

## 基本动态规划问题的扩展

应用动态规划可以有效的解决许多问题，其中有许多问题的数学模型，尤其对一些自从 57 年就开始研究的基本问题所应用的数学模型，都十分精巧。有关这些问题的解法，我们甚至可以视为标准——也就是最优的解法。不过随着问题规模的扩大化，有些模型显出了自身的不足和缺陷。这样，我们就需要进一步优化和改造这些模型。

### 一. 程序上的优化：

程序上的优化主要依赖问题的特殊性。我们以  $f(X^T) = \text{opt}\{f(u^T)\} + A(X^T), u^T \in \text{Pred\_Set}(X^T)$  这样的递推方程式为例（其中  $A(X^T)$  为一个关于  $X^T$  的确定函数， $\text{Pred\_Set}(X^T)$  表示  $X^T$  的前趋集）。我们设状态变量  $X^T$  的维数为  $t$ ，每个  $X^T$  与前趋中有  $e$  维改变，则我们可以通过方程简单的得到一个时间复杂度为  $O(n^{t+e})$  的算法。

当然，这样的算法并不是最好的算法。为了简化问题，得到一个更好的算法。我们设每个  $X^T$  所对应的  $g(X^T) = \text{opt}\{f(u^T)\}$ ，则  $f(X^T) = g(X^T) + A(X^T)$ ，问题就变为求  $g(X^T)$  的值。下面分两个方面讨论这个问题：

#### 1. $\text{Pred\_Set}(X^T)$ 为连续集：

在这样的情况下，我们可以用  $g(X^T) = \text{opt}\{g(\text{Pred}(X^T)), f(\text{Pred}(X^T))\}$  这样一个方程式来求出  $g(X^T)$  的值，并再用  $g(X^T)$  的值求出  $f(X^T)$  的值。这样，虽然我们相当于对  $g(X^T)$  和  $f(X^T)$  分别作了一次动态规划，但由于两个规划是同时进行的，时间复杂度却降为了  $O(n^t)$ 。由于我们在实际使用中的前趋即通常都是连续的，故这个方法有很多应用。例如 IOI'99 的《小花店》一题就可以用该方法把表面上的时间复杂度  $O(FV^2)$  降为  $O(FV)$ 。

#### 2. $\text{Pred\_Set}(X^T)$ 为与 $X^T$ 有关的集合：

这样的问题比较复杂，我们以最长不下降子序列问题为例。规划方程为： $f(i) = \max\{f(j)\} + 1, d[i] \geq d[j]; i > j$ 。通常认为，这个问题的最低可行时间复杂度为  $O(n^2)$ 。不过，这个问题只多了一个  $d[i] \geq d[j]$  的限制，是不是也可以优化呢？我们注意到  $\max\{f(j)\}$  的部分，它的时间复杂度为  $O(n)$ 。但对于这样的式子，我们通常都可以用一个优先队列来使这个  $\max$  运算的时间复杂度降至  $O(\log n)$ 。对于该问题，我们也可以用这样的方法。在计算  $d[i]$  时，我们要先有一个平衡排序二叉树（例如红黑树）对  $d[1] \sim d[i-1]$  进行排序。并且我们在树的每一个节点新增一个 MAX 域记录它的左子树中的函数  $f$  的最大值。这样，我们在计算  $f(i)$  时，只需用  $O(\log n)$  时间找出不比  $d[i]$  大的最大数所对应的节点，并用  $O(1)$  的时间访问它的 MAX 域就可以得出  $f(i)$  的值。并且，插入操作和更新 MAX 域的操作也都只用  $O(\log n)$  的时间（我们不需要删除操作），故总时间复杂度为  $O(n \log n)$ 。实际运行时这样的程序也是十分快的， $n=10000$  时用不到 1 秒就可以得出结果，而原来的程序需要 30 秒。

从以上的讨论可以看出，再从程序设计上对问题优化时，要尽量减少问题的约束，尽可能的化为情况 1。若不可以变为情况 1，那么就要仔细考虑数据上的联系，设计好的数据结构来解决问题。

### 二. 方程上的优化：

对于方程上的优化，其主要的方法就是通过某些数学结论对方程进行优化，避免不必要的运算。对于某一些特殊的问题，我们可以使用数学分析的方法对写出的方程求最值，这样甚至不用状态之间的递推计算就可以解决问题。不过用该方法解决的问题数量是在有限，并且这个方法也十分复杂。不过，却的确有相当数量的比较一般的问题，在应用某些数学结论后，可以提高程序的效率。

一个比较典型的例子是最优排序二叉树问题（CTSC96）。它的规划方程如下：

$$C[i, j] = w(i, j) + \min_{i < k \leq j} \{C[i, k-1] + C[k, j]\} / 1 \leq i < j \leq n$$

我们可以从这个规划方程上简单的得到一个时间复杂度为  $O(n^3)$  的算法。但是否会有更有效的算法呢？我们考虑一下  $w(i, j)$  的性质。它表示的是结点  $i$  到结点  $j$  的频率之和。很明显，若有  $[i, j] \subseteq [i', j']$ ，则有  $w[i, j] \leq w[i', j']$ ，这样可知  $C[i, j]$  具有凸性<sup>[1]</sup>。为了表示方便，我们记  $C_k(i, j) = w(i, j) + C[i, k-1] + C[k, j]$ ，并用  $K_{ij}$  表示取到最优值  $C[i, j]$  时的  $C_k(i, j)$  的  $k$  值。我们令  $k = K_{i,j-1}$ ，并取  $i < k' < k$ 。由于  $k' < k \leq j-1 < j$ ，故有：

$$C[k', j-1] + C[k, j] \leq C[k', j] + C[k, j-1]$$

在等式两侧同时加上  $w(i, j-1) + w(i, j) + C[i, k-1] + C[i, k'-1]$ ，可得：

$$C_k(i, j-1) + C_k(i, j) \leq C_{k'}(i, j) + C_k(i, j-1)$$

由  $k$  的定义可知  $C_k(i, j-1) \leq C_{k'}(i, j-1)$ ，故  $C_k(i, j) \leq C_{k'}(i, j)$ ，所以  $k' \neq K_{ij}$ ，故  $K_{ij} \geq K_{i,j-1}$ 。同理，我们可得  $K_{ij} \leq K_{i+1,j}$ ，即  $K_{i,j-1} \leq K_{ij} \leq K_{i+1,j}$ 。这样，我们就可以按对角线来划分阶段（就是按照  $j-i$  划分阶段）来求  $K_{ij}$ 。求  $K_{ij}$  的时间复杂度为  $O(K_{i+1,j} - K_{i,j-1} + 1)$ ，故第  $d$  阶段（即计算  $K_{1,1+d} \sim K_{n-d,n}$ ）共需时  $O(K_{n-d+1,n} - K_{1,d} + n - d) \leq O(n)$ 。有共有  $n$  个阶段，故总时间复杂度为  $O(n^2)$ 。

虽然这道题由于空间上的限制给这个算法的实际应用造成了困难，不过这种方法却给我们以启示。

我们在考虑 IOI2000 的 POST 问题。这一题的数学模型不是讨论的重点，我们先不加讨论，直接给出规划方程  $D_{i,j} = \min_{i-1 \leq k < j} \{ D_{i-1,k} + w(k, j) \}$ 。从规划方程直接得出的算法的时间复杂度为  $O(n^3)$ 。从这个规划方程可以看出，它的每一阶段都只与上一阶段有关。故我们可以把方程变得简单些，变为对如下的方程执行  $n$  次：

$$E[j] = \min_{j < i} \{ D[i] + w(i, j) \}$$

在递推时，阶段之间没有优化的余地的，故优化的重点就在于这个方程的优化上。我们用  $B[i, j]$  表示  $D[i] + w(i, j)$ ，而原算法就是求出  $B$  并对每一列求最小值。

事实上，这一题的  $w$  有其特殊的性质：

对于  $a \leq b \leq c \leq d$ ，我们有  $w(a, c) + w(b, d) \leq w(a, d) + w(b, c)$ 。

这一性质对解题是应该有所帮助的。仿照上例，在两侧加上  $D[a] + D[b]$ ，可得  $B[a, c] + B[b, d] \leq B[a, d] + B[b, c]$ 。

也就是说，若  $B[a, c] \geq B[b, c]$ ，则有  $B[a, d] \geq B[b, d]$ 。于是我们在确定了  $B[a, c]$  与  $B[b, c]$  的大小关系之后，就可以决定是不是需要比较  $B[a, d]$  与  $B[b, d]$  的大小。

更进一步的，我们只要找出满足  $B[a, h] \geq B[b, h]$  的最小的  $h$ ，就可以免去  $h$  之后对第  $a$  列的计算。而这样的  $h$ ，我们可以用二分查找法在  $O(\log n)$  时间内找到（若  $w$  更特殊一些，例如说是确定的函数，我们甚至可以在  $O(1)$  的时间找到）。并且对于每一行来说，都只需要执行一次二分查找。在求出所有的  $h$  之后，只需用  $O(n)$  的时间对每列的第  $h$  行求值就可以了。这样得出的总时间为  $O(n) + O(n \log n) = O(n \log n)$ 。至于程序设计上的问题，虽然并不复杂，但不是 15 分钟所可以解决的，也不是重点，略过不谈。<sup>[2]</sup> 不过由于该题目可以用滚动数组的技巧解决空间的问题，故在大数据量时该算法有优异的表现。

从上面的叙述可以看出，对于方程的优化主要取决于权函数  $w$  的性质。其中应用最多的就是  $w(a, c) + w(b, d) \leq w(a, d) + w(b, c)$  这个不等式。实际上，这个式子被称作函数的凸性判定不等式。在实际问题中，权函数通常都会满足这个不等式或这是它的逆不等式。故这样的优化应用是比较广泛的。还有许多特殊的不等式，若可以在程序中应用，都可以提高程序的效率。

### 三. 从低维向高维的转化：

在问题扩大规模时，有一种方式就是扩大问题的维数。这时，规划时决策变量的维数也要增加。这样，存储的空间也要随着成指数级增加，导致无法存储下所有的状态，这就是动

态规划的维数灾难问题。如果我们还要在这种情况下使用动态规划，那么就要使用极其复杂的数学分析方法。对于我们来说，使用这种方法显然是不现实的。这时，我们就需要改造动态规划的模型。通常我们都可以把这时的动态规划模型变为网络流模型。

对于模型的转化方法，我们有一些一般的规律。若状态转移方程只与另一个状态有关，我们可以肯定得到一个最小费用最大流的模型<sup>[3]</sup>。这个模型必然有其规律的地方，甚至用对偶算法在对网络流的求解时也还要用到动态规划的方法。不过这不是重点，我们关心的只是动态规划问题如何转化。例如说 IOI'97《火星探测器》一题。这一题的一维模型是可以用动态规划来解决的（这里的维数概念是指探测器的数目）。在维数增加时，我们就可以用该方法来用网络流的方法解决问题。

除此之外，还有许多问题可以用该方法解决。例如最长区间覆盖问题，在维数增加时也同样可以用该方法解决。更进一步来说，甚至图论的最短路问题也可以做同样的转化来求出特殊的最短路。不过一般来说转化后流量最大为 1，有许多特殊的性质也没有得到应用，并且些复杂的动态规划问题还无法转化为网络流问题（例如说最优二叉树问题），故标准的网络流算法显然有些浪费，它的解决还需要进一步的研究。

#### 参考文献：

**[EGG88] David Eppstein, Zvi Galil and Raffaele Giancarlo, *Speeding up Dynamic Programming***

**[GP90] Zvi Galil and Kunsoo Park, *Dynamic Programming with Convexity, Concavity, and Sparsity***

## [附录]

- [1]  $C[i, j]$  的凸性是指对于任意的  $a \leq b \leq c \leq d$ , 都有  $C[a, c] + C[b, d] \leq C[a, d] + C[b, c]$ 。它的证明如下:

我们设  $k = K_{b,c}$ , 则有  $C[a, c] + C[b, d] \leq C[a, k-1] + C[k, c] + C[b, k-1] + C[k, d] + w(a, c) + w(b, d) = C[a, k-1] + C[k, d] + w(a, d) + C[b, k-1] + C[k, c] + w(b, c) = C[a, d] + C[b, c]$ 。得证。

- [2] 有关这个问题的伪代码如下:

```

begin
   $E[1] \leftarrow D[1]$ ;
   $Queue.Add(K:1, H:n)$ ;
  for  $j \leftarrow 2$  to  $n$  do
    begin
      if  $B(j-1, j) \leq B(Queue.K[head], j)$  then
        begin
           $E[j] \leftarrow B(j-1, j)$ ;
           $Queue.Empty$ ;
           $Queue.Add(K:j-1, H:n+1)$ ;
        end else
          begin
             $E[j] \leftarrow B(Queue.K[head], j)$ ;
            while  $B(j-1, Queue.H[tail-1]) \leq B(Queue.K[tail], Queue.H[tail-1])$  do  $Queue.Delete(tail)$ ;
             $Queue.H[tail] \leftarrow h(Queue.K[tail], j-1)$ ;
            if  $h\_OK$  then  $Queue.Add(K:j-1, H:n+1)$ ;
          end;
          if  $Queue.H[head] = j+1$  then  $Queue.SkipHead$ ;
        end;
      end;
    end;
  end;









```

其中的队列  $Queue$  可以称作备选队列, 其中的队列头为第  $j$  行的最小值, 并假设  $Queue.H[0] = j$ 。其中的  $h(a, b)$  函数是用二分查找法查找  $B(a, h) \geq B(b, h)$  的最小的  $h$  值,  $h\_OK$  为查找成功与否的标志。在备选队列  $Queue$  中的数据  $(K:i_r, H:h_r)$  的意义是: 当行数在区间  $[h_{r-1}, h_r-1]$  的范围内时, 第  $i_r$  列为最小值。

- [3] 我们知道, 动态规划实际是求无向图的最短路的一种方法, 故我们可以把动态规划中的每一个状态看成一个点, 并将状态的转移过程变为一个图。在转化为最小费用最大流时, 我们把这一个点拆成两个点, 一个出点和一个入点, 所有指向原来这个点的边都与入点相连, 且所有由原来这个点发出的边现都以出点为起点。原来的边的容量设为正无穷, 边权值一般不变。新增的入点与出点之间连一条边, 它的权值为点权值, 容量为每一点可以经过的次数 (一般为一)。并且建立一个超级源和一个超级汇, 并与可能的入点和出点连边。若有必要, 超级源 (或汇) 也要拆成两个点, 并且两个点之间的边的容量为最大的可能容量, 边权值为 0。这样, 用最小费用流的方法得出的解就是该问题多维情况下的接。

- [4] 源程序:

最长不下降子序列 的一般程序	最长不下降子序列 的改进程序	最长不下降子序列 的数据生成程序	最优排序二叉数问 题的一般程序
-------------------	-------------------	---------------------	--------------------

 <b>Lennor. pas</b>	 <b>Lentree. pas</b>	 <b>Lengern. pas</b>	 <b>Btreenor. pas</b>
最优排序二叉树问题的改进程序	最优排序二叉数问题的数据生成程序	邮局问题的一般程序	邮局问题的大数据程序
 <b>Btreespe. pas</b>	 <b>Tgern. pas</b>	 <b>post. pas</b>	 <b>Pbig. pas</b>
邮局问题的改进程序	邮局问题的测试数据生成程序	邮局问题的大数据生成程序	
 <b>Pspe. pas</b>	 <b>pgern. pas</b>	 <b>Pbgern. pas</b>	