

文章编号:1001-9081(2012)10-2827-05

doi:10.3724/SP.J.1087.2012.02827

小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法

罗婵娟^{1,2,3*}, 朱嘉钢^{1,2,3}, 陆晓³

(1. 江南大学 物联网应用技术教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122;
2. 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 3. 江苏晓山信息产业股份有限公司, 江苏 无锡 214122)
(*通信作者电子邮箱 wuhandongxue@sohu.com)

摘要:为了有效降低已有彩色图像特征抽取算法的空间占用,使得这类算法可以适用于仅有有限计算能力和计算空间的计算环境,提出了一种小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法。此方法首先用无迭代双边二维主成分分析方法 NIB2DPCA 对彩色图像的 R、G、B 三个通道分别做特征抽取;然后把抽取到的三个特征矩阵重构为一个二维矩阵;接着用 NIB2DPCA 对此二维矩阵抽取特征得到最终的分类特征矩阵。最后用最近邻分类器验证提出方法的有效性。在 CVL 和 FEI 人脸库上的大量实验表明,提出的方法采用两次特征抽取方法对彩色图像的信息进行了有效的压缩从而使计算过程中占用的内存空间减小了两个数量级以上,由此导致了计算时间的缩短,计算速度的提高;而且识别率还有所提高。

关键词:彩色图像识别;特征抽取;无迭代双边二维主成分分析;二维主成分分析;主成分分析

中图分类号:TP391.413 **文献标志码:**A

Color image feature extracting method with small space occupying and fast speed

LUO Chan-juan^{1,2,3*}, ZHU Jia-gang^{1,2,3}, LU Xiao³

(1. Engineering Research Center of Internet of Things Applied Technology, Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China;
2. School of IOT, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China;
3. Jiangsu Xiaoshan Information Industry Limited, Wuxi Jiangsu 214122, China)

Abstract: A new method for color image feature extraction was proposed in order to effectively reduce the space occupying of the existing similar algorithms, so that such type of algorithms can be used in the computing environment with only limited computing ability and space. First of all, Non-Iteration Bilateral projection based Two Dimensional Principal Component Analysis (NIB2DPCA) was employed to extract feature information from three channels of a given color image respectively. Then the three pre-extraction feature matrices of the color image was reconstructed to form a two dimensional matrix. After that, NIB2DPCA was again employed to extract features of the matrix to obtain the final features. Finally, the nearest neighbor classification was employed to verify the performance of the method. A large number of experimental results on CVL and FEI face databases show that the color image data is efficiently compressed so the memory space occupying is reduced by more than two orders of magnitude as the result of the twice feature extraction. The calculation time is largely reduced and the calculation speed is largely improved due to the reduced memory space occupying, while the recognition rate is still significantly increased.

Key words: color image recognition; feature extraction; Non-Iteration Bilateral Projection Based 2DPCA (NIB2DPCA); Two Dimensional Principal Component Analysis (2DPCA); Principal Component Analysis (PCA)

0 引言

图像识别是近年来人工智能和模式识别领域研究的热点课题,有着十分广泛的应用前景和重要的理论价值。现实中获取的大多是彩色图像,色彩为图像识别提供了丰富的信息^[1]。所以越来越多的研究者开始利用图像的色彩信息来提高识别算法的性能^[2]。文献[3]的实验结果表明在处理低分辨率的图像时,色彩信息与基于亮度特征相比,明显提高了识别的性能。其他的研究成果也证明了色彩信息对图像识别的有效性^[4-9]。

特征抽取是人脸识别过程中极其关键的一步,而主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[10]是模式识别技术中经典的特征抽取方法之一。在 PCA 的研究方面, Yang 等^[11]在 2004 年提出了二维主成分分析(Two Dimensional

PCA, 2DPCA)方法。此方法利用图像矩阵直接构造图像的散布矩阵,而不需要像 PCA 那样在特征抽取之前要把图像矩阵转换为图像向量。与 PCA 相比, 2DPCA 计算散布矩阵更容易,更准确,计算相应本征向量的速度更快,而且 2DPCA 的总体识别率高于 PCA。但是, 2DPCA 仅从二维图像矩阵的行或列一个方向抽取特征,故此方法所抽取的特征有局限性。Kong 等^[12]在 2005 年提出了双边 2DPCA 方法(Bilateral PCA, B2DPCA),此方法从二维图像矩阵的行和列两个方向同时抽取特征,所以它抽取的特征信息更充分,而且 B2DPCA 比 2DPCA 具有更好的压缩率和效率,但是 B2DPCA 的左乘投影矩阵和右乘投影矩阵都是通过迭代计算得到的,所以计算这两个矩阵耗时相对较长。Guan 等^[13]在 2009 年提出了无迭代 B2DPCA 方法(Non-Iteration Bilateral projection based 2DPCA, NIB2DPCA),由于此方法的左乘投影矩阵和右乘投影

收稿日期:2012-04-17;修回日期:2012-05-28。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61170120);江苏省自然科学基金资助项目(BK2011147)。

作者简介:罗婵娟(1985-),女,陕西宝鸡人,硕士研究生,主要研究方向:模式识别与人工智能、软件工程; 朱嘉钢(1957-),男,上海人,副教授,博士,主要研究方向:人工智能与模式识别、软件工程; 陆晓(1961-),男,江苏无锡人,工程师,主要研究方向:物联网工程。

矩阵采用无迭代的计算方法,故特征抽取的时间大大缩短。

上述特征抽取方法都是基于二维图像矩阵的,其应用多局限于灰度图像。因此将 NIB2DPCA 应用于彩色图像需要解决如何将三维彩色图像转换为对应的二维矩阵的问题。目前,将基于 RGB 颜色空间的三维彩色图像转换为对应的二维矩阵然后进行图像识别的方法主要有如下几种:

1) 先利用某种变换将彩色图像转换为类似于灰度图像的二维矩阵^[4,14],再用基于灰度图像的传统方法进行特征抽取和识别。该方法虽然采用了成熟的灰度图像特征抽取和识别算法,却忽略了对彩色图像识别很重要的色彩信息,所以最终的识别率并不高。

2) 先对彩色图像 R、G、B 三个通道的二维矩阵分别抽取鉴别特征,再对这三组特征进行其他处理从而进行最终的分类识别^[15~17]。此类方法对彩色图像 R、G、B 三个通道分别抽取特征破坏了色彩信息的结构完整性,忽略了彩色图像三通道信息之间的相关性,因此导致其识别性能也不高。

3) 2008 年 Wang 等^[18]提出的基于 2DPCA 的彩色图像识别方法,此方法先把彩色图像 R、G、B 三个通道的二维矩阵向量化从而得到对应的三个向量,再将这三个向量融合成一个二维矩阵,然后用 2DPCA 方法对此二维矩阵抽取特征并用最近邻分类器分类。此方法不仅把彩色图像 R、G、B 三个通道分量的像素值都考虑在内,较好地维护了信息的完整性及其间的相关性,而且又将色彩信息融入到了图像识别中。就彩色图像特征抽取的有效性而言,它是目前较好的方法之一,但是该方法在计算过程中占用的内存空间太大,导致特征抽取耗时太长,所以它的实用价值并不大。

为了克服已有彩色图像特征抽取方法过大的内存空间占用,提出了一种小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法。此方法首先在 RGB 色彩空间中对一幅彩色图像进行信道信息分解分别得到 R、G、B 三个伪灰度图像;然后用 NIB2DPCA 分别对这三个伪灰度图像提取特征,即特征预抽取;接着用二维重构把这三组通道特征融合为一个二维矩阵;再用 NIB2DPCA 对此二维矩阵进行特征抽取从而获得最终的分类特征矩阵;最后用最近邻分类器验证所提出方法的有效性。在 CVL 和 FEI 人脸库上的大量实验表明,与已有的同类方法相比,提出的方法在计算过程中所需内存空间减小了两个数量级以上,由此导致计算速度提高了三个数量级以上,而且识别率还有所提高。

1 无迭代双边 2DPCA 方法

M 是训练样本的个数, $m \times l$ 的矩阵 \mathbf{U} 表示左乘投影矩阵, $n \times r$ 的矩阵 \mathbf{V} 表示右乘投影矩阵, $\mathbf{A}_i (1 \leq i \leq M)$ 为 $m \times n$ 的图像矩阵, 对 \mathbf{A}_i 进行双边投影, 即:

$$\mathbf{B}_i = \mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V} \quad (1)$$

可得到 $l \times r$ 的矩阵 $\mathbf{B}_i (1 \leq i \leq M)$, 把它称为图像矩阵 \mathbf{A}_i 的特征矩阵或投影特征矩阵。

\mathbf{C} 是投影特征矩阵的协方差矩阵, 记为:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{B}_i^T \mathbf{B}_i \quad (2)$$

为了得到左乘投影矩阵和右乘投影矩阵, 可使用投影特征矩阵的总体散布矩阵, 即投影特征矩阵的协方差矩阵的迹, 所以规则为:

$$\begin{aligned} \text{tr } \mathbf{C} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V})^T (\mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V}) = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{V}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{U} \mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V} \end{aligned} \quad (3)$$

把 \mathbf{U} 看作单位阵, 则式(3) 可变为:

$$\text{tr } \mathbf{C} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{V}^T \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \mathbf{V} = \mathbf{V}^T \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \right) \mathbf{V} \quad (4)$$

最大化式(4) 的向量称为右乘投影向量。事实上, 右乘投影向量为:

$$\mathbf{C}_V = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i \quad (5)$$

的前 r 个最大特征值所对应的特征向量 $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_r$, 它们只包含原始图像矩阵的行特征, $\mathbf{V} = [\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2, \dots, \mathbf{V}_r]$ 就称为右乘投影矩阵。把 \mathbf{V} 看作单位阵, 则式(3) 可变为:

$$\begin{aligned} \text{tr } \mathbf{C} &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V}) (\mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V})^T = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{A}_i^T \mathbf{U} = \mathbf{U}^T \left(\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{A}_i \mathbf{A}_i^T \right) \mathbf{U} \end{aligned} \quad (6)$$

最大化式(6) 的向量称为左乘投影向量。事实上, 左乘投影向量为:

$$\mathbf{C}_U = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \mathbf{A}_i \mathbf{A}_i^T \quad (7)$$

的前 l 个最大特征值所对应的特征向量 $\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_l$, 它们只包含原始图像矩阵的列特征, $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_l]$ 称为左乘投影矩阵。NIB2DPCA 的特征抽取过程为: $\mathbf{Y}_i = \mathbf{U}^T \mathbf{A}_i \mathbf{V}$ 。

得到左乘投影矩阵 \mathbf{U} 和右乘投影矩阵 \mathbf{V} 后, 对于任意一幅测试样本图像 \mathbf{A} 进行双边投影可得到其特征矩阵 \mathbf{Y} , 然后通过比较 \mathbf{Y} 与 $\mathbf{Y}_i (1 \leq i \leq M)$ 的相似程度进行分类。

2 小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法

图 1 为小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法的全过程。

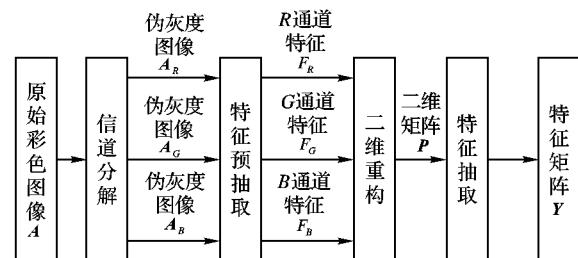


图 1 小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法

一幅 $m \times n$ 的彩色图像 \mathbf{A} , 其 R、G、B 三个通道分量分别用矩阵表示如下:

$$\mathbf{A}_R = \begin{bmatrix} a_{11}^{(R)} & a_{12}^{(R)} & \cdots & a_{1n}^{(R)} \\ a_{21}^{(R)} & a_{22}^{(R)} & \cdots & a_{2n}^{(R)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}^{(R)} & a_{m2}^{(R)} & \cdots & a_{mn}^{(R)} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{A}_G = \begin{bmatrix} a_{11}^{(G)} & a_{12}^{(G)} & \cdots & a_{1n}^{(G)} \\ a_{21}^{(G)} & a_{22}^{(G)} & \cdots & a_{2n}^{(G)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}^{(G)} & a_{m2}^{(G)} & \cdots & a_{mn}^{(G)} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{A}_B = \begin{bmatrix} a_{11}^{(B)} & a_{12}^{(B)} & \cdots & a_{1n}^{(B)} \\ a_{21}^{(B)} & a_{22}^{(B)} & \cdots & a_{2n}^{(B)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{m1}^{(B)} & a_{m2}^{(B)} & \cdots & a_{mn}^{(B)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法的流程如下。

1) 信道分解。

设 M 是所有训练样本的个数, 对每一幅彩色训练样本图像 $A_i (1 \leq i \leq M)$ 进行信道信息分解, 分别得到三个伪灰度图像 $A_{R_i} (1 \leq i \leq M), A_{G_i} (1 \leq i \leq M), A_{B_i} (1 \leq i \leq M)$ 。

2) 特征预抽取。

先把每一幅彩色图像 A_i 的 R 通道分量 A_{R_i} 看作一个二维图像矩阵, 求:

$$C_{UR} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_{R_i} A_{R_i}^T \quad (11)$$

的前 l 个最大特征值所对应的特征向量 $U_{R1}, U_{R2}, \dots, U_{Rl}$, 则 $U_R = [U_{R1}, U_{R2}, \dots, U_{Rl}]$ 为 A_{R_i} 的左乘投影矩阵。同理, 求:

$$C_{VR} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_{R_i}^T A_{R_i} \quad (12)$$

的前 r 个最大特征值所对应的特征向量 $V_{R1}, V_{R2}, \dots, V_{Rr}$, 则 $V_R = [V_{R1}, V_{R2}, \dots, V_{Rr}]$ 为 A_{R_i} 的右乘投影矩阵。类似地, 把 A_{G_i} 和 A_{B_i} 看作二维图像矩阵, 可以分别求得它们的左乘投影矩阵 U_G, U_B 和右乘投影矩阵 V_G, V_B ; 然后分别对 $A_{R_i}, A_{G_i}, A_{B_i}$ 进行双边投影得到它们各自的特征矩阵 $F_{R_i} (1 \leq i \leq M), F_{G_i} (1 \leq i \leq M), F_{B_i} (1 \leq i \leq M)$, 规则为:

$$F_{R_i} = U_R^T A_{R_i} V_R \quad (13)$$

$$F_{G_i} = U_G^T A_{G_i} V_G \quad (14)$$

$$F_{B_i} = U_B^T A_{B_i} V_B \quad (15)$$

3) 二维重构。

把每一幅彩色图像的三个通道特征矩阵 $F_{R_i}, F_{G_i}, F_{B_i}$ 融合为一个二维矩阵 $P_i (1 \leq i \leq M)$, 规则为:

$$P_i = \begin{bmatrix} (vec(F_{R_i}))^T \\ (vec(F_{G_i}))^T \\ (vec(F_{B_i}))^T \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中 $vec(*)$ 表示对矩阵 * 向量化, 即把一个 $m \times n$ 的矩阵的列向量首尾依次相接形成一个长度为 $m \times n$ 的列向量。

4) 特征抽取。

类似地, 把 P_i 看作二维图像矩阵, 可以分别求得它的左乘投影矩阵 U 和右乘投影矩阵 V , 对 P_i 进行双边投影可得到彩色图像 A_i 最终的特征矩阵 $Y_i (1 \leq i \leq M)$, 规则如下:

$$Y_i = U^T P_i V \quad (17)$$

5) 分类。

在得到左乘投影矩阵 U_R, U_G, U_B, U 和右乘投影矩阵 V_R, V_G, V_B, V 后, 对任意一幅彩色测试样本图像 A 用前面所述方法可得到其最终的特征矩阵 Y , 通过比较 Y 与 $Y_i (1 \leq i \leq M)$ 的相似程度进行分类。

3 实验及其结果与分析

3.1 最近邻分类器

经过特征预抽取和特征抽取过程, 每幅彩色图像 A 对应一个特征矩阵 Y , 根据此特征矩阵, 利用最近邻分类器可以实现对图像的分类。假定有 M 个彩色训练样本图像 $A_1, A_2, \dots, A_M, A_i (1 \leq i \leq M)$ 的特征矩阵为 $Y_i (1 \leq i \leq M)$, 它们总共分为 C 类。其中, 每一个训练样本都属于某个指定的人脸类别 $\omega_k (1 \leq k \leq C)$ 。对任意一幅彩色测试样本图像 A , 计算:

$$d(Y_i, Y) = \|Y_i - Y\|_F = [\text{tr}(Y_i^T Y - 2Y_i^T Y + Y^T Y)]^{\frac{1}{2}}$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 表示矩阵 * 的 Frobenius 范数, $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵 * 的迹。如果满足: $d(Y, Y_i) = \min_i d(Y, Y_i)$ 并且 $Y_i \in \omega_i$, 那么待识别的彩色人脸图像 $A \in \omega_i$ 。

3.2 实验环境

实验所用的计算机为 Intel Core i3 380 M CPU, 2.53 GHz, 2 GB 内存, 软件环境为 Windows XP Professional 2002 操作系统, Matlab R2009b 仿真平台。

3.3 人脸数据库

1) CVL 人脸数据库。CVL 人脸库是由 114 人, 每人 7 幅图像组成的彩色人脸数据库。这些图像拍摄于两个时期; 人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化, 比如笑或不笑, 眼睛或睁或闭, 戴或不戴眼镜; 人脸姿态也有相当程度的变化, 深度旋转达 180°, 平面旋转达 10°; 人的年龄从 18 岁到 40 多岁不等, 其中约 90% 为男性, 图像的分辨率是 640 × 480。CVL 人脸库中有 3 个人的图像集中少一幅图片, 故实验采用除这 3 人之外其余 111 个人脸集, 并且选取每人的 3 幅前视图作为实验图像, 如图 2 所示。实验时从 3 幅图像中随机抽取 1 张作为测试样本, 其余 2 张作为训练样本, 所以训练样本是 222 个, 测试样本是 111 个。

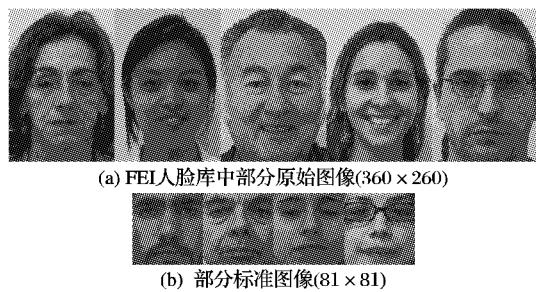


(a) CVL 人脸库中某人的 3 幅前视图 (640 × 480)

(b) 部分标准图像 (81 × 81)

图 2 CVL 人脸数据库的例图

2) FEI 人脸数据库。FEI 人脸库是由 200 人, 每人 14 幅图像构成的彩色人脸数据库。人的脸部表情和姿态有一定程度的变化, 笑或不笑, 戴或不戴眼镜, 人脸深度旋转达 180°, 人脸的尺度也有多达 10% 的变化, 年龄从 19 岁到 40 岁不等, 男女比例大约为 1:1, 图像的分辨率是 640 × 480。实验中所采用的是 FEI 人脸数据库的子集, 此数据库由 200 人, 每人 2 幅前视图组成(一幅表情中立, 另一幅微笑), 如图 3 所示。实验中, 从每个人的两张图像中随机抽取一张作为训练样本, 另一张作为测试样本, 这样训练样本和测试样本均为 200 个。



(a) FEI 人脸库中部分原始图像 (360 × 260)

(b) 部分标准图像 (81 × 81)

图 3 FEI 人脸数据库的例图

3.4 实验结果

实验所用的灰度图像是根据 Matlab 所提供的 `rgb2gray` 函数由相应的彩色图像转变而来的, 并且对它们进行了灰度归一化处理来消除光照影响。在 FEI 和 CVL 数据库上的实验(包括彩色图像和灰度图像两种)所得到的识别率、训练时间、识别时间、总时间都是 500 次实验结果的平均值。

表 1 文献[18]方法在 FEI 和 CVL 彩色人脸库的识别率 %

特征数(d)	FEI 彩色人脸库	CVL 彩色人脸库
10	76.50	66.36
20	80.50	73.64
30	82.50	78.18
40	84.50	78.18
50	84.50	79.09
60	85.50	79.18
70	87.00	80.00
80	88.00	80.00
90	88.50	81.82

表 2 文献[13]方法在 FEI 和 CVL 灰度人脸库的识别率 %

特征数 (列 l , 行 r)	FEI 灰度人脸库	CVL 灰度人脸库
(1,10)	22.00	41.82
(1,20)	29.50	47.27
(1,30)	33.50	48.18
(1,40)	34.50	52.73
(2,40)	52.50	67.27
(3,40)	69.50	70.91
(4,40)	71.50	76.36
(5,40)	79.00	74.55

表 4 本文方法与文献[13]、文献[18]方法识别结果比较

方法	FEI						CVL					
	最佳特征个数	最高识别率 / %	训练时间 / s	识别时间 / s	总时间 / s	训练样本数 / 类	最佳特征个数	最高识别率 / %	训练时间 / s	识别时间 / s	总时间 / s	训练样本数 / 类
本文方法	$l = 5, r = 40, l_0 = 3, r_0 = 80$	91.5	0.6215	0.3351	0.9566	1	$l = 4, r = 40, l_0 = 3, r_0 = 80$	88.18	0.6407	0.3483	0.989	2
文献[13]方法	$l_1 = 5, r_1 = 40$	79.0	0.0835	0.1761	0.2596	1	$l_1 = 4, r_1 = 40$	76.36	0.1077	0.1983	0.3063	2
文献[18]方法	$d = 90$	88.5	676.9326	0.3421	677.2747	1	$d = 90$	81.82	684.5592	0.3092	684.8684	2

注: 最佳特征个数是取得最高识别率时的特征数目; 在本文方法中 l 和 r 分别表示特征预抽取阶段抽取的列特征数和行特征数, l_0 和 r_0 分别表示特征抽取阶段抽取的列特征数和行特征数; 在文献[13]方法中 l_1 和 r_1 分别表示抽取的列特征数和行特征数; 在文献[18]方法中 d 表示抽取的特征数; 总时间表示训练时间和识别时间之和。本文方法和文献[18]方法所用的数据库为 FEI 和 CVL 彩色人脸数据库, 文献[13]方法采用 FEI 和 CVL 灰度人脸数据库。

3.5 实验分析

1) 本文方法(此方法用非迭代双边 2DPCA 对彩色图像进行了两次特征抽取)对比文献[18]方法(此方法用单边 2DPCA 对彩色图像进行了一次特征抽取)

表 5 对文献[18]的方法和提出的方法在计算过程中内存空间的占用情况做了比较。以表 4 中的实验数据为例, 在 FEI 人脸库上, 当 $m = 81, n = 81, r = 40, l = 5$ 时计算可得到: 提出的方法在计算过程中所占用的内存空间是文献[18]方法的约 1/435; 在 CVL 人脸库上, 当 $m = 81, n = 81, r = 40, l = 4$ 时计算可得到: 提出的方法在计算过程中所占用的内存空间是文献[18]方法的约 1/509。故提出的方法在计算过程中所占用的内存空间比文献[18]的方法减小了两个数量级以上。原因是: 提出的方法首先利用 NIB2DPCA 做特征预抽取, 使彩色图像的数据信息得到了有效的压缩, 在特征抽取阶段再次使用 NIB2DPCA 使图像的数据信息进一步被压缩, 故提出的方法通过特征预抽取和特征抽取这种两次特征抽取的方法大大减小了计算过程中所占用的内存空间, 从而也导致了计算时间大大缩短。从表 4 的实验数据可见, 提出的方法

表 3 本文方法在 FEI 和 CVL 彩色人脸库的识别率 %

列特征数 (l_0)	行特征数 (r_0)	FEI 彩色人脸库	CVL 彩色人脸库
1	20	78.00	70.00
1	40	82.00	77.27
1	60	84.00	79.09
1	80	85.00	81.82
2	20	85.50	80.91
2	40	88.50	87.27
2	60	89.00	87.27
2	80	89.00	87.27
3	20	90.00	80.91
3	40	90.50	87.27
3	60	90.50	87.27
3	80	91.50	88.18

表 3 中: FEI 人脸库上的实验结果的前提条件是特征预抽取阶段抽取的列特征数和行特征数分别为 $l = 5, r = 40$;

CVL 人脸库上的实验结果的前提条件是特征预抽取阶段抽取的列特征数和行特征数分别为 $l = 4, r = 40$;

l_0 和 r_0 分别表示特征抽取阶段抽取的列特征数和行特征数。

的训练时间比文献[18]的方法缩短了三个数量级以上。从表 5 中的公式可以看出, 当彩色图像的尺寸较大(分辨率较高)时, 提出的方法在计算过程中对内存空间的节省将更为突出。

表 5 本文方法和文献[18]方法内存空间占用情况的比较

算法	占用的内存空间大小
文献[18]方法	$m^2 \times n^2 + 3 \times m \times n$
本文方法	$3(n^2 + m^2 + m \times n) + l^2 \times r^2$

注: m, n 表示一幅图像的大小为 $m \times n, l, r$ 的含义如表 4 的注释所述。

从表 1、表 3、表 4 可以看出, 本文方法与文献[18]的方法相比, 在 FEI 和 CVL 彩色人脸库上的识别率也有所提高。这是因为: 本文使用 NIB2DPCA 进行特征预抽取和特征抽取, NIB2DPCA 从二维矩阵的行和列两个方向同时抽取特征, 而 2DPCA 只能从二维矩阵行或列中的一个方向抽取特征, 所以 NIB2DPCA 比 2DPCA 抽取的特征信息更充分, 因此可以获得更高的图像识别率。

表 6 对提出的方法和文献[18]的方法在压缩率方面做了比较。以表 4 中的实验数据为例, 在 FEI 彩色人脸库上, 当 $l = 5, r = 40, l_0 = 3, r_0 = 80, l_1 = 5, r_1 = 40, d = 90$ 时计算可以得到: 文献[18]的方法抽取的特征向量的维数是 590 490, 而提出的方法抽取的特征向量的维数是 26 944; 在 CVL 彩色人脸库上, 当 $l = 4, r = 40, l_0 = 3, r_0 = 80, l_1 = 4, r_1 = 40$,

$d = 90$ 时计算可以得到:文献[18]方法抽取的特征向量的维数是 590490,而提出的方法抽取的特征向量的维数是 23501。可以看出,提出的方法对彩色图像的压缩率是文献[18]方法的 20 倍以上,这也说明了提出的方法在计算过程中使占用的内存空间大大减小的原因:对彩色图像的数据信息进行了有效的压缩。

表 6 本文方法与文献[18]方法压缩率的比较

算法	特征维数
文献[18]方法	$d \times m \times n$
本文方法	$3(r \times n + l \times m) + r_0 \times l \times r + l_0 \times 3$

注: m, n, l, r, l_0, r_0, d 的含义如表 4、表 5 的注释所述。

2) 本文方法(此方法用 NIB2DPCA 对彩色图像进行了两次特征抽取)对比文献[13]的方法(此方法用 NIB2DPCA 对相应的灰度图像进行了一次特征抽取)。

从表 2~4 可以看出,提出的方法在 FEI 和 CVL 彩色人脸库上的识别率比文献[13]的方法在对应的灰度人脸库上的识别率显著提高。这是因为:提出的方法所采用的二维重构充分利用了彩色图像的色彩信息,以及彩色图像 R、G、B 三个通道信息之间的相关性。而传统的通过对彩色图像的 R、G、B 三个分量作简单的算术平均得到对应的灰度值的方法将三维彩色图像转换成二维灰度图像的方法丢失了图像的部分色彩信息,不能充分利用彩色图像的色彩信息所包含的丰富特征,而且也不能充分利用彩色图像三个通道信息之间的相关性从而降低了图像的识别率。

从表 4 可以看出,提出的方法的训练时间、识别时间与文献[13]的方法相比略有增加。原因是:提出的方法用 NIB2DPCA 对彩色图像进行了两次特征抽取,而文献[13]的方法用 NIB2DPCA 对灰度图像进行了一次特征抽取,而彩色图像的数据量是对应的灰度图像的 3 倍,故提出的方法的计算量有所增加,计算时间也会相应有所增加。

4 结语

本文提出了一种小空间占用的快速彩色图像特征抽取方法。理论分析和实验结果证明了其优越性;此方法采用了特征预抽取和特征抽取这样的两次特征抽取方法对彩色图像的数据信息进行了有效的压缩从而使计算过程中所占用的内存空间大大减小,由此导致了计算时间的缩短,计算速度的提高,因此该方法适用于计算空间和计算能力受到限制的计算环境,比如嵌入式系统等;此方法的二维重构充分利用了彩色图像的色彩信息以及彩色图像 R、G、B 三个通道信息之间的相关性,因此显著提高了图像的识别率;而且此方法所需的训练样本少,每个人只需要一张,最多两张训练样本就可以达到较高的识别率,所以在大类别数且每类样本数极少的情况下(如基于内容的图像检索、公安系统等应用场合)下此方法的实用价值很高。

值得注意的是,本文方法只是图像特征抽取方法,如果能与支持向量机、神经网络等方法相结合,则会取得更高的图像识别率。

参考文献:

- [1] YIP A, SINHA P. Role of color in face recognition [J]. Journal of Vision, 2001, 2(7): 596.
- [2] SHIH P, LIU C. Improving the face recognition grand challenge

baseline performance using color configurations across color spaces [C]// 2006: IEEE International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE, 2006: 1001–1004.

- [3] CHOI Y, RO Y M, PLATANIOTIS K N. Color face recognition for degraded face images [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics: Parts B, 2009, 39(5): 1217–1230.
- [4] YANG JIAN, LIU CHENG-JUN. Color image discriminant models and algorithms for face recognition [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2008, 19(12): 2088–2098.
- [5] YANG JIAN, LIU CHENG-JUN. A discriminant color space method for face recognition and verification on a large-scale database [C]// International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2008: 1–4.
- [6] RAJAPAKSE M, TAN J, RAJAPAKSE J. Color channel encoding with NMF for face recognition [C]// International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE, 2004: 2007–2010.
- [7] ISENBERG G, WURM L, LUBEKER A. Color improves object recognition in normal and low vision [J]. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 1993, 19(4): 899–911.
- [8] SHIH P, LIU C. Comparative assessment of content-based face image retrieval in different color spaces [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2005, 19(7): 873–893.
- [9] JONES III C, ABBOTT A L. Color face recognition by hypercomplex gabor analysis [C]// FGR'06: Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006: 126–131.
- [10] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71–86.
- [11] YANG JIAN, 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.
- [12] KONG HUI, LI XU-CHUN, WANG LEI, et al. Generalized 2D principal component analysis [C]// Proceedings of 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks. [S. l.]: IEEE, 2005: 108–113.
- [13] GUAN YE-PENG. Robust video foreground segmentation and face recognition [J]. Journal of Shanghai University: English Edition, 2009, 13(4): 311–315.
- [14] PAN QUAN, ZHANG MIN-GUI, ZHOU DE-LONG, et al. Face recognition based on singular-value feature vectors [J]. Optical Engineering, 2003, 42(8): 2368–2374.
- [15] TORRES L, REUTTER J Y, LORENTE L. The importance of the color information in face recognition [C]// International Conference on Image Processing. [S. l.]: IEEE, 1999, 3: 627–631.
- [16] RAJAPAKSE M, TAN J, RAJAPAKSE J. Color channel encoding with NMF for face recognition [J]. International Conference on Image Processing, 2004, 3(3): 2007–2010.
- [17] 黄晓华, 王春茂, 郑文明. 基于彩色人脸图像的信息融合与识别方法 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(3): 422–428.
- [18] WANG CHENG-ZHANG, YIN BAO-CAI, BAI XIAO-MING, et al. Color face recognition based on 2DPCA [C]// Proceedings of the 19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa: [s. n.], 2008: 1–4.