文章编号: 1001-0920(2006)09-1050-04

基于CARMA模型多变量系统的j步输出预估

程 轶 平
(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘 要: 用于广义预测控制(GPC)的单变量j步预估器传统上是在多项式域采用丢番图方程导出的, 针对与其等价的状态空间形式预估器, 对该预估器的多变量扩展进行了z域分析, 得到一个多项式域的基于CARMA模型的多变量j步预估器. 该预估器可以简化多变量系统的GPC算法设计, 在单变量情形, 该预估器即为传统的GPC预估器, 最后提供了传统GPC预估器与状态空间形式预估器等价性的严格证明.

关键词: 广义预测控制; 多变量控制; CARMA模型
中图分类号: TP273 **文献标识码**: A

CARMA-model-based j-step-ahead Prediction for MIMO Systems

CHENG Yi-ping
(School of Electronic and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China. E-mail: cyp@telecom.njtu.edu.cn)

Abstract: The SISO j-step-ahead predictor for generalized predictive control (GPC) is traditionally derived using the polynomial approach through Diophantine equations. An equivalent version of the predictor in state-space form is available in the literature. A z-domain analysis of the MIMO extension of the state-space predictor is carried out, then an MIMO j-step-ahead predictor in polynomial form based on the CARMA model is derived. The predictor can simplify GPC algorithm design for multivariable systems. In the SISO case the predictor is just the traditional GPC predictor. A rigorous proof of the equivalence between the traditional GPC predictor and the state-space predictor is proposed.

Key words: GPC; Multivariable control; CARMA model

1 引 言

最早出现的预测控制算法DMC和MAC分别基于被控对象的阶跃响应模型和冲激响应模型, 因此都只适用于稳定的对象. Clarke等[1]提出的广义预测控制(GPC)则采用了基于被控对象传递函数模型的j步预估器, 能够适用于不稳定对象, 因此, j步预估器是GPC的基石.

传统的GPC预估器是针对单变量系统的, 采用输入输出表述(也称为多项式表述或传递函数表述). 很多学者提出其多变量扩展和/或状态空间表述[2~6], 文献[3~6]在单变量情形与传统GPC预估器并不等价, 而文献[2]虽然给出了等价的状态空间形式的预估器, 却没有涉及多变量扩展, 也没有给出等价性的严格证明.

本文将文献[2]提出的(单变量)状态空间j步预估器推广到多变量情形, 并对其进行z域分析, 进而得到一个采用多项式表述的基于CARMA模型的多变量j步预估器. 该预估器可以简化多变量系统的GPC算法设计. 在单变量情形, 该预估器即为传统的GPC预估器, 最后提供了传统GPC预估器与状态空间形式预估器等价性的严格证明.

2 被控对象模型

CARMA模型(ARMAX模型)是本文采用的被控对象的输入输出模型, 其形式为

收稿日期: 2005-07-06; **修回日期**: 2006-01-04.
基金项目: 国家自然科学基金项目(60404010).
作者简介: 程轶平(1970—), 男, 浙江永康人, 副教授, 博士, 从事控制理论、离散事件系统的研究.

$$A[z^{-1}]y(k) = B[z^{-1}]u(k) + C[z^{-1}]v(k). \tag{1}$$

其中: $y(k)$ 是被控对象的输出, 为 $q\times 1$ 列向量序列; $u(k)$ 是被控对象的控制输入, 为 $p\times 1$ 列向量序列; $v(k)$ 是被控对象的扰动输入, 为 $q\times 1$ 离散时间白噪声; z, z^{-1} 分别为前移算子和后移算子; $A[z^{-1}], B[z^{-1}], C[z^{-1}]$ 分别是关于 z^{-1} 的 $q\times q, q\times p, q\times q$ 矩阵多项式, 可以写成

$$A[z^{-1}] = I + A_1 z^{-1} + \cdots + A_n z^{-n}, \tag{2}$$

$$B[z^{-1}] = B_1 z^{-1} + \cdots + B_n z^{-n}, \tag{3}$$

$$C[z^{-1}] = I + C_1 z^{-1} + \cdots + C_n z^{-n}, \tag{4}$$

I 是单位矩阵. 注意到 $B_0 = 0$, 因为假定被控对象为严格真. 当 $q = p = 1$ 时, 式(1) 退化成单变量 CARMA 模型.

文献[1] 采用的被控对象模型是具有如下形式的 CARIMA 模型:

$$A[z^{-1}]y(k) = B[z^{-1}]u(k) + C[z^{-1}]\Delta^{-1}v(k), \tag{5}$$

其中 $\Delta = 1 - z^{-1}$. 这样 Δ^{-1} 就是离散积分算子, 因此式(5) 意味着被控对象的扰动输入为积分白噪声. 可以对式(5) 的两端同时作用 Δ 算子, 这样式(5) 化为 CARMA 形式, 即

$$(1 - z^{-1})A[z^{-1}]y(k) = (1 - z^{-1})B[z^{-1}]u(k) + C[z^{-1}]v(k). \tag{6}$$

因此, CARIMA 模型(5) 可以看成是 CARMA 模型(1) 的一种特殊情况. CARMA 模型在形式上更为规整, 便于数学处理, 因此本文的讨论都将基于 CARMA 模型进行.

CARMA 模型(1) 是一种算子描述, 可以方便地写出其传递函数形式

$$Y(z) = G(z)U(z) + T(z)V(z). \tag{7}$$

其中 $Y(z), U(z), V(z)$ 分别是 $y(k), u(k), v(k)$ 的 z 变换, 同时

$$G(z) = A^{-1}[z^{-1}]B[z^{-1}], \tag{8}$$

$$T(z) = A^{-1}[z^{-1}]C[z^{-1}]. \tag{9}$$

注意到在式(8) 和(9) 中, $A[z^{-1}], B[z^{-1}], C[z^{-1}]$ 看作是关于自变量 z 的函数.

CARMA 模型作为被控对象的一种输入输出描述, 有其状态空间实现

$$x(k+1) = \Phi x(k) + \Gamma u(k) + \Lambda v(k), \tag{10}$$

$$y(k) = Hx(k) + v(k). \tag{11}$$

其中 Φ, Γ, Λ, H 分别为 $m\times m, m\times p, m\times q, q\times m$ 实矩阵, 并满足下列等式:

$$H(zI - \Phi)^{-1}\Gamma = G(z) = A^{-1}[z^{-1}]B[z^{-1}], \tag{12}$$

$$I + H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda = T(z) = A^{-1}[z^{-1}]C[z^{-1}]. \tag{13}$$

3　多变量状态空间 j 步预估器

针对 SISO 情形, Ordys 等[2] 给出了一个与传统 GPC j 步预估器等价的状态空间 j 步预估器, 但关于等价性文献[2] 仅给出了不严格的说明. 本节基于文献[2] 的工作将其从 SISO 扩展到 MIMO, 等价性的严格证明将在下节给出. 预估器的核心是如下状态观测器:

$$\xi(k+1) = (\Phi - \Lambda H)\xi(k) + \Gamma u(k) + \Lambda y(k). \tag{14}$$

将式(14) 减去式(10), 并结合式(11) 不难得到

$$\xi(k+1) - x(k+1) = (\Phi - \Lambda H)[\xi(k) - x(k)]. \tag{15}$$

这说明, 如果 $\Phi - \Lambda H$ 的特征值均在单位圆内, 则式(14) 构成被控对象状态的渐近观测器. 在 k 时刻预估 $x(k+1)$ 的表达式也可通过将观测器(14) 外推得到

$$\hat{x}(k+1|k) = (\Phi - \Lambda H)\xi(k) + \Gamma u(k) + \Lambda y(k). \tag{16}$$

根据式(10) 对 $x(k+j)$ 进行预估, 预估的原则是: 未来扰动输入的最优预估值是其数学期望 0. 有

$$\hat{x}(k+j|k) = \Phi^{j-1}\hat{x}(k+1|k) + \sum_{i=1}^{j-1}\Phi^{i-1}\Gamma u(k+j-i). \tag{17}$$

由式(11), (16), (17) 可以得到 k 时刻 $y(k+j)$ 的最优预估值

$$\hat{y}(k+j|k) = H\Phi^{j-1}(\Phi - \Lambda H)\xi(k) + H\Phi^{j-1}\Lambda y(k) + \sum_{i=1}^{j} H\Phi^{i-1}\Gamma u(k+j-i). \tag{18}$$

式(18) 就是状态空间形式的 j 步预估器. 在整个预估器中, 只有状态观测器是在线计算的, 因此其稳定性关系到整个控制系统的内部稳定性, 但是该问题在文献[2] 中并未得到讨论.

定理 1　如果 $C[z^{-1}]$ 作为 z 的函数的所有零点均在单位圆内, 则总可以找到式(1) 的实现 $(\Phi, \Gamma, \Lambda, H)$, 使得 $\Phi - \Lambda H$ 的所有特征值均在单位圆内.

证明　令

$$\Phi = \begin{bmatrix} -A_1 & I & & \\ \vdots & & \ddots & \\ -A_{n-1} & & & I \\ -A_n & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix},$$

$$\Gamma = \begin{bmatrix} B_1 \\ \vdots \\ B_{n-1} \\ B_n \end{bmatrix}, \Lambda = \begin{bmatrix} C_1 - A_1 \\ \vdots \\ C_{n-1} - A_{n-1} \\ C_n - A_n \end{bmatrix},$$

$$H = [I \quad 0 \quad \cdots \quad 0].$$

不难验证$(\Phi, \Gamma, \Lambda, H)$构成式(1)的一个实现，且有

$$\Phi - \Lambda H = \begin{bmatrix} -C_1 & I & & \\ \vdots & & \ddots & \\ -C_{n-1} & & & I \\ -C_n & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}.$$

可以证明$\Phi - \Lambda H$的特征值为$C[z^{-1}]$作为z的函数的所有零点和0. 因此，根据所设条件$\Phi - \Lambda H$的特征值均在单位圆内. □

今后假定$C[z^{-1}]$作为z的函数的所有零点均在单位圆内. 从定理1和式(15)还发现状态观测误差的收敛速度取决于这些零点的位置.

4 统一的MIMO CARMA模型j步预估器

引理1(矩阵逆引理) 如果A, $I + DA^{-1}B$为非奇异，则

$$(A + BD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(I + DA^{-1}B)^{-1}DA^{-1}. \tag{19}$$

定理2 如果式(12)和(13)成立，则

$$H(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Gamma = C^{-1}(z^{-1})B(z^{-1}), \tag{20}$$

$$H(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Lambda = I - C^{-1}(z^{-1})A(z^{-1}). \tag{21}$$

证明 根据矩阵逆引理，

$$(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1} = (zI - \Phi)^{-1} - (zI - \Phi)^{-1}\Lambda[1 + H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda]^{-1}H(zI - \Phi)^{-1},$$

因此

$$H(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Gamma = H(zI - \Phi)^{-1}\Gamma - H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda[I + H(zI - \Phi)\Lambda]^{-1}H(zI - \Phi)^{-1}\Gamma = G(z) - [T(z) - I]T^{-1}(z)G(z) = T^{-1}(z)G(z) = C^{-1}(z^{-1})B(z^{-1}).$$

同样可证明式(21)成立，故定理2得证. □

分别记$\xi(k)$, $\hat{y}(k+j|k)$的z变换为$\Xi(z)$, $\hat{Y}(j;z)$. 则根据式(14)有

$$\Xi(z) = (zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}[\Gamma U(z) + \Lambda Y(z)]. \tag{22}$$

根据式(18)可进一步得到

$$\hat{Y}(j;z) = zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Lambda Y(z) + [H\Phi^{j-1}(\Phi - \Lambda H)(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Gamma + \sum_{i=1}^{j} z^{j-i}H\Phi^{i-1}\Gamma]U(z). \tag{23}$$

令G_i和T_i分别为$G(z)$和$T(z)$的Markov参数，即

$$G(z) = \sum_{i=1}^{\infty} G_i z^{-i}, T(z) = I + \sum_{i=1}^{\infty} T_i z^{-i}.$$

这意味着对任意正整数i,

$$G_i = H\Phi^{i-1}\Gamma, \tag{24}$$

$$T_i = H\Phi^{i-1}\Lambda \tag{25}$$

引理2 若式(12),(13),(24),(25)成立，则有

$$H\Phi^{j}(zI - \Phi)^{-1}\Gamma = z^{j}\Big[G(z) - \sum_{i=1}^{j} G_i z^{-i}\Big], \tag{26}$$

$$H\Phi^{j}(zI - \Phi)^{-1}\Lambda = z^{j}\Big[T(z) - I - \sum_{i=1}^{j} T_i z^{-i}\Big]. \tag{27}$$

证明

$$H\Phi^{j}(zI - \Phi)^{-1}\Gamma = \sum_{i=1}^{\infty} H\Phi^{i+j-1}\Gamma z^{-i} = z^{j}\sum_{i=1}^{\infty} H\Phi^{i+j-1}\Gamma z^{-i-j} = z^{j}\sum_{i=j+1}^{\infty} H\Phi^{i-1}\Gamma z^{-i} = z^{j}\Big[G(z) - \sum_{i=1}^{j} G_i z^{-i}\Big].$$

同样可证明式(27)成立，故引理2得证. □

引理3 若式(12),(13),(24),(25)成立且$j \geq 1$, 则有

$$zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Lambda = z^{j}\Big[T(z) - I - \sum_{i=1}^{j-1} T_i z^{-i}\Big]T^{-1}(z). \tag{28}$$

证明 根据引理1,

$$(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1} = (zI - \Phi)^{-1} - (zI - \Phi)^{-1}\Lambda[I + H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda]^{-1}H(zI - \Phi)^{-1}.$$

因此

$$zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Lambda = zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi)^{-1}\Lambda - zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi)^{-1}\Lambda[I + H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda]^{-1}H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda = zH\Phi^{j-1}(zI - \Phi)^{-1}\Lambda[I + H(zI - \Phi)^{-1}\Lambda]^{-1} = z^{j}\Big[T(z) - I - \sum_{i=1}^{j-1} T_i z^{-i}\Big]T^{-1}(z).$$ □

引理4 如式(12),(13),(24),(25)成立且$j \geq 1$, 则有

$$H\Phi^{j-1}(\Phi - \Lambda H)(zI - \Phi + \Lambda H)^{-1}\Gamma + \sum_{i=1}^{j} z^{j-i}H\Phi^{i-1}\Gamma =$$

$$z^j\left(I+\sum_{i=1}^{j-1}T_iz^{-i}\right)T^{-1}(z)G(z). \tag{29}$$

证明　式(29) 左端的第一项可以分解为两部分: $H\Phi^j(zI-\Phi+\Lambda H)^{-1}\Gamma$ 和 $-H\Phi^{j-1}\Lambda H(zI-\Phi+\Lambda H)^{-1}\Gamma$. 根据引理 1, 可得

$$\begin{aligned}&H\Phi^j(zI-\Phi+\Lambda H)^{-1}\Gamma=\\&H\Phi^j(zI-\Phi)^{-1}\Gamma-H\Phi^j(zI-\Phi)^{-1}\Lambda[I+\\&H(zI-\Phi)^{-1}\Lambda]^{-1}H(zI-\Phi)^{-1}\Gamma=\\&z^j\left[G(z)-\sum_{i=1}^{j}G_iz^{-i}\right]-z^j\left[T(z)-\right.\\&\left.I-\sum_{i=1}^{j}T_iz^{-i}\right]T^{-1}(z)G(z).\end{aligned}$$

根据式(25) 和定理 2 可得

$$\begin{aligned}&-H\Phi^{j-1}\Lambda H(zI-\Phi+\Lambda H)^{-1}\Gamma=\\&-T_jT^{-1}(z)G(z).\end{aligned}$$

又根据式(24) 可得(29) 左端第二项

$$\sum_{i=1}^{j}z^{j-i}H\Phi^{i-1}\Gamma=z^j\sum_{i=1}^{j}G_iz^{-i}.$$

因此, 式(29) 左端等于

$$\begin{aligned}&z^j\left[G(z)-\sum_{i=1}^{j}G_iz^{-i}\right]+z^j\left[T(z)-I-\right.\\&\left.\sum_{i=1}^{j}T_iz^{-i}\right]T^{-1}(z)G(z)-\\&T_jT^{-1}(z)G(z)+z^j\sum_{i=1}^{j}G_iz^{-i}=\\&z^jG(z)-z^j\left[T(z)-I-\right.\\&\left.\sum_{i=1}^{j-1}T_iz^{-i}\right]T^{-1}(z)G(z)=\\&z^j\left(I+\sum_{i=1}^{j-1}T_iz^{-i}\right)T^{-1}(z)G(z).\end{aligned}$$

□

为简化记号, 对任意 $j\geq 1$, 定义如下的关于 z^{-1} 的多项式:

$$E_j[z^{-1}]=I+\sum_{i=1}^{j-1}T_iz^{-i}. \tag{30}$$

将引理 3 和引理 4 结合起来, 即为关于状态空间 j 步预估器的频域性质定理.

定理 3　如式(12), (13), (23)～(25), (30) 成立, 则

$$\begin{aligned}&\hat{Y}(j;z)=\\&z^j[T(z)-E_j[z^{-1}]]T^{-1}(z)Y(z)+\\&z^jE_j[z^{-1}]T^{-1}(z)G(z)U(z).\end{aligned} \tag{31}$$

定理 3 实际上用频域(输入输出域) 语言给出了一个统一的MIMO j 步预估器. 该预估器在本节中是通过状态空间预估器推导过来的, 但也可以用纯输入输出域的方法推导, 由于文章篇幅所限, 将其省略. 为了使该预估器的使用更为方便, 将式(31) 的右端用 $A[z^{-1}], B[z^{-1}], C[z^{-1}]$ 表示

$$\begin{aligned}&\hat{Y}(j;z)=\\&z^j(I-E_j[z^{-1}]C^{-1}[z^{-1}]A[z^{-1}])Y(z)+\\&z^jE_j[z^{-1}]C^{-1}(z^{-1})B(z^{-1})U(z).\end{aligned} \tag{32}$$

将式(32) 写成多项式算子形式, 即

$$\begin{aligned}&\hat{y}(k+j|k)=\\&z^j(I-E_j[z^{-1}]C^{-1}[z^{-1}]A[z^{-1}])y(k)+\\&E_j[z^{-1}]C^{-1}[z^{-1}]B[z^{-1}]u(k+j).\end{aligned} \tag{33}$$

同样, 将 $E_j[z^{-1}]$ 用 $A[z^{-1}], C[z^{-1}]$ 表示. 注意到 $E_j[z^{-1}]$ 是 $T(z)$ 的 z^{-1} 幂级数展开的部分和, 因此只需求得各个 T_i 即可. 而由 $T(z)=A^{-1}[z^{-1}]C[z^{-1}]$, 对任意 $i\geq 1$ 有

$$T_i=C_i-\sum_{s=0}^{i-1}A_{i-s}T_s \tag{34}$$

这样式(33) 与辅助的式(30) 和(34) 一起构成了针对CARMA 模型(1) 的统一的输入输出描述 j 步预估器. 该预估器是显式的, 而文献[7](引理 7.4.3) 给出的同类预估器是隐式的, 因此, 本文的预估器更为实用、方便.

对 SISO 情形, 式(33) 可以化简为

$$\begin{aligned}&\hat{y}(k+j|k)=\\&z^j\frac{C[z^{-1}]-E_j[z^{-1}]A[z^{-1}]}{C[z^{-1}]}y(k)+\\&\frac{E_j[z^{-1}]B[z^{-1}]}{C[z^{-1}]}u(k+j).\end{aligned} \tag{35}$$

容易看出, 式(35) 完全等价于基于丢番图方程推出的传统GPC j 步预估器. 这样, 就完成了多变量状态空间预估器(18) 和多变量CARMA 模型预估器(33) 在单变量情况下与传统GPC j 步预估器等价性的证明.

5　结　　语

本文基于文献[2]提出的单变量GPC 预估器的状态空间表述, 将其扩展为多变量状态空间表述, 然后以矩阵逆引理[8]为工具分析其频域性质, 得到了完整的基于CARMA 模型的多变量 j 步预估器. 对于多变量系统, 它可以使得人们在给定CARMA 模型的基础上直接表达出 j 步输出预估, 从而简化GPC 算法设计, 具有重要的实际意义.

参考文献(References)

[1] Clarke D W, Mohtadi C, Tuffs P S. Generalized Predictive Control, Part I: The Basic Algorithm [J]. *Automatica*, 1987, 23(2): 137-148.

[2] Ordys A W, Clarke D W. A State-space Description for GPC Controllers[J]. *Int J of Systems Science*, 1993, 24(9): 1727-1744.

(下转第1058 页)

之有效的方案.

F-SVKR 以结构风险最小化SRM 为优化目标, 同时控制经验风险和置信范围, 即使在样本数较少的情况下, 也表现出较强的推广能力; 当样本较少时, 以经验风险最小化 ERM 为优化目标的神经网络法通常都会出现过学习现象, 并且难以对其进行有效的控制. F-SVKR 求解的是一个二次规划问题, 可以从理论上保证收敛到全局最优点; 而神经网络较容易收敛到局部极值点.

采用核函数将非线性问题从原空间映射到高维特征空间, 可以转化为线性问题进行求解, 且可以越过映射的具体形式, 有效避免维数灾难问题; 神经网络通过启发式方法对特定问题进行求解, 缺乏先验信息时, 网络结构的确定难以有效解决, 通常用实验的方式反复试凑, 在很大程度上依赖于实验人员的经验. 经过反复优化, 神经网络虽然可以取得较高的精度, 但是要达到同一精度指标, 需要花费很多时间, 而本文方法只需花费较少的训练时间即可做到.

预测电网负荷时, F-SVKR 方法和多参数同步优化策略展示出良好的性能, 具有较大的实用价值和良好的应用前景. 分析其优势和可能存在的不足, 并通过深入分析电网负荷的特点, 构建性能良好的回归机是下一步要做的工作.

参考文献(References)

[1] Franklin P W. A Theoretical Study of the Three Phase Salient Pole Type Generator with Simultaneous AC and Bridge Rectified DC Output, Part Ⅰ and Part Ⅱ[J]. *IEEE Trans on Power Apparatus and Systems*, 1973, 92(2): 543-557.

[2] Schiferl R F. Six Phase Synchronous Machine with AC and DC Stator Connections, Part Ⅰ and Part Ⅱ[J]. *IEEE Trans on Power Apparatus and Systems*, 1983, 102(8): 2685-2701.

[3] Ma W M, Zhang G F, Liu D Z, et al. *A Synchronous Machine with Simultaneous AD/DC Output*[P]. China: ZL 94107628.8, 1999-09-11.

[4] 尤勇, 盛万兴, 王孙安. 基于人工免疫网络的短期负荷预测模型[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(3): 26-30.
(You Y, Sheng W X, Wang S A. Short-term Load Forecasting Using Artificial Immune Network[J]. *Proc of the CSEE*, 2003, 23(3): 26-30.)

[5] 谢宏, 程浩忠, 张国立, 等. 基于粗糙集理论建立短期电力负荷神经网络预测模型[J]. *中国电机工程学报*, 2003, 23(11): 1-4.
(Xie H, Cheng H Z, Zhang G L, et al. Applying Rough Set Theory to Establish Artificial Neural Networks for Short Term Load Forecasting[J]. *Proc of the CSEE*, 2003, 23(11): 1-4.)

[6] Nello Cristianini, John S T. *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.

[7] Vapnik V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer-Verlag, 2000.

[8] Hsu C W, Lin C J. A Comparison of Methods for Multi-class Support Vector Machines[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2002, 13(2): 415-425.

[9] 赵晓煜, 汪定伟. 供应链中二级分销网络优化设计的模糊机会约束规划模型[J]. *控制理论与应用*, 2002, 19(2): 249-253.
(Zhao X Y, Wang D W. Fuzzy Chance Constrained Programming Model for Bi-level Distribution Network Design in the Supply Chain[J]. *Control Theory and Applications*, 2002, 19(2): 249-253.)

[10] 朱家元, 杨云, 张恒喜, 等. 支持向量机的多层动态自适应参数优化[J]. *控制与决策*, 2004, 19(2): 223-225.
(Zhu J Y, Yang Y, Zhang H X, et al. Multi-layer Adaptive Parameters Optimization Approach for Support Vector Machines[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(2): 223-225.)

(上接第1053 页)

[3] Bitmead R R, Gevers M, Wertz V. *Adaptive Optimal Control, the Thinking Man's GPC* [M]. Sydney: Prentice Hall, 1990.

[4] Albertos P, Ortega R. On Generalized Predictive Control: Two Alternative Formulations [J]. *Automatica*, 1989, 25(5): 753-755.

[5] Zhu K, Gorez R, Wertz V. Alternative Algorithms for Generalized Predictive Control[J]. *Systems and Control Letters*, 1990, 15(2): 169-173.

[6] Warwick K, Peterka V. Optimal Observer Solution for Predictive and LQG Optimal Control[A]. *Proc IEE Conf on Control*'91[C]. Edinburgh: IEE, 1991: 768-772.

[7] Goodwin G C, Sun K S. *Adaptive Filtering Prediction and Control* [M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1984.

[8] Astrom K J, Wittenmark B. *Computer Controlled Systems*[M]. 3rd ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1997.