

基于多尺度张量类标子空间的人脸识别算法

王仕民¹, 叶继华¹, 程柏良¹, 王明文¹, 胡 涛²

(1. 江西师范大学 计算机信息工程学院, 江西 南昌 330022; 2. 江西省交通科学研究所, 江西 南昌 330200)

摘 要:提出一种基于多尺度张量类标子空间的人脸特征提取算法, 提高人脸识别对光照的鲁棒性, 同时不破坏原始数据固有的高阶结构和数据之间的相关性。采用多尺度小波变换组建人脸三维张量样本, 将三维人脸张量空间投影到低维张量子空间, 对高维人脸进行降维和特征提取, 应用多线性主成分分类标算法对样本进行类标号, 同时使用最近邻算法完成人脸识别。利用 CAS-PEAL-R1 东方人脸库进行评测, 实验结果表明, 该识别算法比经典的主成分分析、线性判别分析和多尺度 Gabor 识别算法具有更好的识别效果。

关键词:人脸识别; 多尺度变换; 张量子空间; 多线性主成分分析; 类标

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2015)04-0055-07

Face Recognition Algorithm Based on Multi-scale Tensor Class-label Subspace

Wang Shimin¹, Ye Jihua¹, Cheng Bailiang¹, Wang Mingwen, Hu Tao²

(1. College of Computer Information and Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang, Jiangxi 330022, China;

2. Transportation Science Institute of Jiangxi Province, Nanchang, Jiangxi 330200, China)

Abstract: The paper proposes a face feature extraction algorithm based on multi-scale tensor class-label subspace, which improves the robustness of the light in face recognition without damaging the inherent higher order structure and the correlation between the original data. Multi-scale wavelet transform were used to form 3D face tensor samples, which were then projected onto a low dimensional tensor subspace for dimensionality reduction and feature extraction. The multiple linear principal component class-label algorithm was proposed to label the samples and the nearest neighbor algorithm was utilized to complete face recognition. CAS-PEAL-R1 oriental face database was used for evaluation. The experimental results show that this recognition algorithm has better recognition results than classical recognition algorithms (principal component analysis, linear discriminant analysis, multi-scale Gabor recognition algorithm), and has better feasibility.

Key words: face recognition; multi-scale transform; tensor subspace; multiple linear principal component analysis; class-label

人脸识别作为图像分析和理解领域中最典型的应用之一,吸引了大量关注。几十年来,人脸识别研究进展迅速。然而,在不受控制情况下准确识别人脸仍然比较困难,如外界环境变化引起的照明、人脸姿势与表情变化等^[1]。

为了检测、处理、表示图像高维空间数据而产生的多尺度几何分析^[2] (multiscale geometric analysis, MGA), 在处理高维数据上具有优势, 在模式识别、计算机视觉、统计分析、数学分析等领域得到广泛应用。

收稿日期: 2015-05-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(61462042, 61462045); 同济大学嵌入式系统与服务计算教育部重点实验室开放基金项目

作者简介: 王仕民(1986—), 男, 江西广昌人, 实验师, 主要从事图像处理 and 模式识别方面的研究. E-mail: wsmyangxi@126.com

王明文(1964—), 男, 江西南康人, 教授, 博士生导师, 主要从事模式识别和信息检索方面的研究, 本文通信作者.

E-mail: mwwang@jxnu.edu.cn

传统小波变换基函数是各向同性的,不能表示图像的边沿特征,多尺度几何分析方法则很好地解决了这个问题,从而产生了一系列高维函数的最优表示方法^[3-4]。近年来,多尺度几何分析技术在图像压缩、滤波、增强及特征提取等领域表现出强大的性能^[5-9]。但多尺度 Gabor 滤波器的选择在较大程度上依赖于图像本身的频率特征,计算复杂且容易产生数据灾难,所以需要使用降维算法降低数据的维数并提取能够区别人脸的特征。应用传统的线性特征提取算法,如主成分分析(principal component analysis, PCA)^[10]和线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)^[11]处理这些数据,首先需要将图像矢量化变成高维向量空间中的一维数据。矢量化过程不仅导致复杂的计算和大量的内存需求,也打破了原始数据结构和相关性,二维主成分分析(two-dimensional principal component analysis, 2DPCA)^[12]等的出现,虽然可以直接处理二维矩阵的降维算法,但还是难以很好地表征高维人脸图像数据的结构。

张量子空间算法使用张量存储多尺度人脸数据的自然多维结构,比传统的线性子空间方法更紧致、有效,同时不破坏人脸高维数据的原始结构和相关性,已经成为研究热点。文献 [13-14]考虑将一个张量分解成一个核张量与一些矩阵的外积,将 Tucker 分解看成是 PCA 的高阶推广,如高维奇异值分解(higher-order singular value decomposition, HOSVD)等。Yan 等^[15]提出将多重线性判别分析的子空间学习方法用于人脸识别,此子空间通过一个迭代的过程获得,这个过程称作 k-mode 优化,沿不同方向展开张量。张量人脸方法对识别信息不进行编码,使得样本并不具有最大可分性,但是与单纯基于向量空间的学习方法相比较,已取得了更好的识别效果^[16]。

本研究扩展多尺度 Gabor 变换,通过使用多尺度 Gabor 小波变换把人脸分解到多个尺度,分别表征人脸各个部位特征,这些特征可以组成人脸的完整特征,但为了不破坏这些特征的空间结构和相关性,将这些 Gabor 特征组建成张量子空间,形成多尺度张量子空间,基于多线性主成分分析(multilinear principal component analysis, MPCA)算法^[17],提出多线性主成分分类标算法应用于人脸识别的降维和特征提取过程,大大降低在训练和测试过程中的处理成本,把原数据张量投影到低维的张量子空间,同时保留尽可能多的原始数据特征。利用 CAS-PEAL-R1 东方人脸库^[18]进行实验,结果表明,提出的识别算法比经典的主成份分析、线性判别分析和多尺度 Gabor 识别算法具有更好的识别效果。

1 人脸图像的 Gabor 变换

Gabor 滤波器可以获得人脸图像空间位置、空间频率及方向选择性的局部结构信息,对人脸表情、光照条件和各种几何变换不敏感,非常有利于多姿态人脸的识别。二维 Gabor 变换是图像多尺度表示和分析的有力工具,通常使用二维 Gabor 滤波器对图像进行处理。二维 Gabor 变换实际上通过图像上给定点 $I(z)$ 与 Gabor 函数进行卷积的变换过程,来求图像上给定点 $I(z)$ 附近区域的灰度特征,公式如下:

$$G_{u,v}(z) = I(z) * \psi_{u,v}(z) \tag{1}$$

其中: $*$ 表示卷积运算, $z=(x,y)$ 灰度值, $\psi_{u,v}(z)$ 定义了方向 u 和尺度 v 的 Gabor 内核。

为了对一幅图像的整个频域采样,采用具有多个中心尺度和不同方向的 Gabor 滤波器组。其中,参数 u,v 分别代表不同方向和尺度空间的二维 Gabor 小波的采样方式。在实际应用中通常采用 5 个中心尺度和 8 个方向组成的 40 个 Gabor 滤波器组。其参数 $u \in \{0,1,\dots,7\}; v \in \{0,1,\dots,4\}$ 。

不同方向的滤波器能够响应相应方向的图像纹理特征,方向参数 u 表现不同方向的纹理特征。随着参数 u 的变化, Gabor 变换对人脸图像计算结果如图 1 所示。可以看出,当图像边缘特征的方向和滤波器的纹理方向平行时,人脸 Gabor 滤波特征有较强响应;人脸比较明显的特征主要集中在脸部轮廓边缘。



图 1 边缘响应特性

Fig. 1 Edge response characteristic

不同中心尺度参数 v 的滤波器能够响应相应尺度的图像纹理特征。随着参数 v 的变化, Gabor 变换对人脸图像的卷积计算结果反映了人脸位置响应特性, 如图 2 所示。



图 2 位置响应特性

Fig. 2 Position response characteristic

2 张量类标子空间算法

2.1 多线性主成分分析算法

本节应用多线性主成分分析(multi-linear principal component analysis, MPCA)进行高维张量空间的投影映射, 在论述 MPCA 之前, 首先了解一些张量知识。

定义 1 $\{\mathcal{A}_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 由 M 个张量样本组成, 且 \mathcal{A}_m 属于张量空间 $R^{I_1} \otimes R^{I_2} \otimes \dots \otimes R^{I_N}$ 。这些张量总的散布值为: $\psi_{\mathcal{A}} = \sum_{m=1}^M \|\mathcal{A}_m - \bar{\mathcal{A}}\|_F^2$, 其中 $\bar{\mathcal{A}}$ 作为平均张量值, 且 $\bar{\mathcal{A}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathcal{A}_m$, 这些样本第 n 模总的散布矩阵定义为: $\mathbf{s}_{T_A}^n = \sum_{m=1}^M (\mathbf{A}_{m(n)} - \bar{\mathbf{A}}_{(n)}) (\mathbf{A}_{m(n)} - \bar{\mathbf{A}}_{(n)})^T$, 其中, $\mathbf{A}_{m(n)}$ 是样本 \mathcal{A}_m 第 n 模展开的矩阵。

MPCA 算法的过程描述如下:

有 M 个张量样本 $\{\mathcal{X}_m, m = 1, 2, \dots, M\}$ 作为训练样本, 且 $\mathcal{X}_m \in R^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ 处于张量空间 $R^{I_1} \otimes R^{I_2} \otimes \dots \otimes R^{I_N}$ 中, 其中, I_n 作为张量第 n 模的维数。MPCA 的目的是找出一个多线性变换空间 $\{U^{(n)} \in R^{I_n \times P_n}, n = 1, 2, \dots, N\}$ 使原始张量空间 $R^{I_1} \otimes R^{I_2} \otimes \dots \otimes R^{I_N}$ 映射变成另一个张量空间 $R^{P_1} \otimes R^{P_2} \otimes \dots \otimes R^{P_N}$, 其中, $p_n < I_n$ 且 $n = 1, 2, \dots, N$, 得到张量值 $\mathcal{Y}_m = \mathcal{X}_m \times_1 U^{(1)T} \times_2 U^{(2)T} \times \dots \times_N U^{(N)T}$, 其中 $m = 1, 2, \dots, M$, 且 $\{\mathcal{Y}_m \in R^{P_1} \otimes R^{P_2} \otimes \dots \otimes R^{P_N}\}$, 获取了原始张量中大部分特征。

换句话说, MPCA 的目标就是 N 个投影矩阵 $\{U^{(n)} \in R^{I_n \times P_n}, n = 1, 2, \dots, N\}$, 最大化张量总的散布值 $\psi_{\mathcal{Y}}$:

$$\{U^{(n)}, n = 1, 2, \dots, N\} = \underset{U^{(1)}, U^{(2)}, \dots, U^{(N)}}{\operatorname{argmax}} \psi_{\mathcal{Y}} \quad (2)$$

为了计算式(2)的 $U^{(n)}$, 列出所有其他投影矩阵 $U^{(1)}, U^{(2)}, \dots, U^{(n-1)}, U^{(n+1)}, \dots, U^{(N)}$, 其中总散布矩阵的 p_n 个最大特征值对应的 p_n 个特征向量构成了 $U^{(n)}$ 。研究还发现, 没有已知最佳的解决方案能够同时最优化这 N 个投影矩阵, 由于可以通过使用 N 个投影矩阵把一个 N 阶张量子空间映射投影变成 N 矢量子空间, N 个最优化子问题就可以通过最大化在第 n 模矢量子空间中的散布矩阵解决找出 $U^{(n)}$, 证明过程如文献 [17] 所示。

$$\Phi^{(n)} = \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)}) U_{\Phi^{(n)}} U_{\Phi^{(n)}}^T \sum_{m=1}^M (\mathbf{X}_{m(n)} - \bar{\mathbf{X}}_{(n)})^T; \quad (3)$$

$$U_{\Phi^{(n)}} = (U^{(n+1)} \otimes U^{(n+2)} \otimes \dots \otimes U^{(N)} \otimes U^{(1)} \otimes U^{(2)} \otimes \dots \otimes U^{(n-1)}) \quad (4)$$

$U^{(n)}$ 由 $\Phi^{(n)}$ 中最大的 p_n 个特征值对应 p_n 个特征向量构成, 因为 $U_{\Phi^{(n)}} U_{\Phi^{(n)}}^T$ 的计算过程依赖于 $U^{(1)}, U^{(2)}, \dots, U^{(n-1)}, U^{(n+1)}, \dots, U^{(N)}$, $U^{(n)}$ 的最优化值依赖于在其他模中的映射投影, 并且观察式(3)和式(4), 利用交替最小二乘法对张量投影矩阵进行迭代求解, 计算出 $U^{(n)}$, 然后, 所有投影矩阵就可以依赖其他已经计算出来的投影矩阵逐一计算。

以上描述的是样本张量完成投影映射到另一个张量空间, 得到的张量并没有降低维数, 是完全映射过程。如果要完成样本降维, 就需要 $\sum_{n=1}^N p_n / \sum_{n=1}^N I_n < \Omega$, 其中 $\Omega < 1$, 但是 Ω 值无法确定。本研究采用基于 Q 值

的方法,首先定义比值 $Q^{(n)} = \sum_{i_n=1}^{p_n} \lambda_{i_n}^{(n)} / \sum_{i_n=1}^{I_n} \lambda_{i_n}^{(n)*}$ 作为总的散布值,其中 $\lambda_{i_n}^{(n)*}$ 作为第 i_n 个完全投影映射的 n 模特征值。需要注意的是样本张量的散布值 $\Psi_{\mathcal{X}} = \sum_{i_n=1}^{I_n} \lambda_{i_n}^{(n)*}$, 根据 MPCPA 理论完全投影映射后的样本的散布值 $\Psi_{\mathcal{Y}} = \Psi_{\mathcal{X}}$ 。因为 p_n 特征向量被保存在样本张量的 n 模中,并且不能确切地找出 p_n 值,而基于 Q 值的方法中如果确保 $Q^{(1)} = Q^{(2)} = \dots = Q^{(N)} = Q$, 经过计算,可以找出较优的 p_n 值,使投影映射后的张量或向量既能达到降低维数的效果,又能保证识别效果较好的特征得到保存。

2.2 多线性主成分分类算法

假设人脸训练样本 $\{V_{l,m}\}$, 其中 $l=1,2,\dots,L$ 且 $m=1,2,\dots,M$, l 表示类标号,总共 L 类, m 表示类内第 m 个样本,总共 M 个。

首先,将某个样本 v 与某类样本集 V_l 之间的距离定义为 $\mathcal{O}(V_l)$ 与样本集 V_l 所张的降维后的张量子空间 $\mathcal{O}(V_l)$ 之间的距离 $D(v, V_l)$ 。因为样本 v 与 $\mathcal{O}(V_l)$ 处于不同的子空间,需要把 v 投影到 2.1 节所计算出来的张量空间 $P(v)$, 则:

$$D(v, V_l) = D(P(v), \mathcal{O}(V_l)). \tag{5}$$

根据张量的计算法则和最小二乘法估计,可以计算得:

$$D(v, V_l) = \|P(v) - \mathcal{O}(V_l)\|. \tag{6}$$

然后,采用最近邻算法就可以找出样本 v 与哪类样本最接近,同时给予类标号。

3 多尺度张量类标子空间的人脸识别算法

多尺度张量类标子空间的人脸识别算法,希望通过多尺度 Gabor 变换构建张量空间,并使用 MPCPA 降维,提取人脸特征,最后应用多线性主成分分类算法和最近邻算法完成人脸识别过程。

Step 1 构建张量样本集。假设人脸训练样本集 $\{V_{l,m}\}$, 其中: l 表示类标号, $l=1,2,\dots,L$; m 表示类内第 m 个样本, $m=1,2,\dots,M$ 。

对于样本 $V_{l,m}$, 构建其张量样本形式如下: 据多尺度 Gabor 变换内容所示,把样本 $V_{l,m}$ 通过卷积变换得到 40 个滤波响应图 $\{G_m^n\}$, 其中: $n=1,2,\dots,40$; $m=1,2,\dots,M$ 。得到样本的张量形式 $\{\mathcal{X}_{l,m}\}$ 如图 3 所示。

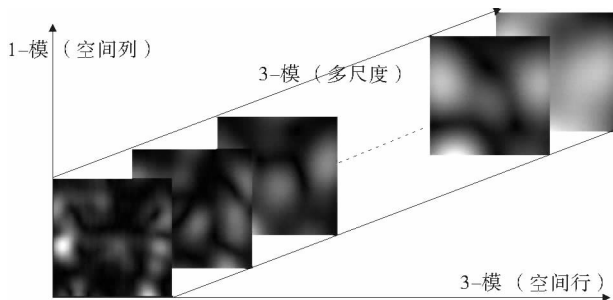


图 3 多尺度 Gabor 变换构建张量空间

Fig. 3 The tensor space of multi-scale Gabor transform

Step 2 预处理过程。张量样本中心

化 $\{\mathcal{X}'_{l,m} = \mathcal{X}_{l,m} - \bar{\mathcal{X}}, m=1,2,\dots,M\}$, 其中,张量样本平均值为 $\bar{\mathcal{X}} = \frac{1}{M \times L} \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \mathcal{X}_{l,m}$ 。

Step 3 张量子空间维数的选择。采用基于 Q 值的方法找出确定的 p_n 值。

Step 4 初始化过程。特征分解并且设置 p_n 个最大特征值对应的 p_n 个特征向量构成 $\{U^{(n)}, n=1,2,\dots,N\}$ 。

Step 5 局部优化。计算样本投影映射后的张量集 $\{\mathcal{Y}'_{l,m} = \mathcal{X}'_{l,m} \times_1 U^{(1)\top} \times_2 U^{(2)\top} \times \dots \times_N U^{(N)\top}\}$ 。计算投影映射后总的散布值为 $\Psi_{\mathcal{Y}_0} = \sum_{m=1}^M \sum_{l=1}^L \|\mathcal{Y}'_{l,m}\|$ 。

① 利用交替最小二乘法对张量投影矩阵进行迭代求解,直到结果收敛(设置迭代变量 k, n);

② 设置 $U^{(n)}$ 由最大的 p_n 个特征值对应的 p_n 个特征向量构成。计算 $\{\mathcal{Y}'_{l,m}\}$ 和 $\Psi_{\mathcal{Y}_k}$, 如果 $\Psi_{\mathcal{Y}_k} - \Psi_{\mathcal{Y}_{k-1}} < \eta$ (η 通常取值为 10^{-6}), 则退出循环并且执行到步骤 6。

Step 6 投影映射过程。在投影映射结束后,获得特征张量: $\mathcal{Y}_{l,m} = \mathcal{X}_{l,m} \times_1 \mathbf{U}^{(1)\top} \times \dots \times_N \mathbf{U}^{(N)\top}$ 。

Step 7 特征提取过程。投影后的样本特征张量 $\mathcal{Y}_{l,m}$ 重新排列成一个特征矩阵 $\mathbf{y}_{l,m}$ (依据特征值从大到小排序),可以直接用于人脸识别。

Step 8 识别过程。样本 v 投影到张量子空间得到 $P(v)$,使用 2.2 节多线性主成份类标算法,依次计算 $P(v)$ 与第 l 类所有样本降维后 $\mathcal{Y}(V_l)$ 之间的值,采用最近邻算法完成人脸识别。

4 实验结果

4.1 人脸图像库与预处理

本研究采用东方人脸库 CAS-PEAL-R1 进行实验测试。CAS-PEAL-R1 人脸库中包含了 1 040 名东方人的 99 450 幅人脸图像。所有图像都包含光照、饰物、表情和姿势四种环境条件。

通过对东方人脸库进行研究发现:光照的子图像库在当前经典的识别算法(PCA,PCA+LDA 和 GPCA+LDA)中测试,识别率都比较低,光照问题一直是人脸识别的一个瓶颈。而本研究提出的识别算法考虑了光照等外界环境的影响,能较好地解决光照问题。CAS-PEAL-R1 中的人脸图像为 640×480 像素,为了减少实验运算量,需要对图像进行预处理:使用基于 Haar 的人脸检测算法^[19],将图像的人脸部分提取出来,把非人脸部分删除,因为获取的人脸图像大小可能会不一致,人脸图像大小最终被统一设置为 64×64 像素。部分图像如图 4 所示。



图 4 CAS-PEAL-R1 预处理后部分人脸图像

Fig. 4 Part of the CAS-PEAL-R1 faces after preprocessing

4.2 人脸识别算法比较

实验应用 CAS-PEAL-R1 的光照子图像库中的图像测试本文算法和四个基本的人脸识别算法(PCA, PCA+LDA,GPCA(Gabor+PCA)和 GPCA+LDA(Gabor+PCA+LDA))。

在训练和测试之前,所有的图像如 4.1 节所述进行预处理。训练过程中,使用光照子图像库中每类人脸样本数 $r \in \{1, 2, \dots, 6\}$ 用于训练,光照子图像库剩下部分为测试样本。识别结果如表 1 所示。

表 1 CAS-PEAL-R1 光照子库上识别算法识别率比较表

Tab. 1 Comparison of recognition rate based on CAS-PEAL-R1 illumination sub-library

识别算法	$r=1$	$r=2$	$r=3$	$r=4$	$r=5$	$r=6$
PCA	0.042	0.080	0.084	0.093	0.101	0.102
PCA+LDA	0.150	0.216	0.240	0.252	0.262	0.268
GPCA	0.220	0.401	0.534	0.632	0.643	0.656
GPCA+LDA	0.252	0.446	0.584	0.657	0.667	0.688
本文算法	0.550	0.670	0.674	0.695	0.722	0.726

由表 1 可知,外界环境因素的存在对人脸识别的影响比较严重,PCA 和 PCA+LDA 算法都没有考虑外界环境因素的影响,识别率还是比较低,并仍然是研究热点。当引入类内、类间时,识别率有所上升,如 PCA

+LDA 比 PCA 识别率明显提升。由于 Gabor 小波变换可以一定程度上减少外界环境的影响, Gabor 小波变换的引入, 能提高算法的鲁棒性, 识别率也得到明显提升, 如 GPCA 和 GPCA+LDA 识别率比 PCA 和 PCA+LDA 明显提升。但是, 上述四种算法在降维和特征提取过程中, 都破坏了原有数据的结构和特征, 识别率均较低。本文采用多线性子空间类标算法直接操作人脸多尺度序列的张量而不是它们的矢量化形式。特别是使用多线性投影空间可以把原数据张量投影到低维的张量子空间, 同时保留尽可能多的原始数据的特征, 对人脸识别率也有较大提升。

5 结束语

本研究扩展多尺度 Gabor 变换, 通过使用多尺度 Gabor 小波变换把人脸分解到多个尺度, 分别表征人脸各个部位特征, 这些特征可以组成人脸的完整特征。为了不破坏这些特征的空间结构和相关性, 将其组建成张量子空间, 形成多尺度张量子空间, 基于多线性主成分分析算法^[17], 提出多线性主成分分类标算法应用于人脸识别的降维和特征提取过程。这种特征提取算法可以降低训练和测试过程中的数据处理成本, 把原数据张量投影到低维的张量子空间, 同时保留尽可能多的原始数据特征。利用 CAS-PEAL-R1 东方人脸库进行实验, 结果表明, 所提出的识别算法比经典的主成分分析、线性判别分析和多尺度 Gabor 识别算法具有更好的识别效果。

参考文献:

- [1] Jain A K, Ross A, Prabhakar S. An introduction to biometric recognition[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 4-20.
- [2] Weickert J. Coherence enhancing diffusion filtering[J]. International Journal of Computer Vision, 1999, 31(23): 111-127.
- [3] Abasolo M J, Perales F J. Wavelet analysis for a new multi-resolution model for large-scale textured terrains[J]. Journal of WSCG, 2003, 11(1): 126-134.
- [4] Candes E, Romberg J. Quantitative robust uncertainty principles and optimally sparse decompositions[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2006, 6(2): 227-254.
- [5] 冯象初, 姜东焕, 徐光宝. 基于变分和小波变换的图像放大算法[J]. 计算机学报, 2008, 31(2): 340-345.
Feng Xiangchu, Jiang Donghuan, Xu Guangbao. Combining variation and wavelet transform for image zooming[J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(2): 340-345.
- [6] 付树军, 阮秋琦, 穆成坡, 等. 基于双向耦合扩散的保持特征的边缘锐化和图像增强[J]. 计算机学报, 2008, 31(3): 529-535.
Fu Shujun, Ruan Qiuqi, Mu Chengpo, et al. Feature preserving coupled bidirectional flow for edge sharpening and image enhancement[J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(3): 529-535.
- [7] 徐英, 洪治. 结合小波去噪的 THz 图像多尺度增强算法研究[J]. 传感技术学报, 2011, 24(3): 398-401.
Xu Ying, Hong Zhi. Study of multi-scale enhancement algorithm for THz images combining wavelet denoising[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(3): 398-401.
- [8] 刘文艺, 汤宝平, 蒋永华. 一种自适应小波消噪方法[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(1): 74-78.
Liu Wenyi, Tang Baoping, Jiang Yonghua. Research on an adaptive wavelet denoising method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2011, 31(1): 74-78.
- [9] Quentin L, Nacer H. Using the moving synchronous average to analyze fuzzy cyclostationary signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 44(1/2): 149-159.
- [10] Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, HI, Jun. 3-6, 1991: 586-591.
- [11] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.
- [12] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: A new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137.
- [13] Li Q, Shi X Q, Schonfeld D. Robust HOSVD-based higher-order data indexing and retrieval[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(10): 984-987.
- [14] Rajwade A, Rangarajan A, Banerjee A. Image denoising using the higher order singular value decomposition[J]. IEEE

Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(4): 984-987.

[15] Yan S, Xu D, Yang Q, et al. Multi-linear discriminant analysis for face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(1): 212-220.

[16] Guo W W, Kotsia I, Patras I. Tensor learning for regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(2): 816-847.

[17] Lu H P, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. MPCA: Multilinear principal component analysis of tensor objects[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(1): 18-39.

[18] Gao W, Cao B, Shan S G, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations[J]. IEEE Transactions on System Man, and Cybernetics (Part A), 2008, 38(1): 149-161.

[19] 江伟坚, 郭躬德, 赖智铭. 基于新 Haar-like 特征的 Adaboost 人脸检测算法[J]. 山东大学学报: 工学版, 2014, 44(2): 43-48.

Jiang Weijian, Guo Gongde, Lai Zhiming. An improved Adaboost algorithm based on new Haar-like feature for face detection[J]. Journal of Shandong University: Engineering Science, 2014, 44(2): 43-48.

(责任编辑: 吕文红)

《山东科技大学学报(自然科学版)》2013 年度优秀论文

根据中国知网(中国学术期刊网络出版总库)和中国科学引文索引(CSCD)来源列表统计结果,学报编辑部评选出《山东科技大学学报(自然科学版)》2013 年度优秀论文 9 篇,并进行了表彰,感谢论文作者为学报发展作出的贡献。

作者	篇名	发表时间(年/期)
左书华, 庞启秀, 杨华, 张娜	海州湾海域悬沙分布特征及运动规律分析	2013/01
崔岩波, 段云歌, 翟肖峰	临南洼陷沙三段油气充注强度与储层性质的定量关系	2013/01
高宗军	地下水流系统分异的试验演示及其意义	2013/02
李果, 董晶, 杨璞	防腐涂层对混凝土抗碳化性能的影响	2013/02
陈娟, 肖洪天	直角坐标系下梯度材料弹性力学平面问题的解析解	2013/02
刘伟, 张伟, 陈士海	深部岩石巷道爆破卸荷的破裂范围研究	2013/02
赵健, 沈云中	南极 Amery 冰架近海 Envisat 测高波形重构海面高评价	2013/03
戴祉平, 陈勇, 于雯泉	高邮凹陷阜宁组一段储层成岩环境演化的流体包裹体证据	2013/05
陈捷, 阚保强	衰落信道下的无线传感器网络虚拟 MIMO 传输优化设计	2013/05