

文章编号:1004-3918(2015)07-1247-06

# 基于PCA-LVQ神经网络的教学质量评价模型研究

胡 帅, 顾 艳, 曲巍巍

(渤海大学 外语教研部, 辽宁 锦州 121013)

**摘 要:** 为了进一步提高教学质量评价准确率,提出一种基于主成分分析(PCA)和学习矢量量化神经网络(LVQ)相结合的教学质量评价模型。使用层次分析法(AHP)建立教学质量评价体系,再用主成分分析提取初始评价指标体系的特征信息,将经过降维处理后的特征信息输入到LVQ神经网络,并对网络模型进行训练和泛化能力测试。实验结果表明,与单一的LVQ和BP神经网络相比,PCA-LVQ网络模型的结构更为简化,学习能力更强,收敛速度更快,评价准确率更高且泛化能力强。

**关键词:** 主成分分析; 层次分析法; LVQ神经网络; 教学质量; 评价模型

**中图分类号:** TP 183; G 420 **文献标识码:** A

## Teaching Quality Assessment Model Based on PCA-LVQ Neural Network

Hu Shuai, Gu Yan, Qu Weiwei

(Teaching and Research Institute of Foreign Languages, Bohai University, Jinzhou 121013, Liaoning China)

**Abstract:** To improve the accuracy of teaching quality assessment, an assessment model based on Principal Component Analysis (PCA) and Learning Vector Quantization (LVQ) is proposed. A teaching quality assessment system is established using Analytic Hierarchy Process (AHP), and characteristic information of indexes in the initial assessment system is extracted by PCA. The characteristic information is put into the LVQ neural network after dimension reduction. The network model is trained and its generalization ability is also tested. The experiment result shows that, compared with simple LVQ neural network and simple BP neural network, PCA-LVQ network model has simpler network structure, better learning ability, faster convergence speed, higher accuracy and better generalization ability.

**Key words:** principal component analysis; analytic hierarchy process; LVQ neural network; teaching quality; assessment model

伴随信息技术的不断发展,多元线性回归、层次分析法、偏最小二乘法、遗传算法、支持向量机和神经网络等方法被用于教学质量评价<sup>[1-7]</sup>。文献[1]提出支持向量机的教学评价模型,将所有评价指标量化处理后输入到支持向量机,并用遗传算法对模型参数进行了优化,在一定程度上提高了评价准确率,但所建模型在收敛速度上较慢。文献[2]用多群体遗传算法对BP网络参数进行优化,提高了BP网络的预测精度,但算法复杂度较高且未谈及网络模型的训练速度。文献[3]利用最大熵准则替换BP算法中的均方误差准则,建立了最大熵神经网络评价模型,虽然提高了评价精度,但未考虑各评价指标之间的信息重叠。文献[4]用主成分分析对影响教学质量诸多指标进行特征提取,并结合BP网络进行教学评价,但该组合模型评价的准确率反而较单一BP网络低,效果不是很理想。文献[5]和文献[6]均采用BP网络对于所构建的全方位的教学质量评价体系进行评价,但2篇文献均未考虑评价指标之间的权重。文献[7]提出层次分析法与BP网络相结合的评价模型,但评价体系中的影响因子维度较高,各因子之间存在多重共线性。

**收稿日期:** 2015-03-29

**基金项目:** 辽宁省社会科学基金资助项目(L14CYY022); 辽宁省教育厅科学研究一般项目(W2015015)

**作者简介:** 胡 帅(1980-),女,讲师,硕士,研究领域为语料库语言学、神经网络理论及应用。

目前,绝大多数的研究成果都关注于如何构建BP网络评价模型以及如何对BP网络结构参数进行优化,尽管BP网络具有较强的非线性映射能力,但BP网络自身收敛速度慢、易陷入局部极小值等缺点仍未从根本上得到解决<sup>[8]</sup>,而学习向量量化(Learning Vector Quantization, LVQ)神经网络采用有监督的学习算法,竞争层仅仅通过计算输入样本向量之间的距离即可完成样本聚类,可以尽可能克服BP网络训练时间长、计算复杂度高等缺点。

本文用层次分析法(Analytic Hierarchy Process, AHP)建立教学质量评价体系,对评价体系中的诸多影响因素采用主成分分析方法(Principal Component Analysis, PCA)作数据降维处理,提取前4个主成分作为LVQ网络的输入变量,构建了PCA-LVQ网络模型,并和传统的LVQ网络及BP网络模型作对比,验证PCA-LVQ网络模型的有效性。

## 1 建立评价指标体系

教学质量评价体系是一个复杂的、非线性的系统。本文在对一线任课教师、教学管理部门、教学督导组及学生反馈进行深入调研后,首先建立了一个3层教学质量评价指标体系模型,再构造判断矩阵对同层次指标两两进行比较,确定各指标权值,最后进行层次总排序,完成一致性检验,获得的教学质量评价指标体系如表1所示。

表1 教学质量评价指标体系

Tab.1 Index system of teaching quality assessment			
一级指标	权重	二级指标	权重
教学内容	0.28	X <sub>1</sub> 教学目标明确、教学组织合理	0.26
		X <sub>2</sub> 内容充实、概念正确、重点突出	0.53
		X <sub>3</sub> 理论联系实际、突出能力培养	0.10
		X <sub>4</sub> 内容能够反映本学科的新动向、新成果	0.11
教学方法	0.36	X <sub>5</sub> 应用启发式、讨论式、研究式等教学方法	0.15
		X <sub>6</sub> 能因材施教、注重学生的多层次培养	0.10
		X <sub>7</sub> 备课充分、授课流畅	0.48
		X <sub>8</sub> 合理运用现代化教学资源	0.27
教学态度	0.17	X <sub>9</sub> 无迟到早退、无随意调串课	0.48
		X <sub>10</sub> 课堂精神状态饱满、批改作业认真	0.52
教学效果	0.19	X <sub>11</sub> 学生中期考核与期末考核成绩	0.82
		X <sub>12</sub> 教学计划完成情况	0.18

## 2 相关理论基础

### 2.1 PCA算法基础理论<sup>[9-11]</sup>

PCA可以将多个相关程度较大的变量转化为少数几个互相无关的综合变量,从而起到数据降维作用。假设由 $n$ 个样本构成的样本矩阵为 $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ ,且每个样本有 $m$ 个特征指标 $X_i=(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im})$ ,样本矩阵 $X$ 的协方差矩阵如下:

$$\text{Cov}_X = \sum_{i=1}^n (X_i - E(X))(X_i - E(X))^T / n = S \cdot S^T. \quad (1)$$

式中:  $E(X) = \sum_{i=1}^n X_i / \sqrt{n}$  表示样本矩阵均值;  $S = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - E(X))^2 / n}$ ; 令 $\text{Cov}_X$ 的特征值为 $T_1, T_2, \dots, T_m$ ,且 $T_1 \geq T_2 \geq \dots \geq T_m \geq 0$ ,特征向量为 $v_1, v_2, \dots, v_m$ ,则式(2)可以成立。

$$\text{Cov}_X \cdot v_i = \lambda_i \cdot v_i, \quad i=(1, 2, \dots, m). \quad (2)$$

设 $v=[v_1, v_2, \dots, v_m]$ ,于是可以得到新的样本矩阵 $D$ 如式(3)所示。 $v$ 将 $m$ 维样本矩阵变换为等维的样本矩阵, $D$ 中任一元素 $d_{ij}$ 表示 $X$ 中 $x_i$ 样本的第 $j$ 个主分量。前 $p$ 个主成分的累计贡献率如式(4)所示。保留新的样本矩阵中的主要分量,剔除次要分量,当累计贡献率 $C_{1-p}$ 大于0.85时,则可以用前 $p$ 个主成分代替初始的 $m$ 个特征指标,从而实现了数据降维作用。

$$D = S \cdot v_i^T. \quad (3)$$

$$C_{1-p} = \sum_{n=1}^p \lambda_n / \sum_{m=1}^m \lambda_m, \quad (p < m). \quad (4)$$

### 2.2 LVQ神经网络分类原理

LVQ神经网络将有监督学习算法与无监督学习算法进行有机结合,通过有监督学习算法对输入样本进行分类指定,克服了无监督学习算法的盲目性。它由输入层、竞争层、输出层组成。竞争层通过计算输入样本向量之间的距离完成分类,并将分类结果传输到输出层,每个输出层的神经元代表一个分类结果。

LVQ网络具体算法过程如下<sup>[12]</sup>:

1)初始化输入层的第*j*个神经元与竞争层的第*i*个神经元之间的权值 $w_{ij}$ 及学习速率 $\eta$  .

2)将输入样本向量 $\mathbf{X}=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$  输入到输入层,计算竞争层神经元与输入向量之间的距离 $d_i$ ,具体计算方法如式(5)所示.

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (X_j - w_{ij})^2} . \tag{5}$$

3)选取与 $d_{imin}$ 相对应的竞争层神经元,将其作为获胜神经元 $C_i$ .

4)根据分类结果正确与否对获胜神经元权值进行调整. 如果 $C_i=C_s$ ,则按照式(6)调整权值,否则按照式(7)进行权值更新.

$$w'_{ij} = w_{ij} + \eta(X_j - w_{ij}); \tag{6}$$

$$w'_{ij} = w_{ij} - \eta(X_j - w_{ij}) . \tag{7}$$

### 3 基于PCA-LVQ网络评价模型的建立

#### 3.1 评价原始样本数据来源

本文基于MATLAB R2013a平台编程建立PCA-LVQ网络模型,进行仿真实验. 实验样本取自某校80位英语教师的课堂教学质量数据,每个样本共12个评价指标. 根据之前AHP的分析结果制定教学质量评分表,请专家督导组、同行及学生对任课教师进行打分. 为了保证数据的科学性,将采集到的最初数据中的倾向性数据剔除,保留有效数据后,计算每位教师的各指标的平均得分,评价结果共分为优、良、中、及格、不及格5个类别,对应于1、2、3、4、5共5个等级. 获得用于教学质量评价的原始数据如表2所示.

表2 教学质量评价原始数据

Tab.2 Original data of teaching quality assessment

样本 编号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	...	$X_{11}$	$X_{12}$	评价 目标	样本 编号	$X_1$	$X_2$	$X_3$	...	$X_{11}$	$X_{12}$	评价 目标
1	9.28	9.62	9.73	...	9.29	8.98	1	76	7.05	7.02	8.74	...	6.32	8.15	5
2	9.38	9.66	9.76	...	8.44	9.01	1	77	7.18	7.16	7.38	...	6.71	7.87	5
3	9.27	9.37	9.61	...	8.55	8.32	1	78	6.84	8.21	8.42	...	6.95	8.31	5
4	9.42	9.32	9.56	...	9.31	8.57	1	79	6.91	8.01	6.82	...	6.69	7.79	5
5	9.17	9.52	9.48	...	8.80	8.79	1	80	6.49	7.10	6.79	...	6.55	8.06	5
⋮	⋮	⋮	⋮	...	⋮	⋮	⋮								

#### 3.2 构建PCA-LVQ网络模型的新的评价样本集

1)计算原始样本矩阵的相关系数矩阵. 由于原始样本数据之间相差较大,先对表2中80×12个样本作标准化处理,再将得到的标准化的样本矩阵按照式(1)进行计算后可以得到主成分的相关系数矩阵(表3). 从表3可知,12个评价指标之间存在不同程度的相关性,例如: $X_2$ 与 $X_1$ 、 $X_3$ 、 $X_6$ 、 $X_7$ 、 $X_8$ 、 $X_9$ 、 $X_{11}$ 以及 $X_4$ 与 $X_1$ 、 $X_2$ 、 $X_3$ 、 $X_5$ 、 $X_6$ 、 $X_7$ 、 $X_8$ 、 $X_9$ 之间的相关系数较大,说明这些评价指标之间的相关性较大,输入变量之间存在大量信息重叠,这会导致LVQ网络训练时间过长,同时降低LVQ网络模型分类的准确率. 所以,需要对初始的影响因子作主成分分析,以提高分类准确率.

表3 主成分相关系数矩阵

Tab.3 Correlation coefficient matrix of principal components

指标	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	...	$X_{11}$	$X_{12}$	指标	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	...	$X_{11}$	$X_{12}$
$X_1$	1.000 0	0.701 3	0.751 6	0.740 1	...	0.740 5	0.413 4	$X_7$	0.757 4	0.761 6	0.591 9	0.730 2	...	0.767 9	0.255 7
$X_2$	0.701 3	1.000 0	0.532 2	0.504 5	...	0.815 9	0.429 6	$X_8$	0.872 1	0.751 4	0.750 5	0.778 1	...	0.857 8	0.375 9
$X_3$	0.751 6	0.532 2	1.000 0	0.633 2	...	0.678 2	0.570 6	$X_9$	0.887 9	0.664 1	0.761 0	0.823 2	...	0.798 9	0.348 7
$X_4$	0.740 1	0.504 5	0.633 2	1.000 0	...	0.517 4	0.034 7	$X_{10}$	0.779 1	0.597 9	0.798 4	0.510 2	...	0.789 5	0.728 4
$X_5$	0.771 5	0.631 8	0.633 7	0.863 8	...	0.637 7	0.033 7	$X_{11}$	0.740 5	0.815 9	0.678 2	0.517 4	...	1.000 0	0.650 5
$X_6$	0.772 1	0.684 8	0.535 1	0.830 0	...	0.664 2	0.014 3	$X_{12}$	0.413 4	0.429 6	0.570 6	0.034 7	...	0.650 5	1.000 0

2)求解相关系数矩阵的特征根、贡献率与主成分提取. 将相关系数矩阵按照式(2)、式(4)进行计算,得到前几个主成分特征根、贡献率与累计贡献率(图1).

从图1可以看出,前4个主成分的累计贡献率已经达到93.34%,这表明这4个主成分包含了原来12个评价指标93.34%的信息. 所以,按照主成分的选取原则,可以选取前4个主成分替代初始的12个因子,此时信息损失率仅为6.66%.

3)将步骤(1)中的标准化样本矩阵(80×12维)与上一步提取到的前4个主成分的特征向量(12×4维)按照式(3)相乘最终可以获得用来训练、测试LVQ网络的新的样本矩阵(80×4维)如表4所示,从而实现了对于原始数据的降维.

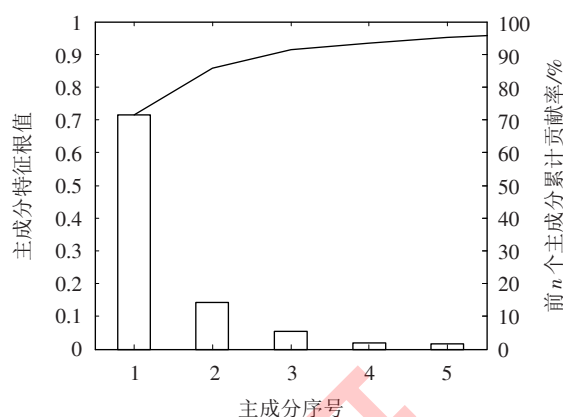


图1 前几个主成分的特征根、贡献率与累计贡献率

Fig.1 Eigenvalues, contribution rates and cumulative contribution rates of the first several principal components

表4 前4个主成分得分系数矩阵(新的样本矩阵)

Tab.4 Coefficient matrix of the first four principal components' scores (New sample matrix)

样本编号	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$	$Z_4$	评价目标	样本编号	$Z_1$	$Z_2$	$Z_3$	$Z_4$	评价目标
1	4.088 8	0.893 2	0.623 7	0.015 0	1	76	-4.517 0	1.511 2	-0.087 0	-0.496 6	5
2	3.185 2	1.092 3	0.350 7	0.549 5	1	77	-4.013 7	1.634 8	-0.999 7	0.244 2	5
3	3.022 3	0.659 1	0.161 9	0.183 8	1	78	-4.042 6	2.383 3	0.343 7	0.760 9	5
4	3.284 9	0.956 5	0.304 3	0.027 6	1	79	-4.405 3	1.381 9	0.927 9	-0.269 6	5
5	3.319 9	0.922 6	0.598 8	-0.005 9	1	80	-4.713 1	1.134 5	0.223 9	-0.845 1	5
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮						

### 3.3 PCA-LVQ网络模型的参数设置

因为之前通过主成分分析提取了4个主成分,故后端LVQ网络的输入层神经元数为4;输出层神经元数为5,分别用数字1、2、3、4、5表示5个类别. 如何确定LVQ网络的竞争层神经元个数是一个关键问题. 由相关文献可知,竞争层的神经元个数一般取为输出层神经元个数的整数倍<sup>[13]</sup>,所以,本文分别选取竞争层神经元个数为5、10、15、20、25对网络进行训练. 经过反复试验当竞争层神经元个数为15时网络最为稳定,收敛速度最快,所以,最终确定LVQ网络模型的结构为4-15-5;学习函数为 $learnlv1$ ;目标精度设为0.01;学习速率设为0.1.

## 4 PCA-LVQ网络评价模型的训练与测试

### 4.1 PCA-LVQ网络模型的训练

将表4中新的样本集分为两部分:1-50号样本作为PCA-LVQ网络评价模型的训练样本集,其中,每类训练样本数目均为10个;51-80号样本作为PCA-LVQ网络评价模型的测试样本集,其中,每类测试样本数目均为6个.

为了对比说明PCA-LVQ网络评价模型的有效性,本文同时建立了标准LVQ网络和标准BP网络评价模型. 将表2中的原始数据直接输入到这2种网络,前50个样本作为训练样本集,每类训练样本数目均为10个;后30个样本作为测试样本集,每类测试样本数目均为6个. 两种网络的拓扑结构如表5所示.

表5 3种网络训练能力对比

Tab.5 Comparison of training abilities of the three networks

网络类型	拓扑结构	训练样本数目	目标精度	收敛步数	平均正确率/%
PCA-LVQ	4-15-5	50	0.01	171	98
标准LVQ	12-25-5	50	0.01	5763	94
标准BP	12-16-5	50	0.01	>10 000	88



图2和图3分别为单一LVQ网络和PCA-LVQ网络对训练样本集的分类结果. 由图2可以看出,在第2类别训练样本中有2个被错误地划分为第1类别,在第3类别训练样本中有1个被错误地划分为第2类别,训练平均正确率为94%. 由图3可以看出,PCA-LVQ网络只在第2类别有1个样本训练错误,训练平均正确率达到98%,又由图4和表5可知,PCA-LVQ网络只需171次迭代即可完成网络训练任务,相对于其他2种网络具有明显的速度优势,且训练准确率也显著高于其他2种网络.

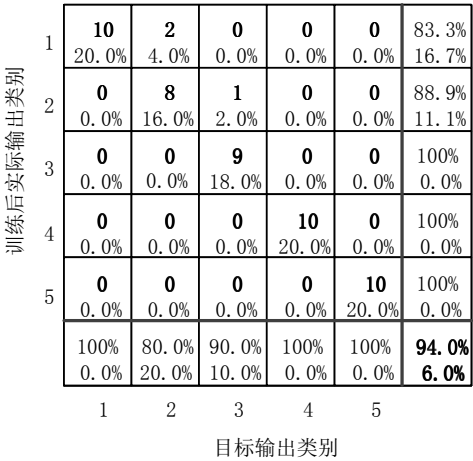


图2 LVQ网络训练类别分布

Fig.2 Post-training class distribution by LVQ network

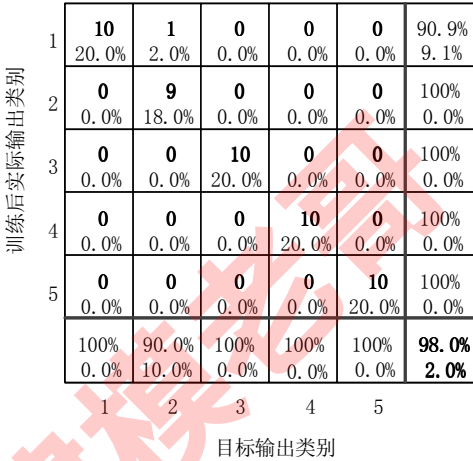


图3 PCA-LVQ网络训练类别分布

Fig.3 Post-training class distribution by PCA-LVQ network

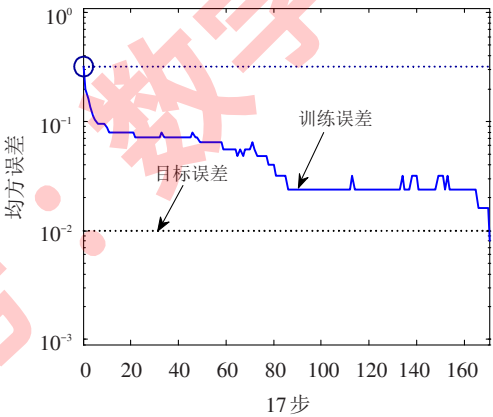


图4 PCA-LVQ网络训练过程

Fig.4 Training process of PCA-LVQ network

4.2 PCA-LVQ网络模型的泛化能力测试

3种网络泛化能力测试结果对比如表6所示. 可以看出, PCA-LVQ网络对于测试样本分类的准确率较单一LVQ网络和单一BP网络明显提高,且原始数据指标经过特征降维后,在收敛速度上也大幅提升,大大优于其他两种网络. 进一步分析可以发现,相对于单一BP网络而言,尽管单一LVQ网络有较快的训练速度和较高的分类准确率,但是单一LVQ网络结构略显复杂.

表6 3种网络泛化能力测试结果对比

Tab.6 Comparison between the test results of the three networks' generalization abilities

网络类型	测试样本数目	每一类测试样本正确率/%	平均正确率/%
PCA-LVQ	30	100 83.33 100 100 100	96.67
标准LVQ	30	100 67.33 83.33 100 100	90
标准BP	30	100 67.33 83.33 83.33 100	86.67

## 5 结语

将主成分分析法与LVQ神经网络有机结合在一起,利用PCA与LVQ网络的各自优势,提出了一种基于PCA-LVQ网络的教学质量评价模型。

1)利用层次分析法建立了教学质量评价指标体系,通过主成分分析,选取4个主成分,对原始复杂的指标体系作降维处理,构造了特征信息含量更大的新的样本矩阵。

2)基于主成分分析的LVQ神经网络简化了网络结构,因为原始数据样本经过PCA预处理后,在很大程度上降低了网络输入样本之间的信息重叠,消除了样本之间的相互干扰,提高了网络的训练速率和预测精度,同时网络泛化能力也得以增强。

### 参考文献:

- [1] 李 波. 支持向量机在高校教学质量评价中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(10): 402-405.
- [2] 朱娅妮. 基于智能优化算法的教学质量评价方法[J]. 杭州电子科技大学学报, 2014, 34(6): 66-70.
- [3] 魏正元, 颜克胜, 苏盈盈. 基于最大熵NN的教学质量评价模型及仿真[J]. 计算机仿真, 2013, 30(5): 284-287.
- [4] 张吉刚, 梁 娜. 基于多元统计——神经网络的教学质量评估模型[J]. 海南大学学报: 自然科学版, 2010, 28(2): 310-313.
- [5] 郑 永, 陈 艳. 基于BP神经网络的高校教师教学质量评价模型[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2015, 29(1): 85-90.
- [6] 桑庆兵. 基于神经网络的双语教学评价体系[J]. 江南大学学报: 自然科学版, 2010, 9(3): 274-278.
- [7] 冯莹莹, 于 干, 周红志. 层次分析法和神经网络相融合的教学质量评价[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(17): 235-238, 249.
- [8] 丁 硕, 常晓恒, 巫庆辉, 等. 基于LVQ神经网络风电机组齿轮箱故障诊断研究[J]. 现代电子技术, 2014, 37(10): 150-152.
- [9] 全美红, 段 富. 基于主成分分析和熵值法的高校教师绩效评价[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(1): 62-64, 169.
- [10] 张 宁, 任茂文, 刘 萍. 基于主成分分析和BP神经网络的煤岩界面识别[J]. 工矿自动化, 2013, 39(4): 55-58.
- [11] 孙 健, 王成华, 闫之焯, 等. 基于PCA和PNN的模拟电路故障诊断[J]. 微电子学, 2014, 44(1): 123-126.
- [12] 孙 健, 王成华, 洪 峰, 等. 基于PCA-LVQ的模拟电路故障诊断[J]. 电路与系统学报, 2013, 18(2): 188-192.
- [13] 赵 培, 谷立臣. 基于LVQ神经网络的异步电动机故障诊断[J]. 机械制造与自动化, 2010, 39(1): 172-174.

(编辑 孟兰琳)