con complessità $O(1)$, quindi la complessità totale dell'algoritmo è $O(n \cdot m)$, dove n e m sono le lunghezze delle stringhe A e B rispettivamente.

Estrazione della soluzione

Anche in questo caso, la tabella D contiene le distanze di edit per tutti i sotto-problemi, ma non restituisce direttamente la sequenza di operazioni necessarie per trasformare A in B . Tuttavia, è possibile ricostruire questa sequenza a partire dalla tabella D in tempo $O(n + m)$.

- Vogliamo trovare il percorso ottimale, ovvero quello che porta dalla cella $D(n, m)$ alla cella $D(0, 0)$.
- Per fare ciò, per ciascuna cella $D(i, j)$ memorizziamo come il suo valore è stato calcolato.
 - Per esempio, se $D(i, j) = D(i, j - 1) + 1$, allora sappiamo il valore della cella $D(i, j)$ è stato ottenuto dalla cella $D(i, j - 1)$.

	w	r	i	t	e	r	s	
	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0	←1	←2	←3	←4	←5	←6	←7
v	↑1	↖1	↖2	↖3	↖4	↖5	↖6	↖7
i	↑2	↑↖2	↖2	↖2	↖3	↖4	↖5	↖6
n	↑3	↑↖3	↑↖3	↑↖3	↖3	↖4	↖5	↖6
t	↑4	↑↖4	↑↖4	↑↖4	↖3	↖4	↖5	↖6
n	↑5	↑↖5	↑↖5	↑↖5	↑4	↖4	↖5	↖6
e	↑6	↑↖6	↑↖6	↑↖6	↑5	↖4	↖5	↖6
r	↑7	↑↖7	↖6	↖1↖7	↑6	↑5	↖4	↖5

Figura 10.4: Esempio di tabella per il calcolo della Edit Distance dalla stringa "vintner" alla stringa "winters". Le frecce indicano il percorso ottimale per trasformare la stringa A (vintner) nella stringa B (winters).

La freccia orizzontale (\leftarrow , da $D(i, j)$ a $D(i, j - 1)$) rappresenta un'operazione di **inserimento** (Insert) del carattere b_{j-1} in A .

La freccia verticale (\uparrow , da $D(i, j)$ a $D(i - 1, j)$) rappresenta un'operazione di **cancellazione** (Delete) del carattere a_{i-1} da A .

La freccia diagonale (\nwarrow , da $D(i, j)$ a $D(i - 1, j - 1)$) rappresenta un'operazione di **match** (Match) se $a_{i-1} = b_{j-1}$ o di **sostituzione** (Replace) se $a_{i-1} \neq b_{j-1}$.

10.4 Sequence Alignment

Un altro modo per misurare la somiglianza tra due stringhe è attraverso il *sequence alignment*.

- Siano date due stringhe $X = x_1x_2 \dots x_m$ e $Y = y_1y_2 \dots y_n$.
- Siano $S = \{1, 2, \dots, m\}$ e $T = \{1, 2, \dots, n\}$ gli insiemi degli indici rispettivamente di X e Y .
- Un **matching** tra X e Y consiste in un insieme M di coppie (x, y) in cui:
 - $x \in S$ e $y \in T$.
 - Ogni indice di S compare al più una volta in M .
 - Ogni indice di T compare al più una volta in M .
- Un **alignment** di X e Y è un *matching* M di queste due stringhe, senza "crossing pairs" (coppie incrociate).
 - In altre parole, se $(i, j), (i'', j') \in M$ e $i < i'$, allora deve essere $j < j'$.
- Un *alignment* ci dice quali coppie di posizioni allineate tra loro.

stop-tops l'alignment corrispondente è: $\{(2, 1), (3, 2), (4, 3)\}$.

- Sia M un dato alignment tra X e Y .
 - Per ogni posizione di X e Y che non è matchata in M (un gap) si ha un **gap penalty** di $\delta > 0$.
 - Per ogni coppia $(i, j) \in M$ tale che $x_i = y_j$, non abbiamo alcun penalty.
 - Per ogni coppia $(i, j) \in M$ tale che $x_i = p, y_j = q$ e $p \neq q$, abbiamo un **mismatch penalty** di $\alpha_{pq} > 0$.
- L'**alignment cost** di M è la somma dei suoi *gap* e *mismatch* penalties. I valori di δ e α_{pq} sono specificati come parte del problema e dipendono dalla specifica applicazione.

o-curr-ance Alignment costs $\delta + \alpha_{ae}$
occurrence

Cerchiamo un alignment tra X e Y che minimizzi il costo totale con qualsiasi δ e α_{pq} .

o-curr-ance Alignment costs 3δ
occurrence

Soluzione Dynamic Programming

Nell'alignment ottimale M , la coppia (m, n) può essere presente o meno in M . Inoltre, gli ultimi caratteri delle due stringhe possono essere matchati tra loro oppure no.

- Se $(m, n) \notin M$, allora o la posizione m di X o la posizione n di Y non è matchata in M .
 - Altrimenti, ci sarebbero (m, j) e (i, n) in M con $j < n$ e $i < m$.
 - Impossibile, poiché sarebbero coppie incrociate.
- Quindi, in un alignment ottimale M , almeno una delle seguenti condizioni è vera:
 - $(m, n) \in M$ e paghiamo α_{pq} dove $p = x_m$ e $q = y_n$ (assumendo che $\alpha_{pp} = 0$).
 - La posizione m di X non è matchata e paghiamo δ .
 - La posizione n di Y non è matchata e paghiamo δ .

Denotiamo con $\text{OPT}(i, j)$ il costo minimo di alignment tra $x_1x_2\dots x_i$ e $y_1y_2\dots y_j$.

- Se scegliamo di inserire (i, j) nell'alignment, allora dobbiamo pagare α_{pq} , dove $p = x_i$, e $q = y_j$, più il costo del miglior alignment tra $x_1x_2\dots x_{i-1}$ e $y_1y_2\dots y_{j-1}$.

$$\text{OPT}(i, j) = \alpha_{pq} + \text{OPT}(i - 1, j - 1)$$

- Se scegliamo di non matchare x_i , allora dobbiamo pagare un gap cost di δ più il costo del miglior alignment tra $x_1x_2\dots x_{i-1}$ e $y_1y_2\dots y_j$.

$$\text{OPT}(i, j) = \delta + \text{OPT}(i - 1, j)$$

- Se scegliamo di non matchare y_j , allora dobbiamo pagare un gap cost di δ più il costo del miglior alignment tra $x_1x_2\dots x_i$ e $y_1y_2\dots y_{j-1}$.

$$\text{OPT}(i, j) = \delta + \text{OPT}(i, j - 1)$$

Tra tutte queste possibilità, scegliamo quella che minimizza il costo totale:

$$\text{OPT}(i, j) = \min \begin{cases} \alpha_{pq} + \text{OPT}(i - 1, j - 1) \\ \delta + \text{OPT}(i - 1, j) \\ \delta + \text{OPT}(i, j - 1) \end{cases}$$

Le **boundary conditions** sono date dal fatto che l'allineamento di una stringa vuota con una stringa di lunghezza i richiede i gap, ovvero i volte il costo di gap δ :

$$\text{OPT}(i, 0) = \text{OPT}(0, i) = i \cdot \delta$$

A questo punto non ci resta che mettere tutto insieme:

- Costruiamo una tabella contenente i valori di $\text{OPT}(i, j)$ per $0 \leq i \leq m$ e $0 \leq j \leq n$.
 - Il tempo impiegato per questa operazione è $O(m \cdot n)$, dato che la tabella ha $O(m \cdot n)$ celle, e ciascuna può essere calcolata in tempo $O(1)$.
- Il valore di $\text{OPT}(m, n)$ rappresenta il costo minimo di alignment tra le due stringhe X e Y , e quindi la soluzione al problema originale.
- Come già visto nei casi precedenti, possiamo tracciare il percorso attraverso la tabella per ricostruire l'alignment ottimale stesso.
 - Il tempo impiegato per questa operazione è $O(m + n)$, poiché in ogni passo si decrementa almeno uno tra i e j , e il processo termina quando uno dei due raggiunge zero.

10.5 Coin Change per sistemi non canonici

Il problema del *Coin Change*, così come già visto nel Capitolo 9, consiste nel trovare il numero minimo di monete necessarie per egualare una certa somma, dato un insieme di tagli di monete disponibili. La soluzione greedy funziona correttamente solo per sistemi di monete canonici, ovvero quei sistemi in cui la scelta della moneta di taglio più grande possibile in ogni passo porta sempre alla soluzione ottimale. Tuttavia, esistono sistemi di monete non canonici in cui l'approccio greedy non garantisce la soluzione ottimale.

Soluzione Dynamic Programming: 1° approccio

Per risolvere il problema del Coin Change in sistemi non canonici, possiamo utilizzare un approccio di programmazione dinamica.

- Sia dato un insieme di n tagli di monete $1 = c_1 < c_2 < \dots < c_n$.
- Definiamo $C[r]$ come il numero minimo di monete necessarie per egualare il resto r .

La soluzione ottimale può essere espressa in termini di soluzioni ottimali a sotto-problemi più piccoli. L'idea di base è che se in un dato step la soluzione ottimale utilizza una moneta di valore c_i , allora $C[r] = 1 + C[r - c_i]$. Quindi, possiamo esprimere $C[r]$ come:

$$C[r] = \begin{cases} \infty & \text{se } r < 0 \\ 0 & \text{se } r = 0 \\ 1 + \min_{1 \leq i \leq n} \{C[r - c_i]\} & \text{se } r \geq 1 \end{cases}$$

Questo è un possibile approccio per scomporre il problema in sotto-problemi più piccoli. Sviluppando questo ragionamento, avremmo una soluzione che impiega un tempo $O(n \cdot r)$. A differenza degli esempi precedenti, in questo caso non c'è una tabella bidimensionale, ma un array monodimensionale C di lunghezza $r + 1$, dove ogni elemento $C[j]$ rappresenta il numero minimo di monete necessarie per egualare il resto j . Questo approccio utilizza la programmazione dinamica per salvare i risultati intermedi, evitando di dover ricalcolare più volte la stessa soluzione. L'unica boundary condition è banalmente $C[0] = 0$, ovvero non è necessaria alcuna moneta per egualare il resto zero; tutti gli altri valori $C[j]$ per $j \geq 1$ vengono derivati calcolando il minimo tra le opzioni disponibili.

Soluzione Dynamic Programming: 2^o approccio

Riprendiamo le assunzioni fatte prima ma in maniera leggermente diversa:

- Sia dato un insieme di n tagli di monete $1 = c_1 < c_2 < \dots < c_n$.
- Definiamo $M(i, r)$ come il numero minimo di monete (c_1, c_2, \dots, c_i) , con $i \leq n$, necessarie per eguagliare il resto r .

L'idea di base è che in un dato step possiamo scegliere se includere o meno la moneta di taglio c_i nella soluzione ottimale. Quindi, possiamo esprimere $M(i, r)$ come:

$$M(i, r) = \begin{cases} M(i - 1, r) & \text{se non inseriamo } c_i \text{ nella soluzione} \\ M(i, r - c_i) & \text{se inseriamo } c_i \text{ nella soluzione} \end{cases}$$

Le boundary conditions sono le seguenti:

- $M(i, 0) = 0$, in quanto per eguagliare il resto zero non è necessaria alcuna moneta.
- $M(1, r) = r$, se abbiamo solo monete di valore unitario $c_1 = 1$ l'unica soluzione possibile è utilizzare r monete.
- $M(i, r) = 1$ se $c_i = r$, in quanto possiamo eguagliare il resto r con una sola moneta di valore c_i .
- $M(i, r) = M(i - 1, r)$ se $c_i > r$, in quanto non possiamo utilizzare la moneta di taglio c_i se è maggiore del resto r .

```

1 def dp_coin_change(amount, coins=[0, 1, 2, 5, 10, 20, 50]):
2     # coins[0] (che è 0) non viene usato, serve solo a scalare gli indici
3     nc = len(coins)
4     # Crea una matrice di nc righe. Nota: m[0] sarà la riga inutilizzata
5     m = [[0]*(amount+1) for _ in range(nc)]
6     # Caso base: gestiamo la prima moneta reale (coins[1] = 1)
7     # Scriviamo sulla riga m[1]
8     for r in range(amount+1):
9         m[1][r] = r
10
11    # Ciclo principale: partiamo dalla seconda moneta reale (indice 2)
12    for i in range(2, nc):
13        for r in range(1, amount+1):
14            if coins[i] == r:
15                m[i][r] = 1
16            elif coins[i] > r:
17                m[i][r] = m[i-1][r]
18            else:
19                m[i][r] = min(m[i-1][r], m[i][r-coins[i]] + 1)
20
21 return m, m[-1][-1]      # ritorna la matrice e il risultato finale

```

Una volta popolata la matrice M , la sequenza esatta di monete che costituisce la soluzione ottimale si ricava mediante una procedura di *backtracking*. Si parte dalla cella finale $M[n][R]$ (dove n è il numero di tipi di monete e R l'importo totale) e si procede a ritroso fino a raggiungere un resto nullo ($r = 0$). Ad ogni passo, trovandosi nella cella (i, r) , si confronta il valore corrente con quello della riga immediatamente superiore, $M[i - 1][r]$:

- Se $M[i][r] = M[i - 1][r]$, significa che la moneta di taglio c_i non è stata utilizzata per ottenere l'ottimo locale (la soluzione migliore era già stata trovata con le monete precedenti). In questo caso, ci si sposta semplicemente alla riga superiore: $(i - 1, r)$.
- Se invece $M[i][r] < M[i - 1][r]$, implica che la moneta c_i è stata utilizzata, facendo diminuire il numero di monete necessarie ($M[i][r] < M[i - 1][r]$). Si aggiunge c_i all'elenco delle monete scelte e si sottrae il suo valore dal resto residuo, spostandosi alla cella $(i, r - c_i)$. Si rimane sulla riga i poiché, nel problema con ripetizioni, la stessa moneta potrebbe essere stata usata più volte.

10.6 0-1 Knapsack

Il problema dello *0-1 Knapsack* si differenzia dal problema del *Fractional Knapsack* (Capitolo 9) per il fatto che ogni oggetto può essere inserito nello zaino solo per intero e non in frazioni. In altre parole, ogni oggetto può essere inserito nello zaino solo per intero o non essere inserito affatto.

- Dati n oggetti, ciascuno con un volume v_i e un costo/valore c_i , e un limite di volume B , trovare un sottoinsieme $S \subseteq \{1, \dots, n\}$ di oggetti con volume totale al più B tale che il costo totale sia massimizzato.

Come già accennato in precedenza, il problema dello 0-1 Knapsack non può essere risolto in modo ottimale utilizzando un approccio greedy, poiché la scelta dell'oggetto con il miglior rapporto costo/volume non garantisce una soluzione ottimale globale, ma questa soluzione funzionava solo per il problema frazionario. Tuttavia, possiamo utilizzare un approccio di programmazione dinamica per risolvere questo problema in modo efficiente.

Soluzione Dynamic Programming

Assumendo che i volumi v_i siano interi positivi, definiamo i sotto-problemi come segue:

- Consideriamo solamente i primi i oggetti x_1, x_2, \dots, x_i , ed un volume massimo j dello zaino, con $0 \leq i \leq n$ e $0 \leq j \leq B$.
- Definiamo $V(i, j)$ come il valore massimo ottenibile utilizzando i primi i oggetti con un volume massimo j dello zaino.

Il valore di $V(i, j)$ dipende dalla scelta di includere o meno l'oggetto x_i nello zaino:

- $V(i, j) = V(i - 1, j)$, se scegliamo di non inserire l'oggetto x_i nello zaino.
- $V(i, j) = c_i + V(i - 1, j - v_i)$, se scegliamo di inserire l'oggetto x_i nello zaino (a condizione che $v_i \leq j$).

Dal momento che vogliamo massimizzare il valore totale, l'**equazione caratteristica** diventa:

$$V(i, j) = \begin{cases} \max(V(i - 1, j), c_i + V(i - 1, j - v_i)) & \text{se } v_i \leq j \\ V(i - 1, j) & \text{se } v_i > j \end{cases}$$

Le boundary conditions sono le seguenti:

- $V(i, 0) = 0$ per ogni $1 \leq i \leq n$, poiché se il volume dello zaino è zero, non possiamo inserire alcun oggetto.
- $V(0, j) = 0$ per ogni $1 \leq j \leq B$, poiché se non abbiamo oggetti a disposizione, il valore massimo ottenibile è zero.
- $V(1, j) = v_1$ se $v_1 \leq j$, altrimenti $V(1, j) = 0$, poiché con un solo oggetto possiamo inserirlo nello zaino solo se il suo volume è minore o uguale al volume massimo dello zaino.

Un algoritmo iterativo può riempire la matrice calcolando ogni voce in tempo costante. Alla fine, il costo della soluzione ottimale è riportato nella cella $V(n, B)$. Il tempo necessario da un algoritmo per riempire la tabella è $O(nB)$.

Per costruire una soluzione ottimale, possiamo anche costruire una matrice booleana C della stessa dimensione $n \times (B + 1)$. Per ogni $1 \leq i \leq n$ e $0 \leq j \leq B$, $C(i, j) = \text{True}$ se e solo se esiste una soluzione ottimale che inserisce un sottoinsieme dei primi i oggetti nel volume j in modo che l'oggetto i sia incluso nella soluzione. Utilizzando la matrice C possiamo lavorare a ritroso per ricostruire gli elementi presenti in una soluzione ottimale.

Item	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Cost	2	3	3	4	4	5	7	8	8
Volume	3	5	7	4	3	9	2	11	5

j	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$i = 9$	0	0	7	7	7	11	11	15	15	15	19	19	19	21	23	23
$i = 8$	0	0	7	7	7	11	11	11	13	15	15	15	15	17	17	18
$i = 7$	0	0	7	7	7	11	11	11	13	15	15	15	15	17	17	18
$i = 6$	0	0	0	4	4	4	6	8	8	8	10	10	10	11	11	13
$i = 5$	0	0	0	4	4	4	6	8	8	8	10	10	10	11	11	13
$i = 4$	0	0	0	2	4	4	4	6	6	7	7	7	9	9	9	9
$i = 3$	0	0	0	2	2	3	3	3	5	5	5	5	6	6	6	8
$i = 2$	0	0	0	2	2	3	3	3	5	5	5	5	5	5	5	5
$i = 1$	0	0	0	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

j	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
$i = 9$	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1
$i = 8$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$i = 7$	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$i = 6$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$i = 5$	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$i = 4$	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$i = 3$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1
$i = 2$	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$i = 1$	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Figura 10.5: Esempio con $n = 9$ oggetti e limite di volume $B = 15$. La tabella V presenta le righe stampate in ordine decrescente, ma questo non è un problema ma riguarda solo una scelta di impaginazione. La soluzione ottimale ha valore $V(9, 15) = 23$, ottenuta selezionando gli oggetti: 9, 7, 5, 4

Input:

v: array dei volumi ($v[1] \dots v[n]$)
c: array dei costi ($c[1] \dots c[n]$)
B: capacità massima

Output:

V: Tabella delle soluzioni ottime
C: Tabella delle scelte (inclusione oggetto)

ALGORITMO Knapsack01(v, c, B)

1. n = lunghezza(v)
2. for j = 0 to B do // Inizializzazione riga 0 (nessun oggetto)
3. V[0, j] = 0
4. for i = 0 to n do // Inizializzazione colonna 0 (capacità 0)
5. V[i, 0] = 0
- // Ciclo principale: i scorre gli oggetti, j le capacità
6. for i = 1 to n do
7. for j = 1 to B do

- // 1. L'oggetto i ha volume maggiore della capacità attuale j?
 // Se sì, non entra fisicamente nello zaino.
8. if v[i] > j then
9. V[i, j] = V[i-1, j]
10. C[i, j] = False

- // 2. L'oggetto entra, ma conviene prenderlo?
 // Se il valore SENZA l'oggetto (V[i-1, j]) è MAGGIORE
 // del valore CON l'oggetto, allora NON lo prendiamo.
11. else if V[i-1, j] > c[i] + V[i-1, j - v[i]] then
12. V[i, j] = V[i-1, j]
13. C[i, j] = False

- // 3. L'oggetto entra e conviene prenderlo.
 // (Il valore CON l'oggetto è maggiore o uguale al precedente).
14. else
15. V[i, j] = c[i] + V[i-1, j - v[i]]
16. C[i, j] = True

17. return V, C

10.7 Matrix Chain-Product

Supponiamo di avere una collezione di n matrici A_1, A_2, \dots, A_n e vogliamo calcolare il loro prodotto A . La matrice A_i ha dimensioni $d_i \times d_{i+1}$, per $i = 0, 1, 2, \dots, n - 1$.

Ricordiamo la definizione formale di moltiplicazione tra due matrici B di dimensioni $d \times e$ e C di dimensioni $e \times f$:

$$A[i][j] = \sum_{k=0}^{e-1} B[i][k] \cdot C[k][j] \quad \text{richiede: } d \cdot e \cdot f \text{ moltiplicazioni scalari}$$

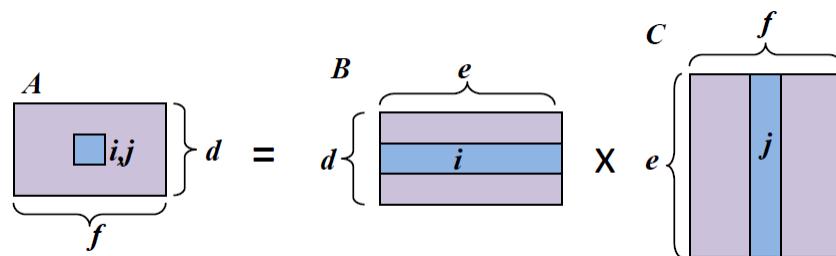


Figura 10.6: Esempio di moltiplicazione tra tre matrici B e C .

La moltiplicazione di matrici è un'operazione associativa, il che significa che $B \cdot (C \cdot D) = (B \cdot C) \cdot D$. Pertanto, possiamo inserire parentesi nell'espressione in qualsiasi modo desideriamo e otterremo lo stesso risultato. Tuttavia, modificando l'ordine delle parentesi possiamo influenzare il numero di moltiplicazioni scalari necessarie per calcolare il prodotto finale, come illustrato nell'esempio seguente.

Esempio: Sia B una matrice di dimensioni 2×10 , C una matrice di dimensioni 10×50 e D una matrice di dimensioni 50×20 . Calcolare il prodotto $B \cdot (C \cdot D)$ richiede $2 \cdot 10 \cdot 20 + 10 \cdot 50 \cdot 20 = 10400$ moltiplicazioni, mentre calcolare il prodotto $(B \cdot C) \cdot D$ richiede $2 \cdot 10 \cdot 50 + 2 \cdot 50 \cdot 20 = 3000$ moltiplicazioni.

Il problema del **Matrix Chain-Product** consiste nel determinare l'ordine delle moltiplicazioni tra matrici (tramite inserimento di opportune parentesi) che minimizza il numero totale di moltiplicazioni scalari necessarie per calcolare il prodotto finale.

Soluzione Dynamic Programming

Per risolvere il problema del Matrix Chain-Product, definiamo i sotto-problemi come segue:

- Consideriamo una catena di matrici da $A_i \times A_{i+1} \times \cdots \times A_j$, con $0 \leq i \leq j \leq n - 1$.
- Definiamo $N(i, j)$ come il numero minimo di moltiplicazioni scalari necessarie per calcolare questo sotto-problema.
 - La soluzione al problema originale richiederà $N(0, n - 1)$ moltiplicazioni scalari.

L'idea di base è che per qualsiasi ordine di moltiplicazione possibile, esiste un punto in cui la catena viene divisa in due sottocatene, ovvero il punto in cui verrà eseguito il **prodotto finale** tra due matrici risultanti. Supponiamo che questo prodotto finale si trovi all'indice i , per cui avremo che:

$$i: (A_0 \times \cdots \times A_i) \times (A_{i+1} \times \cdots \times A_{n-1})$$

Il costo della soluzione ottimale $N(0, n - 1)$ è la somma del costo di due sotto-problemi ottimali $N(0, i)$ e $N(i + 1, n - 1)$, più il costo del prodotto finale tra le due matrici risultanti.

Quindi esistono diversi indici in cui possiamo dividere la catena, e ogni scelta ha un costo differente. Possiamo calcolare $N(i, j)$ valutando ogni possibile punto di divisione k tra i e $j - 1$, e scegliendo quello che minimizza il costo totale, per cui l'**equazione caratteristica** per $N(i, j)$ diventa:

$$N(i, j) = \min_{i \leq k < j} \{N(i, k) + N(k + 1, j) + d_i \cdot d_{k+1} \cdot d_{j+1}\}$$

dove $d_i \cdot d_{k+1} \cdot d_{j+1}$ rappresenta il costo del prodotto finale tra le due matrici risultanti dalle sottocatene.

Possiamo, tuttavia, usare l'equazione per $N(i, j)$ per derivare un algoritmo efficiente calcolando i valori di $N(i, j)$ in modo bottom-up, memorizzando le soluzioni intermedie in una tabella di valori $N(i, j)$. Possiamo iniziare assegnando $N(i, i) = 0$, che rappresenta il caso base, per $i = 0, 1, \dots, n - 1$. Possiamo quindi applicare l'equazione generale per calcolare i valori $N(i, i + 1)$, poiché dipendono solo dai valori $N(i, i)$ e $N(i + 1, i + 1)$ che sono già disponibili. Dati i valori $N(i, i + 1)$, possiamo quindi calcolare i valori $N(i, i + 2)$, e così via. Pertanto, possiamo costruire i valori $N(i, j)$ a partire dai valori precedentemente calcolati fino a poter finalmente calcolare il valore di $N(0, n - 1)$, che è il numero che stiamo cercando.

L'algoritmo riportato di seguito calcola la tabella N in tempo $O(n^3)$, poiché ci sono $O(n^2)$ celle nella tabella e il calcolo di ciascuna cella richiede tempo $O(n)$ per valutare tutti i possibili punti di divisione k . Lo spazio richiesto è $O(n^2)$ per memorizzare la tabella N . Per ricostruire l'ordine ottimale delle moltiplicazioni, è necessario salvare per ogni cella l'indice del punto di divisione scelto per il calcolo del costo minimo per quella stessa cella.

```

1 def matrix_chain(d):
2     """
3         d is a list of n+1 numbers such that size of kth matrix is
4             d[k]-by-d[k+1].
5         Return an n-by-n table such that N[i][j] represents the minimum number
6             of multiplications needed to compute the product of Ai through Aj
7             inclusive. """
8     n = len(d) - 1                      # number of matrices
9     N = [[0] * n for i in range(n)] # initialize n-by-n result to zero
10
11    for b in range(1, n):           # number of products in subchain
12        for i in range(n - b):      # start of subchain
13            j = i + b                # end of subchain
14            N[i][j] = float('inf')  # initialize to infinity
15
16    # Find the split point k that minimizes cost
17    for k in range(i, j):
18        # Cost q = cost(left) + cost(right) + cost(multiplication)
19        q = N[i][k] + N[k+1][j] + d[i] * d[k+1] * d[j+1]
20        if q < N[i][j]:
21            N[i][j] = q
22
23
24    return N

```

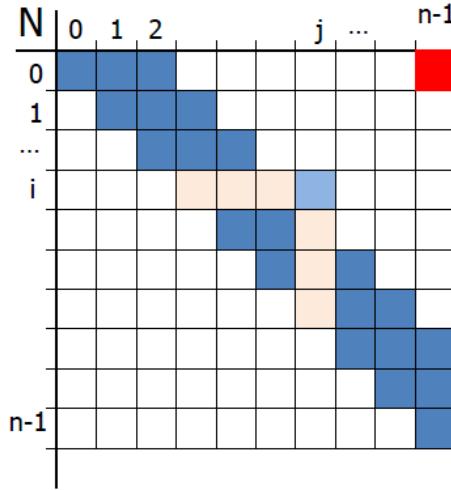


Figura 10.7: La matrice triangolare superiore mostra il processo di calcolo: la diagonale principale (blu scuro) rappresenta i casi base di costo zero. Una cella specifica (i, j) è evidenziata in azzurro, indicando il sottoproblema corrente. Le celle beige lungo la riga i e la colonna j evidenziano i sottoproblemi precedentemente risolti necessari per calcolare il valore corrente. La cella rossa nell'angolo in alto a destra è $N(0, n - 1)$, e indica il risultato finale dell'algoritmo.

Capitolo 11

Local Search

La **Local Search** (Ricerca Locale) rappresenta una delle tecniche fondamentali per la risoluzione di problemi di ottimizzazione complessi. A differenza degli algoritmi visti in precedenza, come l'approccio *Greedy* o la *Programmazione Dinamica*, che costruiscono la soluzione da zero, la ricerca locale opera su soluzioni complete. L'idea centrale è partire da una soluzione completa iniziale (spesso generata casualmente o ricavata da semplici euristiche) e migliorarla iterativamente esplorando un "intorno" locale di soluzioni simili.

L'ottimizzazione di un problema può essere rappresentata graficamente come una curva o superficie in cui ogni punto corrisponde ad una soluzione del problema e la sua "altezza" rappresenta il costo associato a quella soluzione. Il problema diventa quello di individuare il punto più basso possibile, ovvero il minimo costo per quel problema di ottimizzazione.

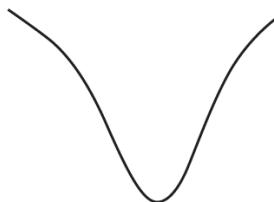


Figura 11.1: Rappresentazione grafica della curva delle soluzioni in un problema di ottimizzazione.

Formalmente, consideriamo un problema di ottimizzazione definito da:

- C : l'insieme delle soluzioni ammissibili.
- c : una funzione di costo che associa ad ogni soluzione $S \in C$ un valore reale $c(S)$.
- N : una funzione che definisce l'intorno di una soluzione, ovvero l'insieme delle soluzioni "vicine" a S , denotato come $N(S) \subseteq C$.

Graficamente, possiamo immaginare lo spazio delle soluzioni come un paesaggio: le soluzioni sono le coordinate e il costo è l'altitudine. L'algoritmo cerca di scendere verso il punto più basso (la valle più profonda).

A questo proposito, una distinzione cruciale è quella tra ottimi locali e globali:

- Un **Minimo Globale** è una soluzione S^* con costo minimo assoluto su tutto C .
- Un **Minimo Locale** è una soluzione S tale che $c(S) \leq c(S')$ per ogni vicino $S' \in N(S)$.
- Il problema principale della ricerca locale è che l'algoritmo può rimanere intrappolato in un minimo locale, incapace di "vedere" una soluzione migliore che si trova oltre una "collina" di costi crescenti.

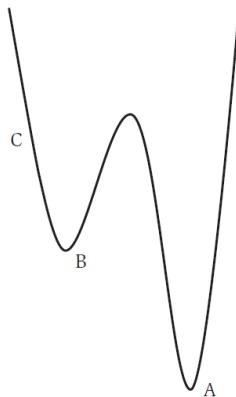


Figura 11.2: La ricerca locale esplora l'intorno delle soluzioni per trovare minimi locali e globali.

Ad ogni iterazione, l'algoritmo di ricerca mantiene una soluzione corrente $S \in C$. Ad ogni step, sceglie un vicino S' di S , dichiara S' come nuova soluzione corrente se $c(S') \leq c(S)$, e itera. Durante l'esecuzione dell'algoritmo, ricorda la soluzione a costo minimo che ha visto finora, S^* ; quindi, man mano che procede, trova soluzioni sempre migliori e aggiorna S^* di conseguenza. L'algoritmo termina quando non riesce più a trovare un vicino S' migliore della soluzione corrente S , restituendo S^* come soluzione finale.

Il *punto cruciale* di un algoritmo di ricerca locale risiede nella scelta della **neighbor relation** (relazione di vicinato) e nella progettazione della regola per scegliere una soluzione vicina ad ogni passo. Da un lato, la neighbor relation deve essere sufficientemente ampia da permettere all'algoritmo di uscire da minimi locali indesiderati; dall'altro, deve essere sufficientemente ristretta da mantenere l'efficienza computazionale dell'algoritmo.

A differenza dell'approccio Greedy, la ricerca locale permette di rivalutare le scelte fatte in precedenza (come già detto, si parte da una soluzione iniziale completa ma non necessariamente buona) e di esplorare soluzioni alternative. Questo rende la ricerca locale particolarmente adatta per problemi complessi dove le soluzioni ottimali sono difficili da trovare direttamente. Il vantaggio dunque è che con Greedy si può facilmente incappare in qualche minimo locale senza possibilità di uscirne, mentre con la ricerca locale si ha la possibilità di esplorare l'intorno delle soluzioni e potenzialmente trovare soluzioni migliori.

Va detto però che un algoritmo di ricerca locale che sia efficiente non esiste per tutti i problemi di ottimizzazione.

11.1 Vertex Cover

Consideriamo il problema del **Vertex Cover**. Siano dati un insieme V di elementi e un insieme E di coppie di elementi di V (tutte le coppie di E sono distinte, cioè differiscono almeno per un elemento). L'insieme C delle possibili soluzioni è dato da tutti i sottoinsiemi (soluzioni) S di V tali che ogni coppia in E ha almeno un elemento in S . Il costo di una soluzione S è semplicemente la sua cardinalità, cioè il numero di elementi in S : $c(S) = |S|$.

In altre parole, un **Vertex Cover** è un sottoinsieme $S \subseteq V$ che “copre” tutte le coppie in E : questo significa che, per ogni coppia presente in E , **almeno uno dei due elementi** che la compongono deve appartenere alla soluzione S .

Esempio: $V = \{a,b,c,d,e\}$ e $E = \{(a,b), (a,c), (b,d), (c,d), (d,e)\}$. Dei possibili Vertex Cover sono $S = \{b,c,e\}$, poiché ogni coppia in E contiene almeno uno degli elementi in S , e il costo di questa soluzione è $c(S) = 3$. Un altro possibile Vertex Cover è $S' = \{a,d\}$, con costo $c(S') = 2$, che è migliore della soluzione precedente. Se prendiamo $S = \{b,c\}$, questa non è una soluzione valida perché la coppia (d,e) non è coperta.

Per applicare la ricerca locale al problema del Vertex Cover, dobbiamo definire una *neighbor relation* efficace. Una semplice relazione può essere considerare come vicini due soluzioni che differiscono per l'aggiunta o la rimozione di un singolo elemento da V . In questo modo, ciascuna soluzione S ha n vicini, dove n è la dimensione di V .

- È semplice notare questa proprietà considerando un esempio: se $V = \{a,b,c,d,e\}$ e $S = \{b,c,e\}$, i vicini di S sono: $\{a, b, c, e\}, \{b, c, d, e\}, \{c, e\}, \{b, e\}, \{b, c\}$.

11.1.1 Gradient Descent per Vertex Cover

L'algoritmo di ricerca locale più semplice possibile è il **Gradient Descent** (Discesa del Gradiente). In questo approccio, ad ogni iterazione, abbiamo una soluzione corrente S e l'algoritmo esplora tutti i suoi vicini per poi scegliere il vicino S' con il costo più basso tra quelli che migliorano la soluzione corrente (cioè quelli con $c(S') < c(S)$). Se non esistono vicini migliori, l'algoritmo termina e restituisce la soluzione corrente come risultato finale.

Questo algoritmo è semplice ma può facilmente rimanere intrappolato in minimi lodali, poiché esplora solo i vicini che migliorano la soluzione corrente. Nel contesto del problema Vertex Cover, consideriamo un insieme V di elementi e un insieme E di coppie. L'algoritmo Gradient Descent viene inizializzato con $S = V$ e procede rimuovendo un elemento per volta fintanto che la condizione di copertura delle coppie rimane soddisfatta.

Per valutare l'efficacia dell'algoritmo, analizziamo il suo comportamento in tre scenari distinti. Mentre l'approccio funziona correttamente in casi banali, mostra evidenti limiti e tendenza a bloccarsi in minimi locali non appena la struttura delle coppie diventa più complessa:

- **Caso banale (Insieme E vuoto):** Se non ci sono coppie da coprire, l'algoritmo rimuove correttamente tutti gli elementi fino a raggiungere l'insieme vuoto, che rappresenta il minimo globale.
- **Caso dell'Elemento "Centro":** Supponiamo che esista un elemento speciale $c \in V$ tale che c è contenuto in ogni coppia di E .
 - La soluzione ottima è data dal singleton $\{c\}$.
 - Se l'algoritmo rimuove c nelle prime iterazioni, sarà costretto a mantenere in S tutti gli altri elementi accoppiati con c per garantire la copertura. Si raggiunge così un *minimo locale* molto più costoso dell'ottimo globale, da cui non è possibile uscire poiché l'algoritmo non permette di reinserire elementi (poiché l'algoritmo aggiorna la soluzione solo se il costo diminuisce; il costo è dato dal numero di elementi in S che quindi può solo diminuire).
- **Caso delle Coppie Sequenziali:** Consideriamo $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ con coppie definite come $E = \{(v_1, v_2), (v_2, v_3), \dots, (v_{n-1}, v_n)\}$.
 - La soluzione ottima consiste nel selezionare elementi alternati (es. $\{v_2, v_4, \dots\}$), ottenendo una cardinalità di circa $(n - 1)/2$.
 - L'algoritmo può invece convergere su minimi locali inefficienti, come ad esempio la configurazione $\{v_1, v_2, v_4, v_5, \dots\}$. Questa soluzione è valida e non riducibile (rimuovere un elemento scoprilebbe una coppia), ma ha una cardinalità di circa $2n/3$, risultando significativamente peggiore dell'ottimo .

11.2 Algoritmo Metropolis

Come abbiamo visto con il Gradient Descent, l'approccio puramente "greedy" (che accetta solo miglioramenti) tende a rimanere intrappolato nei minimi locali. Per risolvere questo problema, è necessario introdurre un meccanismo che permetta all'algoritmo di accettare occasionalmente soluzioni peggiori, nella speranza che queste mosse "in salita" (uphill) permettano di scavalcare le barriere dei minimi locali e raggiungere il minimo globale.

Questa intuizione è alla base dell'**Algoritmo Metropolis**, che simula il comportamento di un sistema fisico basandosi sui principi della meccanica statistica. L'idea fondamentale è che il processo di ricerca sia globalmente orientato verso passi "in discesa" (miglioramento del costo), ma occasionalmente compia passi "in salita" per uscire dai minimi locali.

11.2.1 La Funzione di Gibbs-Boltzmann

L'algoritmo utilizza un'analogia fisica in cui ogni soluzione ammissibile S corrisponde a uno stato del sistema, e la funzione di costo $c(S)$ corrisponde all'*energia* E di quello stato. La probabilità di trovare il sistema in un determinato stato con energia E è modellata dalla **funzione di Gibbs-Boltzmann**:

$$e^{-E/(kT)}$$

- E è l'energia (il costo) dello stato corrente.
- $T > 0$ è la *temperatura* del sistema.
- k è una costante (costante di Boltzmann).
- La funzione rappresenta una probabilità, e infatti assume valori tra 0 e 1.

Questa funzione è monotona decrescente rispetto all'energia E : ciò significa che il sistema ha una probabilità maggiore di trovarsi in stati a bassa energia (basso costo) rispetto a stati ad alta energia. Il parametro T (temperatura) gioca un ruolo cruciale nel determinare il comportamento del sistema:

- **Se T è grande:** stati ad alta e bassa energia hanno approssimativamente la stessa probabilità. L'algoritmo esplora lo spazio delle soluzioni quasi casualmente.
- **Se T è piccolo:** gli stati a bassa energia sono molto più probabili. Il sistema tende a cristallizzarsi verso i minimi.

11.2.2 Funzionamento dell'Algoritmo

L'algoritmo Metropolis utilizza questa distribuzione di probabilità per decidere se accettare o meno una nuova soluzione. Fissata una temperatura T , l'algoritmo mantiene uno stato corrente S e procede come segue:

1. Viene generata una perturbazione casuale dello stato corrente S per ottenere un nuovo stato vicino $S' \in N(S)$.
2. Si calcola la variazione di energia (costo): $\Delta E = E(S') - E(S)$.
3. **Se $E(S') \leq E(S)$:** la nuova soluzione è migliore (o uguale). L'algoritmo accetta sempre il cambiamento e aggiorna lo stato corrente a S' .
4. **Altrimenti ($E(S') > E(S)$):** la nuova soluzione è peggiore ($\Delta E > 0$). L'algoritmo accetta il nuovo stato S' solo con una certa probabilità, data da:

$$\mathbb{P}(\text{accettare } S') = e^{-\frac{\Delta E}{kT}}$$

L'intuizione fondamentale è che il processo di ricerca non è casuale ma pesato: in accordo con la distribuzione di Gibbs-Boltzmann, l'algoritmo tende a soffermarsi con maggiore frequenza negli stati a basso costo. Di conseguenza, pur potendo accettare peggioramenti momentanei, il sistema privilegia statisticamente le zone migliori, aumentando la probabilità di convergere verso l'ottimo globale.

11.3 Simulated Annealing

Il **Simulated Annealing** (Ricottura Simulata) rappresenta un'evoluzione dell'algoritmo Metropolis. È fondamentale sottolineare che il meccanismo di decisione rimane invariato: il Simulated Annealing utilizza la **stessa funzione di Gibbs-Boltzmann** vista in precedenza per calcolare la probabilità di accettare una mossa peggiorativa ($\Delta E > 0$):

$$\mathbb{P}(\text{accettare } S') = e^{-\frac{\Delta E}{kT}}$$

Mentre nell'algoritmo Metropolis la temperatura T è costante, il Simulated Annealing introduce una variazione dinamica del parametro T per bilanciare esplorazione e sfruttamento.

Il comportamento dell'algoritmo cambia drasticamente in funzione della temperatura:

- **Se T è grande:** la probabilità di accettare una mossa "in salita" (peggiorativa) è molto alta. In questa fase l'algoritmo esplora lo spazio quasi liberamente.
- **Se T è piccolo:** le mosse in salita non vengono quasi mai accettate. L'algoritmo si comporta in modo simile al Gradient Descent, raffinando la soluzione locale.

L'idea centrale è quella di utilizzare una "manopola" per controllare T durante l'esecuzione. Si definisce quindi una **Cooling Schedule** (piano di raffreddamento), ovvero una funzione $T(i)$ che determina il valore della temperatura all'iterazione i -esima, decrescendo progressivamente.

Analogia Fisica. Il nome e il funzionamento dell'algoritmo derivano direttamente dal processo fisico di ricottura (*annealing*) dei materiali cristallini:

- Se portiamo un solido ad alta temperatura, l'agitazione termica rompe i legami e non ci aspettiamo che mantenga una struttura cristallina ordinata.
- Se prendiamo un solido fuso e lo "congeliamo" molto bruscamente (raffreddamento rapido), le molecole non hanno il tempo di riorganizzarsi e non otterremo un cristallo perfetto, ma un solido amorfo o con difetti (metafora del minimo locale).
- L'**Annealing** (ricottura) consiste invece nel raffreddare il materiale gradualmente partendo da alte temperature. Questo permette al sistema di raggiungere l'equilibrio termico attraverso una successione di stati a temperatura intermedia, permettendo agli atomi di disporsi nella configurazione a minima energia (metafora del minimo globale).

Nello stesso modo, il Simulated Annealing parte con T alta per evitare di rimanere intrappolato subito in minimi locali, e abbassa T lentamente per permettere all'algoritmo di convergere verso il minimo globale.

Da sottolineare che **nessuna di queste tecniche garantisce di trovare sempre la soluzione ottima**, ma il Simulated Annealing, se opportunamente configurato (scelta della cooling schedule e del numero di iterazioni), funziona meglio rispetto all'algoritmo Metropolis o al Gradient Descent puro.

11.4 Max Cut

Un altro classico problema di ottimizzazione combinatoria che ben si presta all'approccio della ricerca locale è il **Max Cut**. A differenza del problema del Vertex Cover, dove l'obiettivo era minimizzare un costo, nel Max Cut l'obiettivo è **massimizzare** il valore della soluzione.

- Sia dato un insieme V di elementi (nodi) e un insieme E di coppie di elementi (archi). Ogni coppia $e \in E$ possiede un peso positivo $w_e > 0$.
- L'insieme C delle soluzioni ammissibili è costituito da tutte le possibili **partizioni** di V in due insiemi disgiunti (A, B) tali che $A \cup B = V$ e $A \cap B = \emptyset$.
- Una coppia $(u, v) \in E$ si dice "tagliata" (cut pair) se i due elementi appartengono a insiemi diversi della partizione (uno in A e l'altro in B).
- Il **cut value** (costo o valore) di una soluzione è la somma dei pesi delle coppie tagliate dalla partizione. L'obiettivo è trovare la partizione (A, B) che massimizzi questo costo totale.

Esempio. Consideriamo il seguente scenario:

- $V = \{a, b, c, d, e\}$
- $E = \{(a, b, 2), (a, c, 4), (b, d, 3), (c, d, 5), (d, e, 3)\}$

Analizziamo alcune partizioni per capire come calcolare il costo e distinguere soluzioni valide da quelle non valide:

- **Una soluzione valida (massimo locale):** $(\{a, b\}, \{c, d, e\})$. Costo = $4 + 3 = 7$.
- **Una soluzione non valida:** $(\{a, b\}, \{c, d\})$. Questa non è una soluzione ammissibile perché il nodo e non è stato assegnato a nessuno dei due insiemi (l'unione non è V).
- **La soluzione ottima (massimo globale):** $(\{a, d\}, \{b, c, e\})$. Costo Ottimo = $2 + 4 + 3 + 5 + 3 = 17$.

È doveroso fare una precisazione sulla complessità computazionale del problema. Sebbene in linea teorica sia sempre possibile determinare la soluzione ottima enumerando tutte le $2^{|V|}$ possibili partizioni (approccio *Brute Force*), tale metodo diviene rapidamente inapplicabile all'aumentare del numero di nodi a causa dell'esplosione combinatoria. Dunque, per il problema del Max Cut, così come per altri particolari problemi di ottimizzazione, non esiste alcun algoritmo noto in grado di trovare la soluzione ottima in **tempo polinomiale** rispetto alla dimensione dell'input. Di conseguenza, per istanze di dimensioni significative, la ricerca della soluzione esatta è computazionalmente intrattabile, rendendo necessario l'utilizzo di algoritmi di approssimazione o euristiche (come la Local Search) che forniscano soluzioni di buona qualità, pur senza garanzia di ottimalità assoluta.

Per applicare la ricerca locale, definiamo una neighbor relation semplice ed efficace.

Single-flip Neighborhood. Data una partizione corrente (A, B) , una partizione vicina (neighbor) si ottiene spostando esattamente un nodo da un insieme all'altro. Questa operazione è chiamata "single-flip".

Algoritmo Greedy. Possiamo implementare un semplice algoritmo Greedy (o di ascesa del gradiente - Gradient Ascent -, dato che stiamo massimizzando) basato su questo vicinato:

```
1. MaxCutLocal(G, w):
2.     Inizializza una partizione casuale (A, B) di V
3.     while esiste un nodo v che migliora il cut value:
4.         if v in A: Sposta v da A a B
5.         else:      Sposta v da B a A
6.     return (A, B)
```

Anche in questo caso, l'approccio Greedy può bloccarsi in ottimi locali. Per ottenere risultati migliori, si possono applicare le euristiche viste in precedenza, come il Simulated Annealing, o definire intorni più complessi che spostano più nodi contemporaneamente.

Finora abbiamo ipotizzato di muoverci nello spazio delle soluzioni spostando un singolo nodo alla volta. Tuttavia, la scelta della dimensione e della struttura del vicinato è determinante per la qualità della soluzione finale e per il tempo di esecuzione. Più ampio è il vicinato, minore è il rischio di bloccarsi in minimi locali, ma maggiore è il costo computazionale per esplorarlo.

Possiamo distinguere tre tipologie principali di vicinato:

- **1-flip neighborhood:** È il vicinato base utilizzato nell'algoritmo Greedy sopra descritto. Due partizioni (A, B) e (A', B') sono vicine se differiscono per la posizione di **esattamente un nodo**.
- **k-flip neighborhood:** È una generalizzazione del precedente. Due partizioni sono considerate vicine se differiscono per **al più k nodi**.
 - Questo approccio permette di scavalcare minimi locali che richiederebbero lo spostamento simultaneo di più elementi.
 - Tuttavia, il numero di vicini cresce come $\Theta(n^k)$. Questo rende l'esplorazione computazionalmente proibitiva (troppo costosa) per valori di k elevati.
- **KL-neighborhood (Kernighan-Lin):** Rappresenta un approccio sofisticato che permette di esplorare configurazioni molto distanti senza il costo esponenziale del k-flip.

L'approccio Kernighan-Lin. L'intuizione di Kernighan-Lin è quella di costruire un vicinato complesso attraverso una sequenza di mosse guidate. L'idea chiave è accettare temporaneamente partizioni con un **cut value** inferiore, pur di uscire da un ottimo locale ed esplorare configurazioni che potrebbero rivelarsi migliori a lungo termine.

Per generare i vicini di una partizione iniziale (A, B) , si procede nel seguente modo:

- **Iterazione 1:** Si valuta lo spostamento di ogni singolo nodo (da A a B o viceversa). Tra tutte le possibili mosse, si sceglie quella che porta alla nuova partizione (A_1, B_1) con il **cut value** più alto tra quelle disponibili.
 - *Punto cruciale:* Si seleziona la mossa che massimizza il cut value corrente, **anche se questo valore è inferiore** rispetto a quello della configurazione di partenza (A, B) .
 - In altre parole: se tutte le mosse possibili peggiorano la soluzione, scegliamo quella che la peggiora di meno. Questo passo è fondamentale per permettere all'algoritmo di "scendere" da un massimo locale per poi risalire verso uno globale.

Il nodo appena spostato viene "marcato" (bloccato) e non potrà essere mosso nuovamente in questa fase.

- **Iterazioni successive ($i > 1$):** Si ripete il procedimento considerando esclusivamente i nodi **non ancora marcati** (ovvero quelli che non sono stati spostati nelle iterazioni precedenti). Partendo dalla configurazione corrente (A_{i-1}, B_{i-1}) , si valuta lo spostamento di ciascun nodo disponibile e si sceglie quello che risulta nel miglior **cut value** per la nuova configurazione (A_i, B_i) .
 - Anche in questo caso, la scelta ricade sulla mossa migliore possibile al momento tra i nodi residui, indipendentemente dal fatto che il cut value aumenti o diminuisca rispetto al passo precedente.
 - Il nodo scelto viene spostato e marcato.
- **Conclusione della sequenza:** Il processo continua iterativamente finché **tutti** i nodi sono stati spostati e marcati esattamente una volta. Questo genera una sequenza ordinata di partizioni $(A_1, B_1), \dots, (A_n, B_n)$. Nota che l'ultima partizione (A_n, B_n) avrà tutti i nodi scambiati rispetto all'inizio (è la partizione speculare).

Il "vicinato" KL è costituito dall'insieme di tutte queste partizioni intermedie generate. L'algoritmo di ricerca locale esamina questa sequenza e si sposta nella configurazione (A_k, B_k) che ha il valore di taglio massimo tra tutte quelle generate. In pratica, questo metodo permette di eseguire una lunga sequenza di flip in un singolo passo logico dell'algoritmo, risultando un framework estremamente potente ed efficace.

11.5 Hopfield Neural Networks

Le **Reti Neurali di Hopfield** (Hopfield Neural Networks) rappresentano un modello semplice di memoria associativa, in cui una vasta collezione di unità (neuroni) è connessa da una rete sottostante, e le unità vicine cercano di correlare i propri stati. Il problema può essere modellato come segue:

- **Input:** Un insieme V di unità (nodi) e un insieme E di coppie (archi).
- **Pesi:** Ogni coppia $e \in E$ possiede un peso intero w_e , che può essere positivo o negativo.
- **Soluzioni Ammissibili (C):** Una configurazione è un assegnamento di uno stato $s_u \in \{+1, -1\}$ ad ogni unità $u \in V$.

11.5.1 Configurazioni Stabili

L'obiettivo in una rete di Hopfield non è necessariamente massimizzare o minimizzare una funzione globale in modo diretto, ma trovare una configurazione che sia "stabile", ovvero in cui nessun nodo ha incentivo a cambiare stato dato lo stato dei suoi vicini.

L'intuizione fisica dietro ai pesi è la seguente:

- Se $w_{uv} < 0$, allora u e v "vogliono" avere lo stesso stato (entrambi +1 o entrambi -1).
- Se $w_{uv} > 0$, allora u e v "vogliono" avere stati diversi.

Formalizziamo questo concetto definendo la qualità dei singoli archi e nodi:

- **Arco Buono (Good Edge):** Un arco $e = (u, v)$ si dice buono rispetto a una configurazione S se il prodotto del peso per gli stati è negativo:

$$w_e s_u s_v < 0$$

Questa è una quantità negativa se si tratta di un arco buono, positiva altrimenti.

- Si ha un arco buono se $w_e < 0$ e $s_u = s_v$, oppure se $w_e > 0$ e $s_u \neq s_v$.
- **Nodo Soddisfatto (Satisfied Node):** Un nodo u è soddisfatto se il peso assoluto degli archi incidenti "buoni" è maggiore o uguale al peso degli archi incidenti "cattivi". Formalmente, la condizione è:

$$\sum_{v:e=(u,v) \in E} w_{uv} s_u s_v \leq 0$$

- **Configurazione Stabile:** Una configurazione è stabile se **tutti** i nodi della rete sono soddisfatti.

L'obiettivo del problema di ricerca è trovare una configurazione stabile, se ne esiste una.

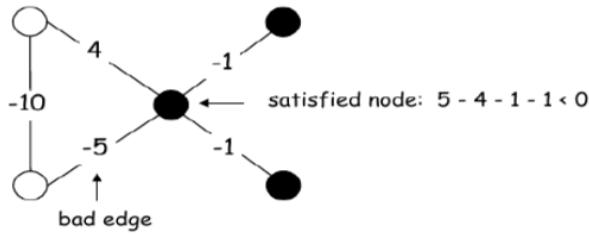


Figura 11.3: Esempio di nodo soddisfatto.

11.5.2 Algoritmo State-Flipping

Per trovare una configurazione stabile, utilizziamo un algoritmo di ricerca locale chiamato **State-flipping Algorithm**. La logica è estremamente semplice: partendo da una configurazione arbitraria, finché la rete non è stabile, si sceglie un nodo insoddisfatto e si inverte il suo stato.

-
1. `HopfieldFlip(G, w):`
 2. `S = configurazione arbitraria`
 3. `while esiste un nodo insoddisfatto u in S:`
 4. `s_u = -s_u # Inverti lo stato di u`
 5. `return S`
-

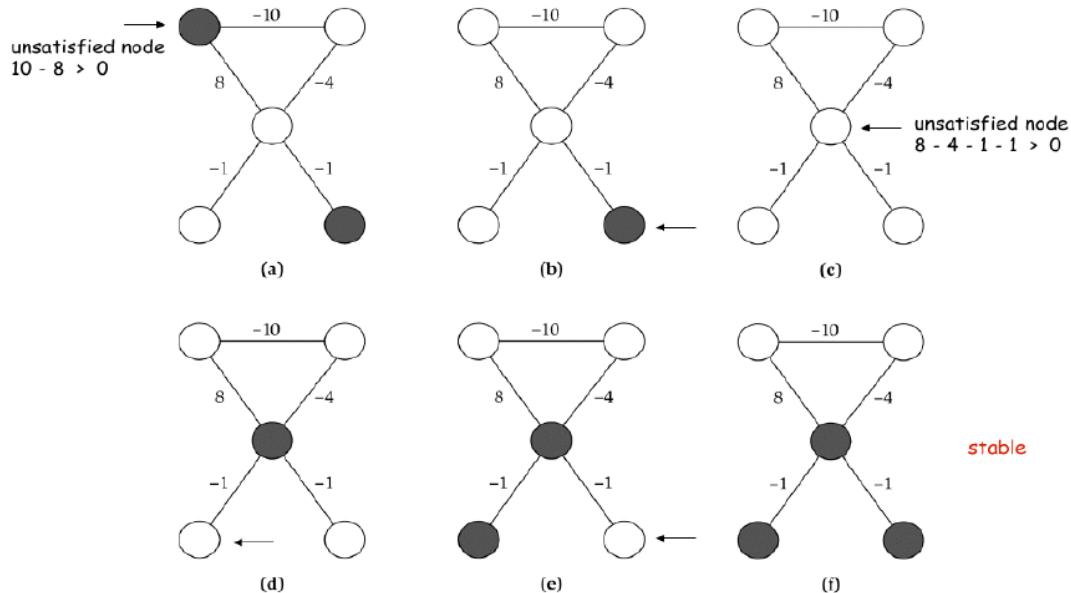


Figura 11.4: Le parti (a)-(f) mostrano i passi di un'esecuzione dell'algoritmo State-Flipping per una rete di Hopfield a cinque nodi, terminando in una configurazione stabile (i nodi sono colorati in nero o bianco per indicare il loro stato).

11.5.3 Convergenza e Complessità

L'algoritmo State-flipping termina sempre con una configurazione stabile dopo al più $W = \sum_e |w_e|$ iterazioni.

Consideriamo una funzione $\Phi(S)$ definita come la somma dei pesi assoluti di tutti gli archi "buoni" nella configurazione corrente:

$$\Phi(S) = \sum_{e \text{ good}} |w_e|$$

Chiaramente, il valore minimo di questa funzione è 0 e il massimo è W . Dobbiamo mostrare che $\Phi(S)$ aumenta di almeno 1 ad ogni flip:

- Quando un nodo insoddisfatto u cambia stato:
 - Tutti gli archi "buoni" incidenti a u diventano "cattivi".
 - Tutti gli archi "cattivi" incidenti a u diventano "buoni".
 - Gli archi non incidenti a u non cambiano.
- Poiché u era insoddisfatto, per definizione il peso degli archi cattivi incidenti era maggiore di quelli buoni.
- Di conseguenza, scambiando i due insiemi, il guadagno in termini di peso degli archi buoni supera la perdita:

$$\Phi(S') \geq 1 + \Phi(S)$$

Poiché la funzione Φ è limitata superiormente e cresce strettamente ad ogni passo (cioè fino a quando ci sono nodi insoddisfatti da flippare), l'algoritmo deve terminare al più in un numero finito di passi W .

Capitolo 12

Graphs