

Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法

曾军英 甘俊英 翟懿奎

(五邑大学信息工程学院, 广东 江门 529020)

摘要: 针对光照、遮挡、伪装情况下, 识别率比较低, 识别时间长的问题, 本文提出了基于 Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法。Gabor 小波提取的特征能够克服遮挡、光照等干扰对人脸识别的影响, 平滑 l_0 算法通过平滑连续函数来近似 l_0 范数, 只需较少测量值并且较快速度便能重构稀疏信号。本算法通过提取人脸的 Gabor 特征、主成分分析法 (PCA) 降低维度, l_0 范数快速稀疏分类完成识别。在伪装人脸情况下, 分块计算 Gabor 人脸特征, 提高 Gabor 字典的形成速度。基于 AR 人脸数据库的实验结果表明, 本算法可在一定程度上提高识别速度和识别时间, 即使在小样本情况下, 依然具有较高的识别率。

关键词: 稀疏表示; Gabor 字典; l_0 范数; 伪装

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2013)02-0256-06

Face recognition based on fast sparse representation of Gabor dictionary and l_0 norm

ZENG Jun-ying GAN Jun-ying ZHAI Yi-kui

(School of Information Engineering, Wuyi University, Guangdong Jiangmen, 529020, China)

Abstract: Many classic face recognition algorithms degrade sharply when they are used at identifying an individual under various conditions such as illumination, camouflage. A fast sparse representation face recognition algorithm based on Gabor dictionary and smoothed l_0 norm is presented in this paper. Gabor filters, which could effectively extract local directional features of the image at multiple scales, are less sensitive to the variations of illumination and camouflage. Smoothed l_0 algorithm requires fewer measurement values by continuously differentiable function approximation l_0 norm. The algorithm obtains the local feature by extracting Gabor feature, reduces the dimensions by principal component analysis (PCA) and realizes fast sparse by l_0 norm. Under camouflage condition, the algorithm blocks Gabor facial feature and improves the speed of formation of the Gabor dictionary. Experimental results on AR face database show that the proposed algorithm can improve recognition speed and recognition rate and can generalize well to the face recognition, even with a few training image per class.

Key words: sparse representation; Gabor dictionary; l_0 norm; camouflage

1 引言

多年来,人脸识别一直是研究热点^[1-4]。在正常情况下,经典的人脸识别算法识别率很高,但在光照、遮挡、伪装的时候,算法性能急剧下降,识别时间大大增加。所以,提高真实情况下人脸识别算法的鲁棒性比较迫切。

最近,稀疏表示理论在人脸识别中的应用引起了广泛的关注。由 John Wright Allen Y. 提出的 SRC 算法^[1]可以处理光照变化、表情、部分遮挡、伪装人脸识别问题。该方法提取人脸样本的特征时,采用的是 Eigenface、Fisherface 及 Randomface^[2-4] 等整体的特征提取方法,当训练样本充足的情况下,可以获得较好的识别效果。然而,真实环境下获得的训练样本数较少,

收稿日期: 2012-09-20; 修回日期: 2012-12-01

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. S2011040004211, No. 10152902001000002, NO. S2011010001085, 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资助 (No. 2012LYM_0127)

提取的整体特征容易受到表情、光照等影响而受到干扰,并且破坏测试样本和同类训练样本之间的线性关系。因此,在稀疏表示测试样本的时候,获得的表征系数矢量可能对应不同类别的训练样本,而导致不正确的分类。Gabor滤波器首先在1946年由David Gabor提出,在空间域、频域Gabor小波都有很好的分辨能力,Gabor小波的核函数可以很好地提取图像的不同频率、空间位置和方向上的特征。Gabor小波提取到的特征能克服遮挡、光照等干扰对人脸识别的影响。因此,Gabor小波变换在图像处理领域得到广泛应用^[5-7]。Cands和Donoho提出的 l_1 范数下凸优化压缩感知模型,得到了许多领域学者的广泛关注,其思路是用 l_1 范数来代替非凸的优化目标^[8],该模型的压缩感知信号恢复有许多方法,包括GPSR、内点法等。近年来,平滑 l_0 系列算法引起了学者的关注^[9-12],平滑 l_0 算法通过平滑连续函数逼近 l_0 范数,由于 l_0 范数反映了信号的稀疏性,只需要较少测量值并且较快速度便能重构稀疏信号。

针对光照、遮挡、伪装情况下,识别率比较低、识别时间长的问题,本文提出了基于Gabor字典(GSRC)及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法,本算法通过提取人脸的Gabor特征、主成分分析法降低维度、 l_0 范数快速稀疏分类进行识别。在伪装人脸情况下,分块计算Gabor人脸特征,提高Gabor字典的形成速度。基于AR人脸数据库的实验结果显示,本算法可在一定程度上提高识别速度和识别时间,即使在小样本的情况下,依然具有较高的识别率。

本文内容安排如下:第2节给出SRC稀疏表示方法,Gabor特征提取方法以及平滑 l_0 范数法。第3节详细阐述基于Gabor字典及 l_0 范数稀疏快速表示人脸识别方法;第4节给出在AR人脸数据库上的实验结果,分析验证了在光照情况下和伪装情况下本方法的有效性,同时结合了主成份分析法和分块计算Gabor特征的算法;第5节对全文进行了总结。

2 原理背景

2.1 SRC算法

文献[1]探讨了应用在人脸识别中的稀疏表示。假设有 C 类样本,每类样本数为 M 个,每类样本的训练矢量记为 $\mathbf{A}_k = [\mathbf{v}_{k,1}, \dots, \mathbf{v}_{k,j}, \dots, \mathbf{v}_{k,M}]$,其中 $k=1, \dots, C$ 和 $j=1, \dots, M$;将所有变量样本组成训练矢量的字典,即 $\mathbf{A} =$

$[\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_k, \dots, \mathbf{A}_C] = [\mathbf{v}_{1,1}, \dots, \mathbf{v}_{k,j}, \dots, \mathbf{v}_{c,M}]$,可以将测试样本 \mathbf{y} 线性表示为

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (1)$$

其中 $\mathbf{x} = [0, \dots, 0, x_{k,1}, \dots, x_{k,M}, 0, \dots, 0]^T \in R^{L \times 1}$, $L = M \times C$ 。 \mathbf{x} 是个理想解的系数矢量,其矢量值除了和测试样本有关的值之外,其余全部为零。因为这个解是从大训练样本通过使用少量的训练样本组成的,因此,这个解是稀疏的并且可以从式(2)得到,即

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \text{ s. t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2)$$

实际上,从式(2)得到的解不仅仅包含一个单一物体的系数,所以,测试样本的类别可以从式(3)确定,即

$$\mathbf{y} \in \arg \min_i \gamma_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x})\|_2, i=1, 2, \dots, K \quad (3)$$

其中 $\delta_i(\mathbf{x})$ 是特性函数。它表示除第 k 列, \mathbf{x} 的其余系数置为零。人脸图像因为遮挡、腐蚀、伪装使得分类更加困难,这就需要对上面的框架进行修改,即

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (4)$$

其中 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 表示伪装或遮挡。

2.2 基于Gabor小波变换的纹理特征描述

在空间域、频率域,Gabor小波具有很好的分辨能力,对光照、姿态具有一定的鲁棒性,Gabor小波的核函数定义为

$$\Psi_{\mu, \nu}(z) = \frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu, \nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \left[\exp(ik_{\mu, \nu}z) - \exp\left(-\frac{\delta^2}{2}\right) \right] \quad (5)$$

其中, $z = (x, y)$ 代表像素点的坐标; $k_{\mu, \nu}$ 定义为 $k_{\mu, \nu} = k_\nu e^{i\phi_\nu}$,其中 $k_\nu = k_{\max}/f^\nu$, $\phi_\nu = \frac{\mu\pi}{8}$; k_{\max} 为最大频率, μ 代表Gabor小波的方向, ν 代表Gabor小波的尺度因子,参数 σ 的取值决定了高斯窗口宽度和长度的比值。对于人脸特征提取,选取8个方向、5个尺度,即 $\nu=0, 1, \dots, 4, u=0, 1, \dots, 7$ 。 $I(x, y)$ 表示人脸图像,将其与Gabor小波核函数 $\Psi_{u, \nu}(x, y)$ 卷积运算,得到 $M(u, \nu, x, y) = \Psi_{u, \nu}(x, y) \otimes I(x, y)$,每幅图像可以通过Gabor滤波器得到40个复系数的特征,对复系数取模值,并对特征进行向量化,连接在一起组成矩阵,对AR人脸数据库中的一幅图像进行Gabor特征提取,其结果如图1所示。

2.3 平滑 l_0 算法

平滑 l_0 算法的模型是 $\min \|\mathbf{x}\|_0 \text{ s. t. } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$,为了求解 l_0 范数最小值,采用了梯度投影法和最速下降法。

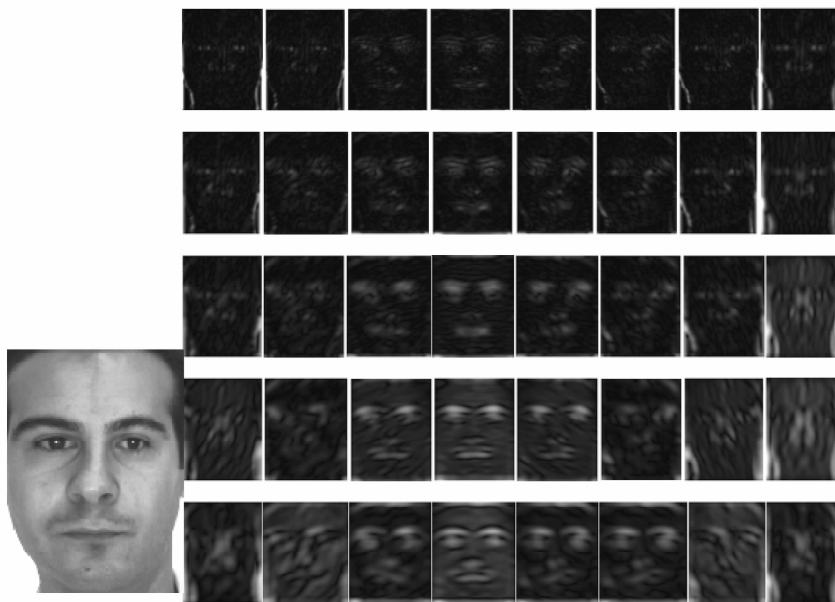


图1 AR人脸数据库中的人脸图像及其 Gabor 特征

Fig. 1 An AR database face image and its Gabor feature

利用连续的高斯函数来逼近该矢量的 l_0 范数,因为一个矢量的 l_0 范数可视为一个不连续函数,所以,求得连续高斯函数的稀疏解就是使得此矢量的范数达到最小。平滑 l_0 算法选取的是标准高斯函数,该函数可视为平滑的连续函数,通过该函数来逼近使得 l_0 范数最小,其中,标准高斯函数 $f_\sigma(x_i) = e^{-\frac{x_i^2}{2\sigma^2}}$, x_i 代表向量 x 的某个分量, σ 为参数,定义为

$$F_\sigma(x) = \sum_{i=1}^N f_\sigma(x_i) \quad (6)$$

x 的 l_0 范数近似表示为 $\|F_\sigma(x)\| = \sum_{i=1}^N f_\sigma(x_i)$, 在 σ 值最小的情况,使 F_σ 值最大,可以获得 l_0 范数最小值。式 $x \leftarrow x + \lambda_k \nabla F_\sigma(x)$ 通过迭代而构成最速下降法, σ 的减小导致 λ_k 减小,而且 σ 的值越小,函数 F_σ 的波动越大。为了最大化 F_σ 值,采用小的迭代步长 λ_k , 该步长在求解过程中是一个常数,由式 $x \leftarrow x + (\mu\sigma^2) \nabla F_\sigma(x) = x - \mu\vec{\sigma}$, 且对式(6)求导,得搜索最优值的下降方向。

3 基于 Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法

下面具体阐述 Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法。假设有 C 类样本,每类样本数为 M , 每类样本的训练矢量记为 $\mathbf{A}_k = [\mathbf{v}_{k,1}, \dots, \mathbf{v}_{k,j}, \dots, \mathbf{v}_{k,M}]$, 其中 $k=1, \dots, C, j=1, \dots, M$, 将所有变量样本组成训练矢量的字典,即 $\mathbf{A} = [\mathbf{A}_1, \dots, \mathbf{A}_k, \dots, \mathbf{A}_C] = [\mathbf{v}_{1,1}, \dots,$

$\mathbf{v}_{k,j}, \dots, \mathbf{v}_{C,M}]$; 将训练样本和测试样本 $I(x, y)$ 与 Gabor 小波核函数 $\Psi_{u,v}(x, y)$ 进行卷积运算,即 $M(u, v, x, y) = \Psi_{u,v}(x, y) \otimes I(x, y)$, 每幅图像可以通过 Gabor 滤波器得到 40 个复系数特征,对复系数取模值,并对特征进行向量化,合并组成矩阵,由此形成训练 Gabor 字典和测试 Gabor 矩阵,获得 Gabor 特征维数矢量是 12000。我们采用 Gabor 特征 M 代替 SRC 框架的整体特征,得到基于稀疏表示的 Gabor 特征 $\mathbf{M}(\mathbf{y}) = \mathbf{M}(\mathbf{A})\mathbf{x}$, 其中, $\mathbf{M}(\mathbf{y})$ 和 $\mathbf{M}(\mathbf{A})$ 分别代替公式(1)中的 \mathbf{y} 和 \mathbf{A} 。尽管 Gabor 小波核函数可以很好地提取图像的不同频率、空间位置和方向上的特征,但是从图 1 可知, Gabor 小波变换获得的特征维数太高,如果直接利用该特征进行分类,计算时间太长,识别效率太低。所以,有必要对 Gabor 特征先降维再进行识别。

本文利用 Gabor 小波变换和 PCA 算法相结合,先用 Gabor 小波变换方法对人脸图像进行处理,得到 Gabor 小波特征,再用 PCA 方法对该特征进行降维,维数降为 30。降维后,其特征表示为 $\mathbf{M}(\mathbf{y}) = \mathbf{M}(\mathbf{A})\mathbf{x}$, 其中 \mathbf{x} 是个理想解的系数矢量,其矢量值除了和测试样本有关的值之外,其余全部为零。因为这个解是从大训练样本通过使用少量的训练样本组成的,因此,这个解是稀疏的并且可以通过 l_1 范数下的凸优化压缩感知模型求解,其思路是用 l_1 范数来代替非凸的优化目标,该模型的压缩感知信号恢复有许多方法,包括 GPSR、内点法等。本文采用平滑 l_0 算法解决稀

疏问题 $\min \| \mathbf{x} \|_0$ s. t. $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$, 为了求解 l_0 范数最小值, 采用了梯度投影法和最速下降法, 该方法可以有效地提高识别率和识别速度, 测试样本的类别可以从计算残差 $\gamma_i(\mathbf{y}) = \| \mathbf{y} - \mathbf{A} \delta_i(\mathbf{x}) \|_2, i = 1, 2, \dots, K$, 利用残差 $\mathbf{y} \in \arg \min_i \gamma_i(\mathbf{y})$, 判别测试样本类别。

本文分别采用上述原理进行了光照人脸和伪装人脸识别实验。在处理伪装人脸识别问题时, 由于伪装部分的 Gabor 特征矢量非常大, 所以将把每幅图像分成 8 个部分, 每个部分矩阵的维数是 $20 * 18$ 。每幅图像的每块分别进行图像 Gabor 小波变换特征描述, 由此形成训练 Gabor 字典和测试 Gabor 矩阵; 并采用平滑 l_0 算法求解最小 l_0 范数问题; 对每块分别计算残差, 对测试的每块样本分别进行判别, 最后采用多数投票法, 即大多数的块样本都属于某一类, 即判定其为某一类别, 由于将图像进行了分块, 所以在小样本的情况下识别率也很高。

4 实验和分析

4.1 实验环境

实验对象采用 AR 人脸数据库, 如图 2 所示。该数据库共有 100 个人, 每人 26 幅图像, 每幅图像维数是 $120 * 165$ 。分成两部分: 第一部分 1-4 幅图像是表情变化人脸, 5-7 幅图像是光照变化人脸, 8-10 幅图像是戴眼镜人脸, 11-13 幅图像是戴围巾人脸。第二部分 13 幅图像和第一部分是相同的变化情况下的人脸。实验平台为主频 2GHz 的中央处理器, 4 GB 内存, MATLAB7.6 版本, Windows XP 系统。



图 2 部分 AR 人脸数据库中的图像

Fig. 2 Part of face images on AR face database

4.2 实验结果与分析

4.2.1 基于 Gabor 快速稀疏算法的光照人脸识别算法

(1) 训练库选取 100 个人, 第一部分的 1-7 幅图像作为训练样本; 测试库选取 100 个人, 第二部分的 14-21 幅图像作为测试样本。

(2) 图像 Gabor 小波变换特征描述: 本文选取 5 个尺度、8 个方向。将训练样本和测试样本 $I(x, y)$ 与 Gabor 小波核函数 $\Psi_{u, \nu}(x, y)$ 进行卷积运算, 即 $M(u, \nu, x,$

$y) = \Psi_{u, \nu}(x, y) \otimes I(x, y)$, 每输入一幅训练样本, 则会输出 40 个 Gabor 小波特征矩阵, 由此形成训练 Gabor 字典 D 和测试 Gabor 矩阵。因此, 其 Gabor 特征维数矢量是 12000。

(3) 对字典和测试矩阵进行主分量分析降低维数, 维数降为 30。

(4) 采用平滑 l_0 算法求解最小 l_0 范数问题。

(5) 计算残差 $\gamma_i(\mathbf{y}) = \| \mathbf{y} - \mathbf{A} \delta_i(\mathbf{x}) \|_2, i = 1, 2, \dots, K$ 。

(6) 利用残差 $\mathbf{y} \in \arg \min_i \gamma_i(\mathbf{y})$, 判别测试样本类别。

图 3 显示了 GSRC+平滑 l_0 算法的稀疏向量和测试样本残差。若正确分类, 稀疏向量在 700 幅图像是最大的, 残差在 100 个样本中是最小的。从表 1、图 4 显示了不同方法和不同维度值的识别率。在较高维度的情况下 GSRC 算法的识别率相比经典 PCA、SRC 算法提高了 5% 左右, 而分别采用平滑 l_0 和 l_1 算法的 GSRC 算法识别率基本相同, 也就是说平滑 l_0 算法的识别率也很高。表 2 显示了不同方法和不同维度值的识别时间, 从表 2 中可以看出, 采用 l_1 算法所需要的时间很长, 而采用平滑 l_0 快速稀疏算法的识别速度得到了极大的提高, 这在大型数据库的识别中可以起到很好的效果。

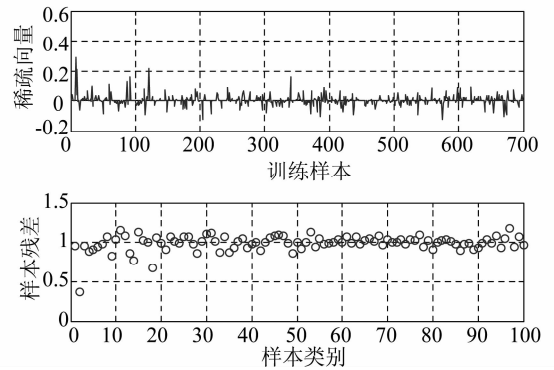


图 3 GSRC+平滑 l_0 算法的稀疏向量和测试样本残差

Fig. 3 The Sparse vector and Residuals computed from GSRC+ Smoothed l_0

表 1 不同方法和不同维度值的识别率 (%)

Tab. 1 Recognition rates (%) with various method for various dimension

Dimension	30	54	130	300	540
SRC+ l_1	71	83.3	86.5	93.3	94
GSRC+ l_1	72.57	86.71	90	94.29	95.71
GSRC+ l_0	73.43	88.43	89.96	94.14	95.86

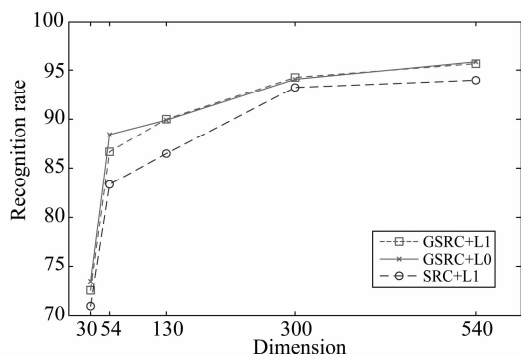


图4 不同方法和不同维度值的识别率(%)

Fig. 4 Recognition rates (%) with various method for various dimension

表2 不同方法和不同维度值的识别时间(s)

Tab. 2 Recognition time (s) with various method for various dimension

Dimension	30	54	130	300	540
SRC+ l_1	0.712	0.879	1.142	1.7878	5.198
GSRC+ l_1	2.683	3.324	4.473	7.927	9.122
GSRC+ l_0	0.011	0.019	0.066	0.369	2.061

4.2.2 基于 Gabor 快速稀疏算法的伪装人脸识别算法

对于伪装和遮挡的人脸识别,遮挡部分 Gabor 字典的训练需要较长的时间。本文采用分块方法,对每块分别提取其 Gabor 特征,不但可以减少训练时间,也可以大大提高识别率。同时,采用平滑 l_0 算法进行快速稀疏分类,也大大缩减了分类所需要的时间。

(1) 随机从 100 个样本的第一部分光照变化人脸中随机选取 J 幅图像作为训练样本,伪装图像作为测试样本。对样本图像进行预处理:即将 AR 图像维数统一整形为 $80 * 63$ 。

(2) 分块主分量分析:把每幅图像分成 8 个部分,每个部分矩阵的维数是 $20 * 18$ 。每幅图像的每块分别进行图像 Gabor 小波变换特征描述,由此形成训练 Gabor 字典和测试 Gabor 矩阵。

(3) 采用平滑 l_0 算法求解最小 l_0 范数问题。

(4) 对每块分别计算残差 $\gamma_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\delta_i(\mathbf{x})\|_2, i = 1, 2, \dots, K$ 。

(5) 利用残差 $\mathbf{y} \in \arg \min_i \gamma_i(\mathbf{y})$,对测试的每块样本分别进行判别,最后采用投票法判定其类别。

实验结果如表 3、4 所示。表 3 列出了不同伪装不同 J 的识别率。由表 3 可知,Gabor 小波+SRC+ l_0 算法,先把图像分成子图像来处理,使得特征矢量维数增加,较好地突出局部信息,而且采用投票法决定其分

类,当 $J=1$ 的时候,识别率也能达到 90%, $J=2$ 的时候,基本能达到 100%。本文提出的算法融合了 Gabor 小波和 SRC 的优点,识别率有显著提高。表 4 显示了不同算法的识别时间($J=2$)。在样本数很少的情况下识别率也很高,同时,采用平滑 l_0 算法大大提高了识别速度。

表3 不同伪装不同训练 J 的识别率(%)Tab. 3 Recognition rates (%) with various disguise for various values of J

不同伪装	眼镜	围巾
$J=1$	90	91
$J=2$	100	100

表4 不同算法的识别时间($J=2$)(s)Tab. 4 Recognition time (s) with various method ($J=2$)

不同伪装	眼镜	围巾
GSRC+ l_1	2.177	2.199
GSRC+ l_0	0.0558	0.0538

5 结论

本文提出了基于 Gabor 字典及 l_0 范数快速稀疏表示的人脸识别算法,应用在光照、伪装环境下的人脸识别。本算法通过提取人脸的 Gabor 特征、主成分分析法降低维度、 l_0 范数快速稀疏分类完成识别。在伪装人脸情况下,分块计算 Gabor 人脸特征,提高 Gabor 字典的形成速度;比较了 SRC 算法和所提算法的识别率以及 l_1 范数和 l_0 范数的识别时间。基于 AR 人脸数据库的实验结果表明,本文算法可在一定程度上提高识别速度和识别时间,即使在小样本的情况下,依然具有较高的识别率。未来工作着重于发展和分析建立实时人脸识别,以提高在真实环境下的鲁棒性。

参考文献

- [1] John Wright, Allen Yang, Arvind Ganesh and S. Shankar Sastry. Robust Face recognition via Sparse Representation [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31: 210-227.
- [2] M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [3] K. Etemad and R. Chellappa. Discriminant analysis for recognition of human face images [J]. J. Opt. Soc. Am. A, 1997, 14(8): 1724-1733.

- [4] M. Bartlett, J. Movellan, and T. Sejnowski. Face recognition by independent component analysis[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6):1450-1464.
- [5] Shen L L and Bai L. A review on Gabor wavelets for face recognition [J]. Pattern Analysis and Application, 2006, 9(2):273-292.
- [6] Amin M A and Yan H. An empirical study on the characteristics of Gabor representations for face recognition[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 23(3): 401-431.
- [7] M. Yang and L. Zhang, Gabor Feature based Sparse Representation for Face Recognition with Gabor Occlusion Dictionary[C]. in ECCV, 2010.
- [8] Dror Baron, Marco F. Duarte. Distributed Compressive Sensing[C]. Proceedings of the Sensor, Signal and Information Processing (SenSIP) Workshop, 2008.
- [9] Mohimani H, Zadeh M, Jutten C. A fast approach for over complete sparse decomposition based on smoothed l_0 norm[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1):289-301.
- [10] Hyder M, Mahata K. An improved smoothed l_0 approximation algorithm for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(4): 2194-2205.
- [11] Hyder M, Mahata K. An approximate l_0 norm minimization algorithm for compressed sensing [C]. ICASSP, 2009: 3365-3368.

- [12] 杨良龙, 等. 基于SLO压缩感知信号重建的改进算法[J]. 信号处理, 2012, 28(6):834-841.
- Yang Liang Long, etc. The Improved Reconstruction Algorithm for Compressive Sensing on SLO[J]. Signal Processing, 2012, 28(6):834-841. (in Chinese)

作者简介

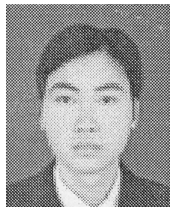


曾军英(1977-),男,江西赣州人,五邑大学信息工程学院,讲师、博士,主要研究方向为生物特征识别及先进光通信技术。E-mail:zengjunying@126.com



甘俊英(1964-),女,江西萍乡人,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:juninggan@163.com



翟懿奎(1982-),男,广东河源人,五邑大学信息工程学院,讲师,主要研究方向为生物特征识别及SAR图像识别。E-mail:yikuizhai@163.com