

基于粒子群优化的混合模型预测控制研究

高 鹏, 刘浩然, 郝晓辰, 郭 峰, 史 鑫
(燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要:为解决复杂非线性系统的控制精度不高, 稳定性难于保证等问题, 将预测控制技术应用于非线性控制中, 提出了一种基于粒子群优化和混合模型的预测控制算法。混合模型预测控制算法使用模糊聚类和最小二乘法建立了系统的复合模型, 由带压缩因子的粒子群算法优化获得了非线性控制系统的控制量, 在非线形模型上对模糊预测控制算法和混合模型预测控制算法进行了分析, 对 2 种方法进行了 Matlab 仿真, 比较了两种算法的控制精度和稳定性。试验结果表明混合模型预测控制算法不仅具有很高的控制精度, 并且具有很好的鲁棒性。

关键词:非线性系统; 混合模型预测控制; 模糊神经网络; 最小二乘法; 粒子群

中图分类号: TP271.72

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2011)02-0231-04

Hybrid model predictive control of nonlinear system based on PSO

GAO Peng, LIU Hao-ran, HAO Xiao-chen, GUO Feng, SHI Xin

(Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In order to solve the problems of control accuracy is not high and stability is difficult to guarantee in complex nonlinear system, a hybrid model predictive control algorithm based on swarm optimization was introduced to nonlinear system. Fuzzy clustering and least squares method were used to set up the hybrid model, and the control values of nonlinear control systems were computed with the particle swarm optimization algorithm with compress factor. Fuzzy predictive control algorithm and hybrid model predictive control algorithm were separately evaluated on the nonlinear control systems. The Matlab simulations to the two algorithms were carried on to compare control accuracy and stability. The experimental results show that the hybrid model predictive control algorithm not only has high control accuracy, but also has robust.

Key words: nonlinear system; hybrid model predictive control; ANFIS; least squares; particle swarm optimization

0 引 言

基于预测模型、滚动优化、反馈校正基本原理的预测控制方法已经在工业过程中获得了广泛的应用, 并显示出巨大的优越性^[1]。预测控制中预测模型起着重要的作用^[2]。目前的非线性预测控制模型处理的主要方法是将非线性模型进行线性化处理, 如 Taylor 展开法, 分段线性化法, 多线性化模型逼近等。由于模型的限制, 不能同时获得很好的动态特性^[3-4]。

本研究采用一种 T-S 模糊模型^[5]和 ARX 模型的混合模型作为预测控制的预测模型。基于 T-S 模糊模型的预测模型具有很好的非线性逼近特性, 结构固定、

参数可调, 能够很好地反映控制对象的稳态输入/输出特性。基于 ARX 模型的预测模型不仅具有很好的非线性逼近特性, 而且可以很好地描述系统的输入/输出增量的动态关系。两种模型的有机结合克服了单一模型不能同时满足控制系统对动态特性要求的不足。对于控制变量的求解, 笔者用改进的带压缩因子的 PSO 方法优化求解目标量, 以获得系统的控制输入量。

1 预测控制器的设计

1.1 T-S 稳态特性模型建模

本研究对有 p 个输入, q 个输出的系统来进行讨论。非线性系统离散事件稳态模型可由 n 条模糊规则

来表示,其中第 i 条模糊规则的形式为^[6]:

R^i : if x_1 is A_1^i, x_2 is $A_2^i, \dots, x_m$ is A_m^i , then $y^i =$

$$p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_m^i x_m \quad (1)$$

其中:

$x_1(k) = y_1(k-1), \dots, x_v(k) = y_1(k-v),$
 $x_{v+1}(k) = y_2(k-1), \dots, x_{2v}(k) = y_2(k-v), x_{2v+1}(k) =$
 $y_2(k-v) \dots, x_{(q-1)v+1}(k) = y_q(k-1), \dots, x_{qv}(k) = y_q(k-$
 $-v), \dots, x_{qv+1}(k) = u_1(k-1), \dots, x_m(k) = u_p(k-1),$
 $(m = qv + pl),$ 并且 $p_j^i = [p_{j1}^i \ p_{j2}^i \ \dots \ p_{jq}^i]^T, (j=1,2,$
 $\dots, m)$ 均是 q 维列向量。

对于给定的输入数据组成的广义向量 $(x_{10} \ x_{20} \ \dots \ x_{m0})$, 考虑 M 维空间的 n 个数据点 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 由于每个数据点都是聚类中心的候选者, 因此, 数据点 x_i 处的密度指标定义为:

$$D_i = \sum_{j=1}^n \exp \left(- \frac{\|x_i - x_j\|^2}{(\gamma_a/2)^2} \right) \quad (2)$$

半径 γ_a 定义了该点的一个邻域, 半径以外的数据点对该点的密度指标贡献甚微。在计算每个数据点密度指标后, 选择具有最高密度指标的数据点为第一个聚类中心, 令 x_{c_1} 为选中的点, D_{c_1} 为其密度指标。那么每个数据点 x_i 的密度指标可用下式修正:

$$D_i = D_i - D_{c_1} \exp \left(- \frac{\|x_i - x_{c_1}\|^2}{(\gamma_b/2)^2} \right) \quad (3)$$

常数 γ_b 定义了一个密度指标显著减小的邻域。通常条件下, 选取 $\gamma_b = 1.5\gamma_a$ 。修正了每个数据点的密度指标后, 选定下一个聚类中心 x_{c_2} , 再次修正数据点的所有密度指标。该过程不断重复, 直至产生足够多的聚类中心。

当获得了足够的聚类中心后, 构造 T-S 模型, 使用模糊自适应神经网络 (ANFIS) 训练系统的参数^[7], 可以辨识 T-S 模糊模型的参数, 从而获得系统的稳态模型。

1.2 ARX 模型建模

为了满足控制系统对非线性模型的动态过程响应的要求同时简化模型, 本研究采用 ARX 模型作为系统的动态预测模型^[8]。可用如下 ARX 模型来近似描述:

$$A(z)\Delta y(k) = B(z)\Delta u(k) + e(k) \quad (4)$$

式中: $A(z) = I + A_1 z^{-1} + \dots + A_n z^{-n}, B(z) = I + B_1 z^{-1} + \dots + B_n z^{-n}, z^{-1}$ —后移算子, $e(k)$ —高斯白噪声。

使用伪随机二进制信号 (PRBS) 激励系统, 可获得系统的输出信号, 设系统的输出信号为 $y_i, (i=1, 2, \dots, q)$, 那么对于系统的输入/输出, 依次通过前后两

个时刻的差计算 $\Delta u_i(k), \Delta y_i(k)$, 即:

$$\Delta y_i(k) = y_i(k) - y_i(k-1) \quad (5)$$

使用最小二乘法拟合得到输入/输出增量的 2 阶 ARX 模型为:

$$\Delta y_i(k) = A_1 \Delta y_i(k-1) + A_2 \Delta y_i(k-2) + B_1 \Delta u_i(k-1) + B_2 \Delta u_i(k-2) \quad (6)$$

1.3 T-S 和 ARX 模型混合模型

用系统未来预测时域内的动态增益来修正 ARX 模型的系数 B'_1, B'_2 , 将会得到如下 MIMO 动态输入/输出表达式:

$$\Delta y(k) = \sum_{i=1}^2 [A_i \Delta y(k-i) + B_{1i} \Delta u(k-i) + B_{2i} \Delta u^2(k-i)] \quad (7)$$

式中:

$$B_{1i} = A_0 \cdot [B'_i \cdot / (B'_1 + B'_2) \cdot K^c] \quad (8)$$

$$B_{2i} = A_0 \cdot [B'_i \cdot / (B'_1 + B'_2) \cdot K'] \quad (9)$$

$$K' = (K^n - K^c) \cdot / (u_s(k+1) - u_s(k)) \quad (10)$$

令:

$$S(n) = A_1 \cdot S(n-1) + A_2 \cdot S(n-2) \quad (11)$$

$$T(n) = S(n) \cdot B_{11} + S(n-1) \cdot B_{12} \quad (12)$$

$$T_g(n) = S(n) \cdot B_{21} + S(n-1) \cdot B_{22}(n) \quad (13)$$

式中: $n=2, S(1)=I, S(2)=A_1, T(1)=B_{11}, T_g(1)=B_{21}, I$ — q 维的单位矩阵^[9]。

再令:

$$G_{21} = [S(1) \ S(2) \ \dots \ S(p)]^T \cdot B_{12} \quad (14)$$

$$G_{22} = [S(1) \ S(2) \ \dots \ S(p)]^T \cdot B_{22} \quad (15)$$

$$G_{11} = \begin{bmatrix} T(1) \\ T(2) & T(1) \\ \vdots & & \ddots \\ T(M) & T(M-1) & \dots & T(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ T(P) & T(P-1) & \dots & T(P-M+1) \end{bmatrix}_{(q \times P) \times (p \times M)} \quad (16)$$

$$G_{12} = \begin{bmatrix} T_g(1) \\ T_g(2) & T_g(1) \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ T_g(M) & T_g(M-1) & \dots & T_g(1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ T_g(P) & T_g(P-1) & \dots & T_g(P-M+1) \end{bmatrix}_{(q \times P) \times (q \times M)} \quad (17)$$

$$F_1 = [S(2) \ S(3) \ \dots \ S(P+1)]^T \quad (18)$$

$$F_2 = [S(1) \ S(2) \ \dots \ S(P)]^T \cdot A_2 \quad (19)$$

则系统的预测输出为:

$$\Delta \hat{Y} = G_{11} \Delta U(k) + G_{12} \Delta U^2(k) + G_{21} \Delta u(k-1) + G_{22} \Delta u^2(k-1) + F_1 \Delta y(k) + F_2 \Delta y(k-1) \quad (20)$$

$$\hat{Y}(k) = V \cdot \Delta \hat{Y}(k) + W \cdot y(k) \quad (21)$$

$$\text{式中: } V = \begin{bmatrix} I & & & \\ I & I & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ I & I & \cdots & I \end{bmatrix}_{(q \times P) \times (q \times P)}, W = [I \quad I \quad \cdots \quad I]_{(q \times P) \times q}^T$$

为了消除不确定因素引起的预测误差,利用 k 时刻的预测误差:

$$e(k) = y(k) - \hat{y}(k|k-1) \quad (22)$$

进行误差补偿,取校正矢量 $H, H = \text{diag}\{h_1 \quad h_2 \quad \cdots \quad h_q\}_{q \times q}$ 对 $\hat{Y}(k)$ 进行修正:

$$\hat{y}_c(k+1) = \hat{y}(k+1) + He(k) \quad (23)$$

1.4 混合模型的在线优化

设系统的参考轨迹为: $y_r(k+1) = \alpha y_r(k) + (I - \alpha)y_{sp}$, $\alpha = \text{diag}\{\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \alpha_q\}_{q \times q}$ 是柔化系数矩阵,柔化系数 $0 \leq \alpha_i \leq 1, (i = 1, 2, \cdots, q)$, $y_{sp} = [y_{1sp} \quad y_{2sp} \quad \cdots \quad y_{qsp}]^T$ 是输出设定向量。

函数的最优估计是最小化下的目标函数:

$$\min J(k+1) = \|\hat{y}_c(k+1) - y_r(k+1)\|_Q^2 + \|\Delta U(k+1)\|_R^2 \quad (24)$$

$$\text{s. t. } u_{\min} \leq u(k+1) \leq u_{\max}, y_{\min} \leq y(k+1) \leq y_{\max}$$

式中: $Q = qI, R = rI$ —输出误差和控制增量的加权矩阵, I —单位矩阵。

使用带压缩因子的 PSO 算法优化求解未来输入变量:

$$u(k+1) = (u_1(k+1) \quad u_2(k+1) \quad \cdots \quad u_p(k+1)) \quad (25)$$

对于粒子群算法,学习因子 c_1 和 c_2 决定了粒子本身经验信息和其他粒子的经验信息对粒子运行轨迹的影响,反映了粒子群之间的信息交流。设置 c_1 较大的值,会使粒子过多地在局部范围内徘徊,而较大的 c_2 值,则又会促使粒子过早收敛到局部最小值^[10]。

为了有效地控制粒子的飞行速度使算法达到全局探测与局部开采两者间的有效平衡,对 PSO 算法引入压缩因子,其速度更新公式为:

$$v_{i,j}(t+1) = \varphi \{v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)]\} \quad (26)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), \quad j = 1, 2, \cdots, d \quad (27)$$

$$\varphi = \frac{2}{|2 - C - \sqrt{C^2 - 4C}|}, \quad C = c_1 + c_2 \quad (28)$$

通常条件下取 $c_1 = c_2 = 2.05$, 此时 C 为 4.1, 压缩因子 φ 为 0.729。

2 仿真分析

本研究以文献[11]中采用的模型进行仿真实验研究,该模型为一个两输入、两输出的非线性系统:

$$y_1(k) = \frac{2y_1(k-1)y_1(k-2)}{1 + y_1(k-1)y_2(k-1) + y_1(k-2)^2} + 0.3u_1(k-1) + 0.7u_1(k-2) + 0.2u_2(k-2)$$

$$y_2(k) = \frac{1.5y_2(k-1)y_2(k-2)}{1 + y_1(k-2)y_2(k-2) + y_2(k-1)^2} + 0.5u_2(k-1) + 1.2u_2(k-2) + 0.1u_1(k-2)$$

对 u_1, u_2 在 $[0, 1]$ 区间内分别等间隔取 50 个数, 组成 2 500 组数据对作为系统的输入。这 2 500 组数据分别作为输入数据, 循环迭代 100 次, 获得系统的稳态数据, 用获得数据进行聚类分析和模糊神经网络学习, 可以获得系统的非线性稳态 T-S 模型。在学习过程中, 模糊神经网络的学习训练次数为 1 000 次, 训练误差的均方根值为 0.021 4。

对系统给予伪随机二进制信号进行系统激励, 系统的延迟时间为 1 个周期。获得系统的 51 组输入/输出信号, 依次用后一时刻的输入/输出减去前一时刻的输入/输出, 获得系统变化量的时间序列, 通过最小二乘法获得系统的 ARX 模型参数为:

$$A_1 = \begin{pmatrix} -0.3353 & 0.2176 \\ -0.0052 & -0.0490 \end{pmatrix};$$

$$A_2 = \begin{pmatrix} -0.0168 & 0.0517 \\ 0.2009 & -0.2774 \end{pmatrix};$$

$$B_1 = \begin{pmatrix} 0.2774 & 0.0245 \\ -0.0168 & 0.4867 \end{pmatrix};$$

$$B_2 = \begin{pmatrix} 0.6386 & 0.1888 \\ 0.0844 & 1.1842 \end{pmatrix}。$$

控制系统的预测时域选择 6, 控制时域选择 1, 参考轨迹为 $y_{r1} = 3.2, y_{r2} = 3.1$, 给定系统的初始值分别为 $u_1(1) = 1.6, u_1(2) = 1.6, u_2(1) = 1.6, u_2(2) = 1.6, y_1(1) = 2.8, y_1(2) = 3.6, y_2(1) = 2.9, y_2(2) = 3.4$ 。控制系统的参数选择: $h = 0.1, q = 10, r = 0.6$ 。对带压缩因子 PSO 优化算法参数的选择, 粒子群微粒规模 $N = 30$, 学习因子 $c_1 = 2.05, c_2 = 2.05$, 则 $C = 4.1$, 收缩因子 $\varphi = 0.729$, 最大迭代次数 150 次。本研究分别用文献[11]中的模糊预测控制方法和混合模型预测控制方法进行仿真研究。模糊预测控制的效果如图 1 中(a)、(b)所示, 混合模型预测控制的效果如图 1 中(c)、(d)所示。采用模糊预测控制的稳态误差为

-0.124 ~ 0.103, 最大稳定时间为 68 个周期; 混合模型预测控制的稳态误差为 -0.084 ~ 0.069, 最大稳定时间为 23 个周期。为了测试该控制系统的稳定性, 在每 110 个周期给系统施加干扰, 给 y_1 施加一个强度为 0.4 的干扰量, 给 y_2 施加一个强度为 0.2 的干扰量, 观察该控制系统的稳定性, 模糊预测控制的效果如图 1

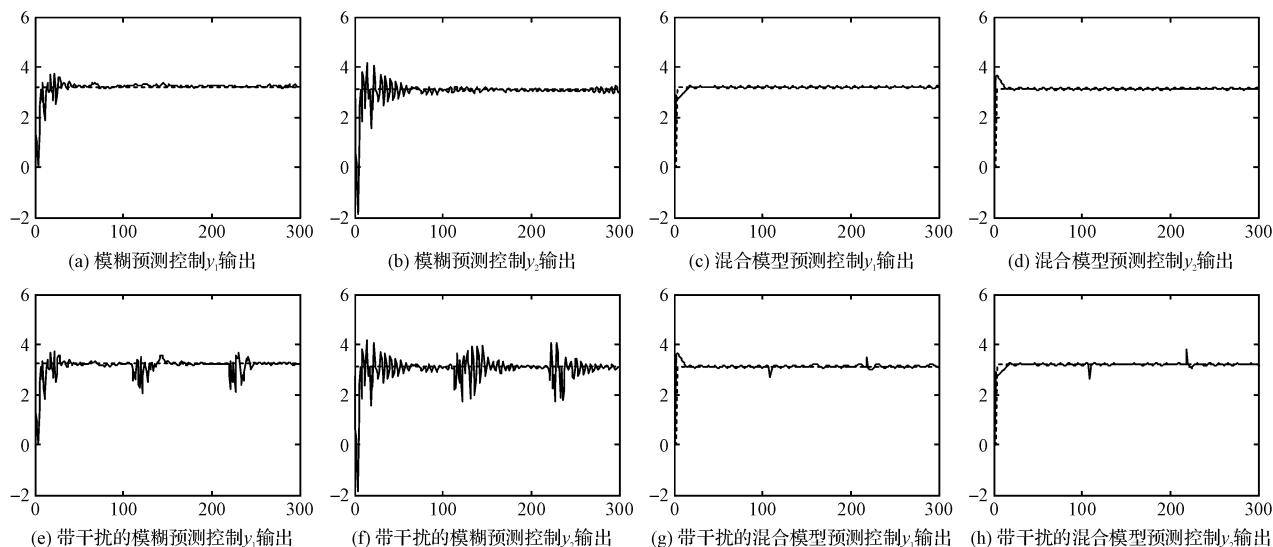


图 1 控制效果

3 结束语

本研究针对复杂非线性多入多出系统, 采用了混合模型进行预测控制器设计, 对非线性系统系统进行动态控制调节。在控制过程中, 研究了带压缩因子的粒子群算法在控制系统中对变量的求解。混合模型预测控制器可以在没有控制系统精确数学模型的情况下设计非线性系统的控制器。从仿真试验结果比较可以看出, 混合模型预测控制器可以利用 T-S 模糊模型和 ARX 模型两种模型的优点, 改善单一模型不能同时兼顾动静特性的缺陷, 控制准确, 并且具有良好的鲁棒性。

参考文献 (References):

- [1] 苏宏业, 李林欢, 褚健. 预测控制新进展[J]. 机电工程, 2001, 18(5): 4-8.
- [2] CHEN W H, DONALD J B, PETER J G. Optimal control of nonlinear systems: a predictive control approach[J]. *Automatica*, 2003, 39(1): 633-641.
- [3] PALMA F D, MAGNI L. A multi-model structure for model predictive control[J]. *Annual Reviews in Control*, 2004,

中(e)、(f)所示, 混合模型预测控制的效果如图 1 中(g)、(h)所示。采用模糊预测控制干扰发生后, 最长需要 63 个周期恢复稳定。采用混合模型预测控制干扰发生后, 最长需要 9 个周期恢复稳定。从仿真结果可以看出, 采用混合模型预测控制的效果要明显好于模糊预测控制。

- 28(1): 47-52.
- [4] PRASANT M, NAEL H E F, PANAGIOTIS D. Robust hybrid predictive control of nonlinear systems[J]. *Automatica*, 2005, 41(2): 209-217.
- [5] 张雪莲, 潘铁强, 唐可洪, 等. 柔性机械臂 T-S 模糊模型的辨识及其分析[J]. 机电工程, 2006, 23(11): 36-38.
- [6] LU C H, TSAI C C. Generalized predictive control using recurrent fuzzy neural networks for industrial processes[J]. *Journal of Process Control*, 2007, 17(1): 83-92.
- [7] 胡全义, 黄士涛, 李洪洲, 等. 自适应神经模糊推理系统在倒立摆控制中的应用[J]. 机电工程, 2007, 24(1): 35-38.
- [8] BRYON R M, FRANCIS J D, BABATUNDE A, et al. Non-linear model predictive control of a simulated multivariable polymerization reactor using second-order volterra models[J]. *Automatica*, 1996, 32(9): 1285-1301.
- [9] 杨剑锋, 赵均, 钱积新, 等. 一类化工过程多变量系统的自适应非线性预测控制[J]. 化工学报, 2008, 59(4): 934-940.
- [10] CLERC M. Particle Swarm Optimization[M]. ISTE, London, UK, 2006.
- [11] 苏佰丽, 陈增强, 袁著社. 多变量非线性系统的有约束模糊预测控制[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2006, 38(10): 1700-1704.

[编辑: 张翔]