

文章编号: 1001-0920(2001)06-0958-04

# 利用模糊神经网络实现数值信息 与语言信息的融合

荣莉莉, 王众托

(大连理工大学 系统工程研究所, 辽宁 大连 116024)

**摘 要:** 提出一种数值信息与语言信息融合的实现方法, 融合是通过一个模糊神经网络完成的。该方法可用于对既有语言型变量, 又有数值型变量的系统建立模型。实现融合的关键是对语言变量定义隶属函数。给出一种考虑决策者的偏好来描述语言变量的隶属函数的方法, 仿真结果验证了算法的有效性。

**关键词:** 融合; 语言变量; 模糊神经网络; 隶属函数

**中图分类号:** TP 18

**文献标识码:** A

## Realization of the Fusion of the Numerical and Linguistic Information Using a Fuzzy Neural Network

RON G Li-li, WAN G Zhong-tuo

(Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

**Abstract:** The problem on the fusion of the numerical information and the linguistic information is discussed. A method is presented to model the system, which has not only the numerical variable, but also the linguistic variable, such as the management systems, decision support systems etc. A four-layer fuzzy neural network is used to realize the fusion. The key point of the fusion is to define the membership function of the linguistic variable. A method of determining the membership function of the linguistic variable concern with the preference of the decision person is proposed. The simulation result shows the validity of the presented method.

**Key words:** fusion; linguistic variable; fuzzy neural network; membership function

## 1 引 言

近年来, 神经网络与模糊逻辑的融合系统——模糊神经网络, 在众多领域得到了广泛的应用。模糊神经网络能集成神经网络和模糊逻辑各自的优点, 并克服各自的缺点。神经网络擅长处理数值信息, 但不能处理语言信息; 对于样本数据较少, 或只提供了

一些类似于专家经验的语言信息的系统, 则不能得出较满意的结果。模糊逻辑能够处理如专家经验的语言信息, 模糊推理通过模糊规则来实现。通常, 模糊规则的获取主要依赖于专家的经验知识。专家的经验有时可获取, 有时不可获取, 这就需要从样本数据中获取模糊规则。

收稿日期: 2000-04-29; 修回日期: 2000-07-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(69604009); 国家自然科学基金重点项目(79630010)

作者简介: 荣莉莉(1964—), 女, 辽宁大连人, 副教授, 博士, 从事神经网络、模糊逻辑等方法的融合研究; 王众托(1928—), 男, 湖南平江人, 教授, 博士生导师, 从事系统工程、信息技术等研究。

利用模糊神经网络可从样本数据中获取模糊规则, 利用这些规则可以建立系统的模型。我们曾提出一种利用模糊神经网络直接从数字样本中获取模糊规则的算法, 用以建立一个两输入单输出系统的函数关系模型<sup>[1]</sup>, 以及多输入系统的函数关系模型<sup>[2,3]</sup>。这些系统中的变量均为数值型变量。

本文在上述工作的基础上, 研究将算法推广到既有数值型变量又有语言型变量的系统中, 提出一种数值信息与语言信息融合的实现方法。融合是通过一个模糊神经网络完成的, 融合的前提是对语言型变量定义隶属函数。我们提出一种考虑决策者的偏好来描述语言型变量隶属函数的方法。这样, 对语言变量的处理, 便与对数值变量的处理相一致。利用本文方法, 对于社会、经济系统等许多包含人为因素的系统, 可以建立其数学模型, 从而进行各种分析。

## 2 模糊规则的描述

模糊规则一般可表示为“ If...Then...”的形式, 可以写成

$$\text{If } x_1 \text{ is } A \text{ and } x_2 \text{ is } B, \text{ Then } y \text{ is } C$$

其中  $A, B, C$  是模糊集合, 表示相对应的变量的隶属函数。要描述一条规则, 关键问题是如何描述模糊集合  $A, B, C$ 。隶属函数的形状有许多, 以钟型为例, 论域  $X$  上的变量, 小(S)、中(M)、大(B) 的隶属函数可表示为

$$\begin{cases} S = \frac{1}{1 + e^{-w_{g1}(x - w_{c1})}} \\ M = \frac{1}{1 + e^{-w_{g2}(x - w_{c1})}} - \frac{1}{1 + e^{-w_{g3}(x - w_{c2})}} \\ B = \frac{1}{1 + e^{-w_{g4}(x - w_{c2})}} \end{cases} \quad (1)$$

其中, 相邻两个模糊集合交点处的  $x$  值  $w_{c_i}$  及该点处的斜率  $w_{g_i}$  是需要确定的参数。

对于数值型变量, 隶属函数的确定有多种方法<sup>[1,4]</sup>。

语言型变量, 如企业的效益好, 经济实力强等, 由于没有数值论域, 如何定义模糊集的隶属函数便成为问题。语言变量往往包含了人的主观因素, 即偏好。考虑到这种情况, 我们认为用可连续变化的函数表示语言型变量的隶属函数比较妥当。比如钟型函数, 可利用其斜率的不同来表示人们在主观上的差异, 而用直线型的隶属函数(如三角型的隶属函数)

则不太恰当。

现以语言型变量“经济实力”为例, 说明反映决策者偏好的隶属函数表示方法。假设对某一企业经济实力的描述分为 3 等: 强、中、弱, 利用式(1) 来表示这 3 个模糊集合。

### 2.1 参数 $w_{c_i}$ 的确定

用 3 个连续的整数 1, 2, 3 (或 2, 3, 4 或...) 代表弱、中、强的中心值, 即用“1”代表弱, “2”代表中, “3”代表强。这样, 式(1) 中的  $w_{c_i}$  就可确定为:  $w_{c1} = 1.5, w_{c2} = 2.5$ 。

### 2.2 参数 $w_{g_i}$ 的确定

$w_{g_i}$  代表了决策者的偏好, 即不同决策者对同一变量在感觉上的差异。我们给出一种反映这种差异的隶属函数的确定方法, 即通过向决策者提问的方式获得  $w_{g_i}$ 。

1) 如果你认为“ $x = \text{弱}$ ”相当于 1.0, 那么你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于多少? ( $a_1$ );

2) 如果你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于 1.0, 那么你认为“ $x = \text{弱}$ ”相当于多少? ( $a_2$ ); “ $x = \text{强}$ ”相当于多少? ( $a_3$ );

3) 如果你认为“ $x = \text{强}$ ”相当于 1.0, 那么你认为“ $x = \text{中}$ ”相当于多少? ( $a_4$ )。

请决策者回答上述 4 个问题相对应的参数  $a_1 \sim a_4$ 。通过决策者回答的  $a_1 \sim a_4$ , 便可确定  $w_{g1} \sim w_{g4}$ , 即

$$\begin{cases} w_{g1} = -2 \ln(1/a_2 - 1) \\ w_{g2} = 2 \ln(1/a_1 - 1) \\ w_{g3} = 2 \ln(1/a_4 - 1) \\ w_{g4} = 2 \ln(1/a_3 - 1) \end{cases} \quad (2)$$

不同的回答会得到不同的  $w_{g_i}$  值, 利用这些值, 可得出不同的隶属函数形状, 这也反映了人们不同的偏好程度。例如, 若决策者的回答是:  $a_1 = 0.05$ ,  $a_2 = 0.05$ ,  $a_3 = 0.07$ ,  $a_4 = 0.07$ , 则可计算出

$$w_{g1} = -5.89, \quad w_{g2} = 5.89$$

$$w_{g3} = w_{g4} = 5.17$$

根据这些值, 可得到符合其偏好的隶属函数的描述如图 1 所示。

## 3 融合方法的实现

关于融合的概念, 人们并不陌生, 如数据融合、信息融合等。这里所说的融合有两层含义: 一是指神经网络与模糊逻辑的融合; 二是指数值型变量与语

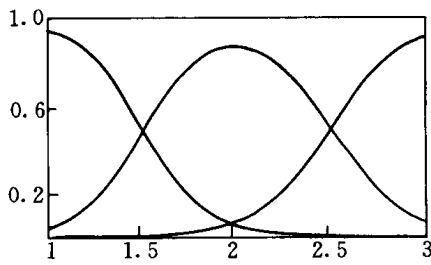


图1 基于偏好的隶属函数

言型变量的融合。我们提出的模糊神经网络模型<sup>[4]</sup>，可以实现神经网络与模糊逻辑的融合。利用该网络，既可提取模糊规则，实现模糊推理，又可象神经网络一样进行学习，调整系统的参数。数值型变量与语言型变量的融合，是指在系统的输入输出变量中，既有数值型变量，又有语言型变量，如何对这样的系统建立模型。而既能处理数值变量，又能处理语言变量，这正是模糊神经网络的优势。要实现这一层次的融合，关键是如何处理语言变量。利用上节提出的语言变量的隶属函数的描述，采用模糊神经网络，便可实现这两层意义上的融合。图2给出了实现融合的模糊神经网络模型。

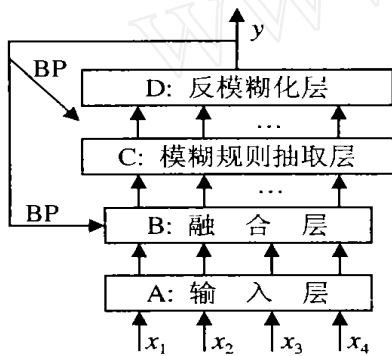


图2 用于数据融合的模糊神经网络

假设某系统有4个输入  $x_1, x_2, x_3, x_4$ ，一个输出  $y$ ，其中既有数值变量，又有语言变量。该网络分为4层：A层为输入层；B层为模糊化层，由于要对两类变量进行模糊化，所以该层又可称为融合层；经过B层的隶属函数计算后，在C层抽出系统的模糊规则；D层实现反模糊化，得到系统的输出。系统的参数通过BP算法进行调整。模糊规则的抽取、规则的动态筛选以及网络的学习方法参见文献[3]。

### 4 仿真实证

为了验证算法的有效性，我们利用图2来建立预测GNP的模型。系统的输入取4个变量： $x_1, x_2, x_3, x_4$ ，分别表示工业构成百分比、农业构成百分比、

平均寿命和文盲率。输出变量  $y$  代表GNP值。每个输入变量划分为3个模糊等级：“低(S)”、“中(M)”、“高(L)”。因此，图2中A层有4个节点，B层有12个节点，C层有81个节点(对应于81条规则)，D层有一个节点。输出变量与文献[3]相同，分为4等：“低(L)”、“中低(ML)”、“中高(MH)”和“高(H)”。所用的一组数值型数据取自文献[5]。

为了比较，进行了两种情况的仿真：

第1种情况：利用所选择的原始数据(所有输入输出变量都是数值型数据)建立模型。表1列出了这种情况下抽取出的13条规则。

表1 从数值变量中抽取的模糊规则

| IF Part |       |       |       | THEN Part(Count/Degrule) |        |        |        |
|---------|-------|-------|-------|--------------------------|--------|--------|--------|
| $x_1$   | $x_2$ | $x_3$ | $x_4$ | L                        | ML     | MH     | H      |
| S       | S     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 1/0 54 |
| S       | M     | M     | S     | 0                        | 1/0 21 | 0      | 0      |
| S       | M     | M     | M     | 0                        | 1/0 17 | 0      | 0      |
| S       | M     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 4/0 64 |
| S       | L     | S     | M     | 0                        | 1/0 56 | 0      | 0      |
| S       | L     | M     | S     | 0                        | 2/0 34 | 0      | 0      |
| S       | L     | M     | M     | 0                        | 1/0 11 | 1/0 22 | 0      |
| S       | L     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 2/0 66 |
| M       | M     | S     | M     | 0                        | 1/0 43 | 0      | 0      |
| M       | M     | S     | L     | 3/0 56                   | 0      | 0      | 0      |
| M       | M     | M     | S     | 0                        | 1/0 25 | 0      | 0      |
| M       | M     | M     | L     | 0                        | 1/0 33 | 0      | 0      |
| L       | S     | S     | M     | 1/0 78                   | 0      | 0      | 0      |

第2种情况：将原始数据中的平均寿命( $x_3$ )与文盲率( $x_4$ )按如下方法化为语言型变量：对于  $x_3$ ，小于60为低，高于70为高，在60~70之间则为中。对于  $x_4$ ，小于10%为低，高于40%为高，在10%~40%之间则为中。这样，在系统的样本数据中，输入有两个数值型变量，两个语言型变量。按第2节的方法确定  $x_3$  和  $x_4$  的隶属函数。表2列出了这种情况下从数值变量与语言变量中抽取出的13条规则。比较表1与表2可见，这13条规则是相同的。

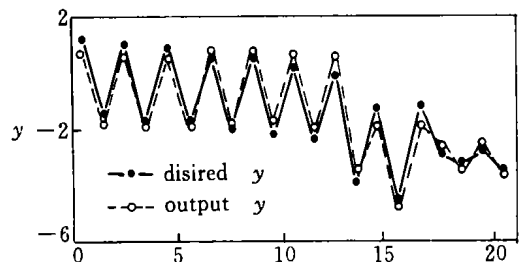


图3 学习后系统的输出  $y$

利用这些规则，建立如图2所示的模糊神经网络模型，并对该网络进行训练。图3给出了学习后的

输出曲线(GNP 值)与实际值的比较。

表 2 从数值及语言变量中抽取的模糊规则

| IF Part |       |       |       | THEN Part(Count/Degrule) |        |        |        |
|---------|-------|-------|-------|--------------------------|--------|--------|--------|
| $x_1$   | $x_2$ | $x_3$ | $x_4$ | L                        | ML     | MH     | H      |
| S       | S     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 1/0 84 |
| S       | M     | M     | S     | 0                        | 1/0 46 | 0      | 0      |
| S       | M     | M     | M     | 0                        | 1/0 41 | 0      | 0      |
| S       | M     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 4/0 87 |
| S       | L     | S     | M     | 0                        | 1/0 77 | 0      | 0      |
| S       | L     | M     | S     | 0                        | 2/0 64 | 0      | 0      |
| S       | L     | M     | M     | 0                        | 1/0 30 | 1/0 56 | 0      |
| S       | L     | L     | S     | 0                        | 0      | 0      | 2/0 81 |
| M       | M     | S     | M     | 0                        | 1/0 83 | 0      | 0      |
| M       | M     | S     | L     | 3/0 84                   | 0      | 0      | 0      |
| M       | M     | M     | S     | 0                        | 1/0 56 | 0      | 0      |
| M       | M     | M     | L     | 0                        | 1/0 67 | 0      | 0      |
| L       | S     | S     | M     | 1/0 91                   | 0      | 0      | 0      |

## 5 结 论

本文提出一种数值信息与语言信息融合的实现方法。融合是通过一个 4 层的模糊神经网络完成的。文中提出一种考虑决策者的偏好来描述语言变量的隶属函数的方法。这样,对语言变量的处理,便与对

数值变量的处理相一致。通过一个模糊神经网络实现了这两种变量的融合。仿真实例给出了具有混合变量与纯数值变量的系统的模型建立情况,结果显示了二者的相似性。

### 参考文献:

- [1] L L Rong, Z T Wang. An algorithm of extracting fuzzy rules directly from numerical examples by using FNN [A]. Proc of the 1996 IEEE Int Conf on Syst, Man and Cyb[C]. Beijing, 1996. 1067-1072
- [2] L L Rong, Z T Wang. Using fuzzy neural network to build the model of the relationship between the GNP and the structure of industry[A]. Proc of 97 Int Conf on Manag Sci and Eng[C]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 1997. 79-83
- [3] 荣莉莉,王众托. 用模糊神经网络建立 GNP 与产业结构的关系模型[J]. 大连理工大学学报, 1999, 39(1): 114-119
- [4] 窦振中. 模糊逻辑控制技术及其应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1995. 35-47
- [5] 世界银行. 1996 年世界发展报告[M]. 北京: 中国财政经济出版社, 1996

(上接第 957 页)

- [3] 高金锋, 罗先觉, 马西奎, 等. 控制与同步连续时间混沌系统的非线性反馈方法[J]. 物理学报, 1999, 48(9): 1618-1627.
- [4] Giuseppe Grassi, Saverio Mascolo. Nonlinear observer design to synchronize hyperchaotic systems via a scalar signal[J]. IEEE Trans Circ Syst - I, 1997, 44(10): 1011-1014
- [5] Shui-sheng Qiu. A cell model of chaotic attractor[A]. IEEE ISCAS '97[C]. Hong Kong, 1997. 1033-1036
- [6] Shui-sheng Qiu. Refined and extended description of the cell model of chaotic attractors-Part I: Theory [J]. J South China Univ, 2000, 28(12): 18-23
- [7] 钟晓旭. 混沌吸引子周期轨道的仿真研究[J]. 暨南大学学报, 1998, 19(1): 88-92
- [8] D Auerbach, P Cvitanovic, J Eckmann *et al*. Exploring chaotic motion through periodic orbits[J]. Phys Rev Lett, 1987, 58(23): 2387-2389
- [9] T Matsumoto L, O Chua, K Kobayashi. Hyperchaos: Laboratory experiment and numerical confirmation[J]. IEEE Trans Circ Syst, 1986, 33(11): 1143-1147.
- [10] 周小安, 丘水生, 陈艳峰. 超混沌系统的一种同步方法[J]. 电路与系统学报, 1999, 4(4): 74-77.