

一种基于近邻稀疏表示的人脸识别新方法*

施志刚¹, 蒋玲²

(1. 南通航运职业技术学院 管理信息系, 江苏 南通 226010; 2. 西南计算机有限责任公司 信息化管理中心, 重庆 400060)

摘要:稀疏表示近些年来被广泛用于人脸识别。由于在现实中,同类图像之间往往不可避免存在光照、姿态、甚至遮挡等差异,如果使用这些有各种差异的图像样本去表示某一特定状态下的图像,则表示的效果势必会受到影响。为进一步提高稀疏表示在人脸识别中的性能,基于原始协同分类(CRC)算法,引入近邻思想,即在各类训练样本中分别寻找与测试样本相近的若干样本,以构建新的近邻样本集;在此基础上进行协同表示,并利用每类样本系数分别重构待测样本,最后基于重构样本集再次协同表示。这种基于近邻样本的二次稀疏重构表示法,使识别更精确,并在一定程度上提升了运行效率。在 ORL, YALE, FERET 及 AR 人脸数据库上通过仿真验证了该方法的有效性。

关键词:稀疏表示;协同分类;人脸识别;遮挡;近邻样本;二次稀疏重构

中图分类号:TP391.41

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2016)06-0106-08

如今,在交通运输领域,特别是对安全等级要求较高的机场、车站等都通过计算机视觉系统进行实时安全监控,任何对视频中相关特征的提取和分析都基于人脸识别。但是在如此复杂的环境中,比如光线、角度甚至遮挡等诸多不可控因素都可能会给识别带来很大干扰。因此,鲁棒性人脸识别是目前生物特征识别领域的研究热点^[1-3]与难点。随着压缩感知编码^[4]理论的提出,近些年来基于稀疏编码模型的人脸识别技术引起广泛关注。Wright^[5]等人最先提出在高维空间对人脸图像估计的稀疏表示(SRC)算法。由于该方法在图像本身存在的噪声影响下,依然可以获得更高的识别率,于是很多学者围绕此模型,在比如针对更为复杂的光照、遮挡等实际环境方面,作了大量深入的研究,所提方法^[6-9]在鲁棒性方面均表现出良好的性能,同时降低了算法的复杂度。

基于 SRC 的人脸识别算法虽然在应用中有着不错的效果,但一些专家在研究中也发现, SRC 模型的稀疏求解必须建立在每类训练样本过完备的基础上。然而现实中,即便是目标样本属于某类,也很难准确地用该类有限样本线性表示。Zhang^[10]等人进而提出协同表示分类(CRC),这种强调所有样本协同下的表示在大幅提高识别速度的同时达到和 SRC 相似的识别率。相较于仅包含全局特征的数据集,如果在其中加入了样本的有效局部特征,稀疏表示的效果会更好。于是 Timof^[11]和 Waqas^[12]分别提出加权 CRC 方法,通过引入待测样本与训练样本之间的局部相似度,有效增强了分类性能。此外,文献[13-14]利用图像的低维特征实施 CRC 分类,改善了识别效果。文献[15]提出一种基于虚拟样本的 CRC 算法,解决了样本中存在的光照、角度、姿态等信息不能有效利用对最终分类产生的影响。文献[16]基于文献[6-7]提出鲁棒协同表示(RCR),此算法在稀疏求解中嵌入迭代加权系数,可在图像 50%遮挡的情况下取得更令人满意的效果。相比文献[6-7]所提方法,此方法计算复杂度大大降低。

上述的一些人脸识别算法,尤其是对近年来流行的基于 CRC 算法^[17-18]的分析,均有着共同特征,即都是基于整个数据集进行协同表示,通过重构完成模式分类。然而存在两个问题:1)若数据集规模较大,用所有样本协同表示,势必会降低系数求解的速度;2)同类图像不可避免存在遮挡,倘若既使用有遮挡也使用无遮挡的样本去协同表示待测图像,则必然会影响到表示的效果。文献[10]验证了只有合适的样本数量才能获得更高的识别率。因此,为进一步改善 CRC 在人脸识别中的性能,本研究引入近邻思想,通过在各类训练样本中分别寻找测试样本的近邻,来构建新的样本空间。由此设计了基于近邻样本协同表示的二次稀疏重构方法,在 ORL, YALE, FERET 及 AR 人脸库上的实验验证了该方法的有效性。

* 收稿日期:2016-04-29 修回日期:2016-08-19 网络出版时间:2016-11-02 13:25

资助项目:南通航运职业技术学院科技基金重点资助项目(No. HYKJ/2016A02)

作者简介:施志刚,男,讲师,研究方向为模式识别、人工智能,E-mail:benstiven@163.com

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20161102.1325.018.html>

1 协同表示分类原理

基于压缩感知编码理论的 SRC 算法在人脸识别中因它的鲁棒性较强而被广泛应用,但该方法通过 l_1 范数的稀疏求解由于要经过反复迭代,导致计算效率大大降低。Zhang 等人进而提出所有样本的协作表示,同时用 l_2 代替 l_1 范数以简化计算。

定义训练样本集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}_j^i \in \mathbf{R}^{m \times n}, i=1, 2, \dots, C, j=1, 2, \dots, n_i\}$, 表示有 C 类目标样本, 每类样本有 n_i 幅图像, 样本总数 $N = \sum_{i=1}^C n_i$, \mathbf{X}_j^i 是第 i 类第 j 幅样本, 图像大小为 $m \times n$ 。将 \mathbf{X}_j^i 矢量化为 $x_j^i \in \mathbf{R}^{m \times 1}$, 这样第 i 类训练样本组成的矩阵为 $\mathbf{X}_i = [x_1^i, \dots, x_{n_i}^i] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}$, 从而构成完备的训练样本, 表示为 $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_C] \in \mathbf{R}^{m \times N}$ 。设测试样本为 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 。测试样本矢量化为 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$ 。

协同表示中样本系数 α 的最优求解由下式定义:

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

上式引入正则化参数 λ 以稳定重构误差和稀疏性。其中系数 α 可通过对上式求导得出, 即

$$\alpha = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}。 \quad (2)$$

定义 α_i 为 α 对应于各类训练样本的稀疏系数, 通过下式计算各类训练样本线性重构与测试样本 \mathbf{y} 的残差 e_i , 即

$$e_i = \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{X}_i \alpha_i\|_2}{\|\alpha_i\|_2}。 \quad (3)$$

最后依据 e_i 的最小值判断 \mathbf{y} 的类别:

$$\text{identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i \{e_i\}。 \quad (4)$$

2 基于近邻二次稀疏重构的人脸识别方法

首先选取每类训练样本集中与待测样本近邻的样本协同表示; 然后利用属于各类近邻样本的稀疏系数分别重构待测样本, 基于所有重构样本再次协同表示; 最后将与待测样本误差最小的重构样本所在类作为识别结果。具体算法步骤如下。

步骤 1, 训练样本集定义已在前文描述, 对于任意待测样本 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{m \times 1}$, 分别求其在第 i 类训练样本的 K 个近邻, 构建新的近邻样本集。首先用欧式距离计算第 i 类训练样本 x_j^i 与待测样本 \mathbf{y} 的距离 d_j^i , 如下式:

$$d_j^i = \|\mathbf{y} - x_j^i\|_2, i=1, 2, \dots, C, j=1, 2, \dots, n_i。 \quad (5)$$

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

$$\bar{x}_i = \{x_j^i \mid \min_{1 \leq j \leq n_i} d_j^i\}, i=1, 2, \dots, C, j=1, 2, \dots, n_i, K \leq n_i, \quad (6)$$

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

步骤 2, 在新的样本集上对待测样本 \mathbf{y} 进行协同表示并以下式求取系数 α :

$$\alpha = (\bar{\mathbf{X}}^T \bar{\mathbf{X}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \bar{\mathbf{X}}^T \mathbf{y}。 \quad (7)$$

上式中系数向量 α 的求解使用公式(1)中的正则项 $\lambda \|\alpha\|_2^2$ 作为约束条件, 其中 $\lambda \in (10^{-6}, 0.1)$, 定义 α_i 为 α 对应于第 i 类近邻样本 \bar{x}_i 的稀疏系数。

步骤 3, 利用第 i 类近邻样本的系数 α_i 分别对待测样本 \mathbf{y} 进行重构, 得到属于各类的重构待测样本 \bar{y}_i , 即

$$\bar{y}_i = \bar{x}_i \alpha_i, i=1, 2, \dots, C。 \quad (8)$$

这样重构待测样本集即为 $\bar{\mathbf{Y}} = \{\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_C\}$ 。

步骤 4, 基于重构样本集 $\bar{\mathbf{Y}}$, 对待测样本 \mathbf{y} 再次协同表示并求取系数 $\tilde{\alpha}$, 即

$$\tilde{\alpha} = (\bar{\mathbf{Y}}^T \bar{\mathbf{Y}} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \bar{\mathbf{Y}}^T \mathbf{y}。 \quad (9)$$

定义 $\tilde{\alpha}_i$ 为 $\tilde{\alpha}$ 对应于重构样本 \bar{y}_i 的稀疏系数。

步骤 5, 利用第 i 类重构样本 \bar{y}_i 的系数 $\tilde{\alpha}_i$ 分别对待测样本 \mathbf{y} 再次重构, 得到第 i 类的二次重构样本 \tilde{y}_i , 即

$$\tilde{y}_i = \bar{y}_i \tilde{\alpha}_i, i=1, 2, \dots, C。 \quad (10)$$

步骤 6, 计算测试样本 \mathbf{y} 与各类二次重构样本 \tilde{y}_i 之间的误差 e_i , 即

$$e_i = \|\mathbf{y} - \tilde{\mathbf{y}}_i\|_2, i=1, 2, \dots, C. \quad (11)$$

根据 $\text{identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i \{e_i\}$, 判断 \mathbf{y} 的归属。

3 实验结果与分析

实验将 Matlab 7 作为仿真平台,以验证本研究方法的有效性。所有实验均在原始样本上进行。对于图像存在遮挡干扰下的分类性能,利用 AR 人脸库,该数据库中有 120 人,实验选取其中 50 人,每人各自包含不同光照、表情等差异的非遮挡图像 14 张,还有部分遮挡的图像 12 张,共 26 张正面人脸图像。图片大小均为 40×50 像素。图 1 为 AR 库中某人部分图像实例。此外,本文在无任何遮挡的数据库上也进行了实验。

比如 ORL 数据库有 40 人,每人包含 10 幅不同表情、姿态、角度的人脸图片,基本没有光照、遮挡干扰,大小均为 112×92 像素。图 2 为 ORL 库中某人部分图像实例。

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、阴影等方面差异明显,图片大小裁剪为 80×80 像素。图 3 为 FERET 库中某人部分图像实例。

YALE 数据库有 15 人,每人包含 11 幅表情、姿态各异的图片,这些图像虽没有遮挡,但由于在不同环境中拍摄,因此光照差异较大,并且人脸的表情也较 ORL 和 FERET 库更为丰富,区别很大。图像大小均为 100×80 像素。图 4 为 YALE 库中某人部分图像实例。



图 1 AR 库某人部分图像实例

Fig. 1 Some examples of images in AR database



图 2 ORL 库某人部分图像实例

Fig. 2 Some examples of images in ORL database



图 3 FERET 库某人部分图像实例

Fig. 3 Some examples of images in FERET database



图 4 YALE 库某人部分图像实例

Fig. 4 Some examples of images in YALE database

3.1 基于不同人脸库参数 λ 的选取

在协同表示时,公式(2)中系数向量 α 的求解使用正则项 $\lambda \|\alpha\|_2^2$ 作为约束条件,其中 $\lambda \in (10^{-6}, 0.1)$,因此 λ 的选择对于保持样本重构的稳定及稀疏性起着很关键的作用。基于传统的 CRC 模型,在不同人脸库上比较了 λ 选取不同值的情况下,对识别率的影响(图 5)。其中在 ORL 库中取每人前 5 幅作为训练样本,后 5 幅作为测试

样本;YALE 库中取每人前 6 幅作为训练样本,后 5 幅作为测试样本;FERET 库中取每人前 3 幅作为训练样本,后 4 幅作为测试样本;AR 库中取每人前 13 幅图像中无遮挡的 7 幅为训练样本,余下有遮挡的 6 幅为测试样本。

从图 5 中可以看出,基于传统 CRC 算法,参数 λ 在不同人脸库上的识别效果较为平滑,几乎没有影响。另外后续实验通过对图像降维或改变训练样本数, λ 的影响均很小。因此综合考虑本文实验选择 $\lambda=0.01$ 。

3.2 在 ORL 库上的实验

实验分 3 组进行,第 1 组选取每人的前 3 幅图像,共 120 幅作为训练集,余下的 280 幅作为测试集;第 2 组选取每人的前 5 幅图像,共 200 幅作为训练集,余下的 200 幅作为测试集;第 3 组选取每人的前 7 幅图像,共 280 幅作为训练集,剩余的 120 幅作为测试集,来比较本文方法在无遮挡干扰下取不同近邻数 K 的识别效果。3 组实验的识别率如图 6 所示。

从图 6 中可见,在 ORL 库上取训练样本为 3,5,7 时,选择与测试样本更相似的若干样本进行协同表示,可以获得更好的识别效果,分别在 $K=2,3,4$ 时识别率达到最高,依此是 82.86%,89.00%和 93.33%。分析原因,在于 ORL 库中的图像质量较好,没有遮挡,光照不明显,只是在表情、姿态等方面存在一定的识别干扰。因此在这种情况下,只需选取合适数量的样本,即当 $K = \text{ceil}(n_i/2)$ 时,识别效果最好。若训练样本为 6,在 $k=4$ 时,识别率最高,为 93.75%。表 1 为训练样本取 6 时,各方法识别率及平均识别时间比较。其中 CFFR 方法第二阶段类别数取 $\hat{C}=6$ 。

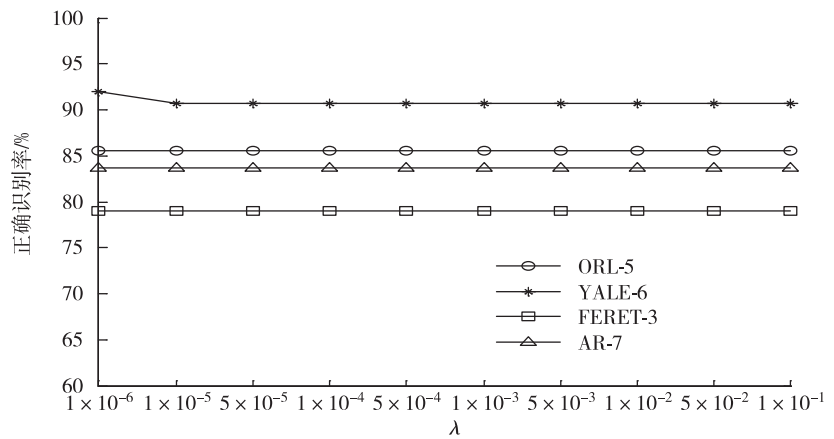


图 5 λ 值在不同数据库上对识别率的影响
Fig. 5 Influence of the value λ on the recognition rate in different databases

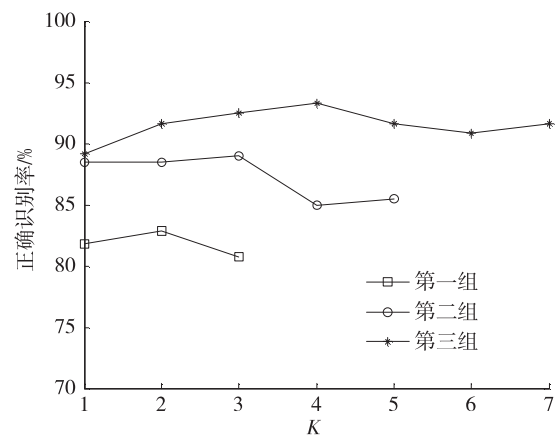


图 6 ORL 库取不同近邻数 K 的识别率
Fig. 6 Recognition rate of different K nearest neighbors on ORL database

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 ^[18]	CFFR ^[17]	VSCRC ^[15]	本文方法
识别率/%	87.50	94.37	88.12	93.75
平均识别时间/s	0.703 7	0.728 9	2.424 7	0.347 1

从表 1 可以看出,本文方法在无遮挡影响下,相比其他方法无论在识别率和平均识别时间上都具有一定的优势,其中识别率相比 WSRC,VSCRC 分别提高了 6.25%和 5.63%。虽然与 CFFR 识别率相近,但在识别效率上有较大优势,平均识别时间缩短了近 3 倍,一定程度上本文方法的识别性能更好,另外,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,但样本数增多无疑降低了系数求解的速度,使识别时间增加,仅 2.424 7 s。由此可以证明本文方法相比其他方法在样本无遮挡的情况下有效增强了识别性能。

3.3 在 FERET 库上的实验

实验分 3 组进行,第 1 组选取每人的前 3 幅图像,共 150 幅作为训练集,余下的 200 幅作为测试集;第 2 组选

取每人的前 4 幅图像,共 200 幅作为训练集,余下的 150 幅作为测试集;第 3 组选取每人的前 5 幅图像共 250 幅作为训练集,剩余的 100 幅作为测试集,来比较本研究方法在角度、表情差异明显,而无遮挡情况下,取不同近邻数 K 的识别效果。3 组实验的识别率见图 7 所示。

从图 7 中可见,在 FERET 库上取训练样本为 3,4,5 时,选择与测试样本更相似的若干样本进行协同表示,可以获得更好的识别效果,因此,近邻效果明显。且都在 $K=2$ 时,识别率达到最高,依次是 81.50%,89.33% 和 91.00%。分析原因,在于 FERET 库中的图像质量较好,没有遮挡,光照不明显,只是在表情、角度等方面差异较大。因此在这种情况下,只需选取合适数量的样本,识别性能最佳。若训练样本为 4,则本文方法的 $K=2$ 。表 2 所示为训练样本取 4 时,各方法识别率及平均识别时间比较。其中 CFFR 方法第二阶段类别数取 $\hat{C}=8$ 。

从表 2 可以看出,本文方法在无遮挡,但角度、表情等较明显的 FERET 库上,相比其他方法,识别率虽然比 CFFR 低了 2% 左右,但平均识别时间比其一半还少,为 0.151 2 s。但比较 WSRC 和 VSCRC,识别时间优势明显,另外识别率还提高了 2%,综合来看,在 FERET 库上,本研究方法和 CFFR 方法识别性能更好,各具优势。

表 2 FERET 库上各方法识别性能比较

Tab. 2 Recognition performance comparison of different methods on FERET database

算法	WSRC ^[18]	CFFR ^[17]	VSCRC ^[15]	本研究方法
识别率/%	87.33	92.00	87.33	89.33
平均识别时间/s	0.338 1	0.349 6	1.064 7	0.151 2

3.4 在 YALE 库上的实验

实验分 3 组进行,第 1 组选取每人的前 3 幅图像,共 45 幅作为训练集,余下的 120 幅作为测试集;第 2 组选取每人的前 5 幅图像,共 75 幅作为训练集,余下的 90 幅作为测试集;第 3 组选取每人的前 7 幅图像共 105 幅作为训练集,剩余的 60 幅作为测试集,来验证本研究方法在光照、表情差异较大数据库中,取不同近邻数 K 的识别效果。3 组实验的识别率如图 8 所示。

从图 8 可见,当 YALE 库上训练样本为 3 时,选取近邻样本的效果反而不好。分析原因,在于 YALE 库中每类图像都存在不同程度的光照和表情差异,这会对识别产生很大影响,因此需要更多的样本协同表示。但是当训练样本数增多,选择近邻样本的优势就体现出来。比如训练样本数为 5,7 时,近邻数 K 对应取 4,3 的识别率达到最高,分别为 98.80% 和 98.33%。可以得出,虽然 YALE 库图像有较为明显的光照和表情干扰,但在协同表示时,保证一定数量训练样本的前提下,依然可以通过选择近邻,获得较为稳定的识别效果。并且训练样本数越多,选择的近邻越少。若训练样本为 7 时,本研究方法中 $K=3$ 。表 3 所示为训练样本取 7 时,各方法识别率及识别时间比较。其中 CFFR 方法第二阶段类别数取 $\hat{C}=6$ 。

从表 3 可以看出,本研究方法在无遮挡,但光照、表情等差异较大的 YALE 库上,相比其他方法,识别率比 WSRC 提高了近 7%,和 CFFR, VSCRC 相当,但平均识别时间优势明显,仅为 0.073 8 s。仅是 CFFR 方法、

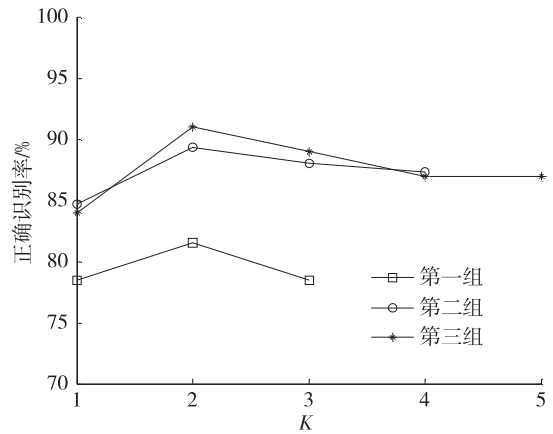


图 7 FERET 库取不同近邻数 K 的识别率

Fig. 7 Recognition rate of different K nearest neighbors on FERET database

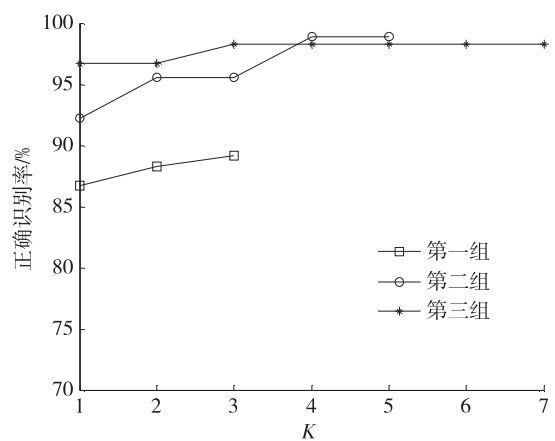


图 8 YALE 库取不同近邻数 K 的识别率

Fig. 8 Recognition rate of different K nearest neighbors on YALE database

VSCRC 方法识别时间的 1/3 和 1/7。由此可以证明本研究方法在 YALE 库上识别性能更好。

表 3 YALE 库上各方法识别性能比较

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

算法	WSRC ^[18]	CFFR ^[17]	VSCRC ^[15]	本研究方法
识别率/%	91.67	98.33	98.33	98.33
平均识别时间/s	0.142 4	0.170 4	0.457 7	0.073 8

3.5 在 AR 库上的实验

从 AR 库人脸图像的组成中可以看出,主要存在墨镜和围巾遮挡,其中墨镜大概遮挡了人脸的 3%,而围巾遮挡了大约人脸的近 30%~50%。由此设计了以下 5 组实验,来验证本文方法在遮挡影响下的识别性能。

第 1 组实验:训练样本无遮挡实验。从 AR 库中选取每类前 13 幅图像中,7 幅非遮挡图像作为训练集,余下的 6 幅墨镜或围巾遮挡图像组成测试集。

第 2 组实验:测试样本无遮挡实验。从 AR 库中选取每类前 13 幅图像中,6 幅墨镜或围巾遮挡图像作为训练集,余下的 7 幅非遮挡图像组成测试集。

第 3 组实验:墨镜遮挡训练实验。从 AR 库中选取每类前 13 幅图像中,非遮挡图像的前 4 幅,墨镜遮挡图像 3 幅,共 7 幅图像作为训练集,其余的图像组成测试集。

第 4 组实验:围巾遮挡训练实验。从 AR 库中选取每类前 13 幅图像中,非遮挡图像的后 4 幅,围巾遮挡图像 3 幅,共 7 幅图像作为训练集,其余的图像组成测试集。

第 5 组实验:墨镜、围巾遮挡组合训练实验。从 AR 库中选取每类前 13 幅图像中,非遮挡图像任意 3 幅,墨镜遮挡和围巾遮挡图像各任意 2 幅,共 7 幅图像作为训练集,其余的图像组成测试集。

5 组实验取不同近邻数 K 的识别率如图 9 所示。

从图 9 中可以看出,5 组实验的结果大不相同,其中第 1 组实验识别效果最差,这和训练样本组成有关,无任何遮挡的图像表示遮挡图像,线性相关最小。但最高识别率在取近邻 $K=5$ 时达到最高,为 84.00%,可见选择近邻有一定效果;第 3 组实验结果稍好于第 1 组,但选择近邻效果不明显,在于以无遮挡图像和所有墨镜遮挡图像组成训练集,由于墨镜只遮挡了人脸的约 3%,实际上训练集的组成和第 1 组类似,用它们最大程度上线性表示约遮挡人脸 30%~50%的围巾遮挡图像,几乎要用到整个训练集;另外 3 组实验结果明显好于这 2 组,其中第 2 组和第 4 组实验都在选择近邻 $K=2$ 时,识别率达到最高,分别为 96.29% 和 95.67%。尤其当 $K \ll n_i$,近邻效果明显。第 5 组实验由于训练集和测试集中混合了无遮挡、墨镜遮挡、围巾遮挡等 3 类图像,因此可在选择较少近邻达到线性相关,在 $K=4$,即 $K = \text{ceil}(n_i/2)$ 时,识别效果最好,为 99.67%。

表 4 以第 5 组实验为前提,各方法识别率和平均识别时间比较。其中 CFFR 方法第二阶段类别数取 $\hat{C}=6$ 。

表 4 AR 库上各方法识别性能比较

Tab. 4 Recognition performance comparison of different methods on AR database

算法	WSRC ^[17]	CFFR ^[16]	VSCRC ^[14]	本研究方法
识别率/%	98.40	99.60	98.80	99.67
平均识别时间/s	0.416 9	0.392 1	1.530 9	0.151 9

从表 4 可以看出,AR 库上的遮挡实验,几种方法的识别效果几乎差不多,但平均识别时间差异明显,本研究方法仅仅 0.151 9 s。而 CFFR 和 WSRC 方法的识别时间是本研究方法的近 3 倍,VSCRC 方法的平均识别时间更是接近 2 s,算法的时间复杂度较高。因此可以得出结论,本研究方法基于近邻样本进行二次稀疏重构在保持

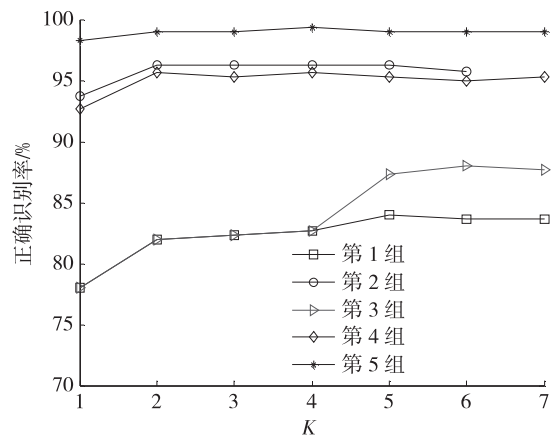


图 9 AR 库取不同近邻数 K 的识别率

Fig. 9 Recognition rate of different K nearest neighbors on AR database

较高识别率的基础上,识别效率有一定提高。因此相比其他方法,识别性能更佳。

3.6 总结

通过以上在 ORL, FERET, YALE 及 AR 人脸库上的实验,结合图 6~9,表 1~4 的仿真结果,可以看出本研究方法的可行性。其中在图像质量较好,无任何遮挡,仅在表情、姿态及角度等方面存在差异的 ORL, FERET 库上,选择测试样本的近邻小于或等于各类训练样本数的一半时,效果明显,且通过对近邻样本的二次稀疏重构进一步缩短了识别时间;而在光照、表情差异较大的 YALE 库上,只有足够的训练样本,近邻效果才得以体现;另外在有遮挡干扰的 AR 库上,由于非遮挡的图像线性表示遮挡图像的相关性最小,因此近邻效果不好,倘若训练集和测试集中混合了不同程度的遮挡和非遮挡图像,近邻优势明显。因此得出本文基于近邻二次稀疏重构法在一定程度上提升了识别率,并且较少的近邻协同表示求取样本系数的时间大大降低,在一定程度上提高了识别效率,整体性能更好。

4 结语

本研究从数据库的规模、图像本身存在的遮挡等因素两方面分析了基于整个数据集的协同表示在实际应用中的缺陷,为进一步改善 CRC 在人脸识别中的效果,提出了基于近邻样本的二次稀疏重构人脸识别方法。该方法引入近邻思想,仅选择适合数量且有效的样本协同表示,并分别用各类近邻样本的稀疏系数重构待测样本;然后基于所有重构样本再次协同表示。此近邻二次重构法可使分类更精确,并在一定程度上缩短了运行时间。在 ORL, FERET, YALE 及 AR 人脸库上的实验验证了本研究方法的有效性。因此得出在满足足够多训练样本稀疏表示的条件下,选择更有效的样本比使用全部样本表示的效果要好。

参考文献:

- [1] 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 L F, Fang B, Li W S, et al. Adaptive EDTLBP face recognition method[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications: Natural Science Edition, 2013, 25(2):192-196.
- [2] 马家军.不相关稀疏保留投影在人脸识别中的应用[J].重庆理工大学学报:自然科学版,2016,30(7):130-134.
Ma J J. Uncorrelated sparse preserving projection in the application of face recognition[J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2016, 30(7):130-134.
- [3] 张建勋,汪波,侯之旭,等.图像多特征融合的障碍物检测[J].重庆理工大学学报:自然科学版,2015(3):65-70.
Zhang J X, Wang B, Hou Z X, et al. Obstacle detection based on multi feature fusion[J]. Journal of Chongqing University of Technology: Natural Science, 2015(3):65-70.
- [4] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [5] Wright J, 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 M, Zhang L, Yang J, et al. Robust sparse coding for face recognition[C]//Proc of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Washington DC, USA: IEEE, 2011:625-632.
- [7] Yang M, Zhang L, YANG J, et al. Regularized robust coding for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(5):1753-1766.
- [8] Yang M, Zhang L. 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] 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 S X, Xiong C Y, Gao Z R, et al. Face recognition using sparse coding by embedding maximum block similarity [J]. PR & AI, 2014, 27(10):954-960.
- [10] Zhang L, Yang M, Feng X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]//Proc of the IEEE international conference on computer vision. Washington, DC, USA: IEEE, 2011:471-478.
- [11] Timofte R, Van Gool L. Weighted collaborative representation and classification of images[C]//Proc of the 21st international Conference on pattern recognition. Tsukuba, Japan: Tsukuba University Publisher, 2012:1606-1610.
- [12] Waqas J, Zhang Y, Zhang L. Collaborative neighbor representation based classification using l_2 -minimization approach[J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(2):201-208.
- [13] 董吉文,赵磊,张亮.核协同表示在人脸识别的遮挡问题

- 中的应用[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(7): 141-143.
- Dong J W, Zhao L, Zhang L. Application of kernel collaborative representation in occlusion problem of face recognition[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(7): 141-143.
- [14] 张宏星, 邹刚, 赵键, 等. 基于 Gabor 特征与协同表示的人脸识别算法[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(2): 666-670.
- Zhang H X, Zou G, Zhao J, et al. Face recognition algorithm based on Gabor feature and collaborative representation[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(2): 666-670.
- [15] 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 Z L, Ma X H. Face recognition of collaborative representation based on virtual samples[J]. Application Research of Computers, 2015, 32(11): 3518-3520.
- [16] 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 G J, Xie M. Face recognition algorithm of robust collaborative representation[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(8): 2520-2522.
- [17] Xu Y, Zhu Q, Fan Z Z, 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] Lu C Y, Min H, Gui J, et al. Face recognition via weighted sparse representation[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2013, 24(2): 111-116.

A New Method Based on the Nearest Neighbor Sparse Representation in Face Recognition

SHI Zhigang¹, JIANG Ling²

- (1. Department of Management and Information, Nantong Vocational & Technical Shipping College, Nantong Jiangsu 226010;
2. Center of Information Management of Southwest Computer Co., Ltd., Chongqing 400060, China)

Abstract: Sparse representation has been widely used in human face recognition in recent years. Because in reality, illumination, pose, even occlusion and the other differences often inevitably exist in the various images, if using these image samples that have various differences to represent the images in a particular state, the effect of representation is bound to be affected. In order to further improve the performance of sparse representation in human face recognition, the article introduces the nearest neighbor thought based on the original collaborative representation classification (CRC) algorithm, namely choosing some training samples that are similar to the testing sample, so as to construct the new sample set for collaboratively representing, and the coefficients for each kind of samples are used to reconstruct the tested sample respectively, finally, using all the reconstructed samples for collaboratively representing again. This secondary sparse reconstruction method based on the nearest neighbor samples makes the recognition more accurate, and to a certain extent, improves the running efficiency. In the ORL, YALE, FERET and AR face database, simulation experiments are carried out, and the results verify the validity of the proposed method.

Key words: sparse representation; collaborative representation classification; human face recognition; occlusions; nearest neighbor samples; secondary sparse reconstruction

(责任编辑 游中胜)