

# 基于 PCA 和神经网络的识别方法研究

杨 静<sup>1,2</sup>, 毛宗源<sup>1</sup>

YANG Jing<sup>1,2</sup>, MAO Zong-yuan<sup>1</sup>

1.华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510460

2.华东交通大学 电气与电子工程学院, 南昌 330013

1.College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China

2.School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China

E-mail: jingy11@163.com

**YANG Jing, MAO Zong-yuan. Recognition method based on principal component analysis and neural network. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(25): 246-248.**

**Abstract:** Quality Control Charts is an important tool of Statistical Process Control (SPC) under the Contemporary Integrated Manufacturing System (CIMS) environment, and in practice it is most difficult to identify unnatural patterns which are associated with a specific set of assignable causes on Quality Control Charts. This paper discusses about control charts pattern, and then proposes intelligent recognition method based on principal component analysis and neural network. The principal component analysis is used to process the sample data.

**Key words:** Quality Control Charts; principal component analysis; neural network; pattern recognition

**摘 要:** 在计算机集成制造系统环境下, 质量控制图是统计过程控制的重要工具, 实际应用中最为困难的是识别出控制图中由于异常因素造成的不同异常模式。针对这一问题展开研究, 用主成分分析法作为前处理过程进行样本集的选择与优化, 提出了基于 PCA 改进 BP 算法的控制图模式智能识别方法。

**关键词:** 质量控制图; 主成分分析; 神经网络; 模式识别

**文章编号:** 1002-8331(2007)25-0246-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TH165

## 1 前言

在某冷机集团电器分公司建立的管理信息系统中, 控制图分析是其质量管理子系统的最重要的基本功能。生产过程中若受到了某种异常干扰造成的产品质量异常波动会在质量控制图上显示出来。通过对控制图模式识别, 可以了解生产过程状态, 及时发现异常, 改进生产方式, 提高公司产品质量。

近期国内外许多专家利用人工神经网络进行异常控制图模式 (Control Charts Patterns, CCP) 识别。BP 神经网络是目前应用较多的一种模式识别方法, 利用其对目标进行分类, 若前端输入太多的质量特征样本量, 则会降低网络的训练速度与效率, 严重时会导致网络不收敛, 所以要对输入的样本进行预处理。

本文提出基于主成分分析法和改进 BP 算法相结合的方法进行目标分类, 用于 CCP 识别; 主成分分析法作为前处理过程进行样本集的选择与优化, 而达到数据降维和剔除冗余信息, 同时采用改进的 BP 算法, 将自适应改变学习率和动量批梯度下降结合起来。仿真实验表明, 采用新方法, 识别速度和识别率得到了提高。

## 2 主成分分析和神经网络

### 2.1 主成分分析

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 是一种

统计分析方法, 将分散在一组变量上的信息集中到某几个综合指标 (主成分) 上, 每一个主成分都是原始变量的线性组合, 主成分之间互为正交关系, 从而达到数据降维和剔除冗余信息的作用。

设  $X = (X_1, X_2, \dots, X_p)$  为加工过程质量特征参数观测值矩阵,  $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im})$ ,  $P$  为变量数,  $n$  为样本数。先对原始数据标准化, 求  $X$  矩阵的平均值  $\bar{X}$ 、协方差矩阵  $\Sigma$  和样本相关矩阵  $R$ , 计算  $R$  的特征值  $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_m > \lambda_p$  和特征向量  $e_1, e_2, \dots, e_p$ , 则  $X$  的第  $i$  个主成分为  $Y_i = e_i^T * X$ 。若前  $m$  个主成分贡献之和  $\sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{j=1}^p \lambda_j$  大于 85%, 则选择前  $m$  个主成分  $Y_1, Y_2, \dots, Y_m$  代替原始数据  $X$ , 从而使变量维数降低 ( $m < p$ ), 而且不失原始变量中的太多信息。

### 2.2 神经网络

BP 神经网络是由具有非线性映射能力的神经元组成的前馈分层网络结构, 利用误差反向传播训练算法调节神经元连接的权值大小。本文采用三层的 BP 网络, 结构模型如图 1 所示。输入层为经过处理的加工过程质量特征参数观测值; 输出层 6 个节点, 为 6 种控制图模式类型。一个样本数据组输入网络则输出一含 6 个元素的输出向量来区分不同的模式:

(0.9,0,0,0,0,0)对应正常模式、(0,0.9,0,0,0,0)对应循环周期型异常模式、(0,0,0.9,0,0,0)对应向上趋势异常模式、(0,0,0,0.9,0,0)对应向下趋势异常模式、(0,0,0,0,0.9,0)对应向上阶跃异常模式和(0,0,0,0,0,0.9)分别向下阶跃异常模式。针对于常规的 BP 算法(梯度下降法)收敛速度慢,容易陷入局部最小等问题,本文采用自适应改变学习率和动量批梯度下降结合起来的改进 BP 算法。

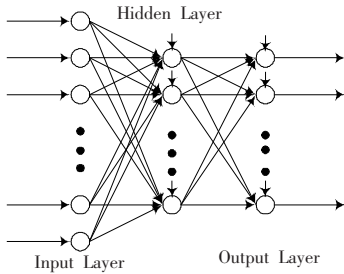


图1 神经网络基本结构

### 3 样本数据的生成

对神经网络进行训练和测试需要一定数量的样本集,然而很难在生产现场获取充分而且有效的样本数据集,本文采用蒙特卡洛模拟法(Monte-Carlo)<sup>[1-4]</sup>来模拟生成不同模式用的训练和测试样本数据集:

$$y(t)=\mu+n(t)+d(t) \quad (1)$$

式(1)中: $y(t)$ 为加工过程的质量特征参数观测值; $\mu$ 为处于控制状态下(in control)的质量特征参数的平均值; $n(t)$ 为由偶然因素引起的随机误差(不失一般性: $\sigma=1, \mu=0$ 即服从标准正态分布); $d(t)$ 是由某种异常因素引起的质量特征值的偏差。控制图的工序异常模式分类识别实际上就是区分不同控制图模式对应的  $d(t)$ :

$$\text{正常模式: } y(t)=\mu+n(t) \quad (2)$$

$$\text{趋势模式: } y(t)=\mu+n(t)\pm\rho*d*t \quad (3)$$

$\rho=0$ (趋势之前)或  $\rho=1$ (趋势之后), $d$  对应趋势的斜率(取 0~0.01~5);

$$\text{阶跃模式: } y(t)=\mu+n(t)\pm v*s \quad (4)$$

$v=0$ (阶跃之前)或  $v=1$ (阶跃之后), $s$  阶跃变化幅度(取 0.6);

$$\text{循环周期模式: } y(t)=\mu+n(t)+a*\sin(2\pi t/\Omega) \quad (5)$$

$a$ 为循环模式的变化幅度(取 0.6), $\Omega$ 为循环模式的周期(取 8)。利用式(1)~式(5),生成 6 种控制图的模式,如图 2 所示。

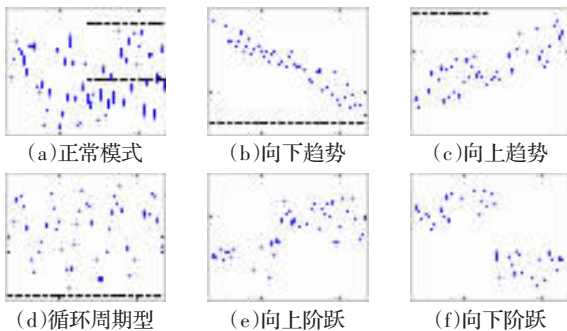


图2 六种控制图模式

### 4 仿真分析

按照上文式(1)~式(5),同时模拟实际质量控制图的绘制过程,生成原始质量特征参数观测数据  $6 \times 100 \times 60 \times 4$  个,合并 4 个数据并求取平均值,就生成了  $6 \times 100 \times 60$  个样本数据,分别对

应 6 种控制图模式,每种模式分成 100 组样本集,每组样本集 60 个向量(样本)。

利用主成分分析方法求取原始数据的特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{60}$ : (25.735 6, 5.440 8, 4.737 7, 3.179 3, 2.852 3, 2.498 8, 1.457 6, 0.890 2, 0.592 0, 0.519 3, 0.471 9, 0.447 3, 0.442 6, 0.420 9, 0.406 9, 0.397 3, 0.378 7, 0.372 9, ..., 0.000 6)。取前 17 个较大的特征值,方差贡献之和为 85.4%,对应的特征向量  $E$  如表 1 所示,利用特征向量与原始样本数据相乘得出原始数据的主成分如表 2 所示。

表1 前 17 个特征值对应的特征向量

特征值(60组)	$\lambda_1$	$\lambda_2$	$\lambda_3$	...	$\lambda_{17}$
	-0.172 8	0.010 6	-0.003 6		0.049 4
	-0.171 2	-0.018 4	0.009 8		-0.006 9
	-0.065 9	-0.021 3	0.029 9		-0.065 9
	-0.159 7	-0.040 1	0.041 0		-0.027 4
特	-0.152 1	-0.060 1	0.040 5		-0.010 1
征	-0.155 7	-0.078 6	0.049 6		-0.000 8
向	...	...	...		
量	-0.138 6	0.030 0	-0.077 5	...	0.007 5
	-0.139 5	0.095 3	-0.089 6		0.005 3
	...	...	...		
	0.161 0	-0.070 1	-0.048 0		0.067 5
	0.161 7	-0.074 2	-0.044 8		0.006 0
	0.157 4	-0.075 4	-0.003 3		0.122 4

表2 原始数据的主成分值

样本(600组)	PCA <sub>1</sub>	PCA <sub>2</sub>	PCA <sub>3</sub>	...	PCA <sub>17</sub>
1	-0.242 1	1.869 2	-2.117 0		-2.538 0
2	-2.253 3	-1.516 4	0.880 4		-0.640 7
3	1.951 6	-0.395 8	1.896 3		1.927 7
4	4.343 4	2.279 2	-6.765 6		-1.050 1
5	3.458 2	0.324 1	4.212 3		3.865 2
6	0.260 9	-2.999 0	-5.394 5		4.210 6
7	-1.945 4	-0.680 0	3.406 8		0.626 5
8	-3.332 0	0.948 7	5.452 8	...	-0.188 3
9	-4.415 5	-4.389 5	7.047 9		0.745 1
10	0.727 2	-2.972 7	2.344 9		-7.510 2
11	-6.287 8	1.152 8	2.463 9		-1.171 2
12	4.326 0	-0.821 1	-1.081 6		4.559 6
...	...	...	...		...

将最终得出的表 2 主成分数据输入到 BP 神经网络中进行分类识别,网络输入层的节点数为 17(<60, 60 为原始数据向量)。每个模式用 60 组数据作为训练数据,40 组数据作为检验数据,共有  $60 \times 6$  组数据用于训练网络,  $40 \times 6$  组数据用于测试网络。结果如表 3 所示,图 3 为网络训练误差曲线,训练批次为 149 次就达到了网络所要求的误差精度。相比于我们用单独 BP 网络进行训练实验后发现,采用 PCA\_BP 网络方法收敛速度提高了很多。对比结果如表 4 所示。

表3 仿真结果

控制图模式	正常模式	周期型	向上趋势	向下趋势	向上阶跃	向下阶跃
错误识别数	6	0	0	2	1	1
识别率/%	85	100	100	95	97.5	97.5

表 4 仿真结果表明,三层前馈 BP 神经网络结构能够满足异常 CCP 识别要求。单独采用 BP 神经网络进行分类,网络模型为  $60 \times 35 \times 6$ ,网络结构复杂,训练时间长。采用 PCA\_改进 BP

表4 PCA\_BP算法和BP算法对比结果

网络结构	算法	训练次数	识别率	目标	$\eta$	$\alpha$	lr_dec	lr_inc
17×10×6	PCA_改进BP算法	149	95.83%	0.01	0.5	0.4	0.2	0.2
60×35×6	自适应修改学习率梯度下降法	1 083	91.00%	0.01	0.5	0.4	0.2	0.2

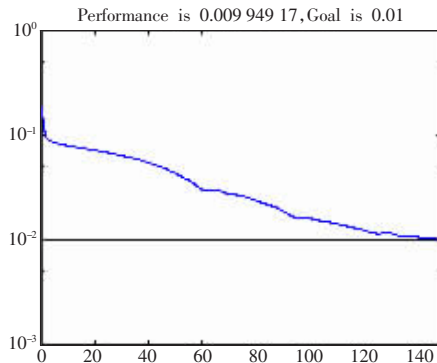


图3 训练误差曲线

神经网络结合的方法,由于用主成分分析方法处理原始数据,维数降低,60维降到17维,网络模型为17×10×6,相对比网络结构简单,训练时间缩短,由原来的1 083 epochs降低到现在的149 epochs,识别率为95.83%,能够满足CCP识别要求。

## 5 结论

前面介绍网络的训练和检验数据是由公式(1)产生的,应用在实际中时,要把待处理的质量特征参数的实际检测值经标准化处理后应用此方法。

质量控制图的智能识别为自动质量过程控制提供了可能,是现代制造业的必然趋势。本文讨论了异常CCP识别问题,研究和提出了采用PCA\_改进的BP神经网络算法进行CCP识别,进行样本集的选择与优化,达到数据降维、剔除冗余信息和95%以上的较高分类能力,克服了单独采用BP神经网络的结构复杂、收敛速度慢和容易陷入局部等缺点。未来的研究可以

尝试用其他类型神经网络或者结合遗传算法等进行异常CCP识别和CCP参数测定,进一步提高识别精度和速度。

(收稿日期:2007年1月)

## 参考文献:

- [1] Swift J A, Mize J H. Out-of-control pattern recognition and analysis for quality control charts using Lisp-Based systems[J]. Computers & Industrial Engineering, 1995, 28: 81-91
- [2] Zorriassatine F, Tannock J D T. A review of neural networks for statistical process control[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 1998, 19: 209-224.
- [3] Guh R, Zorriassatine F. On-line control chart pattern detection and discrimination—a neural network approach[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1999, 12: 413-425.
- [4] Alwadeya Y M. Toward automating the implement of control charts using neural networks[Z], 2004.
- [5] 乐清洪, 藤霖. 质量控制图在线智能诊断分析系统[J]. 计算机集成制造系统, 2004(12): 1584-1587.
- [6] 陈平, 槐春晶. 改进的BP算法用于控制图模式识别[J]. 机械与电子, 2005(3): 42-44.
- [7] 李刚, 王霄. 基于神经网络的控制图模式识别技术研究[J]. 制造业自动化, 2000(5): 31-34.
- [8] 郑再象, 徐诚. 基于控制图异常模式自动识别的故障诊断[J]. 机械设计, 2005(11): 39-41.
- [9] 王良, 李伯全. 基于神经网络的齿轮故障诊断分析[J]. 拖拉机与农用运输车, 2005(4): 18-20.
- [10] 杨荣英, 苗张木. BP神经网络主成分分析法在交通需求预测中的应用[J]. 武汉理工大学学报, 2002(3): 386-388.

(上接245页)

表2 基于CKFD及各分类器的表情识别率/%

	NN	MD	RBFNN	FUSION
生气	71.20	78.30	81.36	87.47
厌恶	75.60	75.00	78.47	84.52
恐惧	83.75	85.40	79.63	86.34
高兴	85.20	88.74	95.00	100.00
中性	90.00	91.43	98.00	100.00
悲伤	74.75	79.50	82.61	85.26
惊讶	73.25	76.65	80.45	87.68

由表可以看出,同一分类器对基于CKFD的识别率明显高于传统的FLD算法,说明CKFD利用的非常规特征有助于提高识别率,融合的特征更具决定性;用模糊积分方法对各分类器的识别信息进行融合,与单一的分类器相比,各种表情的识别率均有不同程度的提高,这是由于分类器联合后有一定的容错能力,从而提高了识别率。

## 6 结论

提出了一种新的基于模糊积分多分类器联合的人脸表情

识别方法。在双决策子空间中提取两类判决特征并融合,可以获得更有效的表情特征,改善识别效果。在决策层利用模糊积分融合不同子分类器的识别信息也能提高识别率。基于融合的分类方法将是今后人脸表情识别的一个重要发展方向。

(收稿日期:2007年1月)

## 参考文献:

- [1] Yang Jian, Frangi A F, Yang Jing-yu, et al. KPCA Plus LDA: a complete kernel fisher discriminant framework for feature extraction and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(2): 230-244.
- [2] Kuncheva L I, Bezdek J C, Duin R P W. Decision templates for multiple classifier fusion: an experimental comparison[J]. Pattern Recognition, 2001, 34: 299-314.
- [3] SUGENO M. Fuzzy measures and fuzzy integrals: a survey[C]. Fuzzy Automata and Decision Processes Amsterdam: North Holland, 1977: 89-102.
- [4] 程剑, 应自炉. 基于二维主分量分析的面部表情识别[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(5): 32-33.