



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
12
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



特征点检测 P1639



第20卷第12期（总第236期）

2015年12月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

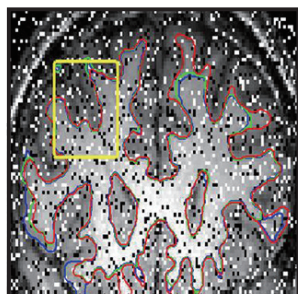
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

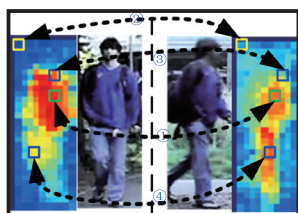
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 50.00元



融合全局和局部相关熵的图像分割(第1619页)



多方向显著性权值学习的行人再识别(第1674页)



混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类(第1689页)

综述

遥感影像变化检测算法综述

佟国峰, 李勇, 丁伟利, 岳晓阳1561

图像处理和编码

紧框架域混合正则化模型在图像恢复中的应用

李旭超, 马松岩, 边素轩1572

色彩熵在图像质量评价中的应用

徐琳, 陈强, 汪青1583

图像分析和识别

字典学习和稀疏表示的海马子区图像分割

时永刚, 王东青, 刘志文1593

阈值标记的分水岭彩色图像分割

张海涛, 李雅男1602

改进K-means活动轮廓模型

张倩颖, 吴纪桃, 谢晓振, 王晓涛1612

融合全局和局部相关熵的图像分割

黄扬, 郭立君, 张荣1619

递进的迭代脉冲噪声检测

孙劲光, 黄旭1629

对数极坐标系下尺度不变特征点的检测与描述

陶涛, 张云1639

子块鉴别分析的路面裂缝检测

钱彬, 唐振民, 徐威, 陶玉婷1652

多尺度构图先验的显著目标检测

王娇娇, 刘政怡1664

多方向显著性权值学习的行人再识别

陈莹, 霍中花1674

基于最大相关熵准则的2维主成分分析

赵丽美, 贾维敏, 王标标, 于强1684

遥感图像处理

混合编码差分进化粒子群算法及多示例学习的高光谱影像降维与分类

高红民, 李臣明, 王艳, 谢科伟, 陈玲慧, 何振宇1689

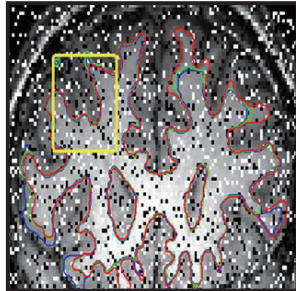
InSAR中应用可靠度导向改进的分级表相位展开算法

宋芳, 李勇, 余涛1699

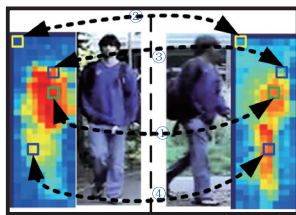
总目次 I

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm(P1612)



Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning(P1674)



Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning(P1689)

Review

Review of remote sensing image change detection

Tong Guofeng, Li Yong, Ding Weili, Yue Xiaoyang 1561

Image Processing and Coding

Applying a hybrid regularization model in a tight frame domain to image restoration

Li Xuchao, Ma Songyan, Bian Suxuan 1572

Application of color entropy to image quality assessment

Xu Lin, Chen Qiang, Wang Qing 1583

Image Analysis and Recognition

Segmentation of hippocampal subfields using dictionary learning and sparse representation

Shi Yonggang, Wang Dongqing, Liu Zhiwen 1593

Watershed algorithm of color image segmentation with threshold mark

Zhang Haitao, Li Yanan 1602

Improved K-means active contours stem

Zhang Qianying, Wu Jitao, Xie Xiaozhen, Wang Xiaotao 1612

Integration of global and local correntropy image segmentation algorithm

Huang Yang, Guo Lijun, Zhang Rong 1619

Progressive iterative impulse noise detection

Sun Jinguang, Huang Xu 1629

Detection and description of scale-invariant keypoints in log-polar space

Tao Tao, Zhang Yun 1639

Pavement crack detection algorithm based on sub-patch discriminant analysis

Qian Bin, Tang Zhenmin, Xu Wei, Tao Yuting 1652

Multi-scale saliency detection based on composition prior

Wang Jiaojiao, Liu Zhengyi 1664

Person re-identification based on multi-directional saliency metric learning

Chen Ying, Huo Zhonghua 1674

Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion

Zhao Limei, Jia Weimin, Wang Biaobiao, Yu Qiang 1684

Remote Sensing Image Processing

Dimension reduction and classification for hyperspectral image based on particle swarm optimization and differential evolution algorithm with hybrid encoding and multiple instance learning

Gao Hongmin, Li Chenming, Wang Yan, Xie Kewei, Chen Linghui,

He Zhenyu 1689

Reliability-guided phase unwrapping algorithm based on improved classification table for InSAR

Song Fang, Li Yong, Yu Tao 1699

中图法分类号: TP. 181 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)12-1684-05

论文引用格式: Zhao L M, Jia W M, Wang B B, Yu Q. Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(12): 1684-1688. [赵丽美, 贾维敏, 王标标, 于强. 基于最大相关熵准则的2维主成分分析[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(12): 1684-1688.] [DOI:10.11834/jig.20151213]

基于最大相关熵准则的2维主成分分析

赵丽美¹, 贾维敏¹, 王标标², 于强¹

1. 第二炮工程大学, 西安 710025; 2. 96275 部队, 洛阳 471003

摘要: 目的 本文针对基于最小均方差准则的主成分分析算法(如2DPCA- L_2 (two-dimensional PCA with L_2 -norm)算法和2DPCA- L_1 (two-dimensional PCA with L_1 -norm)算法)对外点敏感、识别率低的问题, 结合信息论中的最大相关熵准则, 提出了一种基于最大相关熵准则的2DPCA(2DPCA-MCC)。方法 2DPCA-MCC算法采用最大相关熵表示目标函数, 通过半二次优化技术解决相关熵问题, 降低了外点在目标函数评价中的贡献, 从而提高了算法的鲁棒性和识别精度。结果 通过对比2DPCA-MCC算法和2DPCA- L_2 、2DPCA- L_1 在ORL人脸数据库上的识别效果, 表明了2DPCA-MCC算法的识别率比2维主成分分析算法的识别率最低提高了近10%, 最高提高了近30%。结论 提出了一种基于最大相关熵的2DPCA算法, 通过半二次优化技术解决非线性优化问题, 实验结果表明, 本算法能够较好地解决外点问题, 显著提高识别精度, 适用于解决人脸识别中的外点问题。

关键词: 最大相关熵准则; 主成分分析; 鲁棒性; 信息论; 外点

Two-dimensional principal component analysis based on maximum correntropy criterion

Zhao Limei¹, Jia Weimin¹, Wang Biaobiao², Yu Qiang¹

1. The Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China; 2. Troops No. 96275, Luoyang 471003, China

Abstract: **Objective** Principal component analysis (PCA) plays an important role in image processing and machine learning because of its simplicity and effectiveness. In the image analysis domain, a 2D image is usually reshaped into a 1D vector, thus leading to high dimensionality and damage to intrinsic spatial information. Two-dimensional PCA (2DPCA) successfully solves the high-dimensional problem caused by vector-based methods and can significantly preserve spatial information. However, 2DPCA minimizes the minimum mean square error (MSE) and is sensitive to outliers. In this paper, a robust 2DPCA algorithm based on the maximum correntropy criterion (MCC) is proposed for face recognition. The proposed method can reduce the effect of outliers and improve recognition accuracy remarkably. **Method** In 2DPCA-MCC, the objective function is computed on the basis of the MCC, which is a useful measurement to handle non-zero-mean data. Given that the correntropy objective is a nonlinear optimization problem, which can be efficiently solved by the half-quadratic (HQ) optimization framework in an iterative manner, this study derives the algorithm to solve the correntropy objective on the basis of MCC. At each iteration, the complex nonlinear optimization problem is reduced to a weighed PCA problem and the correntropy objective is increased systematically. Thus, this new 2DPCA algorithm can handle non-centered data and can

收稿日期: 2015-07-04; 修回日期: 2015-09-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(61401471)

第一作者简介: 赵丽美(1989—), 女, 第二炮兵工程大学信息与通信工程专业硕士研究生, 主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail: zhaolimeiep@163.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61401471)

naturally estimate the data mean. **Result** Face recognition experiments have been implemented on ORL databases. In the experiment, 5 training images are randomly selected from all 10 face images for each individual and the data is not zero-centered. To test the robustness to outliers of the proposed method, 20, 40, and 60 percent of the 5 training images are occluded with random location and random size dots. The proposed algorithm can separately improve the recognition accuracy by nearly 10, 19, and 30 percent compared to the original two-dimensional PCA algorithms at 20, 40, and 60 percent images with outliers of all training images for each individual. **Conclusion** The minimum MSE is a simple measurement to compute the objective function. However, the MSE-based algorithm can only handle zero-mean data. To address this problem, this study proposes a new robust 2DPCA algorithm based on the MCC, which is a useful measurement for handling non-centered data. The algorithm uses the HQ optimization framework to solve the correntropy objective, which is a complicated nonlinear optimization problem. The experimental results on the ORL database prove that the proposed 2DPCA-MCC algorithm is more robust to outliers and can achieve better recognition results than the original MSE-based 2DPCA algorithms without the limitation of zero-mean data.

Key words: maximum correntropy criterion; principal component analysis; robust; information theoretic; outliers

0 引言

主成分分析(PCA)方法是一种线性变换技术,在图像处理和机器学习领域得到了广泛应用。主成分分析方法常用于表示高维数据,如人脸图像,富含外表、外形、动态变化等信息,也常用于将高维数据降维投影到低维空间。传统主成分分析算法^[1-2]的目标函数以 L_2 范数为基础,使得外点对结果影响较大,尤其是外点的 L_2 范数值比较大时,对实验结果影响更大。为了解决外点问题,一些基于 L_1 范数的算法,如 R1-PCA^[3]、 L_1 -PCA^[4]、PCA- L_1 ^[5]相继被提出。其中 PCA- L_1 不仅具有鲁棒性而且具有旋转不变性。

上述主成分分析算法都是基于向量化的算法,即将原始图像信息转化为1维的向量,而一组图像就可以转化为一个高维度的矩阵,这样处理则会导致空间信息的丢失。为了更好地获取图像中的空间信息,2DPCA(two-dimensional PCA)算法^[6]、2DPCA- L_1 (two-dimensional PCA with L_1 -norm)^[7]算法和 BP-CA- L_1 (block PCA with L_1 -norm)算法^[8]相继被提出。2010年,Pang^[9]提出了基于 L_1 范数的鲁棒张量分析算法,即 TPCA- L_1 算法,提高了算法对外点的鲁棒性。然而上述这些算法都是以最小均方差表示目标函数,导致这些算法容易受外点影响,且分类效果差。

近年来,信息论学习^[10-11](ITL)被引进到降维领域,提出了一种基于 ITL 的新 PCA。信息论学习^[12]指出最大相关熵(MCC)是一种局部方法,而

最小均方误差(MSE)是一种全局方法。全局的意思是所有的数据点在目标函数评价中贡献一样,而局部方法是目标函数主要由 $A=B$ 沿线的核函数决定^[13](这是由相关熵目标函数的定义式 $V_\sigma(A,B)=E[k_\sigma(A-B)]$ 决定的,当 $A=B$ 时,误差最小, A 和 B 偏差越大则误差越大)。在相关熵评价中,采用最大相关熵准则表示目标函数,外点距离数据集较远,其影响被降低,并通过半二次优化技术^[14-16]解决相关熵问题,可以处理非零均值和非高斯噪声的数据,识别率高,误差小;缺点是核参数值对结果影响较大。

针对基于最小均方误差原则的主成分分析算法对外点敏感、识别率低的问题,提出了基于最大相关熵准则的2DPCA算法,采用最大相关熵准则表示目标函数,通过半二次优化技术求解相关熵非线性优化问题,有效降低了外点的影响,并显著提高了识别精度。

1 2DPCA 算法

定义 V 表示一个 c 维的列向量, X 是 $r \times c$ 的图像矩阵, Y 表示将 X 投影到 V 上的投影矩阵,即

$$Y = XV \quad (1)$$

最优的投影矩阵 V 可以通过所有投影得到的向量的总散度求得。总散度可以定义为投影向量的协方差矩阵,即

$$J(V) = \text{tr}(S_V) \quad (2)$$

式中, S_V 表示通过训练矩阵投影后的向量矩阵求得的协方差矩阵。式(2)的物理意义表示求一个最优

的投影方向 $\mathbf{V}$, 使得所有训练矩阵在这个投影方向上的投影向量的总散度最大。 $\mathbf{S}_V$ 定义为

$$\begin{aligned}\mathbf{S}_V &= E((\mathbf{Y} - E(\mathbf{Y}))(\mathbf{Y} - E(\mathbf{Y}))^T) = \\ &E[\mathbf{XV} - E(\mathbf{XV})][\mathbf{XV} - E(\mathbf{XV})]^T = \\ &E[(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))\mathbf{V}][(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))\mathbf{V}]^T\end{aligned}\quad (3)$$

因此

$$\text{tr}(\mathbf{S}_V) = \mathbf{V}^T [E((\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))^T(\mathbf{X} - E(\mathbf{X})))]\mathbf{V}\quad (4)$$

定义图像协方差矩阵

$$\mathbf{G}_t = E[(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))^T(\mathbf{X} - E(\mathbf{X}))]\quad (5)$$

可以证明 $\mathbf{G}_t$ 为 $c \times c$ 的非负矩阵, 并可以通过图像矩阵求得。假设有 N 幅图像样本则有 $\mathbf{X}_j (j = 1, 2, \dots, N)$, 并定义平均图像为 $\bar{\mathbf{X}}$, 则有

$$\mathbf{G}_t = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}})^T (\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}})\quad (6)$$

式(2)可以表示为

$$J(\mathbf{V}) = \mathbf{V}^T \mathbf{G}_t \mathbf{V}\quad (7)$$

2 2DPCA-MCC 算法

2.1 问题描述

依据 2DPCA^[6] 的思想及信息论中的最大相关熵准则, 提出了基于最大相关熵准则的 2DPCA 算法 (2DPCA-MCC)。下面具体介绍算法的思想。

对于 2DPCA 情况, 定义一组输入图像为 $\mathbf{A}_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 用 $\mathbf{A}$ 表示, 其重构图像为 $\mathbf{B}_i (i = 1, 2, \dots, N)$, 用 $\mathbf{B}$ 表示, 其中 $\mathbf{A}_i \in \mathbf{R}^{r \times c}$, $\mathbf{B}_i \in \mathbf{R}^{r \times c}$ 。在 2DPCA 情况下定义相关熵为输入图像和重构图像之间的广义相似性估计

$$V_\sigma(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = E[k_\sigma(\mathbf{A} - \mathbf{B})]\quad (8)$$

式中, $k_\sigma(\cdot)$ 是满足电磁理论 (Mercer' theory) 的核函数, 并假设 k_σ 为高斯函数 $g(x) = \exp(-x^2/2\sigma^2)$ 。因此式(8)可以近似等价于

$$V_\sigma(\mathbf{A}, \mathbf{B}) \cong \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(\mathbf{A}_i - \mathbf{B}_i)\quad (9)$$

由重构图像和输入图像之间的关系, 有 $\mathbf{A}_i = \mathbf{X}_i$, $\mathbf{B}_i = \boldsymbol{\mu} + (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})\mathbf{V}\mathbf{V}^T$, 则式(9)可以表示为

$$\begin{aligned}\max J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}) &\cong \\ &\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu} - (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu})\mathbf{V}\mathbf{V}^T)\end{aligned}\quad (10)$$

另, $\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu}$, 同时因为

$$\begin{aligned}\sqrt{\|\mathbf{Y} - \mathbf{Y}\mathbf{V}\mathbf{V}^T\|^2} &= \sqrt{\sum_{j=1}^r (\mathbf{y}_j - \mathbf{y}_j\mathbf{V}\mathbf{V}^T)^2} = \\ &\sqrt{\sum_{j=1}^r (\mathbf{y}_j\mathbf{y}_j^T - \mathbf{y}_j\mathbf{V}\mathbf{V}^T\mathbf{y}_j)^2}\end{aligned}\quad (11)$$

所以目标函数可以表示为

$$\begin{aligned}\max J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}) &= \\ &\sum_{i=1}^N g\left(\sqrt{\sum_{j=1}^r (\mathbf{y}_j^i(\mathbf{y}_j^i)^T - \mathbf{y}_j^i\mathbf{V}\mathbf{V}^T(\mathbf{y}_j^i)^T)^2}\right)\end{aligned}\quad (12)$$

式中, $\mathbf{y}_j^i$ 表示第 i 幅图像 $\mathbf{Y}_i$ 的第 j 个行向量。

2.2 优化算法

在信息论学习中, 熵往往包含非线性核函数, 半二次优化技术是解决非线性优化问题的重要方法。采用高斯核函数表示目标函数, 因而问题转化为一个非线性优化问题。选择半二次优化技术, 并提出一种贪婪算法解决式(12)中的优化问题。根据共轭凸函数理论^[15]可知以下命题:

命题: $g(\mathbf{x})$ 存在一个凸函数 φ 使得

$$g(\mathbf{x}) = \max\left(\mathbf{p} \frac{\|\mathbf{x}\|^2}{\sigma^2} - \varphi(\mathbf{p})\right)\quad (13)$$

式中, $\mathbf{p}$ 是辅助共轭变量, 且对固定的一个 $\mathbf{x}$, 式(13)在 $\mathbf{p} = -g(\mathbf{x})$ 时取得最大值^[14, 17]。代入式(13)得

$$\begin{aligned}J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}, \mathbf{P}) &= \\ &\sum_{i=1}^N g\left(\mathbf{p}^i \left(\sum_{j=1}^r (\mathbf{y}_j^i(\mathbf{y}_j^i)^T - \mathbf{y}_j^i\mathbf{V}\mathbf{V}^T(\mathbf{y}_j^i)^T)^2\right) - \varphi(\mathbf{p}^i)\right)\end{aligned}\quad (14)$$

式中, $\mathbf{p} = [p^1, p^2, \dots, p^N]^T$ 是用来存储辅助变量。根据命题对固定的 $(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V})$, 有 $J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}) = \max J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}, \mathbf{P})$ 。因此问题转化为求解 $J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}, \mathbf{P})$ 最大。具体过程为

$$(\mathbf{p}^i)^{t+1} = -g\left(\sqrt{\sum_{j=1}^r (\mathbf{y}_j^i(\mathbf{y}_j^i)^T - \mathbf{y}_j^i\mathbf{V}^t(\mathbf{y}_j^i)^T)^2}\right)\quad (15)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{p}^i \mathbf{X}_i\quad (16)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{V}^{t+1} &= \arg \max \text{tr}(\mathbf{V}^t)^T \mathbf{G}^{t+1} \mathbf{V}^t \\ \text{s. t. } &\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{I}\end{aligned}\quad (17)$$

式中, $\mathbf{G}^{t+1} = \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu}^{t+1})^T \mathbf{p}^i (\mathbf{X}_i - \boldsymbol{\mu}^{t+1})$, t 是迭代次数, 问题式(17)里的最优解 $\mathbf{V}$ 可以通过下面的特征值分解求得

$$\mathbf{G}\mathbf{V} = \mathbf{V}\mathbf{A}\quad (18)$$

式中, $\mathbf{A}$ 是对角矩阵, 其对角元素为 $\mathbf{G}$ 的前 m 个最大特征值, $\mathbf{V}$ 是对应的特征向量组成的。参数 σ 的大小对算法的准确度具有较大影响, 选取如下方法确定参数 σ 的值, 即

$$(\sigma')^2 = \frac{1}{r} \| (\mathbf{x}'_j - \boldsymbol{\mu}') - (\mathbf{x}'_j - \boldsymbol{\mu}') \mathbf{V}' (\mathbf{V}')^T \|^2 \quad (19)$$

下面证明算法的收敛性。根据式(16)(17)有

$$J(\boldsymbol{\mu}', \mathbf{V}', \mathbf{P}') \leq J(\boldsymbol{\mu}', \mathbf{V}', \mathbf{P}^{t+1}) \leq J(\boldsymbol{\mu}^{t+1}, \mathbf{V}', \mathbf{P}^{t+1}) \leq J(\boldsymbol{\mu}^{t+1}, \mathbf{V}^{t+1}, \mathbf{P}^{t+1}) \quad (20)$$

目标函数的值在每次循环中都会增大, 但是 $J(\boldsymbol{\mu}', \mathbf{V}', \mathbf{P}')$ 是非减函数, 根据最大相关熵准则可以证明 $J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V})$ 是有限的, 同时根据

$$J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}) = \max J(\boldsymbol{\mu}, \mathbf{V}, \mathbf{P})$$

也可以证明 $J(\boldsymbol{\mu}', \mathbf{V}', \mathbf{P}')$ 也是有限的。因此可以证明本文算法是收敛的。

3 实验结果

为了检验算法的鲁棒性, 选取 ORL 人脸数据库进行分类实验。

ORL 人脸数据库由剑桥大学 AT&T 实验室创建, 其中包含 40 个人, 每个人 10 幅图像, 共 400 幅图像。每个人的图像是在不同的时间、不同的光线、不同的表情(睁眼/闭眼, 笑/不笑)下拍摄的。其中

人脸姿态也有很大的变化, 其深度旋转和平面旋转可达 20° , 人脸的尺寸也有不超过 10% 的变化。每幅图像大小是 64×64 像素。



图1 ORL 人脸数据库的样本图像

Fig. 1 Sample pictures of ORL

实验中, 每人随机选取 5 幅图像作为训练样本, 其余图像作为测试样本, 并在训练样本上随机加入大小不超过 15×15 像素的外点, 外点是以随机方式产生。以“ $a\%$ 训练图像有外点”表示 $a\%$ 的训练图像加入外点。对每个人分别随机选取 20%、40% 和 60% 的训练图像加入外点。通过实验结果可以发现, 当外点数相同时, 本文算法得到的分类效果远远优于 2DPCA- L_1 和 2DPCA- L_2 算法, 识别率高达 90% 以上。通过对比图 2(a)(b)(c) 可以发现, 当外点增多时, 2DPCA-MCC 算法的识别率基本没有变化, 不受外点影响, 而另外两种算法的识别率则下降较快。实验结果表明, 2DPCA-MCC 算法对外点具有良好的鲁棒性, 并且识别率也不易受外点影响。

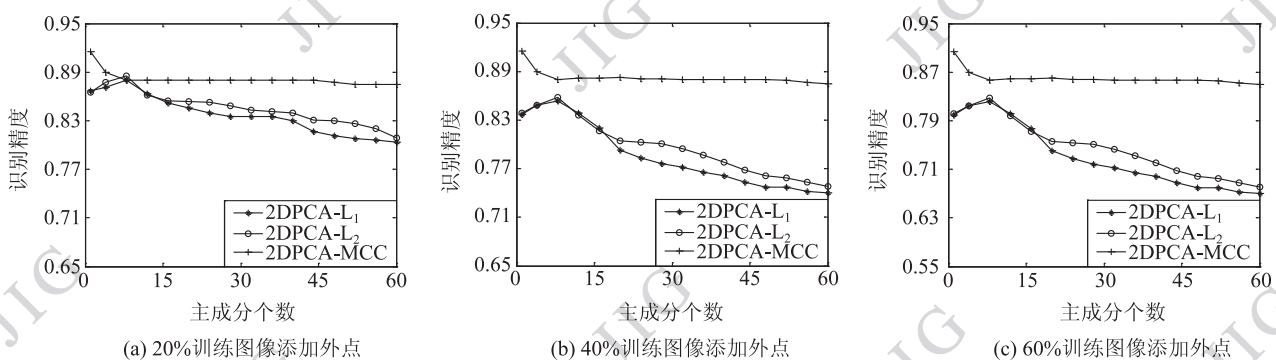


图2 在 ORL 数据库中识别率随特征数变化情况

Fig. 2 Recognition of accuracy versus feature number on the ORL database

4 结论

针对基于最小均方差准则的 2 维主成分分析方法对外点敏感、识别率低的问题, 提出了一种基于最大相关熵准则的 2DPCA 算法, 采用高斯核函数表示

目标函数, 并通过半二次优化技术解决最大熵问题, 在每次循环迭代中把复杂的非线性优化问题转化为标准的权重 PCA 问题, 有效降低了外点的影响, 识别率得到显著提高, 尤其在外点较多的情况下, 识别率依然可以达到 90%。本文提出的方法适用于解决人脸识别中的外点问题, 对常见的数据库都有较

高的识别精度,但是本算法存在一点不足,即参数 σ 的大小对算法的准确度影响较大。下一步计划研究如何将最大相关熵准则和其他非线性算法相结合,以进一步抑制外点的影响,提高人脸识别的精度。

参考文献 (References)

- [1] Jolliffe I T. Principal Component Analysis[M]. Wiley Online Library: Springer, 2002. [DOI: 10.1002/9781118445112.stat06472]
- [2] Wold S, Esbensen K, Geladi P. Principal component analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1987, 2(1): 37-52. [DOI: 10.1016/0169-7439(87)80084-9]
- [3] Ding C H Q, Zhou D, He X F, et al. R 1-PCA: rotational invariant L1-norm principal component analysis for robust subspace factorization[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning. Carnegie Mellon University, Pittsburgh, USA: ACM, 2006: 281-288. [DOI: 10.1145/1143844.1143880]
- [4] Baccini A, Besse P, De Falguerolles A D. A L1-norm PCA and a heuristic approach[J]. Ordinal and Symbolic Data Analysis, Springer, 1996: 359-368.
- [5] Kwak N. Principal component analysis based on L1-norm maximization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(9): 1672-1680. [DOI: 10.1109/TPAMI.2008.114]
- [6] Yang J, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1): 131-137. [DOI: 10.1109/TPAMI.2004.1261097]
- [7] Li X L, Pang Y W, Yuan Y. L1-norm-based 2DPCA[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B, Cybernetics, 2010, 40(4): 1170-1175. [DOI: 10.1109/TSMCB.2009.2035629]
- [8] Wang H X. Block principal component analysis with L1-norm for image analysis[J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(5): 537-542. [DOI: 10.1016/j.patrec.2011.11.029]
- [9] Pang Y W, Li X L, Yuan Y. Robust tensor analysis with L1-Norm[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2010, 20(2): 172-178. [DOI: 10.1109/TCSVT.2009.2020337]
- [10] Principe J C, Xu D, Fisher J. Information theoretic learning [C]//Proceedings of Unsupervised Adaptive Filtering, Haykin S, ed. New York: Wiley, 2000, 1: 265-319.
- [11] Xu D. Energy, entropy and information potential for neural computation[D]. Gainesville, USA: University of Florida, 1999.
- [12] Viola P, Schraudolph N, Sejnowski T J. Empirical entropy manipulation for real-world problems[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 1996: 851-857.
- [13] Liu W F, Pokharel P P, Principe J C. Correntropy: properties and applications in non-Gaussian signal processing [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(11): 5286-5298. [DOI: 10.1109/TSP.2007.896065]
- [14] Yuan X T and Hu B G. Robust feature extraction via information theoretic learning[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. Montreal, Canada: ACM, 2009: 1193-1200.
- [15] Rockafellar R T. Convex Analysis[M]. Princeton Mathematical Series: Princeton University Press, 1970: 46-49.
- [16] He R, Hu B G, Zheng W S, et al. Two-stage sparse representation for robust recognition on large-scale database [C]//Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Westin Peachtree Plaza, Atlanta, Georgia, USA: AAAI Press, 2010.
- [17] He R, Zheng W S, Hu B G. Maximum correntropy criterion for robust face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 33(8): 1561-1576. [DOI: 10.1109/TPAMI.2010.220]