

模糊神经网络在非线性短期负荷预测中的应用

杨奎河^{1,2}, 王宝树¹, 赵玲玲²

(1. 西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071; 2. 河北科技大学 信息科学与工程学院, 河北 石家庄 050054)

摘要: 为提高负荷预测精度, 提出了一种新的 4 层模糊神经网络短期负荷预测模型. 该模型将模糊逻辑和神经网络的长处融合在一起, 使模糊推理和解模糊均通过神经网络来实现. 选取的隶属函数使神经网络权值有一定的知识表示意义, 并通过模糊化层将输入特征量转化为模糊量. 在模糊推理层提出了两种不同的算法来完成模糊推理, 然后从中确定出模糊取小算法预测效果更好. 最后在输出层通过适当的解模糊得到确切的预测输出值. 仿真结果表明了该方法的有效性.

关键词: 非线性; 负荷预测; 隶属函数; 模糊神经网络

中图分类号: TM715 **文献标识码:** A

Application of fuzzy neural networks in nonlinear short-term load forecasting

YANG Kui-he^{1,2}, WANG Bao-shu¹, ZHAO Ling-ling²

(1. College of Computer Science and Engineering, Xidian University, Xi'an Shanxi 710071, China;

2. College of Information Science and Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang Hebei 050054, China)

Abstract: In order to enhance the load forecasting precision, a short-term load forecasting model based on four layers fuzzy neural networks is presented. By fusing the strong points of fuzzy logic and neural networks, the fuzzy inference and defuzzification of this model were both realized by neural networks. The selected membership function made neural network weight values have definite knowledge meaning, and the input characteristic variables were translated into fuzzy variables by fuzzy layer. On the fuzzy inference layer, two different fuzzy inference algorithms were put forward to accomplish the fuzzy inference, and it was confirmed that the fuzzy which had got smaller inference algorithm could achieve better forecasting effect. Finally, the reliable forecasting output values were gained by proper defuzzification on the output layer. The simulation results showed the validity of this method.

Key words: nonlinear; load forecasting; membership function; fuzzy neural networks

1 引言 (Introduction)

电力负荷变化受天气情况等因素的强烈影响, 存在大量非线性关系, 其规律很难用一个显式的数学公式予以表示. 神经网络可以逼近任意非线性函数, 近年来应用于短期负荷预报获得了一定的成果^[1,2]. 神经网络具有分布式并行处理和自学习机制, 可以通过训练来学习给定的经验, 并据此生成映射规则, 但是这些规则在网络是隐含而无法直接理解的. 模糊逻辑系统适用于处理不确定性、不精确性及噪声引起的问题, 模糊逻辑和神经网络的结合能发挥各自的优势, 克服各自的不足. 不同的模糊神经网络预测模型对负荷预测的准确性各不相同^[3,4]. 本文中结合电力系统短期负荷预测的具体特点, 建

立了一种新的模糊神经网络短期负荷预测模型, 采用两种不同的算法来完成模糊推理, 取得了较好的预测效果.

2 预测模型设计 (Forecasting model design)

反向传播算法 (BP 算法) 是神经网络的一种有效学习算法^[5]. 神经网络可以通过训练来学习给定的经验, 但是生成的映射规则却无法直接理解. 模糊推理是以模糊判断为前提, 运用模糊语言规则推出一个新的模糊判断结论. 要构成模糊逻辑系统, 就必须首先知道整个系统的物理特性, 然后定义一系列的规则, 用 If-Then 形式表示出来. 一般而言, 当一个模糊系统有 20 个以上的规则时, 人的智力要对所有的因果关系进行理解就有困难, 而且往往因为对象

系统太复杂,从而无法定出所需的规则.本文中建立的非线性负荷预测模型把模糊逻辑和神经网络有机结合起来,该模型具有一个4层的神经网络结构,模糊推理和解模糊通过神经网络完成和实现,神经网络的权有一定的知识表示意义,便于理解和分析.由于短期负荷预测的最终结果是一个预测值,所以本文中建立了一个多输入单输出非全连接模糊神经网络模型,如图1所示.

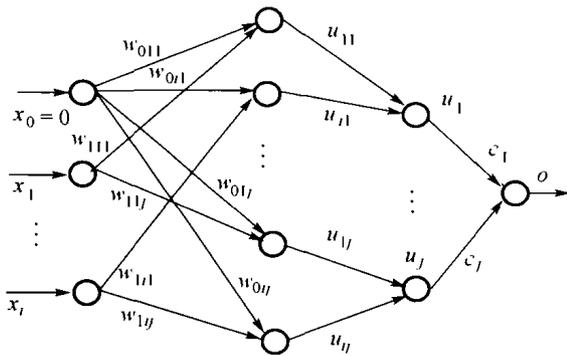


图1 模糊神经网络预测模型

Fig. 1 Forecasting model of fuzzy neural networks

第一层为输入层,设有 N 个输入特征量 $x_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 考虑到输入量 $x_0 = 1$, 那么该层有 $N + 1$ 个神经元节点.

第二层为模糊化层,我们选钟形函数作为该层节点的传递函数,即

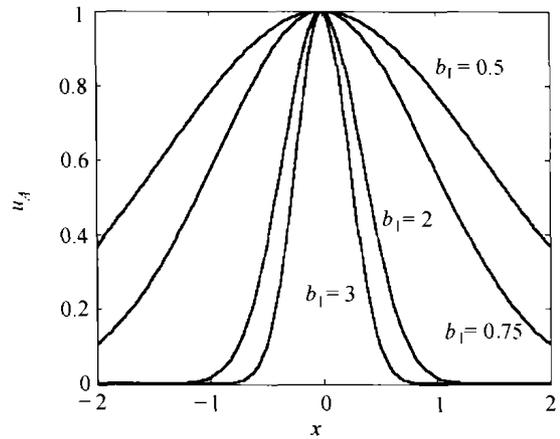
$$u_A(x) = e^{-(b_1 x + b_0)^2} \tag{1}$$

函数 $u_A(x)$ 连续、可微,满足神经网络学习算法的要求,式中 b_0 和 b_1 对 $u_A(x)$ 的影响如图2所示.

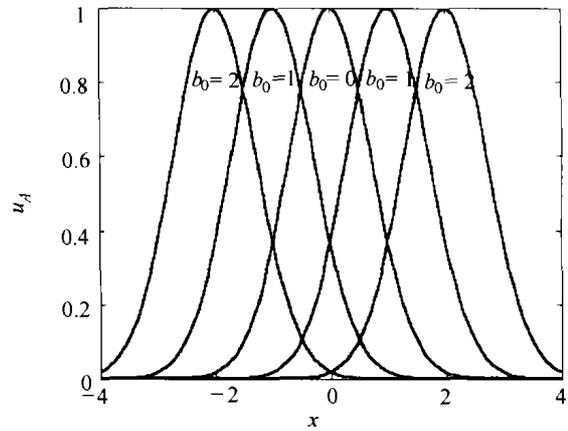
从图2可知 b_1 的变化主要影响 $u_A(x)$ 的坡度大小, $u_A(x)$ 的坡度随 b_1 的变化而变化. b_0 的变化主要影响 $u_A(x)$ 的中心值. 随着 b_0 取值的不同, $u_A(x)$ 的取值有所偏移. 由于中心值的偏移, $u_A(x)$ 很容易表示大、中、小等模糊概念. 通过改变和调整 b_0 和 b_1 , 就可以改变和调整该函数.

在该模型中, b_0 和 b_1 分别由 w_{0ij} 和 $w_{1ij} (i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, R)$ 来实现,其中 w_{0ij} 为输入层 x_0 节点与模糊化层第 j 组第 i 个节点的连接权; w_{1ij} 为输入层 x_i 节点与模糊化层第 j 组第 i 个节点的连接权; 每个节点的传递函数代表了一个输入变量的隶属函数,通过该隶属函数可将输入负荷值的精确量转化为模糊量. 用 $u_{ij}(x_i)$ 表示输入变量 x_i 符合第 j 条规则的隶属度,则模糊化层各节点的输出为

$$u_{ij}(x_i) = e^{-(w_{1ij} x_i + w_{0ij})^2} \tag{2}$$



(a) $b_0 = 0$



(b) $b_1 = 0$

图2 b_0 和 b_1 对 $u_A(x)$ 的影响

Fig. 2 Effect of b_0 and b_1 to $u_A(x)$

这样,神经网络的传递函数和模糊变量的隶属函数作到了有机的统一.经过神经网络的训练学习,网络连接权值 w_{1ij} 和 w_{0ij} 可以调整到适当的值.同时,我们取该函数为电力负荷变量 x_i 的隶属函数,对 x_i 进行模糊化运算.该函数的形状和常见的三角形和梯形隶属函数形状相似,并可根据电力负荷变化具有非线性的特点由神经网络进行调整.因为电力负荷变量 x_i 的隶属函数是通过神经网络的学习得到,对于不同的电力负荷输入值 x_i ,其隶属函数的形状是不同的,由于中心值的偏移和形状的改变, $u_{ij}(x_i)$ 很容易表示电力负荷具有非线性特性的大、中、小等模糊概念.经过网络的多次反复训练学习,由 w_{1ij} 和 w_{0ij} 确定的隶属函数 $u_{ij}(x_i)$ 反映了电力负荷变量 x_i 和 $u_{ij}(x_i)$ 内在的隶属关系,很好地对电力负荷 x_i 进行了模糊化运算.

第三层为模糊推理层,其节点的个数等于模糊规则数 R . 各节点的输出为模糊推理输出 $u_j = f(\text{net}_j) = \text{net}_j$. 本文中将在后面对求 u_j 值的推理算法进行讨论和比较.

由于影响未来负荷的特征量与预报负荷之间的关系很复杂,很难找出诸如 "If x is A , Then y is B "

之类的显示规则,即使能找到此类规则,随着实际电力系统条件的变化,规则误差可能很大或与实际情况相反.因此,本文中采用了如下的隐规则形式,如第 j 条的规则为

If x_1 is u_{1j} ... and x_i is u_{ij} and ... and x_N is u_{Nj}

Then u_j is c_j .

上式中, c_j 为与规则相符的输出变量取得隶属函数中心值的值.在此网络中,用推理层与输出层之间的连接权 $c = \{c_j\}$ 来表示.

第四层为输出层,又称解模糊层,激活函数取为 $f(\text{net}) = \text{net}$, 加权得到网络输出解模糊为

$$\delta = \sum_{j=1}^R c_j u_j. \quad (3)$$

3 模糊推理算法的选取 (Selecting fuzzy inference algorithm)

模糊推理算法为模糊神经网络模型的一个重要组成部分^[6],首先采用模糊求和推理算法,即模糊推理层各节点的输出为该节点所对应的模糊化层各节点隶属度之和

$$u_j(x_1, x_2, \dots, x_N) = \sum_{i=1}^N u_{ij}(x_i). \quad (4)$$

基于 BP 算法,对于权值 c_j 值,其权值修改量有

$$\Delta c_j \propto - \frac{\partial E_p}{\partial c_j}. \quad (5)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial c_j} &= \frac{\partial (\frac{1}{2} \sum_{j=1}^R (o_{pj}^d - \delta_{pj})^2)}{\partial c_j} = \\ &= - (o_p^d - \delta_p) \frac{\partial \delta_p}{\partial c_j} = \\ &= - (o_p^d - \delta_p) \frac{\partial (\sum_{j=1}^R c_j u_j)}{\partial c_j} = \\ &= - (o_p^d - \delta_p) u_j. \end{aligned} \quad (6)$$

令 $\delta = o_p^d - \delta_p$, 引入学习速率 η_1 , 则有

$$\Delta c_j = \eta_1 \delta u_j. \quad (7)$$

对于 w_{0ij} , 根据 BP 算法,其修正量 Δw_{0ij} 为

$$\Delta w_{0ij} \propto - \frac{\partial E_p}{\partial w_{0ij}}. \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_p}{\partial w_{0ij}} &= - \delta \frac{\partial \delta_p}{\partial w_{0ij}} = \\ &= - \delta \frac{\partial (\sum_{j=1}^R (c_j \cdot \sum_{i=1}^N u_{ij}(x_i)))}{\partial w_{0ij}} = \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= - \delta \frac{\partial \sum_{j=1}^R (c_j \cdot \sum_{i=1}^N e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2})}{\partial w_{0ij}} = \\ &= 2\delta c_j (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2}. \end{aligned} \quad (9)$$

引入学习速率 η_2 , 则权值 w_{0ij} 的修正量为

$$\begin{aligned} \Delta w_{0ij} &= - 2\eta_2 \delta c_j (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2} = \\ &= - 2\eta_2 \delta c_j (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) u_j. \end{aligned} \quad (10)$$

同理,可求得

$$\begin{aligned} \Delta w_{1ij} &= - 2\eta_3 \delta c_j x_i (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2} = \\ &= - 2\eta_3 \delta c_j x_i (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) u_j. \end{aligned} \quad (11)$$

模糊推理算法同样可以采用模糊取小推理算法,即模糊推理层各节点的输出由规则各前件的隶属度取小得到,为

$$u_j(x_1, x_2, \dots, x_N) = \bigwedge_{i=1}^N u_{ij}(x_i). \quad (12)$$

其权值的修改量 $\Delta c_j, \Delta w_{0ij}$ 和 Δw_{1ij} 可同理求得为

$$\Delta c_j = \eta_1 \delta u_j, \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{0ij} &= - 2\eta_2 \delta c_j (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) \cdot \bigwedge_{i=1}^N e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2} = \\ &= - 2\eta_2 \delta c_j (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) u_j, \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \Delta w_{1ij} &= - 2\eta_3 \delta c_j x_i (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) \cdot \bigwedge_{i=1}^N e^{-(w_{1ij}x_i + w_{0ij})^2} = \\ &= - 2\eta_3 \delta c_j x_i (w_{1ij}x_i + w_{0ij}) u_j. \end{aligned} \quad (15)$$

这个模型的学习过程采用反向传播算法,由输入数据的正向传播和误差反向传播组成.在正向传播过程中,输入信号从输入层开始逐层处理,并传向输出层.如果在输出层不能得到期望的输出,则转向反向传播,通过修改各层神经元的权值,使得误差信号最小.

4 仿真结果 (Simulation results)

本文中主要研究对未来一日小时负荷的预测,根据电力负荷具有日周期和周周期的特点,其预测模型和特征输入量样本集可以表示为

$$\begin{aligned} x(t) &= f(x(t-23), x(t-24), x(t-25), \\ &= x(t-48), x(t-24 \times 7), T_1, T_2). \end{aligned}$$

其中 $x(t)$ 为 t 时刻的预测值, $x(t-k)$ 为 t 时刻前 k 个小时的负荷值. T_1, T_2 为预测日最高温度和最低温度,网络共选择了 7 个参数作为神经网络的特征输入量.用两种预测模型对第二天每小时的负荷进行预测:

1) 选用含有一个隐层的 3 层前馈神经网络作为预测模型,结构为 7-14-1,即输入层有 7 个节点,隐含层有 14 个节点,在此只预测一个整点负荷,

所以只有一个输出节点,神经网络的训练算法都采用BP算法。

2) 选择本文中建立的模糊神经网络作为预测模型。模糊推理算法分别采用模糊求和推理算法和模糊取小推理算法。在该模型中,规则数的变化将影响模糊推理和网络结构,规则数越多,模糊划分越细,网络性能就越好,同时训练时间有所增加。但是当规则数达到一定数值之后,再增加规则数,预测误差减少不明显,而训练时间明显增加,因而应综合考虑规则数。设 N 为选择的神经网络特征输入量参数个数,经大量试验,得到下面的经验公式

$$\text{当 } N \text{ 是偶数时, } R = \frac{3}{2}N + 1.$$

$$\text{当 } N \text{ 是奇数时, } R = \frac{3}{2}(N + 1).$$

因本文中 $N = 7$,所以该模型的规则数 $R = 12$ 。

从预测日前2个月的历史负荷数据中选取样本来训练网络,学习速率均取为0.3,训练次数均为5000次,然后预测河北省石家庄地区电网2000年6月21日的负荷,结果如表1所示。

表1 预测误差
Table 1 Forecasting errors

时间/h	模型 1/%	模型 2/%	
		模糊求和	模糊取小
0	2.23	1.26	0.36
1	1.09	-2.36	-0.45
2	-0.98	1.21	1.12
3	2.45	1.28	-0.12
4	-3.20	-0.62	-1.20
5	-1.91	1.23	0.31
6	2.27	-0.45	-2.35
7	-2.44	-0.15	0.07
8	2.01	3.01	-2.08
9	-1.18	-1.40	1.09
10	2.01	0.89	-1.15
11	-3.07	-0.36	-1.61
12	2.26	-1.33	0.37
13	0.12	0.27	2.27
14	-0.67	0.54	0.65
15	4.12	-1.52	-0.30
16	-2.88	2.01	-1.27
17	2.07	-0.36	1.21
18	0.05	-1.95	0.03
19	-3.67	0.47	-1.28
20	-2.11	-1.01	1.32
21	1.41	1.25	-1.05
22	-0.85	-0.80	0.69
23	3.24	1.03	0.52

预测负荷的平均绝对值百分比误差 MAPE 定义为

$$\text{MAPE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|L_A^i - L_F^i|}{L_A^i} \times 100\%.$$

其中 L_A^i 是 i 时刻的实际负荷, L_F^i 是 i 时刻的预测负荷。用上式可计算出模型 1 的 MAPE 为 2.01%, 模

型 2 中模糊求和与模糊取小两种推理算法的 MAPE 分别为 1.12% 和 0.95%, 可以看出在同样的学习率、训练次数和输入变量的情况下,模型 2 的预测误差明显小于模型 1, 模型 2 中模糊取小推理算法预测误差又小于模糊求和推理算法。

5 结论(Conclusion)

本文中提出的模糊神经网络预测模型将具备模糊数据处理能力的模糊理论与擅长拟合非线性映射的神经网络方法有机地结合起来,对该模型采用两种不同的模糊推理算法进行负荷预测,并与传统的 BP 算法预测模型进行了比较。算例表明本文中所采用的预测模型较好地解决了常规 BP 算法收敛性差,预测精度低的缺陷,训练是成功的,该模型具有较好的预测性能;两种推理算法中,模糊取小算法的预测误差最小,预测效果更好。

参考文献(References):

- [1] VILA J P, WAGNER V, NEVEU P. Bayesian nonlinear model selection and neural networks: A conjugate prior approach [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2000, 11(2): 265 - 278.
- [2] ALFUHAID A S, ELSAYED M A, MAHMOUD M S. Cascaded artificial neural networks for short-term load forecasting [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 1997, 12(4): 1524 - 1529.
- [3] KASSAEI H R, KEYHANI A, WOUNG T. A hybrid fuzzy neural network bus load modeling and predication [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 1999, 14(2): 718 - 724.
- [4] KIM K H, YOUN H S, KANG Y C. Short-term load forecasting for special days in anomalous load conditions using neural networks and fuzzy inference method [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2000, 15(2): 559 - 565.
- [5] SENJYU T, TAKARA H, FUNABASHI T. One-hour-ahead load forecasting using neural network [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2002, 17(1): 113 - 118.
- [6] 董良. 基于模糊神经网络的短期电力负荷预报[D]. 北京: 北京科技大学, 1997.
(DONG Liang. *Short-term power load forecasting based on fuzzy neural networks* [D]. Beijing: Beijing University of Science and Technology, 1997.)
- [7] SRINIVASAN D, TAN S S, CHANG C S. Parallel neural network-fuzzy expert system strategy for short-term load forecasting [J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 1999, 14(3): 1100 - 1106.

作者简介:

杨奎河 (1966 —), 男, 河北科技大学计算机系主任, 副教授, 西安电子科技大学博士研究生, 主要研究方向为模糊神经网络、智能控制等, 已发表论文 40 余篇, Email: ykh@hebest.edu.cn;

王宝树 (1946 —), 男, 西安电子科技大学计算机学院院长, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机控制技术、多传感器数据融合等;

赵玲玲 (1967 —), 女, 副教授, 主要研究方向为计算机控制技术和电力系统运行等。