

共享空间基-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法^①

胡正平^② 刘立真

(燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004)

摘 要 针对传统训练样本字典学习未利用类共有信息的不足,引入共享空间和与类别相关的剩余空间,提出了共享空间基-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别的算法。该算法首先提取训练样本主成分分析(PCA)特征,获取无标记的共享空间基及其重构样本得到类共有信息;然后结合原始样本得到差分训练集合,并引入类间差异信息构建逐类特异性剩余空间基;最后融合共享空间基和剩余空间基,利用残差判别函数完成模式分类。该方法不仅利用混合空间的正交特性,而且发挥剩余空间的鉴别能力和共享信息稀疏逼近的作用,使结构性字典和模式分类紧密结合。该方法的有效性,分别通过用 AR、CMU PIE、Extended Yale B 人脸数据库进行的实验得到验证。

关键词 混合字典,共享空间,剩余空间,人脸识别,稀疏表示,逐类剩余空间

0 引 言

稀疏表示是模式识别领域强有力的工具^[1],人脸识别是计算机视觉领域最具吸引力的生物技术之一^[2]。基于稀疏表示的人脸识别在视频监督、身份认证、安全管理等方面得到了广泛的应用。

Wright 等人首先提出应用稀疏表示模型解决人脸识别问题^[3]。基于稀疏表示分类(sparse representation classification, SRC)的模型,许多延伸算法被提出且取得突出的性能^[4-7]。基于分类的稀疏表示基本模型是测试样本能被携带稀疏系数的字典线性表示,其重点在字典中找到测试样本的最佳线性组合,所以字典在稀疏表示的过程中起到了至关重要的作用^[8]。

原始训练样本组成的字典提供信息不足,限制了识别性能的提升。所以如何在有限的样本中学习更具有表示性的字典成为势在必行的研究重点。现有的字典学习方法大致可以分为三类。第一类是训

练样本做字典且联合最佳分类器模式。文献[9]提出了类标签一致 K-SVD 鉴别力字典学习算法,引入“有鉴别力稀疏编码约束误差”且结合重构误差和分类误差形成新目标函数,该算法学习到单一完备字典且加入最佳线性分类器提高识别效果。文献[10]提出利用 Fisher 实现有鉴别力字典学习算法,针对图像分类学习一种超完整识别字典和最佳线性分类器。文献[11]提出了利用稀疏误差矫正模型和有鉴别力字典学习完成虹膜鲁棒性识别算法,将全部训练样本串联构建过完备字典且目标函数引入稀疏误差矫正项完成模式识别。文献[12]提出了监督字典学习联合鉴别力加权模型静态图像活动识别算法,由局部流形结构和局部描述元鉴别信息完成字典学习,利用结合加权模型的最大边缘分类器完成分类判别。第二类是原子字典与类标签一致的字典学习模式。文献[13]提出了利用结构不连贯性和共享性能通过字典学习完成分类和聚类,促使属于异类的字典原子相互独立。文献[14]提出了联合稀疏表示和协同表示实现类特异性字典

① 国家自然科学基金(61071199)和河北省自然科学基金(F2016203422)资助项目。
② 男,1970 年生,博士,教授;研究方向:模式识别,联系人,E-mail:hzp@ysu.edu.cn
(收稿日期:2016-12-29)

学习人脸识别算法,为明确基向量和原始图像之间的关系引进对偶形式的字典学习,应用顺时针坐标下降法和拉格朗日乘数优化目标函数得以分类判决。文献[15]提出了全局稀疏约束字典学习算法,在全部数据集的系数矩阵利用稀疏约束,适当分配异类字典原子从而更好地适应数据集的复杂结构。文献[16]提出了隐藏字典学习稀疏表示分类算法,学习有鉴别力字典且适应性建立其与类标号关系,通过最小化编码系数的类内离散度和加权的字典相关隐藏值来利用字典的鉴别能力。第三类是类相关字典和共享字典混合的字典学习模型。文献[17]提出了基于稀疏表示分类的结构自适应字典学习算法,通过二进制联合矩阵获得字典原子和类间关系,二进制联合矩阵不仅可获得类特异字典原子而且可获得类间共享字典原子,联合类间和类内字典使识别性能大力提高。文献[18]提出了原子-分子字典结合的联合扩展加权稀疏表示人脸识别算法,由各类样本进行主成分分析(PCA)学习构造原子字典,同时训练样本字典作为分子字典,二者结合得到扩展字典模型。文献[19]提出了有鉴别力分析-混合字典学习图像分类算法,将共同信息与鉴别信息融合完成分析和综合字典学习,因所有类数据共享故字典尺寸相对较小。文献[20]提出了互相关联字典学习目标识别算法,通过在类间字典引入不连续的惩罚项完成共享与差异混合字典学习。

稀疏表示模型重点在字典中找到测试样本的最佳线性组合,所以字典的选取对于算法的性能具有重要影响。针对如何在有限的样本中学习更具有表示性的字典这一问题,本文提出了共享-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法。该算法通过对全部训练样本进行 PCA 学习,获取无标记的共享空间基及其重构空间,共享基字典虽然不具有鉴别信息,但是具有提供稀疏逼近的作用。然后,结合原始样本得到差分训练集合,并引入类间差异信息构建逐类特异性剩余空间基,显然剩余空间基携带鉴别信息。最后,融合共享空间基与逐类剩余空间基,利用混合空间对测试样本稀疏重构完成分类判决。

1 共享-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别系统框图

本文提出的系统包含三个部分,如图 1 所示。首先,将全部训练样本进行主成分分析(PCA)产生无标记的 PCA 基,构造共享空间基及其重构空间。然后,在原始样本作用下得到差分训练集合,进而构建逐类特异性剩余空间基。最后,融合共享空间基和剩余空间基构造混合空间,利用混合空间对测试样本进行稀疏重构,计算每类的残差,根据残差对测试样本进行分类并输出分类结果。

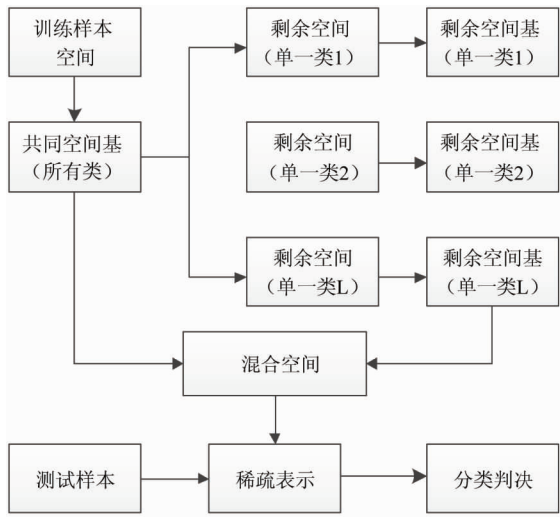


图 1 系统组成框图

2 共享-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法

2.1 稀疏表示分类原理

假设含有 L 类共 n 个 m 维的训练样本集,其中第 i 类共有 n_i 个 m 维训练样本,则第 i 类训练样本表示为 $D_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n_i}] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}$,其中列向量为单个训练样本图像。若测试图像 $y \in \mathbf{R}^m$ 属于第 i 类,在样本充足情况下,由线性子空间原理可知,该类样本张成的子空间中, y 由训练样本集 D_i 线性组合:

$$y = a_{i,1}v_{i,1} + a_{i,2}v_{i,2} + \dots + a_{i,n_i}v_{i,n_i} \tag{1}$$

式中系数 $a_{i,j} \in \mathbf{R}, j = 1, 2, \dots, n_i$ 。

但由于在识别过程中测试图像 y 属于哪一类是未知的,因此将所有训练样本组合成字典矩阵,可表

示为

$$D = [D_1 \cdots D_C] = [v_{1,1} \cdots v_{1,n_c}, v_{2,1} \cdots v_{2,n_c}, \cdots v_{C,1} \cdots v_{C,n_c}] \in \mathbf{R}^{m \times n} \quad (2)$$

故测试图像 y 可以由字典 D 线性表示:

$$y = D\alpha \in \mathbf{R}^m \quad (3)$$

其中 $\alpha = [0, \cdots, 0, a_{i,1}, \cdots, a_{i,n_i}, 0, \cdots, 0]^T \in \mathbf{R}^n$ 为系数向量。 α 中对应第 i 类样本空间的系数不为 0, 其余系数均为 0, 故 α 为稀疏系数向量。

在人脸识别中, 通常进行降维处理, 一般情况下 $m < n$, 故 $y = D\alpha$ 对应的方程组是欠定系统, α 的解不唯一。考虑到 α 为稀疏的, 为了寻找 $y = Dx_0$ 的稀疏解, 可以转化为 L_0 范数优化问题:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_0 \text{ s.t. } D\alpha = y \quad (4)$$

但是式(4) L_0 范数最小化求解是一个 NP-hard 问题, 难以求解, 根据最优化理论, 在 $\hat{\alpha} \in \mathbf{R}^n$ 足够稀疏的情况下, 可以将范数最小化问题通过凸松弛, 转化为求解范数最小化问题:

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \text{ s.t. } D\alpha = y \quad (5)$$

但在实际图像中不可避免地存在噪声的干扰, 对图像进行预处理和计算过程中也会产生一些噪声, 几乎不能精确地表示出测试图像, 故允许存在一些误差, 将噪声的误差容限设定为 ε , 则将式(5)过程表示为

$$\hat{\alpha} = \arg \min \|\alpha\|_1 \text{ s.t. } \|D\alpha - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

通过对式(6)的求解, 可以得到稀疏表示的系数向量 $\hat{\alpha} \in \mathbf{R}^n$ 。在理想情况下, 系数向量只有与测试样本同类的系数项不为 0, 其余系数项均为 0, 然而由于噪声和模型误差的存在, 会产生一些几乎为 0 的系数项, 这些系数项与多个类别相关。因此, 在选取分类判别准则时, 产生了许多设计方法, 比如, 从重构测试样本的程度进行分类判决, 对于每一类, 具有特征函数 $\delta_i: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$, 对 $x \in \mathbf{R}^n$, $\delta_i \in \mathbf{R}^n$ 表示只在第 i 类的系数不为 0, 其它类别对应的系数为 0 的一个矢量, 则每一类对测试样本进行稀疏重构:

$$\hat{y}_i = D\delta_i(\hat{\alpha}) \quad (7)$$

由此, 可得到每类对测试图像进行稀疏逼近的残差为 $r_i(y)$:

$$r_i(y) = \|y - D\delta_i(\hat{\alpha})\|_2 \quad (8)$$

最终, 利用最小稀疏逼近残差进行分类, 判别过程可表示为

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i r_i(y) \quad (9)$$

2.2 共享-逐类剩余空间基构造

2.2.1 共享空间基的构造

稀疏表示的基本模型将全部训练样本作为字典如图 2 所示, 利用该字典对测试图像稀疏重构的时候, 只考虑整体信息, 缺乏局部信息。由所有类别共享的空间虽然不具有鉴别信息, 但是具有提供稀疏逼近的作用, 能发现对测试样本最好的线性组合。据此, 本文通过对所有训练样本进行 PCA 学习得到不带标记的训练样本基组成共享空间基。

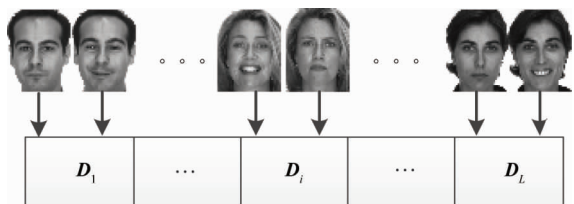


图 2 传统训练样本字典

假设 L 类总共有 n 个训练样本, 所有训练样本可表示为 $A = [A_1, A_2, \cdots, A_L] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 。对所有训练样本进行主成份分析。首先, 对所有训练样本进行特征中心化, 即每一个列向量样本进行均值化处理, 再使用均值化后的矩阵构造协方差矩阵:

$$C = \sum_{k=1}^n (\bar{v}_k - u) \times (\bar{v}_k - u)^T \quad (10)$$

式中 $\bar{v}$ 是单个训练样本, u 是单个训练样本的均值。

对协方差矩阵 C 进行特征值分解, 其目标函数为:

$$\max_{\|g\|=1} g^T C g \quad (11)$$

求解特征值 λ 和对应的特征向量 g , 其特征值为 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \cdots \geq \lambda_m$ 。所有训练样本的主成份按照特征值累加和占总特征值的 99% 的能量情况选取如下:

$$\frac{\sum_{j=1}^Q \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \geq 0.99 \quad (12)$$

即对所有的训练样本保留前 Q 个主成份, 即 PCA 基, 组成共享空间基:

$$G = [g_1, g_2, \cdots, g_Q] \in \mathbf{R}^{m \times Q}。$$

2.2.2 逐类剩余空间基的构造

训练样本字典仅包含全局信息,而与类别相关的剩余空间基不仅包括局部信息且包括鉴别信息。本文利用共享空间基 G 对原始训练样本各类的每个样本进行重构,得到重构空间。再用原始训练样本集合作用重构空间集合获取各类剩余空间,显然剩余空间携带鉴别信息。进而对各类剩余空间进行主成分分析,得到带标记的逐类剩余空间基,可表示为 $P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_L] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 。因为逐类剩余空间是正交的,所以逐类剩余空间基之间也互相正交。图 3 是构造逐类剩余空间基的过程。

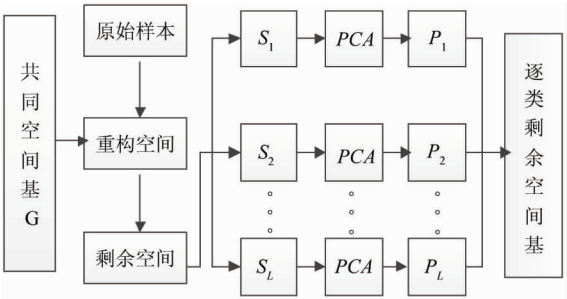


图 3 逐类剩余空间基

2.2.3 混合空间的构造

将共享空间基与逐类剩余空间基进行联合扩展为混合空间: $D = [G, P] = [g_1 \dots g_Q, P_1, \dots, P_L] \in \mathbf{R}^{m \times (Q+n)}$ 。那么给一个测试图像 $y \in \mathbf{R}^m$, 它能被混合空间线性表示:

$$y = [G, P] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = Dx \tag{13}$$

$x \in \mathbf{R}^{Q+n}$ 是系数向量。如图 4 所示:

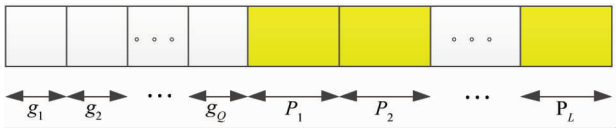


图 4 混合空间

2.3 共享-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法

各类共有信息是可共享的从而通过 PCA 学习得到共享空间基,这样共享空间基 G 就带有全部样本的共有信息。逐类剩余空间基带有鉴别信息。将

共享空间基与逐类剩余空间基融合得到混合空间,从而混合空间可利用鉴别信息和共享信息对测试图像进行稀疏表示,获得更好的识别率。逐类剩余空间基之间互相正交,共享空间基与逐类剩余空间也是正交的,这样就使整个混合字典空间都正交。共享空间基在线性表示测试样本过程中,起到共同表示作用,产生共有信息逼近测试样本,故能得到具有表示性的更加稀疏的系数,使得表示更加准确。最后,混合空间对测试样本进行稀疏重构,得到每类残差,根据残差进行判别输出。

共享空间基与逐类剩余空间基混合稀疏表示算法的步骤:

- (1) 输入: 将所有训练样本每列进行归一化, 测试样本 $y \in \mathbf{R}^m$;
- (2) 对所有训练样本进行主成份分析, 提取训练样本 PCA 基, 构造共享空间基:
 $G = [g_1, g_2, \dots, g_Q] \in \mathbf{R}^{m \times Q}$;
- (3) 用共享空间基 G 重构原始样本, 然后得到剩余空间, 对剩余空间进行 PCA 学习, 得到逐类剩余基 $P = [P_1, P_2, P_3, \dots, P_L] \in \mathbf{R}^{m \times n}$;
- (4) 将共享空间基 G 与逐类剩余空间基 P 融合: $D = [G, P] = [g_1 \dots g_Q, P_1, \dots, P_L] \in \mathbf{R}^{m \times (Q+n)}$ 构造混合空间;
- (5) 用混合空间对测试样本进行线性稀疏表示 $\hat{x}_1 = \arg \min \|x\|_1 \text{ s.t. } \|Dx - y\|_2 \leq \varepsilon$ 。
- (6) 计算各类样本对测试样本的逼近残差 $r_i(y) = \|y - G \cdot \alpha - P \cdot \delta_i(\hat{x}_1)\|_2$ 。
- (7) 输出 $\text{identity}(y) = \arg \min_i r_i(y)$ 。
- (8) 比较 $\text{identity}(y)$ 与 y 的标签, 测试样本总数记为 TestNumber , 测试样本分类正确的总数记为 CorrectTest , 识别率记为 Accuracy , 则识别率表示如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{CorrectTest}}{\text{TestNumber}} \times 100$$

3 实验仿真

为验证本文算法的有效性, 我们在 AR 人脸数据库、CMU PIE 人脸数据库和 Extended Yale B 人脸数据库中进行一系列实验。采用最近邻分类器

(NN)、训练样本为字典的稀疏表示分类(SRC)、类内变化联合扩展字典的稀疏表示分类(ESRC)、原子-分子结合的联合扩展字典稀疏表示分类(PCA-SRC)进行对比实验。本文所有实验都在 3.3GHz 四核的处理器、内存为 12GB 的 Windows7 的操作系统下进行,所用仿真软件是 Matlab R2014a。

3.1 AR 人脸数据库

AR 人脸数据库包含 126 个人,每人有 26 张人脸图像。本文选取 AR 数据库中 120 个人,每个人选取 14 张人脸图像。数据库中的人脸包含面部表情、光照等变化,所有图像进行裁减像素为 50×40 。实验中分别从每类样本中随机选取 8 幅图像作为训练样本,剩余样本作为测试图像。

在实验中,利用下采样将原来图像降维处理,维数为 400 维。在算法进行前,将每个人脸图像转换成一个一维的列向量,并进行归一化处理。

通过对训练样本 PCA 学习得到共享空间基,训练样本基的选取满足占各类训练样本能量的 97.6%,获取更多的细节信息,图 5 为所有训练样本得到的共享空间的 PCA 特征仿真部分图像。图 6 为 AR 库利用共享空间基重构每类训练样本得到共有信息的第一类重构图像部分示例图,其特点是突出了各类人脸的细节信息。图 7 为利用共有信息对训练样本进行重构后结合原始训练样本得到的差分训练集合第一类的部分图像。完成差分集合的构建后,进而引入类间差异信息构建逐类特异性剩余空间基,剩余空间基携带鉴别信息对最后分类判别提供至关重要的作用,图 8 是第一类剩余空间基部分图像。



图 5 AR 库 PCA 特征仿真部分图

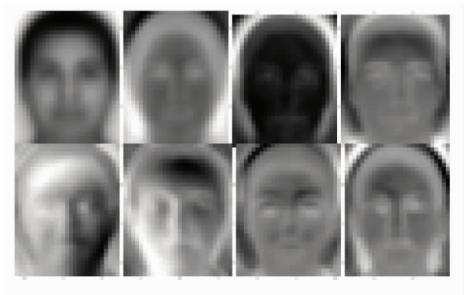


图 6 AR 库第一类重构图像部分示例图



图 7 AR 库第一类差分训练集合部分图像



图 8 AR 库第一类剩余空间基部分图像

共享空间基融合所有类的共有信息,具有提供稀疏逼近的作用。表 1 中逐类重构是仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试图像的结果,本文方法是用共享-逐类剩余空间基融合的混合空间稀疏重构测试图像。共享空间基分别和各个类剩余空间基一起稀疏重构测试样本,这样共享空间基的数目就直接影响识别率。表 1 描述了随共享空间大小变化识别率变化的情况,且对比了仅用逐类剩余空间基重构所得的识别结果。

表 1 共享空间大小影响识别率

数量	G = 10	G = 20	G = 30	G = 40	G = 50	G = 60
逐类重构	92.64%	92.22%	91.11%	91.25%	90.25%	91.11%
本文方法	96.53%	96.67%	96.53%	96.67%	96.53%	96.81%

数量	G = 70	G = 80	G = 90	G = 100	G = 110	G = 120
逐类重构	90.69%	89.86%	89.72%	89.58%	89.44%	89.31%
本文方法	97.08%	96.67%	96.67%	96.53%	96.38%	96.11%

从表 1 中可以看出,本文方法比仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试样本的方法识别率要高,因为共享空间基融合所有类的共有信息起到共同表示作用,逐类剩余基仅有局部信息和鉴别信息,二者融合后加入全局共享信息,使混合空间不仅有较强的辨别性且拥有共享信息,从而识别率要高于逐类剩余空间基重构的结果。从表 1 中可以看出,随着共享空间基数增加,识别率增加;共享空间基增加到一定程度,识别率达到最高。

表 2 为最近邻分类器(NN)、训练样本为字典的稀疏表示分类(SRC)、类内变化联合扩展字典的稀疏表示分类(ESRC)、原子-分子结合的联合扩展字典稀疏表示分类(PCA-SRC)和本文方法正确识别率的比较。从表 2 可以看出,本文方法通过对全部样本进行 PCA 学习,构造共享空间基,又引入人类间差异信息构建剩余空间基,然后利用混合空间线性表示测试样本,相对其他方法获得了更高的识别率。

表 2 AR 人脸数据库上几种方法识别率比较

算法	NN	SRC	ESRC	PCA-SRC	本文方法
识别率	85%	92.63%	93.19%	94.58%	97.08%

针对维数变化对算法的影响进行实验,将训练样本为字典的稀疏表示分类(SRC)、类内变化联合扩展字典的稀疏表示分类(ESRC)、原子-分子结合的联合扩展字典稀疏表示分类(PCA-SRC)与本文方法在维度变化情况下进行对比实验,图 9 为各种算法在不同维数时的识别率曲线。通过图 9 可以看出本文方法的识别率均高于其他方法。

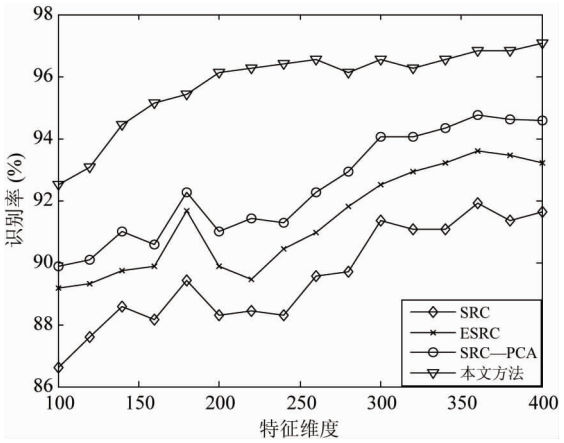


图 9 各种方法在不同维度下的识别曲线

3.2 CMU PIE 人脸数据库

CMU PIE 人脸数据库包含 68 人共计 41368 张正面人脸图像,每类人脸包含姿态变化、光照变化及表情变化。本实验选取 C09 图像子集,C09 子集含有 68 人,每类人包含 24 张包含表情及光照变化图像,所有图像进行裁剪像素为 64 × 64 。

实验中分别从每类样本中随机选取一半图像作为训练样本,剩余样本作为测试样本。将所有图像通过下采样进行降维处理,维数为 400 维,并进行归一化处理。

通过对 CMU PIE 人脸数据库所有训练样本 PCA 学习得到共享空间基,图 10 为所有训练样本得到的共享空间的 PCA 特征仿真部分图像。图 11 为 CMU PIE 库利用共享空间基重构每类训练样本得到共有信息的第一类重构图像部分示例图,其特点是突出了各类人脸的细节信息。图 12 为利用共有信息对训练样本进行重构后结合原始训练样本得到的差分训练集合部分图像。完成差分集合的构建后,进而引入人类间差异信息构建逐类特异性剩余空

间基,剩余空间基携带鉴别信息对最后分类判别提供至关重要的作用。图 13 是第一类剩余空间基部分图像。



图 10 CMU PIE 库 PCA 仿真图像部分示例图



图 11 CMU PIE 库第一类重构图像部分示例图



图 12 CMU PIE 库第一类差分训练集合部分图像

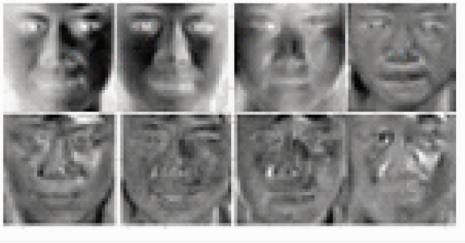


图 13 CMU PIE 库第一类剩余空间基部分图像

共享空间基融合所有类共有信息,起到共同表示的作用。表 3 中逐类重构是仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试图像的结果,本文方法是用共享-逐类剩余空间基融合的混合空间稀疏重构测试图像。从表中可以看出,本文方法比仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试样本的方法识别率要高。且随着共同空间基增加,识别率增加;共同基增加到一定程度,识别率达到最高。

表 4 为 NN、SRC、ESRC、PCA-SRC 和本文方法在随机选取训练样本个数下的正确识别率。从表 4 可以看出,本文方法通过对全部样本进行 PCA 学习得到共享空间基,进而融合所有类别的剩余空间基,构造混合空间稀疏表示测试图像提升识别性能。

表 3 共享空间大小影响识别率

数量	G = 10	G = 20	G = 30	G = 40	G = 50	G = 60
逐类重构	97.42%	97.30%	97.30%	97.30%	97.30%	97.30%
本文方法	99.00%	99.14%	99.15%	99.14%	99.39%	99.26%
数量	G = 70	G = 80	G = 90	G = 100	G = 110	G = 120
逐类重构	97.30%	97.67%	97.67%	97.67%	97.43%	97.43%
本文方法	98.77%	99.14%	98.65%	98.65%	98.65%	98.65%

表 4 CMU PIE 人脸数据库上几种方法识别率比较

算法	NN	SRC	ESRC	PCA-SRC	本文方法
识别率	82%	93.01%	92.52%	95.10%	99.39%

为了验证维数变化下本文方法识别性能鲁棒性,将 SRC、ESRC、PCA-SRC 与本文方法在维数变化情况下进行对比实验,图 14 为不同维数变化下各种方法的识别率曲线。从图 14 可以看出,随着特征维数的增加识别率成上升趋势,且本文方法正确识别率均高于其他对比算法。

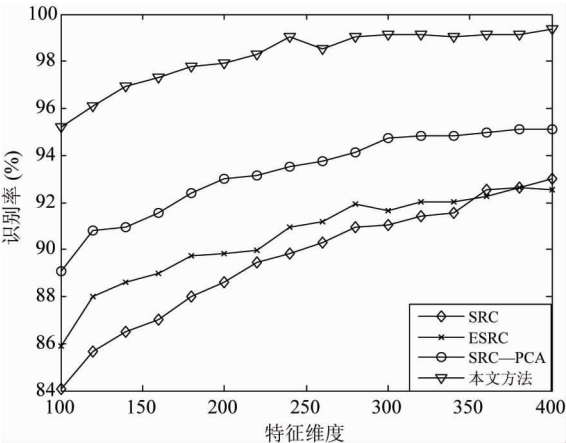


图 14 各种方法在不同维度下的识别曲线

3.3 Extended Yale B 数据库

Extended Yale B 人脸数据库包含 38 类共 2414 张人脸图像,其中包含丰富的光照信息变化。本实验,将所有图像进行裁剪像素为 64×64 。实验中分别从每类样本中随机选取一半图像作为训练样本,剩余样本作为测试样本。将所有图像通过下采样进行降维处理,维数为 400 维,并进行归一化处理。

通过对 Extended Yale B 人脸数据库所有训练样本进行主成分分析得到共享空间基,获取更多的细节信息,图 15 为 Extended Yale B 库 PCA 特征仿真图像。图 16 为 Extended Yale B 库利用共享空间基重构每类训练样本得到共有信息的第一类重构图像部分示例图,其特点是突出了各类人脸的细节信息。图 17 为利用共有信息对训练样本进行重构后结合原始训练样本得到的差分训练集合部分图像。完成差分集合的构建后,进而引入类间差异信息构建逐类特异性剩余空间基,剩余空间基携带鉴别信息对最后分类判别提供至关重要的作用,图 18 是第一类剩余空间基部分图像。



图 15 Extended Yale B 库 PCA 仿真部分示例图

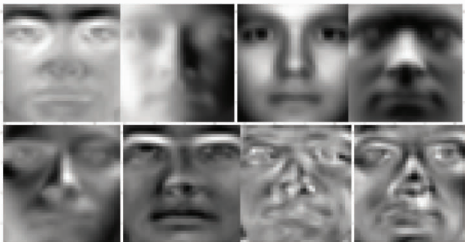


图 16 Extended Yale B 库第一类重构图像部分示例图



图 17 Extended Yale B 库第一类差分训练集合部分图像



图 18 Extended Yale B 库第一类剩余空间基部分图像

表 5 中逐类重构是仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试图像的结果,本文方法是用共享-逐类剩余空间基融合的混合空间稀疏重构测试图像。表 5 描述了随共享空间大小变化识别率变化的情况,且对比了仅用逐类剩余空间基重构所得的识别结果。从表 5 中可以看出,本文方法比仅用逐类剩余基稀疏

重构测试样本的方法识别率要高。且随着共同空间变大,识别率也增加;共同基空间增加到一定程度,识别率达到最高。

表 5 中可以看出,本文方法比仅用逐类剩余空间基稀疏重构测试样本的方法识别率要高,因为共享空间基融合所有类的共有信息、逐类剩余基携带鉴别信息,二者融合的混合空间不仅有较强的辨别性且拥有共享信息,从而识别率要高于逐类剩余空

间基重构的结果。

表 6 为 SRC、ESRC、PCA-SRC 和本文方法在随机选取训练样本集下的正确识别率。从表 6 可以看出,本文方法通过对全部训练样本进行主成分分析得到共同基空间,进而融合所有类别的剩余空间基,从而用混合空间稀疏重构,这样识别性能比其他对比算法效果更好。

表 5 共享空间大小影响识别率

数量	G = 15	G = 25	G = 35	G = 45	G = 55
逐类重构	94.19%	94.36%	94.27%	94.27%	94.85%
本文方法	96.51%	96.60%	96.68%	96.60%	96.60%
数量	G = 65	G = 75	G = 85	G = 95	G = 105
逐类重构	94.60%	94.60%	94.52%	94.44%	94.27%
本文方法	97.84%	96.43%	96.43%	96.51%	96.51%

表 6 Extended Yale B 人脸数据库上几种方法识别率比较

算法	NN	SRC	ESRC	PCA-SRC	本文方法
识别率	67.55%	89.79	90.46%	92.45%	97.84%

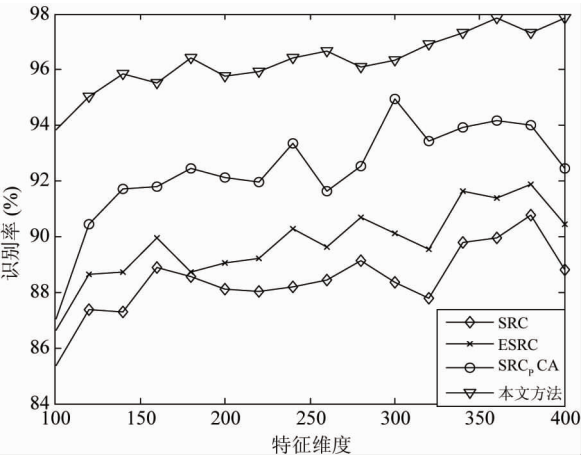


图 19 各种方法在不同维度下的识别曲线

为了充分说明本文提出算法的有效性,对样本维数改变进行对比实验,对本文算法与对比算法的正确识别率进行验证。图 19 为本文提出算法与 NN、SRC、ESRC、PCA-SRC 算法随着样本维数变化的正确识别率曲线,从图 19 可以看出本文算法明显

优于其他算法。

4 结 论

将共享空间基与逐类剩余空间基融合组成混合空间,提出了共享-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法。本文对字典构成进行改进,加入全局共享信息,从而使得混合空间不仅具有较强的辨别性,并且拥有共享信息,共享信息在对测试样本进行稀疏表示时,将所有类别所共有信息逼近测试样本。通过对全部训练样本进行 PCA 学习得到没有标记的共享空间基及其重构空间。然后构造差分模型且进入类间差异信息逐类构建剩余空间基。最后将共享空间基与逐类剩余空间基融合得到混合字典空间模型,进而稀疏重构测试图像判别输出。逐类剩余空间基之间互相正交,共同空间基与逐类剩余空间也正交,这样就使整个混合字典空间都正交,从而找

到了测试样本最佳的线性组合。通过用 AR, CMU PIE, Extended Yale B 人脸数据库进行的实验证明了共享空间基-逐类剩余空间基混合稀疏表示人脸识别算法的有效性。

参考文献

- [1] Gao S, Jia K, Zhuang L, Ma Y. Neither global nor local: regularized patch-based representation for single sample per person face recognition. *International Journal of Computer Vision*, 2015, 111(3): 365-383
- [2] Hamidi H, Amirani M C, Arashloo S R. Local selected features of dual-tree complex wavelet transform for single sample face recognition. *IET Image Processing*, 2015, 9(8): 716-723
- [3] Wright J, Yang A Y, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227
- [4] Huang W, Wang X, Jin Z, et al. Penalized collaborative representation based classification for face recognition. *Applied Intelligence*, 2015, 43(4): 722-731
- [5] Xu L, Wu X, Chen K, et al. Supervised within-class-similar discriminative dictionary learning for face recognition. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 38: 561-572
- [6] Wang L, Wu H, Pan C. Manifold regularized local sparse representation for face recognition. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, 25(4): 651-659
- [7] Lai J, Jiang X. Classwise sparse and collaborative patch representation for face recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(7): 3261-3272
- [8] Wang F, Zuo W, Zhang L, et al. A kernel classification framework for metric learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, 26(9): 1950-1962
- [9] Jiang Z, Lin Z, Davis L S. Label consistent K-SVD: Learning a discriminative dictionary for recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(11): 2651-2664
- [10] Zheng H, Tao D. Discriminative dictionary learning via Fisher discrimination K-SVD algorithm. *Neurocomputing*, 2015, 162(C): 9-15
- [11] Song Y, Cao W, He Z. Robust iris recognition using sparse error correction model and discriminative dictionary learning. *Neurocomputing*, 2014, 137(12): 198-204
- [12] Dong J, Sun C, Yang W. A supervised dictionary learning and discriminative weighting model for action recognition. *Neurocomputing*, 2015, 158(C): 246-256
- [13] Ramirez I, Sprechmann P, Sapiro G. Classification and clustering via dictionary learning with structured incoherence and shared features. In: *Proceedings of the 23rd IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Francisco, USA, 2011. 3501-3508
- [14] Liu B D, Shen B, Gui L, et al. Face recognition using class specific dictionary learning for sparse representation and collaborative representation. *Neurocomputing*, 2016, 204: 198-210
- [15] Meng D, Zhao Q, Leung Y, et al. Learning dictionary from signals under global sparsity constraint. *Neurocomputing*, 2013, 119(16): 308-318
- [16] Yang M, Dai D, Shen L, et al. Latent dictionary learning for sparse representation based classification. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Columbus, USA, 2014. 4138-4145
- [17] Chang H, Yang M, Yang J. Learning a structure adaptive dictionary for sparse representation based classification. *Neurocomputing*, 2016, 190(C): 124-131
- [18] 胡正平, 白帆, 王蒙等. 原子-分子字典结合的联合扩展加权稀疏表示人脸识别算法. *信号处理*, 2016, 32(7): 801-809
- [19] Yang M, Chang H, Luo W. Discriminative analysis-synthesis dictionary learning for image classification. *Neurocomputing*, 2017, 219: 404-411
- [20] Zhou N, Shen Y, Peng J, et al. Learning inter-related visual dictionary for object recognition. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Providence, Rhode Island, USA, 2012. 3490-3497

An algorithm for sparse representation of face recognition using shared space basis-class wise residual space basis hybridization

Hu Zhengping, Liu Lizhen

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

Abstract

In view of the ordinary sample training dictionary learning's deficiency of unusing class common information, an algorithm for sparse representation of face recognition using shared space basis-class wise remaining space basis hybridization is proposed based on introducing shared space and remaining space associated with classes. The algorithm extracts the PCA (principal component analysis) features of training samples, and acquires the unlabeled shared space basis and its reconstruction samples to obtain class common information; then, obtains a differential training set by combining the original samples, and constructs a class specific remaining basis by introducing inter class difference information; and finally, obtains the hybrid dictionary by combining the shared space common basis and the basis of class-wise remaining space, and then classifies the testing samples by using of residual error SRC (sparse representation classification) criterion. This method not only makes full use of the orthogonal property of the hybrid dictionary, but also gives full play to the discriminating ability of the remaining space and the role of sparse approximation of shared information, making the close combination of structured dictionaries with pattern classification. The results of the experiments on facial databases of AR, CMU PIE, Extended Yale B verify the proposed algorithm's effectiveness.

Key words: hybrid dictionary, shared space, residual space, face recognition, sparse representation, class-wise remaining space