

# 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

谢 佩, 吴小俊\*

(江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

(\* 通信作者电子邮箱 wu\_xiaojun@jiangnan.edu.cn)

**摘 要:**为了获得人脸图像中更丰富的纹理特征以提高人脸识别率,提出了一种基于 Shearlet 变换和均匀局部二值模式(ULBP)算子提取特征(Shearlet\_ULBP 特征)的协作表示方法——Shearlet\_ULBP CRC 用于人脸识别。首先,人脸图像通过 Shearlet 变换分解,得到多尺度多方向的幅值域图谱,再经过简单的平均融合,获得融合后的幅值域图谱;然后,通过 ULBP 算子结合分块的方法获得该 Shearlet 变换后融合图像的直方图特征;最后,结合协作表示的方法来分类所提取到的特征。该方法可以提取到图像更丰富的边缘以及纹理信息,在 ORL、Extended Yale B 和 AR 人脸数据库上进行测试,在图像无遮挡的情况下识别率都达到了 99% 以上,在有遮挡情况下也都达到了 91% 以上的识别率。实验结果表明,所提方法不仅对于光照、姿态和表情变化具备较强的鲁棒性,同时能在一定程度上处理人脸图像中存在遮挡的情形。

**关键词:** Shearlet 变换;均匀局部二值模式算子;人脸识别;图像融合;协作表示

**中图分类号:** TP391.413 **文献标志码:** A

## Face recognition algorithm of collaborative representation based on Shearlet transform and uniform local binary pattern

XIE Pei, WU Xiaojun\*

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi Jiangsu 214122, China)

**Abstract:** To extract richer texture features of face images to improve face recognition accuracy, a new face recognition algorithm based on the Shearlet\_ULBP features which are extracted by the histogram of Uniform Local Binary Pattern (ULBP) from the Shearlet coefficients, called Shearlet\_ULBP CRC (Shearlet\_ULBP feature based Collaborative Representation Classification) was proposed. First, Shearlet transform was used to extract the multi-orientational facial information, and the average fusion method was exploited to fuse the original Shearlet features of the same scale. Second, the fused image was divided into several nonoverlapping blocks, and then face image was described by the histogram sequence extracted from all the blocks with the ULBP operator. Finally, the extracted features were fed into the collaborative representation based classifier. The proposed method can extract richer information about edge and texture features. Several experiments were conducted on the ORL, Extended Yale B and AR face databases, more than 99% recognition accuracy was achieved for images without occlusion, while the images are occluded, the recognition accuracy still reached more than 91%. The experimental results show that the proposed method is robust to the illumination, pose and expression variations, as well as occlusions.

**Key words:** Shearlet transform; Uniform Local Binary Pattern (ULBP) operator; face recognition; feature fusion; collaborative representation

## 0 引言

人脸识别一直是计算机视觉和模式识别中最具挑战的问题,如何提取有效的特征来描述人脸图像对于识别至关重要。在过去的几十年,研究者们提出了大量的人脸识别算法。大多数基于表观的人脸识别算法都是在图像空间通过子空间分析来提取相关的向量特征。最广泛使用的子空间方法就是主成分分析<sup>[1]</sup>、线性判别分析<sup>[2]</sup>、独立分量分析<sup>[3]</sup>。然而,这些方法都是基于图像的全局特征,而忽略了图像的局部特征,而全局特征和局部特征在人脸识别中都很重要,于是更多研

究者开始研究结合两种特征的方法来改进算法性能。

小波变换是提取图像纹理特征的一个很有效的方法<sup>[4]</sup>,如最近研究者们比较关注 Gabor 小波,它可以对图像进行多尺度、多方向的变换,能很好地模拟人类大脑皮层中单细胞感受野的轮廓信息,捕捉其突出的视觉属性,例如方向选择、空间定位等<sup>[5]</sup>,在人脸识别领域得到了很广泛地应用,如弹性图匹配<sup>[6]</sup>、基于 Gabor 特征的 Fisher 判别<sup>[7]</sup>、基于 AdaBoost 的 Gabor 特征分类<sup>[8]</sup>等。但大多数的小波变换进行的多尺度、多方向分解的方向数仅仅是水平、垂直和对角方向。为了克服小波方向数的限制,Labate 等<sup>[9]</sup>提出了 Shearlet 变换,一个新的多尺度几何分析工具,相比普通的小波变换,Shearlet 变

收稿日期:2015-02-10;修回日期:2015-04-10。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61373055)。

作者简介:谢佩(1990-),男,江苏泰兴人,硕士研究生,主要研究方向:特征提取、人脸识别; 吴小俊(1967-),男,江苏丹阳人,教授,博士生导师,主要研究方向:人工智能、模式识别、计算机视觉。

换具有灵活的方向选择性,可以对二维图像进行最优的逼近,能够更好地进行图像奇异性的检测。经 Shearlet 变换所得到的子带矩阵能量大多集中于图像纹理部分,可以更好地表示图像的纹理特征,对光照以及噪声的干扰则会有较强的鲁棒性。文献[10-12]显示了 Shearlet 变换在人脸识别方面优异的性能。

局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)是一种描述图像局部区域纹理变化的算子,由 Ojala 等<sup>[13]</sup>首先提出,通过描述每个像素点灰度值与周围像素点灰度值的关系,统计分析这些关系获得纹理特征,其突出的特点就是旋转不变和强度不变。文献[14]显示了其在人脸的纹理特征提取方面的强大性能。然而,只通过 LBP 算子提取在小半径下的图像纹理特征并不能充分获取图像信息,因为图像中也是有一些具有较大结构的有用信息。为了克服原始 LBP 的不足, Ojala 等<sup>[15]</sup>又对其进行了改进和优化,表示为圆形 LBP 算子,可以描述不同的半径和相邻点的数目,使其更具有广泛性;而且可以通过不同参数的组合来获得多尺度纹理特征,但同时也有可能因为选用较大的半径而导致获得图像特征不具有足够的代表性,对噪声也会变得更加敏感。

尽管图像纹理特征提取的研究已经取得了不小的进步,但提取一种有效并且鲁棒的纹理特征仍然是一个研究热点。本文中提出了一种图像纹理特征提取的方法,对于 Shearlet 变换获得的多尺度、多方向特征虽然拥有丰富的局部纹理细节特征,但其多尺度、多方向的变换后获得的不同尺度不同方向的 Shearlet 幅值域图谱,大大增加了计算量。为了减少计算量,本文将同尺度的 Shearlet 幅值域图谱进行简单的平均融合,用同一尺度平均融合后的幅值域图谱表示该人脸图像。对于融合后的幅值域图谱特征本文使用 LBP 算子来计算其直方图特征,原始 LBP 算子提取直方图特征维数较高,本文采用均匀 LBP(Uniform Local Binary Pattern, ULBP)算子<sup>[15]</sup>计算直方图特征。直方图能够较好地表述纹理图像的全局特征,但直接对图像采用直方图表征,会忽略大量结构上的细节信息,因此本文选择将幅值域图谱划分为若干大小相等的

重叠矩形块,再分别计算其每个区域的直方图特征,再将这些特征串联成一个直方图序列用来描述人脸图像的特征。在本文中,将该特征记为 Shearlet\_ULBP 特征。

稀疏表示是近几年来人脸识别领域的一个热点, Wright 等<sup>[16]</sup>提出的基于稀疏表示的人脸识别(Sparse Representation based Classification, SRC)方法,取得了很好的人脸识别效果,尤其是人脸图像在光照、遮挡、伪装的情况下,显示了其很好的鲁棒性能。Yang 等<sup>[17]</sup>结合 Gabor 特征与 SRC 算法提出了基于 Gabor 特征的稀疏表示分类方法(Gabor-feature based SRC, GSRC)用于人脸识别,其在光照、表情、姿态和遮挡情况下也有很好的识别效果。受此启发,对于 Shearlet\_ULBP 特征本文也采用稀疏表示的方法来进行人脸识别分类,但不不管是 SRC 还是 GSRC 都是通过  $l_1$  范数约束的,求解  $l_1$  范数较为复杂,而且在 Zhang 等<sup>[18]</sup>提出的基于协作表示的人脸识别(Collaborative Representation based Classification with Regularized Least Square, CRC\_RLS)算法中,验证了即使是不同类别的人脸图像也具有一定相似性,相互之间是可以进行协作表示的,同时使用  $l_2$  约束可以大大减少计算量。本文提出了一种基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示的人脸识别算法,在不同人脸数据库上实验,取得了较好的识别效果,对光照、表情、姿态以及遮挡情况都具有较强的鲁棒性。

## 1 Shearlet\_ULBP 特征的提取

本文提出的提取人脸图像 Shearlet\_ULBP 特征的方法总共有 4 个步骤。首先,通过对原始的图像进行 Shearlet 变换,获得不同层在不同子带的 Shearlet 幅值域图谱。然后将每一层的 Shearlet 幅值域图谱进行简单的平均融合。对于获得的融合图像,本方法先将它分块,然后通过 ULBP 算子提取每一块的直方图特征,最后将属于同一幅人脸图像所有块的直方图特征串联到一个向量中,图 1 以一幅人脸图像为例,简要地说明了本文提取人脸图像 Shearlet\_ULBP 特征的过程,接下来部分将叙述具体的方法细节。

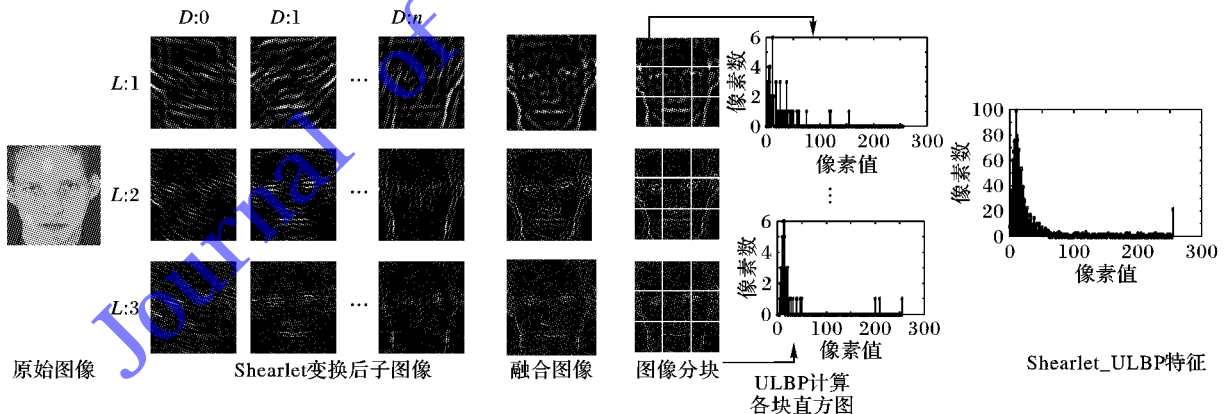


图1 提取 Shearlet\_ULBP 特征的流程

### 1.1 Shearlet 变换

小波变换已经被广泛运用到图像纹理分析中。然而,由于它们的各向异性,小波变换很难捕获多维数据的几何特性。为了充分利用图像的各向异性的规律, Labate 等<sup>[9]</sup>提出了 Shearlet 变换,一个新的多尺度几何分析工具,相比普通的小波变换, Shearlet 变换可以对二维图像进行最优的逼近,具有灵活的方向选择性,可以获得更多包含鉴别信息的特征。

对于二维图像,设  $a(a > 0)$  为尺度参数,  $s(s \in \mathbf{R})$  为剪切参数,  $t(t \in \mathbf{R}^2)$  为平移参数,则可以将 Shearlet 函数的仿射

变换定义<sup>[19]</sup>如下:

$$\psi_{a,s,t} = a^{-3/4} \psi(D_{a,s}^{-1}(x-t)) \quad (1)$$

其中  $D_{a,s} = [a, -a^{1/2}; 0, a^{1/2}]$ 。

基函数  $\psi$  定义为:

$$\psi(\xi_1, \xi_2) = \psi_1(\xi_1) \psi_2(\xi_2/\xi_1) \quad (2)$$

连续剪切波变换定义为:

$$SH_\psi(a,s,t) = \langle f, \psi_{a,s,t} \rangle; a > 0, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2 \quad (3)$$

本文采用的是带限 Shearlet 中的有限长度的滤波器来实现离散 Shearlet 变换<sup>[9]</sup>。更多的关于 Shearlet 的理论以及离

散方法的一些细节可以访问网站<sup>[19]</sup>获得。

### 1.2 平均融合

对于人脸图像,通过 Shearlet 变换会得到不同尺度、不同方向的人脸子图,但如果每幅图像都有相对较多的子图像,在后续的图像处理中就会增加算法的复杂度。为了减少运算量,本文采用了一种简单的图像融合方法来降低算法的复杂度。将在同一尺度下得到的 Shearlet 变换后的所有方向的幅值域图谱相加,求其平均融合后的幅值域图谱。

### 1.3 ULBP

Ojala 等<sup>[15]</sup>改进了原始的 LBP,推广到了诸如半径为  $R$  的圆形区域内含有  $P$  个采样点的圆形 LBP 算子  $LBP_{P,R}$ ,如图 2 所示。

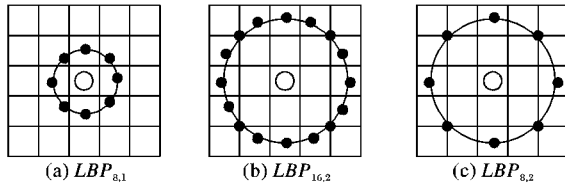


图 2 圆形 LBP 算子

下面给出 LBP 算子的计算公式:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p \quad (4)$$

其中:

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$g_c$  为中心点的像素值,  $g_p$  为相邻点的像素值。

通过图 3 的示例,读者可以直观地理解基本的 LBP 编码过程。

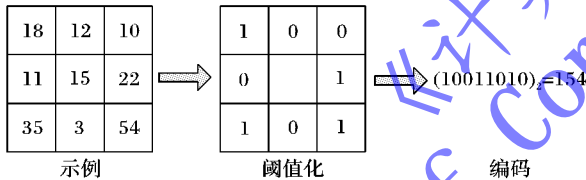


图 3 基本的 LBP 编码示例

但从 LBP 计算公式可以看出,对于原始 LBP 算子,如果采用直方图表征,维数则为 256 维,得到的编码特征维数较高。通过研究这些二进制序列,研究者们发现这些值是具有一定规律的,为了减少计算量,于是提出了 ULBP 编码方式,所谓均匀模式,指的就是一个二进制序列从 0 到 1 或是从 1 到 0 的变化不超过 2 次(这个二进制序列首尾相连)。比如:10100000 的变化次数为 4 次所以不是一个均匀 LBP,而像 00000000,11111111 或者 00001100 则是 ULBP。

将均匀 LBP<sup>[15]</sup>定义为:

$$LBP_{P,R}^{u2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c), & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P + 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (6)$$

由于 8 位二进制数中的大部分值都在 58 种 ULBP(变化次数为 0 的有 2 种,变化次数为 1 的有 14 种,变化次数为 2 的有 42 种)中,而将其他所有的值归为第 59 类,这样直方图从原来的 256 维变成 59 维。由于 LBP 算子具有良好的局域特性,经变换获得的直方图特征仍具有原图的视觉特性,可更

好地表示图像。

### 1.4 分块的思想

直方图能够较好地表述纹理图像的全局特征,但直接对图像采用直方图表征,会忽略大量结构上的细节信息,因此可以将图像分块,再计算其每个区域的直方图特征,同时,在特征提取中,分块是一种简单但也十分有效的局部特征提取的方法。分块思想的使用可以获得更多的局部特征信息。本文采用一种比较简单的分块方式。方法如下:首先将要处理的图像按照不重叠的方式分成任意多块;然后使用 ULBP 算子计算每一块的直方图特征,将各个区域的直方图特征连接到一个向量中用来表示该图像。最终的图像的直方图特征表示为:

$$S = [S_1, S_2, \dots, S_n] \quad (7)$$

其中:  $n$  是所有的分块数目,  $S_i (i = 1, 2, \dots, n)$  是第  $i$  块的直方图特征。

## 2 基于 Shearlet\_ULBP 特征的人脸识别

本章首先简单介绍一些基于稀疏表示的人脸识别算法,然后介绍本文提出的基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示的人脸识别算法。

### 2.1 稀疏表示分类方法

假设有  $C$  类样本,总共  $N$  幅人脸图像。每一幅图像表示为向量  $\mathbf{d}_i \in \mathbf{R}^m$ ,记为字典  $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{m \times N}$  的第  $i$  列。为了不失一般性,本文假设字典  $\mathbf{D}$  的列都是按照它们所属标签排序的。

对于一个测试样本  $\mathbf{y}_0 \in \mathbf{R}^m$ ,本方法希望能通过字典  $\mathbf{D}$  来线性表示为  $\mathbf{y}_0 = \mathbf{D}\mathbf{a}$ ,然而由于样本  $\mathbf{y}_0$  可能存在噪声所以这个条件很难准确表达,Wright 优化了这个约束,提出了 SRC 算法,转化为如下优化问题:

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \quad (8)$$

其中  $\lambda \geq 0$  用来平衡重构误差与系数之间的稀疏性。通过求解公式,可以得到样本的稀疏表示解,之后采用最小残差法来分类:

$$r_i(\mathbf{y}_0) = \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{a}_i\|_2 \quad (9)$$

其中  $\mathbf{a}_i$  为系数  $\mathbf{a}$  中对应的第  $i$  类的系数。

从 SRC 算法可以看出,求解  $l_1$  范数较为复杂,尤其是字典集  $\mathbf{D}$  的维数增多的情况下,求解公式将会花费更多的时间。而且研究者们发现,就人脸图像而言,不同类别的人脸图像也是具有一定相似性的,Zhang 等<sup>[18]</sup>提出的基于协作表示的人脸识别算法(CRC\_RLS),该方法降低了对稀疏性的要求,用  $l_2$  范数替代  $l_1$  范数作为约束条件,将原优化问题表示为:

$$\arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_2 \quad (10)$$

该优化问题的解为  $\mathbf{a} = \mathbf{P}\mathbf{y}_0$ ,其中投影矩阵  $\mathbf{P} = (\mathbf{D}^T \mathbf{D} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^T$ ,同时 Zhang 等<sup>[18]</sup>指出所求得的稀疏编码对于分类也是有一定作用的,于是将残差与编码的比值作为分类的依据,表示为公式(11):

$$r_i(\mathbf{y}_0) = \|\mathbf{y}_0 - \mathbf{D}\mathbf{a}_i\|_2 / \|\mathbf{a}_i\|_2 \quad (11)$$

其中  $\mathbf{a}_i$  为系数  $\mathbf{a}$  中对应的第  $i$  类的系数。

### 2.2 本文算法

Zhang 等<sup>[18]</sup>提出基于协作表示的人脸识别算法中仅仅采用的是原始人脸图像的灰度特征或特征脸,但基于人脸图像的复杂性,在光照、表情、遮挡以及姿态等发生变化时,算法的识别率会受到影响。为了进一步提高算法的识别率以及鲁棒性能,本文将 Shearlet\_ULBP 特征和 CRC\_RLS 算法相结合,提



出了一种基于 Shearlet\_ULBP 特征与协作表示的人脸识别算法。

根据本文前面部分所提出的提取 Shearlet\_ULBP 特征的方法,提取所有样本集的扩展 Shearlet\_ULBP 特征,将第  $c$  类训练样本所提取的扩展 Shearlet 变换特征记为  $\mathbf{X}_c = [\mathbf{x}_{c,1}, \mathbf{x}_{c,2}, \dots, \mathbf{x}_{c,n_c}]$ ,  $n_c$  为第  $c$  类的训练样本数,则所有训练样本的 Shearlet\_ULBP 特征表示为  $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_c]$ 。通过所有的训练样本特征集  $\mathbf{X}$  对测试样本特征  $\mathbf{y}$  进行协作表达,将该问题简化为基于  $l_2$  范数的稀疏性约束问题:

$$\arg \min_{\beta} = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_2^2 \quad (12)$$

其中:  $\beta$  为表示系数,  $\lambda \geq 0$  表示正则化参数。

公式具有解析解  $\hat{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$ , 而且可以从解析解中发现, 当令投影矩阵  $\mathbf{P} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T$  时, 投影矩阵  $\mathbf{P}$  是独立于测试样本  $\mathbf{y}$  的, 则本方法在训练阶段就可以计算得到投影矩阵  $\mathbf{P}$ , 对于需要测试的测试样本特征  $\mathbf{y}$ , 可以直接投影到  $\mathbf{P}$  上来得到表示系数  $\mathbf{P}\mathbf{y}$ 。算法 1 总结了本文所提出的基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示的人脸识别算法。

算法 1 基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示的人脸识别算法。

1) 按照本文所述方法分别提取训练样本集以及测试样本的 Shearlet\_ULBP 特征, 分别记为  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{y}$ 。

2) 基于训练样本特征集  $\mathbf{X}$  对测试样本特征  $\mathbf{y}$  进行协作表示, 获得编码  $\hat{\beta} = \mathbf{P}\mathbf{y}$ , 投影矩阵:

$$\mathbf{P} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T$$

3) 计算规则化残差:

$$r_i(\mathbf{y}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\hat{\beta}_i\|_2 / \|\hat{\beta}_i\|_2$$

其中  $\hat{\beta}_i$  表示为第  $i$  类的编码系数。

4) 判别测试样本  $\mathbf{y}$  所属的类别:

$$\text{Identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i \{r_i\}$$

### 3 实验结果与分析

为了验证本文基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示人脸识别算法的性能, 本文在常用的 ORL 人脸数据库<sup>[20]</sup>、Extended Yale B 人脸数据库<sup>[21]</sup> 和 AR 人脸数据库<sup>[22]</sup> 上进行实验。本文所有实验的运行的平台是 Intel Core i5-4460 CPU 3.20 GHz, 12.00 GB 的内存, 操作系统为 Windows 7 旗舰版, Matlab R2013a 版本的电脑。

因为 Shearlet 变换能对图像进行多尺度、多方向的分解, 在本文实验中, 选取 4, 6, 8 个方向分别对应应在 Shearlet 变换中 3 层分解, 其分别对应的局部方向滤波器为  $60 \times 60$ 、 $60 \times 60$ 、 $90 \times 90$ , 本文使用的离散 Shearlet 变换的 Matlab 代码是由文献[9]提供的, 同时加上图像变换后的低频系数作为特征提取的对象。

对于在本文所提出算法式(12)中正则化参数  $\lambda$  设置, 参考 CRC\_RLS<sup>[18]</sup> 算法, 在正则化参数变化不是很大的情况下对于人脸识别实验的影响不是很大, 于是在本文实验中协作表示分类时的正则化参数统一设置为  $\lambda = 0.005$ , 此外在使用 LBP 算子提取特征时统一使用  $LBP_{8,1}$  设置, 本文以下相关实验的参数都是这样设置的。

为了更好地对比实验效果, 验证本文提出算法的有效性, 将本文方法的实验结果与最近邻分类 (Nearest Neighbor, NN) 方法、LBP 方法、线性回归分类 (Linear Regression Classification, LRC)<sup>[23]</sup> 方法和 CRC\_RLC 方法进行对比实验。

对于 LBP 算法以及本文所提算法测试了不同分块方式下的识别率。本文所提方法是基于 Shearlet\_ULBP 特征协作表示实验的, 而其他对比实验的数据则是原始数据图像。本文所有结果都是自己实验所得。

#### 3.1 无遮挡人脸图像上的实验

在本部分, 测试了该算法在无遮挡人脸图像上的识别效果, 实验图像来自于 ORL 人脸库、Extended Yale B 人脸库以及部分 AR 人脸库。

##### 3.1.1 ORL 人脸数据库

ORL 人脸数据库<sup>[20]</sup> 包含 40 个人的 400 幅人脸图像。每一个人有 10 幅正面人脸图像, 包括姿态、光照以及表情等变化, 大小为  $112 \times 92$ 。首先将图像标准化为  $128 \times 128$ , 然后从每一类中随机选取 5 幅图像作为训练样本, 剩下的 5 幅作为测试样本。图 4 为部分 ORL 人脸图像。



图 4 部分 ORL 人脸图像

从表 1~2 的实验数据可以看出, 对于 ORL 人脸库各算法的识别率都比较高, 但还是可以明显看出本文所提算法的识别率最优, 而且在  $3 \times 3$  分块方式下识别率达到了 100%。

表 1 不同算法在 ORL 人脸数据库上的识别率

方法	识别率
NN	0.955
LRC	0.970
CRC_RLS	0.940

表 2 不同分块方式在 ORL 人脸数据库上的识别率

方法	分块方式				
	$3 \times 3$	$4 \times 4$	$5 \times 5$	$6 \times 6$	$7 \times 7$
LBP	0.975	0.965	0.955	0.970	0.960
本文方法	1.000	0.990	0.985	0.995	0.985

##### 3.1.2 Extended Yale B 人脸数据库

Extended Yale B 人脸数据库<sup>[21]</sup> 包含 38 个人的 2414 幅人脸图像, 包含在不同光照、不同表情的正面人脸图像, 大小为  $192 \times 168$ 。首先将图像标准化为  $128 \times 128$ , 然后从每一类中随机选取 32 幅图像作为训练样本, 其余剩下图像作为测试样本。图 5 为部分 Extended Yale B 人脸图像。



图 5 部分 Extended Yale B 人脸图像

从表 3~4 中实验数据可以看出, 在 Extended Yale B 人脸库中, NN 算法和 LBP 算法的识别率相对较低, 虽然随着分块

数目的增加 LBP 算法的识别率有所上升,但与其他算法相比效果仍不够理想。CRC\_RLS 算法识别率较高,但本文所提算法识别效果仍然是最优的,同时也可以看出,在该实验中,本文所提算法在不同的分块情况下识别率变化不是很大。

表 3 各算法在 Extended Yale B 数据库上的识别率

方法	识别率
NN	0.77546
LRC	0.94571
CRC_RLS	0.98831

表 4 各分块方式在 Extended Yale B 数据库上的识别率

方法	分块方式				
	3×3	4×4	5×5	6×6	7×7
LBP	0.5526	0.6853	0.7457	0.8030	0.8272
本文方法	0.9883	0.9950	0.9967	0.9983	0.9983

3.1.3 AR 人脸数据库

AR 人脸数据库<sup>[22]</sup>包含了 126 个人(70 名男性和 56 名女性)超过 4000 幅的人脸图像,在光照、表情和脸部遮挡(戴墨镜或者围巾)不同的条件下采集,大小为 165×120。首先将图像标准化为 128×128,在本部分的实验中,如在文献[16,18]一样,本文选取它的一个子集,该子集含有 100 个人,其中男女各 50 人总共 1400 幅人脸图像,然后选取该子集每类前面的一半(7 幅人脸图像)作为训练样本,其余作为测试样本。图 6 为部分 AR 无遮挡的人脸图像。



图 6 部分 AR 无遮挡人脸图像

从表 5~6 中实验数据可以看出,在 AR 人脸库中,NN 算法和 LRC 算法识别率比较低,同样 LBP 算法的识别率会随着分块数目的增加有所上升,但与 CRC\_RLS 算法以及本文所提算法相比识别率仍有较大差异。与其他算法相比,本文所提算法在 AR 人脸库中也有着最高的识别率。

表 5 各算法在 AR 人脸数据库上的识别率

方法	识别率
NN	0.71286
LRC	0.75000
CRC_RLS	0.94429

表 6 不同分块方式在 AR 人脸数据库上的识别率

方法	分块方式				
	3×3	4×4	5×5	6×6	7×7
LBP	0.7157	0.7757	0.8371	0.8557	0.8614
本文方法	0.9643	0.9757	0.9857	0.9900	0.9929

对于无遮挡人脸图像上的实验,从表 1~6 的实验结果来看,本文所提出的基于 Shearlet\_ULBP 特征的协作表示人脸识别算法在这些无遮挡的人脸图像上识别率都很高,在 ORL 人脸库中准确识别率最高可以达到 100%,在 Extended Yale B

人脸库和 AR 人脸库准确识别率可以达到 99% 以上,充分验证了本文所提出方法在人脸识别中的有效性,也说明了本文所提出方法对光照和表情的变化具有很好的鲁棒性。

3.2 在有遮挡人脸数据库上实验

本节通过 AR 人脸库测试了本文算法对现实情况中图像可能的遮挡问题的鲁棒性能。本文参考了文献[24]中的实验设置,分别对以下 3 种情况进行了实验。

1) 本文选择 AR 人脸库 1400 幅无遮挡的人脸作为训练样本,600 幅戴墨镜的人脸图像(遮挡的比例大概有 20%)作为测试样本,记为条件 1。

2) 同样本文选择 AR 人脸库 1400 幅无遮挡的人脸作为训练样本,但 600 戴围巾的人脸图像(遮挡的比例大概有 40%)作为测试样本,记为条件 2。

3) 本文选择 AR 人脸库中的 2600 幅人脸图像进行实验,分别选取 1300 幅人脸图像作为训练样本,1300 幅人脸图像作为测试样本,对于每一类本文选取 13 幅人脸图像来训练(7 幅干净人脸,3 幅戴墨镜的人脸和 3 幅戴围巾的人脸),剩下的 13 幅人脸图像用来测试,记为条件 3。

相比较于文献[16]使用 Extended Yale B 人脸库进行鲁棒性实验,本文的实验更具有挑战性。首先,AR 人脸库包含现实情况中的遮挡,如墨镜和围巾,而 Extended Yale B 人脸库则是没有伪装的干净人脸数据库。还有就是 AR 人脸库包含更多的脸部变化(13 vs 9),更多的类别数(100 vs 38),并且每一类有更少的样本数(每类 26 幅 vs 每类 64 幅)。图 7 为部分 AR 人脸图像,其中包含了无遮挡情况,戴墨镜以及戴围巾的情况下的人脸图像。表 7~8 为本部分实验结果。



图 7 部分 AR 人脸图像

在条件 1 的情况下,测试的是戴墨镜时的遮挡情况,遮挡比例较小,大概有 20%,NN、LRC、CRC\_RLS 识别率都不是很好,而 LBP 算法则有较好的识别率,最高达到了 98%,而本文提出的算法最高识别率达到了 99% 以上。

表 7 不同算法在不同条件下识别率对比

方法	条件 1	条件 2	条件 3
NN	0.62500	0.12667	0.60692
LRC	0.69667	0.14167	0.67692
CRC_RLS	0.72000	0.87500	0.89615

表 8 两种算法在不同分块方式下的识别率对比

算法	条件	分块方式				
		3×3	4×4	5×5	6×6	7×7
LBP 算法	条件 1	0.8883	0.9133	0.9650	0.9583	0.9833
	条件 2	0.2700	0.3550	0.4633	0.5383	0.5967
	条件 3	0.6331	0.6862	0.7585	0.7646	0.7969
本文算法	条件 1	0.9717	0.9750	0.9833	0.9917	0.9950
	条件 2	0.7083	0.7700	0.7733	0.8817	0.9117
	条件 3	0.9100	0.9323	0.9546	0.9562	0.9577



在条件2的情况下,测试的是戴围巾时的遮挡情况,遮挡比例较大,大概有40%,超出了戴墨镜情况的遮挡比例,对于训练样本没有遮挡而测试样本有较大比例遮挡情况下,NN算法和LRC算法识别率都较低(都不足15%),LBP算法识别率也不高,在本实验中最高识别率也只是接近于60%,表现了这些算法对人脸图像的遮挡不具有良好的鲁棒性。相对而言CRC\_RLS算法则具有较好的识别效果,但本文所提算法在合适分块情况下识别效果最好。

在条件3的情况下,对于训练样本和测试样本都有遮挡样本的情况下,NN算法和LRC算法识别率相比其他算法还是比较低的,LBP算法即使在较多分块情况下也没有很高的识别率,更进一步验证了这些算法对人脸图像的遮挡不具有良好的鲁棒性。CRC\_RLS算法识别率有较大提升,但本文算法的识别率(达到了95%以上)还是有明显提升的。

从以上在有遮挡人脸数据库的实验结果来看,不管是在条件1、条件2还是条件3的情况下,本文所提出方法的识别率都是最高的,尤其是在条件2和条件3情况下,较大幅度地提升了算法的识别性能,以上的实验结果中也表明本文所提出的方法对于人脸图像的遮挡具有良好的鲁棒性。

### 3.3 实验运行时间比较分析

本节比较了本文所提算法与本实验中其他算法所需的实验时间,表9列出了本文在3.1节的3个实验完成一次实验的运行时间,对于本文方法以及LBP方法列举了在 $3 \times 3$ 分块方式下所需的实验时间。

表9 各算法在不同人脸库实验时间/s

方法	ORL	Extended Yale B	AR
NN	2.78	99.67	33.99
LRC	1.67	122.28	17.51
CRC_RLS	2.65	121.60	25.85
LBP	2.40	22.37	10.49
本文方法	151.88	952.93	516.53

从表9中看出,对于本文方法,因为需要提取Shearlet\_ULBP特征,所以需要较长的时间,而其他算法相对而言所需时间较少。本文方法实验所需时间较多,但随着计算机技术的发展,识别时间也会有所降低,还有待于进一步完善方法减少实验时间,但本文方法识别率却有显著提高,因此本方法具有一定的实用性。

## 4 结语

本文提出了一种基于Shearlet\_ULBP特征的协作表示人脸识别算法。通过本方法提取特征,既保留了Shearlet变换多尺度分析和方向选择的优点,又结合了LBP算子提取图像局部区域纹理变化的方法,使提取到的人脸图像特征的角度和纹理等细节特征更丰富。然后将该特征与协作表示的方法结合。在标准人脸数据库上进行识别率测试,结果表明,本文所提的方法不仅对于光照、姿态和表情变化具有较强的鲁棒性,同时对于人脸图像存在遮挡的情形也具有较好的鲁棒性。但本方法同样还有待改进之处:1)本文采用的图像融合只是简单的平均融合,有没有一种更高效的融合方法还有待进一步研究;2)本文图像分块后子图像部分都是无重叠的,没有考虑重叠方法的情况,同时如何设置合适的分块方式以获得最佳的识别效果也还需要进一步的研究。

### 参考文献:

- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71–86.
- [2] BELHUMEUR P N, HESPAHNA J P, 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] BAEK K, DRAPER B A, BEVERIDGE J R, *et al.* PCA vs. ICA: a comparison on the FERET data set [C]// *Proceedings of the 6th Joint Conference on Information Science*. [S. l.]: JCIS/Association for Intelligent Machinery, 2002: 824–827.
- [4] JAFARI-KHOUSANI K, SOLTANIAN-ZADEH H. Radon transform orientation estimation for rotation invariant texture analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(6): 1004–1008.
- [5] PORAT M, ZEEVI Y Y. The generalized Gabor scheme of image representation in biological and machine vision [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1988, 10(4): 452–468.
- [6] WISKOTT L, FELLOUS J M, KUIGER N, *et al.* Face recognition by elastic bunch graph matching [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 775–779.
- [7] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced Fisher linear discriminant model for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(4): 467–476.
- [8] SHAN S, YANG P, CHEN X, *et al.* AdaBoost Gabor Fisher classifier for face recognition [C]// *Proceedings of the Second International Workshop on Analysis and Modelling of Faces and Gestures*, LNCS 3723. Berlin: Springer, 2005: 279–292.
- [9] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete Shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, 25(1): 25–46.
- [10] SCHWARTZ W R, da SILVA R D, DAVIS L S, *et al.* A novel feature descriptor based on the Shearlet transform [C]// *ICIP 2011: Proceedings of the 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*. Piscataway: IEEE, 2011: 1033–1036.
- [11] SCHWARTZ W R, da SILVA R D, DAVIS L S, *et al.* A novel feature descriptor based on the Shearlet transform [C]// *ICIP 2011: Proceedings of the 2011 18th IEEE International Conference on Image Processing*. Piscataway: IEEE, 2011: 1033–1036.
- [12] BORGI M A, LABATE D, ARBI M E, *et al.* ShearFace: efficient extraction of anisotropic features for face recognition [C]// *ICPR 2014: Proceedings of the 2014 22nd International Conference on Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2014: 1806–1811.
- [13] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. Performance evaluation of texture measures with classification based on Kullback discrimination of distributions [C]// *Proceedings of the 12th IAPR International Conference on Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 1994: 582–585.
- [14] AHONEN T, HADID A, PIETIKAINEN M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(12): 2037–2041.
- [15] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(7): 971–987.

- [9] YAN Y, WANG D, WANG D, *et al.* MultiAgent-based evolutionary algorithm for dynamic knapsack problem [J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2009, 30(7): 948–951. (闫杨, 汪定伟, 王立志, 等. 求解动态背包问题的多智能体进化算法[J]. *东北大学学报: 自然科学版*, 2009, 30(7): 948–951.)
- [10] BANSAL J C, DEEP K. A modified binary particle swarm optimization for knapsack problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2012, 218(22): 11042–11061.
- [11] ZHOU S, PAN W, LUO B, *et al.* A novel quantum genetic algorithm based on particle swarm optimization method and its application [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(5): 897–901. (周殊, 潘炜, 罗斌, 等. 一种基于粒子群优化方法的改进量子遗传算法及应用[J]. *电子学报*, 2006, 34(5): 897–901.)
- [12] ZHANG W, LU T. The research of genetic ant colony algorithm and its application [J]. *Procedia Engineering*, 2012, 37: 101–106.
- [13] REN Z, FENF Z, ZHANG A. Fusing ant colony optimization with Lagrangian relaxation for the multiple-choice multidimensional knapsack problem [J]. *Information Sciences*, 2012, 182(1): 15–29.
- [14] SONG X, SUN D, XIE J. Improved artificial fish swarm algorithm based on polar coordinate coding [J]. *System Engineering and Electronics*, 2010, 32(10): 2248–2251. (宋潇潇, 孙德华, 解佳. 基于极坐标编码的改进人工鱼群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2010, 32(10): 2248–2251.)
- [15] PÄUN G. Computing with membranes [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 2000, 61(1): 108–143.
- [16] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, technical report TR06 [R]. Kayseri: Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [17] KARABOGA D, NASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial Bee Colony (ABC) algorithm [J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459–471.
- [18] KARABOGA D, BASTURK B. On The performance of Artificial Bee Colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687–697.
- [19] KARABOGA D, AKAY B. A comparative study of artificial bee colony algorithm [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2009, 214(1): 108–132.
- [20] NISHIDA T Y. An application of P-system: a new algorithm for NP-complete optimization problems [C]// *Proceedings of the 8th World Multi-Conference on Systems, Cybernetics and Informatics*. Orlando: International Institute of Informations and Systemics, 2004: 109–112.
- [21] HUANG L, HE X, WANG N, *et al.* P systems based multi-objective optimization algorithm [J]. *Progress in Natural Science*, 2007, 17(4): 458–465.
- [22] CHENG J, ZHANG G, ZENG X. A novel membrane algorithm based on differential evolution for numerical optimization [J]. *International Journal of Unconventional Computing*, 2011, 7(3): 159–183.
- [23] ZHANG G, GHEORGHE M, WU C. A quantum-inspired evolutionary algorithm based on P systems for knapsack problem [J]. *Fundamenta Informaticae*, 2008, 87(1): 93–116.
- [24] ZHANG G, GHEORGHE M, LI Y. A membrane algorithm with quantum-inspired subalgorithms and its application to image processing [J]. *Natural Computing*, 2012, 11(4): 701–717.
- [25] ZHANG G, CHENG J, GHEORGHE M, *et al.* A hybrid approach based on differential evolution and tissue membrane systems for solving constrained manufacturing parameter optimization problems [J]. *Applied Soft Computing*, 2013, 13(3): 1528–1542.
- [26] ZHANG G, ZHOU F, HUANG X. A novel membrane algorithm based on particle swarm optimization for optimization for solving broadcasting problems [J]. *Journal of Universal Computer Science*, 2012, 18(13): 1821–1841.
- [27] TU M, WANG J, SONG X, *et al.* An artificial fish swarm algorithm based on P systems [J]. *ICIC Express Letters, Part B: Applications*, 2013, 4(3): 747–753.
- [28] WU H, QIAN S, XU Z. Immune genetic algorithm based on clonal selection and its application to 0/1 knapsack problem [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(3): 845–848. (武慧虹, 钱淑渠, 徐志丹. 克隆选择免疫遗传算法对高维0/1背包问题应用[J]. *计算机应用*, 2013, 33(3): 845–848.)
- [29] SONG X, WANG J. A membrane-inspired evolutionary algorithm based on artificial bee colony algorithm [C]// *BIC-TA 2014: Proceedings of the 9th International Conference on Bio-Inspired Computing-Theories and Applications*. Berlin: Springer, 2014: 395–410.

(上接第2061页)

- [16] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, *et al.* Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210–227.
- [17] YANG M, ZHANG L. Gabor feature based sparse representation for face recognition with Gabor occlusion dictionary [C]// *ECCV'10: Proceedings of the 11th European Conference on Computer Vision*, LNCS 6316. Berlin: Springer, 2010: 448–461.
- [18] ZHANG D, YANG M, FENG X. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition? [C]// *ICCV 2011: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE, 2011: 471–478.
- [19] KUTYNIOK G. The Shearlets [EB/OL]. [2014-11-29]. <http://www.shearlet.org/>.
- [20] SAMARIA F S, HARTER A C. Parameterisation of a stochastic model for human face identification [C]// *Proceedings of the Second IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. Piscataway: IEEE, 1994: 138–142.
- [21] GEORGHIADES A S, BELHUMEUR P N, KRIEGMAN D. From few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2001, 23(6): 643–660.
- [22] MARTINEZ A M, BENAVENTE R. The AR face database [R]. Cerdanyola del Vallès: Autonomous University of Barcelona, 1998.
- [23] NASEEM I, TOGNERI R, BENNAMOUN M. Linear regression for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(11): 2106–2112.
- [24] PENG X, ZHANG L, YI Z, *et al.* Learning locality-constrained collaborative representation for robust face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2014, 47(9): 2794–2806.