

基于进化策略生成可解释性模糊系统

阎 岭, 郑洪涛, 蒋静坪

(浙江大学电气工程学院, 浙江杭州 310027)

摘 要: 模糊系统的可解释性明显优于其他人工智能方法, 却长期没有引起人们足够的注意. 本文对模糊系统的可解释性作了深入的分析, 定义了最简约模糊划分、模糊划分的完备2清晰性、模糊规则的完备性、紧凑性和一致性, 并将其加入到进化策略的适值函数中, 用于优化模糊系统. 仿真试验表明, 即使在先验知识较少的情况下, 该方法依然可以设计出具有较好系统响应性能和较高可解释性的模糊系统.

关键词: 模糊系统; 进化策略; 可解释性; 最简约模糊划分; 完备2清晰性; 一致性

中图分类号: TP273; TP30 **文献标识码:** A **文章编号:** 03722112 (2005) 02007024

Generation of Interpretable Fuzzy System Based on Evolution Strategy

YAN Ling, ZHENG Hongtao, JIANG Jingping

(School of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China)

Abstract: The minimal fuzzy partition, completeness and distinguishability of fuzzy partition, and consistency of rule are defined, with further analysis on Interpretability. In an attempt to develop interpretable fuzzy systems, a systematic design paradigm is proposed using evolution strategy for mixed parameter optimization. The proposed approach is applied to the design of fuzzy controller for a nonlinear plant. It is verified that the interpretable fuzzy system works very well, especially when the priori Knowledge are insufficient.

Key words: fuzzy system; evolution strategy; interpretability; minimal fuzzy partition; completeness and distinguishability; consistency

1 引言

模糊系统理论与其他人工智能方法(如神经网络、进化计算)相比较, 一个突出的优点是, 在可解释性方面, 具有显著的优越性, 主要体现在, 其结构和参数可以有明显的物理意义, 这为人们理解蕴涵其中的知识提供了便利^[1]; 缺点是不具备学习的能力. 以自适应模糊系统为代表的一大类方法^[2], 将神经网络、进化计算等各种学习算法与模糊系统相结合, 可以从数据中提取模糊规则, 并将其优化, 较好的解决了上述缺点, 但却无法保证可解释性, 甚至使之受到不同程度的破坏. 因为这些算法的目标是获得最优的系统响应性能, 而对于模糊集合划分个数、隶属度函数参数的选取却缺乏有效的指导. 显然, 在系统性能相差无几的情况下, 模糊划分个数越少(进而直接导致更小的规则库), 模糊划分物理意义越明显, 也就更容易为人们理解. 因此, 如何既能得到最优的系统响应, 又能同时保证较高的可解释性, 成为一个重要的问题.

迄今为止, 模糊系统的可解释性, 尚无一般性的定义. 已有的工作, 主要是围绕着模糊子集相似性、完备性、清晰性、一致性以及紧凑性展开^[2-5]. 文[6~8]提出了可解释性的概念, 阐述了完备性、清晰性、一致性以及紧凑性的定义, 并将其用于系统的优化. 但是, 目前的工作, 没有考虑模糊划分的最简约性; 没有考虑模糊划分的完备性与清晰性之间的关系, 且没有给出相应的性能判别公式; 模糊划分完备性和模糊规则完

备性的公式较复杂, 运算量大, 不利于工程实现.

进化计算(EC), 包括遗传算法(GA)、进化策略(ES)、进化规划(EP), 是一种模拟自然随机优化算法, 不依赖对象的数学模型, 具有全局搜索能力, 可用于模糊系统参数与结构的寻优. 目前的工作主要集中于应用遗传算法优化模糊系统^[9]. 但是, 遗传编码的选择是一个较难解决的问题. 如果选用常规的二进制编码, 染色体的长度会随着输入输出变量和模糊划分数目的增加而显著增加. 如果选用其他的编码方式, 会导致算法的复杂. 采用进化策略(ES)设计模糊系统的研究还相对较少. 由于ES采用实数直接编码, 以及处理约束的简单性, 使得ES优化模糊系统更为简单有效^[7,8,10].

本文首先给出最简约模糊划分的定义; 提出了模糊划分的完备-清晰性的概念, 并给出计算公式; 进一步讨论了模糊规则的完备性-紧凑性; 以及模糊规则的一致性. 在此基础上, 应用进化策略, 对模糊系统进行寻优, 使其获得较好系统响应性能和较高可解释性.

2 模糊系统的可解释性

模糊系统的可解释性, 包括最简约模糊划分、完备2清晰性、模糊规则的完备性、紧凑性和一致性, 分述如下:

不失一般性, 本文讨论的均为MISO模糊系统, 其输入变量 $x_j, j=1, 2, \dots, M$, 划分成 M_j 个模糊子集 A_{ij} , 其中 $i=1, 2, \dots, M_j, j=1, 2, \dots, M$, 隶属度函数为高斯函数.

21.1 最简约模糊划分

考察上述 MISO 模糊系统, 输入输出变量划分模糊子集有多种不同的划分方案, 假定其中第 n 种方案是, 将输入变量 $x_j, j=1, 2, \dots, M$, 划分成 MI_n 个模糊子集 $A_{ni}(x_j), i=1, 2, \dots, MI_n$; 输出变量 y 划分成 MO_n 个模糊子集 $B_{nl}(y), l=1, 2, \dots, MO_n$, 其隶属度函数 $L_{A_{ni}}$ 和 $L_{B_{nl}}$ 的各项参数均可任意整定, 那么, 该模糊划分方案被称为最简约模糊划分, 当且仅当存在 $f_{En} [f_E, f_{Em} [f_E, | f_{En} - f_{Em} | < E$, 满足

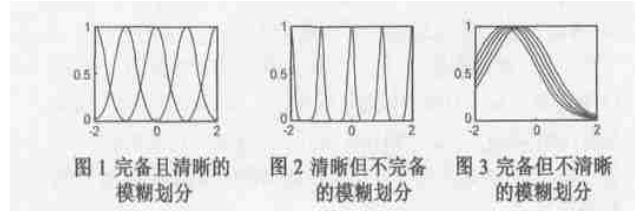
$$MO_n + \prod_{j=1}^M MI_n [MO_m + \prod_{j=1}^M MI_m] \quad (1)$$

其中: m 指其他任意一种划分方案; f_E 是给定的系统响应性能指标; f_{En} 和 f_{Em} 分别是第 n 种和第 m 种方案的系统响应性能; $E > 0$

显然, 在系统性能可以满足的情况下, 输入输出的模糊子集划分少的系统, 其可解释性, 明显优于模糊子集划分多的系统

21.2 模糊划分的完备2清晰性

模糊划分的完备2清晰性是模糊系统可解释性的重要组成部分之一. 如图 1 所示, 划分为 5 个完备性和清晰性都很好的



模糊子集, 可以定义为 $\{NL, NS, ZE, PS, PL\}$. 然而, 图 2 中的模糊子集不完备, 即有的输入/输出没有相对应的模糊子集; 而图 3 中的模糊子集不清晰, 我们很难分清各模糊子集的区别.

文[8]从所有的输入都应该有相对应的模糊子集出发, 给出了模糊划分完备性的定义, 但是要将所有的输入量 x 代入该式计算, 运算量大, 不利于工程实现; 本文考虑到模糊划分的完备性和清晰性是一对密不可分的性质, 是互相联系互相制约的, 所以放在一起讨论. 本文从两相邻模糊子集之间的距离出发, 给出了模糊划分的完备2清晰性的定义:

考察上述 MISO 模糊系统模糊划分的完备2清晰性为:

$$Compl. Distin_{ij} = \frac{(X_{i+1} + X_i) - (C_{i+1} - C_i)}{X_{i+1} + X_i} - 0.5 \quad (2)$$

其中 $i=1, 2, \dots, MI_j, j=1, 2, \dots, M, X$ 是隶属度函数的标准差; C 是均值.

如果 $| Compl. Distin(i) | [E (E > 0)$, 即同时具有较好的完备性和清晰性.

如果 $Compl. Distin(i) > E (E > 0)$, 即完备性较好, 但清晰性较差.

如果 $Compl. Distin(i) < - E (E > 0)$, 即清晰性较好, 但完备性较差. 其中 E 为给定的正数.

21.3 模糊规则的完备性与紧凑性

模糊规则的完备性, 简单的讲, 就是每一输入的每一个模糊子集都应该在模糊规则的前件中至少出现一次. 基于此, 给出如下定义:

考察上述 MISO 模糊系统的模糊规则是完备的, 当且仅

当满足:

$$\sum_{premise} (A_{ji}) \setminus 1 \quad (3)$$

其中 $\sum_{premise} (A_{ji})$ 是任意一个模糊子集在模糊前件中出现的次数.

模糊规则的紧凑性, 是在模糊划分确定的情况下, 评价模糊规则库规模的指标. 定义如下:

考察上述 MISO 模糊系统, 其模糊规则库是紧凑的, 当且仅当存在 $f_{En_rule} < f_E, f_{Em} < f_E, | f_{En_rule} - f_{Em} | < E$, 满足:

$$n. rule = \min(m), m \in \{0, 1, \dots, \prod_{j=1}^M MI_j\} \quad (4)$$

其中 $n. rule$ 是模糊规则数.

21.4 模糊规则的一致性

模糊规则的一致性, 是指相似的输入, 应该得到相似的输出, 否则会导致系统性能的下降, 也必然影响系统的可解释性. 本文引用[7]中的定义, 简述如下:

两条模糊规则的一致性 $Cns(R_i, R_k)$ 为:

$$Cns(R_i, R_k) = \exp \left\{ - \left[\frac{\left(\frac{SRP(R_i, R_k)}{SRC(R_i, R_k)} - 1.0 \right)^2}{\left(\frac{1}{SRC(R_i, R_k)} \right)^2} \right] \right\} \quad (5)$$

其中 $SRP(R_i, R_k)$ 为模糊规则前件的相似性, $SRC(R_i, R_k)$ 为模糊规则后件的相似性.

3 基于进化策略生成可解释性模糊系统

本文应用 ES 而不是 GA 主要是基于两点考虑. 其一是 ES 是实数直接编码的, 因此目标向量的长度仅随着待优化变量数目的增长而线性的增长. 由于要同时考虑隶属度函数参数和模糊规则的结构, 待优化变量的数目会显著增加. 如果采用常规的 GA 二进制编码, 目标向量的长度会增加到难以忍受的程度. 其二是 ES 处理约束问题比较容易, 可以保证该算法能够搜索更大的参数空间.

3.1 采用进化策略的混和参数优化

进化策略(ES)可以用于模糊系统的参数和结构的优化. 由于待优化变量包括实数和整数, 所以我们采用了一种稍加变化的(L, K)-ES 算法[8-11]. 描述如下:

$$(L, K) - ES = (I, L, K; m, s, R; f, g) \quad (6)$$

其中, I 是由实数和整数组成的向量, 代表一代种群中的一个个体; L 和 K 分别表示父代和子代的个数; m 是变异算子, 即 ES 中的主要算子; s 代表选择的方法, 在这里下一代的父代, 只能从 K 个子代中选取; R 是变异步长, 在 ES 算法中, 不仅仅变量变异, 变异步长 R 也要进行变异; f 是目标函数; g 是约束条件. 目标参数和步长参数的变异公式如下:

$$R_i = R_i \exp(S \# N(0, 1) + S \# N_i(0, 1)), i = 1, 2, \dots, Q \quad (7)$$

$$l_i = l_i + R_i \# N_i(0, 1), i = 1, 2, \dots, Q_1 \quad (8)$$

$$l_i = l_i + \alpha R_i \# N_i(0, 1) \hat{\alpha}, i = Q_1 + 1, Q_1 + 2, \dots, Q \quad (9)$$

其中, $N(0, 1)$ 和 $N_i(0, 1)$ 是 0 均值, 标准差为 1 的正态分布随机数; Q 是目标参数的总数量; Q_1 是实数值目标参数的个数; $Q - Q_1$ 是整数数值目标参数的个数; $\alpha, \hat{\alpha}$ 是取整符号. R_i 是标准差向量 R 的整体步长参数, R_i 是 R 的每个分量 R_i 的步长参数. 在本文中, 待优化的参数是实数编码的隶属度函数的

参数,和整数编码的模糊规则结构参数.

为了更好的获得全局最优解,当 R 变得非常小时,给它重新赋一个初值 1,使它获得跳出局部极小的能力.同时,在每一次进化过程中,记录迄今最优的个体,但不参加下一代的竞争.

312 模糊系统编码和适值函数的建立

对于模糊子集的参数本文采用直接编码的方式.不失一般性,隶属度函数使用高斯函数:

$$A(x) = \exp\left\{-\frac{(x-c)^2}{X^2}\right\} \quad (10)$$

因此每一个隶属度函数有两个参数,即中心 c 和宽度 X.模糊规则结构的编码很重要,也较复杂.考虑前述 MISO 模糊系统,其任意一个变量 x_j 的模糊子集数是 M_j ,那么规则库最多有 $N = \prod_{j=1}^M M_j$ 条规则.这样,模糊规则前件可以编码

成如下矩阵:
$$\text{Struc}_{\text{premise}} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1M} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2M} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{N1} & a_{N2} & \dots & a_{NM} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $a_{ij} \in \{0, 1, 2, \dots, m_j\}$, $i = 1, 2, \dots, N$; $j = 1, 2, \dots, M$. 整数 $1, 2, \dots, m_j$ 代表 x_j 相应的模糊子集;当 $a_{ij} = 0$ 的时候表示变量 x_j 没有出现在第 i 条规则前件里面;当所有的 x_j 都不出现在第 i 条规则前件里的时候,认为该规则不存在.相应的,假定输出变量最多有 K 个模糊子集,则模糊规则后件可以编码成由正整数组成的向量:

$$\text{Struc}_{\text{consequent}} = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T \quad (12)$$

其中 $c_i \in \{0, 1, 2, \dots, K\}$, $i = 1, 2, \dots, N$.当 $c_i = 0$ 的时候表示着第 i 条规则不存在.该方法适用于 Mamdani 规则.如果使用 Takagi-Sugeno 规则,就不需要对后件编码.

如前所述,模糊系统不仅应该具有较好响应性能,还应该具备较好的可解释性.因此,进化策略的适值函数应该包括可解释性性能指标.其中模糊划分的完备2清晰性指标,根据式

(2)得到:
$$f_{\text{Compl_Distin}} = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{M_j} |\text{Compl_Distin}_{ji}| \quad (13)$$

显然,模糊划分的完备性和清晰性越高,式(13)的值越小.请注意,优化的任务在此是搜索更小的适值函数,因此,适值函数越小,该个体生存的可能性就越大.

模糊规则的一致性指标^[7,8]为:

$$f_{\text{Incons}} = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^{M_k} [1 - \text{Cons}(R_i, R_k)] \quad (14)$$

模糊规则的完备性和紧凑性无法直接写到适值函数中,需要稍加改动.我们用 $f_{\text{Incomp_R}}$ 表示模糊规则的完备性指标,将其作为一个惩罚因子,当检验模糊规则不满足式(3)时, $f_{\text{Incomp_R}}$ 就被赋予一个很大的值,使得该个体不可能被保存下来.

至于模糊规则的紧凑性,没有在适值函数中显式的给出,但是进化策略更倾向于选择出一个紧凑的系统^[8].例如,一致性 f_{Incons} 是随着模糊规则数单调递增的,模糊规则数多的子代, f_{Incons} 就有可能更大一些,当其他性能指标都很接近时,其保存下来的可能性,就会大大降低.

313 优化过程

为了保证生成一个具有可解释性的模糊系统,优化过程分为两阶段来做,每一阶段的目的、步骤以及适值函数的选取等等都有所不同,分述如下:

第一阶段,目的是生成具有最简约模糊划分的模糊系统.本文考虑在先验知识较少的情况下,无法确定将输入输出的论域划分为几个区间较好,所以先将其划分成较多的区间,在进化寻优的过程中,在保证系统响应性能的情况下,逐步减小划分的个数,最终获得最简约模糊划分.步骤如下:

- (1)初始化:划分成 m 个区间(m 较大),适值函数只选用系统响应性能指标.本文考虑到兼顾控制系统的动态和静态性能,采用 ITAE,其离散形式为: $f_E = \sum_{n=1}^N nT_s |e(n)| T_s$; (15)
- (2)应用进化策略对模糊系统寻优,使得适值函数达到给定的性能指标,即 $f_{Em} [f_E]$,将此时的最优和次优个体记录备份;
- (3)考察输入/输出模糊子集划分的完备2清晰性,找到完备性最好即清晰性最差的两个模糊子集,任意剔除其中一个,即相当于将输入和输出统一划分成 $m = m - 1$ 个区间;
- (4)考察改变后的适值函数是否满足下式: $f_{Em-1} < f_E$, $|f_{Em-1} - f_{Em}| < E$,如果满足,重复第3步;如果不满足转到第2步;
- (5)直到划分 m 个区间可以满足性能指标,而 $m = m - 1$ 无法满足时,确定将输入和输出划分成 m 个区间是最简约模糊划分.

第二阶段,目的是最终生成具有可解释性的模糊系统.适值函数选用

$$f = f_E + F_1 * f_{\text{Incons}} + F_2 * f_{\text{Compl_Distin}} + f_{\text{Incomp_R}} \quad (16)$$

其中, f_{Incons} 表示模糊规则的一致性指标, $f_{\text{Compl_Distin}}$ 表示模糊划分的完备2清晰性, $f_{\text{Incomp_R}}$ 表示模糊规则的完备2清晰性. F_1 和 F_2 为权重系数.以前一阶段产生最优和次优个体作为父代,继续应用进化策略对模糊系统寻优,使得该适值函数达到给定的综合性能指标.

314 仿真实例

在这个例子里,被控对象选用一个非线性系统^[12],以差分方程的形式给出:
$$y_p(k+1) = \frac{y_p(k)}{1+y_p^2(k)} + u^3(k) \quad (17)$$

该模糊控制器是一个典型的以误差 e 和误差变化量 Δe 为输入,控制量 u 为输出的 MISO 模糊系统,将输入输出初步划分为 7 个模糊区间,隶属度函数选为均值 $c = \{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$,标准差 $X = 0.5$ 的高斯函数,并随机确定模糊规则.

为了便于比较,采用 3 种基于进化策略的优化方案.一种是适值函数只选用系统响应性能指标,即不考虑可解释性.第二种是应用文[7]中的方法;第三种是应用本文的方法.

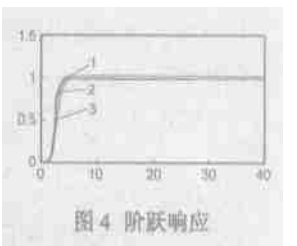


图 4 阶跃响应

三种方案得到的阶跃响应如图 4 所示.可见三种方案都能设计出响应性能满意的控制器,其 ITAE 指标相差不多.但是其隶属度函数和模糊规则有较大的差别.

其中采用第一种方案时,模糊子集分布如图 5 所示. 不难看出,在不检验可解释性的情况下,应用进化策略对模糊系统寻优,其系统响应性能良好,但是模糊划分的清晰性很差. 以图 5 (a) 为例,我们很难分清/ 负大 0 和/ 负中 0 以及/ 正大 0 和/ 正中 0. 规则数为 47 条,略小于最多的 49 条.

我们再以文[7]的方法产生模糊控制器,得到的模糊子集的隶属度函数分布如图 6 所示. 可以看出,在检验可解释性的情况下,应用进化策略对模糊系统寻优,其系统响应性能良好,而且模糊划分的完备且清晰性也很好. 规则数为 38 条,小于最多的 49 条,紧凑性也得到了较好的保证.

我们再以本文提出的方法产生模糊控制器,得到的结果如图 7 所示. 可见系统响应性能良好,而且输入输出只有 2 个模糊子集,是最简约模糊划分;其完备且清晰性也很好;模糊规则数为 3, 小于最多的 4 条,保证了规则的完备性和紧凑性.

4 结语

本文首先分析了模糊系统的可解释性,定义了最简约模糊划分、模糊划分的完备且清晰性、模糊规则的完备与紧凑性和模糊规则的一致性. 然后应用进化策略对模糊系统寻优,在适值函数加入上述指标. 应用该方法,不仅模糊系统的性能被优化,而且可解释性也大大提高.

参考文献:

- [1] 王立新. 模糊系统挑战与机遇并存十年研究之感悟[J]. 自动化学报. 2001, 27(4): 585- 590.
- [2] Lin C, C Lee. Realtime supervised structure/ parameter learning for fuzzy neural networks[A]. In Proceedings of IEEE International Conference on Fuzzy Systems[C]. San Diego, CA: IEEE, 1992. 1283- 1290.
- [3] Koczy L K, Hirota. Size reduction by interpolation in fuzzy rules[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1997, 27(1): 14 - 25.
- [4] Zhang, Q and J.G. and M. Kreutz. Optimization of a fuzzy controller for a diver assistant system[A]. In Proceedings of the Fuzzy Neuro Systems[C]. Nieuwe Hemweg, Amsterdam: 1998. 376- 382.
- [5] 诸静, 等. 模糊控制原理与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1995.
- [6] Jin Y. Fuzzy modeling of high dimensional system: Complexity reduction and interpretability improvement[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2000, 8(2): 212- 221.
- [7] Jin, Y, W von Seelen, B Sendhoff. On generating FC3 fuzzy rule systems from data using evolution strategies[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(6): 829- 845.
- [8] Yaochu, Jin. Knowledge in Evolutionary Learning Systems[M]. Shaker

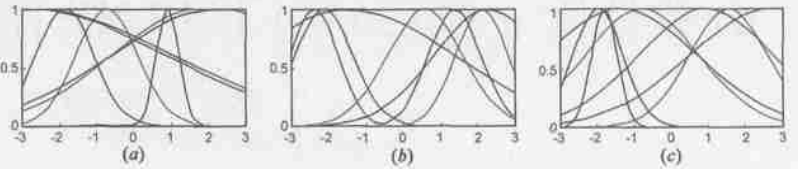


图 5 隶属度函数(不检验可解释性): (a) 误差 e ; (b) 误差变化量 Δe ; (c) 控制量 u

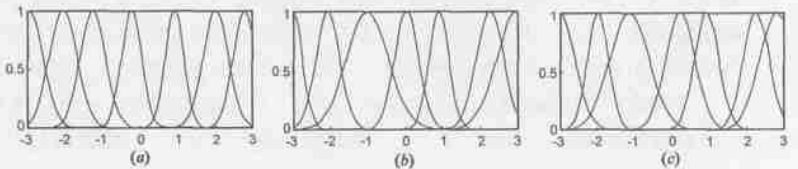


图 6 隶属度函数(检验可解释性): (a) 误差 e ; (b) 误差变化量 Δe ; (c) 控制量 u

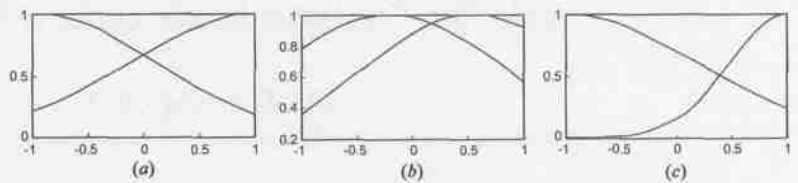


图 7 隶属度函数(本文方法): (a) 误差 e ; (b) 误差变化量 Δe ; (c) 控制量 u

Verlag, Aachen 2002.

- [9] Kar C. Applying genetics to fuzzy logic[J]. IEEE AI Expert 1992, 6 (2): 26- 33.
- [10] Wienholt W. Improving a fuzzy inference system by means of evolution strategy[A]. In B Reusch, Hrsg., Fuzzy Logic Theorie und Praxis[C]. Berlin: Springer, 1994, 186- 195.
- [11] Back T. Parallel optimization of evolution algorithms[A]. In Parallel Problem Solving from Nature III[C]. Berlin: Springer, 1994: 418- 427.
- [12] 张乃尧, 阎平凡. 神经网络与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.

作者简介:



阎岭 男, 1976 年 10 月出生于山东省德州市, 2002 年毕业于福州大学电气系控制理论与控制工程专业, 获工学硕士学位, 同年考入浙江大学电气学院控制理论与控制工程专业攻读博士研究生至今, 目前主要从事进化计算、模糊系统等方面的研究. E2mail: xiaozhaqq12@sina. com.



郑洪涛 男, 1974 年 7 月出生于河北省唐山市, 2003 年毕业于浙江大学电气学院控制理论与控制工程专业, 获工学博士学位, 现为浙江大学电气学院博士后, 主要研究方向为智能控制理论、电力电子与电力传动.