

文章编号: 1005-0523(2010)02-0008-05

基于模糊神经网络的拉索耐久性评价模型

刘旭政¹, 张春荣², 陈水生¹

(1. 华东交通大学 铁路环境振动与噪声教育部工程研究中心, 江西 南昌 330013; 2. 江西省交通设计院, 江西 南昌 330002)

摘要: 将模糊理论与神经网络技术相结合, 建立了基于模糊神经网络的拉索耐久性评价模型; 网络训练采用改进的梯度下降动量 BP 算法, 经过 265 次学习, 确定了网络各层参数值, 得到了网络的收敛解; 最后通过 5 个校验样本验证了拉索耐久性模型的正确性。研究表明: 拉索构件的耐久性评价指标分为拉索索力、锚固系统、拉索保护层、减震装置 4 种; 采用动态 BP 算法对网络进行计算时, 网络的收敛速度优于常用的 BP 算法; 训练好的模糊神经网络很好地获得并储存了评价专家的知识、经验和判断, 可将网络应用于拉索构件的耐久性评价。

关键词: 桥梁工程; 拉索; 模糊神经网络; 耐久性评价; 评价指标

中图分类号: U446.3

文献标识码: A

我国在役的大跨度桥梁主要桥型有斜拉桥、钢管混凝土拱桥、悬索桥结构。这些大跨度结构中, 拉索构件都起到了将主梁及桥面荷载传递到其他受力构件(主塔、主缆、拱圈)的重要作用。然而, 拉索构件在使用过程中受环境侵蚀、材料老化、荷载效应及交通量变化等因素耦合作用, 不可避免的导致结构损伤累积和承载力下降。这些损伤在某些极端情况下甚至会发生结构突然破坏倒塌的灾难性事故, 例如 2001 年四川宜宾南门大桥桥面断裂坍塌, 不仅造成重大人员伤亡和经济损失, 而且产生极坏的社会影响^[1]。

各国学者对于拉索构件的耐久性问题开展了一系列的研究。胡熊等人引入模糊理论和神经网络技术开发了大型斜拉桥安全性与耐久性综合评价系统^[2]; 刘沐宇, 袁卫国把模糊理论与人工神经网络技术结合起来应用于大跨度钢管混凝土拱桥的安全性评价, 建立了一种基于三层神经元的多用途量化模糊神经网络评价模型^[3]; 尚鑫, 徐岳引用灰色加权关联分析和灰色变权聚类分析的概念, 对斜拉桥某索面索力安全性进行整体评价^[4]。目前基于模糊神经网络的拉索构件耐久性评价的研究几乎没有, 针对这一现状, 本文引入模糊理论与神经网络技术, 提出了一种基于模糊神经网络的拉索耐久性评价模型^[5,6]。研究结果为科学准确地评价大跨度桥梁整体结构状态奠定了基础, 从而为保障大跨度桥梁结构体系的安全运营提供了科学依据。

1 模糊神经网络

根据评价对象的特点确定所有的评价指标。拉索的耐久性评价指标共有 4 个, 分别为拉索索力、锚固系统、拉索保护层、减震装置。建立拉索耐久性评价的模糊神经网络模型如图 1。第 1 层是输入层, 它的每一个节点代表一个输入变量(评价指标), 共有 4 个节点; 第 2 层是量化输入层, 作用是将输入变量模糊化, 使其成为 BP 神经网络的输入层, 该层共有 20 个节点; 第 3 层为 BP 网络的隐含层, 其作用为实现输入变量模糊值到输出变量模糊值之间的映射(虚线框内为 BP 神经网络), 根据 Kolmogorov 定理^[7], 由于量化输入层有 20 个节点, 则该层共有 41 个节点; 第 4 层为量化输出层, 其输出是模糊化数值; 第 5 层是反模糊

收稿日期: 2009-12-13

基金项目: 江西省自然科学基金(2007GZC0855); 江西省教育厅科学技术研究项目(GJJ-09143)

作者简介: 刘旭政(1980-), 男, 博士, 研究方向为桥梁结构安全评价。

化层,依据一定的反模糊化原则,实现输出的清晰化。由以上5层模糊神经网络具有很强的学习能力。

4个评价指标分别用 $X_1 \sim X_4$ 表示。4个评价指标中有定性描述和定量描述两种,为了准确的评价PC斜拉桥的安全性,所有评价指标均采用定量描述。拉索索力评价指标 $X_1 = 100 \times |N - [N]|/[N]$,其中 N 为实测拉索索力, $[N]$ 为理论拉索索力;评价指标 $X_2 \sim X_4$ 按满分100分评分,其得分为该指标的分值。图1中 μ_{ij} 为第 i 个评价指标的 j 个模糊化值。

2 网络训练

BP算法是目前神经网络中使用最多的算法,据统计,80%~90%的神经网络模型采用了BP网络或者它的变化形式。虽然BP网络得到了广泛的应用,但其自身也存在一些缺陷和不足,主要包括几个方面的问题。首先,由于学习速率是固定的,因此,网络的收敛速度慢,需要较长的训练时间。对于一些复杂的问题,BP算法所需的训练时间可能会非常长。其次,BP算法可以使权值收敛到某个值,但并不能保证其为误差平面的全局最小值,这是因为采用梯度下降法可能会产生一个局部最小值。

拉索模块网络的训练中采用改进梯度下降动量BP算法,网络误差函数 E_p 为

$$E = \sum_{i=1}^T E_p, E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (Y_k - y_k)^2 \quad (1)$$

式中: y 为实际输出; Y 为理想输出; T 为训练样本个数; M 为网络层数(不包括输入层)。

输出层权值的加权调节公式^[8]:

$$\omega_{jk}(n+1) = \omega_{jk}(n) + \eta \Delta \omega_{jk} + \alpha (\omega_{jk}(n) - \omega_{jk}(n-1)) \quad (2)$$

式中: ω_{jk} 为输入层至中间层的连接权值; $\Delta \omega_{jk} = \pi_j (Y_k - y_k) / \sum \pi_j$; n 为迭代次数; η 为学习速率; α 为冲量系数。

3 学习样本

斜拉索耐久性模块中,为使样本较全面的覆盖各种评价情况,在各评价指标向量范围内均匀取值,由计算机自动赋值生成40组样本。将其中35组样本作为学习样本输出网络进行训练。学习样本的评价结果采用专家评分确定,即由多位专家给出各评价指标的权值,然后将各指标折算成百分制分数再与权值相乘,将得出的分数分为优、良、中、差、劣5等,即得出专家的评价结果。样本输入、输出见表1。其中,由多位专家采用专家评分法给出的拉索模块各评价指标的权值向量为

$$\omega = [0.373, 0.411, 0.106, 0.110]$$

对输入的4项评价指标模糊化,隶属函数采用高斯函数,其定义为

$$\mu(x_i) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2} \quad (3)$$

式中: μ_i 是隶属函数的中心; σ_i 决定隶属函数的宽度。

μ_i 的确定采用 K 均值聚类算法确定,即,将所有样本的各评价指标按照 K 均值聚类算法分为优、良、中、差、劣5等。该项评价指标分为优等的所有样本的均值即为该指标优等的 μ_i 取值;该指标优等的隶属函数宽度 σ_i 取值

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n} (x_i - \mu_i)^2} \quad (4)$$

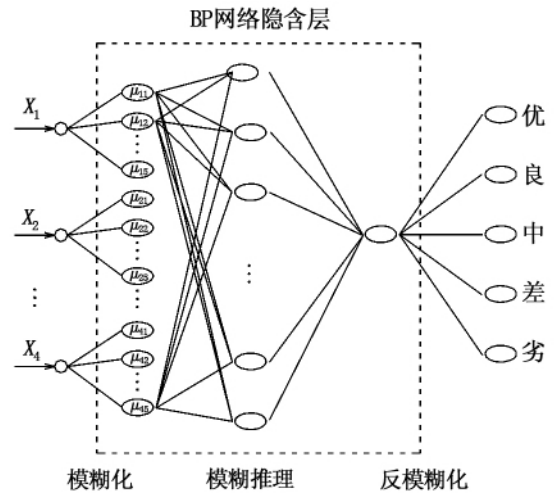


图1 拉索耐久性模糊神经网络模型

应该注意的是,当该聚类只有一个样本时, $\sigma_i=0$,为满足高斯函数参数的数学定义,这时取 $\sigma=E^{-5}$ 。
拉索评价模块中各评价指标隶属度函数见图 2 所示。

表 1 网络样本训练数据

样本	拉索索力 /%	锚固系统 /分	拉索保护 层/分	减震设施 /分	评价结果	样本	拉索索力 /%	锚固系统 /分	拉索保护 层/分	减震设施 /分	评价结果
1	2.34	78	80	77	中	19	1.61	81	79	75	良
2	0.46	79	91	90	良	20	1.43	78	74	78	良
3	1.65	65	92	88	中	21	1.79	94	91	88	良
4	0.35	77	70	75	良	22	1.32	75	75	81	良
5	3.56	63	83	73	差	23	2.74	70	71	75	中
6	0.75	82	88	85	良	24	1.70	82	74	74	良
7	3.36	70	83	79	中	25	1.83	81	75	90	良
8	0.16	77	66	92	良	26	1.70	77	85	73	中
9	7.64	80	72	70	劣	27	1.70	75	68	80	中
10	0.99	95	74	79	良	28	0.74	79	92	97	中
11	6.45	65	84	69	劣	29	1.38	62	73	80	中
12	2.38	75	81	85	中	30	0.03	82	90	81	良
13	6.77	63	85	61	劣	31	4.21	68	79	68	差
14	0.44	78	61	72	良	32	0.83	88	87	85	良
15	7.05	61	73	75	劣	33	0.67	75	78	73	良
16	2.86	71	70	76	中	34	0.10	92	71	75	优
17	1.30	83	87	97	良	35	1.91	74	84	62	中
18	2.86	79	77	68	中						

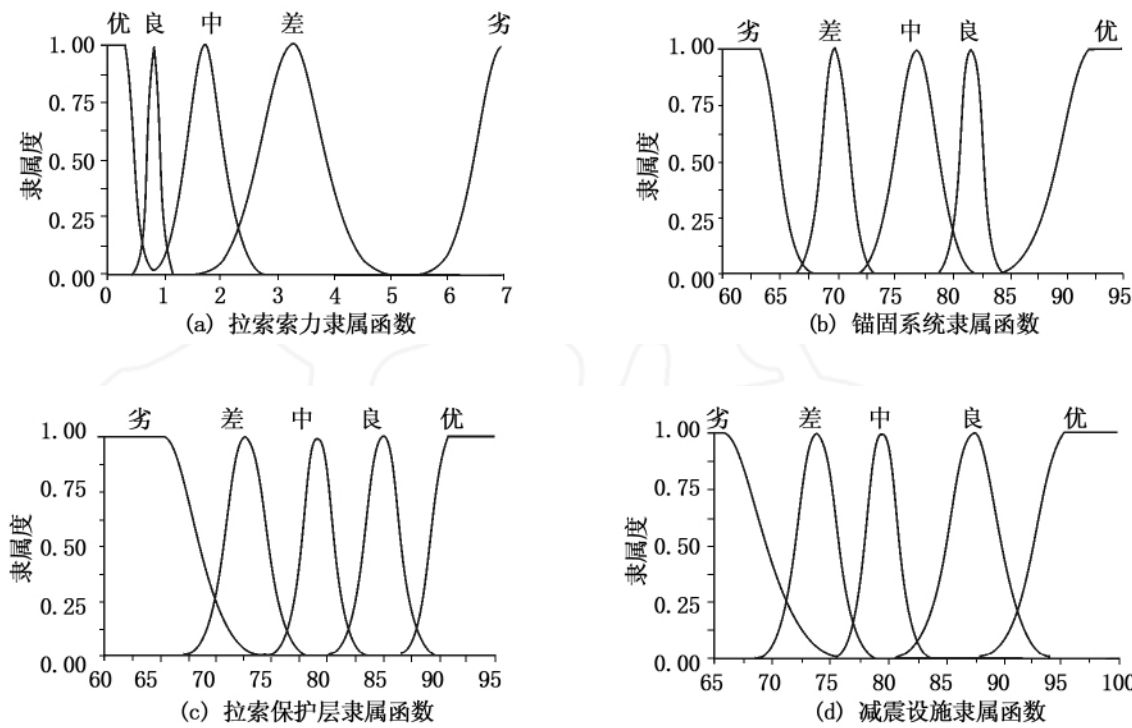


图 2 各评价指标隶属函数

4 网络学习

本文中采用 MATLAB 编制相应的程序,程序流程图见图 3。

将 35 组学习样本输入网络进行训练以后,设定网络误差 $E < 0.000\ 01$,经过 265 次学习,确定了网络各层参数值,从而完成了拉索模块耐久性评价的模糊神经网络。而采用普通的 BP 算法进行训练时,经过 633 次学习才能使得网络误差 $E < 0.000\ 01$;由此可见采用动态 BP 算法训练时速度优于普通的 BP 算法。网络训练误差图见图 4。图中横坐标为训练次数,纵坐标为网络误差值。

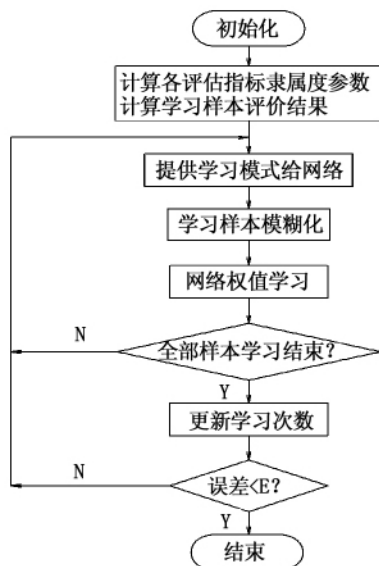


图3 拉索模块模糊神经网络程序流程

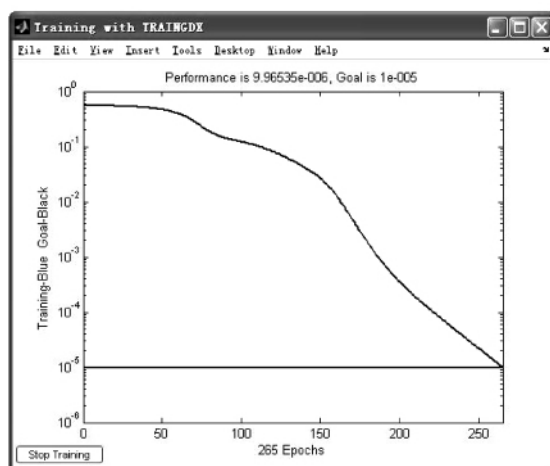


图4 网络训练误差图

为验证该网络,另取由计算机随机赋值的 5 组验证样本输入网络,网络输出结果与专家打分结果比较见表 2。

表2 校验样本评价结果

样本编号	X_1	X_2	X_3	X_4	评价结果	网络输出
36	1.03	93	71	77	良	[0,0,0.90,0.05]
37	6.29	67	83	64	劣	[0.48,0,0.02,0,0]
38	2.77	73	71	76	中	[0,0,0.55,0.13,0]
39	0.88	91	73	74	优	[0.01,0,0,0,0.99]
40	4.16	71	78	64	差	[0,0.94,0.04,0,0]

根据最大隶属度原理,可以看出,5 个验证样本专家评价结果与训练好网络输出评价结果是一致的。由此,可知训练好的模糊神经网络很好的获得并储存了评价专家的知识、经验和判断,可将网络应用于斜拉索模块的耐久性评价中。

5 结语

- (1) 拉索构件的耐久性评价指标共有 4 个,分别为拉索索力、锚固系统、拉索保护层、减震装置。
- (2) 拉索耐久性评价模型的模糊神经网络训练采用改进的梯度下降动量 BP 算法,经过 265 次学习,确定了网络各层参数值,得到了网络的收敛解。采用动态 BP 算法对网络进行计算时,网络的收敛速度优于常用的 BP 算法。
- (3) 通过拉索模块的耐久性评价得出,5 个验证样本专家评价结果与训练好的网络输出的评价结果

是一致的。训练好的模糊神经网络很好地获得并储存了评价专家的知识、经验和判断,可将网络应用于拉索构件的耐久性评价。

参考文献:

- [1] 李丽娟. 宜宾南门大桥塌陷事故带来的思考 [J]. 中国建设信息, 2001, 34(12): 69 - 70.
- [2] 胡雄, 吉祥, 陈兆能, 等. 拉索桥梁安全性与耐久性评价的专家系统设计 [J]. 应用力学学报, 1998, 15(4): 122 - 126.
- [3] 刘沐宇, 袁卫国. 基于模糊神经网络的大跨度钢管混凝土拱桥安全性评价方法研究 [J]. 中国公路学报, 2004, 17(4): 55 - 58.
- [4] 尚鑫, 徐岳. 基于灰色理论的斜拉桥拉索安全性评价 [J]. 长安大学学报: 自然科学版, 2004, 24(1): 52 - 55.
- [5] 刘旭政, 黄平明, 张永健. 基于模糊神经网络的大跨悬索桥安全评估研究 [J]. 郑州大学学报: 工学版, 2007, 28(3): 48 - 51.
- [6] 刘旭政, 徐胜乐, 张永健. 大跨度悬索桥模糊安全性评价模型 [J]. 南昌大学学报: 工科版, 2008, 30(1): 100 - 102.
- [7] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [8] 诸静. 模糊控制原理与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005.

Evaluation Model of Cable Durability Based on Fuzzy Neural Network

Liu Xuzheng¹, Zhang Chunrong², Chen Shuisheng¹

(1. Engineering Research Center of Railway Environmental Vibration and Noise, Ministry of Education, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Jiangxi Jiaotong Designing Institute, Nanchang 330002, China)

Abstract: Combining fuzzy theory and neural network theory, a durability evaluation model based on fuzzy neural network is proposed. The network are trained with dynamic BP algorithm, and the network parameters of each layer are confirmed with 265 times learning. Finally, the fuzzy - neural network is verified by five check - up samples. The results show that the four evaluation indexes of cable durability are cable tension, anchored device, cable cover and damping device. Dynamic BP algorithm is prior to common BP algorithm in training speed of network. The trained fuzzy - neural network can store the experts' knowledge and experiences, and can be used in durability evaluation of cable module.

Key words: bridge engineering; cable; fuzzy neural network; durability evaluation; evaluation index

(责任编辑 王全金)