

# 基于 PCA 的 GHA 算法在 BP 网中的融合应用

范 燕<sup>1</sup> 吴小俊<sup>2</sup> 邵长斌<sup>1</sup> 宋晓宁<sup>2</sup>

(江苏科技大学计算机科学与工程学院 镇江 212003)<sup>1</sup> (江南大学物联网工程学院 无锡 214122)<sup>2</sup>

**摘 要** 针对传统特征提取方法和 BP 神经网络相结合而存在的缺点,提出一种新的分类器模型“PCABP 网”。首先利用 PCA 特征向量来初始化 PCABP 网的初始层权值矩阵,由此新模型的初始层起到取代 PCA 进行特征提取的作用。其次在训练过程中通过 GHA 和 GD 算法对初始层投影权值矩阵进行动态调节来优化特征向量。该方法从源头样本来优化“类别分离”和“特征提取”,找到对样本降维和分类的最佳契合点,以此来替代传统模式识别中“首先单独特征提取,其次利用分类器分类”的方式。在 FERET 人脸库上的实验结果验证了该方法的有效性。

**关键词** 前馈神经网络,主成分分析,广义赫布算法,弹性梯度下降算法,性别分类,融合神经网络

**中图分类号** TP183 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.12.065

## Mixed Application of GHA Based on PCA in BP Neural Network

FAN Yan<sup>1</sup> WU Xiao-jun<sup>2</sup> SHAO Chang-bin<sup>1</sup> SONG Xiao-ning<sup>2</sup>

(School of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)<sup>1</sup>

(School of Internet of Things, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)<sup>2</sup>

**Abstract** In view of the defects resulting from the combination of traditional method of feature extraction and BP neural network, this paper presented a new classification model “PCABP network”. Firstly, the PCA eigenvector is used to initialize the initial-layer weight matrix of the PCABP network, thus, the initial-layer of the new classification model “PCABP Network” replaces the role of PCA in the function of feature extraction. Secondly, in the training process, with the application of GHA and GD algorithm, dynamic adjustment to the projection weights matrix of the initial layer has been achieved, and accordingly, the PCA eigenvector has been optimized. This method optimizes “category separation” and “feature extraction” from source samples, finds out the best connection point between sample dimension reduction and classification, and replaces the traditional recognition pattern “firstly separate feature extraction, then classification by the use of classifier”. The experiment based on FERET face library verifies the effectiveness of this method.

**Keywords** BP neural network, PCA, GHA, RPROP, Gender classification, Mixed neural network

## 1 引言

在人脸图像识别中,主成分分析(Principal Component Analysis)又称 K-L 变换,目前广泛地应用在图像识别等模式识别领域。PCA 是通过线性变换找到一组最优的单位正交向量基(即主成分),用它们的线性组合来重建原样本,并使重建后的样本和原样本的误差最小<sup>[1]</sup>。Turk 和 Pentland 把它成功地发展为特征脸(Eigenface)方法,此方法存在的缺陷是,图像中所有的像素都被赋予了同等的地位,所形成的特征表示适用于图像重建,较好地重构了人脸,但并没有刻意提取各类样本间的差异信息。因此随后出现了一些基于主元分析的人脸识别新方法,比如 Peter 等人提出的 Fisher 脸方法<sup>[2,12]</sup>。

在分类器方面,经典的特征脸方法是采用基于欧氏距离(Euclidean)的最近中心分类器,其他具有较好效果的方法有采用基于 Mahalanobis 距和余弦角的方法<sup>[3]</sup>以及人工神经网络。

人工神经网络是并行分布式系统,采用了与传统人工智

能和信息处理技术完全不同的机理,克服了传统的基于逻辑符号的人工智能在处理直觉、非结构化信息方面的缺陷,具有自适应、自组织和实时学习的优点,并且有着很强的鲁棒性和容错性<sup>[4]</sup>。但是由于多层神经网络的训练收敛困难的问题,导致出现了各种浅层学习模型(如 SVM、Boosting),而传统的特征提取与 BP 网的结合方式是:首先利用 PCA 或其他方法进行特征降维,然后将结果作为 BP 网的测试样本进行识别分类,这种方式纯粹是将统计学习和神经机器学习方式机械相加,并没有充分利用好 BP 网在特征提取方面(自适应的权值调节)的优势,2006 年 Hinton 提出“逐层初始化”来克服收敛难问题<sup>[5,6]</sup>。本文则借鉴 PCA 特征提取的方式来初始化 BP 网的初始权层,继而反向训练来更新 BP 网权值(包括初始层权值的 GHA 调节方式),利用融合的方式实现 BP 网的优势。

本文结合 PCA 算法和前馈型 BP 网进行融合应用,其中采用 BP 网的初始层作为主要的映射降维功能模块,提出

到稿日期:2015-06-13 返修日期:2015-09-30 本文受国家自然科学基金(61100116,61471182,61572242),江苏省自然科学基金(BK2012700, BK20130473),江苏省高校自然科学基金(13KJB5200003),四川省人工智能重点实验室基金(2012RZY02)资助。

范 燕(1978—),女,硕士,讲师,主要研究方向为模式识别与智能系统、图像处理,E-mail:ecsi\_fy@163.com;吴小俊(1967—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为神经网络、模式识别、人工智能。

PCABP 新模型,将基于 PCA 的 GHA 算法融合应用于 BP 网的权值训练过程中,以此在较好地重构原始图像的过程中,调整且加强了各类样本间的差异信息的影响力。其具体实现方式是:利用普通 BP 网初始层的权值矩阵代替 PCA 特征向量空间来将原始图像投影为低维样本,然后利用 BP 网后面各层进行分类。其中融合网在训练过程中,初始层采用了 GHA<sup>[7,10]</sup>和 GD 算法,同时模型的 BP 网部分的训练算法采用 RPROP<sup>[8]</sup>,提高了训练速度。

最后本文基于标准图像数据库 FERET Database,进行了性别识别实验,统计了在各种降维程度下的识别能力,并与传统的各类“特征提取+分类器”模型进行了对比,分析了实验结果和新模型的优势。

## 2 基于 PCA 的 GHA 算法

### 2.1 传统 PCA 简述<sup>[9]</sup>

在人脸识别过程中,将归一化后的标准图像作为训练样本集。主成分分析的过程如下所述。

假设在  $K$  类人脸图片中,每类有  $M$  幅训练图片,每幅图片的分辨率为  $N \times N$  像素,首先把每幅图片的像素矩阵向量化为  $N^2 \times 1$ 。假设第  $i$  类人的第  $j$  幅图片 ( $1 \leq i \leq K, 1 \leq j \leq M$ ) 的图像向量被标记为  $p_{ij}$ ,则  $K$  类人脸图片中所有训练图片的均值向量为

$$\mu = \frac{1}{KM} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^M p_{ij} \quad (1)$$

则每幅训练人脸向量  $p_{ij}$  (列向量)减去所有样本的均值向量  $\mu$  所得的均差向量为

$$e_{ij} = p_{ij} - \mu \quad (2)$$

这些均差向量构成一个  $N^2 \times KM$  维矩阵  $X$ ,

$$X = [e_{11}, e_{12}, \dots, e_{21}, e_{22}, \dots, e_{KM}]$$

对这些差值向量应用 PCA,提取总体散布矩阵  $XX^T$  的特征值和正交归一特征向量,记协方差矩阵为  $A$

$$A = XX^T \quad (3)$$

然而由于  $A$  为  $N^2 \times N^2$  维矩阵,维数太大,不容易计算其特征值和特征向量,为此我们引入

$$R = X^T X \quad (4)$$

求出矩阵  $R$  的特征值  $\lambda_i$  及其对应的特征向量  $v_i$ ,即可得到  $A$  的特征向量  $u_i$  为

$$u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} X v_i, i=1, 2, \dots, K * M \quad (5)$$

最后,将所得特征值  $\lambda_i$  进行排序,根据需要选出对应的特征向量构成特征脸子空间,任何一幅图像均可向降维子空间投影得到一组系数,以此来表征和重构人脸图像,达到降维的目的。

### 2.2 基于 PCA 的 GHA 算法

早在 1989 年, Sanger 在文献<sup>[10]</sup>中就提出了一种训练方式,即 Generalized Hebbian Algorithm(GHA)算法,由此替代本文 2.1 节中所述的从样本  $x$  的协方差矩阵  $A_x$  中提取 PCA 特征向量。

此算法采用单层自组织神经网络来直接计算映射子空间向量阵,是一种无导师训练算法。图 1 中“PCABP 网转换层部分”即是一个单层自组织网的实例,其中输入节点数是  $N^2$ ,输出层节点数是  $M$ 。输出层节点的激励函数是普通求和函数  $\Sigma$ 。

如图 1 所示,通过此种方法训练后,转换层的第  $m$  个输

出神经元的输出值为对应于当前输入样本的第  $m$  个最关键的特征元素,同样关联于第  $m$  个输出神经元的权值为  $w_{mp}$  ( $p=1, 2, \dots, N^2$ ),收敛于利用普通 PCA 方式所得的其中一个特征向量,且此特征向量对应于第  $m$  个特征值(特征值从大到小排序)。

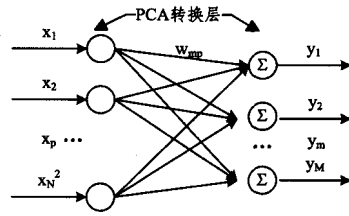


图 1 PCABP 网转换层部分

假设训练样本数据数目是  $K$ ,输入样本向量数据维数为  $N^2$ ,输出节点数为  $M$ ,第  $k$  个样本在输入网络时,利用  $x_p^k, y_m^k$  分别表示第  $p$  个输入神经元的输入值和第  $m$  个输出神经元的输出值(其中  $k=1, \dots, K, p=1, \dots, N^2, m=1, \dots, M$ ),则  $x^k, y^k$  分别为 PCABP 网转换层的输入样本向量和输出向量。 $w_{mp}$  为连接两层之间的第  $m$  个神经元与第  $p$  个神经元间的权值,其中  $\eta$  为学习率。则 GHA 算法前项计算原理为:

$$y_m^k = w x^k = \sum_{p=1}^{N^2} w_{mp} x_p^k \quad (6)$$

权值更新规则如下:

$$\Delta w_{mp} = \Delta w_{mp} + \eta y_m^k (x_p^k - \sum_{i=1}^m w_{ip} y_i^k) \quad (7)$$

## 3 改进型 PCABP 模型

新型 PCABP 网包括两个功能部分,如图 2 所示,分别为 PCA 转换层和普通 BP 网,其中 PCA 转换层的输出节点将作为 BP 网的输入节点。

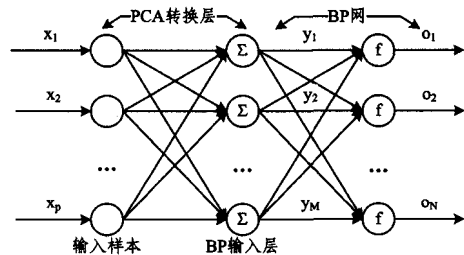


图 2 改进型 PCABP 网

在这个新型网络中,特征空间的转换是由附加的 PCA 转换层来实现的,通过调节转换层的权值,从源头样本来优化“类别分离”和“特征提取”,找到对样本降维和分类的最佳契合点,以此来替代传统的模式识别技术中“首先单独特征提取,其次利用分类器分类”的方式。

### 3.1 PCA 转换层权值训练

考虑到优化“特征提取”和“分类特性”两方面因素来提高系统的识别能力,本文利用上述单层自组织神经网络的可调权值  $w_{mp}$  来映射输入样本向量  $x$  以实现特征提取和降维;其中网络的传递函数采用简单求和运算,以此来对应普通 PCA 的降维映射功能。识别分类能力提高的关键在于网络权值的最终调整结果,因此在转换层中起到类似 PCA 映射特征向量作用的网络权值的训练方式显得非常重要。本文的训练模式采用 GHA+GD→RPROP 的权值调整算法,基于所得的梯度符号,采用弹性梯度下降算法进行权值调节,从而实现了 GHA 算法在 BP 网首层中的融合应用。

在文献[11]中 Lipchen Alex Chan 等人在目标跟踪的识别技术中提出“PCA 转换层+反馈型多层感知器 MLP”模型,其中的 MLP 中隔层间神经元间也均有权值连接,训练方式采用了“GHA+QPROP”,并取得良好的效果。但其有训练速度过慢的缺点,其中 GHA 与 QPROP 间的贡献值对比度也较难调节。

本文提出了 PCABP 网中 PCA 转换层的训练算法,简述如下。

1: 设定训练精度  $e$ , 初始化权值矩阵  $w$ , 以及权值调整矩阵  $\Delta w$ , 利用 0-1 间的正数初始学习率  $\eta_1, \eta_2$ 。

2: while 误差  $E > e$

2.1: 初始化 GHA 算法的权值更新量  $\Delta w_{GHA}$  为零矩阵; 初始化普通梯度下降算法的权值更新量  $\Delta w_{GD}$  为零矩阵; 初始化误差信号  $\delta^k$  为零矩阵, 其中误差矩阵  $\delta^k$  是由转换层后的 BP 网反馈而来的, 预置每类训练样本的目标输出  $T_k$ 。

2.2: for  $k=1$  to  $K$

①前项计算转换层输出向量  $y^k = wx^k$  及整个 PCABP 实际输出  $O_k$ ;

②第  $k$  类样本的输出误差为  $E_k = \|O_k - T_k\|^2$ , GD 反馈误差为  $\delta^k = f'(\sum y_k)(O_k - T_k)$ ;

③  $\Delta w_{GHA\_mp} = \Delta w_{GHA\_mp} + \eta_1 y_m^k (x_p^k - \sum_{i=1}^m w_{ip} y_i^k)$  (目的: 求得更新权值矩阵  $\Delta w_{GHA}$ );

④求得  $\Delta w_{GD} = \Delta w_{GD} + \eta_2 \delta^k x^k$ ;

End ( $k$ )

2.3: 利用弹性梯度下降算法, 更新权值矩阵  $w$ :

①  $\Delta w = \Delta w + \alpha(\frac{1}{K} \Delta w_{GHA}) - \beta(\frac{1}{K} \Delta w_{GD})$ ;

②调用弹性梯度下降算法, 根据  $\Delta w$  的正负, 求得权值矩阵最终更新量  $\Delta w_{rprop}$ ;

③  $w = w + \Delta w_{rprop}$ ;

2.4: 在 PCABP 网的当前权值下, 求得所有样本的总体输出误差:

$$E = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_k;$$

End(while)

3. 根据训练好的 PCABP 网进行仿真测试, 测定网络识别性能。

在以上算法中,  $\Delta w_{GD}$  将 PCABP 网中转换层部分看作普通 BP 网, 由梯度下降原则求得权值更新量; 转换层的传递函数  $\Sigma$  为求和运算, 其导数  $f'(net) = 1$ , 所以反馈至转换层的误差信号计算式是  $\delta^k f'(net) = \delta^k$ 。  $\alpha, \beta$  的值起到调节 GHA 和 GD 两种权值调节方式各自贡献率的作用。转换层的权值矩阵  $w$  有两种初始化方式, 分别为随机小数和对训练样本集采用传统 PCA 方式所得的特征向量矩阵, 本文实验部分采用的是后者。

### 3.2 BP 网部分

在整个 PCABP 网络训练过程中, BP 网与转换层部分是同步的, 并且在每次循环中提供了转换层中的误差反传信号  $\delta^k$ 。需要强调的是, 在调用弹性梯度算法前, BP 网部分层的权值矩阵更新量  $\Delta w$  仅仅由  $\Delta w_{GD}$  决定。

### 3.3 算法总结

首先, 本算法在映射原始图像样本到特征子空间的转换

层中采用了 GHA+GD 相结合的训练方式, 以此将投影权值矩阵进行了动态调节, 在尽量保持特征降维的基础上, 采用 GD 权值调节来扩大具有分类能力的特征的影响力, 达到提高识别能力的目的。其次, 从权值数据上较容易把握他们之间的数量级对比, 因此学习率系数  $\eta_1, \eta_2$  较“PCA+MLP”模型更容易设定得适度。最后, 整个网络的最终权值调节采用弹性梯度下降算法, 在学习速度上较 Lipchen Alex Chan 等提出的“GHA+QPROP”算法有一定提高。

## 4 基于 FERET 人脸库的性别识别实验

PCABP 模型有着优良的识别能力, 可用于人脸识别、人脸验证、目标跟踪中的信号分类识别等, 本文采用 FERET 人脸库, 将 PCABP 网用于性别识别应用中, 通过训练网络来实现一个人脸图片的性别自动识别。

图 3 所示图像是从本次性别实验所用的 200 幅图像中找出的, 可看出原始图像有如下特点: 1) 每幅图像中的面部或头部型号大小不一; 2) 每幅图像中的头像位置不固定; 3) 每幅图像的背景色彩不统一, 同时还有一部分灰度图像; 4) 每幅图像中头部以下的上身部位所占图像比例不一样, 并且衣服色彩复杂多变; 5) 各幅图像的明暗亮度不同。



图 3 FERET 原始图像库

根据图像的特点, 按照传统的图像识别技术, 首先应该对图像进行预处理工作, 将各照片中的面部子图像进行切割、归一化处理, 以达到位置校准、尺度归一化和灰度统一的目的。在此实验中省去了对照片子图像的人脸定位和归一化处理, 灰度化后直接进行特征提取, 进而进行性别分类。因此本实验同时验证了新模型在复杂背景下的特征提取能力, 反映在理论上即: 体现神经网络的非线性适应性信息处理能力; 在复杂背景信息下对许多规律或规则进行显性的描述是相当困难的, 而神经网络方法则可以较容易地获得这些规律和规则的隐性表达, 适应性更强。

### 4.1 实验方法介绍

本文采用了 FERET 人脸库中的 200 幅原始图像<sup>[12]</sup> 作为实验图像, 前 100 幅用来训练, 后 100 幅用来测试, 图像大小为  $128 \times 192$ , 分别利用: ① PCABP 新式模型; ② 普通 PCA 特征提取利用 BP 网作为分类器; ③ 传统 PCA 特征提取+欧氏距离分类器 3 种方式进行了实验测试, 并且比较分析了各自的性能优势。

① PCABP 新式模型: 在未对原始图像采取任何裁剪、归一化处理的情况下, 将原始图像利用 Imresize 降维为原来的  $1/5$ , 将其向量化后直接输入 PCABP 网, 第一层网络权值初始化利用 PCA 特征向量; 权值更新利用本文第 3 节所述方式。

表1 网络结构

方法	各层神经元数目	传递函数	识别法则	备注
①	PCA 映射后的维数 $\geq 60 \geq 1$	Logsig、Logsig	输出 $>0.5$ 为男	$\eta_1=0.1$
②	图像向量维数 $\geq$ 转换层降维后维数 $\geq 60 \geq 1$	$\Sigma$ 、Logsig、Logsig	输出 $<0.5$ 为女	$\eta_2=1$

②传统 PCA+BP 模式:同等初始条件下(便于与 PCABP 方式进行效果对比)对图像进行普通主成分分析降维后,将其作为分类器 BP 网的输入进而训练和测试。

③PCA+欧氏距离模式:同等条件下,首先利用 PCA 进行特征提取(特征保持量 $>98\%$ ),其次分别求得男女两类训练集降维后的均值,最后在测试集降维后,利用欧氏距离分别度量当前图像与男女均值的距离,进而进行分类。

其中,前两种识别模型均采用弹性梯度下降算法进行训练,具体结构如表 1 所列。其中方法①中 PCABP 模型的转换层中的  $\alpha, \beta$  均取值 0.5,即将 PCA 特征提取因素和 GD 梯度下降对等考虑。并且鉴于神经网络每次训练效果的不稳定性,实验采取测试 10 次取平均值的统计方式。

表2 实验结果性能对比

降维程度	分别执行 10 次,每次的识别成功率及其平均值																					
	①PCABP 新模型(误差精度 $9.0E-04$ )					②传统 PCA+BP 方式( $5.0E-04$ )																
10	0.86	0.83	0.84	0.85	0.87	0.84	0.85	0.87	0.84	0.86	85.10%	0.71	0.70	0.69	0.76	0.74	0.71	0.71	0.70	0.74	0.71	71.70%
20	0.83	0.84	0.84	0.84	0.86	0.82	0.87	0.84	0.80	0.82	83.60%	0.76	0.77	0.79	0.80	0.74	0.78	0.76	0.80	0.77	0.74	77.10%
30	0.83	0.84	0.86	0.88	0.84	0.80	0.85	0.83	0.83	0.85	84.10%	0.83	0.82	0.82	0.82	0.80	0.82	0.84	0.83	0.84	0.80	82.20%
40	0.83	0.84	0.87	0.84	0.84	0.83	0.83	0.86	0.86	0.85	84.50%	0.86	0.84	0.85	0.83	0.84	0.86	0.85	0.85	0.84	0.87	84.90%
50	0.85	0.85	0.84	0.84	0.84	0.83	0.84	0.85	0.83	0.85	84.20%	0.82	0.81	0.84	0.84	0.82	0.81	0.82	0.84	0.82	0.85	82.70%
60	0.83	0.83	0.85	0.84	0.82	0.83	0.84	0.82	0.85	0.82	83.30%	0.83	0.82	0.83	0.82	0.81	0.82	0.81	0.83	0.82	0.82	82.10%
70	0.84	0.81	0.84	0.85	0.80	0.83	0.85	0.85	0.80	0.84	83.10%	0.84	0.83	0.85	0.84	0.86	0.84	0.86	0.83	0.84	0.83	84.20%
80	0.82	0.82	0.84	0.83	0.85	0.82	0.86	0.83	0.84	0.84	83.50%	0.85	0.84	0.81	0.81	0.81	0.82	0.84	0.83	0.82	0.79	82.20%
90	0.81	0.82	0.83	0.81	0.86	0.83	0.79	0.83	0.84	0.82	82.40%	0.80	0.82	0.82	0.81	0.80	0.81	0.80	0.80	0.81	0.80	80.70%
③	PCA+欧氏距离模式										0.57	0.56	0.57	0.57	0.58	0.58	0.58	0.58	0.58	0.58		

便于直观,平均值识别率的对比如图 4 所示,其中带“\*”的线代表改进型 PCABP 模型,带“○”的线代表传统 PCA+BP 模型性能曲线,带“△”的线代表 PCA+欧氏距离算法模型,其在取前 75 个特征值时,特征占有量在 98%以上。

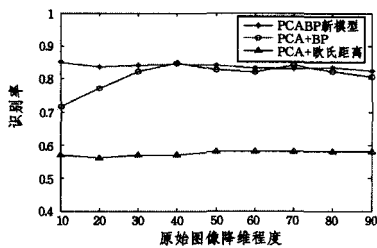


图4 识别率统计图

由图 4 可得知,在各种降维条件下,改进型 PCABP 总体上的识别效果要优于传统 PCA+BP 方式。显示出了新模型在降维程度不确定的情况下,有着更稳定更优良的识别性能。特别是在降维程度较大时,即降至 10~30 维时,有着突出的优势。重点观察的是,方式③的识别率从没达到 60%,与以上神经网络作为分类器的效果相差甚远。这主要归结于其未对图像进行归一化,也充分体现了神经网络的非线性适应性信息处理能力;可见在一定应用领域中,从复杂信息中提取潜在规律的能力时,较精确的数学算法更好。

在学习速度统计上,Lipchen Alex Chan 等人提出的“GHA+Qprop”算法的训练最佳效果集中在 5000 步左右,而本文采用的弹性梯度训练算法达到最佳误差精度仅需 200~600 步,在未降低识别性能的情况下,可以较好地节省训练时间。

**结束语** PCABP 新模型性能分析如下:

首先,在降维程度很大时(反映在降维程度 10~40 间),新模型的识别率要明显好于传统方式,而在此实验中取前 40 个特征值时,已经占取正数特征总值的 92.5%,所以在通常的识别条件下,新模型优势更明显。

## 4.2 实验性能分析

性能统计如表 2 所列。表 2 是在各种降维程度下两种模型识别率的统计。其中,降维程度表示图像向量在降维后的维数,即降维子空间中的特征向量或特征值的取值个数。在方法③中,由于每次测试结果相同,出于节省表空间的目的,将各种降维程度下的测试率归结到一行中。

其次,降维程度较大时,传统方式训练容易陷入局部极小值,而新模型很少出现不收敛的情况。

最后,新模型在实验中对误差精度的控制要求比较高,很容易进入过训练状态,且由于转换层权值矩阵较大,导致训练速度较传统方式稍慢,因此尚需进一步研究。

## 参考文献

- [1] 边肇祺,张学工. 模式识别(第二版)[M]. 北京:清华大学出版社,1999  
Bian Zhao-qi, Zhang Xue-gong. Pattern Recognition (Second Edition) [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999
- [2] 王成,郭飞,赖雄鸣,等. 典型代数统计的人脸特征提取融合[J]. 小型微型计算机系统,2014,35(7):1662-1666  
Wang Cheng, Guo Fei, Lai Xiong-ming, et al. Face Feature Extraction Fusion Based on Classical Algebraic Statistics[J]. Mini-Micro Systems, 2014, 35(7): 1662-1666
- [3] 方晶晶,李振波,姜宇. 人体肤色区域的自适应模型分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2013,25(2):229-234  
Fang Jing-jing, Li Zhen-bo, Jiang Yu. Human Skin Color Region Segmentation Based on Adaptive Model[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(2): 229-234
- [4] Hinton G E, Salakhutdinov R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks. [J]. Science (New York, N. Y.), 2006, 313(5786): 504-507
- [5] 余凯,贾磊,陈雨强,等. 深度学习的昨天、今天和明天[J]. 计算机研究与发展,2013,50(9):1799-1804  
Yu Kai, Jia Lei, Chen Yu-qiang, et al. Deep Learning: Yesterday, Today, and Tomorrow[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(9): 1799-1804
- [6] 聂仁灿,姚绍文,周冬明. 基于简化脉冲耦合神经网络的人脸识别[J]. 计算机科学,2014,41(2):297-301  
Nie Ren-can, Yao Shao-wen, Zhou Dong-ming. Face Recognition Using Simplified Pulse Coupled Neural Network[J]. Computer

[7] 刘贵松, 王晓彬. 采用自适应 GHA 神经网络的分类器设计[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(6): 1241-1244  
Liu Gui-song, Wang Xiao-bin. Classifier Design Using Adaptive GHA Neural Networks[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2007, 36(6): 1241-1244

[8] 杨存祥, 朱琛, 解豪杰. 基于 RPROP 神经网络算法的异步电动机故障诊断[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(1): 80-83  
Yang Cun-xiang, Zhu Chen, Xie Hao-jie. Fault Diagnosis Based on RPROP Neural Network for Asynchronous Motor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(1): 80-83

[9] Liu X, Chen T, Kvijava Kumar B V. Face authentication for

multiple subjects using eigenflow [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 313-328

[10] Sander T D. Optimal unsupervised learning in a single-layer linear feed forward neural network [J]. Neural Networks, 1989, 2: 459-473

[11] Alex L, Sandor C, Der Nasser Z, et al. Dual-band passive infrared imagery for automatic clutter rejection [M]. ICIP, 2000

[12] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720

(上接第 277 页)

在表 1 和表 2 中, 当应用关联规则和支持向量机两种方法对分类函数进行学习时, 其分类的准确性(包括 Precision@k 和 MAP)结果都是相近的, 因此通过实验分析了两种方法的相关性。最后对基于关联规则的图片检索方法和基于支持向量机的图片检索方法两种方法的相关性进行分析, 实验结果如图 3 所示。图中的每个点的横坐标为采用 SVMIR 算法时的 MAP 值, 纵坐标为采用 ARIR 算法时的 MAP 值。从图 3 可以看出, 所有的点都分布在斜率为  $CC=0.978$  的直线周围。因此可以认定, 应用关联规则和支持向量机两种方法对分类函数进行学习时, 由于这两种算法都通过相同的数据实例对图片的 18 种描述符的权重进行学习, 因此得到的结果是相关的。

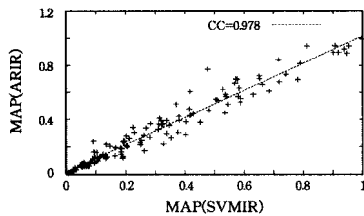


图 3 ARIR 和 SVMIR 两种方法的相关性分析

**结束语** 本文基于排序学习的相关理论研究了图片共享社会网络中的图片检索方法。每张图片表示为多个特征描述符的组合。当用户输入的查询为图片时, 对比查询图片和图片库中图片的相似性来完成图片的检索。采用支持向量机和关联规则两种学习方法对特征描述符的权重组合进行学习, 并提出了相应的学习算法。实验表明, 本文提出的基于学习的图片检索方法与相关图片检索方法相比具有更高的准确性。此外, 应用支持向量机和关联规则两种方法对分类函数进行学习时, 由于两种算法通过相同的数据实例对图片描述符的权重进行学习, 因此得到的结果是相关的。

### 参 考 文 献

[1] Rui Y, Huang T S, Chang S F. Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2009, 10(1): 39-62

[2] Jeon J, Lavrenko V, Manmatha R. Automatic image annotation and retrieval using cross-media relevance models[C]// Proceedings of the 26th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Informaion Retrieval. ACM, 2013: 119-126

[3] Akgül C B, Rubin D L, Napel S, et al. Content-based image re-

trieval in radiology: current status and future directions [J]. Journal of Digital Imaging, 2011, 24(2): 208-222

[4] 李晓燕, 陈刚, 寿黎但, 等. 一种面向协作标签系统的图片检索聚类方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(11): 1635-1643  
Li Xiao-yan, Chen gang, Shou Li-dan, et al. An image clustering algorithm in collaborative tagging system[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(11): 1635-1643

[5] Jing F, Li M, Zhang H J, et al. A unified framework for image retrieval using keyword and visual features[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(7): 979-989

[6] He J, Li M, Zhang H J, et al. Manifold-ranking based image retrieval[C]// Proceedings of the 12th annual ACM international conference on Multimedia. ACM, 2014: 9-16

[7] 唐朝霞, 章慧, 徐冬梅. 一种改进的粒子群算法和相关反馈的图像检索[J]. 计算机科学, 2011, 38(10): 278-280  
Tang Zhao-xia, Zhang hui, Xu dong-mei. Image Retrieval Based on Improved PSO Algorithm and Relevance Feedback[J]. Computer Science, 2011, 38(10): 278-280

[8] 沈新宁, 王小龙, 杜建洪. 基于颜色自相关图和互信息的图像检索算法[J]. 计算机工程, 2014, 40(2): 259-262  
Shen Xin-ning, Wang Xiao-long, Du Jian-hong. Image Retrieval Algorithm Based on Color Autocorrelogram and Mutual Information[J]. Computer Engineering, 2014, 40(2): 259-262

[9] Liu G H, Li Z Y, Zhang L, et al. Image retrieval based on micro-structure descriptor[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 2123-2133

[10] Rubner Y, Tomasi C, Guibas L J. The earth mover's distance as a metric for image retrieval[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 40(2): 99-121

[11] da Silva Torres R, Falcão A X. Content-Based Image Retrieval: Theory and Applications[J]. RITA, 2006, 13(2): 161-185

[12] Chen Y, Zhou X S, Huang T S. One-class SVM for learning in image retrieval[C]// Proceedings 2001 International Conference on Image Processing, 2001. IEEE, 2011: 34-37

[13] Ribeiro M X, Bugatti P H, Traina Jr C, et al. Supporting content-based image retrieval and computer-aided diagnosis systems with association rule-based techniques[J]. Data & Knowledge Engineering, 2009, 68(12): 1370-1382

[14] Tang J, Lewis P H. A study of quality issues for image auto-annotation with the corel dataset [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2007, 17(3): 384-389

[15] Fei-Fei L, Fergus R, Perona P. Learning generative visual models from few training examples: An incremental bayesian approach tested on 101 object categories[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 106(1): 59-70