

# 稀疏表示的局部模式特征提取与识别

张雪琴, 林克正, 李 鳌

(哈尔滨理工大学 计算机科学与技术学院, 哈尔滨 150080)

**摘 要:** 针对人脸图像在复杂光照环境下提取的特征不够丰富, 导致识别率低的问题, 提出一种稀疏表示的局部模式特征提取与识别算法。首先将图像进行分块, 依次对每个子区域的像素进行阈值化处理, 并将其与中心像素值比较的结果编码到中心对称局部二值模式算法中来实现特征提取; 然后在此基础上采用中心对称局部方向模式算法提取二阶特征, 得到最终的纹理特征; 最后结合稀疏表示分类器对提取的特征进行分类识别。在 Extended Yale B、CMU\_PIE、AR 数据集上的仿真实验验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 中心对称局部二值模式; 中心对称局部方向模式; 特征提取; 稀疏表示

**DOI:** 10.15938/j.jhust.2021.04.014

**中图分类号:** TP391.4      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1007-2683(2021)04-0102-07

## Local Pattern Feature Extraction and Recognition Based on Sparse Representation

ZHANG Xue-qin, LIN Ke-zheng, LI Ao

(School of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the face image is not rich in features extracted under complex lighting environments, which leads to a low recognition rate, a local pattern feature extraction and recognition algorithm based on sparse representation is proposed. Firstly, the image is divided into several sub-images and the Dynamic Threshold Central-symmetric Local Binary Pattern (DTCLBP) algorithm is used to extract features by thresholding the pixels of each sub-block and encoding the results of comparison with the central pixel values into the Central Symmetric Local Binary Pattern (CSLBP); and then second-order features are extracted from the processed image by the former step using the Central Symmetric Local Derivative Pattern (CSLDP); finally, the sparse representation classification algorithm is used to classify and identify the extracted features. The simulation experiments on Extended Yale B, CMU\_PIE and AR face databases validate the effectiveness of the DTCLBP-CSLDP-SRC.

**Keywords:** central symmetric local binary pattern; central symmetric local derivative pattern; feature extraction; sparse representation

**收稿日期:** 2020-06-08

**基金项目:** 国家自然科学基金(61501147); 黑龙江省自然科学基金(YQ2019F011); 黑龙江省青年创新人才项目(UNPYSCT-2018203); 黑龙江省教育中心科技研究项目(11551087); 黑龙江省基本科研业务专项项目(LGYC2018JQ013)。

**作者简介:** 张雪琴(1994—), 女, 硕士研究生;

李 鳌(1986—), 男, 博士, 副教授。

**通信作者:** 林克正(1962—), 男, 博士, 教授, E-mail: link@hrbust.edu.cn.

## 0 引言

近年来基于人脸的局部特征提取方法逐渐成为模式识别领域的研究热点。局部表示方法由于刻画了局部更细节的纹理信息,对光照变化往往表现得更为鲁棒,所以寻找一种高效、有鉴别能力的人脸局部特征描述算子是光照变化下人脸识别的一个关键挑战。Ojala 等<sup>[1]</sup>提出的局部二值模式(local binary pattern, LBP)是一种能有效提取图像局部纹理特征的描述算子,它对灰度图像中局部邻近区域的纹理信息进行提取,方法简单有效,具有良好的灰度不变性,因此在人脸识别<sup>[2-3]</sup>中得到了广泛的应用。然而,LBP 容易受噪声的影响,抗噪声能力弱,而且其对光照十分敏感,光照变化问题只能得到缓解,不能完全解决,因此研究出一种人脸局部特征描述方法,局部方向模式<sup>[4]</sup>(local derivative pattern, LDP),它通过比较各像素在不同方向的相对边缘响应值来生成 LDP 编码值,克服了 LBP 的缺点,这在光照条件下以及有噪声的情况下具有一定的鲁棒性。

LBP 和 LDP 算法提取的特征过于详细且具有高维性,导致计算的复杂度高。因此出于简化和减少运算的目的,Heikkila 等<sup>[5]</sup>提出了中心对称局部二进制模式算法(central symmetric local binary pattern, CSLBP),该算法维数低,抗噪能力强,并成功应用于人脸识别上<sup>[6-13]</sup>,对人脸光照、表情和部分遮挡条件具有一定的鲁棒性。

但是 CSLBP 算法还存在缺陷,它仅仅针对邻域像素进行计算,而忽略了中心像素点的作用,丢失了中心点的特征信息。在提取纹理特征时阈值不能自动选择,而且 CSLBP 仅提取一阶特征,不能提取多阶特征来表达人脸变化的细节信息,对于光照效果较差的人脸图像,仍然不能达到满意的识别效果。针对以上问题,本文提出了一种提取光照条件下人脸图像鲁棒深度特征的有效方法。首先提出了一种动态阈值的中心对称局部二值模式算法(dynamic threshold central-symmetric local binary pattern, DT-CLBP),该算法是通过将每一子块中的像素阈值化处理,并将其与中心像素灰度值比较的结果编码到 CSLBP 算法中进行特征提取;其次,使用中心对称局部二阶微分模式<sup>[14]</sup>(central symmetric local derivative pattern, CSLDP)算法二次提取更细微的局部特征,最后结合稀疏表达分类(sparse representation classification, SRC)<sup>[15]</sup>算法对提取的特征进行分类和识别,得到 DTCLBP-CSLDP-SRC 模型。

## 1 相关基本理论

### 1.1 CSLBP 算法

CSLBP 算法的主要思想:比较中心对称方向像素对的灰度值,当像素对差值大于等于 0 时,二进制编码为 1,当差值小于 0 时二进制编码为 0,并将二进制值转换为十进制的 CSLBP 值。CSLBP 仅产生  $N/2$  个二进制模式,当使用直方图来描述局部纹理特征时,CSLBP 的直方图维数为  $2^{P/2}$ ,低于 LBP 的直方图维数  $2^P$ ,极大地缩短了有限元长度,提取的特征维度低。这种算子可以表达图像局部纹理的空间结构,对光照变化具有一定的鲁棒性,且计算复杂度低。

CSLBP 算法的编码规则定义如下:

$$CSLBP_{R,N(x,y)} = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} t(G_i - G_{i+(N/2)}) 2^i \quad (1)$$

$$t(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $G_i$  和  $G_{i+(N/2)}$  是半径为  $R$  的圆上  $N$  个等间距像素的中心对称像素对的灰度值。

8 邻域像素下的 CSLBP 算子的计算实例如下:

$$CSLBP = t(G_0 - G_4) 2^0 + t(G_1 - G_5) 2^1 + t(G_2 - G_6) 2^2 + t(G_3 - G_7) 2^3$$

### 1.2 CSLDP 算法

CSLDP 是灰度范围内特征提取的纹理描述方法,其特征长度短,计算速度快,提取出的特征能充分的表示人脸。在极端光照条件下,它比 CSLBP 算子能提取更详细的局部信息,具有很强的鲁棒性。

CSLDP 算法进行特征提取的具体原理是:在中心像素  $G_c$  周围分布 8 个邻域,如果  $G_0$  位于水平方向,像素将沿着从  $G_0$  对称的方向与  $G_c$  进行比较。如果乘积大于 0,则结果为 1,否则为 0。然后可以得到一个四位二进制数,最后将它转换成十进制的代码值。

CSLDP 算法的编码规则定义如下:

$$CSLDP_{R,N(x,y)} = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} t[G_i - G_c] \cdot [G_c - G_{i+(N/2)}] 2^i \quad (3)$$

$$t(x_1 \cdot x_2) = \begin{cases} 1 & (x_1 \cdot x_2 \geq 0) \\ 0 & (x_1 \cdot x_2 < 0) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $R$  是半径;  $N$  是周围邻域像素数量;  $G_i$  和  $G_{i+(N/2)}$  是中心对称像素对的灰度值。

8 邻域像素下的 CSLDP 算子的计算实例如下:

$$CSLDP = t[G_0 - G_c] \cdot [G_c - G_4] 2^0 + t[G_1 - G_c] \cdot [G_c - G_5] 2^1 +$$

$$t \left[ (G_2 - G_C) \cdot (G_C - G_6) \right] 2^2 + \\ t \left[ (G_3 - G_C) \cdot (G_C - G_7) \right] 2^3$$

## 2 DTCLBP-CSLDP-SRC 模型

### 2.1 DTCLBP 算法

1.1 节所提到的 CSLBP 算法只考虑了中心对称像素之间的关系,却忽略了中心像素上的信息。在图像识别中往往中心像素点要比邻域点能提供更重要的信息,因此提出一种动态阈值的中心对称局部二值模式算法(DTCLBP),目的是在 CSLBP 算法基础上把中心像素的灰度值  $G_C$  其相邻的像素梯度信息融合在一起。具体方法是引入了一个动态阈值  $G_t, G_t$  反映的是每一子块中  $N$  个等间距像素与中心像素的平均值,  $G_t$  是根据  $N$  的改变而变化的,而且图像的每个子区域都有其对应的动态阈值。然后将中心点的像素值与  $G_t$  比较,当值大于等于 0 时,二进制编码为 1,当差值小于 0 时,二进制编码为 0。最后将其结果编码到 CSLBP 算法的左侧,便可得到 DTCLBP 编码。

DTCLBP 算法的编码规则定义如下:

$$DTCLBP_{R,N(x,y)} = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} t(G_i - G_{i+(N/2)}) 2^i + t(G_C - G_t) 2^{N/2} \quad (5)$$

$$t(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq 0) \\ 0 & (x < 0) \end{cases} \quad (6)$$

式(5)中:  $G_C$  为中心像素的灰度值;  $G_i$  和  $G_{i+(N/2)}$  是

中心对称像素对的灰度值;  $G_t = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} G_i + G_C}{N+1}$ ;  $t(x)$  是用于确定局部模式转换的类型。

DTCLBP 算法的特征直方图计算定义如下:

$$H_{DTCLBP} = \sum_{x,y} P(I(x,y) = j) \quad (7)$$

$$P(A) = \begin{cases} 1 & \text{if } A \text{ is true} \\ 0 & \text{if } A \text{ is false} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $j = 0, 1, 2, \dots, 2^{(N/2+1)} - 1$ ;  $I(x,y)$  为除中心像素外的区域像素的 DTCLBP 值。

以 8 邻域像素为例,DTCLBP 算法具体的特征提取过程如图 1 所示。

DTCLBP 算法所提取的局部纹理特征与 LBP 算法相比,特征维度低。以 8 邻域像素为例,其产生  $2^5 = 32$  个二进制模式,而 LBP 产生  $2^8 = 256$  个。与 CSLBP 算法相比它的特征维度是高的,但仅比其多一倍,有 5 位二进制序列,特征维度相对还是较低的,最重要的是它把中心像素的值融入到了整个编码中,这使得提取的特征信息更加丰富。

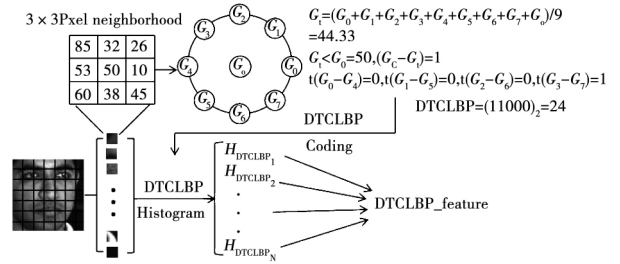


图 1 DTCLBP 算法的特征提取过程

Fig. 1 Feature extraction process of DTCLBP algorithm

### 2.2 稀疏表示模型

在 SRC 中,给定一组标记的训练样本,目标是对一组不可见的测试样本进行分类<sup>[5]</sup>,假设训练样本  $D$  分为  $k$  类,即  $D = [D_1, D_2, \dots, D_k]$ ,所以  $D_i = [d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{in_i}] \in R^{m \times n_i}$  表示  $D$  中第  $i$  类的训练样本图像向量构成的矩阵,  $m$  为训练样本图像向量的维数,  $n_i$  为第  $i$  类训练样本的个数,  $d_{ij} \in R^m$  是第  $i$  类第  $j$  个训练样本图像对应的向量。整个训练样本可以表示为:

$$D = [d_{11}, \dots, d_{1n_1}; \dots; d_{k1}, \dots, d_{kn_k}]$$

假设测试样本为  $y$ ,则  $y$  可由整个人脸库  $D$  线性表示:  $y = Dx, x = [0, \dots, 0, \dots, x_{i1}, \dots, x_{in_i}, 0, \dots, 0]^T$ 。通过如下  $l_1$  范数最小化来求解优化问题:

$$\hat{x} = \arg \min \|x\|_1 \text{ s.t. } \|y - Dx\|_2 \leq \varepsilon \quad (9)$$

根据拉格朗日乘子可以将式(9)写为:

$$\hat{x} = \arg \min \|y - Dx\|_2 + \lambda \|x\|_1 \quad (10)$$

式中  $\lambda$  是一个标量。

通过式(10)求出最稀疏解后将测试样本与每一类的重构样本进行比较,最后将其归到误差最小的那一类样本中。其中每一类的重构误差值计算如下:

$$r_i(y) = \|y - D \delta_i(\hat{x})\|_2 \quad (11)$$

式中:  $\delta_i$  是与第  $i$  类样本对应的系数向量。

测试样本所属的类别计算如下:

$$\text{class}(y) = \arg \min_i r_i(y) \quad (12)$$

### 2.3 算法步骤

根据前面的推导和分析,阐述所提出算法的具体操作步骤。

步骤 1 分别将 Extended Yale B、CMU\_PIE、AR 这 3 个数据库中的图像分为训练集和测试集。

步骤 2 将训练集与测试集的每张图像都进行分块处理,分为  $n$  块,然后根据式(5)用 DTCLBP 算法提取每个子块的纹理特征,用直方图的形式表示为:

$$v_t = (a_1, a_2, \dots, a_p) \quad (13)$$

式中:  $t = 1, 2, \dots, n$ ;  $p = 2^{(N/2+1)} + 1$ ;  $a_1, a_2, \dots, a_p$  表示频

率值。最后将每个子块的 DTCLBP 特征直方图有序地连接起来以形成整幅图像的特征向量,所以训练集表示为  $D = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ , 测试集表示为  $y = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 。

步骤3 同步骤2,根据式(3)用 CSLDP 算法在步骤2形成的特征图像基础上进行二阶特征提取,得到训练集矩阵  $D'$ ,测试集矩阵  $y'$ 。

步骤4 归一化训练集矩阵  $D'$  的每一列,测试样本表示为  $y' = D'x$ ,然后根据式(10)求解稀疏系数。

步骤5 根据式(11)计算残差  $r_i(y')$ ,最后根据式(12)计算出测试样本的所属类别,输出每个测试样本的所属类别。

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验环境及数据集

实验的环境为: Windows 7 (64 位), Matlab R2016a, RAM 8.00G。

为了验证提出方法的有效性,选择在 3 个人脸库 Extended Yale B、AR、CMU\_PIE 上进行实验。

Extended Yale B 包含了来自 38 个人的 2 432 张正面人脸图像,每个人有 64 张是在不同照明条件下拍摄的,实验根据光源入射角度的不同,把其分为 5 个子集:子集 1 ( $0^\circ \sim 12^\circ$ , 每个人 7 张图像),子集 2 ( $13^\circ \sim 25^\circ$ , 每个人 12 张图像),子集 3 ( $26^\circ \sim 50^\circ$ , 每个人 12 张图像),子集 4 ( $51^\circ \sim 77^\circ$ , 每个人 14 张图像),子集 5 (大于  $78^\circ$ , 每个人 19 张图像)。每张图像的大小为  $192 \times 168$  像素,5 个子集的图像样图如图 2 所示。



图2 Extended Yale B 人脸库部分图

Fig. 2 Face image examples on the Extended Yale B

CMU\_PIE 数据库包含 68 个人的 41 268 张多姿态、光照的面部图像,其中在某一姿态下每人有 43 种光照条件下拍摄的图像,大小为  $64 \times 64$  像素,部分样图如图 3 所示。



图3 CMU\_PIE 人脸库部分图

Fig. 3 Face image examples on the CMU\_PIE

AR 数据库包含 126 个人的 4 000 多张人脸图像,每张图像的大小为  $165 \times 120$  像素,其中每个人参与两个阶段采集图片,每个阶段有 13 张图片。在这 13 张图片中,3 张是戴墨镜的,3 张是戴围巾的,剩下的 7 张包括不同的夸张面部表情、不同的光照变化,部分样图如图 4 所示。



图4 AR 人脸库部分图

Fig. 4 Face image examples on the AR

#### 3.2 评价指标

本文采用准确率 (Accuracy) 方法来评判所提方法的优劣程度。

准确率表示的是被正确分类的样本数占总体样本的比重,公式如下:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{P + N}$$

式中:  $TP$  表示被正确划分为正例的个数,  $TN$  表示被正确地划分为负例的个数,  $P + N$  表示总的测试样本数。

#### 3.3 分块数对识别率的影响

在实验中,分块数与所提算法的识别效果有着密切的关系,如果分割的子块数太少,提取的特征信息不能很好地体现人脸局部细节。如果子块数过多则会使特征维数增加而降低识别效果。

在 Extended Yale B、CMU\_PIE、AR 数据库中,将图像分割成  $k \times k$  ( $k = 2, 4, 6, 8, 10$ ) 块,分别实验 10 次,结果取平均识别率,如图 5 所示。从实验结果可以看出,在 Extended Yale B 数据集中,分块数在  $10 \times 10$  附近表现出高的识别率;在 CMU\_PIE 数据集中,识别率在分块数为  $4 \times 4$  时达到最大值,随后开始呈下降趋势;在 AR 数据集中,识别率在分块数为  $9 \times 9$  附近取得最大值。

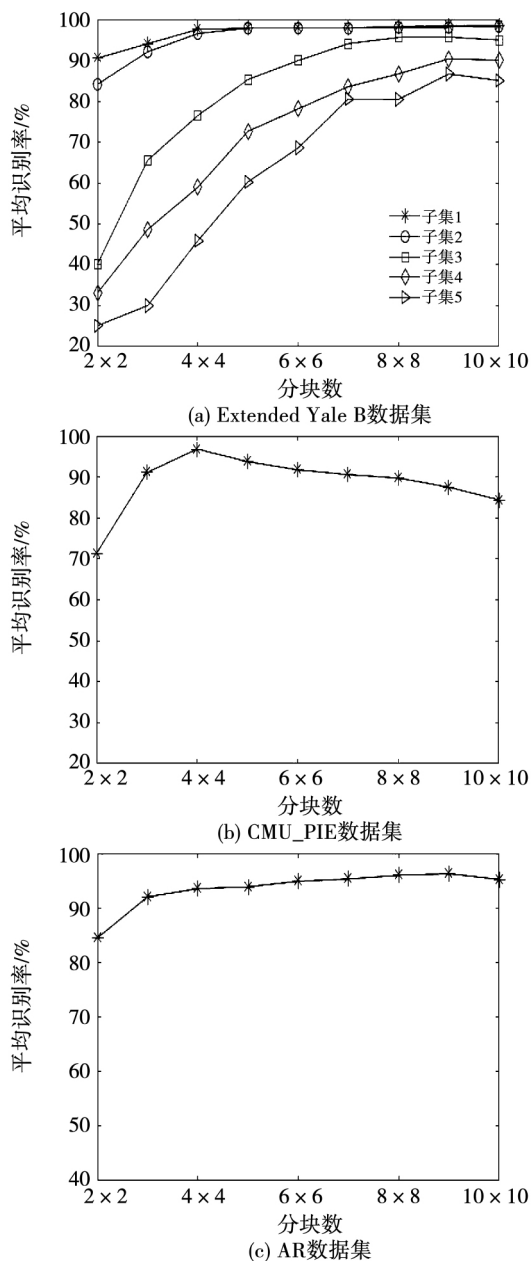


图5 3个数据集上不同分块数的识别率  
Fig. 5 the recognition rate of partitioning way on three databases

### 3.4 结果与分析

Extended Yale B 数据库中,设计了2个实验来验证所提方法在复杂光照条件下的有效性。在第一个实验中,随机选择每个子集中的一张图像形成训练集,子集1到子集5的剩余图像分别作为测试集,进行10次实验,最后取平均识别率,增加结果稳定性,与其他算法的比较结果如图6所示。其中对比实验 ECSLBP + DBN<sup>[14]</sup> 参数设置: DBN 层数为3,节点数为50-30-20,迭代次数为50次,学习率为0.001。LNMLCP<sup>[17]</sup> 则是引入了指数判别分析和模糊融合框架对局部特征提取进行改进。

由实验结果可以看出,对于光照条件相对比较理想的子集1和子集2,本文提出的方法与 LBP + DBN、ECSLBP + DBN<sup>[14]</sup> 的识别率都接近100%。随着光照条件的恶化,算法性能都普遍下降,但 LBP + DBN 下降幅度最大,并且在子集5上识别率仅为30%,而其余方法在最差光照条件下的识别率在55%~80%,但本文方法在子集5上的识别率接近95%,下降幅度很小,这是因为 DTCLBP 算法提取了丰富的人脸局部特征,并结合 CSLDP 算法使提取的特征更加完整。实验结果表明本文提出的方法可以适应不同的光照条件,特别是当人脸图像处于极端的光照条件下时,本文方法有明显的优势,具有鲁棒性。

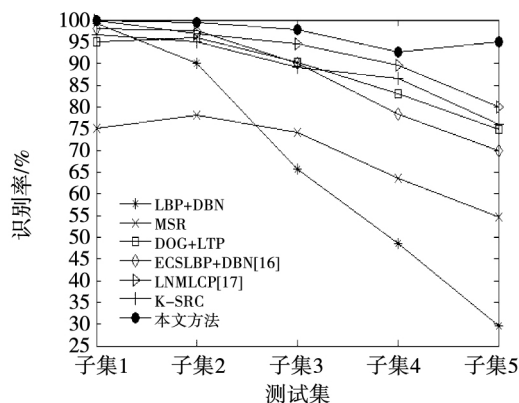


图6 Extended Yale B 数据集上的识别率比较  
Fig. 6 Accuracy comparison on Extended Yale B database

第二个实验中,选择光照条件理想的子集1和子集2的图像作为训练集,剩余的3个子集分别作为测试集进行15次重复实验,最后结果取平均识别率,与其他方法的对比结果如图7所示。其中对比方法 ECSLBP + DBN<sup>[14]</sup> 和 LNMLCP<sup>[17]</sup> 的参数配置与实验一的相同。

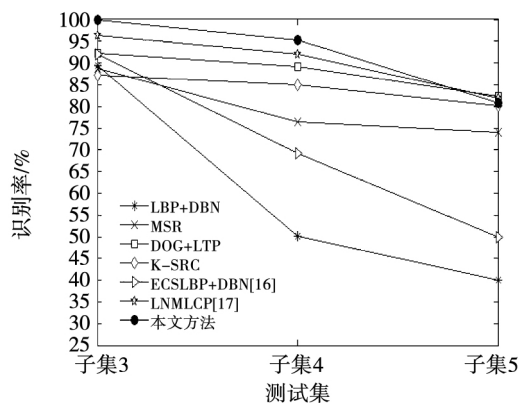


图7 Extended Yale B 人脸库中使用子集1和子集2作为训练集时不同方法的识别率对比

Fig. 7 Accuracy comparison when using subset 1 and subset 2 as training set on Extended Yale B database

由实验结果可知,本文方法在子集3和子集4上的效果最佳,对于光照条件差的子集4本文方法识别率达95.24%,比其他方法都高,表现出较好的优势,具有稳定性。随着光照干扰的继续增加,各种算法的性能普遍下降,在光照条件最差的子集5上本文方法与识别性能相对较好的K-SRC、DOG+LTP、LNMLCP<sup>[17]</sup>方法比较仅相差0.2%左右,所以对光照变化具有一定的鲁棒性。

在CMU\_PIE人脸库中,选取Pose07下的32个志愿者的人脸图像进行实验,每人有43张不同光照条件的图像。实验中分别取每个人的前 $t$ 张图像( $t=20,25,30,35,40,45$ )作为训练集,其余的为测试集,进行10次重复实验,结果取平均识别率,图像的分块数为 $4 \times 4$ ,与其他方法的对比结果如表1所示。其中对比方法FRMCD<sup>[18]</sup>是对深度信念网络和局部特征的改进,它的隐藏层单元数为250。ECS-LBP+DBN<sup>[14]</sup>的参数设置:DBN层数为3,节点数为 $50-30-20$ ,迭代次数为50次,学习率为0.001。LBP+CNN<sup>[21]</sup>参数设置:学习率为0.0001,结构包括4个卷积层、2个最大池化层、1个激活层、1个全连接层和1个输出层。

表1 不同方法在CMU\_PIE数据集中的平均识别率对比  
Tab.1 Accuracy comparison on CMU\_PIE database with different methods

| 方法                        | 识别率/% |
|---------------------------|-------|
| PCA+SVM                   | 75.49 |
| LBP                       | 82.73 |
| DBN                       | 86.57 |
| VGG-Face <sup>[19]</sup>  | 93.16 |
| FRMCD <sup>[18]</sup>     | 93.79 |
| ESLBP+DBN <sup>[14]</sup> | 95.00 |
| LBP+CNN <sup>[21]</sup>   | 97.65 |
| 本文方法                      | 98.43 |

由实验结果可知,本文方法相对于PCA、LBP等传统方法更能提高识别性能,与深度信念网络相比识别率可以提高12%左右,与结合深度学习的方法FRMCD<sup>[18]</sup>、VGG-Face<sup>[19]</sup>等相比提升的识别率接近5%,与卷积神经网络相比识别率仅提高0.8%,说明将DTCLBP与CSLDP融合能充分挖掘图像的局部特征信息,提高了算法的识别能力。

对于耗时实验,选择在CMU\_PIE人脸库上进行,随机取每个人80%的图像作为训练集,其余的为测试集,重复10次实验,结果取平均值,如表2所示。

表2 不同方法在CMU\_PIE数据集中的耗时对比  
Tab.2 consuming-time comparison on CMU\_PIE database with different methods

| 方法                      | 消耗时间/s |
|-------------------------|--------|
| FRMCD <sup>[18]</sup>   | 169.70 |
| LBP+CNN <sup>[21]</sup> | 33.76  |
| 本文方法                    | 161.30 |

结合表1、表2可知,虽然本文算法的识别率略高于LBP结合卷积神经网络的方法,但是其耗时较长,表现出不足。

在AR人脸数据库中,选择50名男性和50名女性的1400张图像,其中去掉每人有遮挡的12幅图像,剩下14幅不同光照条件下的图像进行实验,随机取每个人的 $t$ ( $t=3,4,5,6$ )张图像作为训练样本,其余的为测试样本,取10次结果的平均值作为实验数据。与其他方法的识别率比较结果如图8所示。

实验结果可以看出各种方法的识别率都是随着训练样本数的增加而提高的,当训练样本为3时,本文方法识别率为87.82%;当训练样本达到6时,虽然与Parkhi等<sup>[19]</sup>提出的VGG-Face网络模型比识别率低,但在训练样本较少的情况下所提算法识别性能表现最好。所以在光照变化程度不太明显的AR人脸库中,本文算法可以提取到丰富的特征,获得较高识别率。

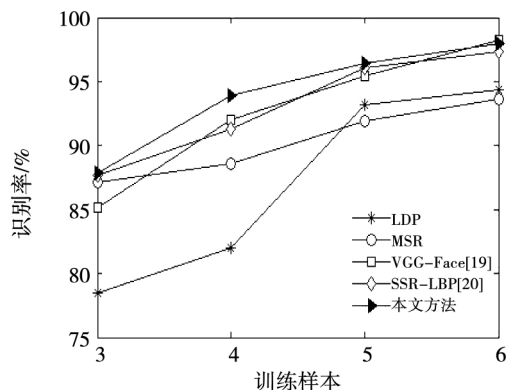


图8 不同方法在AR数据集上的识别率对比结果  
Fig.8 Accuracy comparison on AR database with different methods

## 4 结论

本文提出了一种基于稀疏表示的局部模式特征提取与识别算法。一方面充分利用了DTCLBP算法对复杂光照环境下的图像具有良好特征提取能力的

优势,另一方面,结合 CSLDP 算法可以提取更加细微的高阶信息,而且两次特征提取都不丢失中心像素信息,这使得提取的特征更加完整,进一步提高了算法的识别率。实验结果表明,在复杂光照条件下,DTCLBP-CSLDP-SRC 模型有明显的优势,尤其在光照条件极差的情况下具有一定鲁棒性。本文算法计算简单,提取的特征长度短,复杂度低,可以提高人脸识别的准确率,并且在训练样本数量较少的情况下也具有明显优势。

## 参考文献:

- [1] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Featured Distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51.
- [2] SHAN Caifeng, GONG Shaogang, MCOWAN P W. Facial Expression Recognition Based on Local Binary Patterns: A Comprehensive Study [J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(6): 803.
- [3] LUO Yuan, Wu Caiming, ZHANG Yi. Facial Expression Recognition Based on Fusion Feature of PCA and LBP with SVM [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(17): 2767.
- [4] TANG Hengliang, YIN Baocai, SUN Yanfeng, et al. 3D Face Recognition using Local Binary Patterns [J]. Signal Processing, 2013, 93(8): 2190.
- [5] 万源, 李欢欢, 吴克风, 等. LBP 和 HOG 的分层特征融合的人脸识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(4): 640.  
WAN Yuan, LI Huanhuan, WU Kefeng, et al. Fusion with Layered Features of LBP and HOG for Face Recognition [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2015, 27(4): 640.
- [6] TUKHTASINOV M T, MIRZAEV N, NARZULLOEV O M. Face Recognition on the Base of Local Directional Patterns [C] // 2016 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines. Omsk: IEEE, 2016.
- [7] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of Interest Regions with Local Binary Patterns [J]. Pattern Recognition, 2008, 42(3): 425.
- [8] 张洁玉, 赵鸿萍, 陈曙. 自适应阈值及加权局部二值模式的人脸识别 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1327.  
ZHANG Jieyu, ZHAO Hongping, CHEN Shu. Face Recognition Based on Weighted Local Binary Pattern with Adaptive Threshold [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2014, 36(6): 1327.
- [9] CHAKRABORTY S, SINGH S K, CHAKRABORTY T. R-theta Local Neighborhood Pattern for Unconstrained Facial Image Recognition and Retrieval [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(11): 14799.
- [10] ZHOU Ningning, CONSTANTINIDES A G, HUANG Guofang, et al. Face Recognition Based on an Improved Center Symmetric Local Binary Pattern [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 30(12): 3791.
- [11] LI Jiadi, CHEN Zhenxue, LIU Chengyun. Low-resolution Face Recognition of Multi-scale Blocking CS-LBP and Weighted PCA [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 30(8): 1656005. 1.
- [12] ZHONG Rui, WU Huaiyu, HE Yun. Fast Face Recognition Algorithm Based on Local Fusion Feature and Hierarchical Incremental Tree [J]. Computer Science, 2018, 45(6): 308.
- [13] 杨恢先, 贺迪龙, 刘凡, 等. 基于双向梯度中心对称局部二值模式的单样本人脸识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(1): 130.  
YANG Huixian, HE Dilong, LIU Fan, et al. Face Recognition Based on Bidirectional Gradient Center Symmetric Local Binary Patterns [J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2017, 29(1): 130.
- [14] XUE Gengjian, LI Song, SUN Jun, et al. Hybrid Centrosymmetric Local Pattern for Dynamic Background Subtraction [C] // IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Barcelona: IEEE, 2011: 1.
- [15] 林克正, 庄靓玮, 荣友湖, 等. 基于 Gabor 特征的全局加权稀疏表示 [J]. 哈尔滨理工大学学报, 2016, 21(1): 40.  
LIN Kezheng, ZHUANG Liangwei, RONG Youhu, et al. Based on Gabor Characteristics Global Weighted Sparse Representation [J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2016, 21(1): 40.
- [16] LI Chen, ZHAO Shuai, XIAO Ke, et al. Face Recognition Based on the Combination of Enhanced Local Texture Feature and DBN under Complex Illumination Conditions [J]. Journal of Information Processing Systems, 2018, 14(1): 191.
- [17] ZHOU Lifang, LI Weisheng, DU Yuewei, et al. Adaptive Illumination-invariant Face Recognition via Local Nonlinear Multi-layer Contrast Feature [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 64: 10.
- [18] SUN Kun, YIN Xin, YANG Mingxin, et al. The Face Recognition Method Based on CS-LBP and DBN [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2018(14): 1.
- [19] PARKHI O M, VEDALDI A, ZISSERMAN A. Deep Face Recognition [C] // British Machine Vision Conference, 2015: 1.
- [20] 段红燕, 何文思, 李世杰. 改进的单尺度 Retinex 和 LBP 结合的人脸识别 [J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(23): 148.  
DUAN Hongyan, HE Wensi, LI Shijie. Face Recognition Based on Improved Single Scale Retinex and LBP Algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(23): 148.
- [21] KE Pengfei, CAI Maoguo, WANG Hanmo, et al. A Novel Face Recognition Algorithm Based on the Combination of LBP and CNN [C] // 2018 14th IEEE International Conference on Signal Processing, Beijing, 2018: 539.

(编辑: 温泽宇)