

# 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸识别算法

胡正平, 李 静

(燕山大学信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004)

**摘 要:** 针对阴影、反光及遮挡等原因破坏图像低秩结构这一问题, 提出基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示识别算法. 首先将每个个体的所有训练样本图像看作矩阵  $D$ , 将矩阵  $D$  分解为低秩矩阵  $A$  和稀疏误差矩阵  $E$ , 其中  $A$  表示某类个体的‘干净’人脸, 严格遵循子空间结构,  $E$  表示由阴影、反光、遮挡等引起的误差项, 这些误差项破坏了人脸图像的低秩结构. 然后用低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  构造训练字典, 将测试样本表示为低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  的联合稀疏线性组合, 利用这两部分的稀疏逼近计算残差, 进行分类判别. 实验证明该稀疏表示识别算法有效, 识别精度得到了有效提高.

**关键词:** 人脸识别; 稀疏表示; 联合稀疏; 低秩子空间恢复

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2013)05-0987-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.05.024

## Face Recognition of Joint Sparse Representation Based on Low-Rank Subspace Recovery

HU Zheng-ping, LI Jing

(School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

**Abstract:** In consideration of the cast shadows, specularities, occlusions and corruptions in the images that violate the low-rank structure, a novel recognition method of joint sparse representation based on low-rank subspace recovery is proposed. Firstly, using all training images of each class to form a data matrix  $D$ , we can decompose  $D$  as the sum of a low-rank matrix  $A$  and a sparse error matrix  $E$ , where  $A$  denotes the ‘clean’ images which follow strictly the low-rank subspace structure and  $E$  accounts for cast shadows, specularities, occlusions and corruptions in the images that violate the low-rank structure. Then the test sample can be represented as the linear combination of dictionary which is composed of low rank matrix and error matrix, using the sparse approximation of this two parts calculates the residual which used for classification. Experiment results show that the algorithm is effective, and effectively improve the recognition accuracy.

**Key words:** face recognition; sparse representation; joint sparse; low-rank subspace recovery

### 1 引言

随着计算机技术与信息技术的发展, 作为模式识别领域的一个经典问题, 人脸识别技术广泛地用于网络技术、信息安全和公共安全等领域, 具有巨大的潜在应用前景.

目前一些学者将稀疏表示理论引入模式识别领域<sup>[1]</sup>, 并得到国内外学者的广泛关注. 文献[1]首先将稀疏表示理论用于人脸识别, 核心思想是将待测样本图像表示为训练样本图像的稀疏线性组合, 从稀疏的角度得到对图像最紧致的表示. 文献[2]利用训练样本构造多尺度字典, 分别对待测样本进行稀疏表示, 最后利用权重投票机制进行分类识别. 而文献[3]提出基于稀疏编码的多核学习图像分类方法, 增加了空间信息限制, 使用多核学习方法求解各个和矩阵权重, 通过核矩阵的线

性组合获取分类能力最强的核矩阵, 实现对图像分类的鲁棒性. 文献[4]对稀疏表示中的  $L_1$  范数最小化的求解问题进行探究, 提出并验证了对光照、污损和伪装人脸具有鲁棒性的优化算法. 文献[5]则针对结构稀疏优化算法进行研究, 提出了自适应迭代的结构稀疏优化算法, 为结构稀疏系数的求解提供了有效途径. 从减少计算量角度, 文献[6]利用 Gabor 特征对字典进行压缩, 文献[7]则将字典减少为测试图像的某些近邻而非全体训练图像, 从而提高识别速度. 文献[8]将稀疏编码问题看作具有稀疏约束的鲁棒回归问题, 寻求稀疏编码的最大似然估计解, 构建出快速稀疏表示模型.

众所周知, 实用的人脸识别系统应具有较好的鲁棒性, 即能够在许多非理想条件(光照、表情、伪装和姿态等)下取得较好的识别效果, 因此, 构建具有鲁棒的人脸

识别算法是人脸识别技术研究的关键.例如文献[9]以稀疏表示为工具将待测样本图像与训练样本图像对齐,构建了一个对光照变化、图像未对准和遮挡等情况具有鲁棒性的人脸识别系统.文献[10,11]利用反射率估计技术构造同一个人在不同光照条件下的正面人脸图像,实现对光照变化的鲁棒性.文献[12]利用测试样本与训练样本间的差异构造类内差异辅助字典,实现对光照、表情和伪装等情况下的鲁棒识别.

值得注意的是,以上识别方法均基于单一个体的人脸图像位于同一个低秩子空间这一条件,然而,由于阴影、反光、遮挡以及污损等原因,实际获取的人脸图像很少显示那样的低秩结构,影响稀疏表示的分类性能.目前,Ma Yi等学者对矩阵的低秩恢复进行了深入研究,文献[13,14]建立低秩矩阵恢复理论,并提供有效可行的优化算法.本文针对训练图像低秩结构被破坏这一问题,提出基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸图像识别算法,将低秩矩阵恢复的思想用于人脸识别.首先将每类训练样本构成的矩阵分解为一个低秩矩阵和一个稀疏误差矩阵,分别代表该类的“干净”图像和破坏图像低秩结构的误差项;然后利用分解出的矩阵构造新字典,将测试样本表示为这两个矩阵的联合稀疏线性组合,利用这两部分的稀疏逼近计算残差,进行分类判别.由于低秩恢复过程中分解出的低秩矩阵和误差矩阵分别具有各自的物理意义,代表原图像不同类型的信息,有效减少外界因素对分类性能的影响.

## 2 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸识别

### 2.1 稀疏表示分类算法

稀疏表示的分类算法(Sparse Representation for Classification/SRC)是寻找测试样本在字典中的最稀疏的原子表示,即用最少数目训练样本的线性组合来表示测试样本.假设有  $k$  类训练样本图像,将每个训练样本图像表示为列矢量  $\mathbf{v}_{i,n_i}$ ,则类  $i$  中的所有训练图像矢量构成数据矩阵  $\mathbf{D}_i = [\mathbf{v}_{i,1}, \mathbf{v}_{i,2}, \dots, \mathbf{v}_{i,n_i}] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}$ ,字典表示为  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_k] = [\mathbf{v}_{1,1}, \mathbf{v}_{1,2}, \dots, \mathbf{v}_{k,n_k}] \in \mathbf{R}^{m \times N}$ ,其中  $m = w \times h$  表示训练样本特征维数,  $n_i$  表示第  $i$  类的训练样本数目.  $N = \sum_{i=1}^k n_i$  表示训练样本总数.所以测试样本  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^m$  可以表示为基于整个过完备字典  $\mathbf{D}$  的线性组合,通过优化求解,得到用训练样本表示测试样本的最稀疏系数,最后利用残差进行判别分类.

稀疏表示分类算法对测试样本  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^m$  的分类步骤如下:

(1)利用所有训练数据构造字典  $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots,$

$\mathbf{D}_k] = [\mathbf{v}_{1,1}, \mathbf{v}_{1,2}, \dots, \mathbf{v}_{k,n_k}] \in \mathbf{R}^{m \times N}$ ,测试样本  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^m$ ,误差容限  $\epsilon > 0$ ,为了确保稀疏表示具有一定的保真度,要求余项  $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}$  满足  $\|\mathbf{e}\|_2 \leq \epsilon$ .

(2)将字典  $\mathbf{D}$  的每列进行归一化,使其具有单位  $\ell_2$  范数.

(3)解决  $\ell_1$  最小化问题,求解稀疏系数  $\mathbf{c}$

$$(\ell_1): \min \|\mathbf{c}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon \quad (1)$$

(4)计算测试样本对各类训练样本的残差

$$r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{D}_i \delta_i(\mathbf{x})\|_2 \quad (2)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, k$ ,  $\delta_i(\mathbf{x}) = [\alpha_{i,1}, \alpha_{i,2}, \dots, \alpha_{i,n_i}]^T$  为对应  $i$  类样本的系数矢量.

(5)根据残差,对测试样本进行分类.测试样本属于残差最小的类别

$$\text{identify}(\mathbf{y}) = \text{argmin}_i r_i(\mathbf{y}) \quad (3)$$

### 2.2 低秩子空间恢复

传统子空间理论通常认为单一个体人脸图像位于同一个低秩子空间,然而由于阴影、反光、遮挡以及污损等原因,实际获取的人脸图像很少能够显示那样的低秩结构,影响分类性能.因此,有效地从具有噪声的训练图像中恢复低秩人脸子空间,也就是去除训练图像中遮挡、污损、光照等严重误差,是支持子空间理论的关键之一.下面,将人脸子空间低秩恢复和训练图像去噪问题表示为寻求秩最小问题.

对于某个体,将其所有训练样本表示为列矢量  $\mathbf{v}_i$ ,构成数据矩阵  $\mathbf{D} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,其中  $m$  表示训练样本特征维数,  $n$  表示该类的训练样本数目.对数据矩阵  $\mathbf{D}$  进行分解,有效地恢复低秩矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{m \times n}$  和误差矩阵  $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{m \times n}$ ,因此该数据矩阵可以表示为

$$\mathbf{D} = \mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{A}$  代表“干净”人脸图像,它比较严格地遵循低秩子空间结构.  $\mathbf{E}$  代表误差项,表示训练图像中的阴影、反光、遮挡和污损部分,这些误差项破坏了人脸图像的低秩结构.可以假设每幅训练图像中某一小部分像素代表上述误差,也就是说误差项可以比较大,但是约定在空间域是稀疏的.因此可以将数据矩阵  $\mathbf{D}$  分解为低秩矩阵和稀疏误差矩阵.利用拉格朗日公式,可以将上述问题转化为下面的优化问题:

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{E}} \text{rank}(\mathbf{A}) + \lambda \|\mathbf{E}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{D} = \mathbf{A} + \mathbf{E} \quad (5)$$

其中  $\|\cdot\|_0$  代表  $\ell_0$  范数,表示矩阵中的非零项数目.  $\lambda > 0$  是正则化参数,用来权衡矩阵  $\mathbf{A}$  的秩和误差矩阵  $\mathbf{E}$  的稀疏性之间的关系.给定一个合适的  $\lambda$ ,希望能够有效地恢复一对  $(\mathbf{A}, \mathbf{E})$ .然而公式(5)是一个 NP-hard 问题,文献[13]证明在满足特定的几何条件下  $\ell_0$  范数可以松弛为  $\ell_1$  优化问题,同时秩可以转化为核范数,因此公式(5)可以转化为下面的凸优化问题:

$$\min_{A,E} \|A\|_* + \lambda \|E\|_1 \quad \text{s.t.} \quad D = A + E \quad (6)$$

其中  $\|\cdot\|_1$  代表  $\ell_1$  范数,表示矩阵中所有元素绝对值之和。 $\|\cdot\|_*$  代表核范数,表示矩阵的奇异值之和。正则化参数  $\lambda > 0$  用来权衡矩阵  $A$  的秩和误差矩阵  $E$  的稀疏性之间的关系,合理地选取正则化参数  $\lambda$  是有效解决式(6)的前提保证。对于实际的问题,可以根据先验知识来选择  $\lambda$  以改善算法的性能。例如已知  $E$  是稀疏的,增大的  $\lambda$  可以允许恢复出一个具有更大秩的矩阵  $A$ 。文献[14]证明并确定了一个合理的选择,即  $\lambda = \frac{1}{\sqrt{\max(m, n)}}$ ,允许通过轻微地调整来获得最佳的结果。文献[13]证明满足一定条件下,上面两种优化问题有相同的最优解,也就是说,公式(6)能够有效地恢复低秩矩阵  $A$  和稀疏误差矩阵  $E$ 。本文利用增广拉格朗日乘子(Augmented Lagrange Multiplier, ALM)解决式(6)中的优化问题。

### 2.3 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法

前面分析可见,如何有效地从具有噪声的训练图像中恢复低秩人脸子空间,也就是去除训练图像中遮挡、污损、光照等严重误差,是稀疏表示分类算法更具鲁棒性的关键。

本文提出基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸图像识别算法,将低秩矩阵恢复的思想用于图像识别。首先将从具有噪声的图像中恢复人脸子空间问题看作是具有稀疏误差项的低秩矩阵恢复问题,即每个个体的所有训练样本图像看作矩阵  $D$ ,将其分解为低秩矩阵  $A$  和稀疏误差矩阵  $E$ ,其中  $A$  代表干净人脸图像,严格遵循低秩子空间结构。 $E$  代表误差项,表示训练图像中的阴影、反光、遮挡和污损部分。然后用低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  构造训练字典,将测试样本表示为低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  的联合稀疏线性组合,进行分类判别。

为了更加直观表示,选择 Extended Yale B 数据库某个

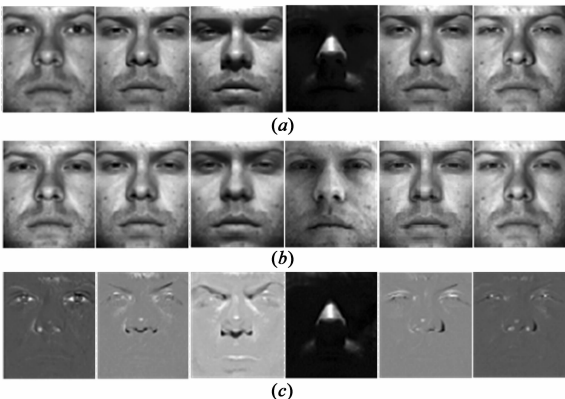


图1 Extended Yale B数据库人脸图像的低秩恢复

体的的 64 幅人脸图像进行低秩子空间恢复。图 1 展示了部分恢复结果,其中(a)展示了 Extended Yale B 数据中的 6 幅原始图像;(b)为恢复出来的干净人脸图像,严格遵循低秩子空间结构;(c)为表示反光、阴影等误差图像。

图由于低秩恢复过程中分解出的低秩矩阵和误差矩阵分别具有各自的物理意义,代表原图像不同类型的信息,有效减少外界因素对分类性能的影响,提高分类精度。图 2 给出了基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸识别算法流程图。

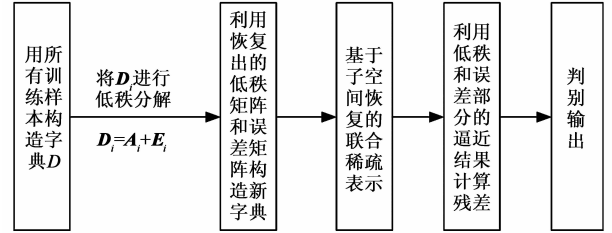


图2 基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类框图

基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法对某一测试  $y \in \mathbf{R}^m$  的分类步骤如下:

(1)对每类训练数据矩阵进行低秩恢复,  $D_i = A_i + E_i$ ,利用低秩矩阵与误差矩阵构造字典  $B = [A, E] = [A_1, A_2, \dots, A_k, E_1, E_2, \dots, E_k] \in \mathbf{R}^{m \times N \times 2}$ ,测试样本  $y \in \mathbf{R}^m$ ,误差容限  $\epsilon > 0$ ,为了确保稀疏表示具有一定的保真度,要求余项  $e = y - Ax - E\beta$  满足  $\|e\|_2 \leq \epsilon$ 。

(2)将字典  $B$  的每列进行归一化,使其具有单位  $\ell_2$  范数。

(3)解决  $\ell_1$  最小化问题,求解稀疏系数  $x$  和  $\beta$

$$\begin{bmatrix} x \\ \beta \end{bmatrix} = \operatorname{argmin} \left\| \begin{bmatrix} x \\ \beta \end{bmatrix} \right\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \left\| [A, E] \begin{bmatrix} x \\ \beta \end{bmatrix} - y \right\|_2 \leq \epsilon, \quad (7)$$

其中  $x \in \mathbf{R}^N$ ,  $\beta \in \mathbf{R}^N$

(4)利用低秩和误差这两部分的稀疏逼近计算测试样本对各类训练样本的残差,测试样本属于残差最小的类别。

$$\operatorname{identify}(y) = \operatorname{argmin}_i \|y - A_i \delta_i(x) - E_i \delta_i(\beta)\|_2 \quad (8)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, k$ ,  $\delta_i(x)$  为训练样本类  $i$  低秩矩阵的系数矢量,  $\delta_i(\beta)$  为训练样本类  $i$  误差矩阵的系数矢量。

## 3 实验仿真

为验证本文方法的有效性,选用 Extended Yale B 和 AR 数据库进行实验仿真。实验平台为 AMD Athlon (tm) 2 处理器,主频为 2.91GHz,内存为 1.75GB。

### 3.1 Extended Yale B 数据库

Extended Yale B 数据库包括 38 个人的经过裁剪后的 2414 幅正面人脸图像,这些图像是在不同的光照环

境下获取的,图像大小为  $192 \times 168$ .

实验中,以 Extended Yale B 数据库中的 38 类个体作为研究对象,每类 64 幅图像,由于原始图像维数太大,需要对图像进行降维,采用  $1/16$  的采样率,采样后的维数  $m = 132$  并将图像进行向量化. 每类中随机选取 32 幅图像作为训练样本,剩余图像用于测试. 每类的所有训练样本分别构成训练数据矩阵  $D_i, D_i$  中的每列代表一幅向量化图像,利用拉格朗日乘子算法对每类训练数据矩阵进行分解,有效的恢复出低秩矩阵  $A_i$  和稀疏误差矩阵  $E_i$ . 依次将 38 类训练数据矩阵进行低秩分解后,利用每类分解出的这两部分构造训练字典  $B = [A, E] = [A_1, A_2, \dots, A_{38}, E_1, E_2, \dots, E_{38}] = R^{132 \times 38 \times 2}$ ,最后对所有数据进行归一化.

由于最近邻子空间(Nearest Subspace/NS)分类方法是根据与测试样本最接近的子空间实现分类,因此本文采用 NS 作为基准进行实验结果的比较. 表 1 列出了不同算法对识别率的比较. 可以看出,基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示算法明显优于其他几种识别方法,取得较好的识别结果.

表 1 不同算法的识别率比较

不同算法	NS(Nearest Subspace)	稀疏表示(SRC)	本文方法
识别率(%)	90.64	92.89	94.29

为了有效地权衡低秩部分和误差部分对测试样本身份信息的判别作用,在决策层上将这两部分的稀疏逼近结果进行加权,即  $\text{identify}(y) = \text{argmin}_i \|y - (1 - w_E)A_i\delta_i(x) - w_E E_i\delta_i(\beta)\|_2$ , 权重  $w_E$  通过实验获取,实验结果如图 3 所示.

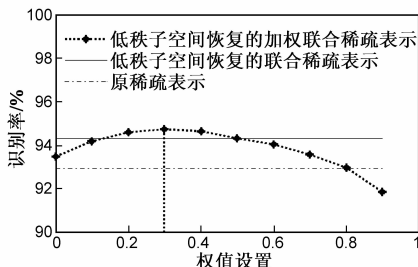


图 3 不同权值对分类性能的影响

可以看出,不同权重设置时,识别率在 91.86% 和 94.74% 之间变化. 当  $w_E < 0.8$  时,基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示算法的识别结果优于稀疏表示识别算法;当  $w_E = 0.3$  时,基于子空间恢复的加权联合稀疏表示分类算法达到最好的识别效果,识别率为 94.74%,此时,低秩部分所包含的信息对测试样本的身份判别起到更大的作用.

为了测试不同训练样本数对实验性能的影响,每类中又分别随机选择 9、18、25、幅图像作为训练样本,剩余的图像用于测试,随机选择训练样本能够保证实

验结果及结论不依赖于某种特定的训练数据选择. 图 4 为选取不同训练样本数目时不同算法对识别率的比较. 由图 4 可以看出,无论每类随机选择多少幅图像做训练样本,基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法都取得了较好的识别率.

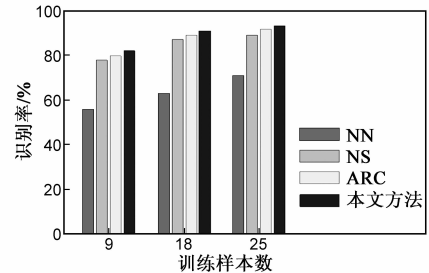


图 4 不同训练样本数时的几种算法识别率比较

### 3.2 AR 数据库

选用 AR 数据库中的 100 个人,每人 14 幅图像,这些图像具有光照、表情及发型等细节变化.

实验时,利用下采样对所有图像进行降维,降维后的图像维数  $m = 130$  并将图像进行向量化,每类分别随机选择 5、6、7、8 幅图像作为训练样本,剩余图像用于测试. 每类的所有训练样本分别构成训练数据矩阵  $D_i, D_i$  中的每列代表一幅向量化图像,利用文中第二部分的凸优化算法对每类训练数据矩阵进行分解,有效的恢复出低秩矩阵  $A_i$  和稀疏误差矩阵  $E_i$ . 依次将 100 类训练数据矩阵进行低秩分解后,利用每类分解出的这两部分构造训练字典  $B = [A, E] = [A_1, A_2, \dots, A_{100}, E_1, E_2, \dots, E_{100}]$ ,最后对所有数据进行归一化. 表 2 列出了基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法的识别结果.

表 2 低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法识别率

训练样本数	$d = 5$	$d = 6$	$d = 7$	$d = 8$
识别率	96.64	98.29	98.89	99.05

为了更加直观,采用 NS 和 SRC 作为基准,与本文方法进行比较. 图 5 给出几种识别方法的识别率曲线. 从图 5 中可以看出,相对于其他分类算法,无论每类中随机选择多少幅图像作为训练样本,基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示分类算法都取得相对较好的识别效果.

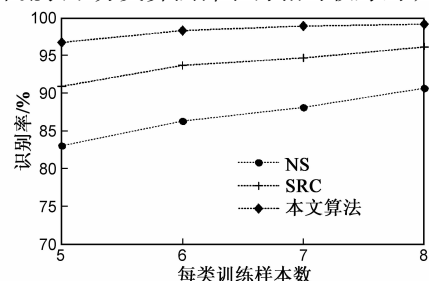


图 5 几种识别方法的识别率曲线图

## 4 结束语

子空间理论通常认为单一个体人脸图像位于同一个低秩子空间,然而由于阴影、反光、遮挡以及污损等原因,实际获取的人脸图像较少能够显示那样的低秩结构,影响分类性能.针对该问题,提出基于低秩子空间恢复的联合稀疏表示人脸图像识别算法.首先将每个个体的所有训练样本图像看作矩阵  $D$ ,利用增广的拉格朗日乘子算法,有效地恢复低秩矩阵  $A$  和稀疏误差矩阵  $E$ , $A$  表示某类个体的干净人脸,严格服从子空间理论, $E$  表示误差项,这些误差项破坏了人脸图像的低秩结构.然后用低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  构造训练字典,将测试样本表示为低秩矩阵  $A$  和误差矩阵  $E$  的联合稀疏线性组合,利用这两部分的稀疏逼近计算残差,进行分类判别.由于分解出的低秩矩阵和误差矩阵分别具有各自的物理意义,代表原图像不同类型的信息,能够有效地促进分类识别,提高识别率.

### 参考文献

- [1] Wright J, Yang A Y, Ma Yi, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210 – 227
- [2] Mao X Nguyen, Quang M Le, Vu Pham, Trung N Tran, Bac H Le. Multi-scale sparse representation for robust face recognition [A]. Third International Conference on Knowledge and Systems Engineering[C]. Hanoi; Viet nam, 2011. 195 – 199.
- [3] 亓晓振, 王庆. 一种基于稀疏编码的多核学习图像分类方法[J]. 电子学报, 2012, 40(4): 773 – 779.  
Qi Xiaozhen, Wang Qing. An image classification approach based on sparse coding and multiple kernel learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(4): 773 – 779. (in Chinese)
- [4] Allen Yang, Arvind Ganesh, Shankar Sastry, Ma Yi. Fast L1-minimization algorithms and an application in robust face recognition; a review [A]. IEEE International Conference on Image Processing[C]. Hong Kong 2010, 1849 – 1852.
- [5] 付宁, 乔立岩, 曹离然. 面向压缩感知的块稀疏度自适应迭代算法[J]. 电子学报, 2011, 39(3A): 75 – 79.  
Fu Ning, Qiao Liyan, Cao Liran. Block sparsity adaptive iteration algorithm for compressed sensing [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3A): 75 – 79. (in Chinese)
- [6] Yang Meng, Zhang Lei. Gabor feature based sparse representation for face recognition with gabor occlusion dictionary [A]. European Conference on Computer Vision [C]. Greece : Crete Heraklion, 2010. 448 – 461.
- [7] Zhang Nan, Yang Jian. K nearest neighbor based local sparse representation classifier [A]. Proc of the 2010 Chinese Conference on Pattern Recognition [C]. China: Chongqing, 2010. 400 – 404.
- [8] Yang Meng, Zhang Lei, Jian Yang David Zhang. Robust sparse

coding for face recognition [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. United states: Colorado Springs, 2011. 625 – 632.

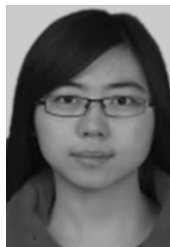
- [9] Wagner A, Wright J, Ganesh A, Zhou Zihan, Ma Yi. Towards a practical face recognition system: Robust registration and illumination by sparse representation [A]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops [C]. United states: Miami, FL, 2009. 597 – 604.
- [10] Vishal M Patel, Tao Wu, Soma Biswas, P Jonathon Phillips. Illumination robust dictionary-based face recognition [A]. IEEE International Conference on Image Processing [C]. Belgium; Brussels, 2011. 777 – 780.
- [11] Patel V M, Tao Wu, Biswas S, Phillips P J, Chellappa R. Dictionary-based face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2012, 7(3): 954 – 965.
- [12] Deng Weihong, Hu Jiani, Guo Jun. Extended SRC: Undersampled face recognition via intra-class variant dictionary [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(9): 1864 – 1870.
- [13] John Wright, Peng Yigang, Ma Yi. Robust principal component analysis: exact recovery of corrupted low-rank matrices by convex optimization [A]. 23rd Annual Conference on Neural Information Processing Systems [C]. United states: Vancouver BC, 2009. 2080 – 2088.
- [14] Emmanuel Candès, Xiaodong Li, Yi Ma, John Wright. Robust principal component analysis [J]? Journal of the ACM, 2011, 58(3): 1101 – 1137.

### 作者简介



胡正平 男, 1970年8月生于四川仪陇县, 2007年于哈尔滨工业大学获得信息与通信工程专业博士学位, 教授, 博士生导师, 燕山大学通信电子工程系副主任, 目前为中国电子学会高级会员, 中国图像图形学会高级会员, 目前研究方向为模式识别.

E-mail: hzp@ysu.edu.cn



李静 女, 1987年生于河北衡水, 燕山大学信息科学与工程学院电子与通信工程系, 推荐硕士研究生, 主要研究方向为稀疏表示分类.

E-mail: lijing33ysu@163.com