

基于遗传算法的模糊系统优化设计方法*

王 晶

(中国科学院计算技术研究所·北京, 100080)

李玉兰

(北京卫星环境工程研究所·北京, 100029)

蔡自兴

(中南工业大学信息工程学院·长沙, 410083)

沈 理

(中国科学院计算技术研究所·北京, 100080)

摘要: 提出一种带有混合变长编码和模糊变异算子的新型模糊遗传算法, 并将其应用到模糊系统的优化设计中. 仿真结果表明, 这种方法具有即使系统缺乏任何先验知识, 也能通过评价学习、遗传优化获得满足系统动态性能优化控制规则的特点.

关键词: 模糊系统; 模糊遗传算法; 优化设计

An Optimal Design Approach for Fuzzy System Based on Genetic Algorithm

Wang Jing

(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences·Beijing, 100080, P. R. China)

Li Yulan

(Beijing Institute of Satellite Environment Engineering·Beijing, 100029, P. R. China)

Cai Zixing

(College of Information, Central South University of Technology·Changsha, 410083, P. R. China)

Shen Li

(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences·Beijing, 100080, P. R. China)

Abstract: This paper proposes a novel fuzzy genetic algorithm, which has the characteristics of hybrid length-varying coding scheme, separates optimal ability and fuzzy mutation operator. The fuzzy genetic algorithm is applied to the optimal design of fuzzy systems. Simulation results performed on the inverted pendulum control show that proposed design scheme can acquire the satisfied dynamic performance by learning and genetic optimization even for lack of any prior knowledge.

Key words: fuzzy system; fuzzy genetic algorithm; optimal design

1 引言 (Introduction)

模糊控制系统由描述控制器动态行为的一组模糊控制规则构成, 其设计过程往往依赖领域专家的先验知识, 即对被控系统的熟悉程度. 控制规则的获取和隶属函数参数的确定是设计模糊控制器的瓶颈问题. 利用基于实例学习的神经网络技术设计和优化模糊系统的方法已取得了很大成功^[1-5], 近来, 不少研究者开始探讨如何在先验知识不完备或无任何先验知识(语言启发式知识或传感器的量测数据)情况下, 利用基于经验学习的遗传算法技术去设计和动态优化模糊系统^[6-15].

根据模糊控制器中待优化的结构(控制规则)或参数(隶属函数), 迄今为止的基于 GA 的模糊控制器的研究分为三类: 1) 模糊控制器的语言控制规则一定, 优化隶属函数的参数^[8, 9, 15-17]. Karr^[16, 17]最早

研究了模糊控制器中隶属函数参数的遗传优化问题, 他利用 SGA 对论域空间的语言变量模糊集进行优化, 构成适应控制系统, 并运用到 pH 值系统的控制问题上. 文献[8]中利用 GA 去解决多变量模糊控制系统的设计中隶属函数的正确选择问题, 并对两级倒立摆系统做了仿真设计研究. 文献[9]中提出了一种遗传算法的改进形式, 引入了“杂交”算子和“主动优生”选择机制, 并将其用到三角型和高斯型模糊子集的优化问题上. 文献[15]则利用 SGA 实现模糊神经网络中隶属函数层的参数优化问题, 并构成了基于评价模型的模糊神经控制. 2) 语言变量的模糊子集形状一定, 运用 GA 去寻找最优的模糊控制规则^[7, 12, 13]. 这方面的研究与寻找模糊分类系统(fuzzy classified system)的合理规则集密切相关. Barse^[7]回顾了利用基于遗传算法的机器学习方法去

* 国家自然科学基金(69774017)资助项目.
本文于 1997 年 9 月 12 日收到, 1998 年 2 月 20 日收到修改稿.

寻找模糊分类系统的优化分类器的方法. Park^[12]提出一种基于遗传的新型的模糊推理模型, 利用 GA 去搜索合理的模糊关系矩阵, 并用到模糊控制中. Kim^[13]提出一种递阶分布式遗传算法 (HDGA), 并将其运用到模糊控制规则集的多维搜索问题. 3) 同时优化控制规则和隶属函数的参数集^[14]. 为了获得高性能的模糊控制器, 规则和模糊子集, 即结构与参数应该同时优化.

遗传优化动态模糊控制的设计研究刚刚开始, 存在问题不少, 其中最为主要的是如何设计适合于模糊控制器优化的编码方法, 尤其是在规则和参数同时优化时, 才能确保得到的优化规则维持原有的语言变量的含义? 另外遗传算子的控制参数的确定也值得注意.

本文首先分析将 GA 用于模糊系统动态优化的一般方法, 指出 GA 特别适合于模糊系统规则和隶属函数参数优化的原因, 提出一种适合于模糊系统优化问题的模糊遗传算法. 所提模糊遗传算法采用变长混合编码策略, 同时优化控制规则和隶属函数的参数. 另外, 为了提高 GA 自身的适应能力, 引入一种模糊变异算子. 最后, 将所提的模糊系统的优化设计方法运用到倒立摆系统的控制问题, 仿真结果表明了所提方法的有效性.

2 利用遗传算法优化模糊系统的一般描述 (General description of fuzzy system optimization using GA)

一般地, 基于遗传优化的动态模糊控制系统如图 1 所示:

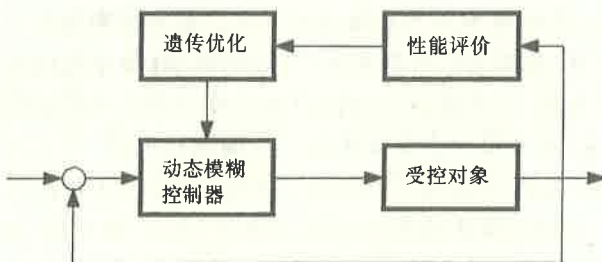


图 1 基于遗传优化的动态模糊控制系统

Fig. 1 Dynamic fuzzy control system based on genetic optimization

整个基于遗传优化的模糊控制系统的设计流程图如图 2 所示.

GA 在设计模糊控制器中的应用成功与否取决于其编码方法. 假设模糊系统有 n 条控制规则, 则典型的模糊控制规则库的编码方法如图 3 所示.

图 3 所描述的编码方法虽然可以实现控制规则

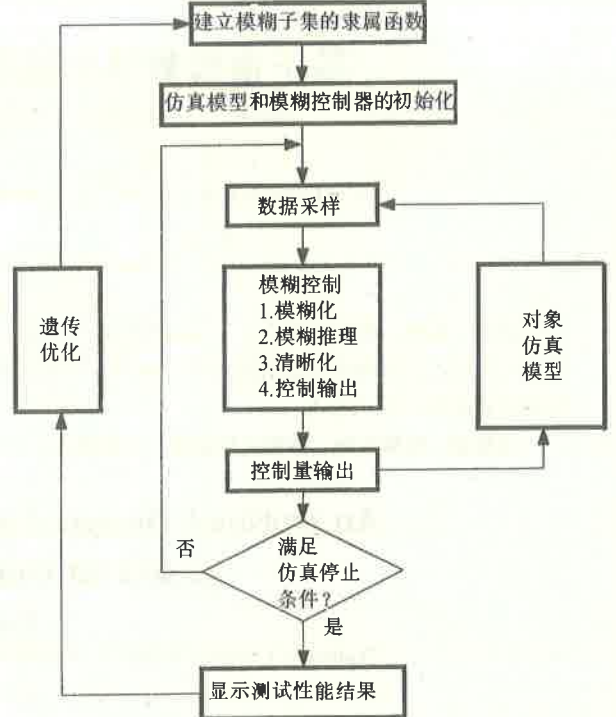


图 2 遗传优化动态模糊控制器的设计流程图

Fig. 2 The design flow chart of genetic-based fuzzy control system

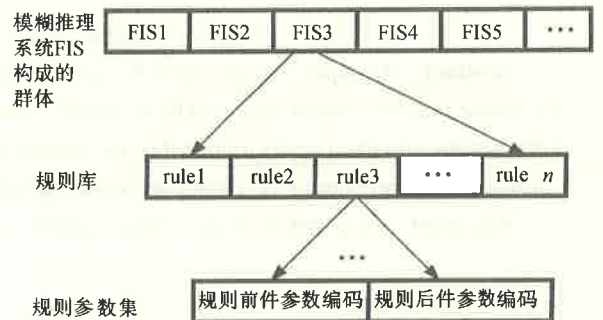


图 3 模糊规则库的编码方法

Fig. 3 Coding scheme of fuzzy rule base

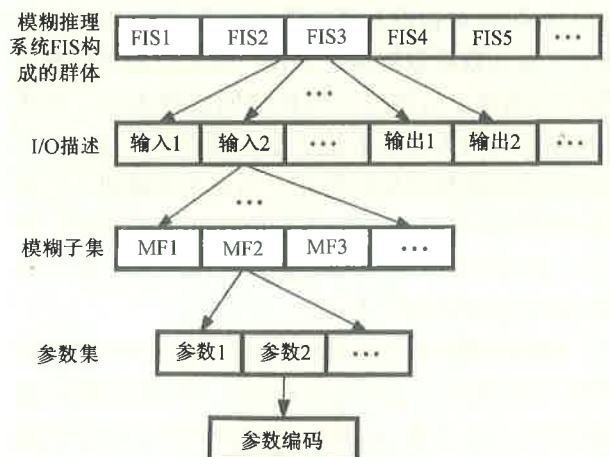


图 4 修正的规则库编码结构

Fig. 4 Improved coding scheme for rule base

和隶属函数的同时优化,但其不足之处在于优化完成后,不同模糊控制规则中同一语言变量具有相同语义的模糊子集会具有不同的参数,这使规则库丧失了可解释性.另一种是对语言变量的论域的不同模糊子集编码,维持不同规则中模糊子集的语义一致性的递阶结构如图4所示.这种方法只能实现隶属函数参数的优化.

3 模糊遗传算法(Fuzzy genetic algorithm)

3.1 遗传算法的缺陷(The deficiency of genetic algorithm)

通常遗传算法用于模糊系统的优化设计时,其个体的编码方式采用如图4所示的方法,这种方法存在下述不足之处:1)交叉(crossover)和变异(mutation)操作会产生一些不完全或病态的控制规则集.比如,输入空间的论域上会出现没有被任何模糊子集所覆盖的区域.2)没有充分考虑对模糊系统的结构调节问题,即控制规则数和输入空间模糊划分的变化.另外,对于标准遗传算法本身,其控制参数(群体大小、交叉概率、变异概率等)存在确定困难,易引起其性能品质下降和过早收敛现象.

3.2 混合变长编码(Hybrid length-varying coding scheme)

针对模糊控制规则的特点,提出一种混合变长编码的方法.

设模糊控制规则如式(1)所示:

$$r_i: \text{IF } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i \text{ THEN } u \text{ is } \bar{u}_i. \quad (1)$$

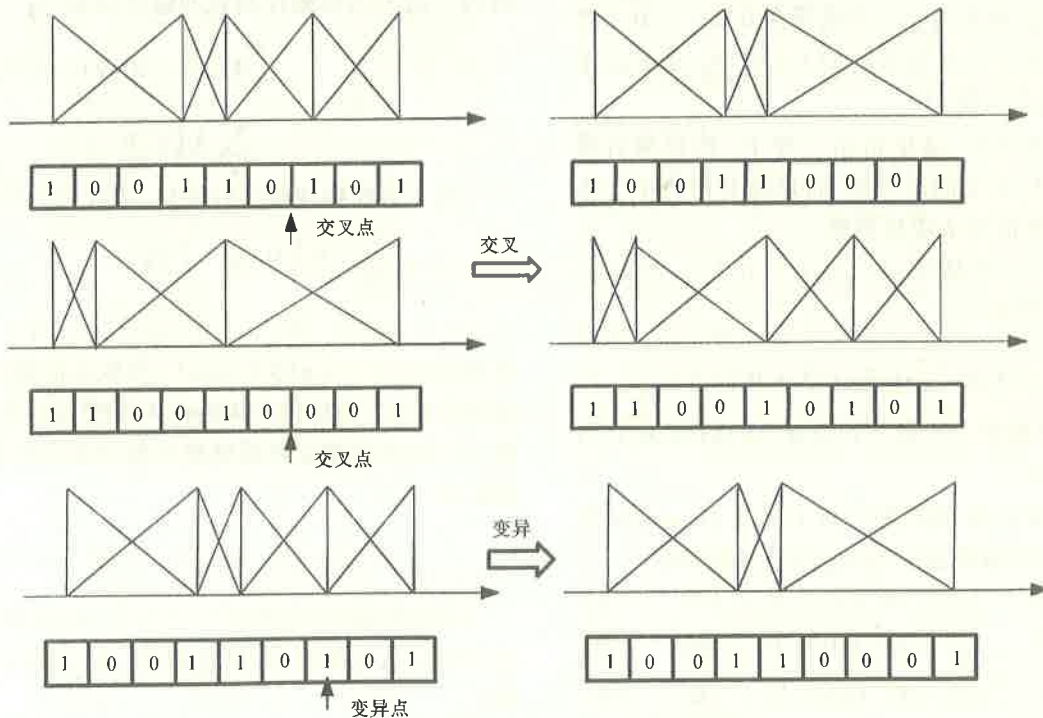


图7 “变量划分”部分的交叉、变异操作

Fig. 7 The crossover and mutation operation of “variables partition”

规则前件 A_i, B_i 为三角型模糊集,规则后件 \bar{u}_i 为模糊单点.则采用规则前件为二进制编码而规则后件为浮点数编码的混合变长编码方式,如图5所示.

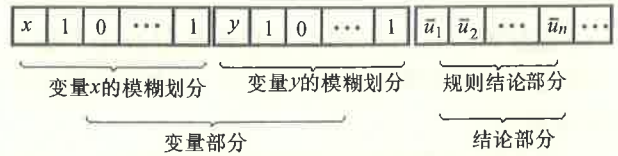


图5 规则集的变长混合编码

Fig. 5 Hybrid length-varying coding scheme for rule base

对于“变量划分”部分,假设输入变量 x 的模糊子集为三角型隶属函数,模糊子集满足正交要求,即

$\sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) = 1$, 则编码方式如图6所示,即隶属函数中心点($\mu_{A_i}(x) = 1$)所对应的位置编码为“1”,其余为“0”.值得注意,应总保证串的首位和最后一位为1.

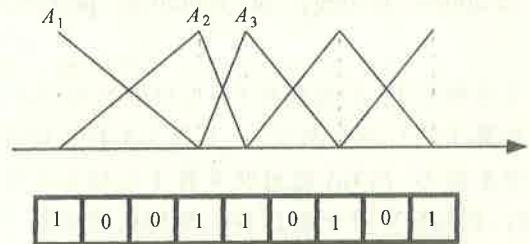


图6 规则前件模糊子集的二进制编码

Fig. 6 Binary coding of the antecedent of rule

对于混合变长编码的“变量划分”部分和“规则结论”部分的遗传算子操作分开进行。“变量划分”部分采用一点交叉和变异算子操作后的结果如图7所示。

由图7可见,交叉和变异操作同时改变了输入空间模糊划分的模糊区域(规则数)和隶属函数的形状(参数)。

对于“结论部分”,采用浮点数的编码方式表示模糊单点.如 $\underline{u}_1 = (\bar{u}_{11}, \dots, \bar{u}_{1n}), \underline{u}_2 = (\bar{u}_{21}, \dots, \bar{u}_{2n})$, 表示两个个体,则采用如下的交叉运算:

$$\begin{cases} \underline{u}'_1 = \underline{u}_1 + \sigma(\underline{u}_1 - \underline{u}_2), \\ \underline{u}'_2 = \underline{u}_2 + \sigma(\underline{u}_1 - \underline{u}_2). \end{cases} \quad (2)$$

式中, σ 为 $[0,1]$ 之间的随机数.而变异操作则通过加入一个随机量到要发生变异的个体上完成。

3.3 变异概率 P_m 的模糊自适应策略 (The fuzzy adaptive strategy of mutation probability P_m)

变异概率 P_m 的选取对 GA 的性能影响较大,引入变异算子的目的有两个:一是使 GA 具有局部的随机搜索能力.当 GA 通过交叉算子已接近最优解邻域时,利用变异算子的这种局部随机搜索能力可以加速向最优解收敛.这时 P_m 应取小,否则接近最优解的积木块(Building Block)会因变异而遭破坏.二是使 GA 维持群体多样性,以防止出现过早收敛现象,此时 P_m 应大. P_m 一般选择在 $0.001 \sim 0.1$ 之间.然而,通常用于问题求解的 GA 中 P_m 是固定不变的,不具备适应能力。

基于上述分析,这里指出一种 P_m 的模糊自适应策略,即 P_m 不是固定不变,而是随着群体中个体的多样性程度而自适应地调整。

定义 1 个体串 $c_1, c_2 \in \{0,1\}^N$ 之间的 Hamming 距离为:

$$H(c_1, c_2) = \sum_{i=1}^N |B_i(c_1) - B_i(c_2)|. \quad (3)$$

其中, $B_i(c)$ 指串 c 中第 i 个位置上的码数 $\{0,1\}, i = 1, 2, \dots, N$.

则根据交叉所得的两个新个体的 Hamming 距离的大小,可以得到如下的 P_m 的自适应策略。

$$\text{IF } H(c_1, c_2) \text{ is PB THEN } P_m \text{ is PS}, \quad (4a)$$

$$\text{IF } H(c_1, c_2) \text{ is PM THEN } P_m \text{ is PM}, \quad (4b)$$

$$\text{IF } H(c_1, c_2) \text{ is PS THEN } P_m \text{ is PB}, \quad (4c)$$

其中 PB, PM, PS 为“正大”,“正中”,“正小”用以描述个体之间 Hamming 距离的变化, PS, PM, PB 为“正

小”,“正中”,“正大”用以描述 P_m 的变化.其定义如图8所示, $H(c_1, c_2)$ 的论域为 $[0, N]$, P_m 的论域为 $[0.001, 0.1]$.

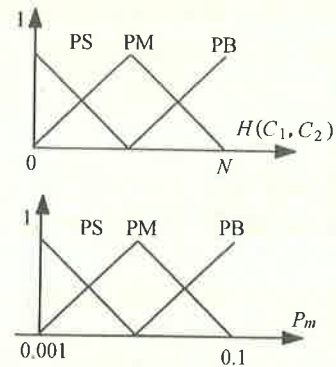


图8 $H(c_1, c_2)$ 和 P_m 的模糊子集的定义
Fig. 8 The definitions of fuzzy sets of $H(c_1, c_2)$ and P_m

4 模糊系统的遗传优化 (Genetic optimization of fuzzy system)

对于未知系统,假设有模糊控制规则

$$R^1: \text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ THEN } u \text{ is } u_1,$$

⋮

$$R^i: \text{IF } x \text{ is } A_i \text{ and } y \text{ is } B_i \text{ THEN } u \text{ is } u_i,$$

⋮

$$R^n: \text{IF } x \text{ is } A_n \text{ and } y \text{ is } B_n \text{ THEN } u \text{ is } u_n.$$

式中 A_i, B_i 为三角型隶属函数, u_i 为模糊单点。

采用单点模糊化、乘积推理和重心法清晰化所得的 k 时刻的模糊控制器的输出结果为:

$$U(k) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i(x) \cdot B_i(y) \cdot u_i}{\sum_{i=1}^n A_i(x) B_i(x)}. \quad (5)$$

为了对模糊规则进行优化,选取如下性能指标:

$$J = \sum_{k=0}^N [\underline{x}^T(k) \cdot Q \cdot \underline{x}(k) + u(k)^T \cdot R \cdot u(k)] + \sigma[N(x) \cdot N(y)]. \quad (6)$$

其中, $\underline{x}(k) = [x(k), y(k)]$ 为状态向量, Q, R 为半正定阵, N 为每代群体的作用长度. σ 为正常数系数, $N(x)$ 为变量 x 的模糊集个数, $N(y)$ 为变量 y 的模糊集个数。

$\sum_{k=0}^N [\underline{x}^T(k) \cdot Q \cdot \underline{x}(k) + u(k)^T \cdot R \cdot u(k)]$ 为二次型性能指标. $\sigma[N(x) \cdot N(y)]$ 为考虑规则数的多少对系统的影响.为使 J 极小,GA 的适合度函数取为:

$$F = 1/(1 + J). \quad (7)$$

采用所提模糊遗传算法,分两步进行操作:

首先产生“变量划分”部分的个体,然后根据每个“变量划分”部分的个体产生若干组“结论部分”的个体.针对每组“结论部分”的个体分别进行遗传算子的进化操作,迭代到一定的代数,转而执行“变量划分”部分的遗传优化操作,再针对产生的“变量划分”部分的新个体产生若干组“结论部分”的变长新个体,执行“结论部分”的遗传优化.这种方法的特点是将“前提参数”(“变量划分”部分)和“结论参数”(“结论部分”)的优化分开进行.先固定“前提”,找到当前“变量划分”状态下的最优“结论”;再优化“前提”,得到新“前提”下的最优“结论”,直到到达“终止条件”.“终止条件”为性能指标满足要求或遗传操作迭代到指定的代数.模糊遗传算法的具体操作流程如图 9 所示.

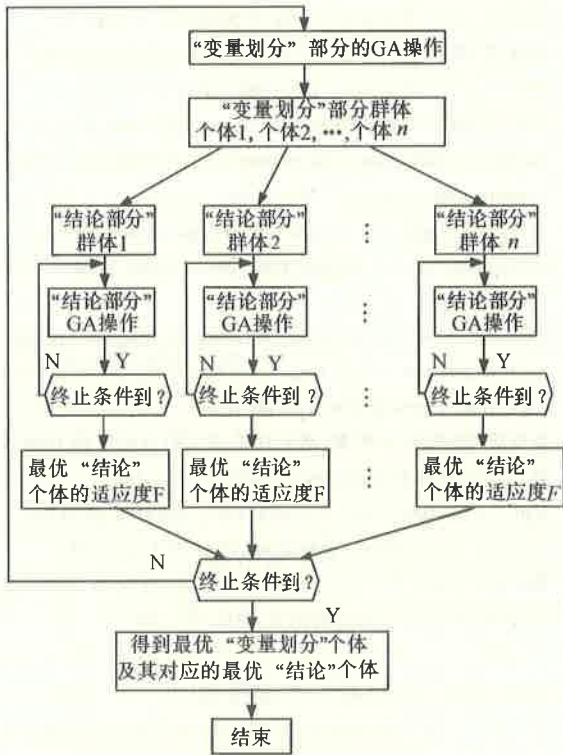


图 9 模糊GA的操作过程

Fig. 9 The operation process of fuzzy genetic algorithm

5 仿真研究 (Simulations)

考虑倒立摆系统的模糊控制器的设计问题.

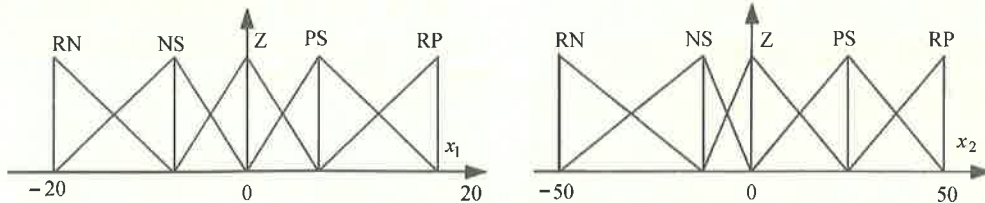


图 10 优化后的输入变量模糊子集

Fig. 10 The optimized fuzzy sets of input variables

设

$$x_1(t) = \theta(t), x_2(t) = \dot{\theta}(t),$$

$$\dot{x}_1 = x_2,$$

$$x_2 = \frac{g \sin(x_1) + \cos(x_1) \left[\frac{-F - mlx_2^2 \sin(x_1)}{m_c + m} \right]}{l \left[\frac{4}{3} - \frac{m \cos^2(x_1)}{m_c + m} \right]}$$

其中 $g = 9.8\text{m/s}^2, m_c = 1.0\text{kg}, m = 0.1\text{kg}, l = 0.5\text{m}, F$ 为控制力.模糊控制器的输入为 x_1, x_2 , 输出控制为 $F. \theta = [-20^\circ, 20^\circ], \dot{\theta} = [-50^\circ, 50^\circ], t_s = 0.01\text{s}, F \in [-20, 20]$.控制目标为维持摆平衡.在 $[-10, 10] \times [-10, 10]$ 区域上均匀地选择 120 组数据作为初始条件训练模糊控制器, $t_s = 0.01\text{s}$, 每组数据用于每个个体的仿真时间选为三个采样时刻, 即 $T = 3 \times 0.01 = 0.03\text{s}$.对于“结论”部分, 适应度函数 f_1 选择如下:

定义误差:

$$E = \frac{\sum_{k=1}^{120} |\theta_k(0.03)|}{120}, \quad (8)$$

作为性能指标, 式中, $k = 1, \dots, 120$ 为第 k 个初始条件, $\theta_k(0.03)$ 为第 k 个初始条件下, $T = 0.03\text{s}$ 时刻摆的倾角与期望角度的差.

$$f_1 = \exp(-E). \quad (9)$$

对于“变量划分”部分, 引入规则数到式(9)中, 适应度函数为:

$$f_2 = \exp(-(E + N(\theta) \cdot N(\dot{\theta}))), \quad (10)$$

式中, $N(\theta) \cdot N(\dot{\theta})$ 为规则数.控制参数:“变量划分”部分群体为 20, “结论”部分群体为 30; “变量划分”部分串长为 8, $P_c = 0.9, P_m = \{0.001 \sim 0.1\}$ 由模糊自适应策略调节, 代数 = 200.

则采用上节所提出的遗传优化所得的输入变量的模糊子集形状如图 10 所示.仿真结果为图 11 所示.

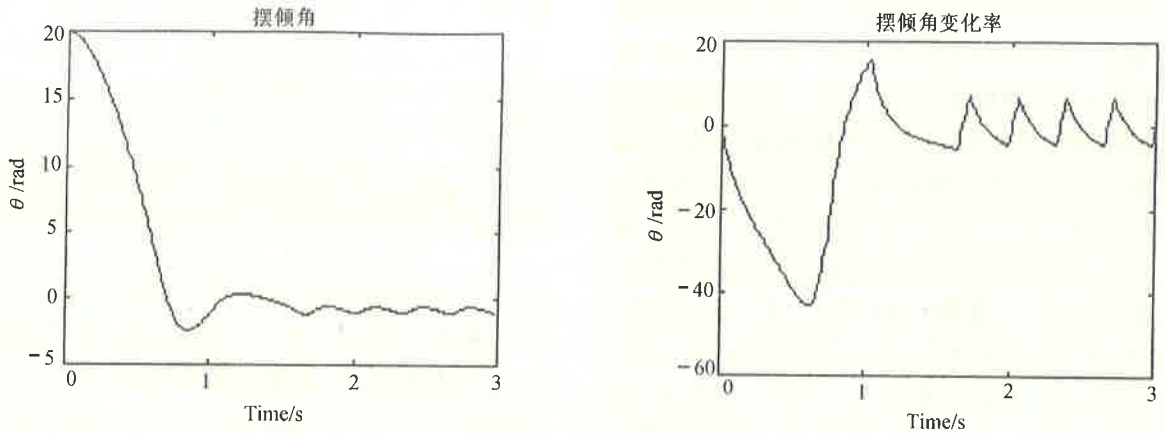


图 11 仿真结果
Fig. 11 Simulation results

6 小结 (Conclusion)

本文针对模糊系统优化的特点,提出一种具有混合变长编码策略和模糊变异算子的模糊遗传算法,并在此基础上,给出了模糊控制规则的优化方法.模糊控制规则的优化基于类似最优控制的二次型性能指标,不需要任何被控系统的先验知识,因而适合于一大类复杂非线性系统的控制.同时,所提的模糊遗传算法提供了一种遗传算法和模糊逻辑细粒度融合的方法,提高了标准遗传算法的性能.

参考文献 (References)

- 1 Kosko B. Neural Networks and Fuzzy Systems. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1992
- 2 Harris C J, Brown M. Advances in neurofuzzy algorithms for real-time modeling and control. Int. J. Control, 1996, 9(1): 1 - 16
- 3 Lin C T and Lee C S G. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system. IEEE Trans. Comput., 1991, 40(10): 1320 - 1336
- 4 Nie J H. Fuzzy Neural Control: Principles, Algorithms and Applications. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1995
- 5 Linkens D A, Nyongesa H O. Learning systems in intelligent control: an appraisal of fuzzy neural and genetic algorithm control applications. IEE Proc. Control Theory Appl., 1996, 143(4): 367 - 386
- 6 Linkens D A and Nyongesa H O. Genetic algorithms for fuzzy control: part 1 and part 2. IEE Proc. Control Theory Appl., 1995, 142(3): 161 - 185
- 7 Carse B, Fogarty T C and Munro A. Evolving fuzzy rule based controllers using genetic algorithms. Fuzzy Sets and Systems, 1996, 80(4): 273 - 293
- 8 张毅, 李人厚. 基于基因算法的多变量模糊控制器的设计. 控制理论与应用, 1996, 13(4): 409 - 416
- 9 金耀初, 蒋静坪. 基于进化计算的模糊控制规则优化. 控制与决策, 1996, 11(6): 672 - 676
- 10 方建安. 采用神经网络和遗传算法集成的自组织模糊控制系统的研究. [博士学位论文]. 上海: 中国纺织大学, 1994
- 11 张良杰, 李衍达等. 基于变尺度寻优和遗传搜索技术的模糊神经网络全局学习算法. 电子学报, 1996, 24(11): 6 - 11.
- 12 Park D, Kandel A and Langholz G. Genetic-based new fuzzy reasoning models with application to fuzzy control. IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern., 1994, 24(1): 39 - 47
- 13 Kim J and Zeigler B P. Designing fuzzy logic controllers using a multiresolutional search paradigm. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1996, 4(3): 213 - 226
- 14 Homaifar A and McCormick E. Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1995, 3(2): 129 - 139
- 15 杨煜普, 许晓鸣, 张钟俊. 基于评价模型的遗传算法 FNN 控制器. 工业过程模型化及控制, 1996, 7(1): 151 - 156
- 16 Karr C L. Adaptive process control using biological paradigms. J. of Networks and Computer Applications, 1996, 19(1): 21 - 44
- 17 Karr C L and Gentry E J. Fuzzy control of pH using genetic algorithms. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1993, 1(1): 46 - 53

本文作者简介

王 晶 1970年生. 1997年于中南工业大学获工业自动化专业博士学位. 现在中科院计算所从事博士后研究工作. 研究领域为: 自适应模糊系统, 软计算, 复杂系统的遗传优化和智能控制等.

李玉兰 1972年生. 1997年于中南工业大学获工业自动化专业硕士学位. 现在航天工业总公司从事计算机控制研究工作.

蔡自兴 见本刊1999年第2期第220页.

沈 理 1937年生. 现为中科院计算所研究员, 博士生导师. 研究领域为: 模糊逻辑, 模糊系统, 模糊控制, 模糊神经网络, 容错计算, 故障诊断, 计算机体系结构.