

基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法

高艳¹, 荆晓远¹, 吴飞², 李昆¹, 姚永芳¹

(1. 南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003;

2. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 由于彩色人脸图像比灰度人脸图像包含了更多的信息, 彩色人脸图像识别方法越来越受到学者的重视。而对于研究最多的 RGB 彩色空间, 通常 R (红)、 G (绿)、 B (蓝) 三分量间存在很大的相关性。为了最大程度去除各个分量之间的相关性从而提高识别效果, 有学者提出了基于统计正交投影变换 (SOA) 的彩色人脸图像识别方法。然而, 该方法在特征提取的过程中不可避免地存在奇异性问题。为了解决这个问题, 文中提出了一种基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法 (SDFSOA)。此外, 对所涉及的参数进行了合理的设置。实验结果表明所提方法能取得更好的识别效果。

关键词: 彩色人脸识别; 统计正交分析; 奇异性; 散度差; 参数设置

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)12-0024-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.12.006

Statistically Orthogonal Analysis Approach for Color Face Image Based on Scatter Difference

GAO Yan¹, JING Xiao-yuan¹, WU Fei², LI Kun¹, YAO Yong-fang¹

(1. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications,
Nanjing 210003, China;

2. College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and
Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Color face image contains more information than gray-scale face image, thus color face recognition is attracting more and more researchers' attention. The most popular color space is RGB space. Usually, there exists much correlation between R (Red), G (Green) and B (Blue) components. In order to remove the correlation among features of three components for improving recognition results, a color face recognition method based on Statistically Orthogonal Analysis (SOA) of projection transforms has been presented. However, this method suffers from problem of singularity inevitably. To solve the problem, propose a novel color face recognition approach that is Scatter Difference based color Face image Statistically Orthogonal Analysis (SDFSOA) approach. In addition, set the parameter in SDFSOA reasonably. The experimental results indicate that the proposed approach can obtain favorable recognition results.

Key words: color face recognition; statistically orthogonal analysis; singularity; scatter difference; parameter setting

0 引言

随着人们对人脸图像识别方法的不断探索, 越来越多的人认识到彩色人脸图像有比灰度人脸图像更加丰富的识别信息, 彩色图像在图像滤波、去噪、边缘检测、分割、检索等领域已经得到广泛研究^[1-5]。但彩色人脸图像各分量之间会有很多冗余信息。通过对彩色图像各个分量的相关性分析以及大量的实验表明, 彩色人脸图像各分量之间的冗余信息会影响最终的识别

效果。如何有效地利用彩色人脸图像里面包含的众多信息已经成为人们研究的热点。

一般都是在已有的彩色空间上进行空间的转换来有效地提取特征进行人脸识别^[6-9], 例如较为典型的方法有 Uncorrelated Color Space (UCS), Independent Color Space (ICS), Discriminating Color Space (DCS), Extended General Color Image Discriminant (EGCID)。为了去除投影向量之间的相关性, 基于

收稿日期: 2014-01-11

修回日期: 2014-04-18

网络出版时间: 2014-10-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61272273); 江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX13_465)

作者简介: 高艳(1986-), 女, 研究生, 研究方向为生物特征识别; 荆晓远, 教授, 博士生导师, 研究方向为模式识别、图像处理、机器学习。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20141023.1047.008.html>

Linear Discriminant Analysis (LDA) 方法, Foley 和 Sammon 提出了带有正交约束的 LDA (FSLDA)^[10] 方法。与 FSLDA 相比 Uncorrelated Linear Discriminant Analysis (ULDA)^[11-12] 在寻求投影空间的最优化问题上,通过对约束条件的修改,考虑了统计信息,这样就使得到的特征向量统计不相关,统计信息的考虑能最大限度地去除特征向量之间的相关性,从而提高算法的识别效果。由于这两种方法具有较强的鉴别特性,使得其成为了两种典型的线性鉴别分析方法。但是它们的研究对象是灰度图像,笔者将把 ULDA 方法应用到彩色人脸库上即 Color face image based Uncorrelated Linear Discriminant Analysis (CULDA)。Man^[13] 等人提出了彩色图像统计正交分析 (SOA) 方法,这种方法有效地解决了这个问题。SOA 首先用 Fisher 准则^[14] 计算 R 分量上的投影变换矩阵 \mathbf{W}_R , 然后在计算 G 分量上的投影变换矩阵 \mathbf{W}_G 时用 \mathbf{W}_R 对其进行约束,最后在计算 B 分量上的投影变换矩阵时将 \mathbf{W}_G 和 \mathbf{W}_R 加入到约束条件中。通过加入各分量上求得的投影变换矩阵作为约束因子,同时以获得的投影相互统计正交作为约束准则,解决了各彩色分量之间存在相关性的问题。但是使用 Fisher 准则求取某个分量的投影矩阵时就会不可避免地遇到小样本问题。为了解决这个问题,采用最大散度差^[15] 重新设计这个最优化问题,提出了基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法 (SDFS OA)。为了加强方法的分类效果,这里采用带有参数的散度差。

1 基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法 (SDFS OA)

首先给出相关变量的定义:

- (1) X_R, X_G, X_B : R, G, B 彩色成分图像样本集;
- (2) $\mathbf{S}_{bR}, \mathbf{S}_{bG}, \mathbf{S}_{bB}$: X_R, X_G, X_B 的类间散度矩阵;
- (3) $\mathbf{S}_{wR}, \mathbf{S}_{wG}, \mathbf{S}_{wB}$: X_R, X_G, X_B 的类内散度矩阵;
- (4) $\mathbf{S}_{tR}, \mathbf{S}_{tG}, \mathbf{S}_{tB}$: X_R, X_G, X_B 的总体散度矩阵;
- (5) $\mathbf{W}_R, \mathbf{W}_G, \mathbf{W}_B$: 由 X_R, X_G, X_B 投影向量构成的投影变换矩阵;

- (6) $\sqrt{\mathbf{M}}$: 矩阵满足 $\sqrt{\mathbf{M}} (\sqrt{\mathbf{M}})^T = \mathbf{M}$ 。

1.1 R 分量上的投影变换的求法

首先在求解 R 分量的投影变化的时候,采用带有参数的散度差,通过下式计算 \mathbf{W}_R :

$$\max J(\mathbf{W}_R) = \mathbf{W}_R^T (\mathbf{S}_{bR} - \lambda \bullet \mathbf{S}_{wR}) \mathbf{W}_R \quad (1)$$

其中, λ 为散度差的参数。

对于这个式子的求解可以将其转化为对 $(\mathbf{S}_{bR} - \lambda \bullet \mathbf{S}_{wR}) \mathbf{W}_R = \eta \mathbf{W}_R$ 的求解。可以看到这里不用对 \mathbf{S}_{wR} 求逆,避免了 SOA 中出现的小样本问题。一般来讲,

如果 $(\mathbf{S}_{bR} - \lambda \mathbf{S}_{wR})$ 是满秩矩阵的话就可以直接对其进行特征值、特征向量的求解,将求得特征向量作为投影矩阵的元素。但是如果 $(\mathbf{S}_{bR} - \lambda \mathbf{S}_{wR})$ 非满秩的话,就不能用该方法求解了,对于非满秩矩阵可采用瘦型分解 (SVD)。首先令 $\lambda = 1$, 因为 $\mathbf{S}_{tR} = \mathbf{S}_{bR} + \mathbf{S}_{wR}$, 所以有 $\mathbf{S}_{bR} - \mathbf{S}_{wR} = 2\mathbf{S}_{bR} - \mathbf{S}_{tR}$ 。可以同时将 \mathbf{S}_{bR} 和 \mathbf{S}_{tR} 对角化分别得到一个对角阵和单位矩阵,即, $\mathbf{W}_R^T \mathbf{S}_{bR} \mathbf{W}_R = \mathbf{A}$, $\mathbf{W}_R^T \mathbf{S}_{tR} \mathbf{W}_R = \mathbf{I}$ 。可以这样说, \mathbf{W}_R 就为 $\mathbf{S}_{bR} - \mathbf{S}_{wR}$ 对应特征值 $2\mathbf{A} - \mathbf{I}$ 的特征向量,这样求得特征值和特征向量具有如下性质:

(1) 大于 0 的特征值 (即 $2\eta_i - \mathbf{I} > 0$) 所对应的特征向量具有鉴别能力;

(2) 特征值为 0 (即 $2\eta_i - \mathbf{I} = 0$) 对应的特征向量不能够区分,这部分特征值对应的特征向量应舍掉;

(3) 特征值小于 0 (即 $2\mu_i - \mathbf{I} < 0$) 对应的特征向量会使类与类之间重叠。

所以做实验时挑选大于 0 的特征值所对应的特征向量。

经过分析,如果 $\mathbf{S}_{bR} - \mathbf{S}_{wR}$ 可逆,则最后投影矩阵的鉴别能力就和 LDA 一样,如果不可逆,只要选择特征值大于 0 对应的特征向量就比 LDA 的鉴别能力强。当小样本问题加剧时,最大散度差方法就相当于 Fisherface^[14] 方法,但是如果 $(N-C)$ 很接近输入样本维数的时候 (N 为样本数, C 为样本类的数量),最大散度差方法就和 Fisherface 方法不同,这种情况下最大散度差方法就比 Fisherface 方法好。可见,文中方法具有很大的优势。

对于参数 λ 的选取,实验得到如下结论:

(1) 当 \mathbf{S}_{wR} 是非奇异矩阵时,随着参数 λ 选取的增大,识别率也会随之增大,但当到了一定值后,随着 λ 的增大识别率反而会下降;

(2) 当 \mathbf{S}_{wR} 是奇异矩阵时,随着参数 λ 的增大,识别率曲线近似为单调递增曲线,当达到一定数值后识别率不再变化。

经过多次实验最终选取 $\lambda = 0.7$ 。经过分析看到了散度差的优势,最终决定采用此方法解决在彩色图像识别过程中出现的问题。

1.2 G 分量上的投影变换的求法

按照上面的解决办法求出 \mathbf{W}_R 后,按照以下公式求取 \mathbf{W}_G :

$$\max J(\mathbf{W}_G) = \mathbf{W}_G^T (\mathbf{S}_{bG} - \lambda \bullet \mathbf{S}_{wG}) \mathbf{W}_G \quad (2)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{W}_G^T \sqrt{\mathbf{S}_{tG}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R = 0$$

上式可以通过公式 (3) 进行求解:

$$(\mathbf{S}_{bG} - \lambda \bullet \mathbf{S}_{wG}) (\sqrt{\mathbf{S}_{tG}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R)^{-1} \mathbf{W}_G = \eta \mathbf{W}_G \quad (3)$$

证明:假设 $\mathbf{W} = \sqrt{\mathbf{S}_{tG}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R$, 约束可写成 $\mathbf{W}_G^T \mathbf{W} = 0$, 构建拉格朗日函数:

$$L(\mathbf{W}_G) = \mathbf{W}_G^T (\mathbf{S}_{bG} - \lambda \mathbf{S}_{wG}) \mathbf{W}_G - \eta (\mathbf{W}_G^T \mathbf{W} - \mathbf{c}) \quad (4)$$

其中, η 是拉格朗日乘子, 注意这里 λ 不是拉格朗日乘子而是散度差里面的参数; \mathbf{c} 是常数矩阵。

使 $L(\mathbf{W}_G)$ 对 \mathbf{W}_G 的导数为零:

$$\frac{\partial L(\mathbf{W}_G)}{\partial \mathbf{W}_G} = 2(\mathbf{S}_{bG} - \lambda \mathbf{S}_{wG}) \mathbf{W}_G - \eta \mathbf{W} = 0 \quad (5)$$

则 η 可表示为:

$$\eta = 2\mathbf{W}^{-1}(\mathbf{S}_{bG} - \lambda \mathbf{S}_{wG}) \mathbf{W}_G \quad (6)$$

根据公式(5)和(6)整理后,有:

$$(\mathbf{S}_{bG} - \lambda \mathbf{S}_{wG}) (\sqrt{\mathbf{S}_{tG}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R)^{-1} \mathbf{W}_G = \eta \mathbf{W}_G \quad (7)$$

证明结束。

1.3 B 分量上的投影变换的求法

按照上面的方法求出 \mathbf{W}_G 后,按公式(8)求取 \mathbf{W}_B :

$$\max J(\mathbf{W}_B) = \mathbf{W}_B^T (\mathbf{S}_{bB} - \lambda \mathbf{S}_{wB}) \mathbf{W}_B \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{W}_B^T \sqrt{\mathbf{S}_{tB}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R = 0$$

$$\mathbf{W}_B^T \sqrt{\mathbf{S}_{tB}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tG}})^T \mathbf{W}_G = 0$$

式中 \mathbf{W}_B 可以用 $\boldsymbol{\psi}_B \mathbf{W}_B = \eta \mathbf{W}_B$ 进行求解,其中 $\boldsymbol{\psi}_B = \mathbf{S}_{wB}(\mathbf{I} - \boldsymbol{\varphi}^T (\mathbf{S}_{bB} - \lambda \mathbf{S}_{wB}) \boldsymbol{\varphi}^{-1})$, 该式中 $\boldsymbol{\varphi} = [\sqrt{\mathbf{S}_{tB}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tR}})^T \mathbf{W}_R, \sqrt{\mathbf{S}_{tB}} (\sqrt{\mathbf{S}_{tG}})^T \mathbf{W}_G]$ 。证明过程和求解 \mathbf{W}_G 的证明过程类似。

1.4 SDFSOA 的算法步骤

步骤 1:根据式(1)计算 R 分量的投影变换矩阵 \mathbf{W}_R ;

步骤 2:根据式(2)计算 G 分量的统计正交投影变换矩阵 \mathbf{W}_G ;

步骤 3:根据式(3)计算 B 分量的统计正交投影变换矩阵 \mathbf{W}_B ;

步骤 4:用 $\mathbf{Z}_R = \mathbf{W}_R^T \mathbf{X}_R$, $\mathbf{Z}_G = \mathbf{W}_G^T \mathbf{X}_G$ 和 $\mathbf{Z}_B = \mathbf{W}_B^T \mathbf{X}_B$ 对训练样本的 R, G, B 三个彩色分量进行投影,获得新的样本集 $\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_R^T, \mathbf{Z}_G^T, \mathbf{Z}_B^T]^T$;

步骤 5:按照步骤 4 的投影方法对测试样本的 R, G, B 三个彩色分量进行投影获得新的测试样本集 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_R^T, \mathbf{Y}_G^T, \mathbf{Y}_B^T]^T$;

步骤 6:使用基于余弦距离的最近邻分类器进行分类。

2 实验

为了验证该方法的有效性,本节对提出的方法和对比方法在 AR 彩色人脸数据库和 FRGC-v2 彩色人脸数据库上进行验证。

2.1 数据库介绍

AR 彩色人脸数据库^[16]包含有 70 名男性和 56 名女性,一共有 126 人的 4 000 张彩色人脸图像。每个人的图像具有不同的差异,例如光照差异、遮挡物差异和采样时间差异等。选取 102 类的 2 652 幅图像,每类包含有 26 幅图片。实验前,先将每幅彩色图片进行预处理,将原图像像素转换为 60×60 的像素大小,图 1 为 AR 彩色人脸数据库上某类的所有图像示例。



图 1 AR 彩色人脸数据库上某类的样本图像

FRGC-v2 (Face Recognition Grand Challenge version 2)^[17]包含 12 776 幅训练图像,16 028 幅受控图像,8 014 幅不受控图像。受控目标图像的质量较高,不受控图像的质量较差。选取部分图像样本进行实验,包含 222 个人,每个人有 36 ~ 64 幅图像。同样,只选取一部分人的彩色图像来进行实验,选择 100 个人,每个人的 24 幅图像用来构造实验所需的样本集。实验前,先将每幅彩色图片进行预处理,将原图像像素转换为 60×60 的像素大小,图 2 为 FRGC-v2 彩色人脸数据库上某类的所有图像示例。

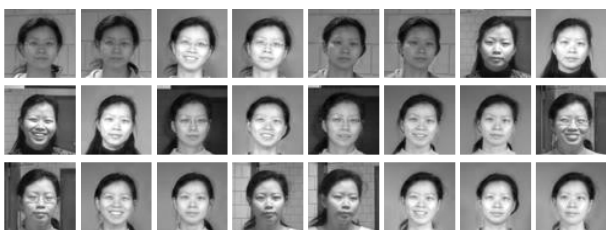


图 2 FRGC-v2 彩色人脸数据库上某类的所有图像示例

2.2 实验结果与分析

在本节中,将 SDFSOA 方法同 CULDA 以及 UCS, ICS, DCS 和 EGCID 这几种经典的彩色图像识别方法做比较,同时跟 SOA 方法进行比较。

在本实验中,对 AR 彩色人脸库每类随机挑选 6 个训练样本,该类其余的 20 个样本作为测试;对于 FRGC-v2 彩色人脸库同样每类随机选取 6 个训练样本,该类其余的样本作为测试。实验过程中,随机做 20 次实验考察其平均识别率和方差。实验结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出,在 AR 人脸库上,文中提出的方法比经典的 CULDA, UCS, ICS, DCS 和 EGCID 方法的识别率要高至少 3.01% ($= 91.56\% - 88.55\%$),比 SOA 也高了 1.09%;在 FRGC-v2 彩色人脸库上文中

提出的方法比经典的 CULDA,UCS,ICS,DCS 和 EGCID 方法至少高出 1.70%,比 SOA 高出 1.20%。实验结果显示,文中提出的方法能有效解决小样本问题。

表 1 所有方法在两个数据库上识别率比较

对比方法	AR 彩色人脸库上的识别率(均值和方差)	FRGC-v2 彩色人脸库上的识别率(均值和方差)
CULDA	87.46±2.15	77.31±2.70
UCS	87.67±2.35	77.65±2.74
ICS	86.51±2.45	77.34±2.50
DCS	86.43±2.51	77.57±2.46
EGCID	88.55±2.03	79.63±1.74
SOA	90.47±1.98	80.13±1.67
SDFSOA	91.56±1.45	81.33±1.47

3 结束语

文中基于 SOA 对原有的求取特征向量的准则进行重新设计,采用散度差并且对参数进行研究,解决了奇异问题,并对算法性能进行了简要分析。在 AR 彩色人脸库和 FRGC-v2 彩色人脸库上的实验结果表明,所提出的方法不仅具有较高的识别效果,而且解决了小样本问题。

参考文献:

[1] 黄 伟,周鸣争,李小牛. 基于滤波器叠加的彩色图像矢量中值滤波方法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(1):143-145.

[2] 贾书香,任小洪,王天文,等. 多尺度形态学在彩色图像去噪中的应用[J]. 计算机技术与发展,2010,20(1):128-131.

[3] 黄 伟,周鸣争,李小牛. 一种基于四元数的彩色图像边缘检测改进算法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(3):121-124.

[4] 刘金锋,陈石英,张月琴. 基于粗糙集直方图的彩色图像分割改进[J]. 计算机技术与发展,2010,20(7):68-71.

[5] 韩 轩,陈海山. 综合颜色和局部空间特征的彩色图像检索方法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(1):122-125.

[6] Torres L, Reutter J Y, Lorente L. The importance of the color information in face recognition[C]//Proc of international conference on image processing. [s. l.]:IEEE,1999:627-631.

[7] Liu Chengjun. Learning the uncorrelated, independent, and discriminating color spaces for face recognition[J]. IEEE Trans on Information Forensics and Security,2008,3(2):213-222.

[8] Yang Jian, Liu Chengjun. Color image discriminant models and algorithms for face recognition[J]. IEEE Trans on Neural Network,2008,19(12):2088-2098.

[9] Choi J Y, Ro Y M, Plataniotis K N. Boosting color feature selection for color face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing,2011,20(5):1425-1434.

[10] Foley D H, Sammon J W. An optimal set of discriminant vectors[J]. IEEE Trans on Computers,1975,C-24(3):281-289.

[11] Jin Zhong, Yang Jingyu, Hu Zhongshan, et al. Face recognition based on uncorrelated discriminant transformation[J]. Pattern Recognition,2001,34(7):1405-1416.

[12] 杨 健,杨静宇,刘宁钟. 统计不相关最优鉴别分析的理论及算法[J]. 南京理工大学学报:自然科学版,2002,26(2):179-182.

[13] Man Jiangyu, Jing Xiaoyuan, Liu Qian, et al. Color face recognition based on statistically orthogonal analysis of projection transforms[J]. Biometric Recognition,2011,7098:58-65.

[14] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1997,19(7):711-720.

[15] Li X R, Jiang Tao, Zhang Keshu. Efficient and robust feature extraction by maximum margin criterion[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,2006,17(1):157-165.

[16] Martinez A M, Benavente R. The AR face database[R/OL]. 1998. <http://www2.ece.ohio-state.edu/~aleix/ARdatabase.html>.

[17] Phillips P, Flynn P, Scruggs T, et al. Overview of the face recognition grand challenge[C]//Proc of IEEE conf on computer vision and pattern recognition. [s. l.]:[s. n.],2005:947-954.

+++++

(上接第 23 页)

(V+D) - Part 1: general network design V1.4.0[S]. EN 300 392-1-2008,2008.

[6] 孙 昕,李 海. TETRA 数字集群空中接口协议栈体系结构分析[J]. 移动通信,2008,32(3):34-37.

[7] 许慕鸿. 移动网分组域的演进[J]. 电信网技术,2009(6):13-17.

[8] ETSI. Digital cellular telecommunications system (Phase 2+) - General Packet Radio Service (GPRS) - GPRS Tunnelling Protocol (GTP) across the Gn and Gp interface 3GPP TS 09.60 Version 7.10.0 Release 1998[S]. TS 101 347-3-2002,2002.

[9] 文志成. GPRS 网络技术[M]. 北京:电子工业出版社,2005.

[10] 陈 飞,雒江涛. GPRS 网络 GTP 协议解析方法研究[J]. 通信技术,2009(2):107-109.

[11] 董庆超,王智学,张爱辉,等. 基于 UML 类图模型的一致性检查方法[J]. 计算机技术与发展,2008,18(10):85-88.

[12] 汪 浩,权进国,林孝康. 基于 TETRA 协议的 SDL 模型与 C 语言映射规则[J]. 计算机工程,2007,33(18):64-66.

[13] 刘衍珩,孙惠平,苑森森. GPRS 中分组调度算法[J]. 通信学报,2002,23(9):107-113.

基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法

作者：

高艳, 荆晓远, 吴飞, 李昆, 姚永芳, GAO Yan, JING Xiao-yuan, WU Fei, LI Kun, YAO Yong-fang

作者单位：

高艳, 荆晓远, 李昆, 姚永芳, GAO Yan, JING Xiao-yuan, LI Kun, YAO Yong-fang(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京, 210003), 吴飞, WU Fei(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京, 210003)

刊名：

计算机技术与发展 

英文刊名：

Computer Technology and Development

年, 卷(期)：

2014(12)

引用本文格式：[高艳](#). [荆晓远](#). [吴飞](#). [李昆](#). [姚永芳](#). [GAO Yan](#). [JING Xiao-yuan](#). [WU Fei](#). [LI Kun](#). [YAO Yong-fang](#) [基于散度差的彩色人脸图像统计正交分析方法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2014(12)