

一 算法

1. 算法的五个特性：**输入** (0-n)、**输出** (1-n)、**确定性** (无歧义)、**可行性** (可表达、可计算、简单)、**有穷性** (有限时间)
2. 算法的概念：在有限时间内，对问题求解的一个清晰的指令序列

二 算法分析

1. 渐进时间复杂度 (三个符号)
 - (1) 渐进上界 O
 - (2) 渐进下界 Ω
 - (3) 紧渐进符号 Θ

渐近分析的记号 $\theta O \Omega o \omega$

先看结论： a 代表 $f(n)$ ， b 代表 $g(n)$

$$f(n) = O(g(n)) \approx a \leq b;$$

$$f(n) = \Omega(g(n)) \approx a \geq b;$$

$$f(n) = \Theta(g(n)) \approx a = b;$$

$$f(n) = o(g(n)) \approx a < b;$$

$$f(n) = \omega(g(n)) \approx a > b.$$

2. 求算法时间复杂度
 - (1) 非递归：找基本语句，看循环嵌套
 - (2) 递归：通项公式、展开、主定理
3. 比较时间复杂度：比值，不行就洛必达

$$\lim_{n \rightarrow \infty} T(n)/g(n) = \begin{cases} 0 & \text{order of growth of } T(n) < \text{order of growth of } g(n) \\ c > 0 & \text{order of growth of } T(n) = \text{order of growth of } g(n) \\ \infty & \text{order of growth of } T(n) > \text{order of growth of } g(n) \end{cases}$$

2-4. 使用O、Ω和Θ的非正式定义判断以下断言是否为真

a) $n(n+1)/2 \in O(n^3)$

解答:

$$n(n+1)/2 = (n^2 + n)/2 \approx n^2/2$$

当 $n \rightarrow \infty$ 时, $n^2/2 \leq n^3$

因此该断言为真

b) $n(n+1)/2 \in \Theta(n^2)$

解答:

$$n(n+1)/2 = (n^2 + n)/2$$

存在 $c_1=1/4$, $c_2=1/2$, $n_0=1$ 使得

$$c_1 n^2 \leq (n^2 + n)/2 \leq c_2 n^2 \text{ 对于所有 } n \geq n_0$$

因此该断言为真

三 蛮力法

案例: 选择排序、冒泡排序、旅行商穷举、背包穷举、分配工作穷举

四 递归算法

1. 递归的两个条件: 边界条件 递归方程
2. 递归的类型: 减一 (斐波那契)、减常数因子 (二分)、减不固定因子 (汉诺塔)
3. 递归的实例: 斐波那契数列、阿克曼函数、汉诺塔、排列问题
4. 递归通常会消耗更多的内存, 因为每次函数调用都需要在调用栈上保存信息
5. 主定理 (哪个大是哪个)

定理: 设 $a \geq 1$, $b > 1$ 为常数, $f(n)$ 为函数, $T(n)$ 为非负整数, 且 $T(n) = aT(n/b) + f(n)$, 则

简单记法: 用 $f(n)$ 和 $n^{\log_b a}$ 比较

- 若 $n^{\log_b a}$ 大, 则 $T(n) = \theta(n^{\log_b a})$
- 若 $f(n)$ 大, 则 $T(n) = \theta(f(n))$
- 若二者同阶, 则 $T(n) = \theta(n^{\log_b a} \log n) = \theta(f(n) \log n)$

注意 $F(n)$ 是多项式增长

五 分治法

1. 分治法三个步骤:

将问题划分为两个或多个更小的子问题

递归地解决这些子问题

将子问题的解合并成为原问题的解

2. 分治法要求: 所有问题都是相同类型、相互独立、规模均衡

3. 大整数乘法: 乘数都分半形成 4 个子问题, 再通过表达式变换分成 3 个

$$X * Y = A * C \cdot 10^n + (A * D + B * C) \cdot 10^{n/2} + B * D$$

$$\text{Since we have: } (A + B) * (C + D) = AC + (AD + BC) + BD$$

$$(AD + BC) = (A + B) * (C + D) - A * C - B * D$$

$$X * Y = A * C \cdot 10^n + [(A + B) * (C + D) - A * C - B * D] \cdot 10^{n/2} + B * D$$

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

$$T(n) = O(3^{\log_2 n}) = O(n^{\log_2 3}) \approx O(n^{1.585})$$

4. 矩阵乘法的 Strassen 算法: 传统分成 8 个子矩阵相乘, 通过变换使用了 7 次乘法

设 $T(n)$ 为乘两个 $n \times n$ 矩阵所需的时间, 则 Strassen 算法的递归关系式可以表示为:

$$T(n) = 7T\left(\frac{n}{2}\right) + O(n^2)$$

因此, Strassen 算法的渐进时间复杂度为 $O(n^{2.807})$, 这比传统矩阵乘法的 $O(n^3)$ 更优。

5. 二分搜索: low high mid

ALGORITHM BinarySearch(A[0..n-1], K)

$l \leftarrow 0; r \leftarrow n-1$

while $l \leq r$ do

// l and r crosses over \rightarrow can't find K

$m \leftarrow \lfloor (l+r)/2 \rfloor$

if $K = A[m]$ return m //the key is found

else if $K < A[m]$ $r \leftarrow m-1$ //the key is on the left half of the array

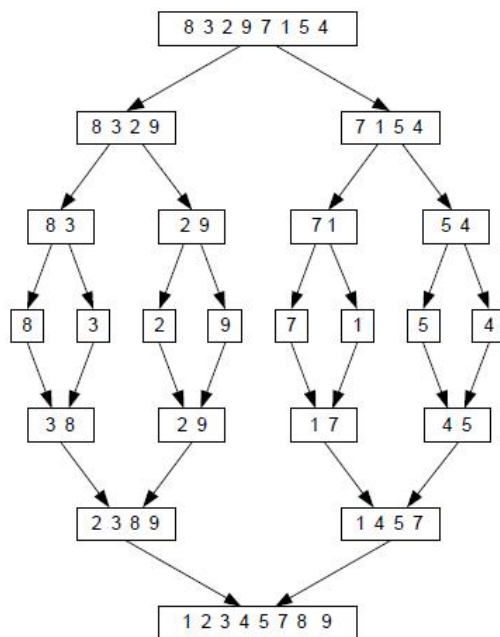
else $l \leftarrow m+1$ // the key is on the right half of the array

return -1

最好情况: 第一次比较后直接找到目标, 时间复杂度为 $O(1)$

最坏情况和平均情况 $O(\log n)$

6. **归并排序 (Merge Sort)**: 不断地将一个数组分成两半来进行递归排序, 然后合并已排序的部分



$$C(n) = 2C(n/2) + C_{merge}(n) \text{ for } n > 1$$

$$C(1) = 0$$

$$\text{Where } C_{merge}(n) = n - 1$$

$$C(n) = \Theta(n \log n)$$

- (1) 性能非常稳定, 无论输入数据的初始顺序如何, 归并排序都将执行相同数量的比较和移动操作, 时间复杂度都是 $O(n \log n)$
- (2) 它的键值比较次数非常接近理论的最小值, 缺点是需要大量的额外存储空间。

7. **快速排序 (Quick Sort)**: 通过选择基准值 (pivot) 将数组分为两部分, 小于基准的元素放在左边, 大于的放在右边, 然后递归地对两部分分别排序, 平均 $O(n \log n)$, 最坏 $O(n^2)$

(1) **指针移动与交换:**

- 左指针向右移动, 直到找到大于基准的值。
- 右指针向左移动, 直到找到小于基准的值。
- 交换左右指针所指的元素, 继续移动指针。

(2) **最终交换:** 当左右指针相遇或交叉时, 将基准值与右指针位置的元素交换。

(3) 递归地对基准元素 (Pivot) 左右两侧的子数组继续执行相同的操作

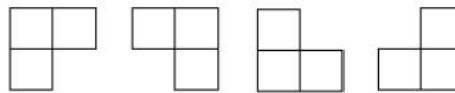
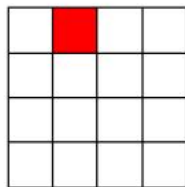
平均情况：快速排序的平均时间复杂度是 $O(n \log n)$ 。

最坏情况：如果每次分区操作都将列表分成两部分不公平，如当数组已经是有序的或完全逆序时，最坏的时间复杂度是 $O(n^2)$ 。

最好情况：最好情况发生在每次分区都能将数组均等地分成两部分，此时时间复杂度为 $O(n \log n)$ 。

8. 棋盘覆盖：

在一个 $2^k \times 2^k$ 个方格组成的棋盘中，恰有一个方格与其它方格不同，称该方格为一特殊方格，且称该棋盘为一特殊棋盘。在棋盘覆盖问题中，要用图示的4种不同形态的L型骨牌覆盖给定的特殊棋盘上除特殊方格以外的所有方格，且任何2个L型骨牌不得重叠覆盖。



$$T(k) = \begin{cases} O(1) & k = 0 \\ 4T(k-1) + O(1) & k > 0 \end{cases}$$

$T(n) = O(4^k)$ 渐进意义下的最优算法 所需骨牌数 = $\frac{4^k - 1}{3}$

六 减治法

1. 减治法：减治法是一种解决问题的策略，其核心思想是通过不断迭代逐步减小问题的规模，在每一次迭代中，问题的结构一般保持不变。

减一个常量，常常是减 1：如插入排序

减一个常因子，常常是减去因子 2（一半）：如折半查找

减可变规模：欧几里得算法（辗转相除法）

2. 插入排序（扑克牌排序，减常量）：

(1) 将数组分为已排序部分和未排序部分，取出未排序部分的第一个元素，将其插入到已排序部分中的适当位置

(2) 输入数组已经是排序好的，最好 $O(n)$ ；最坏、平均 $O(n^2)$

时间复杂度的计算主要考虑每个元素在插入过程中需要比较的次数。在最坏情况下，第 i 个元素需要 $i - 1$ 次比较，因此总的比较次数是 $\frac{n(n-1)}{2}$ ，这是一个二次函数，因此渐进时间复杂度为 $O(n^2)$ 。

3. 拓扑排序（减常量）：

(1) 有向无环图，依此删除入度为 0 的节点，删除顺序就是拓扑排序

(2) 实现拓扑排序的方法（时间复杂度均为 $O(V+E)$ 顶点数边数）：

使用队列（减 1 技术）：利用队列来存储所有入度为零的顶点。每次从队列中取出一个顶点，更新其相邻顶点的入度，若更新后某个顶点的入度变为零，则将其加入队列。

使用深度优先搜索（DFS）：对每个未访问的顶点执行 DFS，访问结束后将顶点推入栈中。最后从栈中依次弹出顶点即可得到一个拓扑排序。

4. 二分搜索（减常因子）

5. **假币问题（减常因子）：**从一堆硬币中找出唯一的一个较轻的假币，思路是分成 k 组，时间复杂度就是 $O(\log kn)$

6. **俄罗斯农民乘法（减常因子）：**手算两个数的乘积，它通过重复的加法和减半操作来实现乘法。

$$n \cdot m = \frac{n}{2} \cdot 2m.$$

If n is odd, we need only a slight adjustment of this formula:

$$n \cdot m = \frac{n-1}{2} \cdot 2m + m.$$

n	m	
50	65	
25	130	
12	260	(+130)
6	520	
3	1040	
1	2080	(+1040)
	2080	+(130 + 1040) = 3250

时间复杂度： $O(\log A)$ ，其中 A 是较小的乘数。每次操作 A 至少减少一半，因此操作的次数取决于 A 的二进制位数。

7. **欧几里得算法（减可变因子）：**辗转相除法，将较大数除以较小数，得到余数，余数置为新的较小数，重复直到余数为 0。

假设需要计算 252 和 105 的最大公约数：

- $252 \div 105 = 2$ 余数 42
- $105 \div 42 = 2$ 余数 21
- $42 \div 21 = 2$ 余数 0
- 余数为 0，最大公约数是 21。

时间复杂度：最坏情况下为 $O(\log(\min(a, b)))$ ，每次操作都至少把问题规模减半

七 变治法

1. 变治法是一种基于变换思想，把问题变换成一种更容易解决的类型
2. 变治法的类型：实例化简、改变表现、问题化简
3. 预排序算法(实例化简)：

应用：

统计众数：先对数组进行排序，然后通过线性扫描来统计每个元素快速找出众数。

快速查找：排序后的数组可以使用二分查找

数据去重：在排序数组中，重复的元素会被排在一起，可以通过线性扫描去除重

Selection Sort $\Theta(n^2)$

Bubble Sort $\Theta(n^2)$

Insertion Sort $C_{worst}(n) = \frac{(n-1)n}{2}$ $C_{best}(n) = n-1$ $C_{avg}(n) \approx \frac{n^2}{4}$

Mergesort $\Theta(n \log n)$

Quicksort $C_w(n) = \Theta(n^2)$ $C_b(n) = \Theta(n \log n)$ $C_{avg}(n) = O(n \log n)$

6. 高斯消元法(实例化简)：

(1) 解线性方程组，通过行交换和行变换，逐步**简化（变换）原始的方程组**，最终将其

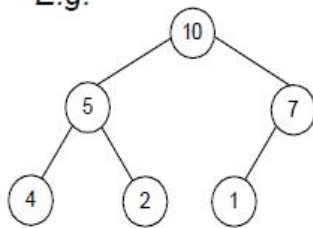
转换成一个更易于解决的形式（就是求解方程的过程）。

时间复杂度：高斯消元法的时间复杂度大致为 $O(n^3)$ ，其中 n 是方程组中未知数的数量。这是因为每个消元步骤涉及到对 $n-1$ 行进行 n 次操作，而对于每个未知数都需要进行此操作。

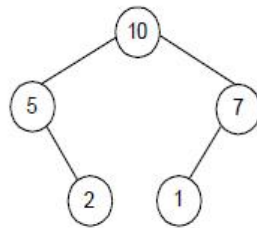
5. 堆、堆排序、堆维护（改变表现）：

(1) 变治法的原因是转换成了堆的树形结构，注意堆是**完全二叉树**

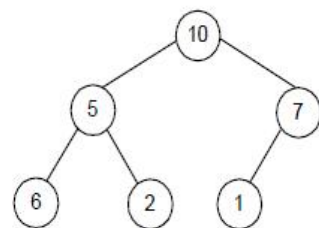
E.g.



a heap



not a heap



not a heap

(2) 构建堆

- 构建堆的时间复杂度为 $O(n)$ 。
- 排序过程中，每次重新恢复堆性质的时间复杂度为 $O(\log n)$ ，共需要进行 $n - 1$ 次操作。因此，总的时间复杂度为 $O(n \log n)$ 。

(3) 堆插入：添加到末尾上浮

- 最坏情况下，新元素可能需要从堆底浮到堆顶，时间复杂度为 $O(\log n)$ 。

(4) 堆删除（堆顶）：将堆顶与最后一个元素交换，然后移除最后一个元素进行下沉

6. 霍纳法则（改变表现）：

(1) 多项式求值，通过多项式变形，减少乘法操作来提高计算多项式的效率

(2) 通过嵌套式的连续乘加操作，霍纳法则减少了多项式计算中不必要的重复乘法，使得计算

更为高效，有线性时间复杂度，对于高度多项式尤为有效。

考虑一个多项式：

$$P(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \dots + a_2 x^2 + a_1 x + a_0$$

霍纳法则将其重写为嵌套的形式：

$$P(x) = (((a_n x + a_{n-1})x + a_{n-2})x + \dots + a_1)x + a_0$$

初始化：设定结果变量 $b = a_n$ 。

假设我们要计算多项式 $P(x) = 2x^3 - 6x^2 + 2x - 1$ 在 $x = 3$ 时的值：

- 初始化： $b = 2$
- $b = 2 \times 3 + (-6) = 0$
- $b = 0 \times 3 + 2 = 2$
- $b = 2 \times 3 - 1 = 5$

因此， $P(3) = 5$ 。

时间复杂度：霍纳法则的时间复杂度为 $O(n)$ ，其中 n 是多项式的度。这是因为每个系数只参与一次乘法和一次加法。

7. 问题化简的实例

(1) 几何问题转变成代数问题——线性规划（背包）

(2) 转化成图问题（过河）

八 回溯法和分支限界法

（一）搜索算法

1. 穷举搜索：组合优化问题（排列组合）、密码破解、排列组合问题、TSP、子集和问题

步骤

1. 列出所有可能的解：生成所有可能的候选解。
2. 逐一验证：对每个候选解进行验证，检查它是否满足问题的条件。
3. 选择最佳解：从满足条件的解中选择最佳解（如果有）。

2. DFS：从一个起点开始，沿着一条路径一直往深处走，直到不能继续为止，然后回溯到最近的分支点继续搜索，直到所有节点都被访问

3. BFS：从一个起点开始，首先访问所有与起点直接相连的节点，然后依次访问这些节点的邻接节点，逐层扩展（队列实现）

- DFS：适用于需要深入搜索解决的问题，如路径问题、连通分量检测等。采用邻接链表时时间复杂度为 $O(V + E)$ ，采用邻接矩阵时时间复杂度为 $O(V^2)$
- BFS：适用于需要逐层搜索的问题，如最短路径问题。采用邻接链表时时间复杂度为 $O(V + E)$ ，采用邻接矩阵时时间复杂度为 $O(V^2)$

（每条边每个结点都被访问）

（二）回溯法

1. 通过递归来解决问题的算法，其基本思想是在解空间树中进行深度优先搜索（DFS），从而寻找问题的所有解。

2. 剪枝包括两种：

(1) **约束函数**：在扩展结点处剪去**不满足约束**的子树

(2) **限界函数**：剪去**得不到最优解**的子树

3. **0-1背包问题**：无限界（直接看解空间树的叶节点）

有限界（大题）

4. **TSP问题**：构建一个“**排列树**”，从根节点开始（通常为**空**或仅包含起始城市），通过逐步扩展到所有未访问的城市来探索所有可能的路径（DFS）。

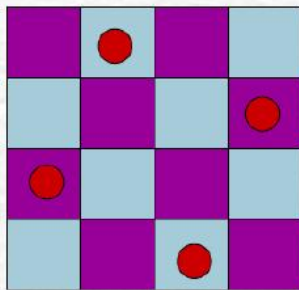
5. **N皇后问题**：

(1) 在一个 $N \times N$ 的棋盘上放置 N 个皇后，使得它们不能互相攻击。皇后可以攻击同一行、同一列或同一对角线上的其他皇后。

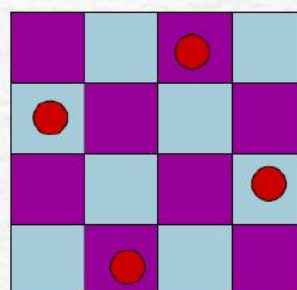
(2) 通常使用一个一维数组 $\text{board}[N]$ ，其中 $\text{board}[i]$ 表示第 i 行的皇后放置在哪一列。

输出解：

(2,4,1,3)



(3,1,4,2)



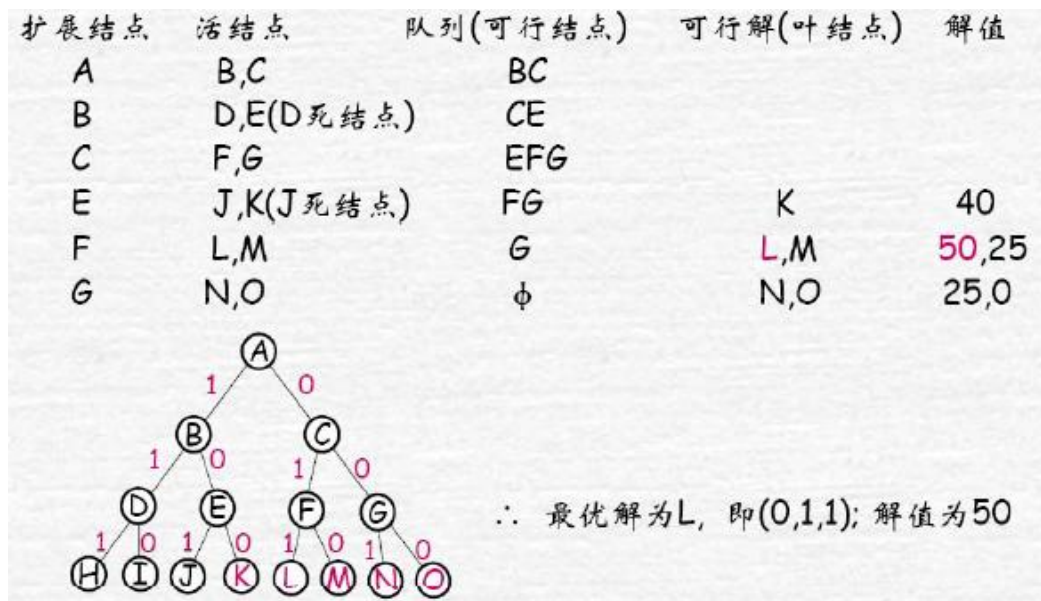
(三) 分支限界法

1. 核心思想是系统地**遍历或构建决策树的所有可能的候选解**，通过“**分支**”来生成子候选解，并使用“**限界**”来避免不必要的搜索，即进行剪枝。

2. 分支限界法使用**广度优先**或**最佳优先**搜索策略

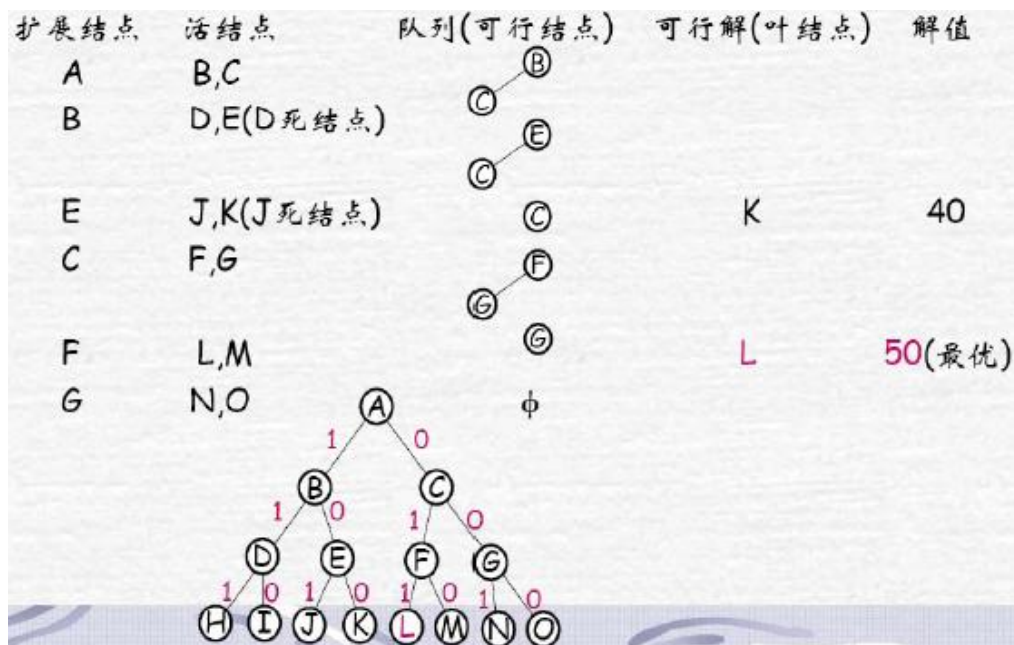
3. 常见的两种分支限界法：

(1) **队列式 (FIFO) 分支限界法**：BFS，逐层扩展解空间树的所有节点，保证了每层的节点都被完全扩展



(2) **优先队列分支限界法**: 最优优先, 根据节点的优先级 (如成本、估值等) 来选择下一个扩展的节点

优先队列: 按照价值率优先



4. 上界计算方法

(1) 贪心法计算上界 (背包的价值密度)

(2) 线性松弛法

5. 回溯法和分支限界法比较

(1) **求解目标**不同：一般而言，回溯法求解目标是找出解空间树中满足约束条件的**所有解**，而分支限界法的求解目标则是尽快找出满足约束条件的**一个解**

(2) **搜索方法**不同：回溯法采用**深度优先搜索算法**，分支限界法一般使用**广度优先算法或最佳优先算法**来搜索

(3) 对扩展结点的扩展方式不同：分支限界法中每一个活结点只有一次机会成为扩展结点，活结点一旦成为扩展结点就一次性产生其所有儿子结点

(4) 存储空间要求不同：**分支限界法的存储空间比回溯法大得多**，因此当内存容量有限时，回溯法成功的可能性更大

6. **装载问题**：有一批共n个集装箱要装上2艘载重量分别为C1和C2的轮船

容易证明：如果一个给定装载问题有解，则采用下面的策略可得到最优装载方案。

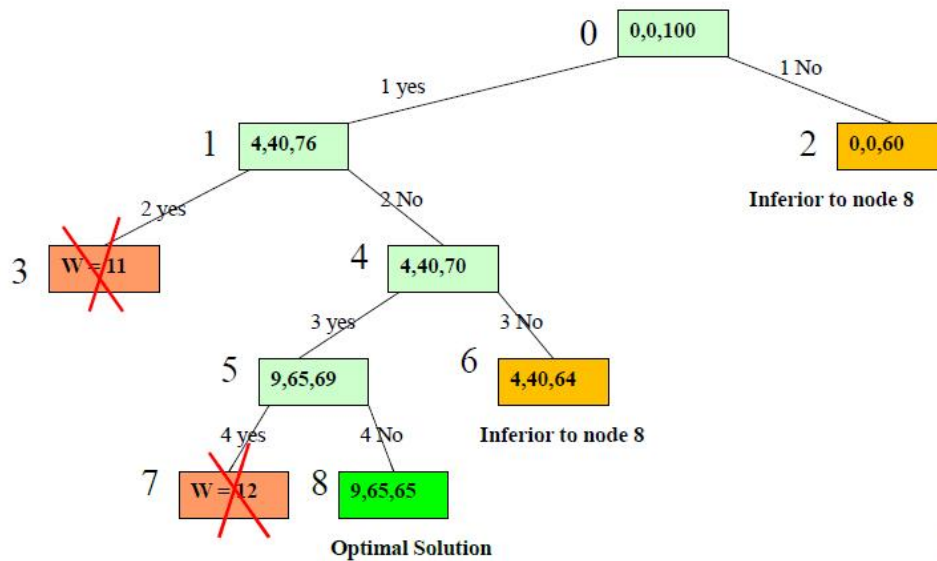
- (1) 首先将第一艘轮船尽可能装满； 后面以装满任意一个集装箱c
(2) 将剩余的集装箱装上第二艘轮船。 为例，进行算法阐述。

7. 0-1背包分支限界法

$$W = 10, n = 4$$

Item	Weight	Value	Value Density
1	4	40	10
2	7	42	6
3	5	25	5
4	3	12	4

B & B State Space: Numbers in each node are for W, V, UB

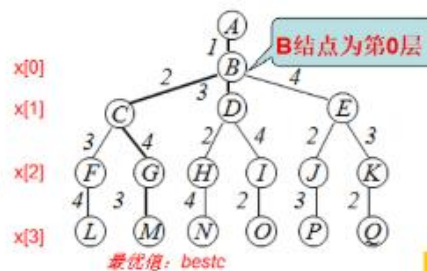


8. TSP分支限界法

```
class MinHeapNode {
    Friend Traveling<Type>;
    Public:
        Operator Type () const { return lcost;}
    private:
        Type lcost, 费用下界
        Type cc, 当前费用
        Type rcost, 顶点最小出边费用和(顶点为: x[s:n-1])
        int s, 当前结点在排列树中的层次;
        int *x, 存储解(结点路径)
}
```

bestc: 初始化为较大数值

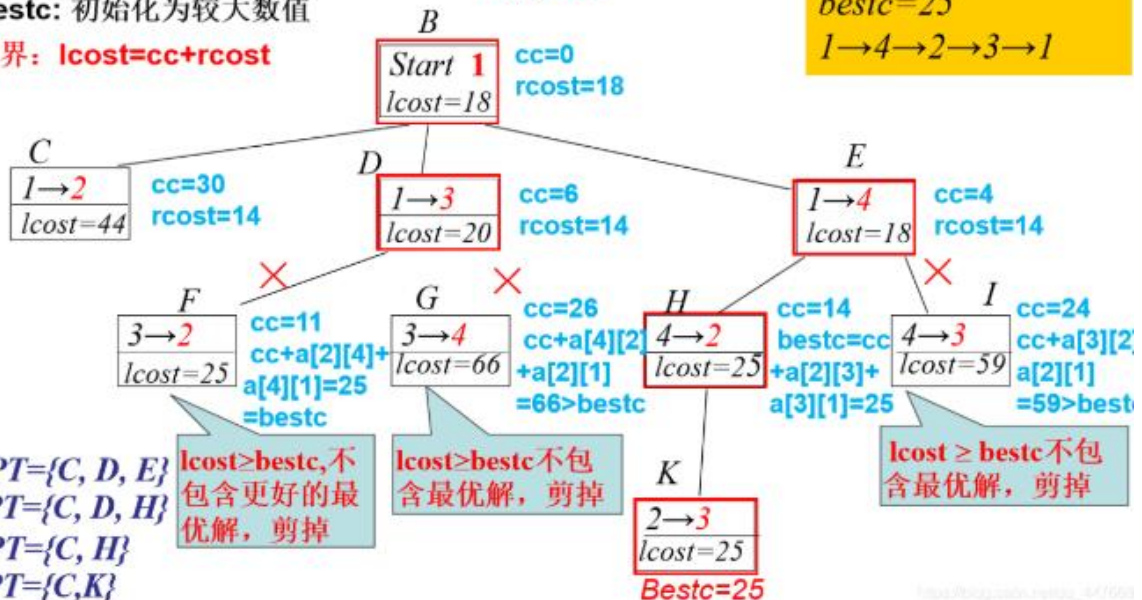
下界: $lcost = cc + rcost$



	1	2	3	4
1	∞	30	6	4
2	30	∞	5	10
3	6	5	∞	20
4	4	10	20	∞

bestc=25

$1 \rightarrow 4 \rightarrow 2 \rightarrow 3 \rightarrow 1$



rcost 通常表示剩余未访问节点的最小出边费用和

九 动态规划

1. 动态规划的两个关键属性：**重叠子问题**和**最优子结构**
2. 动态规划三要素：阶段（划分求解阶段）、状态（无后效性）、策略（决策序列）
3. **状态的无后效性**：如果某阶段状态给定后，则该阶段以后过程的发展不受该阶段以前各阶段状态的影响，也就是说状态具有**马尔科夫性**。
4. 动态规划的思想实质：**分治和解决冗余**。

➤与分治法相同点：

将原问题**分解成若干个子问题**，先求解子问题，然后从这些子问题的解得到原问题的解。

➤与分治法不相同点：

经分解的子问题往往**不是互相独立的**。若用分治法来解，有些共同部分（子问题或子子问题）被重复计算了很多次。

5. Bellman最优性原理：求解问题的一个最优策略序列时，该最优策略序列的子策略序列总是最优的，则称该问题满足**最优性原理**。
6. 多阶段决策问题（MDP）：求解的问题可以划分为一系列相互联系的阶段，在每个阶段都需要作出决策，且一个阶段决策的选择会影响下一个阶段的决策，从而影响整个过程的活动路线
7. 动态规划两种求解方法：自顶向下（备忘录）和自底向上
8. 动态规划实例：

- (1) 计算二项式系数

$$C(n, k) = C(n-1, k-1) + C(n-1, k)$$

1. **选第 n 个物品**：再从剩下的 $n-1$ 个中选 $k-1$ 个（即 $C(n-1, k-1)$ ）。
2. **不选第 n 个物品**：直接从剩下的 $n-1$ 个中选 k 个（即 $C(n-1, k)$ ）。

each row i ($0 \leq i \leq n$) from left to right, starting with $C(n, 0) = 1$,
row 0 through k , end with 1 on the table's diagonal, $C(i, i) = 1$

	0	1	2	3	4	5	$k-1$	k
0	1								
1	1	1							
2	1	2	1						
3	1	3	3	1					
4	1	4	6	4	1				
5	1	5	10	10	5	1			
k	1								1
...									
$n-1$	1							$C(n-1,k-1)$	$C(n-1,k)$
n	1								$C(n,k)$

看图填表，等于某个元素等于上边加对角

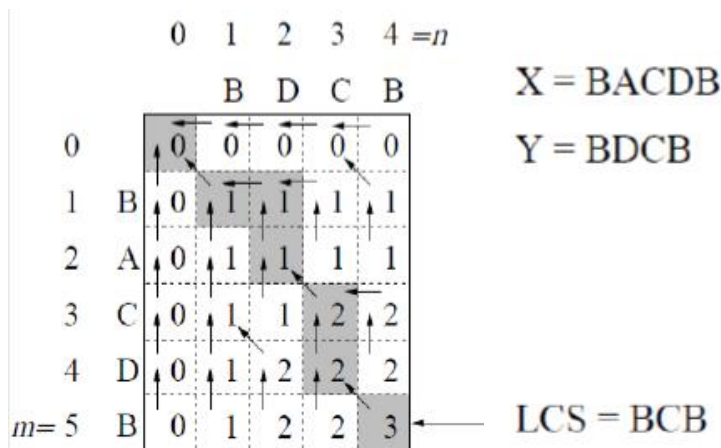
(2) 最长公共子序列 (LCS)

LCS问题概述

最长公共子序列问题是在两个序列中找到一个最长的子序列（不要求连续），这个子序列在两个原始序列中都出现。

$$c[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{if } i = 0 \text{ or } j = 0, \\ c[i-1, j-1] + 1 & \text{if } i, j > 0 \text{ and } x_i = y_j, \\ \max(c[i, j-1], c[i-1, j]) & \text{if } i, j > 0 \text{ and } x_i \neq y_j. \end{cases}$$

1. **基本情况**：当其中一个序列长度为0时，LCS长度为0。
2. **字符匹配**：当 $x_i = y_j$ 时，LCS长度等于去掉这两个字符后的子问题的LCS长度加1。
3. **字符不匹配**：当 $x_i \neq y_j$ 时，LCS长度等于两个子问题的较大值：
 - 去掉 x_i 后的LCS长度
 - 去掉 y_j 后的LCS长度



(3) 动态矩阵乘法

问题描述

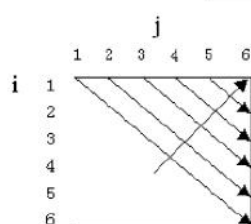
给定一系列矩阵 A_1, A_2, \dots, A_n ，其中矩阵 A_i 的维度为 $p_{i-1} \times p_i$ ，找到最优的矩阵乘法顺序，使得计算这些矩阵乘积所需的标量乘法次数最少。

$$m[i, j] = \begin{cases} 0 & i = j \\ \min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k+1, j] + p_{i-1}p_kp_j\} & i < j \end{cases}$$

参数说明:

- $m[i, j]$: 计算矩阵 A_i 到 A_j 乘积所需的最少乘法次数
- p_{i-1}, p_i, p_j : 矩阵的维度参数
 - 矩阵 A_i 的维度是 $p_{i-1} \times p_i$
 - 矩阵 A_j 的维度是 $p_{j-1} \times p_j$
- k : 分割点, 表示在 A_k 和 A_{k+1} 之间进行分割
 - $p_{i-1}p_kp_j$: 将这两个结果矩阵相乘所需的乘法次数
 - 因为 $A_i \dots A_k$ 的结果矩阵维度是 $p_{i-1} \times p_k$
 - $A_{k+1} \dots A_j$ 的结果矩阵维度是 $p_k \times p_j$
 - 它们相乘需要 $p_{i-1} \times p_k \times p_j$ 次标量乘法

A1	A2	A3	A4	A5	A6
30×35	35×15	15×5	5×10	10×20	20×25



(a) 计算次序

	j	1	2	3	4	5	6
i	1	0	15750	7875	9375	11875	15125
	2		0	2625	4375	7125	10500
	3			0	750	2500	5375
	4				0	1000	3500
	5					0	5000
	6						0

(b) $m[i][j]$

	j	1	2	3	4	5	6
i	1	0	1	1	3	3	3
	2		0	2	3	3	3
	3			0	3	3	3
	4				0	4	5
	5					0	5
	6						0

(c) $s[i][j]$

$$m[2][5] = \min \begin{cases} m[2][2] + m[3][5] + p_1p_2p_5 = 0 + 2500 + 35 \times 15 \times 20 = 13000 \\ m[2][3] + m[4][5] + p_1p_3p_5 = 2625 + 1000 + 35 \times 5 \times 20 = 7125 \\ m[2][4] + m[5][5] + p_1p_4p_5 = 4375 + 0 + 35 \times 10 \times 20 = 11375 \end{cases}$$

$$= 7125$$

$$\therefore s[2][5] = 3$$

$s[i][j]$ 表示最优分割点

(4) 0-1 背包问题

$$V(i, j) = \begin{cases} \max\{V(i-1, j), V(i-1, j-w_i) + v_i\} & j \geq w_i \\ V(i-1, j) & 0 \leq j < w_i \end{cases}$$

1. 当 $j \geq w_i$ (当前背包可以装下第 i 个物品) :

- 我们需要在两种选择中取最大值:
 - 不选第 i 个物品: 价值保持为 $V(i-1, j)$
 - 选第 i 个物品: 价值为 $V(i-1, j-w_i) + v_i$ (前 $i-1$ 个物品在容量 $j-w_i$ 下的最大价值加上当前物品的价值)

2. 当 $0 \leq j < w_i$ (当前背包无法装下第 i 个物品) :

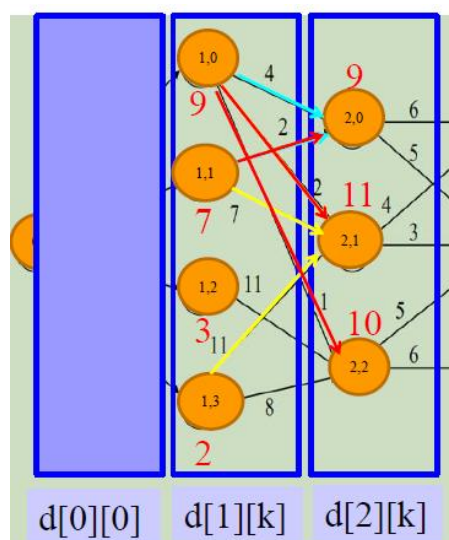
- 只能选择不装第 i 个物品, 价值保持为 $V(i-1, j)$

	i	0	1	2	3	4	5		
	0	0	0	0	0	0	0	$V(i-1, j-w_1)+v_1$	$V(i-1, j)$
$w_1=2, v_1=12$	1	0	0	12	12	12	12	$V(i-1, j-w_2)+v_2$	$V(i-1, j)$
$w_2=1, v_2=10$	2	0	10	12	22	22	22		$V(i, j)$
$w_3=3, v_3=20$	3	0	10	12	22	30	32		
$w_4=2, v_4=15$	4	0	10	15	25	30	37		

列是背包容量, 最大为5; 填表顺序是一行一行从左到右填写

37是用 $\min\{(3,3) + 15, (3,5)\}$ 填写的

(5) 多阶段决策过程



d[1][k]:

$d[1][0] = 9; d[1][1] = 7$
 $d[1][2] = 3; d[1][3] = 2$

d[2][k]:

$d[2][0] = \min\{d[1][0] + w[1][0][0], d[1][1] + w[1][1][0]\}$
 $= \min\{9 + 4, 7 + 2\} = 9$

$d[2][1] = \min\{d[1][k] + w[1][k][1]\}$
 $= \min\{9 + 2, 7 + 7, 2 + 11\} = 11$

$d[2][2] = \min\{d[1][k] + w[1][k][2]\}$
 $= \min\{9 + 1, 3 + 11, 2 + 8\} = 10$

$w[0][0][0] = 9 \quad w[1][3][2] = 8$

$$d[i][j] = \min_{\substack{j \in V_i \\ (k,j) \in E}} \{d[i-1][k] + w[i-1][k][j]\}$$

$$path[i][j] = \arg \min_k \{d[i-1][k] + w[i-1][k][j]\}$$

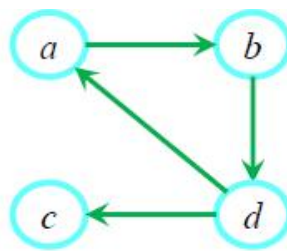
参数说明:

- i : 当前阶段 (从1开始)
- j : 当前阶段的状态
- $d[i][j]$: 到达第 i 阶段状态 j 的最小成本/最短距离
- V_j : 可以转移到状态 j 的前一阶段状态的集合
- E : 状态转移边的集合
- $w[i-1][k][j]$: 从第 $i-1$ 阶段状态 k 转移到第 i 阶段状态 j 的成本/距离

$path[i][j]$: 记录到达第 i 阶段状态 j 的最优路径中, 前一阶段的状态 k

(6) Warshall 传递闭包算法

• **Example1**



$$R^{(0)} = \begin{matrix} & \begin{matrix} a & b & c & d \end{matrix} \\ \begin{matrix} a \\ b \\ c \\ d \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

$$R^{(1)} = \begin{matrix} & \begin{matrix} a & b & c & d \end{matrix} \\ \begin{matrix} a \\ b \\ c \\ d \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

$a \rightarrow b$
 $d \rightarrow a$ \Rightarrow $d \rightarrow a \rightarrow b$

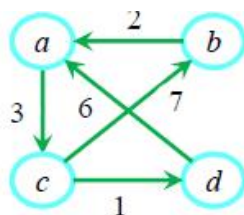
$a \rightarrow b$
 $b \rightarrow d$ \Rightarrow $a \rightarrow b \rightarrow d$

$b \rightarrow d$
 $d \rightarrow b$ \Rightarrow $d \rightarrow b \rightarrow d$

$O(n^3)$, n 是顶点个数

(7) 最短路径的弗洛伊德算法

• Example 1



	a	b	c	d
a	0	∞	3	∞
b	2	0	∞	∞
c	∞	7	0	1
d	6	∞	∞	0

$D^{(0)} =$

	a	b	c	d
a	0	∞	3	∞
b	2	0	5	∞
c	∞	7	0	1
d	6	∞	9	0

$D^{(1)} =$

b \rightarrow a \Rightarrow b \rightarrow a \rightarrow c: 5
 a \rightarrow c
 d \rightarrow a \Rightarrow d \rightarrow a \rightarrow c: 9
 a \rightarrow c
 c \rightarrow b \Rightarrow c \rightarrow b \rightarrow a: 9
 b \rightarrow a

十 贪心策略

1. 贪心算法是一种在每一步选择中都采取在当前状态下最好或最优（即最有利）的选择，从而希望导致结果是全局最佳或最优的算法策略。贪心算法不保证会得到最优解，但在某些问题中，贪心策略产生的解是最优的。

2. 贪心算法的特点：

(1) 局部最优选择 (2) 无回溯 (3) 简单高效

3. 适用场景：具有“贪心选择性质”和“最优子结构”

- **贪心选择性质**：可以通过做出局部最优的选择来构造全局最优的解决方案。换句话说，一个全局最优解包含了它构成中的局部最优解。
- **最优子结构**：一个问题的最优解包含其子问题的最优解。这意味着问题可以通过解决其子问题并组合这些解来解决。

4. 实例

(1) **活动选择问题**：给定一组活动，每个活动都有一个开始时间和结束时间。目标是选择最大

数量的互不重叠的活动。解决方案是按照活动结束时间的早晚来选择活动。

(2)**霍夫曼编码**：用于数据压缩的贪心算法。创建最优前缀代码，使得常见的字符使用较短的代码，不常见的字符使用较长的代码。

(3)**最小生成树问题**：如Prim算法和Kruskal算法，这些算法贪心地选择边来确保在满足所有顶点被包含在树中的同时，总边的权重最小。

Prim算法

核心思想：

Prim算法是一种**贪心算法**，用于求解加权无向图的最小生成树（MST）。它从任意一个顶点开始，逐步扩展生成树，每次选择当前生成树连接的**最小权值边**，并将该边连接的顶点加入生成树，直到所有顶点都被包含。Prim算法适用于稠密图，通常使用优先队列（堆）优化，时间复杂度为 $O(E \log V)$ 或 $O(V^2)$ （取决于实现方式）。

Kruskal算法

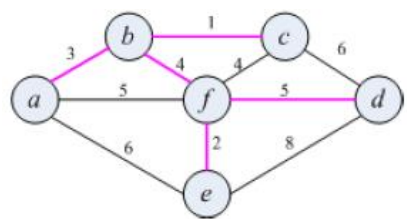
核心思想：

Kruskal算法同样用于求解最小生成树（MST），但采用**边排序+并查集**的策略。它按权值从小到大遍历所有边，每次选择**不会形成环的最小权值边**加入生成树，直到所有顶点连通。Kruskal算法适用于稀疏图，时间复杂度主要由排序决定，为 $O(E \log E)$ （或 $O(E \log V)$ ）。

Prim选点 Kruskal选边

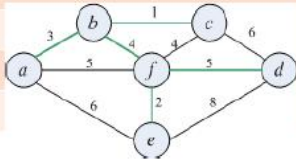
▪ Example : Prim

Tree vertices	Remaining vertices
a(-,0)	<u>b(a,3)</u> c(-,∞) d(-, ∞) e(a,6) f(a,5)
b(a,3)	<u>c(b,1)</u> d(-, ∞) e(a,6) f(b,4)
c(b,1)	d(c, 6) e(a,6) <u>f(b,4)</u>
f(b,4)	d(f, 5) <u>e(f,2)</u>
e(f,2)	<u>d(f, 5)</u>
d(f, 5)	



Example: Kruskal's

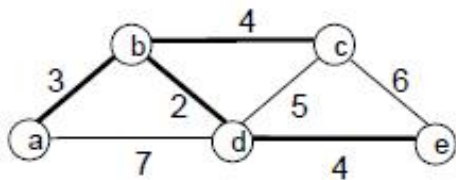
Tree edges	Sorted list of edges									
	bc	ef	ab	bf	cf	af	df	ae	cd	de
	1	2	3	4	4	5	5	6	6	8
bc										
1										
ef										
2										
ab										
3										
bf										
4										
df										
5										



(4)单源最短路径问题: 如Dijkstra算法, 该算法贪心地选择将最近的未处理顶点加入到已处理集合中, 从而找到从源点到所有其他顶点的最短路径。

▪ *Example : Dijkstra's*

Tree vertices	Remaining vertices
a(-,0)	<u>b(a,3)</u> c(-,∞) d(a,7) e(-,∞)
b(a,3)	c(b,3+4) d(b,3+2) e(-,∞)
d(b,5)	c(b,7) e(d,5+4)
c(b,7)	e(d,9)
e(d,9)	



(5)找零问题

(6)分数背包问题

✦ 贪心选择性质

所谓贪心选择性质是指所求问题的**整体最优解可以通过一系列局部最优的选择，即贪心选择来达到**。这是贪心算法可行的第一个基本要素，也是贪心算法与动态规划算法的主要区别。

	动态规划 (DP)	贪心算法 (Greedy Method)
子问题上	每步所做的选择往往依赖于子问题的解，只有在解出相关子问题后才能作出选择	仅在 当前状态 下作出最好选择，即局部最优选择，然后再去作出这个选择后产生的相应的子问题，不依赖于子问题的解
求解方式	通常以 自底向上 的方式解各子问题	通常以 自顶向下 的方式进行，以迭代的方式作出相继的贪心选择，每作一次贪心选择就将所求问题简化为规模更小的子问题

一. 单选题 7) 对于函数 $f(n) = 10^n$ 和 $g(n) = \log(n^2)$, 当 n 趋于无穷大时, 分析函数的渐进阶, 确定 $f(n)$ 和 $g(n)$ 的关系属于 () 。(2分)

- $f(n) = O(g(n))$: $f(n)$ 的增长不超过 $g(n)$ (上界) 。
 - $f(n) = \Omega(g(n))$: $f(n)$ 的增长不低于 $g(n)$ (下界) 。
 - $f(n) = \Theta(g(n))$: $f(n)$ 和 $g(n)$ 同阶 (紧确界) 。
 - $f(n) = o(g(n))$: $f(n)$ 的增长严格慢于 $g(n)$ (高阶无穷小) 。
- 注意: 题目中 $f(n)$ 是 $g(n)$ 的高阶无穷大, 因此 $f(n) = \omega(g(n))$, 但选项中没有 ω , 所以需要反向思考。

背诵

递归算法的时间复杂度分析步骤

递归算法的时间复杂度分析通常遵循以下步骤，核心是建立递归关系式并求解：

1. 确定递归结构

- 明确递归的终止条件 (Base Case) :
分析递归结束时的直接解 (如 $n=0$ 或 $n=1$ 的时间复杂度 $T(1) = C$) 。
- 写出递归公式 (Recurrence Relation) :
根据递归调用关系, 表达 $T(n)$ 与子问题 $T(n/k)$ 或 $T(n-1)$ 的关系 (如 $T(n) = a \cdot T(n/b) + f(n)$) 。

2. 展开递归树 (Recursion Tree)

- 绘制递归调用树:
将递归分解过程可视化, 计算每一层的总时间复杂度。
- 求和所有层的代价:
累加递归树中所有层的时间复杂度 (可能涉及等比级数或调和级数求和) 。

3. 应用主定理 (Master Theorem)

若递归式为分治形式 $T(n) = a \cdot T(n/b) + O(n^d)$, 直接通过主定理判断:

- Case 1: 若 $d < \log_b a$, 则 $T(n) = \theta(n^{\log_b a})$ 。
- Case 2: 若 $d = \log_b a$, 则 $T(n) = \theta(n^d \log n)$ 。
- Case 3: 若 $d > \log_b a$, 则 $T(n) = \theta(n^d)$ 。

4. 替代法 (Substitution Method)

- 猜测时间复杂度形式 (如 $T(n) = O(n \log n)$) 。
- 用数学归纳法验证: 假设子问题成立, 证明原问题也成立。

5. 处理特殊递归

- 尾递归: 可优化为迭代, 时间复杂度通常为 $O(n)$ 。
- 多重递归 (如斐波那契): 需避免重复计算 (如用动态规划优化) 。

三种求最短路径问题的算法的区别和联系

1. 多段图法 (Multistage Graph)

- 适用场景: 适用于有向无环图 (DAG), 尤其是可以划分为多个阶段 (stage) 的图, 每个阶段包含若干节点, 且边仅存在于相邻阶段的节点之间。
- 算法思想: 采用动态规划的方法, 从终点逆向计算每个节点到终点的最短路径, 或从起点正向计算起点到每个节点的最短路径。
- 时间复杂度: 通常为 $O(n^2)$, 其中 n 为节点数。
- 特点: 只能用于特定结构的图 (多段图), 无法处理带环或任意结构的图。

2. 迪杰斯特拉 (Dijkstra) 算法

- 适用场景: 适用于带非负权重的有向或无向图, 求解单源最短路径问题 (从一个起点到所有其他节点的最短路径)。
- 算法思想: 采用贪心策略, 每次从未处理的节点中选择距离起点最近的节点, 并更新其邻居节点的最短距离。
- 时间复杂度: 使用优先队列时为 $O((V+E)\log V)$, 其中 V 为节点数, E 为边数。
- 特点: 不能处理负权边, 因为负权边可能导致已确定的最短路径被破坏。

3. 弗洛伊德 (Floyd) 算法

- 适用场景: 适用于带正权或负权的有向或无向图 (不能有负权环), 求解所有节点对之间的最短路径。
- 算法思想: 采用动态规划, 通过三重循环逐步更新任意两点之间的最短路径, 允许中间节点逐步扩展。
- 时间复杂度: $O(V^3)$, 其中 V 为节点数。
- 特点: 可以处理负权边, 并能检测负权环, 但时间复杂度较高, 适合稠密图或节点数较少的情况。

联系与区别

- 联系:
 - 三者均用于求解最短路径问题。
 - 迪杰斯特拉算法和弗洛伊德算法可以用于一般图, 而多段图法仅适用于特定结构的图。
- 区别:
 - 适用范围: 多段图法仅适用于多段图; 迪杰斯特拉算法适用于单源非负权图; 弗洛伊德算法适用于全源带权图 (可含负权)。
 - 功能: 迪杰斯特拉算法解决单源问题, 弗洛伊德算法解决全源问题, 多段图法解决特定结构问题。
 - 负权处理: 迪杰斯特拉不能处理负权, 弗洛伊德可以 (无负权环时)。
 - 效率: 迪杰斯特拉算法在稀疏图中效率较高, 弗洛伊德算法适合稠密图或小规模图。

(1) 分支限界算法的基本思想 (5分)

分支限界算法是一种用于求解组合优化问题的智能搜索方法，其基本思想如下：

1. **分支 (Branch)**：将问题的解空间分解为若干子集（子问题），通常通过固定部分变量的取值来实现。
2. **限界 (Bound)**：对每个子问题计算一个上界（或下界），用于剪枝。若子问题的上界小于当前已知的最优解，则舍弃该子问题，避免无效搜索。
3. **优先队列**：通常使用优先队列（如最大堆）存储待处理的子问题，优先扩展上界更优的子问题，以提高搜索效率。

(2) 解空间和解空间树的定义 (5分)

- **解空间**：所有可能的0-1背包问题的解，即所有物品的选择组合（每个物品选或不选），共 $2^n = 16$ 种可能。
- **解空间树**：
 - 根节点表示初始状态（未选择任何物品）。
 - 每个节点分为左子树（选择当前物品）和右子树（不选择当前物品）。
 - 树的深度为物品数量 $n = 4$ ，叶子节点代表完整的解。

分支限界法 核心思想是系统地**遍历或构建决策树的所有可能的候选解**，通过“**分支**”来生成子候选解，并使用“**限界**”来避免不必要的搜索，即进行剪枝。

1. 最优子结构 (Optimal Substructure)

定义

- 一个问题的最优解包含其子问题的最优解。
- 即，全局最优解可以通过组合子问题的最优解得到。

2. 重叠子问题 (Overlapping Subproblems)

定义

- 在递归求解过程中，**相同的子问题被多次计算**。
- 动态规划通过**记忆化存储**来避免重复计算。

在求解子问题的过程中，按照**自顶向下的记忆化搜索**方法或者**自底向上的递推**方法求解出**子问题的解**，把结果存储在表格中。当需要再次求解此子问题时，直接从表格中**查询**即可，从而避免了大量的**重复计算**。

若一个优化问题的优化解包含它的**子问题**的优化解，则称其具有**最优子结构**