

高等学校试用教材

自适应控制系统

(讨论稿)

下册

清华大学 韩曾晋 编

全国高等学校工业自动化专业教育委员会

一九八一年五月

第四章 随机控制与随机自适应控制(二)

本章应用状态空间模型讨论随机控制系统和随机自适应控制系统的分析和设计问题,基本工具是Bellman的动态规划。

第一节从确定性最优控制问题入手,详细介绍了动态规划的基本原理和计算方法以及如何用动态规划解决线性二次型性能指标的最优控制问题。

第二节的主要目的是阐明如何将动态规划应用到随机控制问题中去,其中着重讨论线性二次高斯问题(LQG问题),因为它是迄今为止随机控制中最富有实际意义的结果,在完成LQG问题的推导后,用工业控制中的实例说明其应用,在本节的最后还扼要地介绍了非线性随机控制问题。

本章从第三节开始讨论随机自适应控制问题,第三节主要介绍随机自适应控制的一些基本概念,定义和特性,从问题的提法开始,接着说明随机自适应控制与随机最优控制之间的关系,然后介绍几种基本控制策略,最后用一个简单的例子说明随机自适应控制系统设计的两个基本原则:确定等效原则和自适应控制原则。

第四节介绍随机自适应控制的一些具体标法,鉴于这个问题目前尚处于研究发展阶段,参考文献发表的标法很多,但至今尚没有一个统一的、完善的处理方法,因此,本节只打样选择两个有代表性的标法,重其的加以介绍,对其他重要的标法也列出了有关文献,供读者参考。

§4-1 动态规划

五十年代末由R. Bellman提出的动态规划法是解决动态系统最优控制的主要工具,本章从最优控制的观点讨论随机

控制系统和随机自适应控制系统的分析和设计, 因此也要应用这个工具。

一. 问题的提法:

给定:

1. 系统方程:

$$x(k+1) = f[x(k), u(k), k], \quad x(0) = x_0 \quad (4.1)$$

其中: x 是 n 维状态向量, x_0 表示给定的初始条件, u 是 m 维控制向量, 在动态规划的文献中有时也叫决策变量, $k=0, 1, \dots, N$, 表示离散时间, 在动态规划文献中有时也称阶段变量。

$f(\cdot, \cdot, \cdot)$ 是 n 维向量函数, 所谓函数此处是指时间函数 $u(k)$, $x(k)$ 的函数, 系统方程 (即状态方程) (4.1) 式描述了变量 x , u , k 三者之间的依赖关系。

2. 性能指数函数

$$J = \sum_{k=0}^N C_k[x(k), u(k), k] \quad (4.2)$$

其中 $C_k[x(k), u(k), k]$ 表示第 k 时刻的代价 (第 k 阶段) J 代表 N 阶段的总代价, 称为代价函数, 有时也称损失函数, 目标函数等。对于控制问题, 由于 J 的值相对地反映了控制性能的好坏, 称为性能指标函数。

3. 约束条件:

$$x \in X \subset R^n$$

$$u \in U \subset R^m$$

X , U 分别表示 n 维状态空间 R^n 和 m 维控制空间 R^m 中的容许子集, x , u 分别限制在容许子集 X , U 中。

最优化问题可以归结为: 求控制变量序列 $u(0), u(1), \dots, u(N-1)$, 使得在满足系统方程和约束条件的情况下,

性能指标丁达到极小值。

首先让我们用一个简单的例子说明动态规划法的一些基本思想。

最优路线问题：

假定如图4-1所示，由A到B有许多可能的路线，每条路线由不同段组成，每段路程的车费已标注在图4-1中，现在要决定一条由A到B的最优路线，使得所花的车费最少。

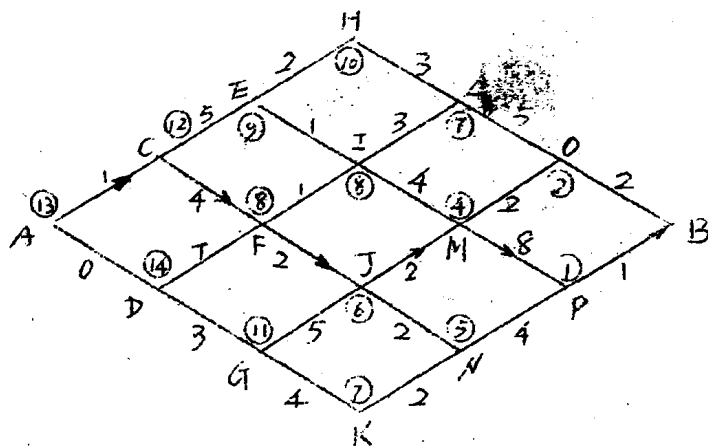


图 4-1：最优路线问题

解决这个问题的一种方法称为穷举法：首先找出由A到B的所有可能的路线，然后计算每条路线支付的费用，最后逐个进行比较，决定费用最少的路线为最优路线，用这种穷举法解决最优路线的问题共需多少计算劳呢？从A到B总共有20条可能的路线，每条路线要经过6段（站），所以要计算出每条路所需费用需作5次加，20条路线就需要作100次加，要决定哪条最优还需进行比较，即用走第一条路线所花的费用与走第二条路线所花的费用进行比较，然后将费用少的与第三条路线所花的费用比较，如此逐个进行，直到全P路线比较完毕，共需比较19次，最后才能得出结果，所以用穷举法解决这个问题所需的计算劳是：100次加，19次比较。

100 + 19 = 119

4-4

让我们再用动态规划法怎样解决这个问题：

假如一开始就知道由C到B和由D到B的最优路线和最小费用，那么，在A处就很容易作出最优决策，如果用 I_C 表示由C到B的最小费用， I_D 表示由D到B的最小费用， I_C 加上由A到C的费用就是由A向上走的最小费用， I_D 加上由A到D的费用就是由A向下走的最小费用，将二者比较后就立刻可以作出第一个最优决策，同时也得出了由A到B的最小费用。当然，能用这种方法的前提是 I_C 和 I_D 要已知，可惜的是从一开始，它们并不是已知的，不过经过以上分析，已经可以看出动态规划的一个至至思想，那就是：对于A处的最优决策来说，最至至的计标是由C到B和由D到B的最优路线和最小费用的计标，至于由C到B和由D到B的那些非最小路线和非最小费用的计标，对A处的决策来说是不需要的，这就是Bellman最优性原理的基本思想。

因此，由A到B的最小费用 I_A 应该是：

$$I_A = \min \begin{bmatrix} 1 + I_C \\ 0 + I_D \end{bmatrix}$$

其中： $\min \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$ 表示选取 x, y 中的小者。

尽管 I_C, I_D 一开始并不知道，但如果知道由E到终点的费用 I_E 和由F到终点的费用 I_F ，那么就可以用相同的方法计标 I_C ，那么：

$$I_C = \min \begin{bmatrix} 5 + I_E \\ 4 + I_F \end{bmatrix}$$

同理 $I_D = \min \begin{bmatrix} 2 + I_F \\ 3 + I_G \end{bmatrix}$

尽管 I_E, I_F, I_G 一开始并不知道，但只要 I_H, I_I, I_J, I_K 能够获得， I_E, I_F, I_G 就能计标，又 $I_H, I_I,$

I_J, I_K 依赖于 I_L, I_M, I_N , 而 I_L, I_M, I_N 依赖于 I_O, I_P , 因此, 只要知道 I_O, I_P , 就可以很快地推出其他所有关到达终点B的最小费用来, 而 I_O, I_P 是距离B最近的唯一的一段路费用, 也是由O到B和由P到B的最小费用, 它们是已知的, 如图4-1所示:

$$I_O = 2, \quad I_P = 1$$

因此可以由此开始向相反的方向倒推, 很快就能求出各关到终点B的最小费用, 计算步骤和结果如下:

$$I_L = 5 + I_O = 7$$

$$I_M = \min \begin{Bmatrix} 2 + I_O \\ 8 + I_P \end{Bmatrix} = 4$$

$$I_N = 4 + I_P = 5$$

末2级

$$I_A = 3 + I_L = 10$$

$$I_I = \min \begin{Bmatrix} 3 + I_L \\ 4 + I_M \end{Bmatrix} = 8$$

$$I_J = \min \begin{Bmatrix} 2 + I_M \\ 2 + I_N \end{Bmatrix} = 6$$

$$I_K = 2 + I_N = 7$$

末3级

$$I_C = \min \begin{Bmatrix} 2 + I_H \\ 1 + I_I \end{Bmatrix} = 8$$

$$I_F = \min \begin{Bmatrix} 1 + I_I \\ 2 + I_J \end{Bmatrix} = 8$$

$$I_G = \min \begin{Bmatrix} 5 + I_J \\ 4 + I_K \end{Bmatrix} = 11$$

末4级

$$\left. \begin{aligned} I_C &= \min \begin{cases} 5 + I_E \\ 4 + I_F \end{cases} = 12 \\ I_D &= \min \begin{cases} 7 + I_F \\ 3 + I_G \end{cases} = 14 \end{aligned} \right\} \text{末5级}$$

$$I_A = \min \begin{cases} 1 + I_C \\ 0 + I_D \end{cases} = 13 \quad \text{末6级}$$

这样，图4-1中所有关到达终关B所需的最小费用就都计算出来了，现将这些结果标注在图4-1中，圆圈内的小数表示由该关到终关的最小费用，根据这些数据，很容易决定各关的最优决策，由A到B的最优路线为：ACFJMPB，如图4-1中粗线所示。

让我们再看看用动态规划法解决最优路线问题共需多少计算量：

对于H, L, O, K, N, P这6个关，只能作唯一决策，无选择余地，对于其余9个关，为了决定达到终关的最小费用，每关只需作两次加和一次比较，总共需要： $2 \times 9 + 6 = 24$ 次加和9次比较，而穷举法却需要100次加和19次比较，由此可见，动态规划法可以大大节省计算量。

分析上例可以看出，动态规划法的实质是将一个6级决策问题化成了6个相同的单级决策问题，因此问题的求解就变得简单了。

二. 最优性原理和动态规划的递推公式：

最优性原理是动态规划的基础，这个至为反理从概念上讲是很简单的，它的意思是：如果给定从A到C的最优路线如图4-2所示，那么，从其中任意一关B到C的路线II必然是由B到C的最优路线。

如图 4-2 所示,
如果路线 I-II 是 A
到 C 的最优轨线, 则
最优性原理表明, II
一定是 B 到 C 的最优
轨线, 这是因为: 如
果存在另一轨线 II'
是 B 到 C 的最优轨线,
那么沿 I-II' 就具有
比 I-II 更小的代价,

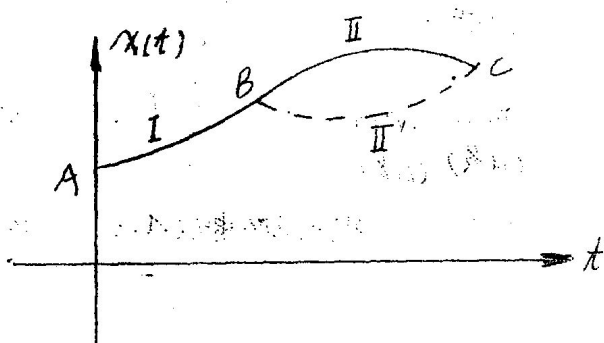


图 4-2 最优性原理的说明

然而这与假设 I-II 是由 A 到 C 的最优轨线的假设相矛盾, 所以只可能 II 是 B 到 C 的最优轨线。

利用最优性原理, 很容易导出动态规划的递推公式。

定义 $I[x(k), k]$ 为最小代价函数, 它表示在给定的初始动态 $x(k)$ 下由 k 级到达终点 (第 N 级) 的最小代价, 用数学公式表示就是:

$$I[x(k), k] = \min_{u(k) \dots u(N-1) u(N)} \left\{ \sum_{j=k}^N C[x(j), u(j), j] \right\} \quad (4-3a)$$

其中 $u(j)$, $j=k, k+1, \dots, N$, 应当属于容许控制集合 U , 由于 $u(N-1)$ 已经决定了终端状态 $x(N)$, 一般 $u(N)=0$,

根据最优性原理, 将大括号内的求和项分解成以下两个分

$$I[x(k), k] = \min_{u(k) \dots u(N)} \left\{ C[x(k), u(k), k] + \sum_{j=k+1}^N C[x(j), u(j), j] \right\}$$

$$= \min_{u(k)} \min_{u(k+1) \dots u(N)} \left\{ C[x(k), u(k), k] + \sum_{j=k+1}^N C[x(j), u(j), j] \right\}$$

(4-3b)

由于:

$$\min_{u(k)} \min_{u(k+1) \dots u(N)} \left\{ C[x(k), u(k), k] \right\} = \min_{u(k)} \left\{ C[x(k), u(k), k] \right\}$$

根据最小代价函数 (4.3a) 的定义 (4.3b) 式的第二项可写成:

$$\begin{aligned} \min_{u(k)} \min_{u(k+1) \dots u(N)} \left\{ \sum_{j=k+1}^N C[x(j), u(j), j] \right\} &= \min_{u(k)} \left\{ I[x(k+1), k+1] \right\} \\ &= \min_{u(k)} \left\{ I[f(x(k), u(k), k), k+1] \right\} \end{aligned}$$

将上式代入 (4.3b) 得 $I[x(k), k]$ 的递推公式如下:

$$I[x(k), k] = \min_{u(k)} \left\{ C[x(k), u(k), k] + I[x(k+1), k+1] \right\} \quad (4.4a)$$

或者写成:

$$I[x, k] = \min_{u(k)} \left\{ C[x, u(k), k] + I[f(x, u(k), k), k+1] \right\}$$

其中 x 表示 k 时刻的给定状态, 上式表明, 只要对所有 $x(k+1) \in X$, $I[x(k+1), k+1]$ 已知, 利用以上递推公式就可以决定 $I[x, k]$, 对所有 $x \in X$ 和所有 k , $0 \leq k \leq N$

递推通常由最后一级开始, 对末级的最小代价应满足:

$$I[x(N), N] = \min_{u(N)} \left\{ C[x(N), u(N), N] \right\} \quad (4.4b)$$

一般情况下由于 $u(N) = 0$ 所以:

$$I[x(N), N] = C[x(N), N] \quad (4.4c)$$

公式 (4.4b) 或 (4.4c) 可以看成是递推方程 (4.4a) 的终端条件, 递推由此开始。

$I[x(k), k]$ 不仅是变量 x 的函数, 而且是时间函数 $x(k)$ 的函数, 函数的函数称为泛函, 所以方程 (4.4) 实际是一个泛函的递推方程, 称为 R. Bellman 方程, 在一般情况下 Bellman 方程只能用数值方法求解, 但在某些特殊情况下, 例如: 当系统方程对 $x(k)$, $u(k)$ 是线性的, 性能指标函数是 $x(k)$, $u(k)$ 的二次函数, 这时 Bellman 方程可以获得解析解, 由此还可以得到最优控制的解析表达式, 后面将要对这种所谓线性、二次问题 (L. Q. 问题) 进行详细讨论。

下面将动态规划法解决实际问题的步骤归纳如下:

递推公式 (4.4) 将一个复杂的 N 级最优化问题转换成 N 个一级最优化问题, 然后对这些一级最优化问题逐个进行求解, 决定各级的最优控制, 计算过程由末级开始, 得到最优控制序列: $u(N), u(N-1) \dots u(0)$, 再将已知的初始条件 x_0 和求得的 $u(0)$ 代入系统方程 (4.1), 可得到 $x(1) = f[x_0, u(0), 0]$, 再根据求得的 $x(1), u(1)$ 可决定 $x(2) \dots$, 余类推, 由此得到最优轨线 $x(1), x(2), \dots, x(N)$, 下面举几个数字计算的例子来说明上述计算方法。

三. 计算举例:

(例1): 已知系统方程和性能指标为:

$$x(k+1) = x(k) + u(k)$$

$$J = \sum_{k=0}^2 [x^2(k) + u^2(k)] + x^2(3)$$

假定对 x, u 没有约束, 则递推方程为:

$$I[x(k), k] = \min_{u(k)} \{x^2(k) + u^2(k) + I[x(k+1), k+1]\}$$

$$\text{最后一级 } I[x(3), 3] = \min_{u(3)} x^2(3)$$

由于 $x^2(3)$ 与 $u(3)$ 无关, $x(3)$ 已是终端状态, 所以:

$$u(3)=0, \quad I[x(3), 3]=x^2(3)$$

下面利用递推公式, 根据已知 $I[x(3), 3]$, 求 $I[x(2), 2]$:

$$\begin{aligned} I[x(2), 2] &= \min_{u(2)} \{x^2(2) + u^2(2) + [x(3), 3]\} \\ &= \min_{u(2)} \{x^2(2) + u^2(2) + x^2(3)\} \end{aligned}$$

将状态方程 $x(3)=x(2)+u(2)$ 代入上式:

$$I[x(2), 2] = \min_{u(2)} \{x^2(2) + u^2(2) + [x(2) + u(2)]^2\}$$

将大括号 $\{ \}$ 内的函数对 $u(2)$ 求导数, 并令其为零:

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial u(2)} \{x^2(2) + u^2(2) + [x(2) + u(2)]^2\} &= 2u(2) + 2[x(2) + u(2)] \\ &= 2x(2) + 4u(2) = 0 \end{aligned}$$

$$u(2) = -\frac{1}{2}x(2)$$

将这个结果代入到 $I[x(2), 2]$ 的表达式中:

$$\begin{aligned} I[x(2), 2] &= x^2(2) + \left[-\frac{1}{2}x(2)\right]^2 + \left[x(2) - \frac{1}{2}x(2)\right]^2 = \frac{3}{2}x^2(2) \\ &= \frac{3}{2}[x(1) + u(1)]^2 \end{aligned}$$

$I[x(1), 1]$ 的递推方程为:

$$\begin{aligned} I[x(1), 1] &= \min_{u(1)} \{x^2(1) + u^2(1) + I[x(2), 2]\} \\ &= \min_{u(1)} \left\{x^2(1) + u^2(1) + \frac{3}{2}[x(1) + u(1)]^2\right\} \end{aligned}$$

用相同的方法将上式最小化, 可求得最优控制 $u(1)$, 结果如下:

$$u(1) = -\frac{3}{5}x(1)$$

将 $u(1) = -\frac{3}{5}x(1)$ 代入 $I[x(1), 1]$ 中, 可得:

$$\begin{aligned} I[x(1), 1] &= x^2(1) + \left(-\frac{3}{5}x(1)\right)^2 + \frac{3}{2}\left[x(1) - \frac{3}{5}x(1)\right]^2 = \frac{8}{5}x^2(1) \\ &= \frac{8}{5}[x(0) + u(0)]^2 \end{aligned}$$

$$I[x(0), 0] = \min_{u(0)} \left\{ x^2(0) + u^2(0) + \frac{8}{5}[x(0) + u(0)]^2 \right\}$$

用相同的方法将上式最小化, 可求得最优控制 $u(0)$

下:

$$u(0) = -\frac{8}{13}x(0)$$

$$I[x(0), 0] = \frac{21}{13}x^2(0)$$

将以上求得的最优控制和最小值列如表1

表1

k	$u(k)$	$I[x(k), k]$
0	$-\frac{8}{13}x(0)$	$\frac{21}{13}x^2(0)$
1	$-\frac{3}{5}x(1)$	$\frac{8}{5}x^2(1)$
2	$-\frac{1}{2}x(2)$	$\frac{3}{2}x^2(2)$
3	0	$x^2(3)$

由表1可以看出, 最优控制律具有以下特点: 第一, $u(k)$ 是状态 $x(k)$ 的线性函数, 因此可用状态的线性反馈来实现。第二, 反馈系数不是常数。有了最优控制律如果用给定初始条件 $x(0)$ 就可求出 $x(k)$ 的最优轨迹, 下面给定: $x(0) = 1$, 求得最优控制和最优轨迹如表2:

表2

k	最优控制	最优轨迹
0	-0.615	1.000
1	-0.231	0.385
2	-0.077	0.154
3	0	0.077

4-12

<例2>

已知系统方程和性能指标为：

$$x(k+1) = x(k) + u(k)$$

$$J = \sum_{k=0}^4 [x^2(k) + u^2(k)] + 2.5[x(5) - 2]^2$$

约束条件为：

$$0 \leq x \leq 2$$

$$-1 \leq u \leq 1$$

为了处理约束条件，本例用数值计算的方法求解，为此首先将状态变量 x 和控制变量 u 离散化成离散值，为了计算简单（仅仅为了说明方法，而不要求精度）取均匀增量： $\Delta x = 1$ ， $\Delta u = 1$ 经过离散化后， x ， u 的可能取值分别为：

$$x \{0, 1, 2\}$$

$$u \{-1, 0, +1\}$$

对各级所有可能的初始状态计算最小代价 $I[x(k), k]$ 和相应的最优控制 $u(k)$ ，计算仍从最后一级开始。

当 $k=5$ 时， $I[x(5), 5] = 2.5[x(5) - 2]^2$ ，对于所有可能的 $x(5)$ 对应的 $I[x(5), 5]$ 的计算结果如表3

表 3	$x(5)$	$I[x(5), 5]$
	2	0
	1	2.5
	0	10

当 $k=4$ 时， $I[x(4), 4]$ 的计算用以下递推公式：

$$I[x(4), 4] = \min_{u(4)} \{x^2(4) + u^2(4) + I[x(5), 5]\}$$

对所有的 $x(4)$ 计算相应的 $I[x(4), 4]$ ，下面仅以 $x(4)=1$ 的情况为例，将 $I[x(4), 4]$ 的计算步骤列表于下。

表 4

u	$f = x + u$	$I[f, k+1]$	$C(x, u) = x^2 + u^2$	$C(x, u) + I[f, k+1]$
1	2	0	2	2 ✓
0	1	2.5	1	3.5
-1	0	10	2	12

对所有可能的 $u(4)$ 分别计算 $x(5) = f = x(4) + u(4)$ ，结果是表 4 的第二列，表 4 中的第三列是表 3 的结果，第四列可根据给定的 $x(4)$ ， $u(4)$ 计算，第五列是第三列和第四列相加的结果，最后将第五列标出的各个数值进行比较，其中数值最小者就是要求的最小代价，由表 4 可得： $I(1, 4) = 2$ ，与此对应的最优控制： $u(1, 4) = 1$ 。（表 4 中带 ✓ 的行）

类似地可以算出 $x(4)=2$ 时的最小代价 $I(2, 4)$ 和最优控制 $u(2, 4)$ ，以及 $x(4)=0$ 时的最小代价 $I(0, 4)$ 和最优控制 $u(0, 4)$ 。

对于 $k=3, 2, 1, 0$ ，都可重复上述计算，这样，对于所有阶段所有状态的最小代价和最优控制全部可以计算出来，计算的全部结果用以下的网格图可以清楚地表示出来，网格图的纵坐标表示状态，横坐标表示级数，网格上各点下标的小圆圈内的数字表示该点的最小代价，各点上端所标之数字表示该点应加的最优控制的数值。

利用已求出的网格图，很容易得出由任意初始状态出发的最优轨线，例如由 $k=0$ ， $x(0)=2$ 出发的最优轨线可以这样计算：查网格图 $k=0$ ， $x(0)=2$ 时的最优控制为 $u(0)=-1$

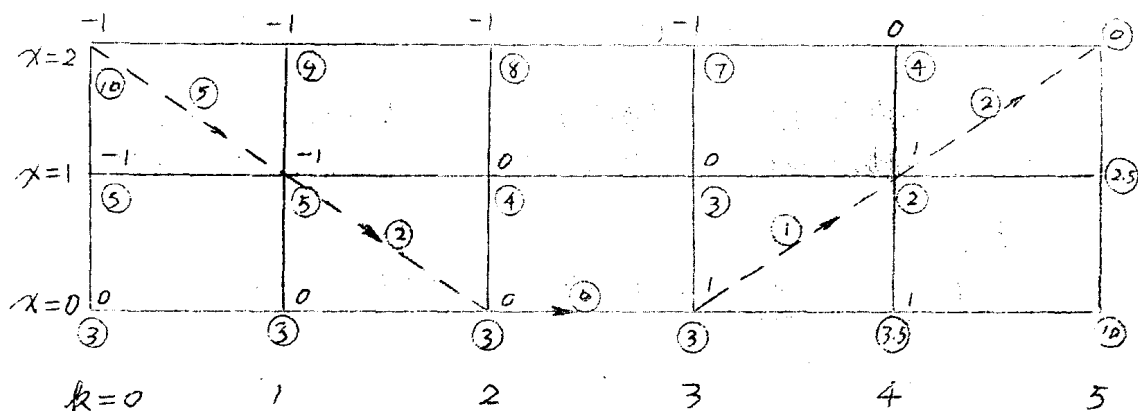


图 4-3: 例 2 网格图

所以 $k=1$ 时 $x(1) = x(0) + u(0) = 2 - 1 = 1$, 由网格图知此时的最优控制 $u(1) = -1$, 从而又可得 $x(2) = x(1) + u(1) = 1 - 1 = 0$ 余类推, 各级计算结果如表 5 所示:

表 5:

k	x	u	C (一步价值)
0	2	-1	5
1	1	-1	2
2	0	0	0
3	0	1	1
4	1	1	2
5	2	—	0

最优轨线也可用实划线表示在图 4-3 的网格图中。

总最小代价 $J[x(0), 0] = 5 + 2 + 1 + 2 = 10$

对于由任意其他时刻和状态出发的最优轨线可以用类似的方法求出。

通过以上两例, 读者可以初步了解如何运用动态规划法来设计系统的最优控制, 通过上述计算也可体会到此法的一些优点:

- 1)、系统方程可以是非线性的, 性能指标可以是任意的。

2). 对约束条件的处理原则上不增加计算上的困难。

3). 所得的解是全局闭环最优解。

从工程应用的观点, 上述优点是很有吸引力的, 不过动态规划法在实际应用中也存在一些问题, 这主要是: 当系统状态变量的维数较高, 计算最优控制所需的存储量和计算量都很大, 特别是存储量常常大到现代计算机所不能处理的程度, 这主要是由于现有计算机中高速存储器(磁心存储器)不够用, 因为在计算过程中需要存储足够 $I[x(k), k]$ 的数据, 反则上讲, 对于每个量化的 $x(k)$ 值, 都有一个对应的 $I[x(k), k]$ 值存在计算机的高速存储器中, 假定状态向量的每一个分量化成 N_i 个不同的数值, 如系统是 n 维, 总共就有 n 个状态分量, 那么仅存储数据 $I[x(k), k]$ 就需要占用计算机高速存储器中

$$N_h = \prod_{i=1}^n N_i$$

个存储单元, 如果再考虑到递推计算时还需要用到后级关于 $I[x(k+1), k+1]$ 的数据, 则总共所需的存储单元数就等于 $2N_h$, 对于一个 6 维的系统, 如果每一个状态变量量化成 10 级, 即 $n=6$, $N_i=10$; 所需的存储单元数就等于 $2N_h = 2 \times 10^6$, 这个数已经达到现代大型电子计算机高速存储容量的极限。

由此可知, 对于维数(维数超过 6)的系统直接应用动态规划在计算上还存在困难, R. Bellman 称之为“维数灾”, 为了克服“维数灾”出现了一些改进的计算方法, 如梯度动态规划法就是其中的一种, 有关这方面的内容此处就不介绍了, 有兴趣的读者可参阅文献[1]

以上介绍的是动态规划的基本原理和一般的计算方法, 在结束本节前再讨论一个十分重要的特例, 即线性系统、二次型性能指标下的最优控制问题, 应用动态规划法可以获得解析解。

四. 线性、二次最优控制:

线性、二次最优控制是指系统方程是线性的, 性能指标函数是二次函数, 这种特殊情况下的最优控制问题, 对于这种特

特殊情况，在数学上比较容易处理，而工程上的许多实际问题也可以用这种性能指标来表述，因此，这种控制方案在实际中也获得了应用，下面就研究如何用动态规划法来导出最优控制律
给定：系统方程为：

$$\begin{aligned} x(k+1) &= \Phi(k)x(k) + \Gamma(k)u(k) \\ y(k) &= H(k)x(k) \end{aligned} \quad (4.3)$$

性能指标为：

$$J = x^T(N)Q_0x(N) + \sum_{k=0}^{N-1} [x^T(k)Q_1x(k) + u^T(k)Q_2u(k)] \quad (4.4)$$

如果讨论的是调节问题，而且认为调节量的设定为另，则 J 中的第一项 $x^T(N)Q_0x(N)$ 表示与终端控制误差有关的代价，第二项 $\sum_{k=0}^{N-1} x^T(k)Q_1x(k)$ 表示与过渡过程误差有关的

代价，第三项 $\sum_{k=0}^{N-1} u^T(k)Q_2u(k)$ 表示与控制能量有关的代

价，以上三项在性能指标中的相对重要性由三个加权阵 Q_0, Q_1, Q_2 来决定，所以 Q_0, Q_1, Q_2 的具体数值应由设计者根据工艺要求来给定，另外， Q_1, Q_2 也可以是时变的，表示不同时刻加权阵可以取不同数值，从而还能够强调过渡过程中的不同时刻各变量的相对重要性，以上就是对二次型性能指标的工程解释。

为了使最优控制在数学上具有唯一解，要求 $Q_0 \geq 0, Q_1 \geq 0, Q_2 > 0$ ，理由下面所说明，（符号 $Q \geq 0$ 表示 Q 为非负定阵， $Q > 0$ 表示 Q 为正定阵）令：

$$I[x(k), k] = \min_{u(k)} \{ x^T(k)Q_1x(k) + u^T(k)Q_2u(k) + I[x(k+1), k+1] \}$$

假定满足以上递推方程的解具有以下形式：

$$I[x(k), k] = x^T(k)S(k)x(k)$$