

基于粗集规则编码的神经网络控制器设计

吴 斌, 郭贤生

(西南科技大学信息与控制工程学院 四川 绵阳 621010)

【摘要】利用通过粗糙集产生的控制规则对神经网络进行编码,用遗传算法独立进化每一个子网络,把进化后的子网络用改进的遗传算法通过适当连接形成最后的神经网络。利用该神经网络进行在线控制,并和PID控制效果相比较,证明了其有效性。

关键词 粗糙集; 规则获取; 神经网络; 遗传算法
中图分类号 TP18 文献标识码 A

Design of Neural Network Controller Based on Rule Encoded by Rough Sets

WU Bin, GUO Xian-sheng

(School of Information and Control Engineering, Southwest University of Science and Technology Mianyang Sichuan 621010)

Abstract The control rules for encoding neural sub-networks are generated by rough sets. The neural sub-networks are evolved and combined into an integrated neural network by genetic algorithm. Such neural network can be used as a controller for control systems online. The simulation results prove the effectiveness of the control mechanism.

Key words rough sets; rule generation; neural networks; genetic algorithm

随着工业控制过程的复杂化和大规模非线性系统的出现,建立被控对象精确的数学模型将变得十分困难。同时,有些系统的控制参数也会随着时间的推移而发生改变。有经验的专家控制是解决这些问题的主要手段之一,但专家控制的瓶颈在于知识获取。粗糙集理论具有不需要专家的先验知识,从控制数据中自动产生控制规则的特点,为解决以上问题提供了理论依据^[1]。另外,寻求一种规则的在线优化方法是解决以上问题的另一重要手段。人工神经网络的自适应学习能力及遗传算法的全局寻优能力为规则的在线优化提供了一种可行的方法^[2],但如何把两者有机地结合起来则是一个需要解决的难题。本文采用传统遗传算法和改进的遗传算法对基于粗集规则编码后的神经子网络进行进化、连接,最后形成一个神经网络。

1 规则获取

规则获取的主要任务是相对于某一个决策系统或信息系统的计算其约简^[3],区分矩阵和区分函数是规则获取的两个基本手段,具体方法如下:

令 $S = \langle U, A \rangle$ 为一决策表, C 和 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_l\}$ 为它的条件属性和决策属性。把决策表分成 l 个表 $S_i = \langle U_i, A_i \rangle$, $i = 1, 2, \dots, l$ 。 $U = U_1 \cup U_2 \cup \dots \cup U_l$, $A_i = C \cup \{d_i\}$ 。

令 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}\}$ 为 S_i ($i = 1, 2, \dots, l$) 中 U_i 的对象集。假定每一个 d_i 约简为 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_k\}$ 。每一个 d_i 分辨矩阵 $(M_{d_i}(B))$ 定义为:

$$c_{ij} = \{a \in B : a(x_i) \neq a(x_j)\} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

对于每一个对象 $x_j \in x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$, 分辨函数

$$f_{d_i}^{x_j} = \wedge \{\vee(c_{ij}) : 1 < i, j < n, j < i, c_{ij} \neq \emptyset\} \quad (2)$$

式中 $\vee(c_{ij})$ 是所有成员 c_{ij} 的析取; $f_{d_i}^{x_j}$ 是合取范式。因此可以得到形如 $P_i \leftarrow d_i$ 的依赖规则 r_i , 其中 P_i 是

收稿日期: 2004-05-09

基金项目: 四川省科技厅应用基础项目(01GY051-37)

作者简介: 吴斌(1965-), 男, 博士, 教授, 主要从事智能控制及人工智能的研究。

$f_{d_i}^{x_j}$ ($j \in i_1, i_2, \dots, i_p$) 的析取范式。

规则 r_i 的依赖因子

$$d_{f_i} = \frac{\text{card}(\text{POS}(d_i))}{\text{card}(U_i)} \quad (3)$$

式中 $\text{POS}_i(d_i) = \bigcup_{X \in I_{d_i}} l_i(X)$, $l_i(X)$ 是 X 关于 l_i 的下近似。

2 神经网络控制器设计

神经网络控制器在反馈系统中直接充当控制器。选择三层神经网络模型进行设计,神经网络的学习算法采用误差反向传播的BP算法。首先用粗糙集理论中的区分函数或区分矩阵对领域专家的控制知识进行规则获取,然后把产生的规则分别映射到每一个神经网络,再对编码后的神经网络用改进的遗传算法进行独立进化,最后连接成一个神经网络,产生神经网络控制器。

2.1 知识编码

对于所产生的控制规则可能为合取或析取范式,神经网络输入层的每一个元素与每一个条件属性的每一个取值相对应,而隐含层的节点是对规则前件中的外层算子建模,因此隐含层节点的数目直接由规则前件中的外层算子的数目决定。输出层节点建模的是决策属性,决策属性的每一个取值都用一个输出层节点来表示,它与控制系统中控制量的每一个可能取值相对应。

神经网络的初始权值的确定方法为:假设某一规则的依赖度 d_{f_i} ,则隐含节点 i 到输出节点 j 之间的连接权值 w_{ji} 为 $d_{f_i} / (r_{\text{ron}} + r_{\text{rand}})$,其中 r_{ron} (rule outeroperator numbers)为规则前件中最外层操作算子的数目, r_{rand} 是一个很小的随机数。同理,属性值 a_j 与隐含节点 i 之间的连接权值 $w_{ia_j}^0$ 初始化为 $d_{f_i} / (r_{\text{rin}} + r_{\text{rand}})$,其中 r_{rin} (rule internaloperator numbers)为规则前件中内层操作算子的数目, r_{rand} 同上($r_{\text{ron}}, r_{\text{rin}} - 1$)。

2.2 模型进化

2.2.1 初始种群的产生

选用多参数级联定点映射二进制编码,染色体的长度随着对问题精度的要求不同而不同,本文选用长度为8的二进制串映射网络权值,另用1位二进制数标志有无连接。如果有连接则为1,无连接则为0。而每一个属性则可以根据属性值的取值范围(离散规一化后)选择一定长度的二进制串表示(一般长度为1~3为宜),本文选择3位(在染色体表示中,可以把属性值作为参数,也可以不作为参数,但要和权值一一对应)。通过对神经网络的编码产生了一定数量的初始种群,种群规模选择 $p_{\text{pop_size}} = 40$ 。

2.2.2 交叉和复制

交叉选择多点交叉的方法,为了保证交叉发生在一个字节以内,必须限制交叉的距离为2~9中的随机数。交叉概率 $p_c = 0.25$ 。而复制则根据适配值采用轮盘算法。

2.2.3 变异

在一般的控制规则中,每个条件属性和决策属性的取值区间很多,那么相应的染色体长度也就大大增加。由于搜索字串的长度相对较大,所以,变异对于优化的影响将大于交叉。本文选择具有自适应变异概率 p_{mut} 对其进化, p_{mut} 在0.01到0.3之间取值。由于最好保持规则结构的完整性,因此在神经网络内部的变异概率希望 p_{mut} 的值较小,而对于神经网络之间的进化则希望 p_{mut} 的值能够较大。

2.2.4 评价函数的选择

评价函数是评价遗传算法在具体问题中优劣的一个关键指标,合理地选择评价函数可以使规则的在线优化达到满意效果。理论上,如果需要获支持度较高的规则,则评价函数可以进行线性调整:

$$g(x) = k * \text{support}(x) + b \quad (4)$$

式中 $k (>0)$ 和 b 都是常数; $\text{support}(x)$ 为规则 x 的支持度。反之,如果以神经网络的连接数最少为目标函数,则评价函数可以进行相应的线性调整,如:

$$g(x) = k * (1 - N_{\text{link}}(x)) + b \quad (5)$$

式中 $k (>0)$ 和 b 是常数; $N_{\text{link}}(x) = N_{\text{present}} / N_{\text{all}}$, N_{present} 为进化过程中神经网络出现的连接数, N_{all} 则为神经网络

络所有可能的连接数。

如果需要兼顾二者，则可以选择一定的比例因子对其进行折中处理，如：

$$g(x) = \lambda_1(1 - N_{\text{link}}(x)) + \lambda_2 \text{support}(x) \tag{6}$$

式中 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ ，如 $\lambda_1 = 0.8$ ， $\lambda_2 = 0.2$ 。

规则的支持度：

$$\text{support}(x) = \text{card}(N_r) / \text{card}(N_o) \tag{7}$$

式中 $\text{card}(N_r)$ 为支持某特定规则的论域 U 中的对象数； $\text{card}(N_o)$ 为论域中对象的总数。

3 算法

(1) 利用式(1)~(3)，用粗集理论中的区分函数或区分矩阵法产生规则。(2) 把每一条规则映射到每一个神经网络。(3) 用基本的遗传算法对每一个子网络进行进化。(4) 用改进的遗传算法(具有自适应变异算子)进行神经网络综合，评价函数的选择可以根据不同的需要选择式(4)~(6)，本文选择式(6)($\lambda_1 = 0.8$ ， $\lambda_2 = 0.2$)。(5) 计算最终规则的神经网络权值，设置规则的权值阈值 T_{Thresh} ($T_{\text{Thresh}} = 0.5$)，最终选取权值大于 T_{Thresh} 的规则作为控制规则，生成神经网络控制器。

4 实例分析——水位神经网络控制器

水位控制的问题描述为：系统根据期望水位与实际水位之间的误差 e 及水位的变化率 h 两个状态量，确定系统的输入即阀门的开关大小 v 。 e, h, v 离散规一化后的区间对应关系如表1所示。同时还生成了每个规则的依赖度因子 d_{fi} ，用于计算每个神经网络的初始权值，其值略。

遗传算法的染色体表示如图1所示。规则 v_2 可以用两个神经网络编码，而规则 v_0 则只需要一个神经网络即可，其他的规则编码相同，如图2所示。对于每一个神经网络用传统的遗传算法进化。因为规则 v_2 对应两个子网络，而规则 v_0 只对应一个子网络，则三个子网络相结合可以生成 $1 \times 2 = 2$ 个复合网络，再用具有自适应变异因子的遗传算法对两个神经网络进行综合，得到一个神经网络。

表1 属性-属性值区间对应表

	e	h	v
0	$(-\infty, -0.692\ 0]$	$(-\infty, -0.005\ 37]$	$(-\infty, -0.2]$
1	$(-0.692\ 0, -0.495]$	$(-0.005\ 37, 0.023\ 4]$	$(-0.2, 0.2]$
2	$(-0.495, 0.119\ 5]$	$(0.023\ 4, 0.074\ 93]$	$(0.2, 0.6]$
3	$(0.119\ 5, 0.522\ 4]$	$(0.074\ 93, +\infty)$	$(0.6, +\infty)$
4	$(0.522\ 4, 0.667]$		
5	$[0.667, +\infty)$		

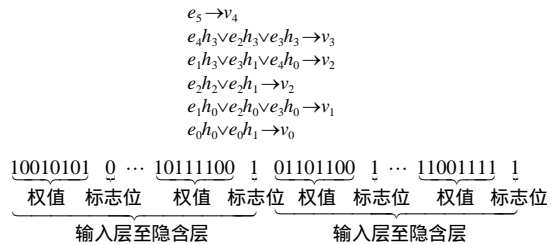


图1 遗传算法的染色体表示

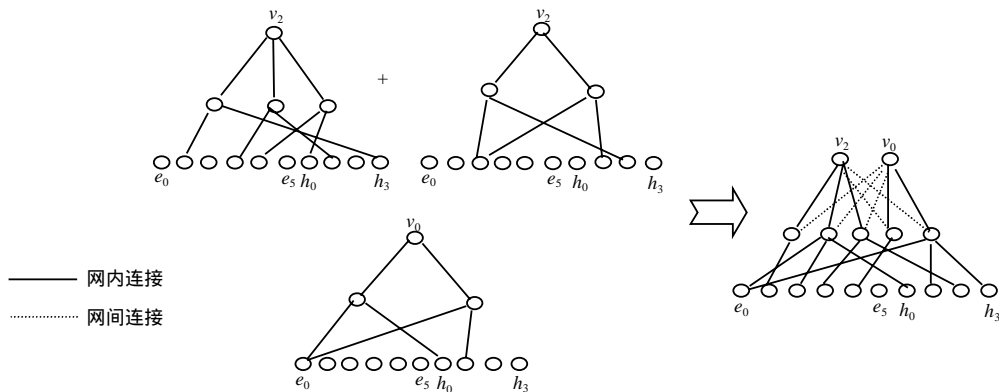


图2 神经网络编码与综合

- [3] Yamamoto M, Nakao N M. $1/f$ fluctuations of cat's inter-heartbeat intervals in extremely low frequency range[C]// Proceedings of 15th International Conference on Noise in Physical Systems and $1/f$ Fluctuations, Bentham, 2000: 191-194.
- [4] Hausdorff J M, Peng C K. Multiscaled randomness: A possible source of $1/f$ noise in biology[J]. Physical Review E, 1996, 54(2): 2154-2155.
- [5] Milottie E. $1/f$ noise: A pedagogical review[EB/OL]. <http://arxiv.org/pdf/physics/0204033>, 2003-12-10.
- [6] Ho K K L, Moody G B, Peng C K. Predicting survival in heart failure case and control subjects by use of fully automated methods for deriving nonlinear and conventional indices of heart rate dynamics[J]. Circulation, 1997, 96(10): 842-848.
- [7] Meyer M, Rahmel A, Marconi C. Stability of heartbeat interval distributions in chronic high altitude hypoxia[J]. Integrative Physiological and Behavioral Science, 1999, 33(4): 344-362.
- [8] Peng C K, Hausdorff J M, Havlin S. Multiple-time scales analysis of physiological time series under neural control[J]. Physica A, 1998, 249(1-4): 491-500.
- [9] Stoica, P, Moses R L. Introduction to spectral analysis[J]. Englewood Cliffs, NJ, 1997, 1: 52-54.
- [10] Iyengar N, Peng C K, Morin R. Age-related alterations in the fractal scaling of cardiac interbeat interval dynamics[J]. American Journal of Physiology (Regulatory Integrative and Comparative Physiology), 1996, 40(4): R1078- R1084.

编辑 漆 蓉

(上接第800页)

5 结果分析与结论

用本文算法综合后的神经网络作为神经网络控制器对水位控制系统进行在线控制, 控制规则阈值 $T_{\text{Thresh}} = 0.5$ 。经 Matlab 建模仿真分析, 得到如图3所示的系统实际水位对期望水位之间的跟随曲线。图4是PID控制器控制下的跟随情况, 各控制参数如图4所示。比较图3和图4可以发现, PID控制的效果不理想, 系统的跟随情况较差, 有明显振荡。而神经网络控制下, 系统的实际水位很好地跟随了系统的期望水位, 无明显振荡。

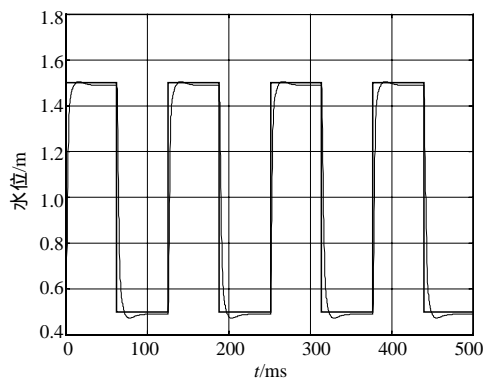


图3 神经网络控制下系统实际水位对期望水位的跟随曲线 ($T_{\text{Thresh}} = 0.5$)

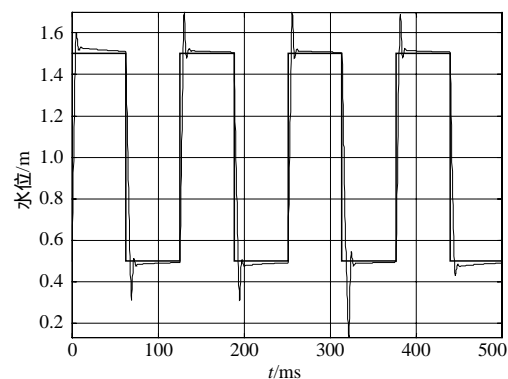


图4 PID控制下系统实际水位对期望水位的跟随曲线 ($k_p = 3, k_i = 0.05, k_d = 2$)

本文在把粗糙集、遗传算法及神经网络的有效结合方面进行了一些探索, 并通过实际的控制实例说明了其有效性和可行性。基于粗糙集规则的神经网络编码方法为大规模神经网络分解提供了理论依据^[4]。同时, 标准遗传算法与具有自适应变异因子的改进遗传算法的有机结合, 确保了神经网络进化过程的合理性。经过对控制结果的比较可以发现, 在对具有很强的非线性被控对象进行线控制时具有很好的效果。

参 考 文 献

- [1] 韩帧祥, 张 琦, 文福松. 粗糙集理论及其应用综述[J]. 信息与控制, 1998, 27(1): 37-45.
- [2] 韩力群. 人工神经网络理论设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002.
- [3] 王国胤. Rough集理论与知识获取[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- [4] Sankar K P, Sushmita M, Pabitra M. Rough-fuzzy mlp: modular evolution, rule generation, and evaluation[J]. 14IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2003, 15(1): 14-25.

编辑 漆 蓉