



西南大学

动态规划算法

张里博

lbzhang@swu.edu.cn



目录

- 1 动态规划算法的设计思想
- 2 动态规划算法的必要条件
- 3 动态规划算法的递归实现
- 4 动态规划算法的递归+备忘录实现
- 5 动态规划算法的迭代实现
- 6 具体应用1：投资问题
- 7 具体应用2：背包问题



PART 01

动态规划算法的设计思想

Dynamic Programming





动态规划算法

动态规划(dynamic programming)算法是一种求解多阶段决策问题的算法设计技术。动态规划是运筹学的一个分支，也是求解决策过程(decision process)最优化问题的数学方法。

主要思想：将原问题归约为**规模较小、结构相同**的子问题，建立原问题与子问题**优化函数间的依赖关系**；**从规模最小的子问题**开始，利用上述依赖关系求解**规模更大的子问题**，直至得到原问题的解。



最短路径问题



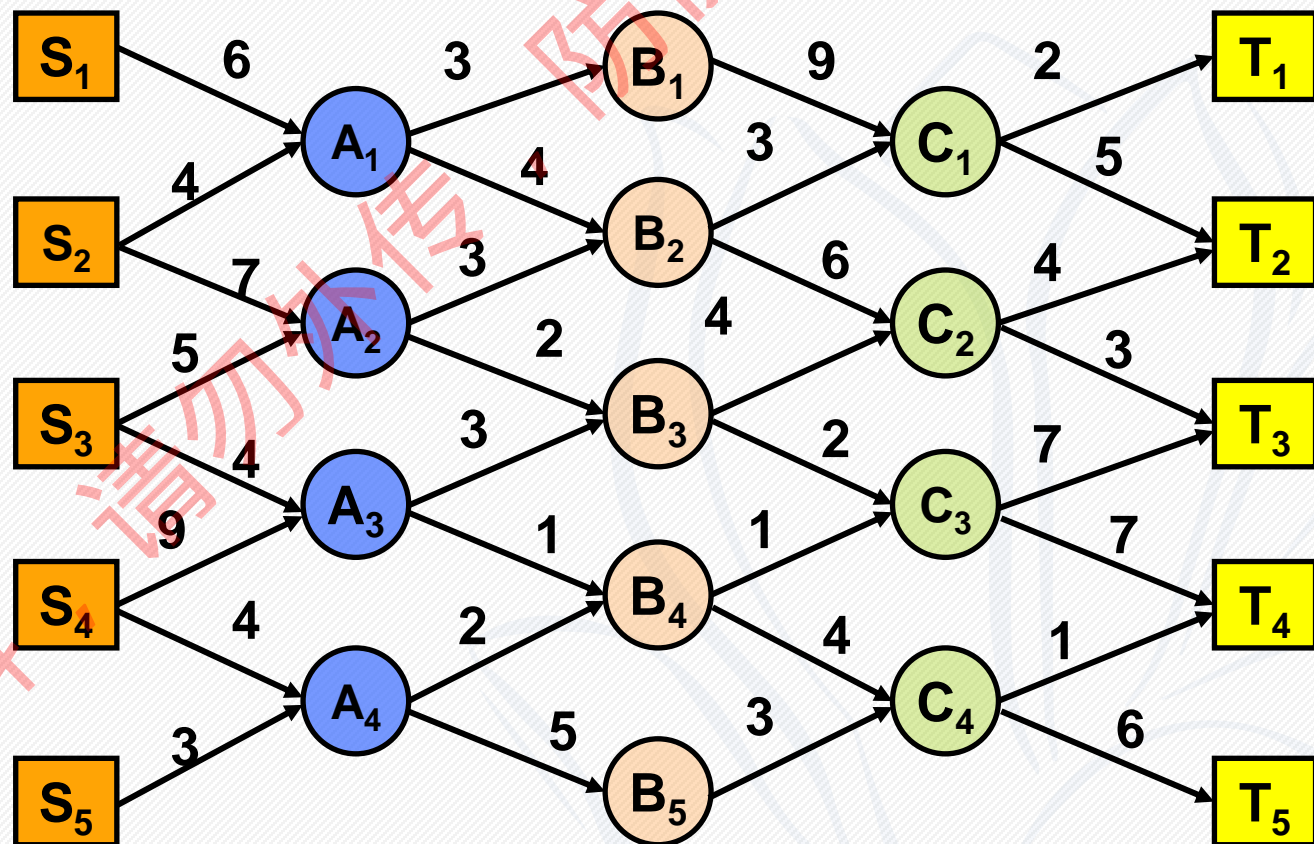
问题描述

输入:

- 起点集合 $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$,
- 终点集合 $\{T_1, T_2, \dots, T_m\}$,
- 中间结点集,
- 边集 E , 其中任意边 e 有长度;

输出:

一条从（任意）起点到（任意）终点的最短路径（路径总长度最短）



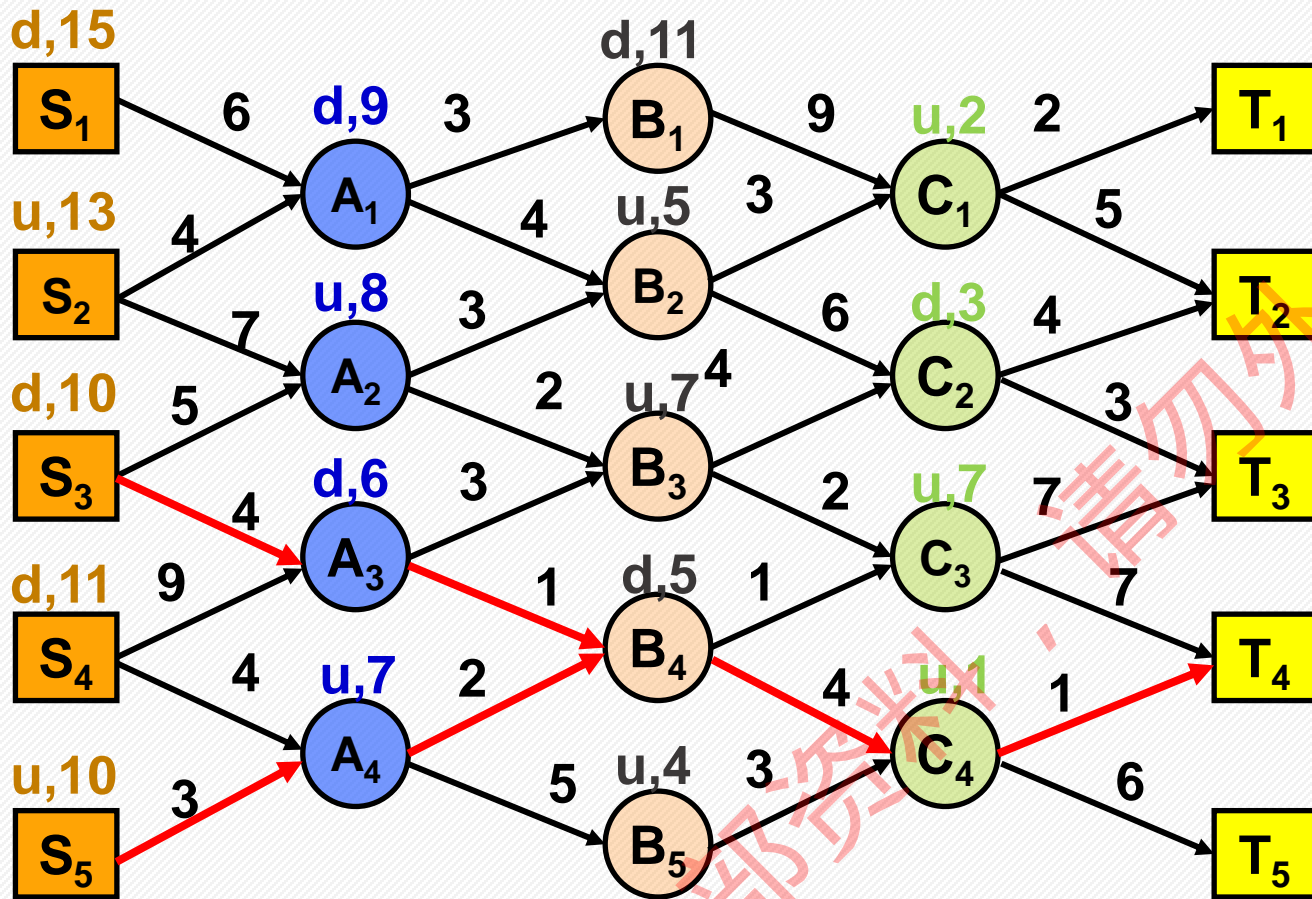


- 计算每一条所有从起点到终点的路径，计算长度，从其中找出最短路径。
- 在上述实例中，如果网络的层数为 n ，起点个数为 m 个，那么每个起点到所有终点路径条数将接近于 2^{n-1} （每个结点最多有2个分支与下一层相连），总时间复杂度为 $O(m2^n)$
- 动态规划算法：
- 从终点出发，起点逐步前移，每一步计算当前层的节点与终点的最短路径及长度。
将多阶段决策过程转化成多个单阶段决策过程。



最短路径问题

$$F(C_1) = \min\{C_1T_2, C_1T_1\}$$



$$F(B_2) = \min\{B_2C_1 + F(C_1), B_2C_2 + F(C_2)\}$$

含弘光大 继往开来

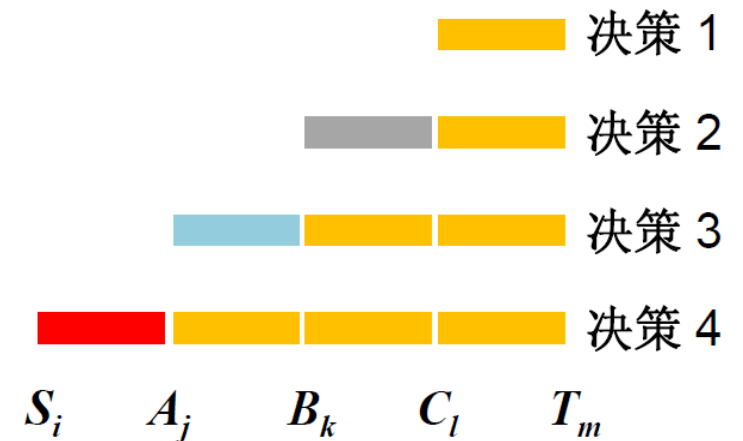
$$= \min\{\min\{B_2C_1 + C_1T_2, B_2C_1 + C_1T_1\}, \min\{B_2C_2 + C_2T_2, B_2C_2 + C_2T_3\}\}$$



子问题的界定

从终点层出发，起点逐步前移，每步计算当前层节点与终点的最短路径及长度

后边界不变, 前边界前移

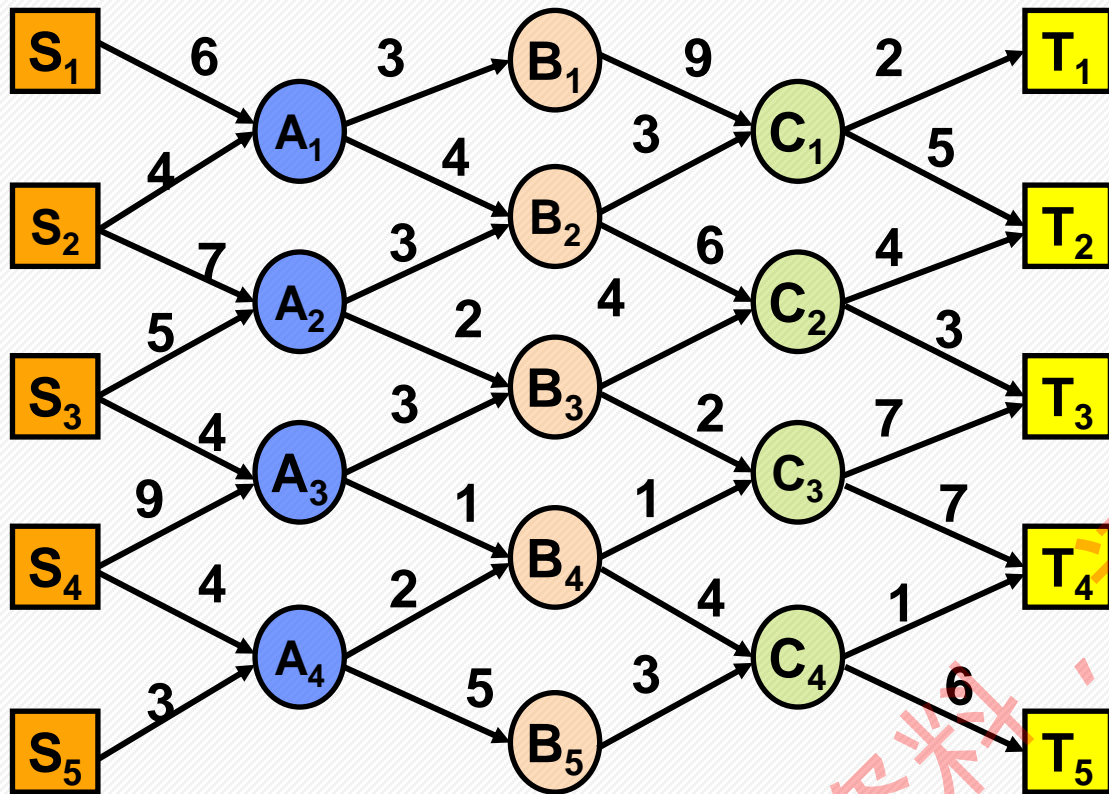


每步决策将依赖于以前步骤的决策结果。



最短路径问题

$$F(B_2) = \min\{B_2C_1 + F(C_1), B_2C_2 + F(C_2)\}$$



动态规划只考虑当前子问题的最优解延伸的结果，许多不可能最优的路径已被删除。



最短路径长度的依赖关系

决策一

$$F(C_l) = \min_m \{C_l T_m\}$$

决策二

$$F(B_k) = \min_l \{B_k C_l + F(C_l)\}$$

决策三

$$F(A_j) = \min_k \{A_j B_k + F(B_k)\}$$

决策四

$$F(S_i) = \min_j \{S_i A_j + F(A_j)\}$$

时间复杂度

$$O(3 * m * (n-1)) = O(mn)$$

每步求解的问题是后面阶段求解问题的子问题。



- 例3.1动态规划算法的特征：
- 1.求解问题是多阶段决策问题；
- 2.求解过程是多步判断（多个子问题），每步求解的问题是后面阶段求解问题的子问题，最后一步求解出原问题的解；
- 3.前面一个子问题的最小值与后面问题的最小值有依赖关系。

$$F(B_2) = \min\{B_2C_1 + F(C_1), B_2C_2 + F(C_2)\}$$



PART 02

动态规划算法的必要条件

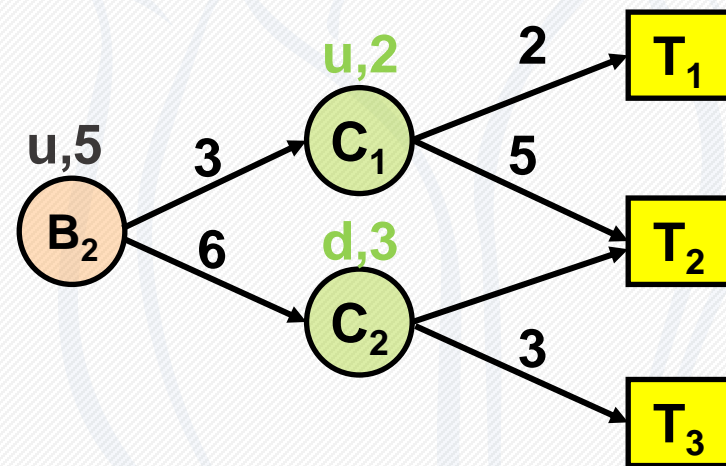
Dynamic Programming





动态规划的必要条件

优化函数的特点： 任何最短路径的子路径都是相对于子路径始点和终点的最短路径



优化原则（最优子结构性质）

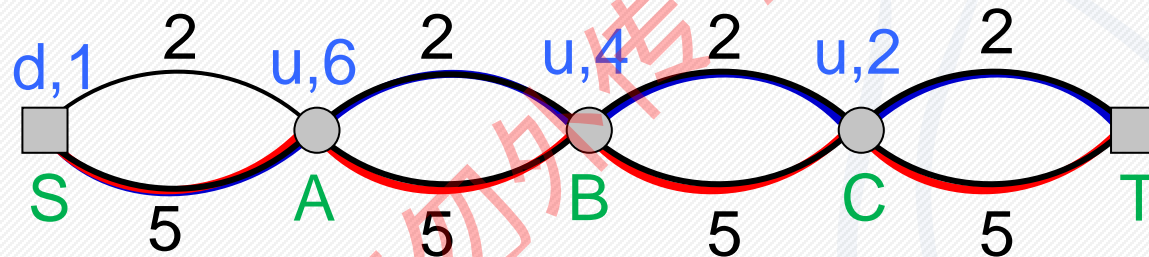
一个最优决策序列的任何子序列本身，一定是相对于子序列的初始和结束状态的最优决策序列

分析和证明问题的最优子结构性质时，一般采用反证法



动态规划的必要条件

例：求总长模10的最小路径



动态规划算法的解：下、上、上、上； \neq 实际最优解：下、下、下、下；
实际最优解不满足优化原则：
全局最优路径在A→T和C→T的子问题中不是最优；
因此，不能使用动态规划算法。



动态规划的设计要素

- 1. 如何划分子问题（边界）？
- 2. 原问题的优化函数值与子问题的优化函数值存在着什么依赖关系？
- 3. 是否满足优化原则？
- 4. 递推方程是什么？初值等于什么？



PART 03

动态规划算法的递归实现

Dynamic Programming



矩阵相乘

矩阵A: i 行 j 列, 矩阵B: j 行 k 列
以元素相乘作基本运算, 计算 $C=AB$ 的工作量

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1j} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{i1} & a_{i2} & \cdots & a_{ij} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1k} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{j1} & b_{j2} & \cdots & b_{jk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1k} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{i1} & c_{i2} & \cdots & c_{ik} \end{bmatrix}$$

$$c_{mn} = \sum_{l=1}^j a_{ml} b_{ln}$$

矩阵C: i 行 k 列, 元素个数为 ik , 计算每个元素需要做 j 次乘法和 $j-1$ 次加法,
总乘法次数为 ijk



一个实例

- 实例: $P = \langle 10, 100, 5, 50 \rangle$
- $A_1: 10 \times 100, A_2: 100 \times 5, A_3: 5 \times 50$

$$\begin{array}{c} 10 \times 5 \times 50 = 2500 \\ \underbrace{\hspace{1.5cm}} \\ (A_1 \times A_2) \times A_3 \\ \underbrace{\hspace{1.5cm}} \\ 10 \times 100 \times 5 = 5000 \end{array}$$

$$\begin{array}{c} 10 \times 100 \times 50 = 50000 \\ \underbrace{\hspace{1.5cm}} \\ A_1 \times (A_2 \times A_3) \\ \underbrace{\hspace{1.5cm}} \\ 100 \times 5 \times 50 = 25000 \end{array}$$

- 乘法次序:
- $((A_1 A_2) A_3): 10 \times 100 \times 5 + 10 \times 5 \times 50 = 7500$
- $(A_1 (A_2 A_3)): 10 \times 100 \times 50 + 100 \times 5 \times 50 = 75000$





例3.3 矩阵链相乘

- **问题：** 设 A_1, A_2, \dots, A_n 为矩阵序列， A_i 为 $P_{i-1} \times P_i$ 阶矩阵， $i = 1, 2, \dots, n$. 确定**乘法次序**使得元素相乘的总次数最少。
- **输入：** 向量 $P = \langle P_0, P_1, \dots, P_n \rangle$ ，其中， P_0, P_1, \dots, P_n 是 n 个对应矩阵的**行数和列数**。
- **输出：** 使得**元素相乘的总次数最少**的矩阵链乘法加括号的位置。



列举出**所有可能的计算次序**，从中找出数乘次数最少的情况

算法复杂度分析

每加一个括号原问题就可以分解为两个子矩阵的加括号问题。

假设 n 个矩阵的连乘问题中，不同的计算次序总数为 $P(n)$ 。假设**最后一次相乘**发生在第 $k(1 \leq k \leq n-1)$ 个矩阵的位置，即 $(A_1 \dots A_k)(A_{k+1} \dots A_n)$ ，则 $P(n) = P(k)P(n-k)$ 。因此， $P(n)$ 可表示为：

$$P(n) = \begin{cases} 0 & , n=1; \\ \sum_{k=1}^{n-1} P(k)P(n-k), & n>1. \end{cases}$$

n 个矩阵相乘，需要加 $n-1$ 对括号， $P(n)$ 是一个Catalan数 $C(n-1)$ ：

$$P(n) = \frac{1}{n} C_{n-1}^{2(n-1)} = \Omega(4^n / n^{3/2})$$



子问题划分

- 问题: $A_{i..j}$ ($i < j$) 表示矩阵链 $A_i A_{i+1} \dots A_j$ 的乘积, 矩阵的维数存储向量: $P = \langle P_{i-1}, P_i, \dots, P_j \rangle$
- 假设已知最优划分的运算次数为 $m[i, j]$, 并且最后一次相乘发生在第 k 个矩阵的位置, 即

$$A_{i..j} = A_{i..k} A_{k+1..j}$$

- 只有在矩阵子链 $A_{i..k}$ 和 $A_{k+1..j}$ 取得最优次序 (子问题最优解) 时, $A_{i..j}$ 才能取得最优次序 (原问题的最优解)



- 已知原问题 $A_{i..j}$ 最优划分导致的运算次数为 $m[i, j]$, 那么原问题 $A_{i..j}$ 的最优次序 (原问题的最优解) 所包含的子问题 $A_{i..k}$ 和 $A_{k+1..j}$ 中的次序也是最优的 (子问题最优解)。

$$f[i, k] \quad f[k+1, j]$$

反证法:

假设子问题 $A_{i..k}$ 存在 (比原问题的最优解在该问题上的解) 更优的解, 其运算次数为 $f'[i, k] (< f[i, k])$, 则原问题一个新的可行解 ($A_{i..k}$ “新解” + $A_{k+1..j}$ “老解”), 其运算次数为:

$$f'[i, j] = f'[i, k] + f[k+1, j] + P_{i-1} P_k P_j$$

$f'[i, j] < m[i, j]$, 与已知矛盾。



- 已知原问题 $A_{i..j}$ 最优划分导致的运算次数为 $m[i, j]$ ，那么原问题 $A_{i..j}$ 的最优次序（原问题的最优解）所包含的子问题 $A_{i..k}$ 和 $A_{k+1..j}$ 中的次序也是最优的（子问题最优解），因此

$$m[i, j] = m[i, k] + m[k + 1, j] + P_{i-1}P_kP_j$$

- 递推方程和初值（最后一次相乘的位置 k 未知）：

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



递归实现

设立标记函数

为了追踪最优解，设计表 $s[i,j]$ ，记录求得最优运算次序中最后一次乘法的位置

算法3.1 $\text{RecurMatrixChain}(P, i, j)$ 首次调用, $i \leftarrow 1, j \leftarrow n$

1. if $i == j$ then
2. $m[i, j] \leftarrow 0$; $s[i, j] \leftarrow i$; return $m[i, j]$
3. end

单个矩阵，直接返回

4. $m[i, j] \leftarrow \infty$; $s[i, j] \leftarrow i$;
5. for $k \leftarrow i$ to $j-1$ do
6. $q \leftarrow \text{RecurMatrixChain}(P, i, k) + \text{RecurMatrixChain}(P, k+1, j) + p_{i-1}p_kp_j$;
7. if $q < m[i, j]$ then
8. $m[i, j] \leftarrow q$; $s[i, j] \leftarrow k$;
9. end
10. end

划分位置 $k=i$

找到更好的解

遍历所有可能划分的位置

11. return $m[i, j]$

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



时间复杂度的递推方程

$$T(n) \geq \begin{cases} 0 & n = 1 \\ \sum_{k=1}^{n-1} (T(k) + T(n-k) + O(1)) & n > 1 \end{cases}$$

$$T(n) \geq \Theta(n) + \sum_{k=1}^{n-1} T(k) + \sum_{k=1}^{n-1} T(n-k) = \Theta(n) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} T(k)$$

$$T(n) \geq \Theta(n) + 2 \sum_{k=1}^{n-1} T(k)$$



定理3.1: 对于 $n>1$, $T(n)=\Omega(2^{n-1})$

数学归纳法证明.

当 $n=2$, $T(2) \geq c = c_1 2^{2-1}$, $c_1 = c/2$ 为某个正数

假设对于任何小于 n 的 k 命题为真, 则存在 c' 使得

$$T(n) \geq c'n + 2 \sum_{k=1}^{n-1} T(k) \quad \text{代入归纳假设}$$

$$\geq c'n + 2 \sum_{k=2}^{n-1} c_1 2^{k-1} \quad \text{等比数列求和}$$

$$= c'n + c_1(2^n - 4) \geq c_1 2^{n-1}$$



PART 04

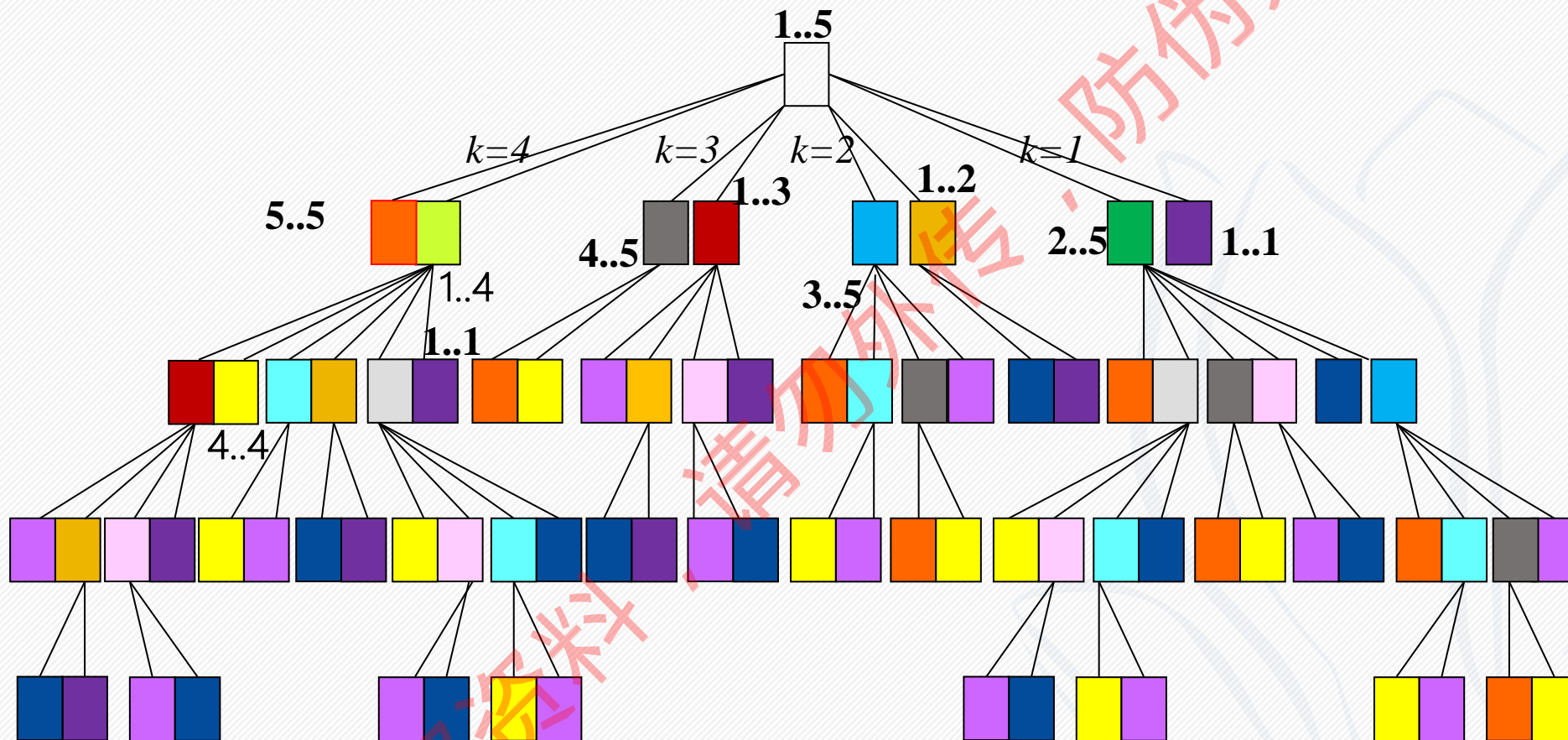
动态规划算法的递归+备忘录实现

Dynamic Programming





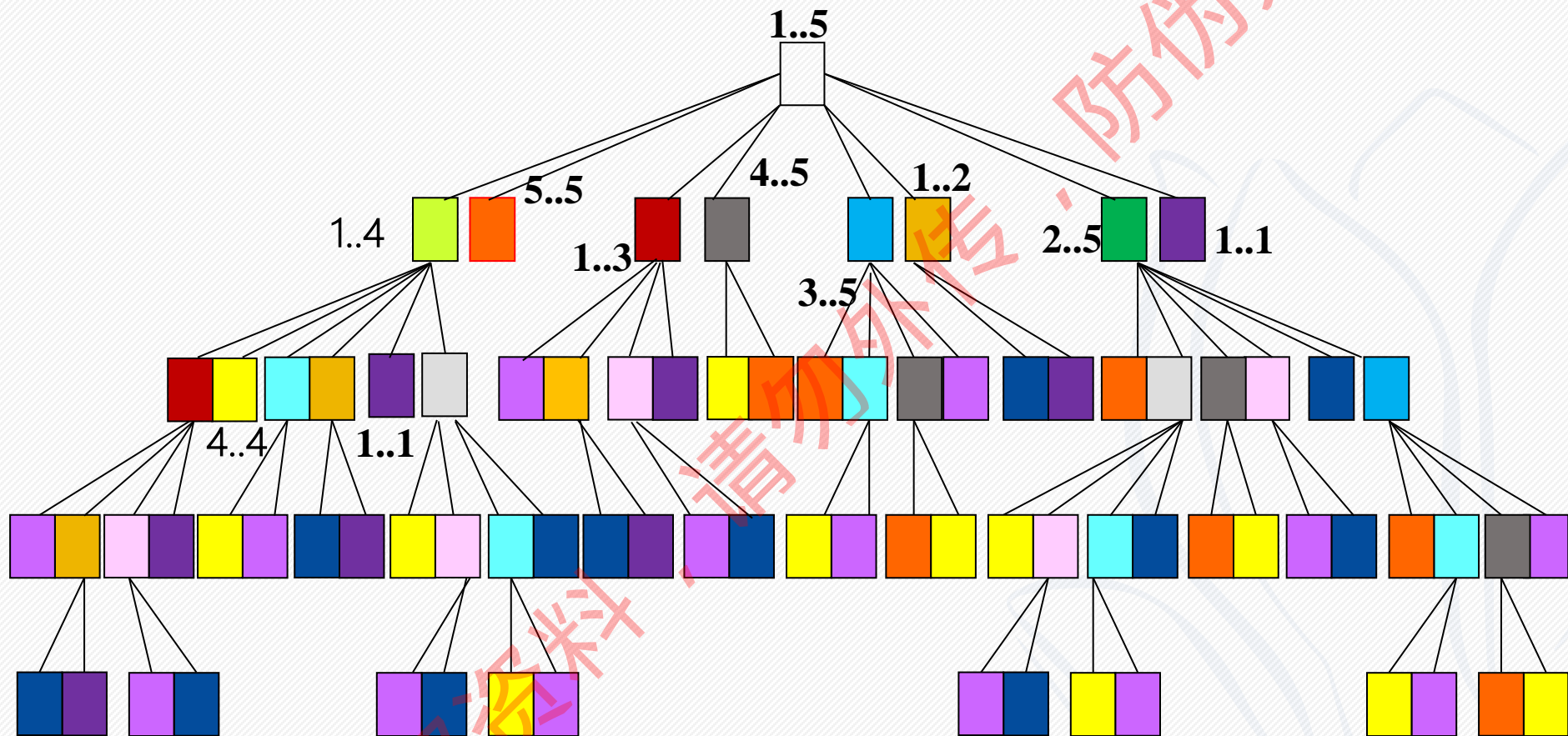
子问题的产生



$n=5$, 第一层8个子问题, 节点8个;
子节点共计: 81个;



子问题的产生

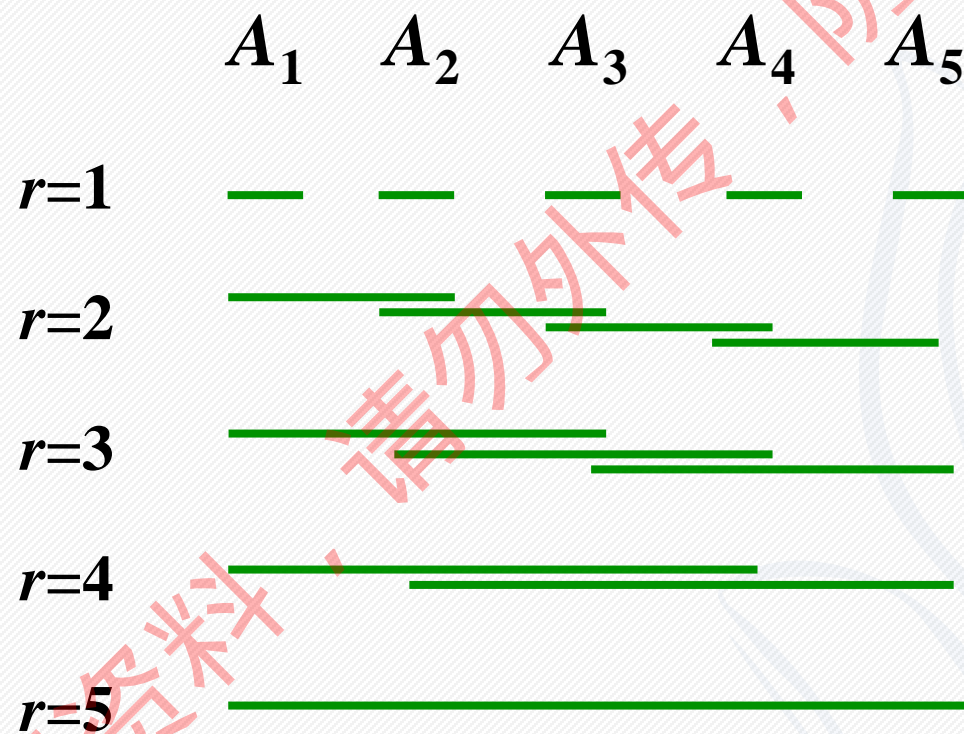


$n=5$, 第一层8个子问题, 节点8个;
子节点共计: 81个;



子问题的类别

$n=5$





子问题的种类

$n=5$, 计算子问题: 81个;
不同的子问题: 15个

子问题	1-1	2-2	3-3	4-4	5-5
个数	8	12	14	12	8
子问题	1-2	2-3	3-4	4-5	
个数	4	5	5	4	
子问题	1-3	2-4	3-5		
个数	2	2	2		
子问题	1-4	2-5			
个数	1	1			
子问题	1-5				
个数	1				

动态规划算法的递归实现效率不高,
原因: 同一子问题多次重复出现,
每次出现都需要重新计算一遍



Those who cannot remember the past are doomed to repeat it.

-----George Santayana,
The life of Reason: Introduction and Reason in Common Sense

- 如果**保存已解决的子问题的答案**，在需要时直接查找和调用，就可以避免重复计算，提高算法效率。
- 改进途径一：
- 开辟一个存储空间（“**备忘录**”），记录子问题的**划分边界**（**标记函数，最优解**）和**优化函数值**（**元素计算次数，最优值**）。
- 计算子问题时，先**检索备忘录**，如有就**直接调用**，否则**计算并记录**。
- 通过备忘录提高效率的同时，增大了空间开销。



lookupChain(p, i, j)

1. if (i == j) then

2. return 0

3. end

4. if $m[i][j] > 0$ then

5. return $m[i][j]$

6. end

7. $u \leftarrow 0 + \text{lookupChain}(p, i+1, j) + p[i-1]*p[i]*p[j];$

8. $s[i][j] \leftarrow i;$

9. for $k \leftarrow i+1$ to $j-1$ do

10. $t \leftarrow \text{lookupChain}(p, i, k) + \text{lookupChain}(p, k+1, j) + p[i-1]*p[k]*p[j];$

11. if (t < u) then

12. $u \leftarrow t; s[i][j] \leftarrow k;$

13. end

14. end

15. $m[i][j] \leftarrow u;$ // m矩阵保存在内存中

16. return $m[i][j]$

单个矩阵, 直接返回

子问题若已经计算过,
则直接查找后返回

如果最后划分位置k取i

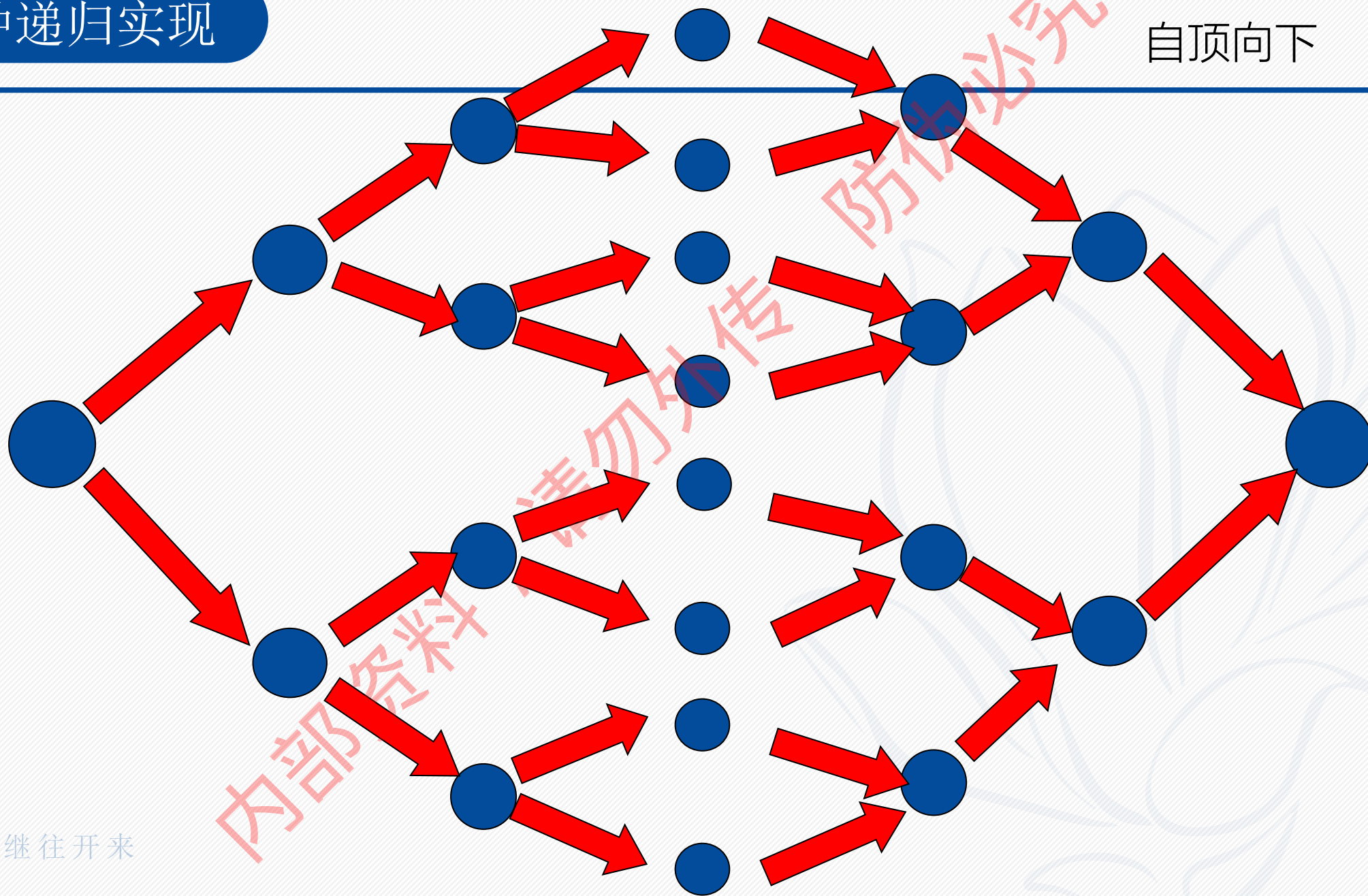
找到更好 (工作量更小) 的
划分, 就替换原有的值

遍历所有可能划分的位置



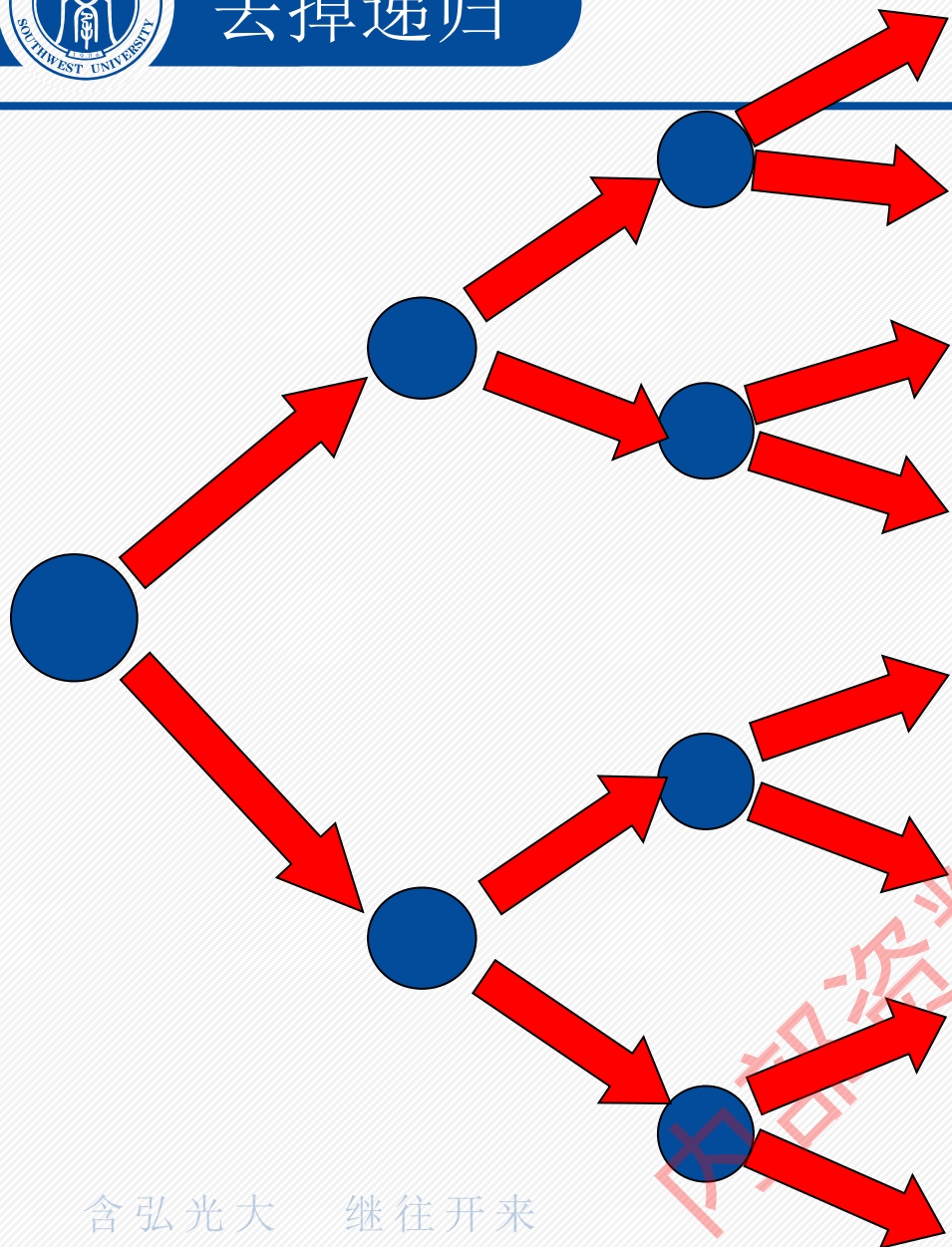
两种递归实现

自顶向下

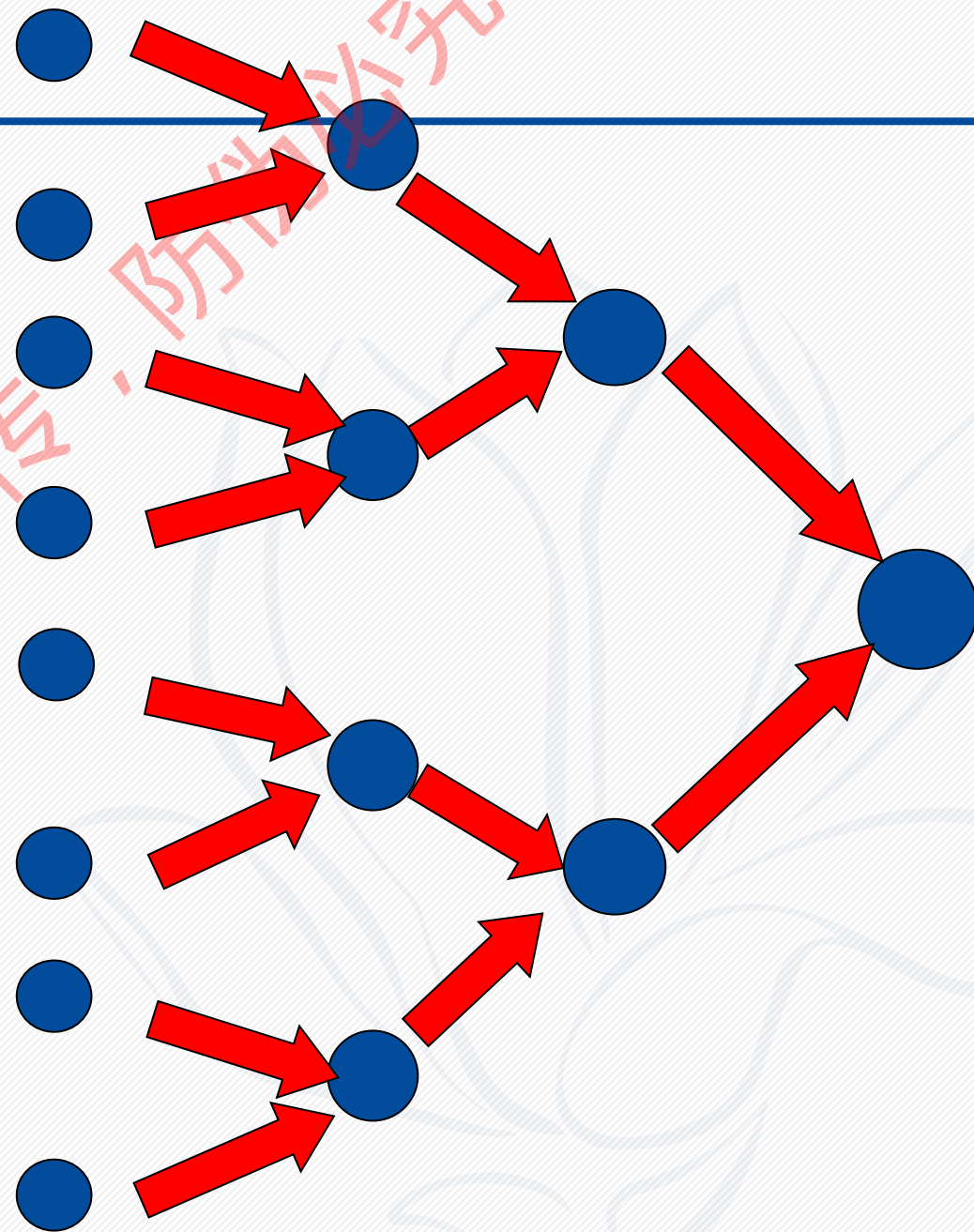




去掉递归



含弘光大 继往开来





PART 05

动态规划算法的迭代实现

Dynamic Programming





- 改进途径二：
- 设计**自底向上的求解过程**（计算顺序），保证后面用到的值前面已经计算好。
- **从最小规模**（只有一个矩阵，最小子问题）的问题开始算起，直到规模为 n 的子问题（原问题），保证**每个问题只计算一次**。
- 将**已求解的小规模问题的解**合并成为一个**更大规模问题的解**，自底向上逐步得到原问题解



- 子问题的类别
- 长度为1：只含1个矩阵，有 n 个不同的子问题(不需要计算)；
- 长度为2：含2个矩阵， $n-1$ 个不同的子问题；
- 长度为3：含3个矩阵， $n-2$ 个不同的子问题；
- ...
- 长度为 $n-1$ ：含 $n-1$ 个矩阵，2个不同的子问题；
- 长度为 n ：原始问题，只有1个；



迭代顺序

- 长度为1：初值， $m[i][i]=0$;
- 长度为2：1..2, 2..3, 3..4, ..., $n-1..n$;
- 每个问题中最后一次相乘发生的位置有1种情况
- 长度为3：1..3, 2..4, 3..5, ..., $n-2..n$;
- 每个问题中最后一次相乘发生的位置有2种情况
- ...
- 长度为 $n-1$ ：1.. $n-1$, 2.. n ;
- 长度为 n ：1.. n ;

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



子问题	1-1	2-2	3-3	4-4	5-5
子问题	1-2	2-3	3-4	4-5	
子问题	1-3	2-4	3-5		
子问题	1-4	2-5			
子问题	1-5				

$$\min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k + 1, j] + P_{i-1}P_kP_j\}$$

k=3, 子问题: 3..3, 4..5

k=4, 子问题: 3..4, 5..5

k=2, 子问题: 2..2, 3..5

k=3, 子问题: 2..3, 4..5

k=4, 子问题: 2..4, 5..5



算法3.2 MatrixChain(P, n)

```
1. 令所有的  $m[i, j]$  初值为0     $1 \leq i \leq n$ 
2. for  $r \leftarrow 2$  to  $n$  do
3.   for  $i \leftarrow 1$  to  $n-r+1$  do
4.     $j \leftarrow i+r-1$ ;
5.     $m[i, j] \leftarrow 0 + m[i+1, j] + p_{i-1} * p_i * p_j$ ;
6.     $s[i, j] \leftarrow i$ ;
7.    for  $k \leftarrow i+1$  to  $j-1$  do
8.      $t \leftarrow m[i, k] + m[k+1, j] + p_{i-1} * p_k * p_j$ ;
9.     if  $t < m[i, j]$  then
10.       $m[i, j] \leftarrow t$ ;  $s[i, j] \leftarrow k$ ;
11.    end
12.  end
13. end
14. end
```

遍历所有规模为
r的子问题

遍历所有可能的分割

// r 为矩阵链长度(子问题规模)

//子问题的左边界

//子问题的右边界

//分割位置为 i 时的计算量

//记录分割位置

//分割位置 k 向右移动

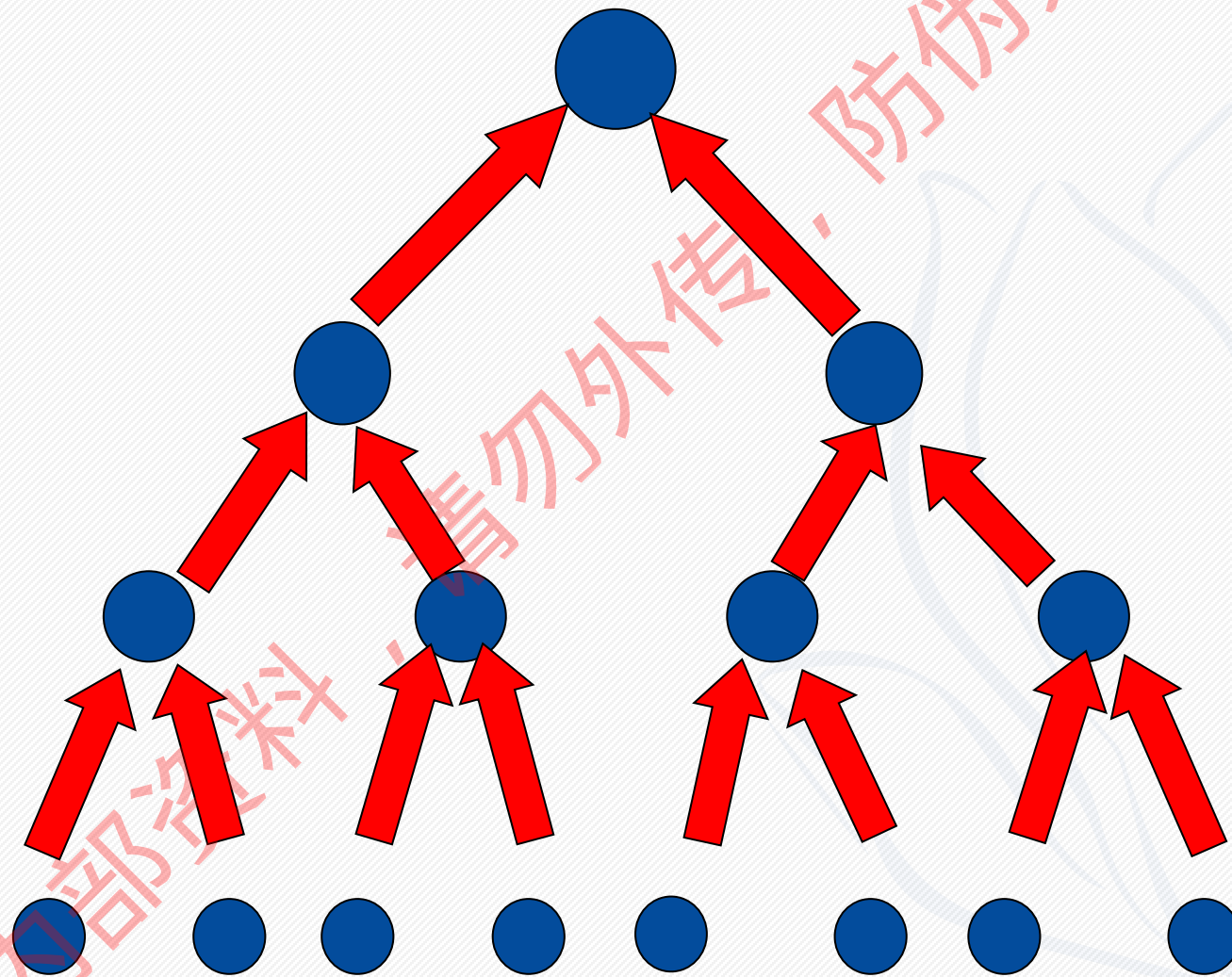
//更新结果

时间复杂度:

行2,3,7循环都是 $O(n)$, 循环内为 $O(1)$,
因此 $W(n) = O(n^3)$



迭代实现





一个实例

- 输入： $P = \langle 30, 35, 15, 5, 10, 20 \rangle$, $n=5$;
- 矩阵链： $A_1 A_2 A_3 A_4 A_5$ ， 其中
- $A_1: 30 \times 35$, $A_2: 35 \times 15$, $A_3: 15 \times 5$, $A_4: 5 \times 10$, $A_5: 10 \times 20$
- 备忘录： 存储所有子问题的最小乘法次数（最优值）及得到这个值的划分位置（最优解）。



一个实例

$$P = \langle 30, 35, 15, 5, 10, 20 \rangle$$

$$\min_{i \leq k < j} \{m[i, k] + m[k+1, j] + P_{i-1}P_kP_j\}$$

备忘录 $m[i, j]$

$r=1$	$m[1,1]=0$	$m[2,2]=0$	$m[3,3]=0$	$m[4,4]=0$	$m[5,5]=0$
$r=2$	$m[1,2]=15750$	$m[2,3]=2625$	$m[3,4]=750$	$m[4,5]=1000$	
$r=3$	$m[1,3]=7875$	$m[2,4]=4375$	$m[3,5]=2500$		
$r=4$	$m[1,4]=9375$	$m[2,5]=7125$			
$r=5$	$m[1,5]=11875$				

$k=2$, 子问题: 2..2, 3..5 (35, 15) (15, 20)

$k=3$, 子问题: 2..3, 4..5 (35, 5) (5, 20)

$k=4$, 子问题: 2..4, 5..5 (35, 10) (10, 20)

$$m[2,5] = \min\{ 0+2500+35 \times 15 \times 20, 2625+1000+35 \times 5 \times 20, 4375+0+35 \times 10 \times 20 \} = 7125$$

$$s[2,5]=3$$

$s[i, j]$, 记录求得最优运算次序中最后一次乘法的位置



一个实例

$r=2$	$s[1,2]=1$	$s[2,3]=2$	$s[3,4]=3$	$s[4,5]=4$	
$r=3$	$s[1,3]=1$	$s[2,4]=3$	$s[3,5]=3$		
$r=4$	$s[1,4]=3$	$s[2,5]=3$			
$r=5$	$s[1,5]=3$				

解的追踪: $s[1,5]=3 \Rightarrow (A_1 A_2 A_3)(A_4 A_5)$
 $s[1,3]=1 \Rightarrow A_1(A_2 A_3)$

输出: $((A_1(A_2 A_3))(A_4 A_5))$ ✓

计算顺序: $(A_1(A_2 A_3))(A_4 A_5)$ ✗

最少的乘法次数: $m[1,5]=11875$



两种实现的比较

修改：三种不同实现的对比

- 递归动态规划算法
 - 采用**自顶向下**的策略，从最大规模问题开始；
 - 子问题被**多次重复计算**，子问题**计算次数呈指数增长**；
- 迭代动态规划算法
 - 采用**自底向上**的策略，从最小规模问题开始；
 - **每个子问题只计算一次**，子问题的计算随问题规模成**多项式增长**。
- 设计动态规划算法，默认使用**迭代实现**的方式



动态规划算法的设计步骤

划分子问题:

用参数表达子问题的边界, 将问题求解转变成多步判断的过程

01

列出递推方程:

列出关于优化函数的递推方程(或不等式)和边界条件

03

存储备忘录:

自底向上计算, 以备忘录方法(表格)存储中间结果

05

确定优化函数:

以该函数的极大(或极小)作为判断的依据, 确定是否满足优化原则

02

设立标记函数:

考虑是否需要设立标记函数

04

解的追踪:

根据备忘录和优化函数追踪解

06



- 1.动态规划的思路：把求解多阶段决策问题转化为一系列单阶段决策问题（子问题与单阶段）；
- 2.动态规划的适用条件：最优子结构性性质；
- 3.动态规划的设计要素：界定子问题的边界，子问题优化函数的递推方程及初值；
- 4.动态规划的递归实现效率不高，原因是同一子问题多次重复计算，可采用空间换时间策略。