

基于遗传算法的最优模糊控制器设计^{*}

李旭明 康赐荣

(华侨大学电子工程系, 泉州 362011)

摘要 模糊控制规则集是模糊控制系统的核心部分, 对控制的快速性和精度有很大影响. 采用改进的 GA 算法优化 BP 网络, 加快了 BP 网络的收敛速度, 也避免了 BP 网络易于陷于局部极小的麻烦. 用优化的 BP 网络生成规则集, 经过优化的 BP 网络隐层神经元数减少, 即优化了规则库, 从而提高系统的精度, 降低了对 BP 网络系统误差的精度要求. 以倒立摆模糊控制的仿真为例表明, 倒立摆稳定快、精度高, 系统稳定时, 摆角摆动范围不超过 $1.74 \times 10^{-7} \text{rad}$, 系统稳定时间仅需 1.5 s 左右, 从而证明方法的有效性.

关键词 遗传算法, 模糊控制规则, 神经网络, BP 算法

分类号 TP 18

模糊控制把人们对过程(对象)的控制经验归纳成模糊控制规则集, 属于语言控制, 它不需要知道过程(对象)的数学模型, 且鲁棒性强. 因此, 在那些难以获得过程的数学模型, 及具有非线性、大滞后性的过程, 采用模糊控制可获得很大成功. 人工神经网络具有自学习、信息分布地存储等拟人特性, 把人工神经网络原理与模糊集合论相结合是当前模糊控制的发展趋势. 遗传算法是根据生物进化模型, 以自然选择和遗传理论为基础, 模仿生物适者生存, 种群内部染色体随机信息交换的优化算法. 近年来, 神经网络、模糊技术和遗传算法已成为智能控制领域的重要技术. 本文介绍一种基于遗传算法和模糊神经网络的智能模糊控制器, 该方法不仅能自动生成模糊规则, 还能对模糊规则进行优化. 同时, 它可大大缩短 BP 网络的训练时间, 提高学习效率, 从而实现了神经网络、模糊技术和遗传算法的有效结合.

1 模糊控制规则集的生成

1.1 模糊控制的规则集

模糊控制规则可表示为 $\text{if } (E = A_i) \text{ and } (CE = B_j) \text{ then } (U = C_k)$, 其中 E , CE 和 U 为语言变量, 可分别解释为系统误差、误差变化率和控制量. 它们在各自论域取语言值为

$$A_i = B_j = C_k = [NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB],$$

式中 $NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB$ 分别对应于负大, 负中, 负小, 零, 正小, 正中, 正大模糊子集.

下面为各模糊量隶属函数的取法. (1) 高斯函数为 $G(x, \mu, \sigma) = \exp[-(x - \mu)^2 / 2\sigma^2]$, μ

为各模糊子集的均值, σ 为标准偏差. (2) 等腰三角形为 $T(X, \mu, \sigma) = 1 - \sigma^{-1} |X - \mu|$, μ 意义同上, 2σ 为等腰三角形的底宽. (3) 其它函数, 如梯形等. 用模糊神经网络来生成模糊规则集, 可采用由二维矩阵形式表示的规则表(表 1), 或者由输入、输出数据来生成. 不管采用那种生成方法, 结果都是存储在神经元连接权上, 这也是工程实际所要求的.

表 1 模糊控制规则表

E 变量	CE 变量						
	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	PB	PB	PB	PM	PS	PS	ZE
NM	PB	PB	PB	PM	PS	ZE	NS
NS	PB	PB	PM	PS	ZE	NS	NM
ZE	PB	PM	PS	ZE	NS	NM	NB
PS	PM	PS	ZE	NS	NM	NB	NB
PM	PS	ZE	NS	NM	NB	NB	NB
PB	ZE	NS	NM	NB	NB	NB	NB

1.2 网络结构与参数

网络结构是三层前馈式 BP 结构, 输入层、输出层节点数取决于实际系统. 每一个节点表示一条规则, 输入节点至隐节点连接由规则条件部分对应的模糊子集参数表示. 隐节点至输出节点连接权由规则结论部分模糊子集参数表示. 本文输入层神经元 26 个, 分 E、CE 两组, 输出神经元 15 个, 输出节点进行反模糊运算. BP 网络隐层神经元个数和参数由 GA 优化得到.

2 遗传算法及应用

2.1 网络优化原理

在常规的 BP 算法^[1]中, 隐层的神经元个数、学习参数通常根据经验在仿真过程中用试探法确定. 这是一项相当繁杂而又费力的工作, 得到的参数也并非最优. 这种算法训练时间长, 易于陷入局部极小. 隐层的神经元个数难以确定, 个数过多则收敛速度慢; 个数过少又可能陷入局部极小.

遗传算法是一种有向随机搜索方法, 在搜索空间中具有多点搜索特性. 其各种算子的作用保证搜索方向向着全局最优, 避免了最后结果落于局部最优. 遗传算法主要是对染色体(侯选结果)进行繁殖、交换和变异三种操作. 繁殖操作就是根据每个染色体的性能函数值, 将高、中适应值的染色体复制到下一代. 交换操作是两个染色体间基因随机交换, 通过交配产生“一代更比一代强的”效果. 变异操作就是染色体中某个基因的随机突变, 可防止遗传算法过早收敛到局部极小值.

我们对 BP 算法作了一些改进, 如在对神经元转换函数求导数 $V(u) = k^{[1]}$ 的基础上进一步用 GA 优化 BP 的学习参数、隐层神经元数和参数 k 等的最佳组合.

2.2 优化算法设计

根据生物的遗传与变异、优胜劣汰和适者生存的进化过程, 结合要解决的具体问题, 编制如下 GA 优化算法流程^[6]. (1) 随机产生 100 个个体, 构成初始串集 IN, 用 25 位二进制编码 ANN 形成如下参数: 隐层神经元数(x_1 , 3 位)、学习率 $lr(x_2$, 6 位)、动量因子 $mc(x_3$, 6 位)、参数 $k(x_4$, 5 位)、初始权重范围(x_5 , 5 位), for $n = 1 \sim 100$. (2) 译码第 n 个串, 得到一个描述 FUZZY-ANN 模型的参数组合 $P(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5)$. (3) 用 P 构成 FUZZY-ANN. (4) 评估构成的 ANN. (5) 计算第 n 个串适应值, end. (6) 对个体按性能由好到差进行排序. 选择适应度高、中等的个体, 淘汰适应度低的个体, 构成串集 IN1. (7) 随机地把串集 IN1 中的串两两配对. (8) 按照交换概率 p_c 部分交换相互配对的两个串, 构成串集 IN2. (9) 按照变异概率 p_m

变异串中的某些位, 构成新一代串集 IN. (10) 直到完成指定代数的搜索. (11) 解码串集 IN 中适应值最大的串, 构成 FUZZY-ANN, 即为所求问题的解.

3 遗传算法与 BP 算法的改进

优化算法试算时发现 2 个问题. (1) 若上一代群体中某个体的性能较好, 其子代的性能有可能会明显降低. (2) 算法出现振荡, 且易于陷入不成熟收敛. 这是由于 GA 算法存在着解空间与编码空间的映射关系, 使得两个适应值较高的父代串经过交换后可能产生特差的子串. 交换操作不一定能保证两个较优解经交换后产生更优的解. 这不是 GA 本身的原因, 而是两个空间的映射造成的^[6,5]. 但另一方面, GA 由于有交换操作, 使得串群始终能保持多样性, 且 GA 不依赖于种群初值的选择, 即使初值都远离最优解, GA 也能找到它. GA 本身参数的环境, 选择策略, 对 GA 的性能有很大的影响. 交换率 p_c 和变异率 p_m 的选定目前尚无理论指导, 需要反复实验才能确定, 一般选取范围 p_c 为 $0.5 \sim 1.0$, p_m 为 $0.005 \sim 0.100$. 鉴于上述原因, 这里讨论一种改进的 GA 算法(简称 CGA), 下面为其主要改进措施. (1) 引入局部寻优机制, 对个体按性能由好到差进行排序. 采用确定性选择取代赌盘选择, 选择高、中等适应度个体. (2) 引入模糊规则来动态调整 GA 的交换率 p_c 和变异率 p_m . 算法基本思路, 是根据相邻两次进化结果的 BP 网络的误差变化(以 CE 表示)和这个误差变化的变化趋势(CCE 表示)建立一组模糊规则, 确定一个针对当前状态来说较好的遗传算子. 我们采用模糊规则形式为 if CE 大 and CCE 大 then 遗传算子的调整量为 C , 其中 C 为一常数, 对每一规则是确定的. 有人把这种形式的模糊规则称为一阶 Sugeno 规则. (3) 对群体高、中适应值个体, 只进行变异操作, 不执行交换操作. 我们在 BP 算法中也引进模糊算子来动态地调整 BP 的参数, 如学习率(lr)、动量因子(mc)等. 另外, 我们利用 CGA 对 BP 网络结构和参数进行优化, 得到最佳组合, 从而大大减少了隐层神经元个数, 加快 BP 的收敛速度.

4 仿真实例

4.1 模糊控制器结构

模糊控制器结构与通常的模糊逻辑控制器相同, 如图 1 所示. Fuzzier 将输入转换成模糊量并送往神经网络的输入节点; Rule Base 由神经网络通过学习实现模糊向量空间的一个映射, 建立抽象经验规则的联想存储; Dfuzzier 将网络输出的模糊量转化成一具体的控制量.

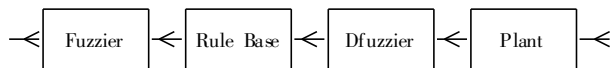


图1 模糊控制器结构

4.2 倒立摆模糊控制

倒立摆系统是常用的模糊规则控制的仿真例子, 其运动方程为

$$\theta'' = \frac{mg \sin \theta - \cos \theta (f + m_p l \theta'^2 \sin \theta)}{4ml/3 - m_p l \cos^2 \theta},$$

其中 θ , θ' 和 θ'' 分别为摆杠与垂线的偏离角、角速度和角加速度; m_p 为摆杠质量; m 为系统的总质量; $2l$ 为杠长; g 为重力加速度; f 为控制力. 控制的目标是使摆杠在受到扰动后能保持直立. 变量 f 和 CE 的 7 个语言值的隶属度函数的均值, 分别取为 $-6, -4, -1, 0, 1, 4, 6$; U

的语言值的均值 μ 分别为 $-7, -4, -1, 0, 1, 4, 7$; 所有曲线的标准差 σ 均取 2. 首先我们用 BP 网络对表 1 所示 49 个学习模式进行训练, 按照常规的算法在仿真过程中确定隐层的神经元个数. 文献 [2] 中为 14, 要求训练误差 $\sum |e| \leq 1$, 才能实现倒立摆平衡控制.

本文用改进的 GA 算法对 BP 网络进行优化. BP 网络共有 26 个输入接点, 分别对应 E, CE 从 -6 到 $+6$ 所有整数的名义值; 15 个输出接点, 对应着 U 从 -7 到 7 的所有整数的名义值. 按照前述网络优化算法对 BP 的隐层的神经元个数、学习参数和初始权重范围进行编码, 然后用 CGA 算法进行搜索.

遗传算法的控制参数一般根据经验选取. 本文引进模糊算子自适应调整 p_c 和 p_m , 使 p_c 在 $0 \sim 1$, p_m 值在 $0 \sim 0.1$ 范围内随着系统误差变化而自动调整. 搜索时, 先由 GA 确定一个串, 然后解码这个串, 依据解码得到的隐层神经元数构成一个初始 ANN, 对于其中的连接权重, 在解码得到的初始权重范围内随机确定. 用 BP 算法训练这一初始 ANN, 按照 $f = 1/err$ 计算串的适应值. 按照同样方法, 计算其它串的适应值. 接着按上述的 CGA 算法对群体进行复制, 交换, 变异操作. 重复这一过程, 直至适应值 f 不再增加为止, 从而设计出要求的 ANN. CGA 搜索过程如图 2 所示.

搜索收敛时, 由 CGA 确定的隐层的神经元个数为 6, 学习率为 0.9, 动量因子为 0.366 7, 初始权重范围为 $-1.451 6 \sim +1.451 6$, 参数 k 为 0.401 8. 这样, 我们用优化的 BP 网络对表 1 的 49 个学习模式进行训练, 经 4 000 次学习, 系统误差 $\sum |e| = 4.46$, 而控制规则库存于 BP 网络权值中. 用此规则库构成图 1 模糊控制器的 Rule Base 就可对倒立摆实现模糊控制. 仿真采样周期为 0.05 s, 初始扰动摆角为 0.54 rad, 角速度为 $-3.14 \text{ rad} \cdot \text{s}^{-1}$. 系统稳定时, 摆角摆动范围不超过 $1.74 \times 10^{-7} \text{ rad}$, 系统稳定时间仅需 1.5 s 左右, 倒立摆运动曲线图见图 3. 比

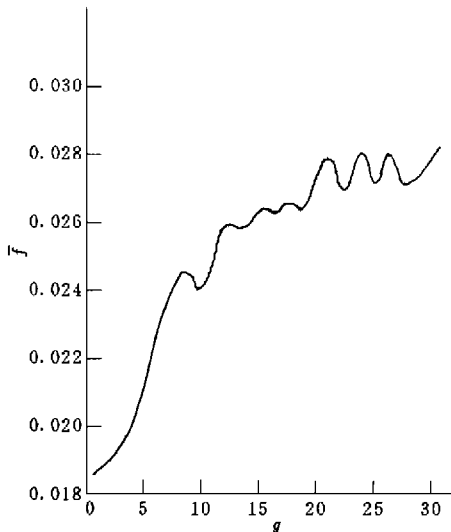


图 2 串的适应值与搜索代关系

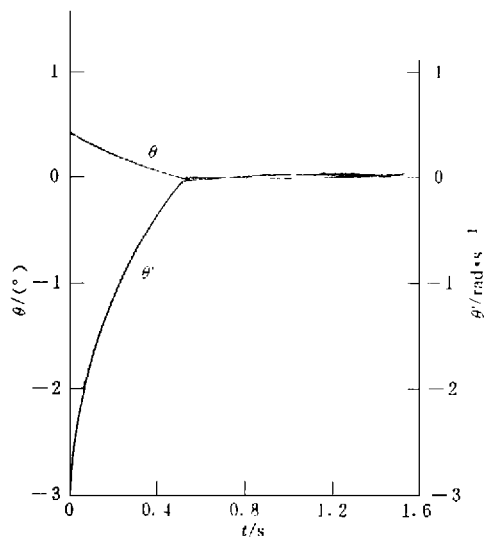


图 3 倒立摆运动曲线图

较文献 [2] 的仿真结果, 本文所采用方案的隐层神经元数(优化规则库)减少, 摆杆稳定较快, 摆动幅度很小, 对 BP 网络系统误差精度要求降低, 具有较明显的优越性.

5 结束语

本文提出一种模糊逻辑推理、BP 算法和遗传算法组合在一起的一种模糊神经网络优化学习算法。该算法不仅能由数据直接生成模糊规则, 更主要的是能得到包括结构和参数在内的最优结果。通过对倒立摆系统的仿真控制说明, 这种自适应模糊控制能达到高精度的快速控制, 具有较强的自适应能力, 不仅适合倒立摆控制, 而且可应用于其它工业自动化控制中。另外, 本文提出的方法大大减少隐层的神经元数, 因此便于硬件电路实现。至于如何实现这种自适应模糊控制器的硬件电路和实时控制, 则有待进一步研究。

参 考 文 献

- 1 庄镇泉, 王煦法, 王东生等. 神经网络与神经计算机. 北京: 科学出版社, 1992. 26~30
- 2 康赐荣, 陈 芳, 魏腾雄等. 基于 ANN 的模糊控制规则的自动生成. 华侨大学学报(自然科学版), 1997, 18(2): 199~202
- 3 张晓绩, 戴冠中, 徐万平等. 一种新的优化搜索方法——遗传算法. 控制理论与应用, 1995, 12(3): 265~271
- 4 潘卫东. 利用遗传技术辅助设计人工神经网络. 模式识别与人工智能, 1994, 7(1): 72~77
- 5 Angeline P J, Jaunders G M, Pollack J B. An evolutionary algorithm that constructs recurrent neural networks. IEEE Trans on Neural Networks, 1994, 5(1): 54~65

Design of Optimized Fuzzy Controller Based on Genetic Algorithm

Li Xuming Kang Cirong

(Dept. of Electron. Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract As the core of fuzzy control system, the rule set of fuzzy control exerts great influence on speed and accuracy of control. To optimize BP network by adopting improved GA algorithm will accelerate the convergence of BP network and will avoid to get BP network into local trivial trouble. To generate rule set by using optimized BP network will lead to the optimization of rule library after cutting down the number of neurons at the hidden layer of neurons at the hidden layer of optimized BP network. Thus the accuracy of system will be improved and the accuracy demand on system error of BP network will be lowered. As exemplified by the simulation of fuzzy control of inverted pendulum, which is quick in stabilization and high in accuracy, for a stable system, the angle of swing has a variance within the range of 1.74×10^{-7} rad, and the system needs only about 1.5 second to be stabilized. The effectiveness of our method is thus proved.

Keywords genetic algorithm, rule of fuzzy control, neural network, BP algorithm