

基于遗传算法获取模糊规则

郭亦文*, 李 军, 耿林霄

(西安热工研究院有限公司 自动化工程与仿真技术部, 西安 710032)

(* 通信作者电子邮箱 waiwaixiaokaki@163.com)

摘 要:针对传统利用遗传算法(GA)直接获得的模糊规则所具有的局限性问题,提出了一种带有加权因子的模糊控制规则计算方法,并利用遗传算法对加权因子进行全局寻优,最终由最优加权因子计算生成模糊规则。该方法针对不同的模糊输入等级施加不同的加权因子,并能够利用加权因子的相关性与对称性完整地评估所有的模糊规则,减少无效规则对系统响应所造成的影响。性能对比实验表明,该模糊规则所构成的模糊控制系统在控制过程中超调量小,调节时间短,在模糊控制的应用中具有可行性;不同激励的仿真实验表明,该模糊规则所构成的模糊控制系统的控制效果不依赖于系统的激励信号,跟踪效果好,具有很强的鲁棒性。

关键词:模糊规则;加权因子;模糊等级;遗传算法

中图分类号: TP18 **文献标志码:** A

Fuzzy rule extraction based on genetic algorithm

GUO Yiwen*, LI Jun, GENG Linxiao

(Department of Automation and Simulation Technology, Xi'an Thermal Power Research Institute Company Limited, Xi'an Shaanxi 710032, China)

Abstract: To avoid the limitations of the traditional fuzzy rule based on Genetic Algorithm (GA), a calculation method of fuzzy control rule which contains weight coefficient was presented. GA was used to find the best weight coefficient which calculate the fuzzy rules. In this method, different weight coefficients could be provided according to different input levels, the correlation and symmetry of the weight coefficients could be used to assess all the fuzzy rules and then reduce the influence of the invalid rules. The performance comparison experiments show that the system which consists of these fuzzy rules has small overshoot, short adjustment time, and practical applications in fuzzy control. The experiments of different stimulus signals show that the system which consists of these fuzzy rules doesn't rely on stimulus signal as well as having a good tracking effect and stronger robustness.

Key words: fuzzy rule; weight coefficient; fuzzy level; Genetic Algorithm (GA)

0 引言

模糊控制是智能控制的一个分支,近些年来已经在各领域中得到广泛的应用。模糊控制规则是模糊控制的核心,直接决定着模糊控制器的整体性能。传统的模糊规则主要是依赖人们通过学习、实验以及长期经验积累而逐渐形成的,控制系统的复杂多变会导致模糊规则的计算量以及复杂程度随之加大。因此,针对不同的控制系统确定模糊控制规则是设计一个模糊控制器的关键。

已有的研究成果表明,粒子群算法^[1]、蚁群算法^[2]、遗传算法^[3-4]等智能优化方法均可用作模糊规则的获取以及优化,并获得了最优的控制效果。但需要面对的一个很大问题,以往遗传算法获取模糊规则的主要方法是直接对模糊规则进行编码寻优,性能指标函数只能检测到模糊控制器的输入在默认激励(单位阶跃信号)下的性能,这在很大程度上无法估计所有输入的组合,导致模糊规则无法被逐一地体现以及检验,具有很大的局限性。本文在目前已有的研究成果之上,深入分析了模糊控制器的输入、输出与控制效果之间的关系,针对模糊控制器的输入变量提出了一种带有加权因子的模糊控

制规则的计算方法。带有加权因子模糊规则的引入,将利用遗传算法对模糊规则进行直接寻优的过程转化为对加权因子进行寻优。经过仿真实验对比验证,相对传统的模糊规则而言,此种模糊规则克服了局限性问题,针对不同激励下的控制系统表现出了很好的鲁棒性,能够取得满意的控制效果。

1 带有加权因子的模糊控制规则

选取系统误差(Error, E) (系统输入减去系统反馈)、误差率(Error Change, E_c) 作为模糊控制器的输入, U 作为模糊控制器的输出。 E 、 E_c 、 U 的模糊集合均为{NH,NB,NM,NS,O,PS,PM,PB,PH}

其中:NH为负巨大(Negative Huge),NB为负大(Negative Big),NM为负中(Negative Middle),NS为负小(Negative Small),O为零(Zero),PS为正小(Positive Small),PM为正中(Positive Middle),PB为正大(Positive Big),PH为正巨大(Positive Huge)。

且定义如下:

{NH,NB,NM,NS,O,PS,PM,PB,PH} \triangleq {-4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4}

收稿日期:2014-05-04;修回日期:2014-06-27。

作者简介:郭亦文(1990-),女,陕西渭南人,硕士研究生,主要研究方向:火电厂系统优化控制; 李军(1969-),男,陕西西安人,主要研究方向:火电厂过程控制、现场总线; 耿林霄(1989-),男,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,主要研究方向:火电厂协调优化控制算法。

通过分析传统的控制规则可以发现,控制器的输出主要取决于误差以及误差的变化。由实际控制经验可以得知,想要得到更好的控制效果,就应该针对当前系统的不同响应状态,有所侧重地施加不同的控制作用。当误差较大时,控制过程应该侧重于减少系统误差,控制作用中误差的加权值应该尽可能大一些;当误差较小时,表明控制系统已趋于稳定,控制过程应该侧重于降低误差变化速率,减小超调以使得系统尽快稳定,因此误差变化的加权值应该相对大一些。在此需要注意一个问题,误差处于负值时,是否应该施加正方向的控制作用以消除误差。通过分析可以知道,当误差处于负值,说明实际输出值大于给定输入值,如果要想取得满意的控制效果,则应该施加负方向的控制作用而非直觉上的正向控制作用。同理,当误差处于正值,说明实际输出值小于给定输入值,应该施加正向的控制作用。因此,为了得到更好的控制效果以满足不同控制系统的要求,可以引进一对加权因子 α 和 β ,分别针对误差 E 以及误差变化 E_c 进行加权控制,并由此得到一种带有加权因子的控制规则: $U = \alpha E + \beta E_c$ 。其中: $\alpha \in (0, 1), \beta \in (0, 1)$ 。

带有加权因子的模糊控制规则,可以通过改变加权因子的大小来调整规则,但是必须要解决的问题是,一旦选定其大小,整个规则在控制过程中就不能再改变。由模糊集合的定义可以知道,本文将 E, E_c, U 的模糊集合均划分为九个等级(正负对称),每一等级均是对所对应变量不同程度的描述。对于不同等级的 E 和 E_c ,如果自始至终采用同一加权因子,则势必无法发挥控制规则的最佳控制效果。因此,可以针对每一个模糊等级设定不同的加权因子以满足实际需要,加权因子可分别表示如下:

$$\alpha = \begin{cases} \alpha_0, & E = 0 \\ \alpha_1, & E = \pm 1 \\ \alpha_2, & E = \pm 2 \\ \alpha_3, & E = \pm 3 \\ \alpha_4, & E = \pm 4 \end{cases}$$

$$\beta = \begin{cases} \beta_0, & E_c = 0 \\ \beta_1, & E_c = \pm 1 \\ \beta_2, & E_c = \pm 2 \\ \beta_3, & E_c = \pm 3 \\ \beta_4, & E_c = \pm 4 \end{cases}$$

其中: $\alpha_0 \leq \alpha_1 \leq \alpha_2 \leq \alpha_3 \leq \alpha_4, \beta_0 \leq \beta_1 \leq \beta_2 \leq \beta_3 \leq \beta_4$ 。针对模糊控制器输入变量 E, E_c 的正负情况,带有加权因子的模糊规则分别由10个参数所决定。寻优过程中,性能指标函数判断的是加权因子在单位阶跃信号(默认激励)下的好坏程度,不可否认,这样的加权因子也具有一定的局限性。但值得注意的是,在不同的区域里,描述每一个加权因子的四个参数(正、负方向)是具有相关性对称性的,因此仅仅通过检测一部分区域就能保证整个平面的鲁棒性以及性能的相似性,从根本上避免了激励信号的选取对模糊规则所造成的影响。

2 模糊推理

对建立的模糊控制规则需要经过模糊推理才能决策出控制变量的一个模糊子集。考虑如下的模糊推理形式:

规则 $i: A_i$ and B_i , 则 $C_i (i = 1, 2, \dots, n)$

前提: X_0 and Y_0

结论: C'

本文采用的是 Matlab 自带的 Mamdani 控制器,此控制器的推理方法是 MIN(minimum)-MAX(maximal) - 重心法。由模糊推理的前提以及规则可以得到推理的结果 C'_i 为 $\mu_{C'_i}(Z) = \mu_{A_i}(X_0) \wedge \mu_{B_i}(Y_0) \wedge \mu_{C_i}(Z)$, 其中 \wedge 表示 min。最终结论 C' 是由综合推理结果 C'_1, C'_2, \dots, C'_n 得到的,即:

$$\mu_{C'}(Z) = \mu_{C'_1}(Z) \vee \mu_{C'_2}(Z) \vee \dots \vee \mu_{C'_n}(Z)$$

其中 \vee 表示 max。模糊集合 C' 的重心可由下式计算:

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n u_{C'}(z_i) \cdot z_i}{\sum_{i=1}^n u_{C'}(z_i)}$$

3 遗传算法生成模糊控制规则

针对模糊控制系统而言,要想取得较理想的控制效果,势必要寻找与该控制系统相匹配的最佳模糊规则,由之前定义的模糊规则计算公式可知,问题进一步转化为寻找到最佳的加权因子。选取加权因子的数值比较灵活,如果仅仅依靠经验或是实验调试确定,则不但要面临巨大的工作量,而且结果也带有一定的盲目性且很难调整出最佳参数。因此,引入遗传算法大大简化了加权因子的寻优过程。

遗传算法作为一种现代化的优化方法,构成了各种进化计算方法的基础。通过对需要优化的变量进行编码从而将问题的求解过程表示成自然界的适者生存过程。优良的基因通过选择复制、交叉等过程被逐渐保留并加以组合,从而形成更加优秀的个体,因此遗传算法更适合用来解决大规模复杂过程的优化问题。

3.1 遗传编码

利用遗传算法进行全局寻优,首先需要对准备优化的变量进行编码操作,使得其与编码空间形成一一映射关系。常见的编码方式主要分为十进制编码和二进制编码。二进制编码是将需要优化的对象用0和1表示成一串二进制字符,虽然操作简单易行,但进行遗传操作时需要针对字符串不断地进行编码和解码,增加了计算量与计算时间。考虑到简便性与可操作性,本文采用十进制的编码方式。一条染色体由两组共十个基因组成,前五个基因为一组代表系统误差 E 的加权因子,后五个基因为一组代表误差变化 E_c 的加权因子,染色体 X 表示如下: $X = (x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10})$ 。本文的加权因子是位于0~1的小数,为了提高控制精度编码时定义其精确到小数点后两位。考虑到交叉操作的简便性,本文在编码之初将加权因子乘以100变为一到两位整数,完成遗传操作之后再对其进行还原。

3.2 适应度函数

适应度值是遗传算法与优化问题之间的一个接口,直接决定着一个个体在遗传算法里的优劣程度。优等个体保留在种群中进行繁殖的几率高,劣等个体则很容易被淘汰。根据实际经验可知,评价系统的性能应当充分考虑其响应时间、调节时间、超调量大小、误差大小等因素,因此需要寻找一个既能评定系统动态性能,也能评定其静态性能的指标函数。ITAE(Integrated Time and Absolute Error)积分性能指标函数就满足了这一要求,它表示了误差与时间的累积值,大量文献的研究结果表明,ITAE积分性能指标目前已成为控制系统中首选的性能评价函数。ITAE积分性能指标的表达式如下:

$$J(\text{ITAE}) = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt = \min$$

3.3 初始种群

根据具体情况,选取种群的大小 N 。随机选取一组 $10 \times N$ 的矩阵,其中矩阵的元素为位于 $0 \sim 99$ 的随机整数。考虑到加权因子针对不同的误差以及误差变化等级有所不同,将随机矩阵的每一列元素平均分为两组,每一组五个元素分别进行升序排列。排列后的随机矩阵即为初始矩阵。

3.4 选择

选择过程模仿自然选择现象将达尔文的适者生存理论运用于串的选择,是个体串按照它们的适配值进行选择复制的过程。本文算法中,将父代种群与交叉后形成的子代种群进行合并形成选择种群,并根据模糊规则的计算公式分别计算出选择种群中每一条染色体所对应的模糊规则。将模糊规则带入 SIMULINK 仿真实验中计算出所对应的适应度值,随机选取两组适应度值进行比较。小的适应度值所对应的染色体留下形成新的种群,大的适应度值所对应的染色体直接淘汰。与传统的赌轮法相比,此种方法能避免种群过早陷入局部最优,更好地保证了种群的多样性。

3.5 交叉

交叉过程在遗传算法中起到了核心的作用,它是指将父代两个个体中的部分基因进行交换重组从而形成新的个体。本文在初始种群中随机选取两列元素作为父本,随机选择两种交叉方式对其进行交叉操作。一种交叉方式是对基因进行整体互换,即随机打乱父本的 20 条基因,每 5 个基因为一组依次进行排序,排序后的基因每 10 个一组形成子代个体。另一种交叉方式是对基因进行单点交叉,即父本基因中的十位数保持不变,随机打乱父本基因中的 20 个个位数。原十位数与打乱后的个位数进行合并后 5 个一组进行排序操作,排序后的基因每 10 个一组形成子代个体。

3.6 变异

变异是以很小的概率随机地改变一个串位的值,这个操作相对于选择和交叉操作而言处于一个比较次要的位置,其目的是恢复串多样性,防止丢失一些比较重要的遗传因子。假设变异概率因子为 P_m ,针对新种群的每一条染色体随机产生一个 $0 \sim 1$ 均匀分布的随机数 t 。当 $P_m > t$ 时,该条染色体进行变异操作。随机产生一个位于 $1 \sim 10$ 的整数 z 来确定变异的染色体位数,随机产生一个位于 $0 \sim 99$ 的数来确定变异基因。变异基因代替此染色体的第 z 位基因形成新的染色体。

3.7 算法操作步骤

1) 确定遗传参数。主要包括初始种群数、染色体长度、变异概率、迭代次数。

2) 每一个体基因按照升序排列,两两个体随机组成父本,交叉形成新种群。

3) 新旧种群合并,计算每一个体适应度值,选择复制并将结果存入种群中。

4) 求出最小适应度值所对应的染色体,并将此染色体作为最优个体代替种群第一条染色体存入种群中。

5) 随机产生 0 到 1 之间均匀分布的随机数,该随机数小于变异概率则进行变异操作;反之则不进行。

6) 判断迭代次数是否满足终止条件:满足条件则停止迭代;不满足条件则继续迭代。

7) 根据最优个体,通过模糊规则计算公式计算出对应的模糊规则数值。将计算出的模糊规则数值进行化简,小于 -4

的数值变为 -4 ,大于 4 的数值变为 4 ,其余的所有数值进行四舍五入,均转化为 $[-4, 4]$ 的整数。最后依据整数转化为相对应的语言变量输出。

4 仿真实验

在 Matlab 编程环境下进行软件仿真。模糊控制器选取 Mamdani 控制器, E, E_c 的论域均为 $\{-6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, U 的论域为 $\{-7, -6, -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ 。激励信号选取阶跃信号,隶属度函数全部选取三角形,控制对象选取如下:

$$G(s) = \frac{40e^{-2s}}{(1 + 10s)(1 + 60s)}$$

量化因子 $K_e = 2.2$, $K_{ec} = 2$, 比例因子 $K_u = 0.11$, 初始种群数 $N = 40$, 变异概率 $P_m = 0.35$ 。

为了验证遗传算法的优化能力,实验选取迭代次数分别为 $20, 50, 70, 100, 150$ 进行仿真实验。仿真时间 200 s , 适应度函数表如表 1 所示。

表 1 适应度函数表

繁殖代数	适应度值	繁殖代数	适应度值
20	1473.7	100	1431.1
50	1453.5	150	1407.4
70	1448.2		

由适应度函数表可以得知,随着迭代次数的增多,适应度值呈递减趋势。这表明,经过 150 次迭代能够取得较为满意的模糊控制效果。选取 150 代作为最佳的迭代次数,相对应的最佳加权因子如表 2,相对应的最佳模糊规则如表 3 中 A 组数据所示,规则的表面视图如图 1。

表 2 加权因子表

k	α_k	β_k	k	α_k	β_k	k	α_k	β_k
0	0.17	0.90	2	0.89	0.91	4	0.98	0.99
1	0.72	0.90	3	0.92	0.94			

表 3 基于遗传算法生成的模糊规则

模糊规则	E	E_c								
		NH	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB	PH
本文获取	NH	NH	NH	NH	NH	NH	NB	NM	NS	O
	NB	NH	NH	NH	NH	NB	NM	NS	O	PS
	NM	NH	NH	NH	NB	NM	NS	O	PS	PM
	NS	NH	NH	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
	O	NH	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB	PH
	PS	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB	PH	PH
	PM	NM	NS	O	PS	PM	PB	PH	PH	PH
	PB	NS	O	PS	PM	PB	PH	PH	PH	PH
遗传算法直接获取	PH	O	PS	PM	PB	PH	PH	PH	PH	PH
	NH	O	PH	NB	PH	NM	PS	PH	PS	NM
	NB	NS	PM	PB	PB	PS	O	PB	PH	PS
	NM	PB	NM	NS	PM	O	PB	NH	NB	NS
	NS	PB	NM	PM	NH	NS	PM	NS	NM	O
	O	NS	NS	PM	NM	O	PB	PB	PM	NM
	PS	O	NH	PM	NB	PM	PH	PH	NM	NH
	PM	NB	NH	NB	NS	PH	PH	PH	PS	O
	PB	NH	NM	PH	NB	NS	O	PH	NH	NH
	PH	PS	NM	PS	PM	PB	O	PM	NB	PS

由图 1 可以看出,模糊规则表面光滑无凹凸点,证明了带

有加权因子的模糊规则没有受到阶跃激励的影响,能够在很大程度上评估所有的模糊规则组合,避免了无效规则的生成。

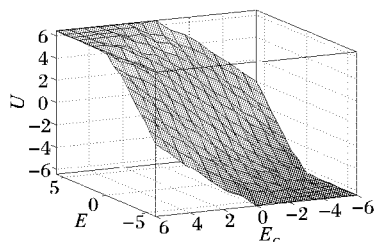


图1 模糊规则的表面视图

4.1 性能对比实验

为了验证本文遗传算法的控制性能,引入仿真对比环节。表4所示的是基于操作经验生成的模糊规则^[5],其对应的模糊规则表面视图如图2所示。

表4 基于操作经验生成的模糊规则

E	E_c						
	NB	NM	NS	O	PS	PM	PB
NB	PS	PS	PS	PS	PM	PB	PB
NM	NS	PS	PS	PS	PM	PM	PB
NS	NM	NS	O	O	PS	PM	PM
O	NB	NM	NS	O	PS	PM	PM
PS	NB	NM	NS	O	O	PS	PM
PM	NB	NB	NM	NS	NS	PS	PS
PB	NB	NB	NM	NS	NS	NS	PS

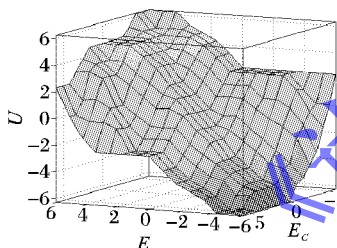


图2 基于实际经验获得的模糊规则的表面视图

将表4所示的模糊规则带入模糊控制器中进行仿真,在保证实验环境以及式样参数一致的情况下,与表3模糊规则所对应的仿真对比结果如图3所示。

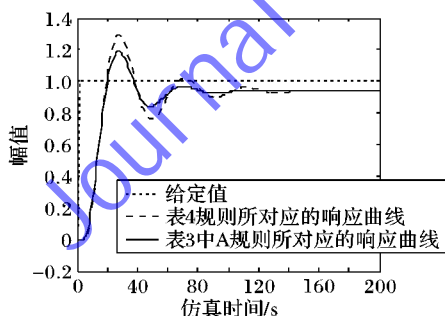


图3 仿真结果对比

由图3可以看出,本文基于遗传算法生成的模糊规则,在快速性、稳定性方面明显优于传统经验得出的控制规则。实验证实依据本文算法计算出的模糊规则在模糊控制应用中具有可行性。

基于遗传算法直接生成的模糊规则如表3中B组数据所示,其对应的模糊规则表面视图如图4所示。

由图4可以看出,模糊规则表面存在大量的凹凸点,这些

凹凸点即为阶跃信号所无法检测到的规则。进一步证实了传统直接依据遗传算法生成的模糊规则,在一定范围内具有很大的局限性,而这一局限性直接影响着模糊规则的鲁棒性。

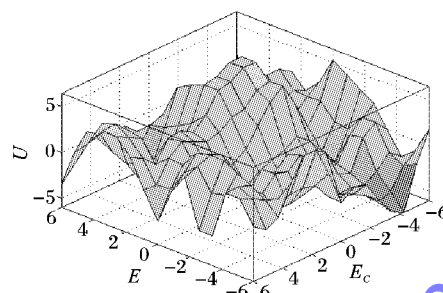


图4 基于遗传算法直接生成的模糊规则表面视图

将表3中B组所示的模糊规则带入模糊控制器,选取遗传迭代次数 $M = 150$,初始种群数 $N = 200$ 进行仿真。与表3中A组模糊规则所对应的仿真对比结果如图5所示。

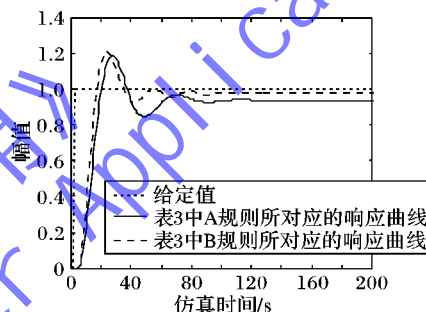


图5 阶跃激励仿真结果对比

由图5可以看出,在阶跃信号作为激励的条件下,基于遗传算法生成的加权因子所对应的模糊规则与基于遗传算法直接生成的模糊规则控制效果相差不大,本文规则对应的系统响应相对于传统规则来说,调整时间短,上升慢,稳态误差较大。为了验证本文控制规则的鲁棒性,下面通过不同的激励对象进行仿真实验。

4.2 不同激励的仿真实验

针对表3中A组本文获得的模糊规则和表3中B组传统遗传算法获得的模糊规则,在同一仿真条件下分别选取斜坡激励信号和锯齿激励信号进行仿真对比实验。

1) 斜坡激励。

选取斜坡信号作为激励,针对相同的控制对象进行仿真实验,其中斜坡信号的参数设定如下:斜率 $k = 0.3$,初始化时间 $t = 50$ s,初始值 $m = 9$ 。实验对比结果如图6所示。

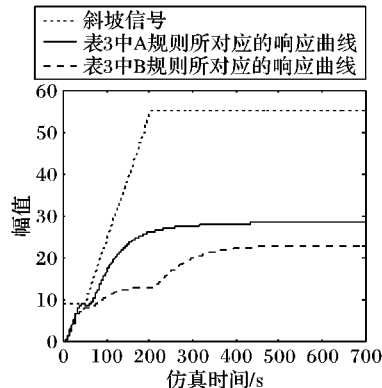


图6 斜坡激励仿真结果对比

2) 锯齿激励。

选取锯齿信号作为激励,针对相同的控制对象进行仿真实验,其中锯齿信号的参数设定如下:周期 $T = 200$ s,幅值 $A = 2$ 。实验对比结果如图7所示。

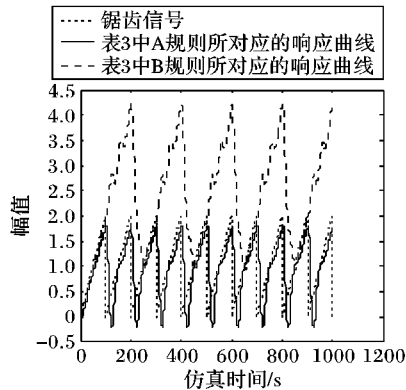


图7 锯齿激励仿真结果对比

仿真结果表明,由图6可以看出,当斜坡信号作为激励进行仿真时,表3中A组规则的跟踪效果明显优于表3中B组规则,其中B组规则在仿真过程中出现了轻微波动,这一波动是由阶跃信号无法检测到的规则的变化所引起的。由图7可以看出,当锯齿信号作为激励时,仿真对比效果更加明显。表3中B组规则无法即时跟踪锯齿信号,超调量大并且针对负向信号反应严重滞后,影响控制效果,而表3中A组规则反应及时,跟踪效果好。由此可以看出,利用遗传算法生成加权因子并根据加权因子计算得到的模糊规则,具有很强的鲁棒性,能够适应不同激励信号作用下的仿真系统并取得良好的控制效果。

5 结语

本文针对常规遗传算法生成模糊规则所面对的问题,提出了一种带有加权因子的模糊规则的计算方法,并通过遗传算法对加权因子进行寻优从而生成模糊规则。通过与传统依据实际经验获得的模糊规则进行对比实验,证实了此种模糊规则具有良好的控制效果。通过施加不同的激励信号仿真实验,证实了此种模糊规则克服了常规遗传算法生成的模糊规则所面对的局限性问题,具有很强的鲁棒性。

参考文献:

- [1] ZHOU T, SUN W. Temperature control system of water-coal-mixture gasifier based on fuzzy control rules optimization by PSO [J]. The Computer Measurement and Control, 2013, 21(4): 913 - 915. (周天沛, 孙伟. 基于粒子群模糊规则优化的水煤浆气化炉温度控制系统[J]. 计算机测量与控制, 2013, 21(4): 913 - 915.)
- [2] XU K, ZHANG C, XING H. The optimization of the fuzzy rule based on ant colony algorithm [J]. Informatization Research, 2012, 38(6): 26 - 29. (徐开军, 张春艳, 邢华刚. 基于蚁群算法的模糊控制规则优化[J]. 信息化研究, 2012, 38(6): 26 - 29.)
- [3] ZOU Y, WU Y, SONG Z, et al. Design of fuzzy controllers based on improved genetic algorithms [J]. Techniques of Automation and Applications, 2013, 32(11): 6 - 10. (邹彦艳, 吴宇轩, 宋振宇, 等. 基于改进遗传算法的模糊控制器设计[J]. 自动化技术与应用, 2013, 32(11): 6 - 10.)
- [4] SUI S, NA W, ZHANG X, et al. Fuzzy PID controller optimization based on genetic algorithm [J]. Computer CD Software and Applications, 2011(2): 108. (随顺旭, 那文鹏, 张欣, 等. 基于遗传算法优化模糊PID控制器的研究[J]. 计算机光盘软件与应用, 2011(2): 108.)
- [5] SHI L, CHEN T, LI X, et al. Intelligent control experiment and the guidance of integrated design [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008: 64 - 72. (师黎, 陈铁军, 李晓媛, 等. 智能控制实验与综合设计指导[M]. 北京: 清华大学出版社, 2008: 64 - 72.)
- [6] WANG Y, WANG D, CHAI T. Extraction of fuzzy rules with completeness and robustness [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(9): 1337 - 1342. (王永富, 王殿辉, 柴天佑. 一个具有完备性和鲁棒性的模糊规则提取算法[J]. 自动化学报, 2010, 36(9): 1337 - 1342.)
- [7] CHEN T, CONG R, HUANG S H. A novel and quick fuzzy rule extraction method [J]. Control and Decision, 2008, 23(9): 1015 - 1020. (陈铁明, 龚荣盛, SAMUEL H Huang. 一种新的快速模糊规则提取方法[J]. 控制与决策, 2008, 23(9): 1015 - 1020.)
- [8] WU Z, XIONG F, TENG M. The research of system based on fuzzy rules with weight coefficient [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2003, 16(4): 506 - 510. (吴正龙, 熊范纶, 滕明贵. 加权模糊规则系统研究[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(4): 506 - 510.)
- [9] LIU W, XIAO C, WANG B, et al. Fuzzy rule generation based on genetic algorithm [J]. Computer Simulation, 2005, 22(1): 197 - 208. (刘文远, 肖春景, 王宝文, 等. 基于遗传算法的模糊规则的生成[J]. 计算机仿真, 2005, 22(1): 197 - 208.)
- [10] LI S. Fuzzy control, neurocontrol and intelligent cybernetics [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 1998: 254 - 295. (李世勇. 模糊控制·神经控制和智能控制论[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998: 254 - 295.)
- [11] SHI X, HAO Z. Fuzzy control and Matlab simulation [M]. Beijing: Beijing Jiaotong University Press, 2008: 35 - 62. (石辛民, 郝整清. 模糊控制及其MATLAB仿真[M]. 北京: 北京交通大学出版社, 2008: 35 - 62.)
- [12] SUN Z, DENG Z, ZHANG Z. Intelligent control theory and application [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2011: 347 - 355. (孙增圻, 邓志东, 张再兴. 智能控制理论与技术[M]. 2版. 北京: 清华大学出版社, 2011: 347 - 355.)
- [13] BRANKE J, KAUBLER T, SMIDT C, et al. A multi-population approach to dynamic optimization problems [M]// PARMEE I C. Evolutionary Design and Manufacture. London: Springer-Verlag, 2000: 299 - 308.
- [14] WU S J, LIN C T. Optimal fuzzy controller design: local concept approach [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(2): 171 - 185.