

联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法

首照宇 杨晓帆

(桂林电子科技大学认知无线电与信息处理教育部重点实验室 桂林 541004)

摘要 针对人脸图片的遮挡、伪装、光照及表情变化等问题,根据 Gabor 特征对遮挡、伪装、光照及表情变化有着更强的鲁棒性的特点,提出了联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法(GDLRR)。首先对训练样本和测试样本分别进行 Gabor 特征提取,并将这些特征组成待测试的特征字典;然后将一个单位阵进行 Gabor 特征提取并训练成一个更紧凑的 Gabor 误差字典;最后联合 Gabor 误差字典和训练特征字典对测试特征字典进行低秩表示后进行分类识别。各类实验表明,提出的改进算法对人脸识别的各类问题都有着更强的鲁棒性和更高的识别准确率。

关键词 遮挡,低秩表示,Gabor 特征,误差字典,降维

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.060

Jointing Gabor Error Dictionary and Low Rank Representation for Face Recognition

SHOU Zhao-yu YANG Xiao-fan

(Key Laboratory of Cognitive Radio and Information Processing, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract Focused on the issues that face images have the problems occlusion, disguise, illumination and facial expression changes in face recognition, an improved face recognition method was proposed. According to the characteristics of the Gabor feature for occlusion, disguise, illumination and facial expression changes has stronger robustness, jointing Gabor error dictionary and low rank representation (GDLRR) for face recognition was proposed. Firstly, the Gabor feature of training samples and testing samples are extracted for making up features dictionaries that is to be tested, respectively. And then, a unit matrix is utilized to extract Gabor feature for training a more compact Gabor error dictionary. Finally, lowest-rank representation of feature dictionary of testing samples is sought for classification by jointing Gabor error dictionary and training feature dictionary. Experiments show that the proposed algorithm has better robustness and recognition results against the different problems in the face recognition.

Keywords Occlusion, Low-rank representation, Gabor feature, Error dictionary, Reduce dimension

人脸识别是计算机视觉和机器学习中的一个重要挑战。尽管人脸图片是高维的,但其存在着一个低维的子空间。因此,子空间学习有着绝对的优势并且已成功应用于人脸识别领域。经典的 Eigenface 和 Fisherface^[1-3]算法仅仅考虑了训练样本的全局差异,并且其不能表现出高维空间中重要数据的非线性结构。2009年, Wright 等人^[4]将稀疏表示(Sparse Representation based Classification, SRC)算法用于鲁棒的人脸识别中,该方法在处理遮挡、光照、表情等变化的人脸图片时有较好的识别效果。然而, SRC 采用对角矩阵如单位矩阵、傅立叶基或哈尔小波基等作为遮挡矩阵,使得遮挡矩阵的维数很高,不利于后续的处理,并且这种对角矩阵并不能直观地反应人脸图像中的噪声。为了解决上述 SRC 中存在的问题, Yang 等人提出了一种基于 Gabor 特征的稀疏表示算法(Gabor-feature based SRC, GSRC)^[5]来降低算法复杂度并且处理遮挡问题。然而,研究发现,该方法虽然可以降低遮挡矩阵维数过高等问题,但对有遮挡和伪装的人脸图片还是没有足够的鲁棒性。

近年来, Liu 等人提出了针对噪声和子空间划分的低秩表示(Low-rank Representation, LRR)方法^[6]。LRR 旨在寻找一个字典中所有向量表示一个基的候选线性组合的最低秩表示。随后, Zhang 等人又提出了用于图片分类的低秩表示算法^[7], 基于低秩表示分类的框架, 本文提出了一种新的基于 Gabor 特征的低秩表示的人脸分类方法(Gabor-feature based LRR, GLRR)。研究发现, 训练样本对测试样本的低秩表示会获得一些对分类有意义的差分信息。此外, GLRR 对遮挡和伪装的人脸图片更加鲁棒和快速, 然而 GLRR 方法并没有考虑在低秩表示时产生的误差信息。因此, 本文又提出了一种联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法(GDLRR)。受 GSRC 的启发, 首先采用表示误差和噪声的单位阵进行 Gabor 变换, 之后进行误差字典学习, 从而得到一个更紧凑的 Gabor 误差字典, 然后联合训练样本和误差字典对测试样本进行低秩表示, 从而进行分类识别。实验表明, 本文提出的方法对遮挡和伪装等有着更加鲁棒的识别性能。

到稿日期: 2015-11-09 返修日期: 2016-03-25 本文受广西自然科学基金(2013GXNSFDA019030, 2013GXNSFAA019331, 2014GXNSFDA118035), 桂林市科技攻关项目(20130105-6, 20140103-5), 桂林电子科技大学研究生科研创新项目(YJXCS201531)资助。

首照宇(1974-), 男, 硕士, 副研究员, 主要研究方向为图像处理与模式识别; 杨晓帆(1992-), 女, 硕士生, 主要研究方向为图像信号处理, E-mail: clairef@qq.com.

1 相关知识

1.1 Gabor 特征提取

Gabor 滤波器具有方向与空间局部选择特性,对遮挡和伪装等不敏感,并且通过对样本提取 Gabor 特征可以获得更为紧凑的字典。

μ 方向和 γ 尺度的 Gabor 滤波器定义如下:

$$\psi_{\mu,\gamma}(z) = \frac{\|k_{\mu,\gamma}\|^2}{\sigma^2} e^{(-\|k_{\mu,\gamma}\|^2 \|z\|^2 / 2\sigma^2)} [e^{ik_{\mu,\gamma}z} - e^{-\sigma^2/2}] \quad (1)$$

其中, $z = (x, y)$ 表示像素点,小波系数 $k_{\mu,\gamma}$ 定义为 $k_{\mu,\gamma} = k_\gamma e^{i\theta_\mu}$, $k_\gamma = k_{\max}/f^\gamma$, $\phi_\mu = \pi\mu/8$ 。 k_{\max} 表示最大频率, f 表示一个限定频域中核函数距离的间距因子, σ 决定滤波器带宽。对于人脸特征提取,选取 8 个方向, 5 个尺度,即 $\gamma=0, 1, \dots, 4, \mu=0, 1, \dots, 7$ 。一幅人脸图像 I 通过 Gabor 核 $\psi_{\mu,\gamma}$ 进行卷积产生的输出为 $G_{\mu,\gamma}(z) = I(z) * \psi_{\mu,\gamma}$, 其中“ $*$ ”表示卷积运算, $G_{\mu,\gamma}$ 即为图像 I 的 Gabor 表示。Gabor 滤波器的系数 $G_{\mu,\gamma}$ 可以通过幅值 $M_{\mu,\gamma}(z)$ 和相位 $\theta_{\mu,\nu}(z)$ 表示为 $G_{\mu,\gamma}(z) = M_{\mu,\gamma}(z) \cdot \exp(i\theta_{\mu,\nu}(z))$ 。幅值信息包含了一幅图像的局部能量变化。Gabor 特征向量 η 通过统一采样和归一化后串联 Gabor 滤波系数来表示^[5]:

$$\eta = (\alpha_{0,0}^{(\rho)^t}, \alpha_{0,1}^{(\rho)^t}, \dots, \alpha_{4,7}^{(\rho)^t})^t \quad (2)$$

其中, $\alpha_{\mu,\gamma}^{(\rho)^t}$ 是幅值矩阵 $M_{\mu,\gamma}(z)$ 通过因子 ρ 进行下采样连接的列向量, t 表示转置运算。

1.2 低秩表示

Liu 等人^[6]提出了用于子空间结构分析的低秩表示方法。该方法也可以用于对线性子空间的数据进行无监督分类。给定一个合适的字典, LRR 可以学习到所有观测向量通过字典原子所有可能的线性组合的表示中最低秩的表示。秩的最小化问题可以通过如下公式求解:

$$\min \text{rank}(\mathbf{Z}), \text{subject to } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} \quad (3)$$

其中, \mathbf{X} 是一个观测数据矩阵, \mathbf{X} 的每一列是一个观测对象。 \mathbf{A} 是一个字典, \mathbf{Z} 是字典 \mathbf{A} 对 \mathbf{X} 的一个低秩表示。式(2)中求秩最小的问题可以通过求核范数来代替, 则式(2)可改写为:

$$\min \|\mathbf{Z}\|_*, \text{subject to } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} \quad (4)$$

为了使观测数据和子空间联系得更加紧密, 文献^[6]采用观测数据本身作为字典, 所以式(4)中的问题可以改写为:

$$\min \|\mathbf{Z}\|_*, \text{subject to } \mathbf{X} = \mathbf{XZ} \quad (5)$$

当数据有噪声干扰时, LRR 的优化模型定义如下:

$$\min \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \text{subject to } \mathbf{X} = \mathbf{XZ} + \mathbf{E} \quad (6)$$

其中, \mathbf{XZ} 是低秩部分, \mathbf{E} 是与 \mathbf{X} 相关的误差(或噪声)部分, $\|\mathbf{E}\|_{2,1}$ 是适应于不同遮挡模型的误差项, $\|\mathbf{E}\|_F^2$ 适用于小的高斯噪声, $\|\mathbf{E}\|_1$ 适用于随机遮挡, $\lambda > 0$ 是低秩和误差两部分的平衡因子。已经有许多学者提出了求解低秩恢复问题的方法, 例如迭代阈值法^[8]、加速近端梯度法^[9]和增广拉格朗日法(Augmented Lagrange Multiplier, ALM)^[10]。其中 ALM 方法有更快的速度和更高的准确度, 本文采用 ALM 方法来处理低秩问题。

2 联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法(GDLRR)

2.1 基于 Gabor 特征的低秩表示分类算法(GLRR)

2.1.1 低秩表示分类算法

假设 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_k] \in R^{m \times n}$ 为 n 个训练样本的集合,

其中 \mathbf{A}_i 表示第 i 类训练样本。 $\mathbf{A}_i \in R^{m \times n_i}$ 中的每一列表示第 i 类训练样本中的每一个样本; 矩阵 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_k] \in R^{m \times k}$ 表示 k 个测试样本。则测试样本可以由训练样本的线性组合来表示, 即 $\mathbf{X} = \mathbf{AZ}$ 。 \mathbf{Z} 可以通过式(5)来进行优化求解, 当有噪声和遮挡时, 可以通过增加误差约束的式(6)来进行求解。

本文采用 ALM 算法来求解式(6), 可以将式(6)转换为如下的等价形式:

$$\min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \text{subject to } \mathbf{X} = \mathbf{AZ} + \mathbf{E} \quad (7)$$

通过 ALM 算法求解式(7)即求其最小化拉格朗日增广函数:

$$L_{(\mathbf{Z}, \mathbf{E}, \mathbf{J})} = \|\mathbf{J}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1} + \text{tr}(\mathbf{Y}_1^T (\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E})) + \text{tr}(\mathbf{Y}_2^T (\mathbf{Z} - \mathbf{J})) + \frac{\mu}{2} (\|\mathbf{X} - \mathbf{AZ} - \mathbf{E}\|_F^2 + \|\mathbf{Z} - \mathbf{J}\|_F^2) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2$ 分别为拉格朗日因子, $\mu > 0$ 为惩罚因子。非精确 ALM 求解方法的详细过程参见文献^[11]。

得到解 \mathbf{Z} 后, 第 p 个测试样本就可以通过训练本来进行低秩表示, 然后通过计算测试样本和训练样表示近似值的残差来进行判断分类。其具体的分类算法如下。

输入: i 类训练样本矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m \times n}$, k 个测试样本矩阵 $\mathbf{Z} \in R^{m \times k}$, 参数 $\lambda > 0$

1. 通过求解式(8)获得低秩表示的系数矩阵 $\mathbf{Z} \in R^{n \times k}$;

2. 计算每个样本与每类样本之间的残差:

$$r_j(x_p) = \|x_p - \mathbf{A}\delta_j(\mathbf{Z}_p)\|_2, p=1, 2, \dots, k, j=1, 2, \dots, i$$

输出: $\text{class}(x_j) = \arg \min_j r_j(x_p)$

2.1.2 基于 Gabor 特征的低秩表示

由于 Gabor 特征对遮挡、伪装、光照及表情变化有很好的鲁棒性, 本文首先对训练样本和测试样本进行 Gabor 特征提取, 然后再采用低秩表示进行分类识别。 $G(\mathbf{A}) = [G(\mathbf{A}_1), G(\mathbf{A}_2), \dots, G(\mathbf{A}_k)]$ 表示每个训练样本通过 Gabor 滤波后得到的 Gabor 训练字典, $G(\mathbf{X}) = [G(\mathbf{X}_1), G(\mathbf{X}_2), \dots, G(\mathbf{X}_k)]$ 表示每个测试样本经过 Gabor 滤波后得到的 Gabor 测试样本矩阵。由于测试样本和训练样本之间是线性相关的, 通过文献^[12]中对 Gabor 特征组成的模型说明可以判断通过 Gabor 特征提取后的训练样本和测试样本表示的特征也是线性相关的, 即 $G(\mathbf{X}) = G(\mathbf{A})\mathbf{Z}$ 。由此, 用 $G(\mathbf{A})$ 和 $G(\mathbf{X})$ 分别替换式(7)中的 \mathbf{A} 和 \mathbf{X} , 则可以得到基于 Gabor 的低秩表示框架:

$$\min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \text{subject to } G(\mathbf{X}) = G(\mathbf{A})\mathbf{Z} + \mathbf{E} \quad (9)$$

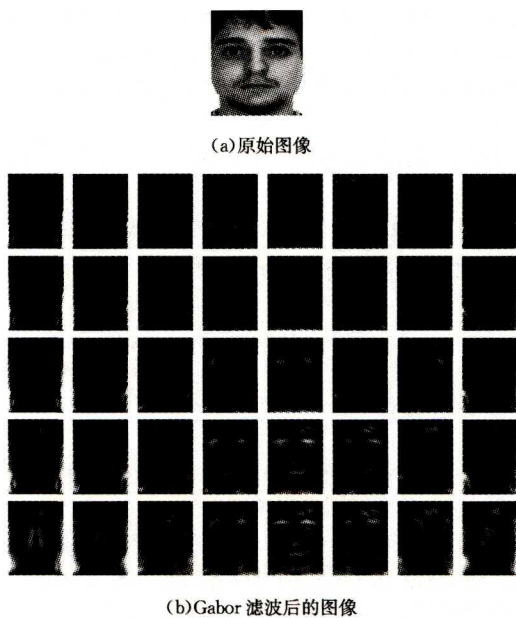
通过求解式(9)得到系数矩阵后, 采用如同一般低秩表示的分类方法进行分类识别即可。

2.2 Gabor 误差字典

上述算法在进行分类时丢弃了误差信息, 如果像一般的 SRC 算法那样采用对角矩阵作为遮挡字典, 由于遮挡字典的维数过高会增加后续运算的复杂度, 因此提出了联合 Gabor 遮挡字典和低秩表示的分类方法。

图 1(b) 为将图 1(a) 进行 8 方向 5 尺度 Gabor 滤波后的图像, 显然, 通过 Gabor 滤波后的人脸图像在不同尺度和方向上存在大量的冗余信息, 因此根据 Gabor 滤波后再沿着不同方向和尺度滤波后产生的输出通过进行下采样来减少冗余信息以降低特征维数。考虑到遮挡是一个空间域现象, 遮挡字典进行 Gabor 滤波后也可以进行压缩编码从而得到一个更紧凑的 Gabor 遮挡字典, 这就意味着字典原子之间的相关性更

小,人脸遮挡的能力越强。此外,由于遮挡字典的维数减小,编码速度也会相应地增大。



(b)Gabor 滤波后的图像

图 1

假设初始的误差字典为一个单位矩阵 $I \in R^{m \times n}$, 该误差字典经过 Gabor 滤波后为 $G(I) = [g_1, g_2, \dots, g_{n_c}] \in R^{m_p \times n_c}$, 计算的 Gabor 误差字典为 $\Psi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_q] \in R^{m_p \times q}$. 字典中的每一列都必须是一个单位列向量, 即 $\varphi_i^T \varphi_i = 1$. 由于本文将用 Ψ 来代替 $G(I)$, 受 CRC^[13] 的启发, 定义如下目标函数来求解误差字典 Ψ :

$$J_{\Psi, \Lambda} = \arg \min_{\Psi, \Lambda} \{ \|G - \Psi \Lambda\|_F^2 + \xi \| \Lambda \|_{lp} \}$$

$$\text{s. t. } \varphi_i^T \varphi_i = 1, \forall i \tag{10}$$

其中, Λ 是由字典 Ψ 表示 G 的系数, $\xi > 0$ 是正则化参数, lp 中 $p=1$ 表示 l_1 范数, $p=2$ 表示 F 范数。式(10)是一个误差字典 Ψ 和线性表示矩阵 Λ 的联合优化问题。对于式(9)的求解, 就像许多其他多变量优化问题一样采用交替迭代的方法求解, 具体的优化过程见文献[5]。本文采用经过 10 次迭代的 Gabor 误差字典进行后续识别。

2.3 联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法

由于 GLRR 方法并没有考虑丢弃的误差信息, 因此本文将经过 Gabor 特征提取后的训练矩阵联合 Gabor 误差字典低秩表示后进行分类识别。新的优化函数如下:

$$\min_{Z_d, E} \|Z_d\|_* + \lambda \|E_d\|_{2,1}, \tag{11}$$

$$\text{subject to } G_d(X) = G_d(A)Z_d + E_d$$

其中, $G_d(X) = [G(X)\Psi]$, Ψ 表示 Gabor 误差字典, $G(A)$ 表示通过 Gabor 滤波并进行下采样后得到的 Gabor 误差字典, $G(X)$ 表示经过 Gabor 滤波并进行下采样后得到的 Gabor 测试样本矩阵, E_d 表示低秩表示后得到的误差矩阵。GDLRR 算法的具体步骤如下。

(1)输入: i 类训练样本矩阵 $A \in R^{m \times n_i}$, k 个测试样本矩阵 $X \in R^{m \times k}$;

(2)分别对训练样本和测试样本进行 Gabor 特征提取并进行下采样约简维数后得到 Gabor 训练样本矩阵 $G(A) \in R^{m_p \times n_i}$ 和 Gabor 测试样本矩阵 $G(X) \in R^{m_p \times k}$;

(3)通过式(10)进行迭代更新得到 Gabor 误差字典 $\Psi \in R^{m_p \times q}$;

(4)联合 Gabor 误差字典和训练样本, 通过求解式(11)对测试样本进行低秩表示, 获得系数矩阵 $Z_d \in R^{(n_i+q) \times k}$;

(5)通过下式计算每个样本与每类样本之间的残差:

$$r_j(x_p) = \|x_p - A\delta_j(Z_{d_p})\|_2, p=1, 2, \dots, k, j=1, 2, \dots, i$$

(6)输出: $class(x_j) = \arg \min_j r_j(x_p)$ 。

3 实验结果及分析

本节将本文提出的 GLRR 和 GDLRR 与目前流行的 SRC, CRC, GSRC 算法分别在 AR, Extended YaleB, FERET 等人脸库中进行了光照、表情及遮挡变化的实验对比。实验表明, 本文提出的基于 Gabor 特征的低秩表示的人脸识别算法的识别率比其他几种方法的识别率要高, 而针对有遮挡和伪装的人脸图片提出的联合 Gabor 误差字典和低秩表示的分类识别算法的识别率也有更强的鲁棒性和识别率。

3.1 光照、表情、尺度和姿态变化实验

3.1.1 Extended Yale B 数据库光照变化

Extended Yale B 人脸库由 38 个人的 2414 幅正面人脸组成, 其中每人大约有 64 幅图像, 基于 64 种实验光照条件。图 2 示出了该人脸库中的部分人脸图片。本部分实验随机选择每个人的 32 幅图片作为训练样本集, 其余的 32 幅人脸图片作为测试样本集, 每幅图片的大小都调整为 96×84 。表 1 列出了不同方法在该人脸库中的识别率。



图 2 Extended Yale B 人脸库中一个样本的人脸图片

表 1 Extended Yale B 人脸库在光照条件下的各算法比较/%

算法	SRC	CRC	GSRC	GCRC	GLRR	GDLRR
识别率	92.5	89.3	92.9	91.5	94.5	95.1

由表 1 可以看出, 通过 Gabor 滤波后, 通过低秩表示进行分类的方法对人脸图片的识别率增加, 而联合误差字典和低秩表示表现出更加优越的识别性能。

3.1.2 AR 数据库光照及表情变化

在 AR 人脸数据库中, 选择 50 名男性和 50 名女性的人脸组成数据库子集, 抽取每人的 14 幅光照、表情变化的人脸图像, 其中 7 幅用来训练, 另外 7 幅作为测试集。图像尺寸统一调整为 83×60 。表 2 列出了多种算法在该人脸库上的识别率比较。由表 2 可看出, 本文算法相比其他算法在识别率上有明显提高。

表 2 AR 人脸库光照及表情变化的各算法比较/%

算法	SRC	CRC	GSRC	GCRC	GLRR	GDLRR
识别率	91.3	92.5	95.6	95.0	96.1	96.9

3.1.3 FERET 数据库姿态偏转

FERET 数据库中包含了 200 个人且每人 7 幅总共 1400 幅表情、光照以及不同尺度下的姿态变化人脸图片。图 3 为实验中某个目标的图像, 从左到右分别为标准、表情变化、光照变化、偏转 -25、偏转 -15、偏转 +15、偏转 +25 的人脸图像。采用前 3 幅人脸图片作为训练集, 其余 4 个偏转角度不同的图片分别作为测试集。所有的图片大小均裁剪为 80×80 。表 3 列出了 FERET 数据库中姿态偏转尺度不同的情况下多种算法的识别率比较。由表 3 可以看出, 本文算法的识

别性能优于其他算法,尤其是在测试集姿态偏转尺度较大($+25^\circ$ 和 -25°)时有明显提高。



图3 来自 FERET 数据库的部分图片

表3 FERET 人脸库中各算法的识别率/%

姿态偏转尺度	+25	+15	-15	-25
SRC	27.9	56.9	71.2	32.0
CRC	34.1	79.7	89.0	33.2
GSRC	42.5	86.9	91.2	39.8
GCRC	41.2	85.6	90.5	38.3
GLRR	44.8	88.4	92.8	43.5
GDLRR	45.5	90.2	93.3	44.1

3.2 遮挡及伪装实验

3.2.1 随机块遮挡

本节就联合 Gabor 误差字典和低秩表示的算法对遮挡的鲁棒性进行实验。如文献[5]中的实验一样,将 Extended Yale B 分为 5 个子集,子集 1,子集 2 和子集 3 作为训练样本和测试样本。采用子集 1 和子集 2 一共 717 幅图片(光照条件比较正常和柔和)作为训练样本集,453 幅极端光照条件下的图片作为测试样本集,并将所有的图片裁剪为 96×84 。将测试样本分别进行随机块遮挡实验,图 4 示出了不同遮挡率的测试图片,从左至右遮挡率依次增加。



图4 不同遮挡率的人脸图片

表 4 列出了所有算法在不同遮挡程度下的识别率对比,从表中可以看出 GDLRR 的识别性能明显优于其他几种算法,即使在 60% 的遮挡情况下,GDLRR 也有着 86% 的识别率。

表4 不同遮挡率下各算法的识别率/%

遮挡百分比/%	10	20	30	40	50	60
SRC	100	99.6	98.3	90.1	66.4	50.7
CRC	99.3	97.7	89.6	86.8	63.9	49.5
GSRC	100	99.3	94.9	96.2	87.6	79.8
GCRC	100	99.8	97.3	97.1	85.7	78.6
GLRR	100	100	98.6	98.3	88.9	83.5
GDLRR	100	100	99.4	99.0	89.5	85.7

3.2.2 伪装实验

本部分采用 AR 人脸库进行实验,用每个人的 7 幅图像作为训练样本,3 幅墨镜遮挡和 3 幅围巾遮挡的人脸图片作为测试样本,同样将每幅图片的大小调整为 83×60 ,表 5 列出了各种方法分别对墨镜遮挡和围巾遮挡的人脸识别率的比较,从表中可以看出本文的方法对伪装的人脸图像的识别率较其他方法有很大的提高。

表5 AR 库中伪装人脸的识别率比较/%

算法	墨镜	围巾
SRC	88.1	60.9
CRC	69.9	65.8
GSRC	92.3	79.2
GCRC	92.3	78.1
GLRR	94.5	81.0
GDLRR	95.6	82.3

结束语 针对人脸图片的遮挡、伪装、光照及表情变化等问题,本文提出了鲁棒性更强的基于 Gabor 特征的低秩表示算法(GLRR);针对 SRC 算法中误差矩阵维数过高,又提出了一个联合 Gabor 误差字典和低秩表示的人脸识别算法(GDLRR),该方法中 Gabor 误差字典的维数降低使得运算复杂度减小。实验表明,本文提出的 GLRR 算法和 GDLRR 对遮挡、伪装等问题有着更强的鲁棒性,并且 Gabor 误差字典可以有效地降低算法的复杂度,这使得 GDLRR 方法比 SRC 算法对真实的人脸检测更有实践意义。

参考文献

- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. *Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [2] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIENGMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1997, 19(7): 711-720.
- [3] YANG J, YANG J Y. Why can LDA be performed in PCA transformed space? [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(2): 563-566.
- [4] WRIGHT J, YANG Y, GANESH A, et al. Robust Face Recognition via Sparse Representation[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2009, 31(2): 210-227.
- [5] YANG M, ZHANG L, ZHANG D. Gabor Feature Based Robust Representation and Classification for Face Recognition with Gabor Occlusion Dictionary[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(7): 1865-1878.
- [6] LIU G, LIN Z, YU Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation[C]// *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*. 2010: 663-670.
- [7] ZHANG J, DAVIS. Learning structured low-rank representations for image classification[M]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2013: 676-683.
- [8] DAUBECHIES I, DEFRIES M, DEMOL C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. *Commun. Pure*, 2004, 57(11): 1413-1457.
- [9] BECK A, TEOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAMJ. Imag.*, 2009, 2009(2): 183-202.
- [10] BERTSEKAS D P. *Computer science and applied mathematics, Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods* [M]. Academic Press, Boston, 1982.
- [11] LIU G, LIN Z, YAN S, et al. Robust recovery of subspace structures by low-rank representation[J]. *Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(1): 171-184.
- [12] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image processing*, 2002, 11(4): 467-476.
- [13] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation which helps face recognition? [C]// *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, 2011.