非线性群决策系统多模型模糊控制算法研究

阎礼祥,覃 征
(清华大学软件学院,北京 100084)

摘 要: 本文针对非线性群决策系统,提出一种多模型模糊控制算法.算法根据计算模型匹配程度和控制权重来控制对象模型参数的变化,灵活调动模型库中的不同模型,用于不同问题的求解,从而提高问题求解的速度和精度.仿真实验结果表明本算法简单有效,是可行的.

关键词: 模糊推理; 多模型; 模型匹配
中图分类号: TP399 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2004) 11-1907-03

The Research for Nonlinear GDSS System Multi-Models Control Algorithm

YAN Li-xiang, QIN Zheng
(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: This paper presents a multi-model fuzzy-control algorithm for non-linear Group Decision Support System-GDSS. The algorithm can control the change of model parameters according to model-matching degree, and calls different models flexibly to solve specific problems so that the solution speed and precision can be improved. Simulation shows that this algorithm is simple, efficient and feasible.

Key words: fuzzy inference; multi-model; model-match

1 引言

多模型方法(Multiple Model Approach)是处理不确定问题的重要方法.多模型自适应控制(MMAC)通过离线训练和设计与在线识别和决策的巧妙结合,将有限个简单控制器或控制规则集有机的结合成一种在大范围内具有高鲁棒性的控制系统.多模型自适应控制(MMAC)的基本思想[1]是用 $\Omega = \{M_i \mid i = 1, 2, \cdots, n\}$ 表示一个以模型 M_i 为元素的模型集.该模型集为一个广义的模型集,其中 M_i 既可表示被控对象模型,也可表示不同的状态反馈矩阵,以及误差落在不同局部区域.同时定义 $C = \{U_i \mid i = 1, 2, \cdots, n\}$ 为基于 Ω 设计的控制器集合,其中 U_i 为基于 M_i 设计的控制器.被控系统的控制器可表示为 $Usys = f(U_1, U_2, \cdots, U_n, \theta)$.其中, f 为线性或非线性函数, θ 为参数向量.90 年代以来,由 Middleton, Goodwin[2,3]等人基于线性连续时间系统,相继给出了基于指标切换函数的多模型自适应调度,并证明了算法的闭环稳定性[4].有关非线性系统的多模型自适应调度方法的研究正受到越来越多的重视.

MMAC 在非线性系统中已经有实际应用,并取得了令人满意的结果.但是其基本控制方法是由线性系统直接扩展而来,缺乏有力的理论证明.因此,非线性系统的理论分析仍需进一步的研究.本文针对这一问题,基于模糊原理提出一种非线性群决策系统多模型模糊控制算法.多模型自适应控制要求为对象的每个模型设计一个离线控制器,任一时刻实际控制作用是各个独立的控制器输出的加权和,权重可通过在线识别得到.通过使用模糊原理来计算模型的匹配程度和控制权重,使多模型控制和模糊理论相结合,可以大大提高系统的控制特性.

2 多模型模糊控制算法

2.1 模型匹配程度计算

设一个决策系统由 n 个决策方案 $X = \{X_1, X_2, \cdots, X_n\} \in R^m$ 组成方案集;每个方案都有 m 个目标,记为目标集 $A = \{A_1, A_2, \cdots, A_m\}$;由 T 个决策者组成决策群体 $O = \{O_1, O_2, \cdots, O_T\}$ 对方案集 X 进行评价,假设决策者决策权重为 $P = \{P_1, P_2, \cdots, P_T\}$,满足 $\sum_{t=1}^{T} {}_t p = 1$.由于决策成员之间在经验、知识及价值观上存在差异,决策者各自评价得到的目标权重和指标相对隶属度均不相同,决策者 t 对方案 X 进行评价得到目标权重 ${}_t W = ({}_t w_1, w_2, \cdots, w_m)$, $\sum_{i=1}^{m} {}_t w_i = 1$,指标相对优属度矩阵 ${}_t R_{m\times n} = ({}_t r_{ij})_{m\times n}$, ${}_t r_{ij}$ 为指标相对优属度, $0 \le {}_t r_{ij} \le 1$.

方案优劣程度依据 m 个目标特征值,按照从劣到优分为 c 个级别进行识别,方案集归属于各个级别的相对隶属度矩阵为 $U = (u_{hj})_{c\times n}$. u_{hj} 为方案 X_j 从属于级别 h 的相对隶属度, $j = 1, 2, \cdots\cdots, n$, $h = 1, 2, \cdots\cdots, c$,满足条件 $\sum_{h=1}^{c} u_{hj} = 1$, $0 \le {}_t u_{hj} \le 1$,

收稿日期:2003-08-08;修回日期:2004-06-08

$\sum_{j=1}^{n} u_{hj} > 0, \forall j, \forall h.$

目标标准特征值矩阵为 $S = (S_{ih})_{m \times c}$, S_{ih}为指标 i 级别 h 的标准特征值, $0 \le {}_t S_{ih} \le 1$, 设指标权向量为 2, 满足 $\sum_{i=1}^{m} {}_t w_i = 1$, $0 \le w_i \le 1$. 则对决策者 O_t 而言, 方案 X_j 与级别 h 之间的差异, 可用广义欧氏权距离(1)表示.

$$ {}_t d_{hj} = {}_t p \sqrt{\sum_{i=1}^{m} [{}_t w_i({}_t r_{ij} - s_{th})]^2} \tag{1} $$

为了更加完善地描述方案 X_j 与级别 h 之间的差异, 将广义欧氏权距离以方案 X_j 归属于级别 h 的相对隶属度 u_{hj}为权重, 故有加权广义欧氏权距离.

$$ {}_t D_{hj} = u_{hj} \cdot {}_t d_{hj} = u_{hj} \cdot {}_t p \sqrt{\sum_{i=1}^{m} [{}_t w_i({}_t r_{ij} - s_{ih})]^2} \tag{2} $$

由于每个方案都是非劣的, 不存在任何偏好关系, 所以可建立目标函数为决策方案集全体方案对全体级别加权广义欧氏距离平方和最小的非线性规划模型. 由于决策者 Q_t 已认为评价目标的权重为 ${}_t W = ({}_t w_1, w_2, \cdots, w_m)$, 引入权重误差 $(W - {}_t W)$ 作为权重监督进行模糊模式识别, 则有非线性规划模型:

$$ J = F(U, W, P) = (1-\alpha)\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} [w_i({}_t w_{ij} - s_{ih})]^2 + \alpha \sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} [(w_i - {}_t w_i)({}_t r_{ij} - s_{ih})]^2 \tag{3} $$

$$ \text{满足约束条件:} \begin{cases} \sum_{t=1}^{T} {}_t p = 1, 0 < {}_t p < 1 \\ \sum_{i=1}^{m} w_t = 1, 0 < w_i < 1 \\ \sum_{h=1}^{c} u_{hj} = 1, \sum_{j=1}^{n} u_{hj} > 0, 0 \le u_{hj} \le 1 \end{cases} \tag{4} $$

其中 $t = 1, 2, \cdots, T; i = 1, 2, \cdots, m; h = 1, 2, \cdots, m; h = 1, 2, \cdots, c; j = 1, 2, \cdots, n$. $\alpha (0 \le \alpha \le 1)$ 为监督系数, 当 $\alpha = 0$ 时退化为无监督模式识别.

求解约束条件方程组(4)得到方案集归属于对各个级别的相对隶属度矩阵 U, 目标权向量 W, 构造 Lagrange 函数:

$$ \begin{aligned} & L(U, W, P, \lambda_w, \lambda_j, \lambda_p) \\ & = (1-\alpha)\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} [w_i({}_t r_{ij} - s_{th})]^2 \\ & + \alpha \sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} [(w_i - {}_t w_i)({}_t r_{ij} - s_{ih})]^2 \\ & - \lambda_w \left(\sum_{i=1}^{m} w_i - 1 \right) - \lambda_j \left(\sum_{h=1}^{c} u_{hj} - 1 \right) - \lambda_p \left(\sum_{t=1}^{T} {}_t p - 1 \right) \end{aligned} \tag{5} $$

$$ \text{令} \begin{cases} \partial L / \partial u_{hj} = 0, \partial L / \partial w_i = 0 \\ \partial L / \partial \lambda_w = 0, \partial L / \partial \lambda_p = 0 \\ \partial L / \partial \lambda_j = 0, \quad j = 1, 2, \cdots, n \end{cases} $$

解得群监督模糊模式识别模型:

$$ w_i = \frac{\alpha \sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t w_i \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{ij} - s_{ih})^2}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{ij} - s_{th})^2} + (1-\alpha Y) $$

$$ = \left[\sum_{k=1}^{m} \frac{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{ij} - s_{ih})^2}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{kj} - s_{kh})^2} \right]^2 \tag{6} $$

$$ u_{hj} = \left\{ \sum_{k=1}^{c} \frac{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_t w_i)^2]({}_t r_{ij} - s_{ih})^2\}}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_t w_i)^2]({}_t r_{ij} - s_{ik})^2\}} \right\}^{-1} \tag{7} $$

$$ {}_t p = \left\{ \sum_{k=1}^{T} \frac{\sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_t w_i)^2]({}_t r_{ij} - s_{ih})^2\}}{\sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_k w_i)^2]({}_k r_{ij} - s_{ih})^2\}} \right\}^{-1} \tag{8} $$

其中 $Y = \sum_{k=1}^{m} \frac{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t w_k \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{kj} - s_{kh})^2}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 \sum_{j=1}^{n} \sum_{h=1}^{c} u_{hj}^2 ({}_t r_{kj} - s_{kh})^2}$.

2.2 模型决策权重计算

群决策集结过程中决策成员的决策权重可以根据决策者的能力水平、知名度、对决策问题的熟悉程度等因素来确定. 评价方法有 AHP 法、Delphi 法和模糊单元分析法等. 难点在于评价主体的确定, 对于这一点可采用由群体内部决策者之间相互进行重要性评价来确定决策成员的决策权重, 决策权重确定后, 规划的约束条件(3)简化为:

$$ \begin{cases} \sum_{i=1}^{m} w_i = 1, \quad 0 < w_i < 1 \\ \sum_{h=1}^{c} w_{hj} = 1, \quad \sum_{j=1}^{n} u_{hj} > 0, 0 \le u_{hj} \le 1 \end{cases} \tag{9} $$

其中 $i = 1, 2, \cdots, m; h = 1, 2, \cdots, m; h = 1, 2, \cdots, c; j = 1, 2, \cdots, n$. 其解则由迭代式(5)构成, 具体解法与求解规划(1), (2)类似.

在多个方案的评价与选优中, 有时目标标准特征值矩阵难以确定. 此时可取评价分级数 $c = 2$, 由于方案间的比较仅在方案集 X 内进行, 与 X 外的方案无关, 以及方案评价与选优的相对性, 可定义相对优等方案和相对劣等方案作为目标标准特征值

$$ S = \begin{bmatrix} b_1 & b_2 & \cdots & b_m \\ g_1 & g_2 & \cdots & g_m \end{bmatrix}^T \tag{10} $$

其中 $g_i = \max_{1 \le j \le n, 1 \le t \le T} {}_t r_{ij}$, $b_i = \min_{1 \le j \le n, 1 \le t \le T} {}_t r_{ij}$, $i = 1, 2, \cdots, m$. 群监督模糊模式识别模型简化为

$$ w_i = \frac{\alpha \sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t w_i {}_t z_i}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t z_i} + \frac{1 - \alpha \sum_{k=1}^{m} \frac{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t w_k {}_t z_k}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t z_k}}{\sum_{k=1}^{m} \frac{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t z_i}{\sum_{t=1}^{T} {}_t p^2 {}_t z_k}} \tag{11} $$

$$ u_j = \left\{ 1 + \frac{\sum_{t=1}^{T} p_t^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_t w_i)^2]({}_t r_{ij} - g_i)^2\}}{\sum_{t=1}^{T} p_t^2 \sum_{i=1}^{m} \{[(1-\alpha) w_i^2 + \alpha (w_i - {}_t w_i)^2](b_i - {}_t r_{ij})^2\}} \right\} \tag{12} $$

其中 $_tz_i = \sum_{j=1}^{n}[(1 - u_j)^2(_tr_{ij} - b_i)^2 + u_j^2(_tr_{ij} - g_i)^2]$, u_j 为方案 X_j 的相对优属度,有 $(u_j = u_{2j}, u_{1j} = 1 - u_j)$,此时群模糊模式识别便简化为群模糊优选概念.

当部分决策成员 O_t 的目标权重不能确定时,可令 $_tW = W^l$,在迭代过程中,利用前次迭代成果更新指标权重 $_tW = W^l$,当所有决策成员的目标权重均为未知时,则无监督模式识别,令 $\alpha = 0$ 即可.

2.3　控制算法

具体算法步骤如下:

Step1:每个决策人确定指标相对隶属度矩阵、指标权向量;

Step2:给出循环迭代计算精度 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 和分级级别数 c 值,确定分级标准特征值矩阵 S;

Step3:设初始指标权向量 (w_i^0),初始方案相对隶属度矩阵 (u_{hj}^0) 和决策成员决策权重 $(_tp^0)$, $l = 0$;

Step4:利用式(5)～(7)分别计算 (w_i^{l+1}), (u_{hj}^{l+1}) 和 $(_tp^{l+1})$;

Step5:若计算结果满足 $\max|w_i^{l+1} - w_1^i| \le \varepsilon_1$, $\max|u_{hj}^{l+1} - u_{hj}^l| \le \varepsilon_2$ 和 $\max|_tp^{l+1} - _tp^l| \le \varepsilon_3$,则迭代结束,矩阵 (w_i^{l+1}), (u_{hj}^{l+1}) 和 $(_tp^{l+1})$ 可作为满足计算精度 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 要求的方案相对隶属度矩阵、指标权向量、决策成员决策权重 (w_i^*), (u_{hj}^*) 和 $(_tp^*)$,否则 $l = l + 1$,转 Step4 继续进行迭代.

迭代结束即得到方案集对各个级别的相对隶属度. 根据在分级条件下最大隶属度原则不适用性原理,确定方案 X_j 的级别特征值:

$$H_j = \sum_{h=1}^{c}(h - 1)u_{hj} \tag{13}$$

通过对方案集特征值 H_j 的排序,便可从方案集中选择出匹配程度最高的方案.

3　仿真试验

考虑文[5]中的控制对象

$$G(s) = \frac{3e^{-2s}}{(25s+1)(4s+1)(3s+1)} \tag{14}$$

采用周期 1s,总的仿真周期 500. 图 1 是阶跃响应仿真曲线,$O(n)$ 为控制对象输出,表 1 是稳态后 10 个点的输出.

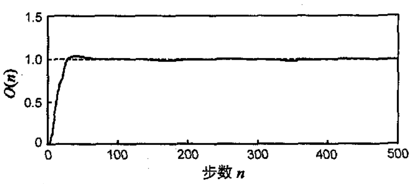

图 1　阶跃响应仿真曲线

由仿真结果可见,本文给出的模式匹配程度和控制权重的计算方法是符合实际的,提出的模糊控制算法有良好的动态、稳态控制效果,是可行的、有效的.

4　结束语

本文提出了一种基于模糊理论的非线性群决策系统多模型模糊控制算法. 算法通过计算模型匹配程度和控制权重来适应控制对象模型参数的变化,灵活调动模型库中的不同模型,用于不同问题的求解,从而提高问题求解的速度和精度. 论文对模型调度算法、模型匹配度的计算、模型决策权重的计算、控制算法等进行了准确的形式化描述,并利用仿真软件进行了仿真控制试验,实验结果表明,本算法具有较好的控制效果,简单有效,是可行的.

表 1　稳态输出值

步数	控制输出	步数	控制输出
100	0.99965642	300	0.99994524
140	0.99975036	340	0.99995599
180	0.99986761	380	0.99996626
220	0.99991892	420	0.99997163
260	0.99993466	460	0.99999896

参考文献:

[1]　李晓理,王伟,孙维. 多模型自适应控制[J]. 控制与决策,2002,15(4):390 - 393.

[2]　Middleton R H, Goodwin G C, Hilland D J, et al. Design issues in adaptive control[J]. IEEE transactions on automatic control,1988,AC-40(1):50 - 58.

[3]　Morse A S, Mayse D Q, Goodwin G C. Application of hysteresis switching in parameter adaptive control[J]. IEEE transactions on automatic control,1992,AC-40(9):1273 - 1274.

[4]　Narendra K S, Balakrishnan J. Adaptive control using multiple models [J]. IEEE transactions on automatic control,1997,42(2):171 - 187.

[5]　张曾科,丁刚. 基于模式匹配的模糊控制算法[J]. 清华大学学报,2000,41(3):72 - 73.

作者简介:

阎礼祥　男,1963 年出生,2003 年 12 月于西安交通大学获得计算机科学与技术专业博士学位,现为清华大学计算机系博士后,主要研究方向为数据融合、移动计算、数据挖掘.

覃　征　男,1956 年出生,清华大学计算机系教授,博士生导师,美国斯坦福大学、A&M 大学高级访问学者. 兼任国家教育部科技奖励评审专家组评委、中国高等学校电子商务学科专家组专家、中国科学院河南分院客座研究员;西安交通大学计算机系教授. 主要研究方向为移动计算、数据融合、数据挖掘、软件体系结构和软件测试.