

DOI:10.3979/j.issn.1673-825X.2017.06.020



## 二次近邻稀疏重构法及人脸识别

邵冬华<sup>1</sup>,施志刚<sup>2</sup>,史军杰<sup>2</sup>

(1.南通航运职业技术学院 教育信息化管理中心,江苏 南通 226010;2.南通航运职业技术学院 管理信息系,江苏 南通 226010)

**摘要:**基于整个数据集的稀疏表示(sparse representation classification, SRC)用于人脸识别在很大程度上影响了运行效率。如何利用较少样本稀疏表示在保证计算效率的同时,识别率也有一定提升,尤其是面对光照、角度、姿态等非受控环境,目前仍是一个问题。考虑到协同表示(collaborative representation classification, CRC)基于 $l_2$ 范数稀疏求解的优势,为进一步提升CRC的整体分类性能,引入类内近邻,提出一种二次近邻稀疏重构表示法。该方法首先在原始训练集上选择各类训练样本中与待测样本距离相近的若干样本组成近邻样本集,并协同表示,接着分别用各类近邻样本重构待测样本,再次选择与待测样本相近的若干重构样本协同表示,最终实现模式分类。在ORL和FERET数据库上的仿真实验表明,相比现有的一些CRC算法,该方法在一定程度上缩短了运行时间,并使识别更精确。

**关键词:**稀疏表示;人脸识别;协同表示;二次近邻;稀疏重构

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1673-825X(2017)06-0844-07

## Sparse reconstruction algorithm based on secondary nearest neighbor and face recognition

SHAO Donghua<sup>1</sup>, SHI Zhigang<sup>2</sup>, SHI Junjie<sup>2</sup>

(1. Educational Information Management Center, Nantong Vocational & Technical Shipping College, Nantong 226010, P. R. China;

2. Department of Management and Information, Nantong Vocational & Technical Shipping College, Nantong 226010, P. R. China)

**Abstract:** Sparse representation classification (SRC) based on the entire data set for face recognition largely affect the running efficiency. How to use the few samples for sparse representation while ensuring the computing efficiency, the recognition rate also has a certain improvement, especially in the light, angle, attitude and other uncontrolled environment, it is still a problem. Taking into account the advantage of sparse solution based on  $l_2$  norm in collaborative representation classification (CRC), on this basis, in order to further improve the overall classification performance of CRC, this article introduces the nearest neighbor of the inner class, a sparse reconstruction method based on secondary nearest neighbor is proposed. Firstly among the original training sample set, several samples of the inner class which are similar to the testing sample were chosen to construct the nearest neighbor sample set, and they collaboratively represent the testing sample, and the nearest neighbor samples in each class were used to reconstruct testing sample respectively, then some reconstructed samples which are similar to the testing sample were chosen to collaboratively represent again, finally pattern classification was realized. Experiments on the ORL and FERET database indicate that compared with some existing CRC algorithms, the proposed method partly makes the running time short, and the recognition rate more accurate.

**Keywords:** sparse representation classification; face recognition; collaborative representation classification; secondary nearest neighbor; sparse reconstruction

收稿日期:2016-08-06 修订日期:2017-09-20 通讯作者:施志刚 benstiven@163.com

基金项目:南通航运学院科技基金重点资助项目(HYKJ/2016A02)

Foundation Item: The Key Project of Science and Technology Foundation of Nantong Shipping College(HYKJ/2016A02)

## 0 引言

鲁棒性人脸识别是目前生物特征识别领域的热点和难点。这其中基于特征提取的方法<sup>[1-4]</sup>,旨在寻找目标图像的低维特征与分类的相关性。虽然在一定程度上提升了人脸识别的性能,但至今还没有权威的高维图像到低维空间的变换准则。近年来,基于压缩感知编码理论的稀疏表示(sparse representation classification, SRC)因对图像噪声不敏感而引起广泛关注。此模型最先由 WRIGHT 等<sup>[5]</sup>提出,它通过在高维空间对人脸图像的表示来完成模式分类。进一步的,一些研究人员通过在稀疏求解中嵌入迭代加权系数,提出了鲁棒性更强的方法<sup>[6-7]</sup>。考虑到 SRC 过于强调范数的稀疏性,计算中需要迭代,致使复杂度较高。为此, YANG 和 ZHANG<sup>[8]</sup>提出基于 Gabor 变换提取图像局部方向性特征用于 SRC,降低了算法的复杂度,且识别效果更佳。

SRC 要求样本的完备性,但在实际应用中,往往并非如此。这样即使目标样本确定归属,有限的属类样本也很难线性表示。于是, ZHANG 等<sup>[9]</sup>人通过分析指出类间样本的相似性对于稀疏表示的作用,提出协同表示分类(collaborative representation classification, CRC),此算法基于  $l_2$ -范数的稀疏求解在大幅缩短运行时间的同时,依然保持和 SRC 相当的识别效果。文献[10]将图像通过 Shearlet 多尺度变换后进行融合,结合分块用均匀局部二值模式(uniform local binary pattern, ULBP)提取特征以协同表示,改善了识别效果,但算法的复杂度较高。WEI<sup>[11]</sup>提出将灰度图像 8 个位平面的有效识别信息进行加权,通过构造虚拟图像协同表示,有效提升了识别性能。文献[12]提出鲁棒协同表示(robust collaborative representation, RCR),相比文献[6-7]方法,此算法计算复杂度大大降低。另外, LU<sup>[13]</sup>和 FAN<sup>[14]</sup>指出样本的有效局部信息对稀疏表示的重要性,分别提出加权稀疏表示(weighted sparse representation classification, WSRC),有效增强了分类性能。但此方法通过权衡各训练样本与目标样本的相似性构建加权矩阵,嵌入在基于整个数据集协同表示的系数求解中,很大程度上会降低运行效率。受此启发,并针对存在遮挡等非受控环境,文献[15]引入分块思想,通过提取各训练样本与测试样本对应子图像的最大相似信息嵌入在稀疏表示中,无论

识别率还是运行效率都有不同程度的提升。鉴于样本中的光照、角度、姿态等信息不能有效利用对分类的干扰,文献[16]通过不同场景构造虚拟样本协同表示(virtual samples collaborative representation classification, VSCRC),虽然有较好的识别效果,但扩张的训练样本无疑会消耗系数求解的时间。文献[17]通过阶段性缩小目标类别的二级分类法(coarse to fine face recognition, CFFR)使识别更精确,但同样基于整个数据集的协同表示在运行时间上没有太大优势。

综合近年来流行的基于 CRC 算法的分析,均是基于整个数据集协同表示,这样在系数求解中势必会降低计算效率。此外,一些与目标样本相关性较小的训练样本参与稀疏表示,在一定程度上反而会影响到分类的实效。文献[18-20]验证了适合数量且相似的样本协同表示不仅能获得更高的识别率,而且可以降低算法的复杂度。基于上述考虑,文章提出二次近邻稀疏重构表示法。通过在原始训练集中选择和目标样本更相似的各类样本协同表示,不仅可以降低运行时间,而且通过对目标样本的一次重构,从与原始样本类别数相同的重构样本中再次选择和目标样本相近的样本协同表示,可以进一步缩小分类目标,使识别更精确。在 ORL 及 FERET 数据库上的实验证明了本文方法的有效性。

## 1 协同表示分类原理

定义训练样本集  $X = \{X_j^i \in R^{m \times n}, i = 1, 2, \dots, C, j = 1, 2, \dots, n_i\}$ , 表示有  $C$  类目标样本,每类样本有  $n_i$  幅图像,样本总数  $N = \sum_{i=1}^C n_i$ ,  $X_j^i$  是第  $i$  类第  $j$  幅样本,图像大小为  $m \times n$ 。将  $X_j^i$  矢量化为  $x_j^i \in R^{m \times 1}$ , 这样第  $i$  类训练样本组成的矩阵为  $X_i = [x_1^i, x_2^i, \dots, x_{n_i}^i] \in R^{m \times n_i}$ , 从而构成完备的训练样本,表示为  $X = [X_1, X_2, \dots, X_C] \in R^{m \times N}$ 。设测试样本为  $Y \in R^{m \times n}$ 。测试样本矢量化为  $y \in R^{m \times 1}$ 。

如果测试样本矢量  $y \in R^{m \times 1}$  属于某类,则有

$$y = X\alpha \quad (1)$$

(1)式中,  $\alpha = [0, 0, \dots, 0, \alpha_1^i, \alpha_2^i, \dots, \alpha_{n_i}^i, 0, 0, \dots, 0]^T$  为稀疏系数矢量,所有不相关类的训练样本的系数都为 0。因此,矢量系数  $\alpha$  的求解是 SRC 模型的关键。由压缩感知原理,对系数  $\alpha$  的最优稀疏求解以  $l_1$  范数作为最小化约束条件,即

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \|\alpha\|_1, \text{ s. t. } \|y - X\alpha\|_2 \leq \varepsilon \quad (2)$$

ZHANG 等在此基础上提出所有样本的 CRC,以  $l_2$  代替  $l_1$  范数简化计算。引入正则化参数  $\lambda$  稳定重构误差和稀疏性,系数  $\alpha$  的最优求解定义为

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|y - X\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_2^2 \} \quad (3)$$

(3)式中,系数  $\alpha$  可通过对(3)式求导得出,即

$$\alpha = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \quad (4)$$

通过(5)式计算各类训练样本重构与测试样本  $y$  的残差  $e_i$ ,即

$$e_i = \|y - X_i \alpha_i\|_2 \quad (5)$$

最后依据  $e_i$  的最小值判断  $y$  的类别

$$\text{identity}(y) = \arg \min_i \{ e_i \} \quad (6)$$

## 2 二次近邻稀疏重构人脸识别方法

首先选取每类训练样本中与待测样本近邻的样本协同表示;获取稀疏系数后,利用各类近邻样本分别重构待测样本,从而组成与原始训练样本类别数相同的重构样本集;然后再次选择与测试样本距离最近的若干重构样本协同表示,并进行二次重构;最终实现模式分类。具体算法步骤如下。

**Step 1** 原始训练样本集定义已在前文描述,对于任意待测样本  $y \in R^{m \times 1}$ ,分别求其在第  $i$  类训练样本的  $K$  个近邻,组成新的近邻样本集。

首先用欧式距离计算第  $i$  类训练样本  $x_j^i$  与待测样本  $y$  的距离  $d_j^i$ ,如(7)式。

$$d_j^i = \|y - x_j^i\|_2, \quad i = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, n_i \quad (7)$$

然后在第  $i$  类训练样本中找出与待测样本  $y$  距离最近的  $K$  个近邻样本  $\bar{x}_i$ ,即

$$\bar{x}_i = \{x_j^i \mid \min_{1-K} d_j^i\}, \quad i = 1, 2, \dots, C, \quad j = 1, 2, \dots, n_i, K \leq n_i \quad (8)$$

则新的近邻样本集为:  $\bar{X} = \{x_{p_1}^1, x_{p_2}^1, \dots, x_{p_K}^1, \dots, x_{q_1}^C, x_{q_2}^C, \dots, x_{q_K}^C\}$ ,其中,  $p_1, p_2, \dots, p_K, \dots, q_1, q_2, \dots, q_K \in [1, n_i]$ 。

**Step 2** 在近邻样本集  $\bar{X}$  上对待测样本  $y$  进行协同表示,并以(9)式计算系数  $\alpha$ 。

$$\alpha = (\bar{X}^T \bar{X} + \lambda I)^{-1} \bar{X}^T y \quad (9)$$

(9)式中,  $\lambda \in (10^{-6}, 0.1)$ 。定义  $\alpha_i$  为  $\alpha$  对应于第  $i$  类近邻样本  $\bar{x}_i$  的稀疏系数。

**Step 3** 利用第  $i$  类近邻样本的稀疏系数  $\alpha_i$  分别对待测样本  $y$  进行第一次重构,得到属于各类的重构样本  $\bar{y}_i$ ,即

$$\bar{y}_i = \bar{x}_i \alpha_i, i = 1, 2, \dots, C. \quad (10)$$

这样重构样本集为  $\bar{Y} = \{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_C\}$ 。

**Step 4** 在  $\bar{Y}$  上选取  $K'$  个与待测样本  $y$  距离最近的第  $\eta_l$  类重构样本  $\bar{y}_{\eta_l}$ ,组成新的近邻重构样本集。

用欧式距离计算第  $i$  类重构样本  $\bar{y}_i$  与待测样本  $y$  的距离  $\hat{d}_i$ ,如(11)式。

$$\hat{d}_i = \|y - \bar{y}_i\|_2, i = 1, 2, \dots, C. \quad (11)$$

选择与待测样本  $y$  距离最近的  $K'$  个重构样本  $\bar{y}_{\eta_l}$ ,即

$$\bar{y}_{\eta_l} = \{ \bar{y}_i \mid \min_{1-K'} \hat{d}_i \}, \quad i = 1, 2, \dots, C, l = 1, 2, \dots, K'. \quad (12)$$

则近邻重构样本集为  $\tilde{Y} = \{\bar{y}_{\eta_1}, \bar{y}_{\eta_2}, \dots, \bar{y}_{\eta_{K'}}\}$ 。其中,  $\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_{K'} \in [1, C]$ 。

**Step 5** 在近邻重构样本集  $\tilde{Y}$  上对待测样本  $y$  再次进行协同表示,并计算系数  $\tilde{\alpha}$ ,即

$$\tilde{\alpha} = (\tilde{Y}^T \tilde{Y} + \lambda I)^{-1} \tilde{Y}^T y \quad (13)$$

(13)式中,  $\tilde{\alpha}_{\eta_l}$  为  $\tilde{\alpha}$  对应于第  $\eta_l$  类重构样本  $\bar{y}_{\eta_l}$  的稀疏系数。

**Step 6** 利用第  $\eta_l$  类重构样本  $\bar{y}_{\eta_l}$  的稀疏系数  $\tilde{\alpha}_{\eta_l}$  分别对待测样本  $y$  进行二次重构,得到第  $\eta_l$  类的二次重构样本  $\hat{y}_{\eta_l}$ ,即

$$\hat{y}_{\eta_l} = \bar{y}_{\eta_l} \tilde{\alpha}_{\eta_l}, l = 1, 2, \dots, K'. \quad (14)$$

**Step 7** 计算测试样本  $y$  与第  $\eta_l$  类二次重构样本  $\hat{y}_{\eta_l}$  之间的重构误差  $e_{\eta_l}$ ,即

$$e_{\eta_l} = \|y - \hat{y}_{\eta_l}\|_2, l = 1, 2, \dots, K'. \quad (15)$$

根据  $\text{identity}(y) = \text{index}_i (\arg \min_{\eta_l} \{ e_{\eta_l} \})$ ,判断  $y$  的归属。

## 3 实验结果与分析

实验硬件环境为 Intel Core i5-4210M 处理器, 2.60 GHz 主频, 4 GB 内存, 用 Matlab7 仿真, 在 ORL 和 FERET 人脸库上验证本文方法的有效性。本文实验中  $\lambda = 0.01$ 。

### 3.1 在 ORL 库上的实验

ORL 数据库有 40 人,每人包含 10 幅不同表情、姿态、角度、光照等差异的人脸图片,大小均为  $112 \times 92$  像素。图 1 为 ORL 库中某人图像实例。

本实验分 4 组进行,分别取每类训练样本前  $n_i = 4, 5, 6, 7$  幅为训练样本,余下的用来测试。通过一次近邻  $K$  和二次近邻  $K'$  的选择来比较本文方法在 ORL 库上的识别效果。如图 2 所示。



图 1 ORL 库某人图像实例

Fig. 1 Examples of someone's images in ORL database

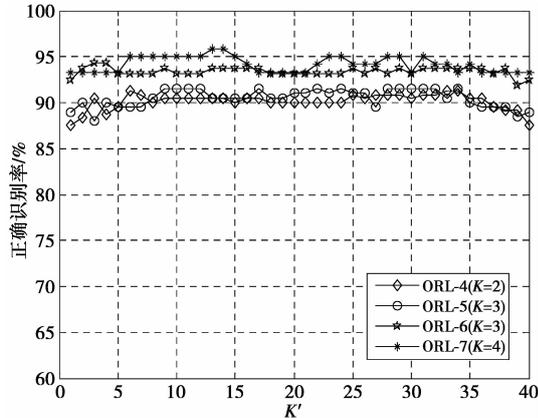


图 2 ORL 库上  $n_i$  不同时在  $K$  近邻下取不同  $K'$  的识别率

Fig. 2 Recognition rate of different  $K'$  under the nearest  $K$  neighbors while  $n_i$  is different on ORL database

从图 2 可见,当  $n_i$  不同时,选择与测试样本更相似的若干样本协同表示,分别在  $K = 2, 3, 3, 4$ , 即  $K = \text{ceil}(n_i/2)$  时,近邻效果最优。这种通过在各类样本中选取  $K$  近邻的协同表示,可得到与类别数 ( $C = 40$ ) 相同的重构样本,再选择  $K'$  个近邻重构样本协同分类,可获得更高的识别率,分别在  $K' = 6, 9, 3, 13$  时,达到最高,依次是 91.25%, 91.50%, 94.37% 和 95.83%。相比文献[20],在重构样本中选择近邻稀疏重构可以进一步缩小分类目标,使识别更精确。表 1 为  $n_i = 6$  时,各方法识别性能比较。表 1 中,CFFR 方法第 2 阶段类别数取 6,局部稀疏表示(local sparse representation classification, LSRC)和改进的局部稀疏表示(improved local sparse representation classification, ILSRC)方法基于所有训练样

本的近邻数取 40。

从表 1 中看出,本文方法在 ORL 库上,识别率相比 WSRC 和 VSCRC 分别提高了 6.87% 和 6.25%。虽然本文方法与 CFFR 识别率相同,但在识别效率上有较大优势,平均识别时间提高了 2 倍多。原因在于 CFFR 和本文方法虽然均采用二级分类以缩小目标类别为目的,识别率相当,但是 2 个阶段系数求解效率不同,取决于总样本数。在第 1 阶段 CFFR 基于整个训练集,而本文方法则基于局部样本,数量仅为 CFFR 的 1/2;到了第 2 阶段,CFFR 用于计算系数的样本数为 36,而本文方法为 3。表 2 为 ORL 库上各方法系数求解时间对比。虽然本文方法在 2 次近邻选择中通过计算各训练样本及重构样本与测试样本的距离会消耗一定的运行时间,但在实验中发现其在整个识别时间中只有 0.020 3 s,可见,系数计算效率在很大程度上决定了运行时间的长短。很明显,本文方法通过较少样本的稀疏表示在保持高识别率的同时算法效率进一步提升。WSRC 通过构造加权矩阵嵌入到基于整个训练集的系数求解,运行效率与 CFFR 相当。还有 VSCRC 通过不同场景扩张每类样本数的做法,虽然能有效利用样本中的光照、表情等信息,识别率要好于 WSRC,但样本数明显增多无疑使系数求解的效率下降,导致识别时间增加,显然不符合视觉系统中对人脸识别的实时性需求。另外,LSRC 和 ILSRC 方法同样基于局部样本稀疏表示,其中,LSRC 基于所有训练样本选择近邻,只需求解系数一次,相比本文方法计算复杂度稍低,并且由于 ORL 库图像质量较好,图片中几乎没有光照、人脸角度等差异,因此基于整个数据集选择近邻的效果相对较好。ILSRC 由于近邻样本稀疏表示前需基于整个数据集计算每个训练样本的系数,若训练样本增多,运算复杂度就会提高,虽然识别率和本文方法相当,但运行效率没有任何优势。由此可以证明本文方法和 LSRC 方法整体性能更好。

表 1 ORL 库上各方法识别性能比较

Tab. 1 Recognition performance comparison of different methods on ORL database

算法	WSRC <sup>[13]</sup>	CFFR <sup>[17]</sup>	VSCRC <sup>[16]</sup>	LSRC <sup>[18]</sup>	ILSRC <sup>[19]</sup>	文献 <sup>[20]</sup>	Proposed
识别率/%	87.50	94.37	88.12	95.00	94.37	93.75	94.37
平均识别时间/s	0.703 7	0.712 2	2.424 7	0.223 4	0.828 4	0.293 4	0.353 3

表 2 ORL 库上各方法系数计算时间比较

Tab. 2 Time comparison of coefficient computation of different methods on ORL database

算法	WSRC <sup>[13]</sup>	CFFR <sup>[17]</sup>	VSCRC <sup>[16]</sup>	LSRC <sup>[18]</sup>	ILSRC <sup>[19]</sup>	文献 <sup>[20]</sup>	Proposed
系数计算时间/s	0.515 2	0.538 0	2.067 2	0.021 1	0.561 6	0.181 4	0.143 7

为降低运算的复杂度,通过主成份分析(principal component analysis, PCA)对图像降维比较不同维数各方法识别率,此时,  $n_i = 5$ ,如图 3 所示。从图 3 看出,在不同维数下,本文方法识别效果明显好于 VSCRC, CFFR 和 ILSRC, 相比 WSRC, 随着维数增多, 识别率也有所提高。因此, 本文方法用于人脸识别有一定的实效。

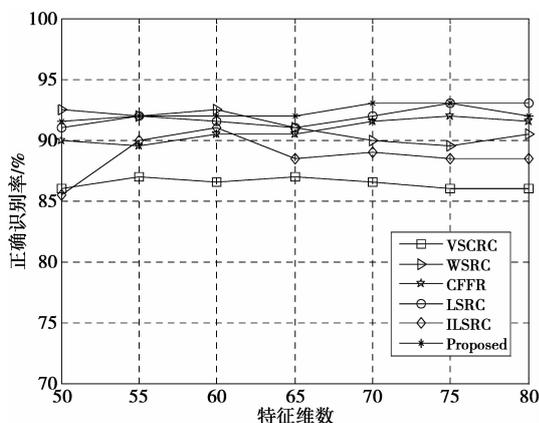


图 3 ORL 库上不同特征维数各方法识别率

Fig. 3 Recognition rate of different method under different feature dimensions on ORL database

### 3.2 在 FERET 库上的实验

FERET 数据库比较庞大, 实验选择 50 人, 每人仅取 7 幅不同差异的人脸图像, 这 7 幅图像的名称带有“ba”“bd”“be”“bf”“bg”“bj”“bk”字样。该数据库在姿态、角度、光照等方面差异明显, 图片大小均为  $256 \times 384$  像素, 实验裁剪为  $80 \times 80$  像素。图 4 为 FERET 库中某人图像实例。



图 4 FERET 库某人图像实例

Fig. 4 Examples of someone's images in FERET database

本实验分 3 组进行, 分别取每类训练样本前  $n_i = 3, 4, 5$  幅为训练样本, 余下的用来测试。通过一次近邻  $K$  和二次近邻  $K'$  的选择来比较本文方法在 FERET 库上的识别效果, 结果如图 5 所示。

从图 5 可见, 当  $n_i$  不同时, 选择与测试样本更相似的若干样本协同表示, 分别在  $K = 2, 2, 3$ , 即

$K = \text{ceil}(n_i/2)$  时, 近邻效果明显, 这种通过在各类样本中选取  $K$  近邻的协同表示, 可得到与类别数 ( $C = 50$ ) 相同的重构样本, 再选择  $K'$  个近邻重构样本协同分类, 识别性能更佳, 分别在  $K' = 6, 39, 37$  时, 识别率最高, 依次是 87.00%, 92.00%, 94.00%。虽然在  $n_i = 4, 5$  时, 二次近邻  $K'$  值偏高, 但从图 5 中看出,  $K' = 2, 6$  时, 识别率也可分别达到 91.33% 和 93.00%, 和最高识别率相差无几。相比文献[20], 在重构样本中选择近邻稀疏重构可以进一步缩小分类目标, 使识别更精确。表 3 为  $n_i = 4$  时, 各方法识别性能比较。表 3 中, CFFR 方法第 2 阶段类别数取 8, LSRC 和 ILSRC 方法基于所有训练样本的近邻数取 50。

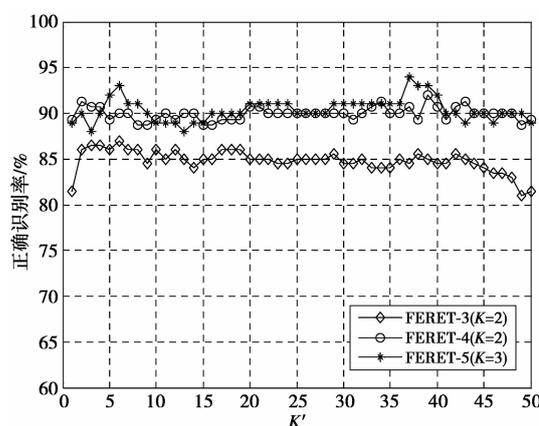


图 5 FERET 库上  $n_i$  不同时在  $K$  近邻下取不同  $K'$  的识别率

Fig. 5 Recognition rate of different  $K'$  under the nearest  $K$  neighbors while  $n_i$  is different on ORL database

从表 3 中看出, 本文方法在 FERET 库上, 相比其他方法, 识别率和 CFFR 相当, 但平均识别时间仅是其一半, 为 0.176 6 s。相比 LSRC 方法, 识别率提高了近 5 个百分点, 虽然基于整个数据集选择近邻稀疏表示法在运行效率方面有一定优势, 倘若图像中人脸的角度、姿态等差异较大, LSRC 的近邻性能就下降了。与 WSRC, VSCRC 及 ILSRC 方法比较, 识别时间优势明显, 原因在于系数计算的复杂度, 相比 VSCRC, 提高了近 10 倍, 另外识别率还提高了近 5 个百分点。ILSRC 和本文方法识别率相当, 但基于每个训练样本和测试样本系数的相似性选择近邻, 一旦训练样本数增多, 系数计算的复杂度就会提高, 因此识别时间是本文方法的近 2 倍。表 4 为 FERET 库上各方法系数计算时间对比。综合来看, 在人脸角度、姿态甚至光照等变化更大的 FERET 库上, 本文方法同样表现出较好的性能。

表 3 FERET 库上各方法识别性能比较

Tab.3 Recognition performance comparison of different methods on FERET database

算法	WSRC <sup>[13]</sup>	CFFR <sup>[17]</sup>	VSRCRC <sup>[16]</sup>	LSRC <sup>[18]</sup>	ILSRC <sup>[19]</sup>	文献 <sup>[20]</sup>	Proposed
识别率/%	87.33	92.00	87.33	87.33	92.00	89.33	92.00
平均识别时间/s	0.338 1	0.344 7	1.064 7	0.107 7	0.334 8	0.151 2	0.176 6

表 4 FERET 库上各方法系数计算时间比较

Tab.4 Time comparison of coefficient computation of different methods on ORL database

算法	WSRC <sup>[13]</sup>	CFFR <sup>[17]</sup>	VSRCRC <sup>[16]</sup>	LSRC <sup>[18]</sup>	ILSRC <sup>[19]</sup>	文献 <sup>[20]</sup>	Proposed
系数计算时间/s	0.243 6	0.260 8	0.945 8	0.021 3	0.270 4	0.094 6	0.089 4

为降低运算的复杂度,在 FERET 库上通过 PCA 对图像降维比较不同维数各方法识别率,此时,  $n_i = 4$ ,结果如图 6 所示。可以看出,在不同维数下,本文方法识别效果明显好于 VSRCRC,WSRC 和 LSRC,但相比 CFFR,随着维数增多,识别率不稳定。WSRC 同样表现出随着维数增多,识别率下降明显。分析原因在于使用 PCA 降维虽然能较好提取图像的全局特征,但是人脸倘若在角度、姿态等方面变化明显,使用 PCA 就不能有效提取这些局部非线性成分。而本文方法和 WSRC 协同方法在表示前均要计算训练样本与测试样本的距离,这样在 FERET 库上基于 PCA 提取特征,由于破坏了图像的结构性信息,致使在选择近邻或构建加权系数矩阵时,会产生更多相似样本,进而对分类识别造成一定的干扰。但本文方法在某些特征维数下也可达到和 CFFR 同等的高识别率。因此,根据 FERET 库上的实验结果,本文提出的二次近邻稀疏重构法和 CFFR 方法用在人脸识别中有一定的效果,且各具优势。

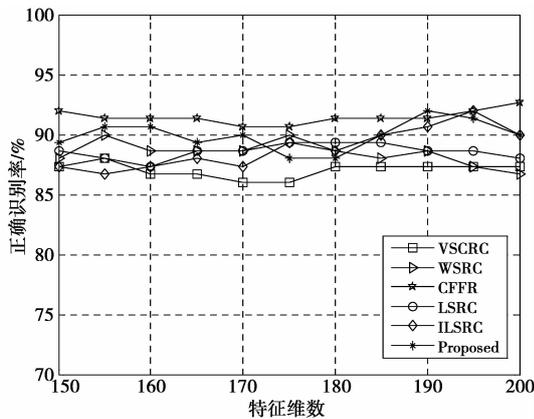


图 6 FERET 库上不同特征维数各方法识别率  
Fig.6 Recognition rate of different method under different feature dimensions on FERET database

### 4 结束语

基于整个数据集的稀疏表示在实际应用中存在一定的缺陷,为进一步提升 CRC 在人脸识别中的性能,本文提出基于二次近邻的稀疏重构法。该方法首先在原始样本集上寻找待测样本的近邻,即仅选择适合数量且有效的样本协同表示,在一定程度上提高了系数求解的效率;然后分别用各类近邻样本稀疏重构待测样本,得到与原始样本类别数相同的重构样本;接着基于重构样本集再次寻找待测样本的近邻,并协同表示,完成二次重构,最终实现模式分类。这种通过二次近邻选择更有效样本的稀疏重构法缩小了类别范围,使分类更精确。在 ORL 和 FERET 数据库上的实验验证了本文方法的有效性。

### 参考文献:

[1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.

[2] BELHUMEUR V, HESPANHA J, KRIEGMAN D. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711-720.

[3] 施志刚. 一种基于分块差图像的 2DPCA 人脸识别方法 [J]. 内蒙古师范大学学报: 自然科学汉文版, 2015, 44(3): 380-384.

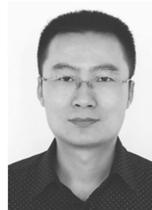
SHI Zhigang. A Human Face Recognition Method of 2DPCA Based on Modular Residual Image [J]. Journal of Inner Mongolia Normal University: Natural Science Edition, 2015, 44(3): 380-384.

[4] 周丽芳, 房斌, 李伟生, 等. 一种自适应的 EDTLBP 人脸识别方法 [J]. 重庆邮电大学学报: 自然科学版, 2013, 25(2): 192-196.

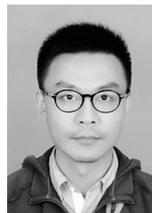
ZHOU Lifang, FANG Bin, LI Weisheng, et al. Adaptive EDTLBP Face Recognition Method [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications;

- Natural Science Edition, 2013, 25(2):192-196.
- [5] WRIGH T, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2):210-227.
- [6] YANG Meng, ZHANG Lei, YANG Jian, et al. Robust sparse coding for face recognition[C] // Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE, 2011:625-632.
- [7] YANG Meng, ZHANG Lei, YANG Jian, et al. Regularized robust coding for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(5):1753-1766.
- [8] YANG Meng, ZHANG Lei. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary[C]//Proc of the 11th European Conference on Computer Vision. Berlin Heidelberg, Germany: Springer, 2010:448-461.
- [9] ZHANG Lei, YANG Meng, XIANG Chufeng. Sparse representation or collaborative Representation: which helps face recognition[C]//Proc of the IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE, 2011:471-478.
- [10] 谢佩, 吴小俊. 基于 Shearlet 变换和均匀局部二值模式特征的协作表示人脸识别算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(7):2056-2061.  
XIE Pei, WU Xiaojun. Face Recognition Algorithm of Collaborative Representation Based on Shearlet Transform and Uniform Local Binary Pattern[J]. Journal of Computer Application, 2015, 35(7):2056-2061.
- [11] 魏冬梅, 周卫冬. 基于位平面和协作表示的人脸识别算法[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(9):966-971.  
WEI Dongmei, ZHOU Weidong. Face Recognition Using Bit-Plane Images and Collaborative Representation[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(9):966-971.
- [12] 林国军, 解梅. 一种鲁棒协作表示的人脸识别算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(8):2520-2522.  
LIN Guojun, XIE Mei. Face Recognition Algorithm of Robust Collaborative Representation[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(8):2520-2522.
- [13] LU Canyi, MIN Hai, GUI Jie, et al. Face recognition via weighted sparse representation[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2013, 24(2):111-116.
- [14] FAN Zizhu, NI Ming, ZHU Qi, et al. Weighted sparse representation for face recognition[J]. Neurocomputing, 2015, 151(1):304-309.
- [15] 汪淑贤, 熊承义, 高志荣, 等. 分块最大相似性嵌入稀疏编码的人脸识别[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(10):954-960.  
WANG Shuxian, XIONG Chengyi, GAO Zhirong, et al. Face Recognition Using Sparse Coding by Embedding Maximum Block Similarity [J]. PR & AI, 2014, 27(10):954-960.
- [16] 张哲来, 马小虎. 基于虚拟样本的协同表示人脸识别算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(11):3518-3520.  
ZHANG Zhelai, MA Xiaohu. Face Recognition of Collaborative Representation Based on Virtual Samples[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(11):3518-3520.
- [17] XU Yong, ZHU Qi, FAN Zizhu, et al. Using the idea of the sparse representation to perform coarse-to-fine face recognition[J]. Information Sciences, 2013, 238(7):138-148.
- [18] LI Chuguang, GUO Jun, ZHANG Honggang. Local sparse representation based classification[C] // International Conference on Pattern Recognition. Istanbul Turkey: IEEE, 2010:649-652.
- [19] 尹贺峰, 吴小俊, 陈素根. 改进的局部稀疏表示分类算法及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机科学, 2015, 42(8):48-51.  
YIN Hefeng, WU Xiaojun, CHEN Sugeng. Improved LSRC and Its Application in Face Recognition[J]. Computer Science, 2015, 42(8):48-51.
- [20] 施志刚, 蒋玲. 一种基于近邻稀疏表示的人脸识别新方法[J]. 重庆师范大学学报:自然科学版, 2016, 33(6):143-150.  
SHI Zhigang, JIANG Ling. A New Method Based on the Nearest Neighbor Sparse Representation in Face Recognition[J]. Journal of Chongqing Normal University: Natural Science, 2016, 33(6):143-150.

#### 作者简介:



邵冬华(1977-),男,江苏宜兴人,副教授,硕士,主要研究方向为智能化信息处理等。  
E-mail:donghua@ntsc.edu.cn。



施志刚(1980-),男,江苏南通人,讲师,硕士,主要研究方向为图像处理、模式识别等。E-mail:benstiven@163.com。



史军杰(1980-),女,河南洛阳人,副教授,硕士,主要研究方向为信息融合、机器学习等。

(编辑:张 诚)