

基于彩色信息融合和同伦算法的 遮挡鲁棒人脸识别方法研究

翟懿奎^{1,2} 甘俊英² 李景文¹

(1. 北京航空航天大学电子信息工程学院, 北京 100191; 2. 五邑大学信息工程学院, 江门, 广东 529020)

摘要: 遮挡条件下的鲁棒人脸识别, 目前在人脸识别领域逐渐被重视, 被认为是难点问题之一. 本文利用稀疏表示理论满足人眼视觉特性及神经信息有效表达, 且跟人脸固有特征具有的自然性是相吻合的特点, 研究了彩色人脸图像色度信息有效融合策略, 采用同伦算法解决稀疏表示模型中的 l_1 范数问题, 提出了一种基于彩色信息融合和同伦算法的遮挡鲁棒人脸识别算法. 在 AR 数据库中的实验结果表明, 与传统基于灰度转换方法人脸识别方法及 SRC 算法相比, 本文所提基于同伦算法的稀疏表示人脸识别, 具有很高的计算效率, 而且有效融合了彩色信息, 显著提高了在遮挡及非遮挡情况下人脸识别的效率及识别性能.

关键词: 人脸识别; 彩色信息融合; 稀疏表示; 同伦算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)11-1762-07

Study of Occluded Robust Face Recognition Approach Based On Homotopy Algorithm and Color Information Fusion

ZHAI Yi-kui^{1,2} GAN Jun-ying² LI Jing-wen¹

(1. School of Electronics Information and Engineering, Beihang University, Beijing, 100191, China;

2. School of Information and Engineering, Wuyi University, Jiangmen, Guangdong, 529020, China)

Abstract: Robust face recognition (FR) under occluded condition is considered more and more important gradually in FR field, and it is one of the difficult problems. While sparse representation theory hit the spot of human visual characteristic and neural information effective expression, and it's consistent with the human face inner feature, the effective fusion strategy of color face information is studied in this paper, and the homotopy algorithm is used to solve the l_1 norm problem in occluded sparse representation based FR. Experimental results in AR database show that compared with traditional color face image fusion FR method and the traditional gray-scale conversion FR method, the homotopy algorithm and color information fusion based FR method can achieve high recognition performance in both unoccluded and occluded face image. It is also show that the effective integration of color information on feature fusion, also contributes to improve the efficiency and performance of face recognition system.

Key words: Face recognition; color information fusion; sparse representation; homotopy algorithm

1 引言

人脸识别研究发展至今 40 余年, 已在限制条件下取得了巨大进展^[1], 但在光照条件、面部表情、姿态、尺度大小及被其它的物体所遮挡等各种各样的条件变化下其识别的鲁棒性仍有待提高. 随着日常生活中人

们佩戴饰物、眼镜等的比例越来越高, 遮挡问题也显得更为突出. 因此, 研究各种遮挡条件下具有良好鲁棒性的人脸识别新算法对于提高实际人脸识别系统的性能显得尤为重要^[2-4].

遮挡条件下的人脸识别带来的主要问题是其作为人脸特征的非确定性 & 非稳定性. 一方面, 由于遮挡

收稿日期: 2011 年 5 月 31 日; 修回日期: 2011 年 9 月 30 日

基金项目: 国家自然科学基金项目(No. 61072127); 广东省自然科学基金项目(No. 10152902001000002, No. S2011010001085, No. S2011040004211, No. 07010869); 广东省高等学校高层次人才项目(粤教师函[2010] 79 号); 广东高校优秀青年创新人才培养计划项目(粤财教[2008] 342 号); 广东省产学研合作项目(NO. 2009B090300416); 五邑大学青年科研基金(Q948)

的位置无法确定,遮挡所在位置在原人脸图像的固有特征中常呈现为各种局部特征的缺失,精确建模显得十分困难;另一方面,遮挡物的透明度决定了遮挡下的人脸仍能有效表征其整体特征,如何在一定透明度的遮挡人脸图像中有效利用其整体特征进行识别,这个问题也是难点之一。目前,针对遮挡条件下的人脸识别方法主要利用了局部表示对于部分遮挡的鲁棒性这一特点,致力于研究基于局部特征的遮挡人脸识别方法。Kim 等提出了一种局部凸性的方法,该方法利用了局部凸性信息,通过加强计算 ICA 结构基图像过程的附加局部约束来产生局部基图像^[5];Lee 等首先在文献[6]中提出使用非负矩阵分解来表示人脸图像的局部变化,Li 等人之后利用了矩阵成分的稀疏项将该方法推广至矩阵非负矩阵分解^[7];Martinez 等提出了一种概率统计的方法用于补偿部分遮挡人脸,并进行遮挡人脸识别^[8];Park 等采用一个包含所有几何特征及结构信息的属性相关图结构模型来表示人脸^[9]。

以上研究均没有对遮挡人脸图像整体特征加以利用。最近,Wright 在文献[10]中利用稀疏表示理论把人脸识别问题建模成人脸样本整体特征的线性组合,认为其解是一个稀疏系数寻优问题,取得了在遮挡下较好的识别性能。这提供了利用整体特征进行遮挡人脸识别的可行性,并提供了一种新的思路。而 Yang 等^[11-13]及 Sun 等^[14]的研究均表明,彩色信息及其结构在人脸识别中发挥着重要的作用。基于以上两点,本文提出一种结合彩色信息及人脸整体稀疏特征的遮挡人脸识别新方法,融合彩色人脸图像特征,用稀疏表示理论进行优化建模,并用同伦算法进行优化问题的求解。

2 彩色信息融合的人脸特征提取方法

2.1 彩色信息融合模型

传统的灰度图像,本质上为利用 RGB 三通道进行系数加权,最后得到单一的灰度图像,其转换模型如图 1 所示。而本文所采用的彩色信息融合模型——色度特征融合方法(见图 2)。考虑视觉对于彩色图像信息的自适应认知机制,根据 RGB 色度之间的非相关性及信息冗余特性,采用 RGB 伪色度有效融合的方法,并保持其总体能量进行融合。

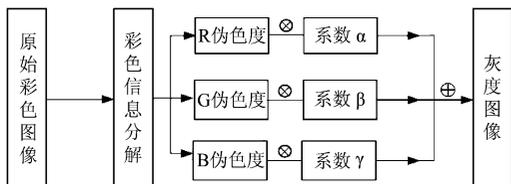


图 1 传统 RGB 灰度转换模型,其中系数 $\alpha=0.299, \beta=0.587, \gamma=0.114$
Fig. 1 Traditional RGB gray scale transformation mode, which the coefficients $\alpha=0.299, \beta=0.587, \gamma=0.114$

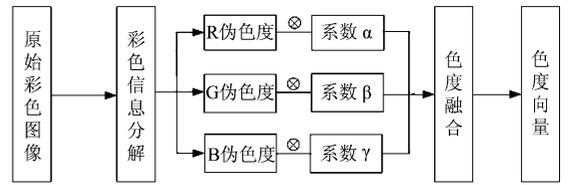


图 2 色度特征融合模型
Fig. 2 Chrominance feature fusion mode

具体地,用 A 表示一幅大小为 $m \times n$ 大小的彩色图像,且其三个主要色度分量为 R, G, B 。不失一般性,假设 R, G, B 为列向量: $R, G, B \in R^N$, 其中 $N=m * n$ 。那么彩色图像可以用基于 RGB 颜色空间的 CID 模型^[12]表示为一个 $N \times 3$ 的矩阵: $A=[R, G, B] \in R^{N \times 3}$ 。

彩色图像转化为灰度图像的公式如下:

$$Y=0.299R+0.587G+0.114B \quad (1)$$

不失一般性,本文用 R, G, B 三个色度分量,经过系数加权,再进行列向量相连,产生一个 $3N \times 1$ 的色度融合向量:

$$D=\begin{bmatrix} \alpha * R \\ \beta * G \\ \gamma * B \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中,系数 α, β, γ 可以取 0-1 间的值,但应满足 $\alpha+\beta+\gamma=1$ 。此色度融合向量将作为本文后续稀疏表示算法中人脸图像的整体特征向量。

3 基于稀疏表示理论的人脸识别建模

3.1 稀疏表示理论及其应用模型

由于稀疏表示理论具有跟人眼视觉特性及神经信息有效表达相吻合的特点^[15],稀疏编码技术通常采用在过完备字典中选择最少的相关原子来表达一幅自然图像。基于过完备字典的稀疏表示理论及其应用是一个新领域,且在图像去噪、识别等方面取得目前几乎最好的效果^[16-20]。

稀疏表示模型认为自然信号能够被简洁的表示(或逼近)成预先定义的原子信号的线性组合,而且这些组合系数是稀疏的,即只有少数不为零的系数。直观地,稀疏性可以由稀疏向量的 0 的个数来表达,也就是用 l_0 范数来测量。形式描述如下:设 $y \in R^m$ 是一个列信号,一些原子信号构成字典 $A \in R^{m \times n}$, 则误差约束下稀疏编码问题为

$$\hat{x}=\arg \min \|x\|_0 \quad \text{subject to} \quad \|y-Ax\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (3)$$

在上面的表达式中 \hat{x} 是 y 的稀疏表示, ε 是误差容限, T 是稀疏阈值, $\|\cdot\|_0$ 表示 l_0 范数,列数向量中非 0 元素的个数。 l_0 范数最小化问题,被证明是一个 NP 难问题。

但是如果问题的解足够稀疏的话, l_1 范数最小化, 由于其与 l_0 范数最小化的凸函数最接近, 两者是等价的^[21]。即也可以表示如下:

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|y - Ax\|_2^2 \leq \varepsilon \quad (4)$$

这两者从本质上而言, 也是相互等价的命题。式(3), (4)可以通过不同的方法逼近, 包括正交匹配追踪^[22], 基追踪^[23], 梯度追踪^[24], 阈值方法^[25-26]等方法。Wright等人提出基于稀疏表示人脸识别算法(SRC), 该人脸识别算法^[10]是最早应用稀疏模型进行人脸识别方法的研究, 其基本思想是: 寻找一个由训练样本对测试样本最佳线性表出的稀疏向量, 也就是用很少的训练样本就可以对测试样本进行识别。在(3)式中, A 表示由训练样本构成的过完备字典, y 表示被测样本, x 表示稀疏向量, ε 是该测试样本由训练样本稀疏表出的残差。

SRC 算法步骤如下

1. 读进训练样本和测试样本, 生成训练样本构成的过完备字典 A 和测试图像矩阵 Y 。格式为 $A = [A_1, A_2, A_3, \dots, A_k]$, 其中 A 矩阵的行数为 $h = m \times n$ (m 为一张图像行大小, n 为一张图像列大小), 列数为训练样本总数, A_i 代表某张训练样本。
2. 生成特征降维矩阵 R , 它的大小为 $d \times h$, d 为降维后的特征维数。把训练样本 A 投影到降维矩阵 R 上, 对训练样本 A 进行降维, 并归一化降维后的训练样本 A 。
3. 对测试样本 y 做降维处理, 并归一化。
4. 解 l_1 范数问题

$$x^* = \arg \min_x \|x\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|Ax - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (5)$$

5. 计算残差 $r_i(y) = \|y - A\delta_i(x^*)\|_2$, i 代表训练样本中的第 i 类。找出残差最小的类, 进行识别。

3.2 用同伦算法求解稀疏模型问题

由于同伦算法在寻最优解序列过程中, 可以沿着最接近中心轨迹的方向进行, 因此具有速度快、计算量小的特点^[27-30]。下面采用同伦算法来解式子(5)。该式子可以写成一个无约束优化问题。

$$\begin{aligned} x^* &= \arg \min_x F(x) = \arg \min_x \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \\ &= \arg \min_x f(x) + \lambda g(x) \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $f(x) = \frac{1}{2} \|y - Ax\|_2^2$, $g(x) = \|x\|_1$, $\lambda > 0$ 为拉格朗日乘子。一方面, 对于一个固定的 λ , 当 $0 \in \partial F(x)$ 时, 可以获得一个最优解。另一方面, 类似于内点法, 若定义

$$X \doteq \{x_\lambda^* : \lambda \in [0, \infty]\} \quad (7)$$

X 定义为解的一个随 λ 变化的路径: 当 $\lambda \rightarrow \infty$, $x_\lambda^* = 0$; 当 $\lambda \rightarrow 0$, x_λ^* 收敛于式子(5)的解。所以同伦方法利用了目标函数 $F(x)$ 从 l_2 约束到式子(6)中 l_1 目标随着 λ

的下降符合同伦轨迹的特点。因此, 为了构造一个下降的 λ 序列, 仅需要判断会让支撑集 x_λ^* 变化的“断点”。由于式子(6)中的第一项 f 是可微的: $\nabla f = A^T(Ax - b) = -c(x)$ 。第二项 $g(x)$ 的子梯度为

$$u(x) \doteq \partial \|x\|_1 = \left\{ u \in \mathbb{R}^n : \begin{array}{l} u_i = \text{sgn}(x_i), x_i \neq 0 \\ u_i \in [-1, 1], x_i = 0 \end{array} \right\} \quad (8)$$

所以 $\partial F(x) = 0$ 的解也是下面方程的解:

$$c(x) = A^T b - A^T A x = \lambda u(x) \quad (9)$$

由定义(8)可得, 在每一次迭代中的稀疏支撑集为

$$\chi \doteq \{i : |c_i^{(l)}| = \lambda\} \quad (10)$$

然后, 算法分别计算 $x^{(k)}$ 在方向和幅度上的更新项。具体地, 在稀疏集上的更新项为下式的解:

$$A_\chi^T A_\chi d^{(k)}(\chi) = \text{sgn}(c^{(k)}(\chi)) \quad (11)$$

其中 A_χ 和 $c^{(k)}(\chi)$ 分别是 A 和 $c^{(k)}$ 对应于稀疏支撑集 χ 的子矩阵和向量。式子(11)可以使用 Cholesky 分解和稀疏支持元素的加减来完成计算。对于不在支撑集上的系数, 他们的更新方向设置为零。沿 $d^{(k)}$ 方向, 对应于 x 的更新而导致式子(9)不符合的断点, 可以有两种情况。第一种情况是当 c 中元素不在支撑集里面导致 λ 会在幅度上增加时出现:

$$\gamma^+ = \min_{i \notin \chi} \left\{ \frac{\lambda - c_i}{1 - a_i^T A_\chi d^{(k)}(\chi)}, \frac{\lambda + c_i}{1 + a_i^T A_\chi d^{(k)}(\chi)} \right\} \quad (12)$$

令取得 γ^+ 的索引记为 i^+ 。第二种情况是支持集里面跟 0 交叉时出现, 偏离了符号准则:

$$\gamma^- = \min_{i \in \chi} \left\{ -\frac{x_i}{d_i} \right\} \quad (13)$$

令取得 γ^- 的索引记为 i^- 。那么同伦算法将往下一断点前进, 并通过增加 i^+ 或减少 i^- 来更新稀疏集:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \min\{\gamma^+, \gamma^-\} d^{(k)} \quad (14)$$

算法当在连续间迭代中 x 的相对变化相当小的情况下终止。

同伦算法步骤总结如下

1. 输入: A 是一个满秩矩阵 $A = [v_1, v_2, v_3, \dots, v_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$, $d < n$, 向量 $b \in \mathbb{R}^d$, 初始化拉格朗日参数为 $\lambda = 2 \|A^T b\|_\infty$ 。
2. 设定初始值: $k \rightarrow 0$ 。找出第一个支持索引: $i = \arg \max_{j=1}^n \|v_j^T b\|$, $\chi = \{i\}$ 。
3. 重复以下步骤:
4. $k \leftarrow k + 1$ 。
5. 解式子(11)得到更新方向 d^k 。
6. 根据式子(12)和(13)计算稀疏支持更新: $\gamma^* \leftarrow \min\{\gamma^+, \gamma^-\}$ 。
7. 更新 $x^{(k)}$, χ , 和 $\lambda \leftarrow \lambda - \gamma^*$ 。
8. 直至停止条件满足。
9. 输出: $x^* \leftarrow x^{(k)}$ 。

4 实验

为了评测本文提出的人脸识别方法性能,此处采用了 AR 人脸图像库^[15]来进行人脸识别实验。AR 人脸库中包含了不同表情和不同光照、及不同遮挡条件下采集的正面人脸图像,因此该人脸库可用来比较全面地评测本文提出的人脸识别算法。AR 数据库包含了 126 个人,共 4000 多张正面图片,每人有 26 张图片^[31-32]。本文实验中,采用 AR 人脸库中的一个子集,共有 100 个人,男女各 50 人。每个人的图像都分两个阶段拍摄取得,每一阶段共有 13 张图片,其中 7 张仅含表情和光照变化,3 张含眼镜遮挡,3 张含围巾遮挡。图片原始大小为 165×120 。图 3 给出了本实验中所用到的某个人在单次采集时的所有人脸图像。其中,第一行是一幅无表情的正面注册人脸图像,是在均匀光照条件下拍摄的;第二行从左到右分别对应的是表情为微笑、生气和惊叫时,及光照条件为左侧灯光、右侧灯光和两侧灯光照射时拍摄的人脸图像,第三行从左到右分别对应的是眼镜遮挡及围巾遮挡时变换光照下拍摄的人脸图像。

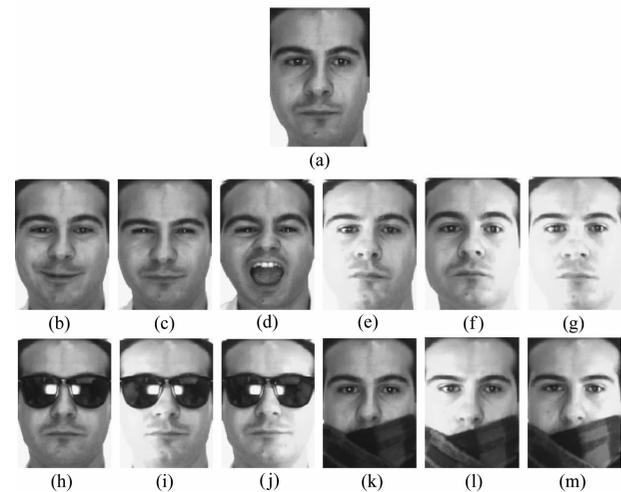


图 3 AR 数据库中的人脸图像示例

Fig. 3 Face images in AR Database

实验所用的计算机为 Intel Core i5 CPU, 2.40GHz, 4G 内存, 软件环境为 Windows 7.0 操作系统, MATLAB2010b 仿真平台。针对数据库中的原始人脸图像,先采用文献[33]的方法进行预对齐,使所有人脸样本大致上实现配准。另外,为了保证实验不受计算机内存的限制,在色度特征融合方法实验中,把原彩色图像先直接下采样到大小为 82×60 进行实验,灰度图像采用大小为 82×60 的彩色图像直接转换。本文首先测试了彩色信息融合时 α , β , γ 的取值对算法性能的影响,从而选定融合系数。然后再从无遮挡及有遮挡人脸识

别在特征维数变化的情况下,以及有遮挡人脸识别在训练样本改变的情况下,进行了另 3 组识别率的仿真实验。

实验 1: 测试本文所提方法在彩色信息融合时 α , β , γ 的取值对算法性能的影响。在无遮挡人脸图像样本中,本实验从每类随机选择 7 张无遮挡人脸图像作为训练样本,另外 7 张无遮挡人脸图像作为测试样本。测试次数设为 2000 次,识别率取同一色度系数条件下对所有次数识别率的平均值。实验特征维数固定为 1500 维。保持 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 时,系数测试时的取值间隔为 0.1。由表 1 的实验结果表示,在某一分量为零的情况下,其识别率会下降 2% 至 3% 左右,但只要保持 α , β , γ 各分量的取值不为零,且满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$ 进行融合,则实验出来的识别率保持在稳定的水平,其识别率的相差范围都保持在 0.12% 内。另外由于色度系数的取值是在 0-1 之间的一个连续量,难以进行逐一穷举,本文此处只做了初步的测试。因此,本文结合本次试验的结果,直接采用了公式(1)中原有系数,即 $\alpha = 0.299$, $\beta = 0.587$, $\gamma = 0.114$ 对彩色信息进行融合。

表 1 本文算法对于无遮挡人脸图像在色度系数变化情况下的正确识别率

Tab. 1 Right recognition rate of the proposed algorithm under color feature coefficient change for unoccluded face images

色度系数(α, β, γ)	平均识别率	色度系数(α, β, γ)	平均识别率
$(\alpha, \beta), \gamma = 0$ $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$	97.12%	$(\alpha, \beta), \alpha + \beta + \gamma = 1$ $\alpha = 0.1, \beta, \gamma \neq 0$	99.58%
$(\alpha, \gamma), \beta = 0$ $0 \leq \alpha, \gamma \leq 1$	96.13%	$(\alpha, \gamma), \alpha + \beta + \gamma = 1$ $\beta = 0.1, \alpha, \gamma \neq 0$	99.49%
$(\beta, \gamma), \alpha = 0$ $0 \leq \beta, \gamma \leq 1$	96.58%	$(\beta, \gamma), \alpha + \beta + \gamma = 1$ $\gamma = 0.1, \alpha, \beta \neq 0$	99.63%

实验 2: 测试多种算法在无遮挡人脸图像样本中,特征维数变化情况下正确识别率。本实验从每类随机选择 7 张无遮挡人脸图像作为训练样本,另外 7 张无遮挡人脸图像作为测试样本。测试次数设为 2000 次,识别率取每次识别率的平均值。实验特征维数分别为 60, 120, 250, 500, 1000, 1500。其中仿生人脸识别方法采用 PCA 方法降维, SRC 算法及本文方法采用随机矩阵进行降维。表 2 中的第 2 至第 4 列列出了仿生模式人脸识别算法、SRC 算法及本文方法的实验结果。

比较表 2 中各列易见,在特征维数达到 500 维及以上时,三种算法均可达到 95% 以上的识别率,且基于稀疏表示的算法较基于 PCA 的仿生模式人脸识别算法识别率更高些。比较表 2 的后两列可得出,本文所提

基于彩色信息融合的方法与基于灰度的 SRC 算法相比,取得了更好的识别率。这一现象表明了,彩色信息的融合在基于稀疏表示的算法上面,可以获得更好的人脸特征。另外,基于稀疏表示的算法在特征取 1500 维时,取得了最好的识别率,这也验证了稀疏表示人脸识别特征的提取方式没有人脸图像特征维数起的作用大这一结论^[10]。因此,本文后续实验 3 采用了这一维数进行。

表 2 无遮挡人脸图像在特征维数变化情况下正确识别率比较

Tab.2 Comparison of right recognition rate under feature dimension change in unoccluded face images

特征维数	PCA+BPR[34]	SRC	本文方法
60	83.23%	84.79%	86.89%
120	91.53%	93.75%	94.23%
250	92.22%	95.61%	97.92%
500	95.37%	97.82%	98.64%
1000	98.26%	98.45%	99.12%
1500	98.43%	99.13%	99.75%

实验 3: 测试多种算法在有遮挡人脸图像样本中,特征维数变化情况下正确识别率。本实验从每类 26 张人脸图像(其中 6 张含眼镜及围巾遮挡)中随机选择 13 张人脸图像作为训练样本,另外 13 张人脸图像作为测试样本。另外,测试次数和降维方法与实验 2 相同。表 3 中的第 2 至第 4 列列出了仿生模式人脸识别算法、SRC 算法及本文方法的实验结果。

表 3 遮挡人脸图像在特征维数变化时正确识别率比较

Tab.3 Comparison of right recognition rate under feature dimension change in occluded face images

特征维数	PCA+BPR[34]	SRC	本文方法
60	79.34%	80.36%	85.62%
120	90.31%	92.38%	93.49%
250	91.57%	94.27%	96.82%
500	94.85%	96.75%	97.13%
1000	97.35%	97.29%	97.86%
1500	97.43%	97.57%	98.56%

由表 3 可以得出,总体而言,SRC 算法优于基于 PCA 的仿生人脸识别算法,而本文方法较前两种方法识别率有一定程度的提高。但随着特征维数的增加,在高于 1000 维时,基于 PCA 的仿生人脸识别算法取得了与 SRC 方法相接近的性能。这是因为仿生模式识别算法在高维空间中随着有效特征的加强,其样本连续性原理得到了加强,可以构建出更适用的高维几何覆

盖形体。而本文方法由于有效融合了人脸图像彩色特征信息及稀疏表示理论的优点两者的优点,仍是三个算法中最优的算法。另外,在实验 3 的条件下,对三种算法的平均识别时间进行了测试,结果如下面表 4 所示。由结果可知,本文所提方法在速度上也由于基于 PCA 的仿生模式识别算法及 SRC 算法。本文方法相对于 SRC 算法的加速是由于采用了同伦算法进行稀疏模型的求解,相对于前人采用 L1 算法进行求解在速度上提高了一个数量级,单张人脸图像的平均识别时间在 0.3 秒内即可完成。

表 4 三种方法的单张平均识别时间(秒)比较

Tab.4 Comparison of average recognition time (second) of single image of three methods

特征维数	PCA+BPR[34]	SRC	本文方法
500	0.57	3.6	0.16
1000	0.64	5.7	0.24
1500	0.78	9.8	0.30

实验 4: 测试多种算法改变训练样本数时,在含遮挡的整个 AR 数据库的正确识别率。本实验在整个数据库上进行测试,从每类随机选取 N 张图像作为训练样本,另外 26-N 张图像作为测试样本,样本不重复。另外,测试次数和降维方法与实验 2 相同。实验特征维数固定取为 1500 维。表 5 中的第 2 至第 4 列列出了仿生模式人脸识别算法、SRC 算法及本文方法的实验结果。

表 5 遮挡人脸图像在训练样本变化情况下正确识别率比较

Tab.5 Comparison of right recognition rate under changes of training samples in occluded face images

训练/测试样本	PCA+BPR[34]	SRC	本文方法
5/21	83.36%	86.75%	87.68%
7/19	91.73%	90.69%	93.69%
9/17	92.43%	92.86%	96.53%
11/15	96.83%	96.77%	97.54%
13/13	97.43%	97.57%	98.56%
15/11	98.21%	98.54%	98.97%
17/9	98.48%	98.86%	99.31%

从表 5 可以得出,本文方法在改变训练样本个数时也能取得较前两种方法更好的识别效果。表 5 的第 2 列和第 3 列的结果表明:在同一个人脸识别模式中,基于稀疏表示理论人脸识别方法的正确识别率跟训练样本的完备性呈正相关,训练样本越完备,识别率越高。随着训练样本的增加,本文方法的识别率都有明

显的提高,在训练/测试样本为 17/9 的时,其识别率可达到 99.31%。另外,也表明了稀疏表示人脸识别方法对于有遮挡的人脸图像也具有很好的鲁棒性,其识别性能对于局部特征的缺失并不十分敏感。同时,在小样本情况下,如训练/测试样本为 9/17 时,本文方法比 SRC 方法识别率高出 3.67%,识别率提高显著,这表明了采用彩色信息融合的特征提取方法有效地利用了人脸图像的彩色信息,从而提高了该方法的正确识别率。

5 结论

本文对人脸图像彩色信息进行有效融合,并提出了基于彩色融合特征和同伦算法的人脸识别方法。此外,还通过非遮挡及遮挡下的人脸识别实验,验证了本文提出的彩色融合特征及识别方法对于遮挡条件下的人脸识别具有较好的性能,因此本文算法具有良好的鲁棒性。需要指出的是,本文提出的人脸识别方法相对于流行的运用局部特征解决遮挡人脸识别问题的方法具有一定的优势:无需检测局部遮挡区域,能更好地利用遮挡下的透明特征,运算速度快,可用于实时鲁棒人脸识别场合中。

参考文献

- [1] W. Zhao, R. Chellappa, P. J. Phillips, A. Rosenfeld. Face recognition: A literature survey [J]. *ACM Computing Survey*. 2003, 35(4): 399-459.
- [2] W. C. Zhang, S. G. G. Shan, X. L. Chen, W. Gao. Local gabor binary patterns based on Kullback-Leibler divergence for partially occluded face recognition [J]. *IEEE Signal Proc. Letter*, 2007, 14(11): 875-878.
- [3] J. H. Shin, D. Smith, W. Swiercz, and etc. Recognition of Partially Occluded and Rotated Images With a Network of Spiking Neurons [J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 2010, 21 (11): 1697-1709.
- [4] X. Y. Tan, S. C. Chen, Z. H. Zhou, etc. Recognizing partially occluded, expression variant faces from single training image per person with SOM and soft k-NN ensemble [J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 2005, 16(4): 875-886.
- [5] J. Kim, J. Choi, J. Yi, M. Turk. Effective representation using ICA for face recognition robust to local distortion and partial occlusion [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning*, 2005, 27 (12): 1977-1981.
- [6] D. D. Lee and H. S. Seung. Learning the parts of objects by nonnegative matrix factorization [J]. *Nature*, 1999, 401, 788-791.
- [7] S. Z. Li, X. W. Hou, H. J. Zhang, Q. S. Cheng. Learning spatially localized, parts-based representation [C]. 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1, Proceedings, 2001, 1186: 207-212.
- [8] A. M. Martinez. Recognizing imprecisely localized, partially occlude, and expression variant faces from a single samples per class [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning*, 2002, 24(6): 748-763.
- [9] A. G. Park, K. M. Lee, and S. U. Lee. Face recognition using Face-ARG matching [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning*, 2005, 27 (12): 1982-1988.
- [10] J. Wright, A. Y. Yang, A. Ganesh, S. S. Sastry, Y. Ma. Robust Face Recognition via Sparse Representation [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Learning*, 2009, 31(2): 210-227.
- [11] J. Yang, C. J. Liu. A general discriminant model for color face recognition [C]. *IEEE International Conf Computing Visual*. 2007, 3027: 1895-1900.
- [12] J. Yang, C. J. Liu. Color Image Discriminant Models and Algorithms for Face Recognition [J]. *IEEE Trans. on Neural Network*, 2008, 19(12): 2088-2098.
- [13] J. A. Yang, C. J. Liu, J. Y. Yang. What kind of color spaces is suitable for color face recognition? [J]. *Neurocomputing*, 2010, 73(10): 2140-2146.
- [14] Y. F. Sun, S. Y. Chen, B. C. Yin. Color face recognition based on quaternion matrix representation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(4): 597-605.
- [15] B. A. Olshausen and D. J. Field. Sparse coding with an overcomplete basis set: a strategy employed by v1? [J]. *Vision Research*, 1997, 37(23): 3311-3325.
- [16] O. Bryt, M. Elad. Compression of facial images using the K-SVD algorithm, *Journal Visual Communication Image Research* [J]. 2008, 19(4): 270-282.
- [17] B. V. Gowreesunker, A. H. Tewfik. Learning Sparse Representation Using Iterative Subspace Identification [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2010, 58 (6): 3055-3065.
- [18] K. Kreutz-Delgado, J. F. Murray, B. D. Rao, etc. Dictionary learning algorithms for sparse representation [J]. *Neural Computing*, 2003, 15(2): 349-396.
- [19] J. F. Murray, K. Kreutz-Delgado. Sparse image coding using learned overcomplete dictionaries [J]. *Machine Learning for Signal Processing*, 2004, 793: 579-588.
- [20] B. L. Sturm, J. J. Shynk. Sparse Approximation and the Pursuit of Meaningful Signal Models With Interference Adaptation [J]. *IEEE Trans. on Audio Speech*, 2010, 18

- (3): 461-472.
- [21] D. Donoho. For most large underdetermined systems of linear equations the minimal l_1 -norm solution is also the sparsest solution [J]. *Comm. Pure and Applied Math.* 2006, 59(6):797-829.
- [22] Y. Pati, R. Rezaifar, and P. Krishnaprasad. Orthogonal Matching Pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C]. 1993 Conference Record of The 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 1993, 40-44.
- [23] D. Donoho and M. Elad. Optimal Sparse Representation in General (Nonorthogonal) Dictionaries via l_1 Minimization [C]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2003, 100: 2197-2202.
- [24] T. Blumensath and M. Davies. Gradient pursuits [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 56(6): 2370-2382.
- [25] K. Schnass and P. Vandergheynst. Dictionary preconditioning for greedy algorithms [J]. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2008, 56: 1994-2002.
- [26] A. Beck and M. Teboulle. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 1:183-202.
- [27] S. H. Choi, D. A. Harney, N. L. Book. A robust path tracking algorithm for homotopy continuation [J]. *Comput Chem Eng*, 1996, 20: 647-655.
- [28] S. C. Billups. A homotopy-based algorithm for mixed complementarity problems. *SIAM Journal Optimization* [J]. 2002, 12: 583-605.
- [29] D. Malioutov, M. Cetin, and A. Willsky. Homotopy continuation for sparse signal representation [C]. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005.
- [30] D. Donoho and Y. Tsaig. Fast solution of l_1 -norm minimization problems when the solution may be sparse [J]. *IEEE Trans. on Information Theory*, 2008, 54 (11): 4789-4812.
- [31] A. M. Martinez and R. Benavente. The AR Face Database. *CVC Technical Report #24*, June 1998.
- [32] A. M. Martinez, A. C. Kak. PCA versus LDA [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(2): 228-233.
- [33] Y. G. Peng, A. Ganesh, J. Wright, etc. RASL: Robust Alignment by Sparse and Low-rank Decomposition for Linearly Correlated Images [C]. *CVPR 2010*, San Francisco, CA, USA, June 2010.
- [34] 王守觉, 曲延锋, 李卫军, 覃鸿. 基于仿生模式识别与传统模式识别的人脸识别效果比较研究 [J]. *电子学报*, 2004, 32(7): 1057-1061.
Wang Shou-jue, Qu Yan-feng, Li Wei-jun, Qin Hong. Face recognition: biomimetic pattern recognition vs. traditional pattern recognition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(7): 1057-1061. (in Chinese)

作者简介



翟懿奎(1982-),男,北京航空航天大学在读博士生,五邑大学信息工程学院,工程师,主要研究方向为信号与信息处理,图像处理,模式识别。
E-mail:yikuizhai@163.com



甘俊英(1964-),五邑大学信息学院院长、教授、博士、硕士生导师,主要研究方向为生物特征识别,人机自然交互;广东省高等学校“千百十工程”省级培养对象,中国电子学会信号处理分会委员,广东省图象图形学会常务理事,五邑大学信号与信息处理重点学科带头人。
E-mail:junningan@163.com



李景文(1964-),北京航空航天大学教授,博士生导师,主要研究方向信号与信息处理,目标检测与成像,图像处理,图像识别,信息融合。近年来在国内外主要学术期刊以及学术会议上发表论文约30余篇,获部级科技进步5项。
E-mail:lijingwen@buaa.edu.cn