

一种基于改进 T-S 模糊推理的模糊神经网络学习算法

许哲万^{1,2} 李晶皎¹ 王爱侠¹ 郭先日²

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)¹ (金日成综合大学计算机科学大学 平壤)²

摘要 针对模糊神经网络学习算法计算量过大,在预测模型设计中提出了基于改进 T-S 模糊推理的模糊神经网络学习算法。主要工作如下:首先,改进 T-S 模糊推理方法,定义基于偏移率的 T-S 模糊推理方法;然后,通过将此模糊推理方法与基于合成规则的模糊推理方法及距离型模糊推理方法相比较可以看出,所提方法有较少的计算量,且比较有效;最后,在此基础上改善了模糊神经网络学习算法,并将其应用于天气预测与安全态势预测。测试结果表明,该方法明显改善了学习效率,减少了预测模型设计中的学习次数与时间复杂度,并降低了学习误差。

关键词 模糊神经网络,模糊推理,天气预测,安全态势

中图分类号 TP18 **文献标识码** A

Training Algorithm of Fuzzy Neural Network Based on Improved T-S Fuzzy Reasoning

HO Chol-man^{1,2} LI Jing-jiao¹ WANG Ai-xia¹ GWAK Son-il²

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)¹

(School of Computer Science, Kim Il Sung University, PyongYang, D. P. R of Korea)²

Abstract A training algorithm of fuzzy neural network based on improved T-S fuzzy reasoning was proposed in the predicate model design, in order to reduce the complexities of the algorithm. The main work is as below. Firstly, improved T-S fuzzy reasoning method based on moving rate is defined. Then, compared with existing fuzzy reasoning method based on composed rules and distance-type fuzzy reasoning method, new fuzzy reasoning algorithm has a less amount of complexity in calculating and is more effective. Finally, the training algorithm of fuzzy neural network is improved, and it can be applied in weather forecast and security situation prediction. Test results show that this method significantly improves the effectiveness of training, reduces the order of training, time complexity and training error.

Keywords Fuzzy neural network, Fuzzy reasoning, Weather forecast, Security situation

1 引言

自 1985 年模糊神经网络提出至今,模糊神经网络的研究已取得了很大进展,各类模糊神经网络不断提出和发展,目前它们已广泛应用于工业控制、信息处理、模式识别、人工智能、网络安全、天气预报等诸多领域。模糊神经网络的研究内容及结构形式十分广泛,其中典型的模糊神经网络结构形式有模糊联想记忆神经网络、模糊极大-极小神经网络、模糊关系神经网络、模糊 Hopfield 网络、正则化模糊神经网络等等^[1,2,10]。文献[3]采用 5 层神经网络实现了双输入单输出 T-S 类型规则的模糊逻辑推理。文献[4]中提出一种新的模糊控制规则的方法,并证明了由此构成的模糊系统具有逼近任意非线性函数的映射能力。文献[2,5]试图从模糊神经网络模型的输入方面探索提高短期降水量预报准确率的预报建模方法。文献[6]用模糊神经网络试图对安全态势预测建模。近年来,虽然人们对模糊神经网络与应用进行了很多研究,但是仍然存在很多弊病。现行的模糊神经网络主要是由原有的神经网络发展起来的,模糊神经网络的不足表现在以下几个

方面^[7-11]:模糊神经网络结构过于复杂,节点和连接权的物理意义不明确;算法学习时间过长,程序实现困难;自调整、自适应性能不足,实时性差;网络的收敛性差;模糊神经网络缺乏通用的开发平台等。

对于神经网络的学习问题,已有许多成熟的学习算法,其中应用最为广泛和有效的是基于梯度下降的误差反传播学习算法(BP 算法)及其各种改进形式^[2,12]。在这些模糊神经网络学习中,一般都采用基于合成规则的模糊推理方法。模糊推理方法决定模糊神经网络的结构、学习准确度、学习复杂度。为了解决模糊神经网络的学习效果、复杂性,建立较简单而实用的模糊推理方法尤为重要。常见的模糊推理方法可分为: Mamdani 模糊推理、Larsen 模糊推理、Tsukamoto 模糊推理、Takagi-Sugeno(T-S)模糊推理等^[13]。最近也出现了距离型模糊推理方法^[14,15]。现行的模糊推理方法的推理过程复杂,计算量多,有很多需要改进的地方。在文献[16]中,把输入信息与模糊规则之间的隶属度看成模糊集合的移动,且在结论部分提出了规则模糊集合随前提模糊集合移动而移动的模糊推理方法——移动法。此推理方法把结论模糊集合的

到稿日期:2010-12-29 返修日期:2011-03-01 本文受国家自然科学基金项目(60970157),辽宁省博士启动基金项目(2081019)资助。

许哲万(1969-),男,博士生,主要研究方向为网络安全、人工智能及应用,E-mail: hocholman@163.com;李晶皎(1964-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为智能识别、嵌入式系统等;王爱侠(1974-),女,博士生,讲师,主要研究方向为智能识别、嵌入式系统等;郭先日(1963-),男,博士,主要研究方向为人工智能、模糊控制等。

积分运算改变成算术平均运算,因此在模糊推理方法的运算时间上得到较大的改善。但是,对 T-S 模糊系统,文献[16]还没提出推理方法。

本文针对存在的问题,通过改进 T-S 模糊推理方法,提出了基于偏移率的 T-S 模糊推理方法,并与现行的模糊推理方法比较,说明它的优点。在此研究基础上,用基于偏移率的模糊推理方法改善了模糊神经网络模型与学习算法,并通过天气预报中降水量预测与网络安全领域中态势预测应用,证明新的模糊推理方法与学习算法的优点。理论分析与测试结果表明,该推理方法与学习算法在预测、评估模型中是可行有效的。

2 基于偏移率的模糊推理方法

2.1 模糊推理方法

为了不失一般性,对有 n 个输入的 MISO Tagaki-Sugeno (T-S) 模糊系统,其模糊规则如下:

$$R_i: \text{if } x_1 \text{ is } A_{i1} \text{ and } x_2 \text{ is } A_{i2} \text{ and } \dots \text{ and } x_j \text{ is } A_{ij} \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } A_{in} \text{ then } y_i = c_{i0} + c_{i1}x_1 + \dots + c_{ij}x_j + \dots + c_{in}x_n \quad (1)$$

式中, A_{ij} 为第 i 个规则的第 j 个条件下的模糊集合, c_{i0}, c_{ij} 为结论线性函数的系数, $i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$ 。在上述的模糊推理条件下,基于偏移率的推理方法的定义如下。

第一阶段:式(1)的模糊系统的前提模糊集合中心点与输入信息之间的偏移率的计算如下。

• 输入为模糊单点

模糊集合 A_{ij} 的中心点为 x_{cij} (见图 1), 其左右端点分别为 x_{lij} 和 x_{rij} , 相对于输入信息 x_{j0} 的偏移率 d_{ij} 如式(2)所示。

$$d_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{j0} - x_{cij}}{x_{rij} - x_{cij}}, & x_{rij} > x_{j0} \geq x_{cij} \\ \frac{x_{cij} - x_{j0}}{x_{cij} - x_{lij}}, & x_{lij} < x_{j0} < x_{cij} \\ 1, & x_{j0} \leq x_{lij} \text{ or } x_{rij} \leq x_{j0} \end{cases} \quad (2)$$

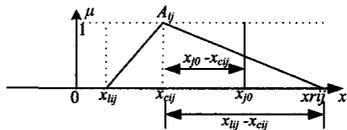


图 1 输入为模糊单点

• 输入为模糊集合

输入信息属于模糊集合的场合(见图 2), 偏移率 d_{ij} 如式(3)所示。从式(2)和式(3)可知,当模糊输入信息的模糊集合的宽度为零的场合,即 $x'_{rij} - x'_{cij} = 0$ 且 $x'_{cij} - x'_{lij} = 0$ 时,两式结果一样,即式(3)为式(2)的广义表示。

$$d_{ij} = \begin{cases} \frac{x_{j0} - x_{cij}}{(x_{rij} - x_{cij}) + (x_{rij} - x'_{cij})}, & \text{if } x_{rij} > x_{j0} \geq x_{cij} \\ \frac{x_{cij} - x_{j0}}{(x_{cij} - x_{lij}) + (x_{cij} - x'_{lij})}, & \text{if } x_{lij} < x_{j0} < x_{cij} \\ 1, & \text{if } x_{j0} \leq x_{lij} \text{ or } x_{rij} \leq x_{j0} \end{cases} \quad (3)$$

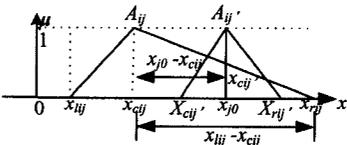


图 2 输入为模糊集合

第二阶段:第 i 个规则的乘积项 d_i 的计算如下。

• 输入为模糊单点

$$d_i = 1 - [d_{i1} \wedge d_{i2} \wedge \dots \wedge d_{in}], i=1, m, j=1, n$$

$$x_{j0} = \begin{cases} 1, & \text{if } x = x_{j0} \\ 0, & \text{if } x \neq x_{j0} \end{cases} \quad (4)$$

• 输入为模糊集合

$$d_i = 1 - [d'_{i1} \wedge d'_{i2} \wedge \dots \wedge d'_{in}], i=1, m, j=1, n$$

$$x_{j0} = \mu_{A'_{ij}}(x_{j0}) \quad (5)$$

第三阶段:最终推理结果 y_0 按下式计算。

$$y_0 = \frac{\sum_{i=1}^m (y_i d_i)}{\sum_{i=1}^m d_i} \quad (6)$$

以上改进的模糊推理方法称为基于偏移率的 T-S 模糊推理方法。

2.2 与 Sugeno 方法比较

Sugeno 的模糊推理方法^[17]是把模糊推理合成规则适用于 T-S 模糊模型的模糊推理方法。基于偏移率的模糊推理方法与 Sugeno 模糊推理方法之间相同的地方如下。

在前提只有一个输入变量的情况下,基于偏移率的模糊推理方法中的 d_i 与 Sugeno 模糊推理方法中的合成匹配度 ω_i 一致。在前提有多个输入变量的情况下, d_i 与合成匹配度 ω_i 类似地代表前部分与输入信息之间的匹配。两种模糊推理方法最终确定的输出都通过加权平均的形式给出。

虽然两种方法之间存在上述的相似性,但也存在不同的地方。在输入信息与模糊规则 R_i 中,只要有一个不与前提模糊集合相交,那么 Sugeno 模糊推理方法的合成匹配度 $\omega_i = 0$ 。但从式(2)与式(3)看到,基于偏移率的模糊推理方法在输入信息与模糊规则 R_i 中,只要有一个不与前提模糊集合相交,就可以参与模糊推理。比如,有两个输入一个输出的模糊规则如式(7)所示。

$$\text{if } x_1 = A_1, x_2 = A_2 \text{ then } y = c_0 \quad (7)$$

其中结论部分的常数项只有一个 C_0 。

在图 3 中,对于 x_{11} 的隶属度为 $h_{11} > 0$ (图 3(a)), 对于 x_{12} 的隶属度为 $h_{12} = 0$ (图 3(b))。这时,总的合成匹配度为 $\omega = h_{11} \wedge h_{12} = 0$, Sugeno 方法的推理结果为 $y_0 = \omega \cdot c_0 / \omega = 0$ 。因而,此规则不能参与模糊推理。偏移率为 $d = 1 - (x_{11} - x_{A1}) / (x_{1r} - x_{A1}) > 0$, 可见由本文提出的方法得到的模糊推理结果大于零,所以能参与模糊推理。

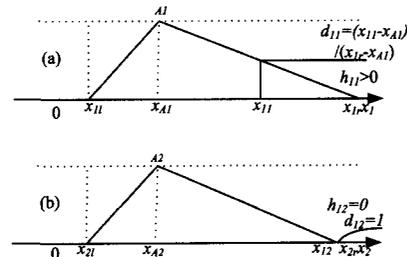


图 3 前提模糊集合和输入信息 x_{11} 和 x_{12}

Sugeno 模糊推理方法是一种基于 Zadeh 模糊推理的合成规则的推理方法,而提出的模糊推理方法是一种基于偏移率与乘积项 d_i 的模糊推理方法。

2.3 与距离型模糊推理方法的比较

Wang 距离型模糊推理方法是一种基于距离函数(模糊规则之间的距离)得到结论的模糊推理方法^[14,15]。举例比较距离型模糊推理方法与基于偏移率的模糊推理方法,其模糊规则如下:

R_i : if x_1 is A_{i1} and x_2 is A_{i2} and...and x_j is A_{ij} and...and

$$x_n \text{ is } A_{in} \text{ they } y = f_i(x), i = \overline{1, m} \quad (8)$$

式中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为由前提部分变量组成的向量, A_{ij} 为第 i 个规则的第 j 个条件下的模糊集合, $f_i(x)$ 为结论部分的函数。

距离函数 d_i 的计算如下:

$$d_i = \sum_{j=1}^n d(A_{ij}, A_{j0}) \quad (9)$$

而推理结果 y_0 为:

$$y_0 = \frac{\sum_{i=1}^m (f_i(x_0) \prod_{j \neq i} d_i)}{\sum_{i=1}^m \prod_{j \neq i} d_i} \quad (10)$$

式中, x_{j0} 为输入信息, $x_0 = (x_{10}, x_{20}, \dots, x_{n0})$ 为由输入信息组成的向量。

为了简化比较, 设 $m=3, n=2$, 这时, 式(10)变成:

$$y_0 = \frac{f_1(x_0)d_2d_3 + f_2(x_0)d_1d_3 + f_3(x_0)d_1d_2}{d_2d_3 + d_1d_3 + d_1d_2} \quad (11)$$

距离型模糊推理方法与基于偏移率的模糊推理方法都是从距离角度研究前提模糊集合与输入信息之间的匹配。但从式(11)可知, 在输入信息与前提部分模糊集合不相交的情况下, 需要计算模糊规则与输入信息之间、模糊规则与模糊规则之间的距离, 还需要考虑与输入信息无关的计算。而基于偏移率的模糊推理方法, 在输入信息与前提模糊集合不相交的情况下, 乘积项 $d_i=0$, 简化了不必要的计算。与式(11)相对应, 基于偏移率的模糊推理的结果 y_0 为:

$$y_0 = \frac{f_1(x_0)d_1 + f_2(x_0)d_2 + f_3(x_0)d_3}{d_1 + d_2 + d_3} \quad (12)$$

从式(11)与式(12)看到两种模糊推理方法的不同。

通过比较分析现行方法和基于偏移率的模糊推理方法, 可以看出本文提出的方法有如下优点。

第一, 提出的推理方法比现行方法计算量小。

第二, 提出的方法是确实有效的。相比 sugeno 方法, 输入信息不充分的情况下, 能计算推理结果。即尽量利用输入信息; 相比距离型方法, 提出的方法不用全部计算距离。亦即, 只选择必要的规则参与推理过程。

3 模糊神经网络的学习算法改善

在模糊神经网络学习算法中, 模糊推理方法很重要。因为, 模糊推理方法不同, 模糊神经网络学习算法的学习准确度与时间复杂度等也不一样。所以本文采用基于偏移率的模糊推理方法来改善模糊神经网络学习算法。用基于偏移率的模糊推理方法来改善的模糊神经网络学习算法如下。

构成模糊神经网络的模糊规则如式(1)^[2]。

在式(1)中, 隶属函数采用高斯函数。

$$\mu_{A_{ij}}(x_j) = \exp[-(x_j - a_{ij})^2 / b_{ij}] \quad (13)$$

式中, a_{ij} 为隶属函数的中心点, b_{ij} 为标准化常数。神经网络的目标输出 y_d 的代价函数为:

$$E = \frac{1}{2} (Y_d - Y)^2 \quad (14)$$

在学习中, 利用如下方法。

$$c_{ij}(t+1) = c_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \Big|_{c_{ij}=c_{ij}(t)} \quad (15)$$

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \Big|_{a_{ij}=a_{ij}(t)} \quad (16)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \Big|_{b_{ij}=b_{ij}(t)} \quad (17)$$

由式(13)一式(17)可知, 本文提出的模糊神经网络学习算法把在此前 pi-sigma 模糊神经网络^[2]的合成匹配度 ω_i 的计算, 代换成基于模糊集合中心点与输入信息之间乘积项 d_i 的计算。并且, 使用有效的推理变量 d_0 , 实现模糊规则子集的选取与去除。

基于偏移率的模糊神经网络的学习算法如下:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial x_{cij}} &= \frac{\partial E}{\partial Y} \cdot \frac{\partial Y}{\partial d_i} \cdot \frac{\partial d_i}{\partial d_{ij}} \cdot \frac{\partial d_{ij}}{\partial x_{cij}} \\ &= -(Y_d - Y) \cdot \frac{y_i \cdot \sum d_i - \sum y_i \cdot d_i}{(\sum d_i)^2} \cdot \prod_{k \neq j} d_k \cdot \\ &\quad \frac{(x_{sj} - x_{ij})}{(x_{sj} - x_{cij})^2} \end{aligned} \quad (18)$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_{i0}} = -(Y_d - Y) \frac{d_i}{\sum d_i} \quad (19)$$

$$\frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = -(Y_d - Y) \frac{d_i}{\sum d_i} x_j \quad (20)$$

利用式(18)一式(20)计算 $\Delta x_{cij}(t), \Delta c_{i0}(t), \Delta c_{ij}(t)$ 如下:

$$\Delta x_{cij}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial x_{cij}} \Big|_{x_{cij}=x_{cij}(t)} \quad (21)$$

$$\Delta c_{i0}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{i0}} \Big|_{c_{i0}=c_{i0}(t)} \quad (22)$$

$$\Delta c_{ij}(t) = -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \Big|_{c_{ij}=c_{ij}(t)} \quad (23)$$

利用式(21)一式(23), 更新学习变量:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + \Delta x_{ij}(t)$$

$$c_{i0}(t+1) = c_{i0}(t) + \Delta c_{i0}(t) \quad (24)$$

$$c_{ij}(t+1) = c_{ij}(t) + \Delta c_{ij}(t)$$

式中, $x_{ij}(0)$ 为模糊集合 A_{ij} 的初始中心点, $c_{i0}(0) = c_{ij}(0) = 0$ 为初始结论函数的系数, t 为反复次数, $t \in I_{iter}, j = \overline{1, n}$ 。

4 改善的学习算法在预测模型中的应用与测试

对天气预报的降水量预测^[2]与网络安全领域的态势预测^[6]进行模型设计, 并应用改进的模糊神经网络学习算法进行测试, 测试结果如下。

为了设计降水量预测模型, 模糊变量取 PL、PM、PS、NS、NM、NL 等 6 个, 且输入信息取 x_1, x_2 两个。确定学习变量的模糊规则如下。

$$R_1: \text{if } x_1 = \text{NL and } x_2 = \text{NL then } y_1 = c_{10} + c_{11}x_1 + c_{12}x_2$$

$$R_2: \text{if } x_1 = \text{NL and } x_2 = \text{NM then } y_2 = c_{20} + c_{21}x_1 + c_{22}x_2$$

.....

$$R_{36}: \text{if } x_1 = \text{PL and } x_2 = \text{PL then } y_{36} = c_{360} + c_{361}x_1 + c_{362}x_2 \quad (25)$$

实验采用的降水量测量数据如表 1 所列^[2]。

表 1 为设计降水预测模型的测量数据

年度	因素一	因素二	降水量 (mm)	年度	因素一	因素二	降水量 (mm)
1952	0.73	-5.28	283	1965	0.46	-14.68	348
1953	-2.08	5.18	647	1966	-2.31	-1.36	644
1954	-3.53	10.23	731	1967	0.2	-5.43	431
1955	-3.31	4.21	561	1968	3.46	-19.85	179
1956	0.53	-2.46	467	1969	0.08	8.59	615
1957	2.33	7.32	399	1970	1.46	7.26	433
1958	-0.32	-10.81	315	1971	0.24	-1.1	401
1959	-2.35	3.85	521	1972	0.89	-16.94	206
1960	-0.95	2.74	472	1973	-0.5	10.46	639
1961	-0.64	6.0	536	1974	2.15	-10.06	418
1962	0.92	0.65	385	1975	-0.89	12.11	570
1963	2.98	-11.83	259	1976	1.4	-6.26	415
1964	-0.85	-2.3	657	1977	-0.59	7.15	796

Sugeno方法与本文提出的方法的测试结果对比如表2所列。

表2 对比实验结果($t=32760$)

年度	目标值	新的方法		Sugeno方法	
		推理结果	误差	推理结果	误差
1952	283	416.38	-133.38	400.55	-117.55
1953	647	575.09	71.90	604.40	42.59
1954	731	781.51	-50.51	708.96	22.03
1955	561	632.49	-71.49	592.63	-31.63
1956	467	416.23	50.76	358.45	108.54
1957	399	459.05	-60.05	463.03	-64.03
1958	315	315.73	-0.73	376.05	-61.05
1959	521	574.39	-53.39	551.91	-30.91
1960	472	483.82	-11.82	457.71	14.28
1961	536	554.28	-18.28	585.52	-49.52
1962	385	363.65	21.34	243.62	141.37
1963	259	261.20	-2.20	342.55	-83.55
1964	657	618.27	38.72	461.29	195.70
1965	348	347.94	5.70	313.29	34.70
1966	644	644.36	-0.36	480.93	163.06
1967	431	443.59	-12.59	404.41	26.58
1968	179	178.92	7.30	146.19	32.80
1969	615	586.59	28.40	554.27	60.72
1970	433	494.92	-61.92	473.37	-40.37
1971	401	440.60	-39.60	328.97	72.02
1972	206	206.00	-8.72	237.53	-31.53
1973	639	657.11	-18.11	657.42	-18.42
1974	418	393.30	24.69	381.56	36.43
1975	570	569.99	5.79	658.37	-88.37
1976	415	392.19	22.80	404.70	10.29
1977	796	580.20	215.79	616.80	179.19
平均误差			7.91%		15.26%

表3表示上述两种学习算法的计算时间与学习准确度($t=32760$)。表4表示随着学习次数的变化,出现的不同的误差。

表3 学习与时间对比($t=32760$)

No	学习方法	时间(s)	准确度(%)
1	本文提议的方法	96	92.09
2	Sugeno的推理方法	738	84.74
3	更新量	7.68倍	7.35

表4 不同学习次数下的误差变化

次数	Sugeno方法		基于偏移率的	
	学习时间(s)	平均误差(%)	学习时间(s)	平均误差(%)
100	1	94.71	1	68.114
500	7	77.685	2	11.87
1000	14	67.205	3	10.803
1500	21	59.911	5	9.37
2000	28	53.567	6	9.253
4000	55	39.594	12	9.531
8000	101	25.427	24	8.582
10000	139	23.184	29	8.516
15000	210	20.478	45	8.832
18000	251	19.163	53	8.078
20000	275	18.34	59	8.64
25000	339	16.899	74	7.887
30000	406	15.799	88	8.318
32670	738	15.26	96	7.911
平均	184.64	39.08	35.5	13.26

文献[6]说明了基于模糊神经的网络安全态势预测方法。实验采用的安全态势数据如表5所列^[1]。为了使算法对比实验简单化,模糊变量取PL、PM、PS3个,且输入信息取 x_1 、 x_2 、 x_3 3个,而且 c_{i0} 、 c_{i1} 、 c_{i2} 、 c_{i3} 为结论线性函数的系数。确定学习系数的模糊规则如下:

$$R_1: \text{If } x_1=PL, x_2=PL, x_3=PL \text{ then } c(0)+c(1)*x_1+c(2)*x_2+c(3)*x_3$$

$$R_2: \text{If } x_1=PL, x_2=PL, x_3=PM \text{ then } c(0)+c(1)*x_1+c(2)*x_2+c(3)*x_3$$

.....

$$R_{27}: \text{If } x_1=PS, x_2=PS, x_3=PS \text{ then } c(0)+c(1)*x_1+c(2)*x_2+c(3)*x_3$$

表5 为安全态势预测模型设计的测量数据

因素一	因素二	因素三	安全态势值	因素一	因素二	因素三	安全态势值
1	2	7	13.792	2	1	8	16.354
1	6	9	14.783	9	4	2	94.707
5	1	9	37.333	8	4	8	77.354
5	2	9	37.748	6	2	3	48.992
7	6	8	62.803	8	3	7	77.11
4	2	1	29.414	6	4	5	49.447
8	6	6	77.858	9	4	6	94.408
6	9	3	50.577	4	1	6	28.408
4	2	6	28.822	4	8	4	30.328
5	2	1	38.414	2	6	7	17.827
1	1	4	13.5	2	4	9	17.333
3	4	7	22.378	1	3	7	14.11
1	5	2	14.943	5	6	7	38.827
1	8	9	15.162	2	7	8	17.999
9	1	1	94	7	8	6	63.237
9	3	7	94.11	4	9	6	30.408
3	9	9	23.333	1	4	6	14.408
4	7	5	30.093	3	9	1	24
3	4	9	22.333	3	7	6	23.054
5	7	1	39.646	1	7	3	15.223
4	7	7	30.024	1	1	1	14
7	8	9	63.162	5	7	7	39.024
2	4	4	17.5	8	1	7	76.378
1	8	4	15.328	4	6	8	29.803
6	7	1	50.646	2	4	7	17.378
4	1	1	29	7	4	8	62.354
9	4	1	95	1	4	1	15
6	2	1	49.414	6	6	5	49.897
3	1	8	21.354	4	1	9	28.333
5	4	5	38.447	3	2	4	21.914

表6表示随着学习次数的增加,安全态势预测误差变化的情况。

表6 不同学习次数下的误差变化

次数	Sugeno学习		基于偏移率的	
	学习时间(s)	平均误差(%)	学习时间(s)	平均误差(%)
100	4	25.558	3	37.169
500	17	12.001	13	18.366
1000	34	10.231	26	9.148
1500	49	8.919	38	6.695
2000	64	7.854	51	5.772
4000	129	5.375	99	2.968
8000	257	3.757	194	4.299
10000	322	3.523	241	4.09
15000	483	3.072	359	3.565
18000	640	2.85	439	2.876
20000	644	2.727	479	2.914
25000	813	2.476	596	3.065
30000	963	2.279	704	2.642
32670	1073	2.191	762	2.383
平均	392.28	6.629	286	7.568

5 测试结果分析

多个应用程序在相同的运行环境下进行时间测试(单位为s)。随计算机硬件条件的不同,可能测试结果不一样,但

(下转第219页)

- [9] Jacob R J K, Karn K S. Eye tracking in human computer interaction and usability research; Ready to deliver the promises [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2003, 24: 682-701
- [10] Bavelas J B, Coates L, Johnson T. Listener responses as a collaborative process: The role of gaze[J]. Journal of Communication, 2002, 52(3); 566-580
- [11] 冯成志, 沈模卫. 视线跟踪技术及其在人机交互中的应用[J]. 浙江大学学报, 2002, 29(2); 25-232
- [12] 祝长生, 王志良. 基于注意度评价的人工意识模型[J]. 计算机科

- [13] 孟秀艳, 王志良, 李娜, 等. 情感机器人的情感模型研究[J]. 计算机科学, 2008, 35(6); 158-162
- [14] Zhang Peng-yi, Wang Zhi-liang, Zheng Si-yi, et al. A Design and Research of Eye Gaze Tracking System Based on Stereovision [C]//5th International Conference on Intelligent Computing, 2009, 5754; 278-286
- [15] Mohammad Y, Xu Y, Matsumura K, et al. The H3R explanation corpus; human-human and base human-robot interaction dataset [C]//The Fourth International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP2008). 2008; 1-47

(上接第 199 页)

是时间比例一样。实验计算机条件为 CPU DELL 3GHz, 主板 915, 内存 512MB。通过实验可知, 基于偏移率的方法与现行的模糊推理方法相比, 每次计算量少一些, 但总的学习执行时间缩短到约一半。基于偏移率的方法比现行方法在降水量预测的场合快 5.2 倍, 安全态势预测的场合快 1.37 倍。因为安全态势预测的场合, 模糊变量取 3 个, 时间差比例比较小。随着模糊规则的增加, 两个方法的时间差越大。降水量预测的学习误差得到改善(7.35%), 而且安全态势预测误差稍有下降(0.937%)。提出的方法的准确度比文献[18]的 PSO_FNN 的准确度 83.34% 有所改善。安全态势预测准确度下降的原因是模糊变量的个数只是 3 个, 但是随着模糊变量的增加, 准确度也随之提高。学习执行时间缩短的原因是, Sugeno 方法在模糊推理过程中要计算较复杂的指数函数形式的隶属函数, 但本文提出的方法只计算用隶属函数的宽度与输入信息表示的距离, 且通过阈值的计算去掉不必要的模糊推理过程, 所以计算复杂度相对比较小。通过测试, 最终证明, 本文提出的基于偏移率的模糊推理方法与学习算法比现行的模糊推理方法与学习算法具有更高的效率。

结束语 本文针对模糊神经网络学习算法计算量过大、误差比较大的问题, 提出了一种基于偏移率的模糊推理方法与模糊神经网络学习算法, 并与现行的模糊推理方法的理论比较, 得出新方法的优点。通过降水量与安全态势预测模型设计实验, 证明了新的推理方法与学习算法的有效性。仿真结果表明, 预测模型设计中用基于偏移率的方法比现行的方法学习时间短, 而且学习误差比较小, 本文提出的方法为模糊推理方法与模糊神经网络学习算法的研究提供了一种新的途径。

参 考 文 献

- [1] Buckley J, Hayashi J Y. Fuzzy neural networks; a survey[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 66(1); 1-13
- [2] 王士同. 神经模糊系统及其应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1998; 126-209
- [3] Jang J R. Self learning fuzzy logic controllers based on temporal back-propagation [J]. IEEE Trans. Neural Network, 1992, 3(5); 714-723
- [4] Wang Li, Mendel J M. Generating fuzzy rules by learning from example[C]//Intelligent Control, Proceedings of the 1991 IEEE

International Symposium on. 1991; 263-268

- [5] 金龙, 史旭明. 模糊输入对模糊输入网络预报模型的影响研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(31); 192-195
- [6] 萧海东. 网络安全态势评估与趋势感知的分析研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2007
- [7] Lee K C, Cho H R, Kim J S. A self-organizing feature map-driven approach to fuzzy approximate reasoning[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 33(2); 509-521
- [8] Fukuda S, Hiramatsu K. Prediction ability and sensitivity of artificial intelligence-based habitat preference models for predicting spatial distribution of Japanese medaka (*Oryzias latipes*) [J]. Ecological Modelling, 2008, 215(4); 301-313
- [9] Lin Da, Wang Xing-yuan, Nian Fu-zhong, et al. Dynamic fuzzy neural networks modeling and adaptive backstepping tracking control of uncertain chaotic systems[J]. Neurocomputing, 2010, 73(16-18); 2873-2881
- [10] 白玉清, 孙云山. 模糊神经网络的发展[J]. 科技情报开发与经济, 2007, 17(21); 157-158
- [11] 张健. 模糊神经网络模型算法研究与应用[D]. 大庆: 大庆石油学院, 2002
- [12] 许少华, 王颖, 王皓. 一种基于数值积分的过程神经网络训练算法[J]. 计算机科学, 2010, 37(11); 203-205
- [13] 李少远, 王景成. 智能控制(第二版)[M]. 北京: 机械工业出版社, 2009; 25-51
- [14] Yu Xia, Wang Shuo-yu, Zhao Xian-chao. A health-check system for health-care robot Robotics and Biomimetics (ROBIO) [C]//2005 IEEE International Conference on. 2005; 709-712
- [15] Jiang Yin-lai, Wang Shuo-yu. Adapting directional intention identification in running control of a walker to individual difference with fuzzy learning [C]//Mechatronics and Automation (ICMA). 2010 International Conference on. 2010; 693-698
- [16] Ho C, Li Jing-jiao, Gwak S. Research of a New Fuzzy Reasoning Method By Moving of Fuzzy Membership Functions [C]//IPTC. IEEE computer society, 2010; 297-300
- [17] Lohani A K, Goel N K, Bhatia K K S. Takagi-Sugeno fuzzy inference system for modeling stage-discharge relationship [J]. Journal of Hydrology, 2006, 331(1/2); 146-160
- [18] 周岩, 王盛, 高传善, 等. 基于改进粒子群算法的模糊神经网络及其在短时天气预报中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(5); 234-237