

61-63

模糊神经网络模型

SOM规则

自动生成

14

# 基于 SOM 规则自动生成的模糊神经网络模型

Fuzzy Inference Neural Network using SOM to Generalize Rules Automatically

陈志兵 黄人<sup>✓</sup> 章劲松 庄镇泉 TP18  
(中国科技大学电子科学与技术系 合肥230026)

**Abstract** A new model of Fuzzy Inference Neural Network which employs Kohonen SOM to generalize the fuzzy rules is proposed in this paper. The network consists of three layers, the input-output layer, the If layer, and the Then layer. The performance of the Fuzzy Inference Neural Network is determined by the nodes and the connectivity between the layers. There are three learning processes in the network: the SOM process, the rule-generalize-and-abstract process and the LMS learning processes. In the rule-generalization-and-integration process, another feature map is employed to abstract the rules effectively. The results of computer simulation applying to financial prediction show that the performance of this FINN network is superior to that of the BP network.

**Keywords** Fuzzy Inference Neural Network, Self-Organization Map(SOM), Fuzzy rules, LMS learning

## 1 引言

模糊系统建模一般将经过系统结构辨识和系统参数估计两个阶段<sup>[1]</sup>。在辨识阶段,主要决定输入变量及其相互关系、模糊规则数、输入输出空间划分和系统参数的初值;在估计阶段,主要用来调整系统参数以使得系统的输出与目标输出的差值尽可能小。

对于系统参数估计阶段的参数调整,人们已提出一些自动方法。对于系统结构辨识阶段,也产生了如模板法、聚类法和决策树法等,但都需要人工干预。其中模糊规则的生成与调整以及隶属度函数的选取是系统结构辨识阶段的主要问题,文[2]~[5]提出了用神经网络自动生成模糊规则并进行隶属度形状调整,从而构成模糊神经网络。Wang<sup>[6]</sup>提出自动分割输入空间的方法,Lin<sup>[2]</sup>提出三阶段学习算法的模糊神经网络。

本文针对模糊规则的自动生成,提出了一种新的模糊神经网络模型,其结构分为输入输出层、条件层和结论层。网络学习分为三个过程:自组织过程、规则生成与合并过程和 LMS 学习过程。在规则生成与合并过程用了二个自组织映射图,使得规则提取更加有效。

## 2 模糊神经网络结构

### 2.1 模糊逻辑系统

模糊逻辑系统由模糊产生器、模糊规则库、模糊推理机和反模糊化器组成。模糊逻辑系统按照其模糊规则表达方式不同可分为两大类,第一类由 Takagi 和 Sugeno<sup>[8]</sup>提出,该类基于输入空间的模糊划分,输出为输入的线性组合,其规则表述如下:

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and, } \dots, \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i \\ \text{Then } y^i = a_0^i + a_1^i x_1 + \dots + a_m^i x_m \quad (1)$$

$R^i (i=1, 2, \dots, c)$  表示第  $i$  个模糊规则,  $x_j (j=1, 2, \dots, m)$  是输入,  $y^i$  是  $R^i$  的输出,  $A_j^i$  是隶属度函数。这一类模糊逻辑系统的优点<sup>[10]</sup>是:基于这种模糊规则的模糊逻辑系统的输出,能由规则库中诸变量的隶属度函数以及规则的输出部分精确确定,便于工程应用。

第二类由 Mandani<sup>[9]</sup>提出,其规则表述如下:

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ is } A_1^i \text{ and, } \dots, \text{ and } x_m \text{ is } A_m^i \\ \text{Then } y^i = B^i \quad (2)$$

上式中,  $A_1^i, \dots, A_m^i, B^i (i=1, 2, \dots, c)$  是隶属度函数。该类模糊逻辑系统提供了一种量化专家语言信息和在模糊逻辑规则下系统利用这类语言信息的一般化模式。

模糊逻辑系统的推理过程一般为:先计算输入变

\* )本文属973国家重点基础研究发展规划项目资助课题

量的隶属度,再计算每个规则的适用度和结论输出,然后计算出系统的总输出,最后对系统的总输出反模糊化。常见的反模糊化方法有最大值法、中心平均法和改进的中心平均法。

### 2.2 模糊神经网络结构

本文针对第一类模糊推理系统提出的一种模糊神经网络结构如图1所示,分为输入输出层,条件层和结论层,设输入变量数为  $N_1$ ,模糊规则数为  $N_2$ ,输出变量数为  $N_3$ 。系统输入为:

$$P = (p_1, p_2, \dots, p_{N_1}) \quad (3)$$

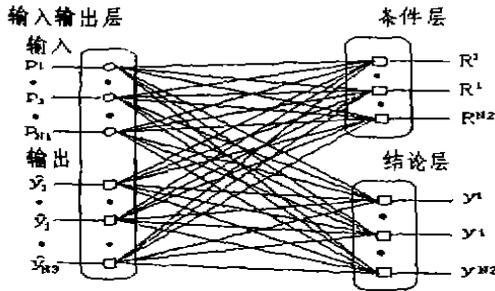


图1 模糊神经网络结构

条件层隶属度函数如(4)式所示,采用高斯函数,中心值为  $m_{ij}$ 。

$$A_j(p_i) = \exp(-(p_i - m_{ij})^2 / \sigma^2) \quad (4)$$

在条件层按下式计算模糊规则的适用度  $u^i$ :

$$u^i = \prod A_j(p_j) \quad (5)$$

在结论层计算每条规则的结论  $y_k^i$ :

$$C_k = (c_{k1}, c_{k2}, \dots, c_{kN_3}) \quad (i=1, \dots, N_2; k=1, \dots, N_3) \quad (6)$$

$$y_k^i = (c_{k1} + c_{k2}p_1 + \dots + c_{kN_3}p_{N_1}) \quad (7)$$

$$\text{系统的输出为: } \hat{y}_k = \sum_{i=1}^{N_2} (y_k^i u^i) / \sum_{i=1}^{N_2} u^i \quad (8)$$

## 3 模糊神经网络学习算法

模糊神经网络的学习决定模糊规则数,同时决定隶属度函数的中心值与方差,及结论部分的参数。学习分三个阶段进行:自组织过程,规则生成与合并过程和LMS学习过程。

### 3.1 自组织过程

自组织过程的目标是划分输入输出空间,决定条件部分隶属度函数的中心值和结论部分的参数,见图2。设对应于(3)式输入的输出为:

$$Y = (y_1, y_2, \dots, y_{N_3}) \quad (9)$$

$N_3$ 为结论数。令学习矢量:

$$I = (X, 0) + (0, Y) \quad (10)$$

将  $I$  正规化为  $[0, 1]$  或  $[-1, 1]$  范围内,以此作为系统输入值。根据 Kohonen 自组织特征图算法调整权

矢量  $M_v$ 。

$$\|M(t) - I(t)\| = \min \|M_v(t) - I(t)\| \quad (11)$$

$$M_v(t+1) = M_v + \eta a(u, s, t) [I(t) - M(t)] \quad (12)$$

$$a(u, s, t) = \exp[-(u-s)^2 / \sigma(t)^2] \quad (13)$$

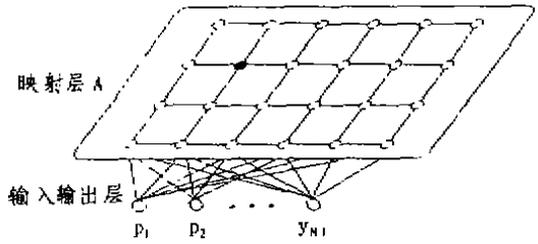


图2 自组织映射过程

$\eta$  是学习速率,  $u$  是映射层 A 的节点,  $s$  是获胜节点,  $\sigma$  随着学习的过程逐渐减小,  $a(u, s, t)$  的范围在初期较大,后来也逐渐减小。最后,一个节点对应一条模糊规则,且权矢量包含系统输入输出的信息。

$$M_v = (M_v^j, 0) + (0, M_v^{kN_3}) \quad (14)$$

$$M_v^j = (m_{1v}, m_{2v}, \dots, m_{N_1v}) \quad (15)$$

$$M_v^{kN_3} = (m_{v1}, m_{v2}, \dots, m_{vN_3}) \quad (16)$$

### 3.2 规则生成与合并过程

该过程通过合并相近规则来提高系统的泛化能力。多输入输出的数据映射到映射层上,即使是类似规则,在映射层上对应节点距离较远的情形也很多,因此,直接在映射层 A 上进行规则合并并不实用<sup>[5]</sup>。为此,本文除了自组织过程构成的映射层 A 外,又采用了映射层 B。其中映射层 A 考虑输入输出空间,而映射层 B 只考虑输出空间,是为了获得规则合并有关的信息,与推理过程无关,如图3所示。

映射层 B 的输入为(9)式所示的系统的期望输出,其学习过程与映射层 A 类似。

$$\|M_v^{kN_3}(t) - Y(t)\| = \min \|M_v^{kN_3}(t) - Y(t)\| \quad (17)$$

这里,  $M_v^{kN_3}$  ( $v=1, 2, \dots, N_B$ ) 是映射层 B 的节点权矢量,其迭代式与(12)类似。

对映射层 A 的  $M_v^{kN_3}$  与  $M_v^{lN_3}$  的距离进行比较,从映射层 B 输入  $M_v^{kN_3}$ ,就可知道对应的映射层的节点,可以认为此映射层同一节点表现相近模糊规则的输出。规则合并就是将(16)式表示的  $M_v^{kN_3}$  相近规则的条件部和结论部合并。设映射层 B 节点  $c$  的  $M_v^{kN_3}$  权矢量数  $n_c$ ,这样合并  $n_c$  个权矢量得到新的权矢量:

$$m_c = \frac{1}{n_c} \sum_p m_p \quad (18)$$

映射层 B 上节点总数为  $N_B$ ,  $M_v^{kN_3}$  映射到的节点数,也就是合并后的模糊规则数为  $N_2$ ,且  $N_2 \leq N_B$ 。合并后的权矢量仍然分为  $M_v^j$  和  $M_v^{kN_3}$ 。规则结论部系数:

$$C_{ik} = M_{ij} \quad (i=1, \dots, N_2; k=1, \dots, N_3) \quad (19)$$

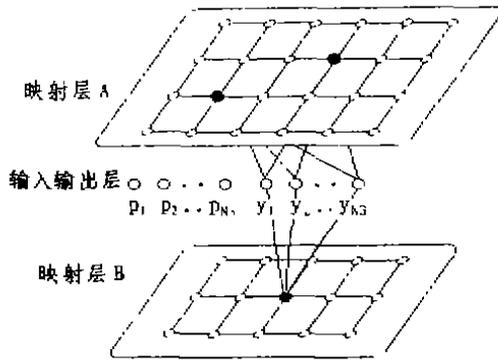


图3 规则生成与合并

### 3.3 LMS 学习过程

通过上面两过程,系统的结构就确定了,LMS学习过程主要用来调整隶属度函数的参数 $\sigma$ 及规则结论部分的参数 $C_{ik}$ 。网络采用BP学习算法,使误差函数值最小。

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_k^{N_1} (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (20)$$

$$E = \sum_p E_p \quad (21)$$

为计算方便,令(4)式中 $\sigma^2$ 为 $\sigma$ , $\sigma$ 和 $C_{ik}$ 迭代式是:

$$c_{ik}(t+1) = c_{ik}(t) + lr1(y_k - \hat{y}_k)u' p_j / \sum_k^{N_2} u' \quad (22)$$

$$\sigma_j^2(t+1) = \sigma_j^2(t) + lr2(y_k - \hat{y}_k)(y' \sum_k^{N_2} u' - \sum_k^{N_2} u' y') (p_j - m_j)^2 u^2 / (\sigma_j^2 \sum_k^{N_2} u^2)^2 \quad (23)$$

其中 $lr1, lr2$ 是学习速率。

### 4 仿真实验

下面给出本文提出的基于SOM规则自动生成的模糊神经网络模型的仿真结果。实验数据为IBM250天股票指数数据,用前10天数据预测第11天数据。取前180天数据作为训练数据,后70天数据为测试数据,训练和预测的目标数据从第11天到第250,并将实验结果与用BP算法作预测的结果做比较。

BP算法采用 $10 \times 10 \times 1$ 的网络。模糊神经网络模型的自组织过程映射层A为 $8 \times 9$ ,规则合并的映射层B为 $5 \times 6$ 。两种预测结果比较如图4所示。

可以看出,BP在训练阶段数据吻合很好,但在预测阶段数据与实际数据差值抖动较大;模糊神经网络训练阶段没有BP好,但在预测阶段明显优于BP,这表明模糊神经网络泛化能力比BP强,表1是两种网络训练和预测阶段平均相对误差。

**结论** 应用于金融预测的仿真结果表明,本文提

表1 平均相对误差比较

	训练阶段 (前180日)	预测阶段 (后70日)
BP网络	0.004%	26.9%
模糊神经网络(FINN)	1.7%	3.5%

股票数据

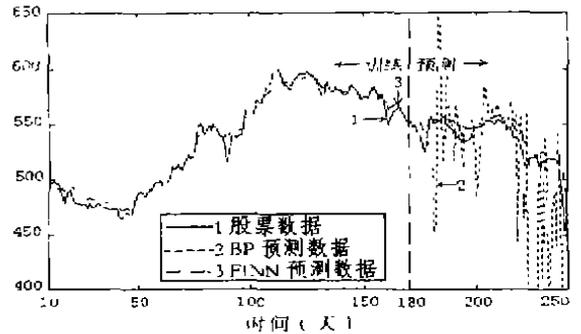


图4 仿真结果比较

出的基于SOM规则自动生成的模糊神经网络模型,能有效地从数据中提取规则,应用该模糊神经网络模型的预测系统性能优于单纯用一般BP网络设计的预测系统,因此可以应用该模糊神经网络模型设计有效的模糊逻辑系统。

### 参考文献

- 1 Lee K, et al. Fuzzy Inference Neural Network for Fuzzy Model Tuning. IEEE Trans. on SMC, 1996, 26(4): 637~645
- 2 Lin Chin-Teng, George C S. Neural Network Based Fuzzy Logic Control and Decision System. IEEE Trans. Computers, 1991, 40(12): 1320~1336
- 3 Horikawa S, et al. On Fuzzy Modeling Using Fuzzy Neural Network with the Back-Propagation Algorithm. IEEE Trans. 1992, 3(5): 801~806
- 4 Jang J-s Roger. ANFIS: Adaptive-Neural-based Fuzzy Inference System. IEEE Trans. System, Man, Cybernetics. 1992, 23(3): 665~685
- 5 Sun Chuen-Tsai. Rule-base Structure Identification in the Adaptive-Neural-based Fuzzy Inference System. IEEE Trans. Fuzzy Systems, 1994, 2(1): 64~73
- 6 Wang Li-Xin. Training of Fuzzy Logic Systems Using Nearest Neighborhood Clustering. Proc. The 2nd IEEE Intl. Conf. on Fuzzy Systems. 1993, Vol. 1, 13~17
- 7 Takagi T, Sugeno M. Fuzzy Identification of Systems and its Applications to Modeling and Control. IEEE Trans. on SMC, 1985, 15
- 8 Mandani E. Advances in the Linguistic Synthesis of Fuzzy Controllers. Int. J. Man-Machine Studies, 1976, 8, 669~678
- 9 Kitajima H, Hagiwara M. Generalized Fuzzy Inference Neural Network using SOFM. T. IEE Japan, Vol. 117-c, No. '97, 971~978
- 10 王士同. 模糊神经网络及其应用. 北京航空航天大学出版社, 1998
- 11 庄镇泉, 等. 神经网络与神经计算机. 科学出版社, 1990