

彩色图像统计正交分析方法

吴 飞^{1,2}, 荆晓远¹, 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:彩色图像含有比灰度图像更丰富的信息,因此在图像识别中扮演重要的角色。RGB 彩色空间是使用最为广泛的彩色空间。通常 R 、 G 、 B 三分量间存在相关性。彩色图像识别技术的关键是如何有效使用分量间的补信息、消除冗余,并且提取有效的鉴别特征。文中提出了一种新的彩色图像特征提取方法,即彩色图像统计正交分析(CISOA)。该方法按照 R 、 G 、 B 的顺序依次提取三分量的鉴别特征,并保证各分量所提取的特征满足统计正交约束。在彩色人脸和掌纹图像数据库的实验结果表明此方法具有较好的识别效果。

关键词:RGB 彩色空间;彩色图像识别;消除冗余;提取有效特征;统计正交约束

中图分类号:O235

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0127-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.032

Statistically Orthogonal Analysis Method for Color Image

WU Fei^{1,2}, JING Xiao-yuan¹, 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 images can provide more useful information than grayscale images, and therefore they play an important role in the field of image recognition. The RGB color space is a basic and widely used color space. Usually, there exists much correlation between R , G and B components. The key of color image recognition technique is how to effectively utilize the complementary information between color components, reduce their redundancy and extract effective discriminating features. In this paper, propose a new color image feature extraction approach named Color Image Statistically Orthogonal Analysis (CISOA). It serially extracts discriminating features in the order of R , G and B components by imposing statistically orthogonal constraints. The experiment results on color face and palmprint image databases demonstrate the effectiveness of the proposed approach.

Key words: RGB color space; color image recognition; redundancy reduction; effective features extraction; statistically orthogonal constraints

0 引 言

彩色图像能够比灰度图像提供更多的识别信息,从而在图像滤波、去噪、边缘检测、分割、检索等领域得到广泛研究^[1-5]。RGB 空间是最常用的彩色图像空间,其他的相关彩色图像空间可由 RGB 彩色图像空间通过线性或者非线性转换而得。通常 R 、 G 、 B 三分量间存在较大的相关性。因此,如何高效使用分量间的补信息、消除信息冗余,同时提取有效的鉴别特征是基

于彩色图像的图像识别技术的关键。

传统彩色图像特征提取方法选择已有彩色空间或将 RGB 彩色空间变换到其他空间来提取特征^[6-9]。Torres^[6]等使用主成分分析方法(Principal Component Analysis, PCA)^[10]在 YUV 彩色空间或 HSV 彩色空间的 S 和 V 成分配置提取特征。Liu^[7]提出不相关彩色空间(Unrelated Color Space, UCS)、独立彩色空间(Independent Color Space, ICS)和鉴别彩色空间(Dis-

收稿日期:2013-08-26

修回日期:2013-11-29

网络出版时间:2014-02-24

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61073113, 61272273);教育部博士点博导类基金(20093223110001);教育部新世纪人才项目(NCET-09-0162);江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX13_465);江苏省333工程(BRA2011175)

作者简介:吴 飞(1989-),男,博士研究生,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、图像与信号处理、信息安全、机器学习与数据挖掘。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140224.0916.044.html>

criminating Color Space, DCS) 构成新的彩色图像表示,并且使用增强 Fisher 鉴别模型来提取特征。Yang 和 Liu^[8]提出扩展广义彩色图像鉴别算法(Extended General Color Image Discriminant, EGCID),构建了三种新的彩色成分。近年来,Choi 等^[9]提出了 boosting 彩色成分特征选择的框架,从不同彩色空间(模型)中寻找最优彩色成分特征集,然后使用新的加权特征融合策略来融合所选彩色成分特征。

线性鉴别分析是一种有效的特征提取技术^[11-12]。经典的线性鉴别分析方法如线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[11],希望找到一个投影子空间使得不同类的数据点尽可能的分开,而同类的数据点尽可能的靠近。不相关线性鉴别分析(Uncorrelated Linear Discriminant Analysis, ULDA)^[13-14]使得获得的投影向量既满足 Fisher 准则,又满足统计正交约束。

传统彩色图像特征提取方法如 UCS、ICS、DCS 和 EGCID,在原始图像的彩色成分间消除相关性;但是这种去相关方式与特征提取以及后续的分类并不直接关联。ULDA 通过使获得的投影向量相互统计正交,从而去除了特征间的统计相关性;但是其仅仅为单个样本集而设计,并且由于是逐个计算投影向量来构成投影变换而非常耗时。受 ULDA 的启发,文中提出了一种新的彩色图像特征提取方法,即彩色图像统计正交分析(CISOA),试图在提取鉴别特征的同时消除三个成分的鉴别特征间的统计相关性。该方法依次用 Fisher 准则计算 R、G、B 彩色成分图像集的投影变换,并使得获得的投影相互统计正交。在 AR 彩色人脸数据库^[15]和 PolyU 彩色掌纹库^[16]上的实验结果验证了所提方法的有效性。

1 彩色图像统计正交分析方法(CISOA)

在方法介绍之前,首先给出以下定义:

- (1) X_R, X_G, X_B : 分别是 R、G、B 彩色成分图像样本集;
- (2) S_{bR}, S_{bG}, S_{bB} : 分别是 X_R, X_G, X_B 的类间散度矩阵;
- (3) S_{wR}, S_{wG}, S_{wB} : 分别是 X_R, X_G, X_B 的类内散度矩阵;
- (4) S_{tR}, S_{tG}, S_{tB} : 分别是 X_R, X_G, X_B 的总体散度矩阵;
- (5) W_R, W_G, W_B : 由 X_R, X_G, X_B 投影向量构成的投影变换;
- (6) \sqrt{M} : 矩阵满足 $\sqrt{M}(\sqrt{M})^T = M$;
- (7) $|\cdot|$: 方阵的行列式。

1.1 彩色图像三分量存在相关

RGB 彩色空间是图像处理、模式识别领域常用的彩色空间。RGB 彩色图像中含有:红(R)、绿(G)、蓝(B)三分量。如图 1 所示,(a)是一张彩色人脸照片,(b)、(c)和(d)分别是(a)的 R、G、B 成分图像。从图中可以看出 R、G、B 成分图像具有和(a)类似的人脸轮廓,也即三成分图像具有相关性。



(a)彩色图像 (b)红色分量图 (c)绿色分量图 (d)蓝色分量图

图 1 一幅彩色图像和它的三成分图像

假设 x 和 y 分别是属于两种彩色成分图像集的图片,可以通过下式来计算图像 x 和 y 之间的相关系数:

$$\text{corr}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J |(x_{ij} - \bar{x})(y_{ij} - \bar{y})|}{\sqrt{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (x_{ij} - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (y_{ij} - \bar{y})^2}} \tag{1}$$

式中, x_{ij} 和 y_{ij} 分别表示图像 x 和图像 y 中第 i 行、第 j 列元素的彩色深度值; I 和 J 分别是图像的行列大小; \bar{x} 和 \bar{y} 分别表示图像 x 和 y 所有像素的平均彩色深度值。

通过计算可得彩色空间三分量图像的相关系数如表 1 所示。

表 1 AR 彩色人脸数据库中 RGB 彩色空间三分量图像平均相关系数

分量组合	RG	RB	BG
平均相关系数	0.965 0	0.924 3	0.974 9

从表 1 可以看出,RGB 彩色空间三分量存在较为严重的相关性,为了得到较好的彩色图像识别精确度,应该在提取特征的同时考虑消除成分间的相关性。

1.2 提取 R 分量的投影变换

根据 Fisher 准则^[11],可通过求解以下目标函数获得 W_R :

$$\max J(W_R) = \frac{|W_R^T S_{bR} W_R|}{|W_R^T S_{wR} W_R|} \tag{2}$$

W_R 可以通过求解下列特征方程来获得:

$$P_R W_R = \lambda W_R \tag{3}$$

其中, $P_R = S_{wR}^{-1} S_{bR}$; W_R 是由 P_R 的 d_R 个非零特征值对应的特征向量组成的矩阵。

1.3 提取 G 分量的投影变换

对于两个样本 $x_1 \in X_R, x_2 \in X_G, y_1 = W_R^T x_1$ 和 $y_2 = W_G^T x_2$ 分别表示 x_1 和 x_2 的投影特征。则 y_1 和 y_2 的协方差是:

$$\begin{aligned} \text{Cov}(y_2, y_1) &= E[y_2 - E(y_2)][y_1 - E(y_1)]^T = \\ &W_G^T \{E[x_2 - E(x_2)][x_1 - E(x_1)]^T\} W_R = \\ &W_G^T \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\sqrt{S_{iG}} = E[x_2 - E(x_2)]$; $\sqrt{S_{iR}} = E[x_1 - E(x_1)]$ 。

y_1 和 y_2 的自方差分别是:

$$\text{Var}(y_1, y_1) = E[y_1 - E(y_1)][y_1 - E(y_1)]^T = W_R^T S_{iR} W_R \quad (5)$$

$$\text{Var}(y_2, y_2) = E[y_2 - E(y_2)][y_2 - E(y_2)]^T = W_G^T S_{iG} W_G \quad (6)$$

则 y_1 和 y_2 之间的相关性定义为:

$$\begin{aligned} \text{Corr}(y_2, y_1) &= \frac{\text{Cov}(y_2, y_1)}{\sqrt{\text{Var}(y_2, y_2)} \sqrt{\text{Var}(y_1, y_1)}} = \\ &\frac{W_G^T \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R}{\sqrt{W_G^T S_{iG} W_G} \sqrt{W_R^T S_{iR} W_R}} \end{aligned} \quad (7)$$

公式(7)度量的相关性包含原始样本的统计信息,这些相关信息由 S_{iG} 和 S_{iR} 提供。为了消除统计相关性,使得 $\text{Corr}(y_2, y_1) = 0$, 这等价于 $W_G^T \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R = 0$ 。

由以上分析可知, G 分量的投影矩阵可由下式获得:

$$\max J(W_G) = \frac{W_G^T S_{bG} W_G}{W_G^T S_{wG} W_G} \quad (8)$$

$$\text{s. t. } W_G^T \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R = 0$$

W_G 可通过求解以下特征问题获得:

$$P_G W_G = \lambda W_G \quad (9)$$

其中, $P_G = S_{wG}^{-1}(I - W(W^T S_{wG}^{-1} W)^{-1} W^T S_{wG}^{-1}) S_{bG}$, $W = \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R$; I 是单位阵。

证明:假设 $W = \sqrt{S_{iG}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R$, 约束可写成 $W_G^T W = 0$, 构建拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(W_G) &= W_G^T S_{bG} W_G - \lambda (W_G^T S_{wG} W_G - c_1) - \\ &\mu (W_G^T W - c_2) \end{aligned} \quad (10)$$

其中, λ 和 μ 是拉格朗日乘子; c_1 和 c_2 是常数矩阵。

使得 $L(W_G)$ 对 W_G 的导数为零:

$$\frac{\partial L(W_G)}{\partial W_G} = 2S_{bG} W_G - 2\lambda S_{wG} W_G - \mu W = 0 \quad (11)$$

等式(11)两边乘以 $W^T S_{wG}^{-1}$ 得:

$$2W^T S_{wG}^{-1} S_{bG} W_G - \mu W^T S_{wG}^{-1} W = 0 \quad (12)$$

则 μ 可表示为:

$$\mu = 2(W^T S_{wG}^{-1} W)^{-1} W^T S_{wG}^{-1} S_{bG} W_G \quad (13)$$

根据公式(11)和(13),有:

$$S_{bG} W_G - \lambda S_{wG} W_G - W(W^T S_{wG}^{-1} W)^{-1} W^T S_{wG}^{-1} S_{bG} W_G = 0 \quad (14)$$

即 $S_{wG}^{-1}(I - W(W^T S_{wG}^{-1} W)^{-1} W^T S_{wG}^{-1}) S_{bG} W_G = \lambda W_G$, 其中 I 是单位阵。证明结束。

根据上述证明, W_G 由 P_G 的非零特征值对应的特征向量构成。

1.4 提取 B 分量的投影变换

和 W_G 类似, W_B 应该与 W_R 和 W_G 统计正交。可通过以下目标函数求解 W_B :

$$\begin{aligned} \max J(W_B) &= \frac{W_B^T S_{bB} W_B}{W_B^T S_{wB} W_B} \\ \text{s. t. } W_B^T \sqrt{S_{iB}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R &= 0 \end{aligned} \quad (15)$$

$$W_B^T \sqrt{S_{iB}} (\sqrt{S_{iG}})^T W_G = 0$$

W_B 可通过求解以下特征方程获得:

$$P_B W_B = \lambda W_B \quad (16)$$

其中, $P_B = S_{wB}^{-1}(I - W(W^T S_{wB}^{-1} W)^{-1} W^T S_{wB}^{-1}) S_{bB}$, $W = [\sqrt{S_{iB}} (\sqrt{S_{iR}})^T W_R, \sqrt{S_{iB}} (\sqrt{S_{iG}})^T W_G]$ 。

证明过程与 G 分量投影矩阵求解过程类似。

1.5 CISOA 算法的实现过程

将 CISOA 算法实现过程表示如下:

步骤 1:根据式(3)计算 R 分量的投影矩阵 W_R ;

步骤 2:根据式(9)计算 G 分量的统计正交投影矩阵 W_G ;

步骤 3:根据式(16)计算 B 分量的统计正交投影矩阵 W_B ;

步骤 4:通过 $Z_R = W_R^T X_R$, $Z_G = W_G^T X_G$ 和 $Z_B = W_B^T X_B$ 投影 R 、 G 、 B 彩色成分图像,获得新的样本集 $Z = [Z_R^T, Z_G^T, Z_B^T]^T$;

步骤 5:使用基于余弦距离的最近邻分类器分类。

2 实验

本节首先对所用 AR 彩色人脸数据库^[15]和 PolyU 彩色掌纹库^[16]进行介绍,然后对所提方法及对比方法在数据库上进行实验与分析。所有的方法均采用基于余弦距离的最近邻分类器来做分类识别。

2.1 数据库介绍

AR 彩色人脸数据库^[15]包含有 70 名男性和 56 名女性,共 126 个人的 4 000 张彩色人脸图像。从中选取 102 人的 2 652 幅图像用于实验,其中每个人包含 26 幅图片。原图像被裁剪为 60×60 大小。

图 2 显示了 AR 彩色人脸数据库上一个人的所有样本图像。

PolyU 彩色掌纹库^[16]是由香港理工大学的生物技术研究中心制作的一个实时多光谱掌纹数据库,它

采集的掌纹图片包含红色、绿色、蓝色三个彩色分量和一个光照分量。该数据库包括 500 个不同掌纹的 6 000 幅图片。不考虑光照分量,选取每幅掌纹图片的红色、绿色、蓝色分量来构建彩色数据库。原图像同样被裁剪为 60 × 60 大小。

图 3 显示了 PolyU 彩色掌纹库上一个人的所有样本图像。



图 2 AR 彩色人脸数据库的样本图像

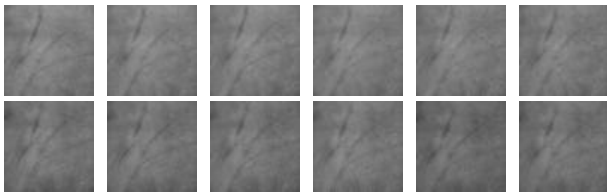


图 3 PolyU 彩色掌纹库的样本图像

2.2 实验结果与分析

在本节中,CISOA 方法同几种经典的彩色图像识别方法做比较,包括 UCS,ICS,DCS 和 EGCID。此外,CISOA 还与彩色 ULDA(CULDA)进行了识别率方面的比较。其中,CULDA 是将 ULDA 应用在彩色图像上的方法。

实验中,对于 AR 彩色人脸库,每类随机选取 6 幅图像用做训练,剩余图像用做测试;而对于 PolyU 彩色掌纹库,每类随机选取 4 幅图像用做训练,剩下的 8 幅图像做测试。实验采取随机挑选训练样本的方式运行 20 次。

表 2 给出了所有对比方法在 AR 彩色人脸库和 PolyU 彩色掌纹库上随机 20 次实验的平均识别率和方差。

表 2 所有方法在两个数据库上识别率比较

方法名称	识别率(均值和方差)/%	
	AR 彩色人脸库	PolyU 彩色掌纹库
CULDA	86.69±2.22	91.42±1.34
UCS	86.87±2.44	91.77±0.54
ICS	85.61±2.75	90.04±1.37
DCS	85.93±3.01	90.57±0.56
EGCID	87.85±2.06	89.53±0.74
CISOA	88.97±1.98	93.13±0.47

从表 2 可以看出,在 AR 彩色人脸库上,所提 CISOA 方法比 5 个相关彩色图像识别方法的平均识别率提高了至少 1.12% (=88.97% -87.85%);在 PolyU 彩色掌纹库上,CISOA 方法比对比方法的平均识别率提高了至少 1.36% (=93.13% -91.77%)。实验结果表明:对彩色图像进行统计正交分析能够有效地消除特征层彩色成分间的相关性,使得提取的鉴别特征具有更显著并且稳定的分类结果。

3 结束语

文中提出了一种新的彩色图像识别方法-彩色图像统计正交分析(CISOA)。该方法按照 R、G、B 的顺序依次提取彩色分量的鉴别特征,并保证各分量所提取的特征满足统计正交约束。AR 彩色人脸数据库和 PolyU 彩色掌纹库上的实验结果表明,文中提出的方法与 5 个相关彩色图像识别方法相比,有效地提高了识别性能。

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. Kobe: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 Networks,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] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience,1991,3(1):71-86.

[11] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs.

形成的组合服务和 Qos 见表 2。

表 2 组合服务

组合服务	Qos
{serv1624499521, serv239131911, serv1001247930}	420
{serv1624499521, serv239131911, serv308564144}	420
{serv1624499521, serv239131911, serv1763363987}	420
{serv1624499521, serv931815697, serv1763363987}	420
{serv1624499521, serv931815697, serv1001247930}	420
{serv1624499521, serv931815697, serv308564144}	420
{serv1624499521, serv239131911, serv1693931754}	430
{serv1624499521, serv931815697, serv1693931754}	430

从表 2 中,可以看出,最小的 Qos 为 420,而 Qos 为 420 的组合服务有 6 个,换言之,这 6 个组合服务可以相互替换而不会影响某个解的总体 Qos 值,因为它们之间的 Qos 差值为 0。

3 结束语

基于深度优先的分步分治算法最重要目标是要得到解图。解图中的节点和调用关系就如同地图中的站点和道路一样,得到解图就掌握了解的骨骼。得到解图,就可以抽取公共信息,构建解的模板,以合理的方式取得解,验证解。总而言之,解图是理解,也是求解 top-k 问题的关键。

参考文献:

[1] Rao J. Semantic Web service composition via logic-based program synthesis[D]. Norwegian: Norwegian University of Science and Technology,2012.

[2] Thonel S,Depke R,Engels G. Process-oriented,flexible composition of web services with UML[J]. LNCS,2013,2784:390-401.

[3] Hamadi R, Benatallah B. A Petri net-based model for web service composition[C]//Proceedings of the 14th Australa-

sian database conference. Darlinghurst, Australia: Australian Computer Society,Inc,2003:191-200.

[4] Oh Seog-Chan,On Byung-Won,Larson E J,et al. Web services discovery and composition as graph search problem [C]//Proc of the 2005 IEEE international conference on e-technology, e-commerce and e-service. Hongkong: IEEE Computer Society,2005:784-786.

[5] Pathak J,Basu S,Lutz R,et al. Parallel Web service composition in MoSCoE:a choreography-based approach[C]//Proc of 4th IEEE European conference on web services. [s. l.]: IEEE CS Press,2011:1123-1127.

[6] 刘家茂,顾 宁,施伯乐. 基于 Mediator 的 Web Services 无回溯反向链动态合成[J]. 计算机研究与发展,2005,42(7):1153-1158.

[7] 刘永和,冯锦明,郭维栋,等. Delaunay 三角网通用合并算子及分治算法的简化[J]. 中国图象图形学报,2012,17(10):1283-1291.

[8] 谢增广. 平面点集 Delaunay 三角剖分的分治算法[J]. 计算机工程与设计,2012,33(7):2652-2658.

[9] 邓水光,吴 健,李 莹,等. 基于回溯树的 Web 服务自动组合[J]. 软件学报,2007,18(8):1896-1910.

[10] Zhou A,Huang S,Wang X. BITS:a binary tree based web service composition system[J]. Int J Web Service Res, 2007,4(1):40-58.

[11] Cormen T H,Leiserson C E,Rivest R L,et al. 算法导论[M]. 潘金贵,顾铁成,李成法,等,译. 第 2 版. 北京:机械工业出版社,2011.

[12] 刘晓峰,业 宁,李国宝. 基于分治策略的无线传感器网络屏障覆盖算法[J]. 计算机与数字工程,2012,40(10):22-25.

[13] 郭双宙,梁金兰. 构件库用户反馈子系统的客观反馈的设计[J]. 计算机技术与发展,2007,17(5):129-132.

[14] 黄创光,印 鉴,汪 静,等. 不确定近邻的协同过滤推荐算法[J]. 计算机学报,2010,33(8):1369-1377.

(上接第 130 页)

Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1997,19(7):711-720.

[12] 杨 健,杨静宇,叶 晖. Fisher 线性鉴别分析的理论研究及其应用[J]. 自动化学报,2003,29(4):481-493.

[13] Jing Xiaoyuan,Zhang D,Jin Zhong. UODV: improved algorithm and generalized theory[J]. Pattern Recognition,2003,

36(11):2593-2602.

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

[15] Martinez A M,Benavente R. The AR face database[R]. [s. l.]:CVC,1998.

[16] Zhang D,Guo Z,Lu G,et al. An online system of multi-spectral palmprint verification[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement,2010,59(2):480-490.

作者：[吴飞](#)，[荆晓远](#)，[李昆](#)，[姚永芳](#)，[WU Fei](#)，[JING Xiao-yuan](#)，[LI Kun](#)，[YAO Yong-fang](#)

作者单位：[吴飞, WU Fei\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003; 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003\)](#)，[荆晓远, 李昆, 姚永芳, JING Xiao-yuan, LI Kun, YAO Yong-fang\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京, 210003\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2014(6)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201406032.aspx