

基于带补偿字典的松弛稀疏表示的 小样本人脸识别^{*}

马 晓 庄雯璟 封举富

(北京大学 信息科学技术学院 智能科学系 北京 100871)
(北京大学 机器感知与智能教育部重点实验室 北京 100871)

摘 要 在训练集类内变化类型不可控的小样本人脸识别问题中,补偿字典很难发挥足够作用.在基于带补偿字典的稀疏表示的人脸识别方法中,训练集字典和补偿字典对测试图片表示的能力不同,文中讨论因此不同而导致的二者在稀疏性上的不同要求.通过对两类字典采用不同的稀疏性约束,提出基于带补偿字典的松弛稀疏表示的人脸识别方法.实验表明,在训练集图片类内变化类型不可控的小样本人脸识别问题中,文中方法能取得较优效果.

关键词 稀疏表示,补偿字典,人脸识别,小样本问题

中图法分类号 TP 301.6

DOI 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201605007

引用格式 马晓,庄雯璟,封举富.基于带补偿字典的松弛稀疏表示的小样本人脸识别.模式识别与人工智能,2016,29(5):439-446.

Loose Sparse Representation Based Undersampled Face Recognition with Auxiliary Dictionaries

MA Xiao, ZHUANG Wenjing, FENG Jufu

(Department of Machine Intelligence, School of Electronics Engineering and Computer Science,
Peking University, Beijing 100871)

(Key Laboratory of Machine Perception (Ministry of Education), Peking University, Beijing 100871)

ABSTRACT

In the undersampled face recognition problem with uncontrolled intra-class variations, the auxiliary dictionary can not work quite well. The training dictionary and the auxiliary dictionary in the sparse representation face recognition methods have different representation abilities for the query image. Thus, different demands on the sparsity constraints of these dictionaries at representation stage are discussed. In this paper, a loose sparse representation based classification with auxiliary dictionaries (LSRCAD) is proposed by using different constraints on two types of dictionary respectively. The experiments confirm the effectiveness and the robustness of LSRCAD. LSRCAD outperforms the original sparse representation face recognition methods with auxiliary dictionaries for undersampled face recognition problems.

Key words Sparse Representation, Auxiliary Dictionary, Face Recognition, Undersampled Problem

^{*} 国家重点基础研究发展计划(973计划)项目(No. 2011CB302400)、国家自然科学基金项目(No. 61333015)资助
Supported by National Basic Research Program of China (No. 2011CB302400), National Natural Science Foundation of China (No. 61333015)

收稿日期: 2015-05-13; 修回日期: 2015-09-10; 录用日期: 2015-10-08

Manuscript received May 13, 2015; revised September 10, 2015; accepted October 8, 2015

Citation MA X, ZHUANG W J, FENG J F. Loose Sparse Representation Based Undersampled Face Recognition with Auxiliary Dictionaries. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(5): 439–446.

人脸识别作为一项重要的生物识别技术,在公安刑侦、企业管理、自助服务及互联网金融方面都被广泛应用.现实生活中遇到的人脸识别问题大都为小样本问题,即可从训练集中获得的每类人脸样本相对较少,且样本常是在复杂的自然环境下采集得到,伴有诸如光照、姿态、遮挡、表情、噪声等因素的干扰^[1].如何在含有较大干扰的小样本人脸识别问题中取得鲁棒的识别结果,成为当前许多人脸识别方面研究工作关心的问题.

受稀疏编码^[2]和子空间方法^[3-4]的启发, Wright等^[5]提出基于稀疏表示的分类方法(Sparse Representation Based Classification, SRC),在含有遮挡、噪声、光照的复杂环境下的人脸识别问题中取得较好的效果^[6].在Wright工作的基础上,一系列基于稀疏表示的分类方法的研究相继取得进展,具有代表性的包括: Aharon等^[7]和Yang等^[8-9]提出的关于稀疏表示中字典学习的研究工作,文献[10]~文献[12]提出的快速优化策略,文献[13]~文献[15]提出的关于添加对表示系数不同约束的工作. Zhang等^[16]指出在SRC中协同性机制的地位,并提出使用更松弛的二范数约束训练字典表示系数的协同表示的分类方法.

上述工作均基于一个基本假设:测试样本可由与其同类的训练样本线性表示,这就要求训练集字典必须充分、完备.但在具有较大类内变化干扰的小样本人脸识别中,这一要求往往难以满足,这一类方法也就难以取得理想效果.文献[17]~文献[21]将补偿字典引入基于稀疏表示的人脸识别方法,在小样本的人脸识别问题中取得一定突破.

目前基于带补偿字典的稀疏表示的人脸识别方法仍假设训练集字典和补偿字典表达能力相同,被施加以同样程度的稀疏性约束,这使在具有较大干扰且类内变化类型不可知的小样本问题中,补偿字典往往难以充分发挥作用,有时甚至会适得其反.本文详细讨论基于带补偿字典的稀疏表示的人脸识别方法中训练集字典和补偿字典对稀疏性要求的差异,并通过对其采用不同程度的稀疏性约束,提出基于带补偿字典的松弛稀疏表示的人脸识别方法(Loose SRC with Auxiliary Dictionaries, LSRCAD).实验证明,本文方法针对具有较大干扰的小样本问题具有较强的鲁棒性.

1 相关工作

SRC^[5]工作原理如下:假设人脸图像位于线性子空间中,测试样本可被所有类的训练样本(字典)协同线性表达,而测试样本所属类别的字典可表示得更稀疏,用较少的字典可达到更好的重构.在对表示系数增加稀疏性的约束后,求解所得的稀疏表示系数中非零项应主要为测试样本所属类别字典的对应项,因此可根据哪类字典可取得对测试样本更小的重构误差进行分类.各步骤公式如下所示.

SRC表示过程:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|y - X\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1, \quad (1)$$

SRC分类过程:

$$\text{identity} = \arg \min_i \|y - X_i \hat{\alpha}_i\|_2^2,$$

其中 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_C\}$ 为训练样本(字典); X_i 为第 i 类训练样本(字典) $i = 1, 2, \dots, C$, 为每类对应该类的一个样本; y 为测试样本; $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_C\}$ 为协同表示时各类对应的表示系数.

SRC假设每类训练样本(字典)都必须完备,且都有足够的表达能力.这一假设在具有较大干扰的小样本问题中一般不成立.在小样本且具有较大干扰的人脸识别问题中,测试图片常会错分在具有相似类内变化的字典的类中,而不是在具有相同外貌变化的类中.

为了解决这一问题, Deng等^[17]在SRC的基础上引入描述类内变化的补偿字典,提出扩展的SRC(Extended SRC, ESRC).ESRC通过训练字典和补偿字典协同表示测试图片,使得类内变化成分(主要是噪声、光照、姿态、遮挡等产生的干扰部分)主要由补偿字典表示,分类相关成分(外貌特征)主要由训练字典表示.这种分离表示的机制,使得测试集图片对应类别的原本不完备的训练集字典在补偿字典的辅助下,实现对测试样本的完备表达,减弱小样本情况下类内变化对训练样本表示的干扰.ESRC各步骤公式如下所示.

ESRC表示过程:

$$(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = \arg \min_{\alpha, \beta} \left\| y - [X \ A] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \right\|_2^2 + \lambda \left(\left\| \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \right\|_1 \right), \quad (2)$$

ESRC分类过程:

$$identity = \arg \min_i \left\| y - [X_i \ A] \begin{bmatrix} \hat{\alpha}_i \\ \hat{\beta} \end{bmatrix} \right\|_2^2, \quad (3)$$

其中 A 和 β 分别为补偿字典与其对应的表示系数, 其余符号意义同上. 在式(2)中, 将 $[\alpha \ \beta]^T$ 视为一个整体的向量, 整个优化问题依然可用单变量的 lasso 方法进行求解. α 、 β 可认为被施加以同等程度的稀疏性约束.

在 ESRC 的基础上, 一些后续工作如叠加的基于稀疏表示的分类方法 (Superposed Sparse Representation Based Classification, SSR) [18], Fisher 线性判别方法 (Fisher Linear Discriminant, FLD) [19], 补偿字典学习方法 (Learning Auxiliary Dictionaries, LAD) [20] 等丰富了 ESRC 框架中补偿字典的学习方法. 基于带补偿字典的稀疏表示的人脸识别方法在训练集变化可控的小样本问题上取得较理想的结果. 然而, 在这一框架中, 为了弥补训练集样本的不足, 补偿字典的学习通常利用其它类别的人脸数据通过离线学习获得, 学习和分类过程中都未考虑训练集样本和补偿字典的表达能力的平衡. 若学习的补偿字典表达能力很强, 使得其对外貌的表达能力甚至超过训练样本, 会损失大量有利于分类的信息. 而当通过某种方法对补偿字典进行维度上的压缩之后, 又很可能出现其对某种特定的类内变化的表达甚至不如训练样本的情况, 使得补偿字典的补偿作用难以得到充分发挥. 这一情况在训练集样本变化类型不可控时更为突出.

因此, 本文认为在 ESRC 的模型中对训练字典和补偿字典的表示系数施加同等程度的稀疏性约束, 并未考虑训练字典和补偿字典对稀疏性具有不同的要求, 从而使得在一些情况下, 补偿字典并不能有效地将类内变化分离表达, 限制 ESRC 发挥应有的效果.

2 基于带补偿字典的稀疏表示的人脸识别方法

在训练集样本变化类型不可控的小样本问题中, 每个类别样本中包含的类内变化类型各不相同, 而对单个类别而言, 类内变化情况不能覆盖测试样本中所有可能存在的变化情况. 对于某一测试样本而言, 若其中的类内变化无法由同类训练样本表示, 而其它类别又存在类内变化极为接近的训练样本, 此时, 即使类内变化补偿字典可表示该变化, 也很可能无法发挥补偿作用. 因为实际问题中类内变化

常较复杂, 且无法预知实际测试样本中可能存在的变化类型, 在表示的过程中, 常需要多个补偿字典项才能有效重构测试样本中特定的类内变化. 因此, 如果对训练集字典和补偿字典施加同等程度的稀疏性约束, 算法可能会更倾向于采用其它类别具有相似的类内变化的训练集字典表示测试样本, 进而对分类产生较大干扰.

为了说明上述问题, 本文在 AR 数据集 [22] 上选取两类人脸进行说明性实验. 训练集每类 7 个样本, 分别包含不同种类的类内变化. 随机选取 20 类人脸 (包含各类类内变化) 两两做差后经 K 奇异值分解 (K Singular Value Decomposition, KSVD) [7] 生成补偿字典. 实验结果如图 1 所示.



(a1) 测试图片 (a2) 整体重构 (a3) 第一类重构

(a1) Testing image

(a2) Overall reconstruction

(a3) Reconstruction with subject 1



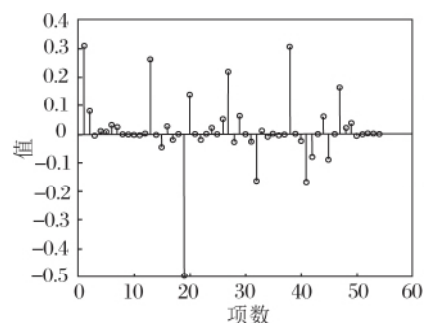
(a4) 第二类重构 (a5) 补偿字典重构

(a4) Reconstruction with subject 2

(a5) Reconstruction with auxiliary dictionaries

(a) ESRC 中各类字典的重构图

(a) Reconstructions of different dictionaries in ESRC



(b) ESRC 的表示系数

(b) Representation coefficients in ESRC

图 1 对 ESRC 的说明性实验结果

Fig. 1 Results of illustrative experiment for ESRC

图 1 中训练字典与补偿字典表示系数被施加同等稀疏性约束 $\lambda_1 = 0.1$. (b) 中前 14 项对应训练字典, 后 40 项对应补偿字典.

在对测试图片(应属第一类, 错分为第二类)进行表示时, 由于第二类存在相似的类内变化(戴有围巾)的字典, 且对类内变化的表达比使用补偿字典更稀疏, 因此类内变化主要由第二类训练样本重构. 此时补偿字典并不能在训练字典协同表达中较好地分离表示类内变化(最后一张图并未较好重构围巾的遮挡). 虽然第一类字典较好地表示相貌成分, 但因类内变化在整体重构中影响更大, 测试样本还是错分到第二类.

3 基于带补偿字典的松弛稀疏表示的人脸识别方法

根据第 2 节所述, 对补偿字典的表示系数施加更松弛的约束, 可降低对其稀疏性的惩罚. 基于上述原因, 本文提出基于带补偿字典的松弛稀疏表示的分类方法(LSRCAD). LSRCAD 的表示模型为

$$(\hat{\alpha} \hat{\beta}) = \arg \min_{\alpha \beta} \|y - [X \ A] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_p + \lambda_2 \|\beta\|_q. \quad (4)$$

分类模型表达式同式(3). λ_1, λ_2 为平衡训练字典和补偿字典稀疏性程度的超参数. 在基于稀疏表示的分类方法中 $p = 1$. 常用的 2 种简化模型如下.

1) 模型 1. 令 $p = q = 1$, 取 $\lambda_2 < \lambda_1$, 式(4)可转化为

$$\begin{aligned} (\hat{\alpha} \hat{\beta}) &= \arg \min_{\alpha \beta} \|y - [X \ A] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_1 + \lambda_2 \|\beta\|_1 \\ &= \arg \min_{\begin{bmatrix} \alpha \\ \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \beta \end{bmatrix}} \|y - [X \ \frac{\lambda_2}{\lambda_1} A] \begin{bmatrix} \alpha \\ \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \beta \end{bmatrix}\|_2^2 + \lambda_1 \left\| \begin{bmatrix} \alpha \\ \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \beta \end{bmatrix} \right\|_1. \end{aligned}$$

上式可将 $[\alpha \ \frac{\lambda_2}{\lambda_1} \beta]^T$ 视为一个整体, 转化为式

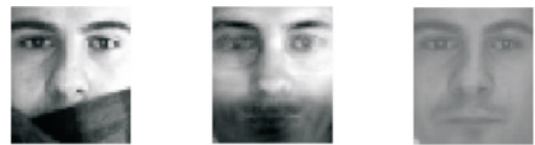
(2) 的单变量的 lasso 问题进行求解. 值得注意的是, $\lambda_2 = \lambda_1$ 为 ESRC. $\lambda_2 = 0$ 为几乎完全依靠补偿字典进行重构的特殊情况. 若补偿字典 A 表达能力够强, 训练集字典几乎发挥不了任何作用, 所以 λ_2 也不是越小越好.

2) 模型 2. 令 $p = 1, q = 2$, λ_2 可大于、等于或小于 λ_1 (因为 l_2 范数的约束本身不稀疏), 式(4)变为

$$(\hat{\alpha} \hat{\beta}) = \arg \min_{\alpha \beta} \|y - [X \ A] \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_1 + \lambda_2 \|\beta\|_2.$$

上式需迭代求解, 每次固定一项系数求解另一项. 固定求解的过程是一个正则化最小二乘问题, 具有解析解. 固定的过程为式(1)中的 lasso 问题. 迭代的收敛速度取决于超参数和变量选取的初始值.

对第 2 节中提出的问题使用 LSRCAD 进行求解, 选择模型 1, $\lambda_1 = 0.1, \lambda_2 = 0.01$, 松弛对补偿字典表示系数稀疏性的约束, 各部分字典的表示情况和表示系数如图 2 所示.



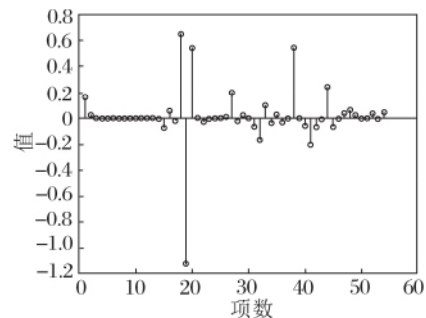
(a1) 测试图片 (a2) 整体重构 (a3) 第一类重构
(a1) Testing image (a2) Overall reconstruction (a3) Reconstruction with subject 1



(a4) 第二类重构 (a5) 补偿字典重构
(a4) Reconstruction with subject 2 (a5) Reconstruction with auxiliary dictionaries

(a) LSRCAD 中各类字典的重构图

(a) Reconstructions of different dictionaries in LSRCAD



(b) LSRCAD 的表示系数

(b) Representation coefficients in LSRCAD

图 2 对 LSRCAD 的说明性实验的结果

Fig. 2 Results of illustrative experiment for LSRCAD

图 2 中,训练字典与补偿字典表示系数被施加同等稀疏性约束 $\lambda_1 = 0.1$ $\lambda_2 = 0.01$ (b) 中前 14 项对应训练字典,后 40 项对应补偿字典。

从图 2 可看出,当补偿字典的稀疏性约束被松弛后,其与训练集字典协同表达类内变化时竞争力增强,能较好分离重构类内变化(围巾的遮挡)。此时,由于使用具有相似类内变化的训练集字典(第二类的字典)表达类内变化会有更大稀疏性的惩罚,其字典因此被赋予很小的表示系数,基本未参与表示。这从而突出测试样本所属类别(第一类)对相貌部分的表达效果,使样本正确分类。

3 实验及结果分析

3.1 补偿字典稀疏性参数 λ_2 的分析

本次实验使用 Extended Yale b^[3] 中全部 2 414 张正面图像作为补偿字典的训练集,对两两做差生成的差图做 KSVD^[7] ($K = 10$ $L = 40$) 生成 40 项补偿字典,补偿字典如图 3 所示,主要描述光照变化。



图 3 使用 Extended Yaleb 学习到的补偿字典
Fig.3 Auxiliary dictionaries learned by Extended Yale b

选取 PIE Frontal 数据集^[23] 作为识别的训练集

和测试集。PIE Frontal 数据集为 CMU_PIE 数据集的子数据集,共包含 68 人 7 576 张正面图像。数据集中包含光照、表情等诸多类内变化类型。实验中,每类随机选取 2 张图片作为训练字典,固定 $\lambda_1 = 0.1$,测试集识别率随补偿字典稀疏性的约束 λ_2 的变化情况如图 4 所示。

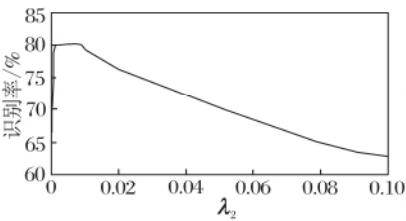


图 4 识别率随 λ_2 的变化图
Fig.4 Recognition rate changing with λ_2

从图 4 可看出,随着 λ_2 的减小,对补偿字典表示系数的稀疏性约束越来越弱,识别率先逐渐增大,在 0.01 左右达到峰值,随着 λ_2 的进一步减小,识别率又继续下降。当 λ_2 趋近 0 时,因为使用补偿字典表达几乎无任何稀疏性的惩罚,可由补偿字典表示的部分完全由补偿字典表示,训练集字典几乎不起表示作用,导致识别率下降。在实际问题中,应当通过交叉验证的方式选择合适的 λ_2 进行识别,两个极端都会导致不甚理想的识别结果。

3.2 PIE Frontal 人脸数据集识别实验

本次实验使用 Extended Yale b 作为补偿字典的训练数据集,对数据集中 2 414 张图像两两做差生成的差图经 KSVD ($K = 10$ $L = 40$) 生成 40 项补偿字典,如图 3 所示。在 PIE Frontal 中随机选取 2 ~ 7 张图像(小样本情形)作为训练字典,其余所有图像作为验证集和测试集。对比的人脸识别方法如下: SRC、ESRC、SSRC、LAD、LSRCAD 模型 1、LSRCAD 模型 2。所有算法中的超参数均通过假设检验得到。每组实验重复 10 次,结果取平均值,具体见表 1。

表 1 PIE frontal 数据集上小样本情形下各种人脸算法识别率

Table 1 Recognition rates of different face recognition algorithms for undersampled problem on PIE frontal dataset

| 算法 | 每类字典数 | | | | | | |
|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| SRC | 62.94% | 73.49% | 80.63% | 84.75% | 87.58% | 89.77% | 91.55% |
| ESRC | 58.91% | 76.18% | 83.39% | 87.79% | 90.47% | 91.95% | 93.17% |
| SSRC | 71.86% | 78.68% | 83.30% | 85.33% | 88.29% | 89.77% | 92.02% |
| LAD | 64.76% | 73.85% | 81.12% | 84.54% | 87.60% | 90.38% | 92.13% |
| LSRCAD(模型 1) | 80.05% | 86.41% | 89.94% | 91.97% | 93.02% | 93.85% | 94.64% |
| LSRCAD(模型 2) | 79.63% | 84.78% | 88.16% | 92.13% | 93.38% | 94.12% | 94.56% |

如表 1 所示,在各个训练集大小下,LSRCAD 均能取得最好的识别率,相比传统的基于稀疏表示的人脸识别算法 SRC 和 ESRC,识别率有较大提升.原因是在对补偿字典进行合理的稀疏性约束的条件下,补偿字典可充分分离表达类内变化,从而大幅度提升具有较大干扰的小样本情形下的识别效果.

3.3 AR 人脸数据集识别实验

本次实验使用 AR 数据集^[22]进行实验,该数据集包含大约 100 人的彩色图像(每人约 50 张),含有光照、遮挡、表情的类内变化的干扰.随机选取 AR 数据集中 20 人图像作为补偿字典的训练集,同 2.2 节,两两做差经 KSVD ($K = 10, L = 40$) 生成 40 项补偿字典,如图 5 所示.剩余所有 80 人图像进行识别实验.随机选取每人 2 ~ 7 张图像(小样本情形)作为训练字典,其余所有图像作为验证集和测试集.

对比的人脸识别方法如下: SRC、ESRC、SSRC、LAD、LSRCAD 模型 1、LSRCAD 模型 2. 使用同样补偿字典,所有算法中的超参数均通过假设检验得到.每组实验重复 10 次,结果取平均值.

如图 5 和表 2 所示,在各个训练集大小下,LSRCAD 均能取得最好的识别率,补偿字典在小样

本问题下充分发挥作用.实验中发现,对于不同的类内变化、补偿字典、识别环境,LSRCAD 的最优参数和最优效果也不同. LSRCAD 作为一个比 SRC、ESRC 更一般的模型,需根据实际问题交叉检验选择最合适的超参数进行识别. 补偿字典学习中使用的参数也会为超参数的选择提供一定的先验信息.



图 5 使用 AR 数据集样本学习到的补偿字典
Fig. 5 The auxiliary dictionaries learned by AR

表 2 AR 数据集上小样本情形下各人脸算法识别率

Table 2 Recognition rates of different face recognition algorithms for undersampled problems on AR frontal dataset

| 算法 | 每类字典数 | | | | | | |
|--------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| SRC | 31.02% | 41.38% | 49.18% | 55.15% | 60.30% | 64.97% | 68.85% |
| ESRC | 52.65% | 62.05% | 67.97% | 72.13% | 76.04% | 78.70% | 80.69% |
| SSRC | 53.36% | 63.20% | 68.93% | 73.37% | 76.09% | 77.89% | 79.93% |
| LAD | 40.52% | 47.01% | 51.96% | 66.48% | 70.96% | 74.96% | 77.51% |
| LSRCAD(模型 1) | 56.82% | 64.35% | 72.73% | 77.32% | 79.88% | 82.89% | 84.24% |
| LSRCAD(模型 2) | 54.32% | 65.49% | 71.88% | 75.12% | 77.31% | 79.67% | 80.69% |

3.4 FERET 人脸数据集识别实验

本次实验使用 FERET 人脸数据集^[24]进行实验,测试 LSRCAD 在更复杂的识别环境下的实际效果. FERET 人脸数据集包含如光照、表情、时间变化等因素的影响,且测试人数更多,更具有挑战性.为了更好地对比已有文献,采用与文献 [17] 中相同的实验设置,将 FERET 数据集划分为如下子集.

1) 生成数据集(Generic Training Set). 包含 429 个个体的 1 002 张图像,按照 FERET 标准训练 CD(FERET Standard Training CD) 选取. 该数据集用于补偿字典的训练. 训练方法同先前实验.

2) 训练数据集(Gallery Training Set). 包含 1 196 个个体的 1 196 张图像. 该数据集用于作为稀

疏表示方法的训练集字典. 每个个体仅有 1 张图像作为字典.

3) fb 数据集(fb Probe Set). 包含 1 195 张图像,具有不同的人脸表情,作为测试集.

4) fc 数据集(fc Probe Set). 包含 194 张图像,具有不同的光照情况,作为测试集.

5) dup1 数据集(dup1 Probe Set). 包含 722 张图像,在不同时间下拍摄,作为测试集.

6) dup2 数据集(dup2 Probe Set). 包含 234 张图像,在至少相距一年以上的时间间隔后拍摄,为 dup1 的子集,作为测试集.

所有样本均经过剪切并对齐到同样尺寸,实验均重复 10 次,取平均结果,如表 3 所示.

表3 FERET数据集上小样本情形下各人脸算法识别率

Table 3 Recognition rates of different face recognition algorithms on FERET dataset for undersampled problems

| 算法 | fb | fc | dup1 | dup2 |
|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| SRC | 85.27 | 76.29 | 63.71 | 55.56 |
| ESRC | 92.80 | 79.38 | 77.01 | 66.24 |
| SSRC | 87.78 | 91.75 | 68.56 | 67.52 |
| LAD | 90.96 | 82.99 | 77.98 | 64.10 |
| LSRCAD(模型 1) | 93.97 | 95.36 | 78.95 | 68.38 |
| LSRCAD(模型 2) | 93.72 | 92.78 | 77.56 | 69.23 |

如表3所示,LSRCAD在FERET数据集的各类干扰情形下均能取得最好的识别率,进一步提升基于补偿字典的稀疏表示方法在复杂环境中识别的鲁棒性。但LSRCAD在拍摄时间不同、表情变化较大的情况下提升仍有限,这与补偿字典的训练数据仍不够充分,不能完全刻画这些变化有关。在实际应用中,选取对类内变化表达更充分的数据集会更有助于发挥LSRCAD的效果。

4 结 束 语

本文提出基于带补偿字典的松弛稀疏表示的人脸识别方法,通过对补偿字典的表示系数施加比训练集字典对应的表示系数更松弛的稀疏性约束,更有助于发挥补偿字典对类内变化的分离表示功能,有效提升存在复杂干扰且类内变化不可控的小样本问题中人脸识别的准确率和鲁棒性。LSRCAD作为ESRC的更一般形式,将字典的稀疏性约束程度转化为选择模型超参数的问题,在实际使用时,推荐采用交叉验证的方法选择最优的超参数,也可根据补偿字典和训练集字典稀疏性的一些先验知识(如KL参数)进行估计。实验证明,在最优的超参数下,相比传统的基于带补偿字典的稀疏识别方法,LSRCAD具有一致性的显著提升作用。

如何精确先验估计LSRCAD的超参数,以及如何更定性地度量补偿字典的稀疏性对整个表示模型分离表达和最终识别的影响,都是未来值得研究的方向。

参 考 文 献

[1] 马 炎. 小样本人脸图像识别研究. 硕士学位论文. 南京: 南京信息工程大学, 2011.
(MA Y. Study of Face Recognition with Small Sample Size. Master Dissertation. Nanjing, China: Nanjing University of Information Sci-

ence & Technology, 2011.)
[2] DONOHO D L. Compressed Sensing. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289–1306.
[3] LEE K C, HO J, KRIEGMAN D J. Acquiring Linear Subspaces for Face Recognition under Variable Lighting. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 684–698.
[4] NASEEM I, TOGNERI R, BENNAMOUN M. Linear Regression for Face Recognition. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(11): 2106–2112.
[5] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust Face Recognition via Sparse Representation. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(2): 210–227.
[6] 杨荣根 任明武 杨静宇. 基于稀疏表示的人脸识别方法. 计算机科学, 2010, 37(9): 267–269.
(YANG R G, REN M W, YANG J Y. Sparse Representation Based Face Recognition Algorithm. Computer Science, 2010, 37(9): 267–269.)
[7] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation. IEEE Trans on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311–4322.
[8] YANG M, ZHANG L, YANG J, et al. Metaface Learning for Sparse Representation Based Face Recognition // Proc of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China, 2010: 1601–1604.
[9] YANG M, ZHANG L, FENG X C, et al. Fisher Discrimination Dictionary Learning for Sparse Representation // Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain, 2011: 543–550.
[10] YANG J F, ZHANG Y. Alternating Direction Algorithms for l_1 -Problems in Compressive Sensing. SIAM Journal on Scientific Computing, 2011, 33(1): 250–278.
[11] MALIOUTOV D M, CETIN M, WILLSKY A S, et al. Homotopy Continuation for Sparse Signal Representation // Proc of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Philadelphia, USA, 2005, V: 733–736.
[12] KOH K, KIM S J, BOYD S. An Interior-Point Method for Large-Scale l_1 -Regularized Logistic Regression. Journal of Machine Learning Research, 2007, 8: 1519–1555.
[13] LIU Y N, WU F, ZHANG Z H, et al. Sparse Representation Using Nonnegative Curds and Whey // Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA, 2010: 3578–3585.
[14] GAO S H, TSANG I W H, CHIA L T, et al. Local Features Are Not Lonely-Laplacian Sparse Coding for Image Classification // Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA, 2010: 3555–3561.
[15] BERKES P, WHITE B L, FISER J. No Evidence for Active Sparsification in the Visual Cortex [J/OL]. [2015-04-25]. <http://papers.nips.cc/paper/3774-no-evidence-for-active-sparsification-in-the-visual-cortex.pdf>.
[16] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse Representation or Collaborative Representation: Which Helps Face Recognition? // Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision.

- Barcelona, Spain, 2011: 471–478.
- [17] DENG W H, HU J N, GUO J. Extended SRC: Undersampled Face Recognition via Intra-class Variant Dictionary. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(9): 1864–1870.
- [18] DENG W H, HU J N, GUO J. In Defense of Sparsity Based Face Recognition // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, USA, 2013: 399–406.
- [19] SU Y, SHAN S G, CHEN X L, *et al.* Adaptive Generic Learning for Face Recognition from a Single Sample per Person // *Proc of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, USA, 2010: 2699–2706.
- [20] WEI C P, WANG Y C F. Learning Auxiliary Dictionaries for Undersampled Face Recognition // *Proc of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. San Jose, USA, 2013. DOI: 10.1109/ICME.2013.6607549.
- [21] 李月龙, 孟丽, 封举富, 等. 基于光照补偿空间的鲁棒人脸识别. *中国科学(信息科学)*, 2013, 43(11): 1398–1409.
(LI Y L, MENG L, FENG J F, *et al.* Illumination Compensation Subspace Based Robust Face Recognition. *Science China(Information Sciences)*, 2013, 43(11): 1398–1409.)
- [22] CANDÈS E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Measurements. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207–1223.
- [23] GROSS R, MATTHEWS I, COHN J, *et al.* Multi-PIE. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(5): 807–813.
- [24] PHILLIPS P J, WECHSLER H, HUANG J, *et al.* The FERET dataset and Evaluation Procedure for Face-Recognition Algorithms. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(5): 295–306.

作者简介

马晓(通讯作者),男,1990年生,博士研究生,主要研究方向为机器学习、模式识别、子空间理论. E-mail: maxiao2012@pku.edu.cn.

(**MA Xiao** (Corresponding author), born in 1990, Ph. D. candidate. His research interests include machine learning, pattern recognition and subspace theory.)

庄雯璟,女,1989年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、模式识别. E-mail: zhuangwj@pku.edu.cn.

(**ZHUANG Wenjing**, born in 1989, master student. Her research interests include image processing and pattern recognition.)

封举富,男,1967年生,博士,教授,主要研究方向为图像处理、模式识别、机器学习、生物特征识别. E-mail: fjf@cis.pku.edu.cn.

(**FENG Jufu**, born in 1967, Ph. D., professor. His research interests include image processing, pattern recognition, machine learning and biometrics recognition.)