

基于遗传算法优化的模糊神经网络车型识别

欧卫华¹, 唐东黎¹, 闻 斌²

(1. 怀化学院 数学系, 湖南 怀化 418008; 2. 常熟理工学院 数学系, 江苏 常熟 215500)

摘要: 针对模糊神经网络中的隶属函数构造和推理规则建立两个难点, 提出一种改进的遗传算法完成了隶属函数的自动生成和模糊规则的自动提取。其中采用的动态高斯变异算子, 确保了进化初期有效地搜索解空间, 进化后期则具有局部精确搜索的性能, 提高了收敛速度, 得到了精简稳定的模糊神经网络模型, 并将其应用到客车车型的自动识别中, 结果显示了该方法的有效性。

关键词: 模糊神经网络; 隶属度函数; 遗传算法; 车型识别

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2010)02-0039-04

The Vehicle Type Identification by Fuzzy Neural Network Based on Genetic Algorithm Optimization

Ou Weihua¹, Tang Dongli¹, Wen Bin²

(1. Department of Mathematics, Huaihua College, Huaihua Hunan 418008, China;

2. Department of Mathematics, Changshu University of Science and Technology, Changshu Jiangsu 215500, China)

Abstract: In view of the two problems of membership function construction and reasoning rules establishment in fuzzy neural network, proposes an improved genetic algorithms to complete membership function automatically generation and the fuzzy rules automatically extraction. The use of dynamic Gaussian variation operator ensures effective search of problem space in early evolution and local search accurately in the later, improves the convergence rate and obtains streamlined and stable fuzzy neural network model. Its application to the automatic recognition of passenger cars shows the effectiveness of the method.

Keywords: fuzzy neural network; membership function; genetic algorithm; vehicle type recognition

建立模糊神经网络最重要的也是最困难的两点就是隶属函数的构造和模糊推理规则的建立。传统的方法是人为确定, 然后代到模型中考察效果。这一方法有较大的主观性, 不仅费时、费力, 而且很难得到一个公认的较好结果。近年来人们研究通过神经网络的自主学习来完成模糊规则的自动提取以及模糊隶属函数的自动生成, 并得到了一些不错的结果^[1]。在车型识别中, 确定特征的隶属函数和模糊推理规则实际上就是在参数空间寻找最优参数问题^[2]。由于参数变量较多, 所以传统的以梯度为基础的优化算法并不

适合本问题^[3]。遗传算法是一种有较强鲁棒性的全局优化算法, 特别是对神经网络、模糊系统这样大型复杂的非线性系统, 它更表现出了比其它传统优化方法更加独特和优越的性能。本文将利用遗传算法优化模糊神经网络的隶属函数参数及推理规则权重, 并将其应用到车型识别中。

1 模糊神经网络

建立模糊神经网络为5层结构^[4], 如图1。

收稿日期: 2009-07-19

基金项目: 湖南省教育厅科研基金资助项目(07C507)

通信作者: 欧卫华(1979-), 男, 湖南衡东人, 怀化学院教师, 硕士, 主要研究方向为计算智能与信息处理,

E-mail: whou030853@yahoo.com.cn

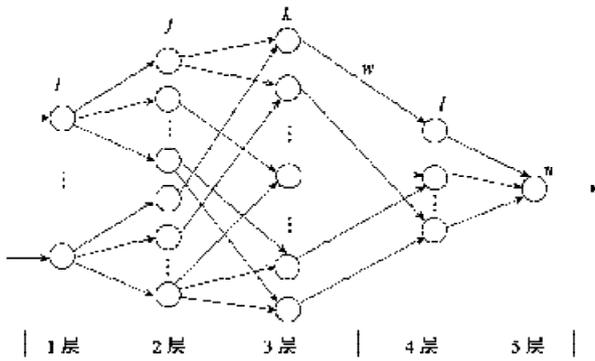


图1 模糊神经网络结构图

Fig.1 The structural diagram of fuzzy neural network

下面对它的每层作进一步的解释。

第一层 输入层。输入数据为车型特征数据，每个节点输入样本的1个分量， $O_i^1 = I_i^1, i=1,2,3$ ；

第二层 模糊化层。每个节点的输出是相应的隶属度值，采用高斯型和钟型隶属函数，

$$I_j^2 = O_j^1, O_j^2 = f(I_j^2) = \exp\left(-\frac{I_j^2 - m_j}{\delta_j}\right), m_j, \delta_j \text{ 为隶属函数的中心和宽, } j, t=1,2,\dots,8;$$

第三层 模糊规则前件匹配层。节点执行AND运算。 $I_k^3 = \prod_j O_{j,k}^2, O_k^3 = I_k^3, O_{j,k}^2$ 为第 k 条规则中前件变量的隶属度值 $k=1,2,\dots,81$;

第四层 模糊规则后件匹配层。节点执行OR运算，把相同规则后件的输入进行综合。

$$I_l^4 = \sum_j \omega_{jl}^4 O_j^3, O_l^4 = \min(1, I_l^4), \omega_{jl}^4 \text{ 为规则权重, } l=1,2,3;$$

第五层 去模糊化层。本文采用最大隶属度原则， $I^5 = O^4, u = \max(I_1^5, I_2^5, I_3^5)$ 。

2 改进的遗传算法

本文采用浮点编码技术，在参数设定范围内均匀随机产生隶属函数参数及规则权重来初始化，任一组完整的参数为：

$$\omega_i = \{\omega_{1,i}, \omega_{2,i}, \dots, \omega_{s,i}, \omega_{s+1,i}, \omega_{s+2,i}, \dots, \omega_{s+t,i}\} (i=1,2,\dots,P),$$

其中： P 为种群规模即每一代中共有 P 个染色体， s 为隶属函数参数个数， t 为权重参数个数。适应度函数定义为：

$$fit(\omega_i) = \frac{1}{F(\omega_i)} (i=1,2,\dots,P), \quad (1)$$

其中： $F(\omega_i) = \sum_{j=1}^N (f_j(\omega_i))^2$ ； $f_j(\omega_i)$ 表示参数为 ω_i 时系统输出与第 j 对训练数据目标值之间的差； N 表示训练数据对数。

采用基于混合采样的阶级排序法选择算子和两点交叉算子，其交叉操作如下：假定种群中个体 ω_i, ω_j

被选择为交叉运算的双亲，则由此双亲产生的后代为：

$$\begin{cases} \omega_i' = \alpha\omega_i - (1-\alpha)\omega_j, \\ \omega_j' = \alpha\omega_j + (1-\alpha)\omega_i, \end{cases} \quad (2)$$

$\alpha \in [0,1]$ 上的随机数，从而保证 ω_i', ω_j' 仍在规定区域内。采用动态高斯变异算子，假定父代个体 ω_s 被选择为变异个体，则变异结果为： $\omega_s' = \omega_s + \Delta(k)$,

$\Delta(k)$ 是期望为 0 的高斯分布随机向量， k 表示进化代数，方差由下列公式确定：

$$\begin{cases} Var_{s,t+1} = Var_s \left(1 - Shrink * \frac{k}{Generations}\right), \\ Var_1 = Scale * (\max(\omega_s) - \min(\omega_s)), \end{cases} \quad (4)$$

式中： $k=1,2,\dots,P, Scale, Shrink \in (0,1), Generations$ 为总的进化代数， $Scale$ 决定最大初始方差， $Shrink$ 为收缩因子。 $Shrink$ 越大收缩的越快，当 $Shrink=1$ 时，随着进化的推进方差由最大值 Var_1 减小到 0。这种变异算子可以确保进化初期均匀地搜索问题空间，而到了进化后期则具有局部精确搜索的性能。

3 模糊神经网络在车型识别中的应用

比较这些不同型号的客车，通过模糊度进行特征选择，选择客车分类的特征为长、宽、高，其中一部分数据如表 1。

采用模糊神经网络进行客车分类，首先必须确定各个特征分为几个模糊等级。本文针对客车分为 3 类，确定每个特征值也相应地分为较小、较大、一般 3 个等级，其隶属函数分别如下：

$$\text{较小的隶属函数 } \mu(x) = \begin{cases} 1, & x \leq c_1, \\ \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c_1}{a_1}\right|^{2a_1}}, & x > c_1; \end{cases}$$

$$\text{较大的隶属函数 } \mu(x) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c_2}{a_2}\right|^{2a_2}}, & x \leq c_2, \\ 1, & x > c_2; \end{cases}$$

$$\text{一般的隶属函数 } \mu(x) = e^{-\frac{(x-a_2)^2}{a_1}}$$

由建立的模糊神经网络模型结构和上述隶属函数知道，共有 105 个参数要优化，其中隶属函数参数为 24 个，规则权重 81 个。采用浮点编码将 105 个参数编成一条染色体。遗传算法参数设置如下：种群规模 $M=200$ ，交叉概率 0.8，变异概率 0.01，终止代数 100。通过遗传算法优化后得到的长、宽、高的隶属函数如图 2 所示。

优化后的规则权重如表 2。

表1 客车特征数

Table 1 The vehicle characteristic number

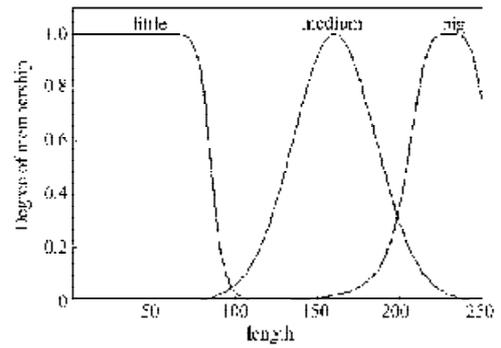
客车座位数 /座	像素距离/dm		
	长	宽	高
$n \leq 7$	124.030	72.323	40.022
	114.510	66.106	44.020
	107.740	70.378	70.527
	110.400	56.330	50.824
	138.370	75.334	60.133
	98.929	60.773	41.019
	110.350	70.156	42.705
	134.990	68.650	64.125
	140.000	72.700	67.264
	157.460	77.751	49.351
$7 < n < 28$	126.690	68.077	96.058
	130.850	90.634	100.280
	140.770	78.247	81.384
	101.340	62.691	72.157
	127.620	73.682	81.436
	116.870	64.347	79.406
	134.270	73.408	96.792
	135.950	71.809	83.820
	111.210	65.136	83.717
	120.640	84.317	85.410
$n \geq 28$	129.110	97.342	123.840
	172.740	131.350	140.630
	174.960	125.260	147.050
	248.650	160.980	164.250
	252.650	158.160	156.720
	165.300	133.400	146.820
	258.150	156.640	157.900
	157.340	128.260	161.530
	217.640	158.410	163.270
	209.130	148.350	149.480

从表2可以看到, 经过优化后: 47条规则权重为0, 15条规则权重小于1, 只有19条规则权重为1。这说明只要少量的规则即可得到所要求精度的模型, 从而减少了规则的冗余。将优化后参数代入模型, 得到最终识别模型。

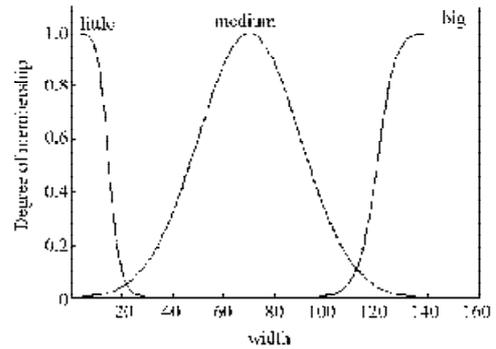
表2 优化后的规则权重表

Table 2 The table of weighted rules after optimization

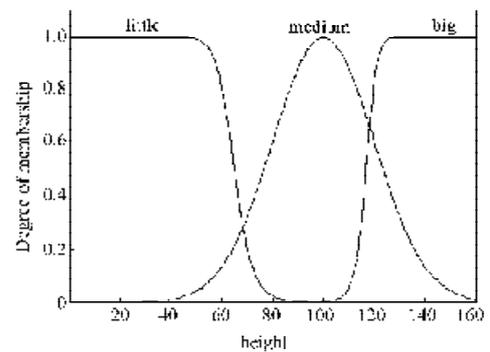
规则号	权重	规则号	权重	规则号	权重	规则号	权重	规则号	权重	规则号	权重	规则号	权重
1	0	11	0	21	0	31	0	41	0.234 9	51	0.129 6	61	0.442 6
2	0	12	0.337 0	22	0.677 5	32	0	42	0	52	0	62	0.724 8
3	0	13	0	23	1	33	0	43	0	53	0	63	0
4	1	14	1	24	0	34	0	44	0	54	1	64	0.598 0
5	1	15	1	25	0.150 1	35	0	45	1	55	1	65	0
6	1	16	1	26	1	36	1	46	1	56	1	66	1
7	0.890 8	17	0	27	0	37	1	47	0	57	0.061 2	67	0
8	1	18	1	28	0	38	0	48	0	58	0	68	1
9	0	19	0.725 1	29	0	39	0	49	0	59	0	69	0.076 2
10	0	20	0	30	0	40	0	50	0	60	0	70	0.030 1
												80	0
												81	0



a) 长的隶属函数



b) 宽的隶属函数



c) 高的隶属函数

图2 优化后的隶属函数

Fig. 2 The optimized Membership function

从3种车型中各任取10个作为测试样本,代入识别模型进行仿真试验,测试结果如表3。从表3可以看到,通过最大隶属度原则去模糊化,小型客车和大型客车均可得到正确的识别结果,只有中型客车的2个

样本被识别为小型客车,出现错误。识别的正确率为93.3%,错误的原因是2个样本特征数据相对更接近小型客车。

表3 模糊输出层输出结果
Table 3 The result of fuzzy output layer

样本 序号	小型客车的隶属度			中型客车的隶属度			大型客车的隶属度		
	小型车	中型车	大型车	小型车	中型车	大型车	小型车	中型车	大型车
1	0.854	0.001	0.000	0.267	0.785	0.098	0.000	0.003	0.867
2	0.883	0.002	0.000	0.284	0.358	0.152	0.019	0.185	0.809
3	0.928	0.146	0.006	0.389	0.453	0.160	0.000	0.003	0.929
4	0.894	0.118	0.004	0.256	0.423	0.026	0.000	0.003	0.824
5	0.856	0.086	0.017	0.384	0.335	0.134	0.000	0.100	0.815
6	0.896	0.089	0.003	0.271	0.386	0.209	0.000	0.089	0.894
7	0.987	0.084	0.000	0.388	0.436	0.170	0.013	0.242	0.813
8	0.868	0.058	0.000	0.484	0.375	0.227	0.000	0.137	0.781
9	0.771	0.103	0.001	0.464	0.730	0.141	0.000	0.002	0.872
10	0.963	0.394	0.026	0.271	0.379	0.011	0.014	0.123	0.929

4 结语

本文提出了运用遗传算法同时优化隶属函数参数与推理规则权重,解决了隶属函数参数和推理规则权重难以确定的难题,得到了精简稳定的模型。通过车型图象的分类实验证明该方法有效可行的。作者创新点:本文提出运用改进的遗传算法同时优化隶属函数参数与推理规则权重,解决了隶属函数参数和推理规则权重难以确定的难题,得到了精简稳定的模型,方法稳定有效,给模糊神经网络建模及应用提供很好的参考。

参考文献:

- [1] 李钰,孔凡国.基于模糊理论和遗传算法的神经网络权值优化[J].上海工程技术大学学报,2007,21(2):84-86.
Li Yu, Kong Fanguo. Optimization of Neural Network Based on Fuzzy Theory and Genetic Algorithm[J]. Journal of Shanghai University of Engineering Science, 2007, 21(2): 84-86.
- [2] 殷国富,罗小兵,刘兴伟,等.模糊神经网络在车型自动识别中的应用研究[J].中国机械工程,2002,13(2):14-17.
Yin Guofu, Luo Xiaobin, Liu Xingwei, et al. The Application of Fuzzy Neural Network in the Vehicle Recognition[J]. China Mechanical Engineering, 2002, 13(2): 14-17.
- [3] 李署光,王海涛,凌杰.用模糊方法对车型进行模式识别[J].西安公路交通大学学报;2000,20(2):81-83.
Li Shuguang, Wang Haitao, Ling Jie. The Pattern Recognition of Automobile Type with Fuzzy Method[J]. Journal of Xi'an Highway University, 2000, 20(2): 81-83.
- [4] 周志坚,毛宗源.一种基于遗传算法的模糊神经网络结构

和参数优化[J].华南理工大学学报:自然科学版,1999,27(1):26-32.

- Zhou Zhijian, Mao Zongyuan. Fuzzy Neural Network Structure and Its Parameters Optimization by Genetic Algorithm[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science, 1999, 27(1): 26-32.
- [5] 黄卫,陈里得.智能交通系统概论[M].北京:人民交通出版社,1999.
Huang Wei, Chen Lide. Intelligence Transportation System: An Introduction[M]. Beijing: China Communications Press, 1999.
 - [6] 王年,任彬,黄勇,等.基于神经网络的汽车车型图像自动识别[J].中国图像图形学报,1999,12(8):56-59.
Wang Nian, Ren Bin, Huang Yong, et al. Car Model Image Automatic Recognition Based on the Neural Network[J]. Journal of Image and Graphics, 1999, 12(8): 56-59.
 - [7] 秦万广,杨帆,刘娅静,等.模糊神经网络在指纹与手形信息融合技术中的应用[J].微计算机信息,2007,21(1):277-278.
Qin Wanguang, Yang Fan, Liu Yajing, et al. The Application of Fuzzy Nerve Net in Fusion Technology of Information from Fingerprints and the Shape of Hand[J]. Microcomputer Information, 2007, 21(1): 277-278.
 - [8] 刘勇志,刘丙杰.基于多传感器模糊神经网络的水下目标识别[J].微计算机信息,2003,19(7):2-3.
Liu Yongzhi, Liu Bingjie. Underwater Target Recognition Based on Multiple Sensors with Fussy Neural Network[J]. Microcomputer Information, 2003, 19(7): 2-3.

(责任编辑:罗立宇)