

DOI: 10.11992/tis.201708015

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180420.1125.008.html>

# 基于正交 Log-Gabor 滤波二值模式的人脸识别算法

杨恢先, 付宇, 曾金芳, 徐唱

(湘潭大学 物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105)

**摘要:** 为消除可变光照对人脸识别的影响, 提出一种基于正交 Log-Gabor 滤波二值模式 (OLGBP) 的人脸识别算法。该算法对样本在正交方向做 Log-Gabor 变换, 然后将所得特征图像进行虚实分解和同尺度多方向二值融合构成 OLGBP 特征向量, 再将这些特征向量构成协同表征字典  $D$ 。最后, 在字典  $D$  下对测试样本采用协同表征求稀疏系数, 并通过误差重构来分类。在 AR、Extend Yale B 和 CAS-PEAL-R1 人脸数据库上的实验结果表明, OLGBP 算法对光照变化的单样本人脸识别具有较好的效果, 从而验证了算法的有效性。

**关键词:** 人脸识别; Log-Gabor 滤波器; 协同表征; 正交; 稀疏编码; 二值模式; 单样本; 多尺度

**中图分类号:** TP391.4    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2019)02-0330-08

中文引用格式: 杨恢先, 付宇, 曾金芳, 等. 基于正交 Log-Gabor 滤波二值模式的人脸识别算法[J]. 智能系统学报, 2019, 14(2): 330-337.

英文引用格式: YANG Huixian, FU Yu, ZENG Jinfang, et al. Face recognition based on orthogonal Log-Gabor binary pattern[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(2): 330-337.

## Face recognition based on orthogonal Log-Gabor binary pattern

YANG Huixian, FU Yu, ZENG Jinfang, XU Chang

(School of Physics and Optoelectronic, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

**Abstract:** To eliminate the effect of varying illumination on face recognition, a novel method of face recognition based on orthogonal log-Gabor binary pattern (OLGBP) is proposed in this paper. First, the algorithm performs log-Gabor transform on the samples in the orthogonal direction. Then the log-Gabor feature image is decomposed into real and imaginary parts, and the OLGBP feature vectors are constructed by fusing them into a binary pattern in the same scale at different directions. These feature vectors then form a collaboratively representative dictionary  $D$ . Finally, sparse coefficients are obtained by collaboratively representing these feature vectors with the test samples based on the dictionary  $D$ , and the test samples are classified by reconstruction of errors. The results for experiments performed on AR, Extend Yale B, and CAS-PEAL-R1 face databases show that the OLGBP algorithm has good effect on a single sample with illumination variation, and the effectiveness of the algorithm is verified.

**Keywords:** face recognition; Log-Gabor filter; collaborative representation; orthogonality; sparse coding; binary pattern; single sample; multi scale

人脸识别因其友好性、无侵害、易获取等特点, 成为图像处理和计算机视觉中受关注的领域之一。提取区分性好、鲁棒性好的人脸特征, 构建高效可靠的分类器, 来提升人脸识别的正确率, 一直是人脸识别研究的难点与重点<sup>[1]</sup>。

收稿日期: 2017-08-17. 网络出版日期: 2018-04-20.

基金项目: 湘潭大学博士启动基金项目 (KZ07089); 湘潭大学校级科研项目 (16XZX02).

通信作者: 付宇. E-mail: 292682322@qq.com.

经典的人脸识别算法有 Eigenface<sup>[2]</sup>、Fisherface<sup>[3]</sup>、拉普拉斯脸<sup>[4]</sup>等。2009 年, John Wright 等<sup>[5]</sup>提出一种基于稀疏表示分类 (sparse representation based classification, SRC) 人脸识别算法。SRC 算法首先在训练图像上对未知图像做编码处理, 然后通过计算最小编码误差来估计未知图像属于哪一类, 从而达到分类目的。SRC 的快捷与高效性, 使得它广泛用于人脸识别领域。SRC 过度强

调  $l_1$  范数的作用,忽略了用所有类别信息表示测试样本的协同作用。因此, Zhang 等<sup>[6]</sup>提出协同表征(collaborative representation, CR)是稀疏分类的关键和本质,而非强稀疏性,CR 便在模式识别中被广泛采用。如 Zhao<sup>[7]</sup>、Liu<sup>[8]</sup>提出核协同用于人脸识别和图像分类等。SRC 与 CR 采用固定字典分类可能缺乏足够的区分信息,因此研究者们对带稀疏约束的字典学习算法展开了研究,并取得较好的效果。如 Yang 等<sup>[9]</sup>提出 Fisher 区分字典学习算法(fisher discrimination dictionary learning, FDDL), Chen 等<sup>[10]</sup>提出稀疏嵌入字典学习算法(sparse embedded dictionary learning, SEDL)等。最近,基于深度学习的卷积神经网络在人脸识别也取得理想的效果。如 Sun 等<sup>[11]</sup>提出 DeepID 算法、Yi 等<sup>[12]</sup>提出的 WebFace 算法等。上述算法在人脸识别虽然取得明显效果,但它们都采用多样本做训练,与实际应用情况不符合,因此用于单样本人脸识别效果将下降。

与字典学习、深度学习相比, SRC 与 CR 算法使用训练样本少,计算复杂度更低。虽然 SRC 和 CR 算法对受污染的待测样本有较好的识别能力,但训练样本不受污染是前提。可变光照会改变人脸图像的灰度分布,而传统的主成分分析<sup>[13]</sup>(principal component analysis, PCA)等算法不能很好地提取光照不变量,因此 Gabor 小波被广泛用于人脸光照不变特征提取。如文献<sup>[14]</sup>提出基于 Gabor 滤波的二值模式方法(histogram sequence of local Gabor binary patterns, HSLGBP);文献<sup>[15]</sup>提出基于 Gabor 小波低秩恢复稀疏表示分类法。由于 Gabor 变换存在直流分量和带宽受限,从而 Log-Gabor<sup>[16]</sup>变换被提出,刘元等<sup>[17]</sup>将其用于人脸识别。Log-Gabor 仍然存在维数高、耗时长缺点。为降低特征维数,文献<sup>[18]</sup>提出正交梯度相位脸(orthogonal gradient phase face, OGPf),文献<sup>[19]</sup>提出正交梯度二值模式(orthogonal gradient binary pattern, OGBP)。文献<sup>[20]</sup>在文献<sup>[18-19]</sup>的基础上改进,提出中心对称梯度幅值相位模式(center-symmetric gradient magnitude and phase patterns, CSGMP),并取得较好的效果。

受文献<sup>[6, 19]</sup>的启发,本文提出一种基于正交 Log-Gabor 滤波二值模式(orthogonal Log-Gabor binary pattern, OLGBP)的人脸识别算法。采用正交 Log-Gabor 滤波器组提取人脸特征并做特征融合得到 OLGBP 特征,将这些特征组合成字典,最后采用协同表征分类。

## 1 相关工作

### 1.1 协同表征

假定有  $k$  类训练样本,每个人脸样本可表示为列向量  $\mathbf{v}$ 。则第  $i$  类训练样本可以表示为

$$\mathbf{D}_i = [\mathbf{v}_{i,1} \quad \mathbf{v}_{i,2} \quad \cdots \quad \mathbf{v}_{i,n}] \in \mathbf{R}^{m \times n_i}$$

其中  $\mathbf{v}_{i,j}$  表示第  $i$  类中的第  $j$  个人脸列向量,  $n_i$  表示第  $i$  类训练样本的总个数,  $m$  表示训练样本的维数,  $n$  表示样本总数,  $n = n_1 + n_2 + \cdots + n_m$ 。用这些训练样本的线性组合构成字典  $\mathbf{D} \in \mathbf{R}$ , 则测试样本  $\mathbf{y}$  的协同表征系数  $\hat{\mathbf{a}}$  可通过式 (1) 求得:

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \{\|\mathbf{y} - \mathbf{D}\mathbf{a}\|_2^2 - \lambda \|\mathbf{a}\|_2^2\} \quad (1)$$

则系数  $\hat{\mathbf{a}}$  为最小二乘解:

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{D}^T \mathbf{D} + \lambda \cdot \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^T \mathbf{y} \quad (2)$$

然后进行最小误差重构,误差最小项为测试样本所对应的项。重构公式为

$$\text{identity}(\mathbf{y}) = \arg \min_i \left\{ \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{D}_i \hat{\mathbf{a}}_i\|_2}{\|\hat{\mathbf{a}}_i\|_2} \right\} \quad (3)$$

### 1.2 正交 Log-Gabor 滤波器组

#### 1.2.1 Log-Gabor 滤波器

Gabor 滤波器良好的空间局部性和方向选择性,被用于提取人脸多个方向的结构特征和空间频率,同时对光照和光照变化具有良好的鲁棒性。但 Gabor 滤波器存在两点不足:1) 有直流分量,2) 带宽受限。因此, Field 提出 Log-Gabor 滤波器<sup>[12]</sup>。Log-Gabor 滤波器带宽与人类视觉通道的带宽更接近,更适合对图像编码。二维 Log-Gabor 在频域上定义为

$$\text{LG}(u, v) = \exp \left[ - \frac{\left( \log \left( \frac{u_1}{u_2} \right) \right)^2}{2 \left( \log \left( \frac{k}{u_0} \right) \right)^2} \right] \cdot \exp \left( - \frac{v_1^2}{(2\sigma_v)^2} \right) \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} u_1 = u \cos \theta + v \sin \theta \\ v_1 = -u \sin \theta + v \cos \theta \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $u_0$  代表滤波器的中心频率;  $k$  控制滤波器在  $u_1$  方向的带宽;  $\sigma_v$  控制滤波器在  $v_1$  方向的带宽;  $\theta$  代表滤波器的方向角度。

一幅图像的 Log-Gabor 特征就是该幅图像与 Log-Gabor 函数做卷积的结果。假定图像为  $I(x, y)$ , 则 Log-Gabor 的特征为

$$\varphi_{u,v}(x, y) = I(x, y) \otimes \text{LG}_{u,v}(x, y) \quad (6)$$

式中:  $\otimes$  代表卷积;  $\varphi_{u,v}(x, y)$  代表 Log-Gabor 特征;  $\text{LG}_{u,v}(x, y)$  代表尺度为  $u$ 、方向为  $v$  的 Log-Gabor 滤波器。

#### 1.2.2 正交 Log-Gabor 滤波器组

Log-Gabor 滤波器组所提取的特征维数过高, 从而导致计算机内存占有率高, 算法识别耗时长, 效率低下。受文献[19]的启发, 提出正交 Log-Gabor 滤波器组。

正交 Log-Gabor 滤波器组是从 Log-Gabor 滤波器组中抽取正交方向的 Log-Gabor 特征。为了防止丢失有用的特征, 因此不同尺度上采取交叉选取正交方向。假定滤波器组选取 5 个尺度, 8 个方向。则全局 Log-Gabor 滤波器组的幅值特征如图 1 所示, 正交 Log-Gabor 滤波器组的幅值特征如图 2 所示。

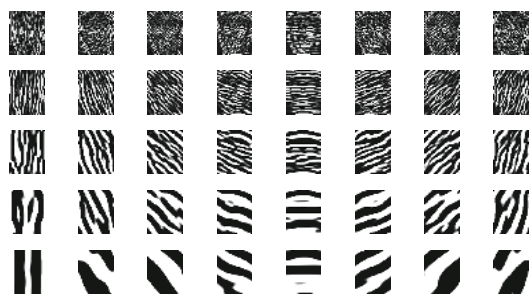


图 1 全局特征  
Fig. 1 Global feature

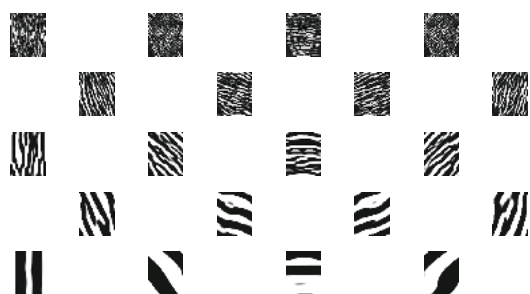


图 2 正交特征  
Fig. 2 Orthogonal feature

由图 2 可以看出, 正交 Log-Gabor 滤波器组所提取的特征将是全局 Log-Gabor 滤波器组所提特征的一半。因此, 所提特征维数是全局特征维数的一半, 从而可实现特征降维。又由于正交特征的方向是正交的, 因此所提特征在一定程度上减少了冗余。由上述分析可知, 算法的计算开销将减少, 相比同类算法识别速度有一定的提升。

## 2 OLGBP

### 2.1 人脸的 OLGBP 特征

OLGBP 特征提取过程:

1) 将样本分别与正交 Log-Gabor 滤波器组卷积, 得到 LG 特征。

2) 首先对 LG 做虚、实分解, 得到  $LG_R$  和  $LG_I$ 。然后将  $LG_R$  和  $LG_I$  二值化, 并进行同尺度不同方向的特征融合。最后, 将融合特征转十进

制。二值化模式定义为

$$P_{u,v}^{\text{Re}}(z) = \begin{cases} 1, & \text{Re}(LG_{u,v}(z)) > 0 \\ 0, & \text{Re}(LG_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$P_{u,v}^{\text{Im}}(z) = \begin{cases} 1, & \text{Im}(LG_{u,v}(z)) > 0 \\ 0, & \text{Im}(LG_{u,v}(z)) \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $\text{Re}(LG_{u,v}(z))$  代表 Log-Gabor 特征的实部,  $\text{Im}(LG_{u,v}(z))$  代表 Log-Gabor 特征的虚部。

十进制编码模式定义为

$$T_u^{\text{Re}}(z) = \sum_{v=0}^{n-1} P_{u,v}^{\text{Re}}(z) \times 2^v \quad (9)$$

$$T_u^{\text{Im}}(z) = \sum_{v=0}^{n-1} P_{u,v}^{\text{Im}}(z) \times 2^v \quad (10)$$

其中,  $n$  为方向的个数,  $[T_u^{\text{Re}}(z), T_u^{\text{Im}}(z)]$  为 OLGBP 特征。

### 2.2 人脸特征匹配

该算法通过协作表征分类, 因此将提取的 OLGBP 特征组合成稀疏字典  $D$  进行稀疏编码, 选取式 (3) 的最小值所在类作为测试样本的类别。人脸识别流程如图 3 所示。

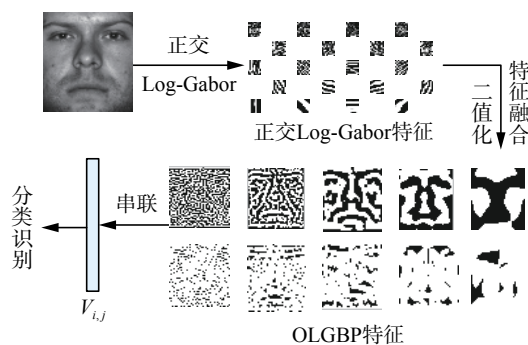


图 3 人脸识别流程图  
Fig. 3 Face recognition flow chart

## 3 正交 Log-Gabor 滤波二值模式

为验证 OLGBP 算法的有效性, 算法在 AR 人脸库、Extend Yale B 人脸库和 CAS-PEAL-R1 人脸库分别进行仿真实验。实验环境为 MATLAB R2013a, 计算机硬件配置为 Windows 7 32 位系统, Intel(R) Pentium(R) B940 2.0 GHz, 2 GB 运行内存。

AR 人脸库包含了 126 人的 4 000 多幅人脸图像, 涵盖表情、光照和遮挡 3 种变化, 原图像的尺寸为  $120 \times 165$ 。随机从库中选取 50 名男性和 50 名女性, 每人 4 幅光照变化的图像进行实验。实验中, 选择 AR 人脸库每个人的第 1 幅图像作为训练样本, 剩余 3 幅做测试样本, 图像尺寸为  $83 \times 60$ , 部分图像如图 4 所示。

Extend Yale B 人脸库包含了 38 人正面姿态下的 2 432 幅图像, 涵盖 64 种不同光照, 原图像



的尺寸为  $168 \times 192$ 。根据光照入射角度分为 5 个子集:子集 1 的入射角度为  $0^\circ \sim 12^\circ$  (每人 7 幅);子集 2 的入射角度为  $13^\circ \sim 25^\circ$  (每人 12 幅);子集 3 的入射角度为  $26^\circ \sim 50^\circ$  (每人 12 幅);子集 4 的入射角度为  $51^\circ \sim 77^\circ$  (每人 14 幅);子集 5 的入射角度大于  $77^\circ$  (每人 19 幅)。实验中,选择子集 1 每个人的第 1 幅图像作为训练样本,其他子集做测试样本,图像尺寸为  $96 \times 84$ ,部分图像如图 5 所示。



图 4 AR 人脸库部分图像  
Fig. 4 Example images in AR database

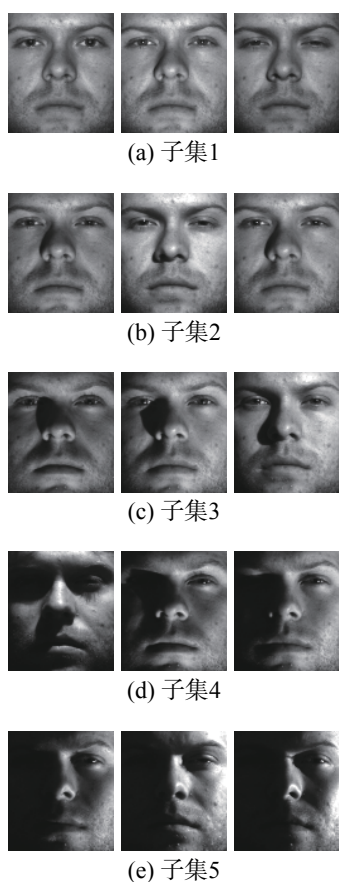


图 5 Extend Yale B 人脸库部分图像  
Fig. 5 Example images in Extend Yale B database

CAS-PEAL-R1 人脸库包含正面图像库和姿态图像库,由 1 040 名中国人的 99 450 幅人脸图

像组成,原图像的尺寸为  $100 \times 100$ 。实验中,采用正面图像库的光照变化图像做实验,随机选取其中 199 人 (每人 9 幅), 每人的第  $i(i=1,2,3,4,5)$  幅作为训练样本,其余为测试样本,图像尺寸为  $83 \times 60$ ,部分图像如图 6 所示。



图 6 CAS-PEAL-R1 人脸库部分图像  
Fig. 6 Example images in CAS-PEAL-R1 database

### 3.1 参数对识别率的影响

#### 1) 滤波器尺度 $u$ 与方向 $v$ 对识别率的影响

多数情况下,在使用 Gabor 滤波器时均采用 5 个尺度、8 个方向,为验证滤波器尺度  $s$  与方向  $o$  分别对算法识别率的影响,OLGBP 算法将在 AR 人脸库和 CAS-PEAL-R1 人脸库上进行实验。特征维数设定为 90,实验结果如图 7、8 所示。

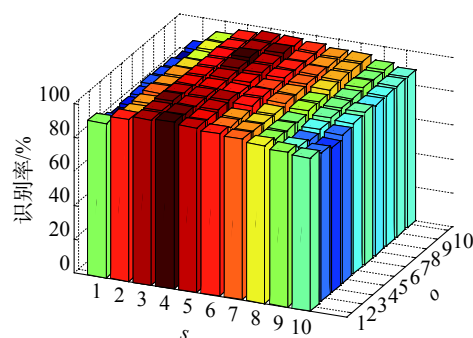


图 7  $s, o$  在 AR 的实验结果  
Fig. 7  $s$  and  $o$ 's result in AR

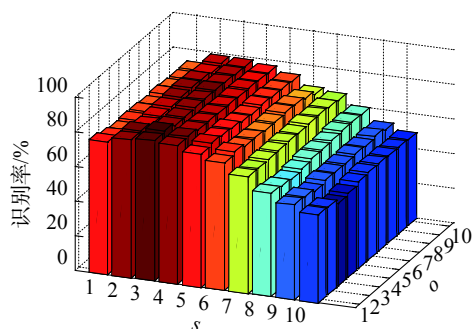


图8  $s, o$  在 CAS-PEAL-R1 的实验结果Fig. 8  $s$  and  $o$ 's result in CAS-PEAL-R1

图7和图8中横坐标分别代表滤波器的尺度个数 $s$ 、方向个数 $o$ 。纵轴代表滤波器的识别率。从图7和图8可以看出,当取小尺度数和较少的方向数时,所提取到的人脸信息少,导致识别率较低。当取大尺度数和较大的方向数时,所提取的人脸信息过多造成冗余,导致有用信息丢失,识别率下降。因此,在保证识别率的前提下,算法的计算开销尽可能小,则Log-Gabor滤波器组的尺度数选3、方向数选2都有较好的识别率。

### 2) 正交特征和全局特征对识别率的影响

为验证正交特征和全局特征对识别率的影响,OLGBP算法和LGBP算法将在AR人脸库、CAS-PEAL-R1人脸库和Extend Yale B人脸库的 $S_4$ 上进行实验。Log-Gabor滤波器和正交Log-Gabor滤波器均设定为3个尺度2个方向,特征维数设定为90维,实验结果如表1所示。

表1 算法识别结果

Table 1 Algorithm's results

%

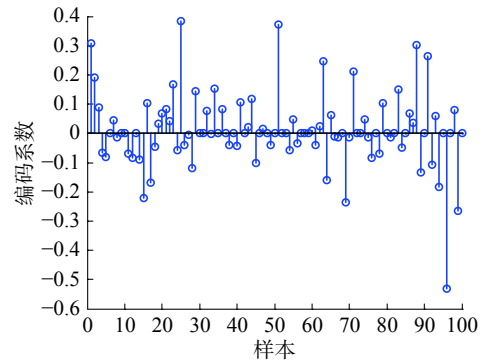
人脸库	LGBP	OLGBP
AR	98.33	98.00
CAS-PEAL-R1	82.22	81.53
S4	82.86	84.29

从表1可以看出,在维数降至90的前提下,AR库上LGBP的识别率比OLGBP高0.33%,CAS-PEAL-R1库上LGBP的识别率比OLGBP高0.69%,Extend Yale B的 $S_4$ 上LGBP的识别率比OLGBP低1.43%。由此可知,除 $S_4$ 外OLGBP算法的识别率比LGBP算法的识别率稍低,但总体上相差不大。但LGBP算法产生了12幅LG特征图像,OLGBP算法只产生了6幅LG特征图像,因此OLGBP特征维数是LGBP特征维数的1/2。说明取正交方向的LG特征,在一定程度上可减少特征冗余,实现特征降维,提高算法的效率。

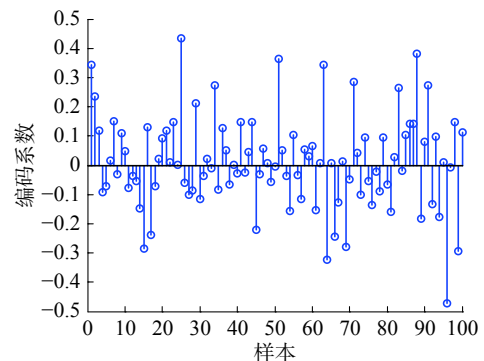
### 3) 编码系数比较

为验证OLGBP编码系数的有效性,OLGBP算法将与SRC、CRC算法作对比。对比实验将在AR人脸库进行,以AR库第一幅人脸图像为例。

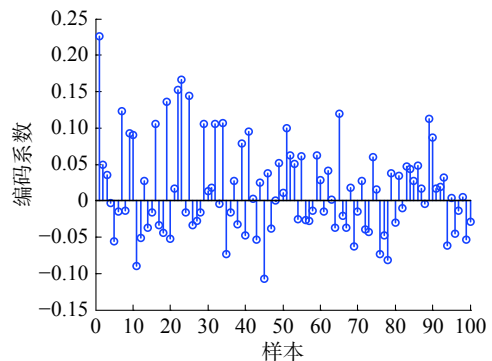
从图9可以看出,同样样本各算法的编码系数各不相同。SRC与CRC编码系数相似,它们将第一类样本归于其他类,而OLGBP算法实现准



(a) SRC 编码系数



(b) CRC 编码系数



(c) OLGBP 编码系数

图9 各算法编码系数对比

Fig. 9 The coding coefficients of algorithms

确分类。由此可以说明,OLGBP算法相对SRC和CRC算法提取的特征更具有区分性。

### 3.2 不同算法的识别性能对比

为验证OLGBP算法的有效性,分别与SRC算法<sup>[5]</sup>、CRC\_RLS算法<sup>[6]</sup>、OGPF算法<sup>[12]</sup>、OGBP算法<sup>[13]</sup>、CSGMP算法<sup>[14]</sup>进行对比。SRC算法参数 $\lambda=0.01$ 。CRC\_RLS算法中参数 $\lambda=0.001$ 。在OGPF算法中,方向数为5,高斯标准差 $\sigma=0.9$ 。在OGBP算法中,方向数为8,高斯标准差 $\sigma=1$ 。在CSGMP算法中,CSLDP尺寸为 $3 \times 3$ ,高斯标准差 $\sigma=0.6$ 。OLGBP算法中,CRC\_RLS的参数 $\lambda=0.001$ ,Log-Gabor的尺度 $s=3$ 、方向 $o=2$ ,最小波长为3,缩放因子为2。实验中OLGBP、SRC和CRC\_RLS

算法的AR库和CAS-PEAL-R1库人脸尺寸为83×60, Extend Yale B库的人脸尺寸为96×84。其余算法的人脸尺寸都为100×100。所有实验进行20次,并对结果取平均值。

从表2可以看出, OGPf、OGBp、CSG-MP和OLGBP各算法都取得了良好的识别率。SRC和CRC\_RLS算法只考虑了稀疏表示,并没有对图像提取更加显著的特征; OGPf算法提取人脸5个方向的梯度相位特征, 使用于分类的信息更加丰富; OGBp算法是OGPf算法的改进, 它将梯度相位进行8个方向的量化并赋予不同的权值; CSGMP算法利用了梯度幅值和梯度相位的互补性, 提取了人脸不变特征。OLGBP算法采用正交Log-Gabor滤波器组提取多尺度下的特征图, 并通过对虚部和实部二值编码充分挖掘了人脸信息, 取得了良好的识别率。

表2 AR人脸库上识别结果  
Table 2 Face recognition results in AR %

算法	识别率
SRC	88.00
CRC_RLS	86.00
OGPf	96.67
OGBp	98.33
CSGMP	98.33
OLGBP	98.00

从表3可以看出: CRC\_RLS算法虽然在第1、2、4幅图有很好的效果, 但第4、5幅图的识别率低, 导致算法识别率不稳定, 可靠性降低。OLGBP算法通过提取多尺度、多方向特征对单样本进行了细节的扩充, 再通过虚实分解和编码使得人脸结果信息更丰富, 相比其他算法识别率得到提升且稳定性较好。

表3 CAS-PEA-R1人脸库上识别结果  
Table 3 Face recognition results in CAS-PEA-R1 %

算法	训练样本号 $i$				
	1	2	3	4	5
SRC	77.39	77.39	32.63	76.88	57.79
CRC_RLS	90.45	92.46	53.27	90.45	53.27
OGPf	70.10	65.64	47.55	68.26	69.41
OGBp	77.32	72.30	52.89	72.17	74.75

CSGMP	78.59	74.16	57.68	74.55	76.35
OLGBP	84.23	78.77	67.34	78.64	85.68

表4的复杂光照的实验结果可以看出子集2中人脸光照条件良好, 算法识别率都很高; 子集3~5中人脸光照条件越来越差, 没有进行特征提取的SRC、CRC\_RLS算法和只进行局部特征提取的CSGMP算法识别率下降最快; OGPf和OGBp利用梯度信息, 识别率下降慢; OLGBP通过提取多尺度正交方向信息, 对虚部和实部分别编码提高了抗干扰的能力, 在剧烈的光照下也有较高的识别率。

表4 Extend Yale B人脸库上识别结果  
Table 4 Face recognition results in Extend Yale B %

算法	子集			
	$S_2$	$S_3$	$S_4$	$S_5$
SRC	90.00	30.00	30.00	10.00
CRC_RLS	100.00	80.00	50.00	10.00
OGPf	100.00	87.29	58.13	40.05
OGBp	100.00	89.55	61.09	41.35
CSGMP	100.00	90.76	39.47	33.24
OLGBP	100.00	100.00	84.29	82.63

### 3.3 特征维数与时间复杂度分析

为对比算法的复杂程度, 在AR库的光照集进行试验。以AR库每人的第一张人脸作为训练样本, 光照变换人脸作为测试样本, 测试算法识别一张人脸所花的时间为

$$t = T_1 + T_2 \quad (11)$$

式中:  $T_1$ 表示提取一幅人脸特征消耗的平均时间,  $T_2$ 表示一张测试样本与多张训练样本匹配消耗的平均时间。各算法在AR光照集的特征维数与耗时结果如表5所示。

表5 不同算法在光照集的特征维数与耗时  
Table 5 Different algorithm's dimension and time in different illumination set ms

算法	维数	$T_1$	$T_2$
SRC	1 230	0	235
CRC_RLS	1 230	0	5.49
OGPf	50 000	78.74	74.25
OGBp	80 000	139.48	74.19
CSGMP	16 384	45.56	34.03
OLGBP	7 380	12.96	9.89

从表5可以看出:OLGBP算法比OGPF、OGBP和CSGMP的特征维数都要小,且OLGBP的每一项平均耗时都低于上述3种算法,其原因在于OGPF采样了5个方向的特征,OGBP采样了8个方向的特征,CSGMP采用CSLDP算子维数相对较小但特征提取时间太长,而OLGBP只采样2个方向的特征。SRC算法和CRC\_RLS算法没有提取特征,因此特征提取耗时项为0。由于SRC采取 $l_1$ 来求解稀疏系数,因此特征匹配耗时远远高于其他算法。OLGBP是CRC\_RLS的改进,因此增加了特征提取、特征匹配的耗时。结合表2~5来看,OLGBP算法不仅识别率高,而且算法的时间开销少,可以满足时性的要求。

## 4 结束语

正交Log-Gabor滤波二值模式算法首先采用Log-Gabor滤波组提取多尺度正交方向的LG特征,然后对LG特征进行虚实分解并编码、融合,最后将OLGBP特征组合成稀疏字典采用协作表示进行分类。实验结果表明:正交方向的LG特征可以减少特征的冗余,降低特征维数。对LG的虚实分解,可以充分提取人脸所隐藏的信息。对多尺度多方向LG特征的融合即可以增强特征的判断能力,也可以进一步实现降维。

采用正交Log-Gabor滤波器组所提特征数是全局Log-Gabor滤波器组所提特征数的一半。因此,所提特征维数是原来特征维数的一半,从而可实现特征降维。又由于OLGBP特征的方向是正交的,因此所提特征在一定程度上减少了冗余,识别率基本保持不变。由上述分析可知算法的计算开销可减少,相比同类算法识别速度得到提升。在AR、Extend Yale B和CAS-PEAL-R1人脸库的实验结果表明:OLGBP算法不仅对光照变化的人脸有较高的识别率,而且还降低了识别时间,因此说明了该算法对光照的有效性。未来的工作将进一步对特征提取做研究分析,通过改进特征提取算法,使得特征维数和识别时间降低并提高算法的识别率。

## 参考文献:

- [1] ADINI Y, MOSES Y, ULLMAN S. Face recognition: the problem of compensating for changes in illumination direction[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1997, 19(7): 721–732.
- [2] TURK M, PENTLAND A. Eigenface for recognition[J]. *Journal of cognitive neuroscience*, 1991, 3(1): 71–86.
- [3] BELHUMEUR P N, HESPAH J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1997, 19(7): 711–720.
- [4] HE Xiaofei, YAN Shuicheng, HU Yuxiao, et al. Face recognition using laplacianfaces[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2005, 27(3): 328–340.
- [5] 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.
- [6] ZHANG Lei, YANG Meng, FENG Xiangchu. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition?[C]//Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain, 2011: 471–478.
- [7] ZHAO Jia, WANG Yanjiang, LIU Baodi. Kernel collaborative representation for face recognition[C]//Proceedings of the 12th International Conference on Signal Processing. Hangzhou, China, 2014: 1423–1427.
- [8] LIU Weiyang, LU Lijia, LI Hui, et al. A novel kernel collaborative representation approach for image classification[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Image Processing. Paris, France, 2014: 4241–4245.
- [9] YANG Meng, ZHANG Lei, FENG Xiangchu, et al. Fisher discrimination dictionary learning for sparse representation[C]//Proceedings of 2011 International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain, 2011: 543–550.
- [10] CHEN Yefei, SU Jianbo. Sparse embedded dictionary learning on face recognition[J]. *Pattern recognition*, 2017, 64: 51–59.
- [11] SUN Yi, WANG Xiaogang, TANG Xiaoou. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes[C]//Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, OH, USA, 2014: 1891–1898.
- [12] YI Dong, LEI Zhen, LIAO Shengcai, et al. Learning face representation from scratch[J]. *Computer science*, arXiv: 1411.7923, 2014.
- [13] CANDÈS E J, LI Xiaodong, MA Yi, et al. Robust principal component analysis?[J]. *Journal of the ACM*, 2011, 58(3): 11.
- [14] ZHANG Wenchao, SHAN Shiguang, GAO Wen, et al. Local Gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition[C]//Proceedings of the 10th



- IEEE International Conference on Computer Vision. Beijing, China, 2005, 1: 786–791.
- [15] 杜海顺, 张旭东, 金勇, 等. 基于 Gabor 低秩恢复稀疏表示分类的人脸图像识别方法[J]. 电子学报, 2014, 42(12): 2386–2393.
- DU Haishun, ZHANG Xudong, JIN Yong, et al. Face image recognition method via Gabor low-rank recovery sparse representation-based classification[J]. *Acta electronica sinica*, 2014, 42(12): 2386–2393.
- [16] FIELD D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells[J]. *Journal of the optical society of America A*, 1987, 4(12): 2379–2394.
- [17] 刘元, 吴小俊. 基于 Log-Gabor 滤波与黎曼流形学习的图像识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(10): 946–952.
- LIU Yuan, WU Xiaojun. Image recognition algorithm based on Log-Gabor wavelet and Riemannian manifold Learning[J]. *Pattern recognition and artificial intelligence*, 2015, 28(10): 946–952.
- [18] CHEN XI, ZHANG Jiashu. Illumination robust single sample face recognition using multi-directional orthogonal gradient phase faces[J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(14/15): 2291–2298.
- [19] 杨恢先, 蔡勇勇, 翟云龙, 等. 基于正交梯度二值模式的单样本人脸识别[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 546–549.
- YANG Huixian, CAI Yongyong, ZHAI Yunlong, et al. Single sample face recognition based on orthogonal gradient binary pattern[J]. *Journal of computer applications*, 2014, 34(2): 546–549.
- [20] 杨恢先, 翟云龙, 蔡勇勇, 等. 基于中心对称梯度幅值相位模式的单样本人脸识别[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 969–977.
- YANG Huixian, ZHAI Yunlong, CAI Yongyong, et al. Face recognition based on center-symmetric gradient magnitude and phase patterns[J]. *Journal of optoelectronics·laser*, 2015, 26(5): 969–977.

### 作者简介:



杨恢先, 男, 1963 年生, 教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、嵌入式系统。曾获湖南省科技厅科学技术进步奖三等奖 1 项, 湖南省教育厅教学成果奖 2 项。获得国家发明专利 5 项, 出版教材 2 部。



付宇, 男, 1993 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理和模式识别。



曾金芳, 女, 1978 年生, 讲师, 博士, 主要研究方向为智能信息处理和频谱校正。参与国家自然科学基金面上项目、湖南省自然科学基金等项目多项。