

基于 PCA 与 Fisherface 互补双特征提取的人耳图像识别

王 杨, 程 科

(江苏科技大学 计算机科学与工程学院, 江苏 镇江 212003)

摘 要: 人耳识别目前是一种新的生物特征识别技术, 特征提取是模式识别技术中的关键环节, 决定着分类结果正确率的高低, 单特征提取方法需要在一定的条件下才能取得较高的识别率, 但是采用双特征提取却可以克服单特征提取的这一局限性. 为了提高分类结果的正确率, 提出了一个全新的方法, 即基于主成分分析(PCA)与 fisherface 的互补双特征提取方法, 并将其运用于人耳图像识别中, 在北京科技大学提供的人耳图像库上的实验结果表明, 该方法的人耳识别率明显高于 PCA、fisherface、ICA 单特征提取的人耳识别率.

关键词: 主成分分析; 线性判别方法; 独立成分分析; 单特征提取; 双特征提取; 人耳识别

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)02-0153-06

Complementary Double Feature Extraction of the Human Ear Image Recognition Based on PCA and Fisherface

WANG Yang, CHENG Ke

(School of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Ear recognition is a new biometric technique now. Feature extraction is the key step in pattern recognition technology, determines the classification results of high accuracy or low accuracy. Single feature extraction can get high recognition rate under certain conditions, but adopt double feature extraction can overcome single feature extraction of this limitation. In order to improve the recognition rate of classified results, this paper proposes a new method—complementary double feature extraction method which is based on principal component analysis (PCA) and fisherface. And this method is applied to the images recognition of human ear. The experimental results from the human ear image library which is provided by Beijing University of Science and Technology shows that the human ear recognition rate of this method is obviously higher than the one of single feature extraction of PCA、fisherface and ICA.

Key words: principal component analysis; fisherface method; independent component analysis; single feature extraction; double feature extraction; ear recognition

1 引言

二十一世纪初才兴起的人耳图像识别技术是生物识别领域的新类型, 它主要是以计算机为工具载体来获取外耳廓的特征, 并依靠这些包含人耳信息的特征量来区分不同的类别. 人体的耳廓与指纹、虹膜、人脸等其他人体生物特征一样生来即有, 人耳的唯一性特性成为个体身份识别的重要依据^[1]; 与其

他个体生物特征识别技术不同之处在于: 人耳具有结构稳定丰富, 不受面部表情和化妆的影响, 更容易采集, 更容易为人接受, 不容易欺骗等优点, 因此人耳识别技术正在成为生物特征识别领域中的一大热门研究课题, 人耳识别有望借鉴人脸、指纹以及虹膜识别研究中的成熟技术, 为促进人耳识别的深入研究打下基础, 同时丰富了生物特征识别技术领域.

在模式识别中, 特征的提取是进行分类识别的

前提条件,具有决定性的作用.人耳识别中进行人耳特征提取的方法归纳如下:主成分分析(PCA)、独立成分分析(ICA)、二维主成分分析(2DPCA)、Fisher线性判别,但这些单特征提取方法只能在特定的情况下取到较高的识别率,否则识别效果不佳,因此采用互补双特征方法是一种提高识别率的途径^[2].本文拟采用(PCA + fiserface)方法克服主成分分析(PCA)以及 fisher 线性判别方法提取人耳单特征进行分类所具有的识别率低的缺陷.每一种特征提取方法都会张成一个存放特征向量的特征空间,如果我们把所有的模式先映射到一种特征空间里识别,将在该空间中容易识别出来的模式先分离出来,将在其中难以识别出来的模式再映射到另外一种特征提取方法所张成的子空间中,进行分类识别.因此需要找到具有互补特性的两个特征子空间,最终完成对所有的模式进行分类^[3].正是本文所提出的互补双特征提取算法思想的核心内容所在.

本文先要在其中的一个特征子空间中,将人耳模式划分为易于识别和难于识别两块.需要通过两个不同分类器的预先分类完成.另外互补双特征的提取需要在两个不同的特征子空间进行,故对两个不同的特征提取方法张成的特征子空间的选取工作主要集中在它们的分类能力以及互补特性上.考虑到这两个重要的因素,选用了主成分分析(PCA)与 fisherface 组成的互补子空间. PCA 方法^[4]是在利用最小协方差定义给出了模式样本集的最优表示,但是 PCA 特征提取方法只考虑了图像的二阶统计信息,其作用是去除图像各分量之间的相关性,利用人耳模式的最佳鉴别信息量作为模式最优表示的补充信息正是使用 fisherface 特征提取方法所张成的特征子空间作为互补子空间的主要原因.因此 PCA 与 fisherface 组成互补双空间,适合本文提出的互补双特征提取方法.该方法一方面提高了人耳识别性能,另一方面弥补采用单一特征提取的不足,减少对噪声和光照条件的敏感性,为实际中人耳识别问题提供一个可行的办法.

2 主成分分析(PCA)

2.1 主成分分析的定义

主成分分析(Principal component analysis)方法是非常经典的特征提取代数方法,是一种统计学的方法,主要的基础就是 K-L 变换,主要算法思想就是把空间内原始数据中的主要特征(主元)提取出来,减少数据量的冗余,把数据从高维降到低维空

间中去,使得数据能够在一个低维的特征空间里被处理,同时原始数据中的绝大多数有用信息被保持下来,从而解决了数据空间维数过高的这一瓶颈难题.近些年来,广泛的应用在数字信号处理、生物特征识别技术等领域.

2.2 基于 K-L 变换的 PCA 方法

K-L 变换是图像压缩的一种最优正交变换,其实质是建立了一个新的坐标系,将一个物体主轴沿特征矢量对齐旋转变换,这个变换解除了原有数据向量的各个分量之间的相关性,从而有可能去掉那些带有较少信息的坐标系以达到降低特征空间维数的目的.人们将它应用于特征提取,其目的是用较少数量的特征对样本进行描述,同时又能保留所需要的识别信息^[5].

主成分分析法的数学原理如下:

已知 N 维空间的随机向量用 ϕ ($\phi \in R^n$) 表示,利用公式将 ϕ 进行零处理, $x = \phi - E(\phi)$, 则 $E(\phi) = 0$, 如果对 x 用一组完备的正交基 u_j , $j = 1, 2, \dots, N$ 展开,可得

$$x = \sum_{j=1}^k \alpha_j u_j \quad (1)$$

假设只用前 K 项进行重构,则

$$x_{rec} = \sum_{j=1}^k \alpha_j u_j \quad (2)$$

其均方误差为

$$\epsilon = E[(x - x_{rec})^T (x - x_{rec})] \quad (3)$$

因为

$$u_i^T u_j = \begin{cases} 1 & j = i \\ 0 & j \neq i \end{cases} \quad (4)$$

且 $\alpha_j = u_j^T x$ 所以

$$\epsilon = E\left[\sum_{j=k+1}^n u_j x x^T u_j\right] = \sum_{j=k+1}^n u_j^T c u_j \quad (5)$$

式中, $c = E[xx^T] = E[(\phi - E[\phi])(\phi - E[\phi])^T]$ 是 x 和 ϕ 的总体协方差.

为了使重构的均方误差值最小,并满足正交条件的约束,采用拉格朗日乘子法,将函数

$$J(u_j) = \sum_{j=k+1}^n u_j^T c u_j - \sum_{j=k+1}^n \lambda_j (u_j^T u_j - 1) \quad (6)$$

对 u_j ($j = k+1, \dots, N$) 求导得

$$(c - \lambda_j I) u_j = 0, j = k+1, \dots, N \quad (7)$$

令 $K=1$, 此时, $U_1, U_2, \dots, U_N$ 作为总体协方差矩阵 C 的本征向量, $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ 分别是本征向量对应的本征值,这些本征向量经过正交化处理后所张成的空间称为本征向量空间. 将本征向量 $U_1, U_2, \dots$,

U_N 按照它们的本征值大小进行降序排列, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$, 则得到的结论为对于任一个随机变量 X , 如果采用总体协方差矩阵 C 中的前 K 个最大非零本征值相对应的本征向量作为坐标系中的坐标轴展开, 可以在相等截断长度下获得所有正交变换展开中最小的截断均方误差 $\epsilon_{\min}$:

$$\epsilon_{\min} = \sum_{j=k+1}^n \lambda_j \quad (8)$$

采用所保留的特征向量相对应的特征值之和与总的特征值之和的比值大于一定的阈值 e 作为 K 值的主要选取依据, e 的值常被取为 0.95. 可以依照下列公式计算:

$$e = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (9)$$

3 Fisherfaces 方法

3.1 fisherfaces 定义

当利用 fisher 准则函数求解最优判别矢量集时, 其中一个内在的条件就是要求类内散布矩阵是非奇异的. 要保证这个条件成立, 参与训练的样本个数不能小于样本的维数^[6-9]. 实际上, 在人耳识别实验过程中, 训练样本的个数远小于原始样本的维数. 在此种情况下, 类内散布矩阵是奇异的, 也就无法直接使用 LDA 方法, 此类问题被称之为小样本问题. 当小样本问题存在的时候, 就会导致相应的类内散布矩阵是奇异的, 此时就不能直接得到 s_w^{-1} 的值, 如何在小样本问题下利用 fisher 判别准则得到最优判别矢量集是抽取特征的关键, fisherfaces 是解决该问题的最典型方法.

3.2 算法过程

(1) 用 PCA 方法进行降维, 也就是对所有样本 $x_i^{(j)}$ 作 K-L 变换 $y_i^{(j)} = P^T x_i^{(j)}$, 从而将高维的原始样本压缩到低维, 以保证降低维数后的样本的类内散布矩阵 $\tilde{s}_w$ 可逆, 矩阵 P 中的列向量 $p_1, p_2, \dots, p_{N-C}$ 是总体散布矩阵 S_t 的前 $N-C$ 个非零最大特征值所对应的特征向量集.

(2) 在变换之后的空间内, 利用 fisher 判别分析方法进行特征抽取, 降维之后样本的类间散布矩阵和类内散布矩阵分别表示为 $\tilde{s}_b = P^T S_b P$, $\tilde{s}_w = P^T S_w P$. 若 $\tilde{s}_w$ 非奇异, 最优投影矩阵 $\tilde{A}_{opt}$ 中的列向量选取的是 $\tilde{S}_w^{-1} \tilde{S}_b$ 中前 d 个最大的特征值相对应的

特征向量 $\tilde{a}_1, \dots, \tilde{a}_d$.

(3) 最终得到直接对原样本进行特征提取的投影矩阵为 $A_{opt} = \tilde{P} \tilde{A}_{opt}$.

4 基于 PCA 与 fisherface 互补双特征提取算法

4.1 算法思想

本文提出的互补双特征提取算法的主要环节就是要将人耳测试样本集划分为两大部分, 其中一部分人耳测试样本集是在某个特征提取方法张成的特征子空间是易于识别的, 而另一部分样本集是在该特征子空间中难于识别出来, 再将难于识别的人耳测试样本投影到另外互补子空间来进行识别. 为了实现互补双特征提取算法, 因此需要先在 PCA 生成的特征子空间中采取预先分类的办法, 目的是完成人耳测试样本集划分为易于识别和难于识别两部分的工作, 其具体的实现办法是用两个不同的分类器分别对测试样本集进行分类, 由于两个不同的分类器各自得到分类结果, 故需要对该结果进行重组, 当同一个样本通过两个不同分类器得到的分类结果相同时划分为易于分类的部分, 并将该结果归为预分类样本集, 得到的不同结果的测试样本, 则认为在有 PCA 方法张成的子空间中是难于识别的, 需要将这部分样本集再映射到由 fishface 生成的特征子空间中去提取特征, 准备做下一步分类识别. 图 1 是本文算法的原理结构框图.

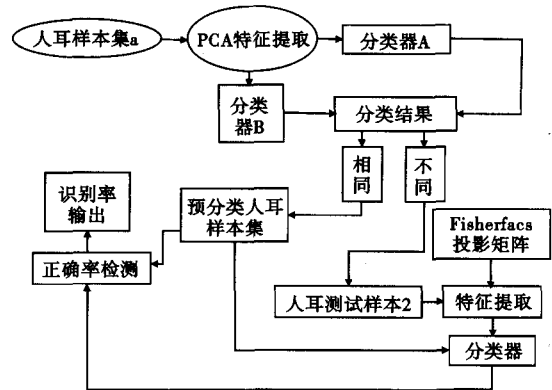


图1 基于PCA与fisherface互补双特征提取算法原理框图

从原理框图中可以得出本文的互补双特征提取算法是同时采用两种不同的分类器配合来完成对人耳测试样本集预先分类的. 经过预先分类这一环节后, 预先分类样本集中的人耳测试样本同训练样本一样, 也具有了类别归属标识. 预先分类将人耳测试

样本集分成两类:预先分类人耳样本集((由两个不同的分类器得到相同分类结果的人耳测试样本组成)和人耳测试样本集)(由两个不同分类器分类得到不同结果的人耳测试样本所组成).其次,利用人耳训练样本张成 fisherfaces 投影矩阵,然后把人耳测试样本集 2 中的人耳样本映射到其中,提取人耳特征,使用预先分类样本集中的人耳样本对分类器 3 进行优化,优化完成后用该分类器对人耳测试样本集 2 进行分类,将该分类结果和预先分类的结果一起进行正确率大小的检验;最终以识别率数据大小的形式呈现出来.

4.2 算法步骤

假设人耳模式类别有 C 个,即 $w_1, w_2, \dots, w_c$,每一模式类别有已知所属类别的人耳训练样本数 N_i 个, $i=1, 2, \dots, C$. 人耳测试样本总数为 T 个,则本论文所提出的算法步骤如下:

(1) 利用 PCA 方法的人耳特征提取 在由 PCA 方法所张成的特征子空间进行人耳特征提取得到特征向量. $X_p = \{(x_p)^k | k=1, 2, \dots, T\}$, X_p 表示使用 PCA 方法进行特征提取后的人耳测试样本集,下角 P 表示由 PCA 张成的特征子空间.

(2) 预先分类 选用不同的两种分类器对人耳特征向量进行预先分类,即划分为以下两大类:

$$X_p^1 = \{(x_p)^k_i | i=1, 2, \dots, C; k=1, 2, \dots, T\},$$

$$X_p^2 = \{(x_p)^k_j | j=1, 2, \dots, C; k=1, 2, \dots, T\},$$

式中, $(x_p)^k_i, (x_p)^k_j$ 表示是把第 k 个未知的人耳样本分别划分为第 i 及 j 类.

(3) 重组分类结果 对由两种不同分类器分类的结果进行重组划分,将经过两个不同分类器得到分类结果相同的人耳测试样本重组成一个新的样本集合 X_a ,即预先分类人耳样本集,而将经过两个分类器得到的分类结果不相同的人耳测试样本重组成另外一个集合 X_b ,即对未知样本的分类结果 $(x_p)^k_i, (x_p)^k_j$,若 $i=j$,则将 $(x_p)^k_i$ 放入到 X_a 集合中,否则放入到 X_b 中.即

$$X_a = \{(x_p)^k_i; (x_p)^k_i \in X_p^1, (x_p)^k_j \in X_p^2 \text{ 且 } i=j\}, X_b = \{(x_p)^k_i; (x_p)^k_i \in X_p^1, (x_p)^k_j \in X_p^2 \text{ 且 } i \neq j\}.$$

(4) 计算 fisherface 投影矩阵 利用人耳训练样本直接计算 fisherface 投影矩阵.

(5) 第二次人耳特征提取(互补特征提取)利用 fisherface 特征提取方法生成的子空间对人耳测试样本集 X_b 中的人耳测试样本进行映射,即对在由主成分分析方法张成的特征子空间中无法识别的人耳测试样本映射到 fisherface 特征子空间中去.

(6) 采用所选的分类器 c 进行分类识别对人耳测试样本集 X_b 中的人耳样本集进行分类识别.

(7) 识别的正确率大小检测将所选用的分类器 c 的分类识别结果与预先分类的样本集 X_a 一起完成正确率大小的检测,并将检测结果以模式识别率大小的形式输出.

5 实验结果及分析

本文阐述的基于 PCA 与 fisherface 互补双特征提取算法是在北京科技大学(USTB)信息工程学院人耳识别实验室所提供的自建人耳图像库上完成实验的,实验是在两个人耳图像库上进行的,对这两个人耳图像库作简单的介绍如下:

人耳图像库 I:拍摄于 2002 年,包含 60 个人,每人 3 张右耳图像,分别是正面 1 张,轻微角度变化 1 张,光照变化 1 张,256 灰度级.人耳图像经过旋转和剪切处理,未作光照补偿处理(图 2).

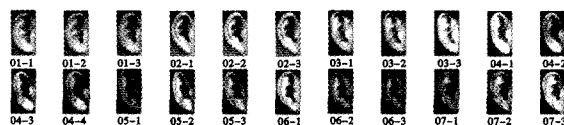


图 2 人耳图像库 I(正面 1 张,轻微角度变化 1 张,光照变化 1 张)

人耳图像库 II:拍摄于 2003 年,包含 77 个人,每人 4 张右耳图像,分别是正面 1 张,旋转 2 张,光照变化 1 张,人耳图像进行了剪切处理,该库图像比较符合实际情况(图 3).

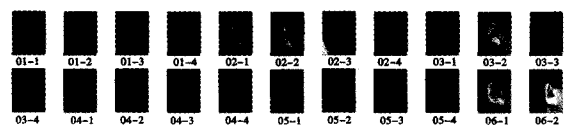


图 3 人耳图像库 II(正面 1 张,旋转 2 张,光照变化 1 张)

实验 1 首先对人耳库中的图像进行预处理,包括直方图均衡化和尺寸归一化.使用 PCA、fisherface、ICA 进行特征提取的对比实验.实验时,在人耳图像库 I 中取用前 2 幅人耳图像作为训练样本,第 3 幅人耳图像作为测试样本,在人耳图像库 II 中取用前 3 幅人耳图像作为测试样本,第 4 幅人耳图像作为测试的样本.首先分别单独使用 PCA、fisherface、ICA 三种特征提取方法进行人耳的特征提取,特征提取完成后,再分别选用最近邻分类器、基于支持向量机分类器(SVM)以及最小距离分类器完成

人耳图像分类识别实验,该实验结果数据如表 1 所示.

表 1 PCA、fisherface、ICA 分类识别精度对比

人耳 图像库	特征提取 方法	分类器	识别率/ %	识别时间/ s
人耳库 I	PCA	最近邻	87.43	0.035
		SVM	92.38	0.121
		最小距离	90.31	0.018
人耳库 II	PCA	最近邻	83.53	0.358
		SVM	93.46	0.092
		最小距离	92.47	0.089
人耳库 I	fisherface	最近邻	85.21	0.045
		SVM	86.79	0.176
		最小距离	91.38	0.086
人耳库 II	fisherface	最近邻	89.23	0.043
		SVM	82.46	0.067
		最小距离	90.14	0.086
人耳库 I	ICA	最近邻	94.84	0.06
		SVM	93.32	0.186
		最小距离	92.98	0.124
人耳库 II	ICA	最近邻	95.13	0.143
		SVM	93.86	1.973
		最小距离	94.14	0.243

从表 1 中分析数据可以得出,分别使用 PCA 和 fisherface 两种方法进行人耳特征提取后分类,分类器识别率并不是很高,使用 PCA 特征提取时,使用最近邻分类器,识别率低于 90%. 识别不好,这主要是在构造 PCA 特征子空间的过程中,各维的权重是不同的,它们的权重是按照训练样本的总体散布矩阵的特征值从大到小排列的. 在分类器的设计中, SVM 会寻找对分类间隔贡献最大的特征维并赋予不同的权值,因此符合 PCA 特征空间的特性. 在最近邻分类器中,特征各维对距离的贡献是相同的,它们被认为具有相同的权值,所以这是最近邻分类器在基于 PCA 的特征空间中识别率不高的原因所在. 而 ICA 单特征提取的识别率要明显高于 PCA、fisherface 的特征提取识别率,主要是由于人耳识别中所需要的重要信息可能包含像素间的高阶统计关系,而 ICA 特征提取的就是像素间的高阶信息,各模式样本特征之间相互独立.

实验 2 该实验是为了验证本文所提出的互补双特征提取方法的,该方法克服了单一特征提取方法识别率低所存在局限性,为了便于对比分析两组实验,实验 2 和实验 1 所处的实验环境完全相同,因为使用 PCA 单特征提取时,使用基于支持向量机分类器(SVM)以及最小距离分类器的分类识别率较高,故采用支持向量机分类器(SVM)以及最小距离分类器这两种不同的分类器进行预先分类,将人耳测试样本分成容易识别的和难于识别的两部分, fisherface 作为 PCA 的互补空间,将难以识别的人耳图像投影到该空间,进行第二次特征提取. 在 fisherface 特征提取中,使用最近邻分类器,实验结果如表 2 所示.

表 2 互补双特征提取分类识别精度

人耳 图像库	特征提取 方法	分类器	识别率/%	识别 时间/s
人耳库 I	PCA+ fisherface	最近邻	98.18	0.155
		SVM	95.13	0.186
		最小距离	96.16	0.393
人耳库 II	PCA+ fisherface	最近邻	97.63	0.262
		SVM	96.87	0.369
		最小距离	94.62	0.182

从表 2 可以看出,采用互补双特征提取方法,其识别率明显高于表 1 所示的主成分分析(PCA)、fisherface 和独立成分分析(ICA)单特征提取识别率,这主要是将 PCA 单特征空间中无法识别的人耳样本再次投影到 fisherface 空间中,进行第二次特征提取,因此识别率就有了很大的提升空间,这再次证明了(PCA+fisherface)互补双特征提取方法在提高人耳识别率方面的有效性,虽然识别时间相应增加,但是增加幅度在能承受的范围,因此也直接验证了本算法的实用性. 本实验的关键是采用预先分类的办法,将人耳测试样本分成容易识别的和难于识别的两部分,将在其中一个特征子空间中无法识别的人耳样本再次映射到具有互补特性的子空间进行识别,本文方法成功地克服了主成分分析(PCA) fisherface 以及独立成分分析(ICA)这些单特征提取识别率相对不高所造成的局限性.

6 结束语

本文提出了基于互补双特征提取的人耳图像识

别方法,该方法克服许多人耳图像识别方法的弊端.首先采用预先分类办法,根据模式特征向量的可分性,将人耳测试样本分成容易识别的和难于识别的两部分,此次寻找 PCA 特征提取空间的互补空间,采用 fisherface 作为互补空间则是利用模式的最佳鉴别信息作为模式的最优表示的补充信息,这样就成功避免了由不同的特征提取方法提取的单一人耳特征向量所包含的有用识别信息过少而造成的人耳识别率偏低这一缺陷.从本文所做的实验记录数据可以得出:与单一特征方法相比较,本文的算法使人耳图像的识别率提高很多,具有重要的现实意义,找到具有互补特性的两个子空间是本文提出的互补双特征提取算法成功的关键.

目前,模式识别的特征提取方法很多,因此,下一步的工作重点就是在不同的特征提取算法所张成的特征空间中,寻找到两个不同的特征子空间组成更优的互补特征提取方法,再次应用到人耳图像识别实验中,进一步的提高人耳图像识别率.

参考文献:

- [1] 袁立,穆志纯,刘磊明.基于核主元分析法和支持向量机的人耳识别[J].北京科技大学学报,2006,28(9): 890-895.
- [2] 王卫东,韩斌,杨静宇.基于 PCA 及 ICA 的双空间特征提取算法[J].中国图像图形学报,2008,13(11): 2163-2169.
- [3] Wang Xiao-gang, Tang Xiao-ou. Dual——space linear discriminant analysis for face recognition [C] // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, DC, USA: IEEE, 2004: 564-569.
- [4] 李文元,顾群英,冯兴乐.基于二维图像直接线性判别分析的人脸识别算法研究[J].微电子学与计算机, 2009,26(2): 97-99.
- [5] 郭伟芳.基于主成分分析的人耳识别方法演剧[D].沈阳:沈阳工业大学,2009.
- [6] 杨颖娴.基于 PCA 算法和小波包变换的人脸识别技术[J].微电子学与计算机,2011,28(1): 92-94.
- [7] 袁立,穆志纯,徐光正,等.基于人耳生物特征的身份识别[J].模式识别与人工智能,2005, 18(3): 310-315.
- [8] 穆志纯,席德春,徐正光,等.外耳形状特征和内耳结构特征相结合的人耳特征提取[J].北京科技大学学报, 2006,28(5): 498-500.
- [9] David J, Hurley. Force field feature extraction for ear biometrics [J]. A Thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy, 2001: 491-512.

(上接第 152 页)

- [7] Gonzalez Rafael C, Woods Richard E. Digital image processing [M]. Second Edition. [S. l.]: Prentice Hall, 2002, 105-108.
- [8] TAN Jieqing. Computation of vector valued blending rational interpolation [J]. Numer, 2003, 12(1): 91-98.
- [9] 陈宝国,李宁,基于 Sobel 算子和混合有理插值的图像压缩方法[J].廊坊师范学院学报,2011,11(1): 22-24.

作者简介:

陈宝国 男,(1978—),硕士,助教.研究方向为数字图像处理.

李 宁 男,(1964—),硕士,副教授.研究方向为计算机图形学.