

## 融合局部纹理和形状特征的人脸表情识别

胡敏<sup>\*①②</sup> 滕文娣<sup>①②</sup> 王晓华<sup>①②</sup> 许良凤<sup>①</sup> 杨娟<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009)

<sup>②</sup>(情感计算与先进智能机器安徽省重点实验室 合肥 230009)

**摘要:** 针对局部二值模式(LBP)、中心对称局部二值模式(CS-LBP)和梯度方向直方图(HOG)的不足进行改进, 该文提出中心对称局部平滑二值模式(CS-LSBP)和绝对梯度方向直方图(HOAG), 并提出一种融合局部纹理特征和局部形状特征的人脸表情识别方法。该方法首先采用 CS-LSBP 算子和 HOAG 算子分别提取人脸表情图像的局部纹理特征和局部形状特征, 然后使用典型线性分析法(CCA)进行特征融合, 最后利用支持向量机(SVM)进行表情分类。在 JAFFE 人脸表情库和 Cohn-Kanade(CK)人脸表情库上的实验结果表明, 改进的特征提取方法能更加完整、精确地提取图像的细节信息, 基于 CCA 的特征融合方法能充分发挥特征的代表能力, 该文所提人脸表情识别方法取得了较好的分类识别效果。

**关键词:** 人脸表情识别; 中心对称局部平滑二值模式; 绝对梯度方向直方图; 典型相关分析

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2018)06-1338-07

**DOI:** 10.11999/JEIT170799

## Facial Expression Recognition Based on Local Texture and Shape Features

HU Min<sup>①②</sup> TENG Wendi<sup>①②</sup> WANG Xiaohua<sup>①②</sup> XU Liangfeng<sup>①</sup> YANG Juan<sup>①</sup>

<sup>①</sup>(School of Computer and Information of Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

<sup>②</sup>(Anhui Province Key Laboratory of Affective Computing and Advanced Intelligent Machine, Hefei 230009, China)

**Abstract:** In order to improve the inadequacies of Local Binary Pattern (LBP), Center-Symmetric Local Binary Pattern (CS-LBP) and Histogram of Oriented Gradient (HOG) algorithm, Center-Symmetric Local Smooth Binary Pattern (CS-LSBP) and Histogram of Oriented Absolute Gradient (HOAG) are proposed, and a facial expression recognition method based on local texture and local shape features is proposed in this paper. Firstly, CS-LSBP and HOAG are used to extract two local features of expression image of the face. Then, Canonical Correlation Analysis (CCA) is used to fuse two local features. Finally, Support Vector Machine (SVM) is performed for the expression classification. Experimental results on JAFFE and Cohn-Kanade (CK) facial expression databases show that, the improved feature extraction method can extract the detail information of the image more completely and accurately. And the fusion method based on CCA can give full play to the representation ability of each feature. The facial expression recognition method proposed in this paper obtains a better recognition effect.

**Key words:** Facial expression recognition; Center-Symmetric Local Smooth Binary Pattern (CS-LSBP); Histogram of Oriented Absolute Gradient (HOAG); Canonical Correlation Analysis (CCA)

### 1 引言

随着智能化时代的来临, 人脸表情识别作为人机交互的重要组成部分, 越来越受到广大学者的重

视<sup>[1-3]</sup>。由于每个人的外貌和表情表达方式的不同, 人脸表情图像中所提取的特征常含有个体信息, 这种差异性信息大大增加了人脸表情识别的难度。如何提取鲁棒性和表征能力较强的特征, 并减弱差异性信息的不良影响是人脸表情识别领域一个备受关注的研究热点<sup>[4-6]</sup>。

目前用于表情特征提取的方法主要有局部二值模式(LBP)<sup>[7]</sup>, 梯度方向直方图(HOG)<sup>[8]</sup>, Gabor 小波<sup>[9]</sup>和主动外观模型(AAM)<sup>[10]</sup>等算法。LBP 是由 Ojala 等人<sup>[11]</sup>提出的一种有效的局部纹理描述算子, 计算简单, 且具有一定的灰度不变性和旋转不变性, 因此广泛用于模式识别领域, 并涌现出了很多改进

收稿日期: 2017-08-07; 改回日期: 2017-12-28; 网络出版: 2018-03-14

\*通信作者: 胡敏 uhnim@163.com

基金项目: 国家自然科学基金项目(61672202, 61432004, 61502141), 国家自然科学基金-深圳联合基金重点项目(U1613217), 安徽高校省级自然科学研究重点项目(KJ2017A368)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61672202, 61432004, 61502141), The National Natural Science Foundation of China-Shenzhen Joint Foundation (Key Project) (U1613217), The Key University Science Research Project of Anhui Province (KJ2017A368)

算法。Heikkilä 等人<sup>[12]</sup>提出了中心对称局部二值模式(CS-LBP), 在有效提取局部纹理特征的同时, 降低了特征维度。但 LBP 只考虑了中心像素点与其邻域像素点灰度值之间的对比关系, 忽略了邻域像素点灰度值之间的相互关系, 丢失了部分结构信息, 而 CS-LBP 忽略了中心像素点的作用, 且存在阈值无法确定、只能从实验中寻求最优值的问题。受文献<sup>[13]</sup>的启发, 本文提出一种能描述图像局部纹理平滑度的算子—局部平滑二值模式(LSBP), 并与 CS-LBP 特征相结合, 组成中心对称局部平滑二值模式(CS-LSBP), 使得所提特征更加全面、充分。

HOG 算子通过提取像素值变化的方向信息和幅值信息, 并统计梯度方向密度来反映图像子区域的局部形状特征。该算法计算复杂度低, 提取特征效果好, 且对图像的几何形变和光照变化具有一定的鲁棒性, 是经典的特征提取方法之一。杨利平等<sup>[14]</sup>提出的相对梯度直方图特征(RGHF), 有效地克服了非均匀光照对识别的影响。然而传统方法在求取梯度信息时未考虑中心像素点的作用, 基于此, 本文改进了梯度计算方法, 提出绝对梯度方向直方图(HOAG), 使得所求梯度更具精确性和区分性。

不同的特征提取方法往往有其优势和劣势, 为了弥补彼此的不足, 充分发挥特征的鉴别能力, 达到更好的识别效果, 越来越多的学者开始研究基于多特征融合的人脸表情识别方法。刘帅师等人<sup>[15]</sup>将不同方向上的 Gabor 特征进行融合, 并结合分块直方图来表征表情图像。文献<sup>[16]</sup>采用典型相关分析(CCA)方法对所提取特征进行融合, 有效地消除了特征间冗余信息, 获得了较好的表情识别效果。文献<sup>[17,18]</sup>将面部几何特征和纹理特征相结合, 充分利用人脸的结构特性和纹理信息, 增强了表情特征对个体差异的鲁棒性。本文综合利用人脸表情图像的局部纹理信息和局部形状信息, 并采用 CCA 对两者进行融合, 提出了一种融合局部纹理特征和局部形状特征的人脸表情识别方法。

## 2 中心对称局部二值模式及其改进

### 2.1 局部二值模式和中心对称局部二值模式

LBP 算子是通过比较中心像素点  $c$  与邻域像素点灰度值的大小对图像进行编码, 具体编码方式为

$$\text{LBP}(c) = \sum_{i=0}^{P-1} s(x_i - x_c) 2^i \quad (1)$$

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

其中,  $P$  表示邻域像素点的个数( $P = 8$ ),  $x_i$  表示像素点  $i$  ( $i = 0, 1, \dots, 7$ ) 的灰度值。

CS-LBP 算子是通过计算 4 个梯度方向上处于中心对称的两像素点灰度值的差异来对图像进行编码, 具体编码方式为

$$\text{CS-LBP}_{R,N}(c) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} S(p_i - p_{i+(N/2)}) 2^i \quad (3)$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq T \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $R$  表示图1中圆形区域的半径( $R = 1$ ),  $N$  表示邻域像素点的个数( $N = 8$ ),  $p_c$  表示中心像素点  $c$  的灰度值,  $p_i$  表示邻域像素点  $i$  ( $i = 0, 1, \dots, (N/2) - 1$ ) 的灰度值,  $T$  为阈值。

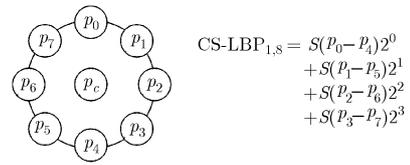


图1 CS-LBP(1,8)算子

### 2.2 中心对称局部平滑二值模式

由于 LBP 算子只比较了中心像素点与其邻域像素点灰度值的大小, 未考虑邻域像素点相互间的灰度值差异, 而 CS-LBP 算子只考虑了 4 个梯度方向上处于对称位置的像素点灰度值的变化, 忽略了中心像素点的作用, 且阈值难以在理论上寻找出最优值, 只能通过实验获得。基于此, 本文提出一种局部平滑二值模式(LSBP), 并将其与 CS-LBP 算子相结合, 提出中心对称局部平滑二值模式(CS-LSBP)。LSBP 算子是通过判定中心像素点灰度值是否在各梯度方向上两邻域的灰度值范围之内来对图像进行编码, 如果在这个范围内, 标记为 1, 否则标记为 0。LSBP 算子能较好地度量图像的局部纹理平滑程度, 具体编码方式为

$$\text{LSBP}_{R,N}(c) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} S'(p_i, p_c, p_{i+(N/2)}) 2^i \quad (5)$$

$$S'(x, y, z) = \begin{cases} 1, & y \in [x, z] \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

将 CS-LBP 的阈值设为 0, 并串联 LSBP 算子组成 CS-LSBP。表 1 为 LSBP 和 CS-LBP 的不同取值相结合时,  $p_i, p_c$  和  $p_{i+(N/2)}$  之间的关系。由表 1 可以看出, CS-LSBP 能很好地表示出梯度方向上 3 个像素点灰度值之间的相互关系, 即它不但能反映出中心对称的两像素点灰度值之间的大小关系, 也能反映出中心像素点与其周围邻域灰度值之间的大小关系, 具有较强的纹理表征能力。

表 1 LSBP, CS-LBP 不同取值组合时, 梯度方向上 3 个像素点灰度值之间的关系

LSBP	CS-LBP	$p_i, p_c, p_{i+(N/2)}$ 之间关系
0	0	$p_c < p_i < p_{i+(N/2)}$ 或 $p_i < p_{i+(N/2)} < p_c$
0	1	$p_c < p_{i+(N/2)} \leq p_i$ 或 $p_{i+(N/2)} \leq p_i < p_c$
1	0	$p_i \leq p_c \leq p_{i+(N/2)}$
1	1	$p_{i+(N/2)} \leq p_c \leq p_i$

### 3 梯度方向直方图及其改进

#### 3.1 梯度方向直方图

梯度方向直方图(HOG)算法的基本思想是通过统计不同梯度方向上的梯度幅值分布来描述图像的局部形状信息。算法步骤如下:

步骤 1 计算图像中每个像素点的梯度幅值和梯度方向。利用一阶微分模板  $[-1, 0, 1]$  可计算出像素点  $c$  的水平梯度  $G_x(c)$  和垂直梯度  $G_y(c)$  分别为

$$\begin{cases} G_x(c) = x_2 - x_6 \\ G_y(c) = x_4 - x_0 \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $x_i$  表示图 2 中像素点  $i$  ( $i = 0, 1, \dots, 7$ ) 的像素值, 则中心像素点  $c$  的梯度幅值  $M(c)$  和梯度方向  $\theta(c)$  为

$$\begin{cases} M(c) = \sqrt{G_x(c)^2 + G_y(c)^2} \\ \theta(c) = \arctan(G_y(c)/G_x(c)) \end{cases} \quad (8)$$

步骤 2 将图像划分为若干个单元(cell)和块(block), 其中单元由  $8 \times 8$  个像素点构成, 块由 4 个相邻的单元组成。将梯度方向量化为  $N$  个区间(bin), 把每个单元内具有相同梯度方向的像素点的梯度幅值按权重累加, 组成该单元的梯度直方图。

步骤 3 先级联每个块中 4 个单元的直方图, 再级联所有块的直方图, 归一化后得到最终的 HOG 特征。

#### 3.2 绝对梯度方向直方图

由于图像在计算机内是以离散的数字信号存储, 图像的梯度一般使用差分(即像素值的变化量)来表示。因此, 传统 HOG 算子中梯度信息是由处于中心对称位置的两像素点像素值的变化量求得。图 3 是灰度图像的一个  $3 \times 3$  的局部灰度值分布, 则  $x_c$  的水平方向上像素值的变化为:  $89 \rightarrow 78 \rightarrow 82$ , 先减少 11 后增大 4, 共减少 7, 水平梯度为  $-7(82 - 89)$ , 同理, 垂直梯度为  $-24(75 - 99)$ 。但是这种梯度计算方法忽略了中心像素点的作用, 即中心像素点  $c$  的像素值由 78 变为其它值时, 其梯度仍不改变。

基于以上分析, 本文对 HOG 中梯度计算方法进行改进, 并提出了绝对梯度方向直方图(HOAG)。该方法在符号不变的基础上, 通过计算梯度方向上中心像素点与其邻域两像素点像素值变化量的绝对值之和来表示梯度的大小。具体计算方式如式(9)~式(11):

$$\begin{cases} G'_x(c) = U(x_2 - x_6) \cdot V(2, 6) \\ G'_y(c) = U(x_4 - x_0) \cdot V(4, 0) \end{cases} \quad (9)$$

$$U(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$V(i, j) = |x_i - x_c| + |x_c - x_j| \quad (11)$$

根据上述公式可重新计算图 3 中中心像素点的水平梯度为  $-15$ , 垂直梯度为  $-24$ , 与之前的计算结果对比可知, 改进的计算方法考虑了中心像素点像素值的作用, 即当中心像素点的像素值在其两邻域像素值范围内时, 两种梯度计算方法求的梯度相同, 而当中心像素点的像素值不在这个范围内时, 改进后的梯度计算方法所得的梯度值比改进前大, 且会随着中心像素点像素值的改变而改变。

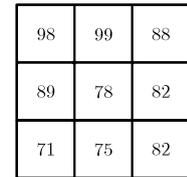
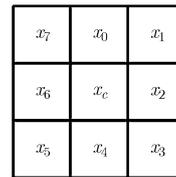


图 2 HOG 计算模式图      图 3 局部灰度值示意图

得到水平梯度和垂直梯度后, 再由式(8), 可以得到改进后图像中每个像素点的梯度幅值和梯度方向。然后根据 3.1 节中步骤 2 和步骤 3 可提取出最终的 HOAG 特征。

### 4 典型相关分析

典型相关分析是一种反映两组变量之间的相关关系的多元统计分析方法, 文献[19]验证了其在特征融合上的有效性和优越性。假设  $\mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}$  分别代表人脸表情图像的局部纹理特征矩阵和局部形状特征矩阵, 则 CCA 的目的就是求取投影方向  $\mathbf{a}$  和  $\mathbf{b}$ , 使得  $\mathbf{X}^* = \mathbf{a}^T \mathbf{X}$  和  $\mathbf{Y}^* = \mathbf{b}^T \mathbf{Y}$  之间的相关系数  $\text{Corr}(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*)$  最大。

$$\begin{aligned} \text{Corr}(\mathbf{X}^*, \mathbf{Y}^*) &= \frac{E[\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{Y}^T \mathbf{b}]}{\sqrt{E[\mathbf{a}^T \mathbf{X} \mathbf{X}^T \mathbf{a}] \cdot E[\mathbf{b}^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{b}]}} \\ &= \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{S}_{\mathbf{X}\mathbf{Y}} \mathbf{b}}{\sqrt{\mathbf{a}^T \mathbf{S}_{\mathbf{X}\mathbf{X}} \mathbf{a} \cdot \mathbf{b}^T \mathbf{S}_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}} \mathbf{b}}} \end{aligned} \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{S}_{\mathbf{X}\mathbf{X}}$  与  $\mathbf{S}_{\mathbf{Y}\mathbf{Y}}$  分别表示  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{Y}$  的协方差矩阵,

$S_{XY}$  表示  $X$   $Y$  之间的互协方差矩阵。令  $H = S_{XX}^{-1/2} S_{XY} S_{YY}^{-1/2}$ , 利用奇异值分解定理分解为  $H = \sum_{i=1}^r \lambda_i u_i v_i^T$ , 其中  $r = \text{rank}(S_{XY})$ ,  $\lambda_1^2 \geq \lambda_2^2 \geq \dots \geq \lambda_r^2$  是  $G_1 = H^T H$  与  $G_2 = H H^T$  的非零特征值,  $u_i$  和  $v_i$  分别是  $G_1$  和  $G_2$  关于  $\lambda_i^2$  的单位正交的特征矢量。则  $X$  与  $Y$  的第  $i$  对典型投影矢量  $a_i = S_{XX}^{-1/2} u_i$ ,  $b_i = S_{YY}^{-1/2} v_i$  (详细推导过程和求解方法可参阅文献[19])。最终的融合特征  $Z = a^T X + b^T Y$ 。由于人脸表情识别是高维小样本问题,  $S_{XX}$  与  $S_{YY}$  常常是奇异的, 与推导过程中的假设不符, 因此在融合前先采用 PCA 降维。

## 5 实验结果及分析

### 5.1 实验描述

本文实验在 JAFFE 和 CK 人脸表情库上进行, 其表情图像示例如图 4 所示(从左到右依次为: 生气、

厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤、惊讶)。在 JAFFE 表情库中每人每种表情选 3 幅图像, 在 CK 表情库中选取具有 7 种表情的 10 个表演者的图像, 每人每种表情同样也选 3 幅图像。本文采用文献[2]中“Leave-One-subject-Out”(缩写为“L-O-subject-O”)和“Leave-One-sample-Out”(缩写为“L-O-sample-O”)的样本选择方式。其中,“L-O-subject-O”为与人无关的表情样本选择方式, 即选取一个人的所有表情图像作为测试样本, 其余 9 个人的表情图像作为训练样本, 交叉验证 10 次, 取 10 次实验的平均值作为最终的识别结果。“L-O-sample-O”为常用的与人有关的表情样本选择方式, 即每人每种表情选取 1 幅图像作为测试样本, 剩余 2 幅图像作为训练样本, 交叉实验 3 次, 取 3 次实验的平均值作为最终识别结果。所有实验均采用 VS2013+ Opencv 2.49 实现, 实验环境为 WINDOWS 7,



图 4 JAFFE和CK人脸表情库图像示例

CPU 为 M 370, 主频 2.4 GHz, 内存 2.0 GB。

实验步骤如下:

(1)图像预处理: 如图 5 所示, 本文图像预处理过程主要可分为 3 部分: (a)利用 Haar-like 和 Adaboost 检测图像中人眼位置, 利用两眼坐标位置对人脸进行几何变换, 以减少姿态变化对表情识别的影响。(b)检测并截取人脸感兴趣区域, 将尺寸归一化为  $64 \times 96$ 。(c)为了减弱噪声的影响, 提高识别精度, 对截取的表情图像进行滤波处理。

(2)特征提取及融合: 首先对人脸表情图像提取的 CS-LSBP 特征和 HOAG 特征进行归一化, 然后使用 CCA 对两者进行融合, 得到图像最终的融合特征。



图 5 图像预处理

(3)分类识别: 采用 SVM 对融合特征进行分类。选用多项式核函数作为 SVM 核函数, 并利用 SVM 自动训练函数确定其最优参数。

### 5.2 实验结果分析

在将局部纹理和局部形状特征进行融合前, 首先对单个特征进行实验, 并通过实验选取 CS-LSBP 和 HOAG 特征的最优参数。为了保持图像的结构信息, 增大特征之间的区分度, 采用 CS-LSBP 提取特征时对图像进行不重叠分块。图 6 为 CS-LSBP 中不同分块大小对 CS-LSBP 特征识别率的影响。从图中可以看出, 分块大小为  $12 \times 12$  时, 识别效果最优。

图 7 为不同的 bin(区间)值对 HOAG 特征识别率的影响。从图中可以看出, 当 bin 取 18 时, HOAG 特征的平均识别率达到最大值。

表 2 为融合特征对不同表情的识别效果。从表中可以看出, 高兴、惊讶表情识别率较高, 而恐惧、悲伤表情识别率稍低, 这主要是由于高兴和惊讶表

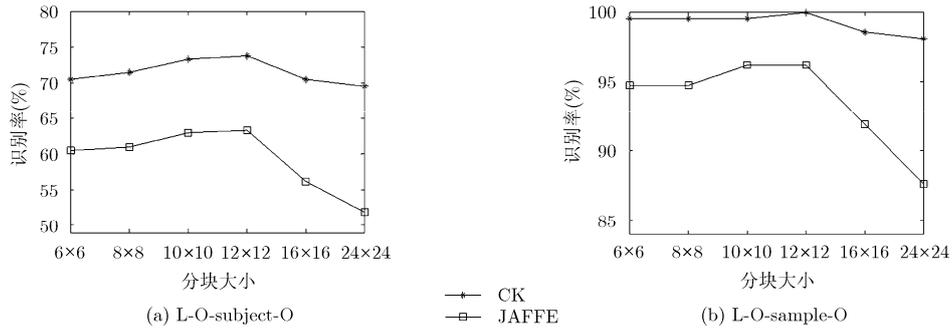


图6 图像分块大小与CS-LSBP特征平均识别率的关系

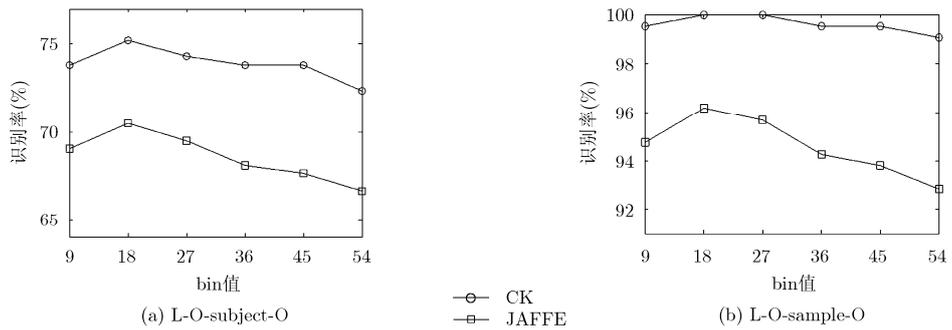


图7 bin值与HOAG特征平均识别率的关系

表 2 融合特征的识别结果(%)

表情	“L-O-subject-O”		“L-O-sample-O”	
	JAFFE 库	CK 库	JAFFE 库	CK 库
生气	76.67	76.67	100.00	100.00
厌恶	76.67	86.67	96.67	100.00
恐惧	60.00	63.33	93.33	100.00
高兴	90.00	96.67	100.00	100.00
中性	80.00	80.00	100.00	100.00
悲伤	66.67	66.67	96.67	100.00
惊讶	90.00	100.00	100.00	100.00
平均	77.14	81.43	98.10	100.00

表 3 各特征提取方法识别率的比较(%)

算法	“L-O-subject-O”		“L-O-sample-O”	
	JAFFE 库	CK 库	JAFFE	CK 库
LBP	62.86	71.90	95.24	100.00
CS-LBP	62.86	71.43	95.71	99.05
CS-LSBP	63.33	73.81	96.19	100.00
HOG	68.10	74.76	95.71	99.52
RGHF	66.19	72.86	93.81	96.19
HOAG	70.48	75.24	96.19	100.00
融合特征	77.14	81.43	98.10	100.00

表 4 各特征提取方法平均识别时间的比较(ms/幅)

算法	“L-O-subject-O”		“L-O-sample-O”	
	JAFFE 库	CK 库	JAFFE	CK 库
LBP	25.09	25.20	24.30	24.19
CS-LBP	16.49	16.14	15.93	15.82
CS-LSBP	24.61	24.87	23.62	23.54
HOG	24.10	23.23	23.83	24.96
RGHF	24.99	25.50	24.38	24.44
HOAG	23.69	25.66	23.48	23.10
融合特征	49.62	51.55	48.97	49.74

情比较明显，即面部肌肉及器官变化较大，容易区分，而恐惧和悲伤表情表现时面部变化比较细微，相互间区分度较小，所以更容易产生误识别现象。

### 5.3 不同算法的性能比较

为了验证本文提出的特征提取方法对人脸表情识别的有效性，将其与几种典型的局部特征提取算法进行对比，实验结果如表 3、表 4 所示。从表中可以看出：(1)CS-LSBP 特征的平均识别时间约等于 LBP 特征，高于 CS-LBP 特征，但它在识别率上与两者相比有所提高。(2)HOAG 特征的识别效果好于 HOG 特征，消耗时间大致相同。(3)融合特征的时间性能稍差，但其识别效果最好。(4)CK 库上的识别效果明显高于 JAFFE 库。产生上述结果的原因主要是在于：(1)CS-LSBP 与 LBP 特征维数相同，

均高于 CS-LBP 特征维数，但 CS-LSBP 局部纹理表征能力更强。(2)HOAG 特征较 HOG 特征更加精确，且没有增加直方图维数。(3)不同的特征提取算法可以从不同的方面对图像进行描述，具有互补性，所以融合特征更具有鉴别能力。(4)CK 库上同一个

人表情之间差异较小，且不同人表达表情的方式较为固定，而 JAFFE 库上同一个人的表情之间差异较大，且不同人表达表情的方式差异也较大。

为了验证本文整体算法的可靠性，将本文与其他文献进行对比，结果如表 5、表 6 所示。从表中可以看出，与其他文献中方法相比，本文方法在与入无关和与人有关的人脸表情识别上均表现出一定的有效性和优越性。

表 5 与人无关情况下不同文献识别率的比较(%)

方法	JAFFE 库	CK 库
文献[4]	66.00	73.30
文献[5]	65.91	73.81
文献[6]	77.02	77.92
本文	77.14	81.43

表 6 与人有关情况下不同文献识别率的比较(%)

方法	JAFFE 库	CK 库
文献[2]	94.83	94.91
文献[3]	94.65	95.17
文献[18]	97.00	98.00
本文	98.10	100.00

## 6 结束语

本文提出了两种改进的特征提取方法，并结合 CCA 在特征融合方面的优势，将其应用在人脸表情识别中。相比于其他特征提取方法，本文算法表现出一定的优越性。实验结果表明：(1)CS-LSBP 综合考虑了中心像素点与其邻域像素点及邻域像素点相互间的灰度值关系，表征能力更加充分、完整，且具有更强的区分性。(2)HOAG 算子改进了梯度信息的计算方法，使得该算子表征能力更加细致、精确。(3)将局部纹理和局部形状特征相融合，使得特征更具鉴别能力，获得了更高的识别率。

本文算法是对静态图像中人脸区域进行表情分类，具有较好的识别效果。然而人脸区域中不同子区域对情感识别的贡献度是不同的，如何有效地区别对待多个子区域，为不同子区域赋予合理的权值，是下一步所要研究的工作。

## 参 考 文 献

- [1] KYPEROUNTAS M, TEFAS A, and PITAS I. Salient feature and reliable classifier selection for facial expression classification[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 972-986. doi: 10.1016/j.patcog.2009.07.007.
- [2] 付晓峰, 韦巍. 基于多尺度中心化二值模式的人脸表情识别[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(6): 629-633.
- [3] FU Xiaofeng and WEI Wei. Facial expression recognition based on multi-scale centralized binary pattern[J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(6): 629-633.
- [4] UÇAR A, DEMIR Y, and GÜZELI C. A new facial expression recognition based on curvelet transform and online sequential extreme learning machine initialized with spherical clustering[J]. *Neural Computing and Applications*, 2016, 27(1): 131-142. doi: 10.1007/s00521-014-1569-1.
- [5] TAN H C, ZHANG Y J, HAO C, et al. Person-independent expression recognition based on person-similarity weighted expression feature[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2010, 21(1): 118-126. doi: 10.3969/j.issn.1004-4132.2010.01.019.
- [6] ZHANG S, ZHAO X, and LEI B. Facial expression recognition based on local binary patterns and local fisher discriminant analysis[J]. *WSEAS Transactions on Signal Processing*, 2012, 8(1): 21-31.
- [7] WANG Z, RUAN Q, and AN G. Facial expression recognition using sparse local Fisher discriminant analysis[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174(174): 756-766. doi: 10.1016/j.neucom.2015.09.083.
- [8] ZHAO X and ZHANG S. Facial expression recognition based on local binary patterns and kernel discriminant isomap[J]. *Sensors*, 2011, 11(10): 9573-9588. doi: 10.3390/s111009573.
- [9] CHEN J, TAKIGUCHI T, and ARIKI Y. Rotation-reversal invariant HOG cascade for facial expression recognition[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2017(1-3): 1-8. doi: 10.1007/s11760-017-1111-x.
- [10] HEGDE G, SEETHA M, and HEGDE N. Facial expression recognition using entire gabor filter matching score level fusion approach based on subspace methods[J]. *Microelectronics Reliability*, 2015, 52(3): 497-502. doi: 10.1007/978-3-319-26832-3\_6.
- [11] ZHOU H, LAM K M, and HE X. Shape-appearance-correlated active appearance model[J]. *Pattern Recognition*, 2016, 56(C): 88-99. doi: 10.1016/j.patcog.2016.03.002.
- [12] OJALA T, PIETIKÄINEN M, and HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions[J]. *Pattern recognition*, 1996, 29(1): 51-59. doi: 10.1016/0031-3203(95)00067-4.
- [13] HEIKKILÄ M, PIETIKÄINEN M, and SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436. doi: 10.1016/j.patcog.2008.08.014.
- [14] 王晓华, 李瑞静, 胡敏, 等. 融合局部特征的面部遮挡表情识别[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(11): 1473-1482. doi: 10.11834/jig.20161107.
- [15] WANG Xiaohua, LI Ruijing, HU Min, et al. Occluded facial

- expression recognition based on the fusion of local features[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(11): 1473-1482. doi: 10.11834/jig.20161107.
- [14] 杨利平, 辜小花. 用于人脸识别的相对梯度直方图特征描述[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(1): 152-159. doi: 10.3788/OPE.20142201.0152.
- YANG Liping and GU Xiaohua. Relative gradient histogram features for face recognition[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(1): 152-159. doi: 10.3788/OPE.20142201.0152.
- [15] 刘帅师, 田彦涛, 万川. 基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1455-1463. doi: 10.3724/SP.J.1004.2011.01455.
- LIU Shuishi, TIAN Yantao, and WAN Chuan. Facial expression recognition method based on gabor multi-orientation features fusion and block histogram[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12): 1455-1463. doi: 10.3724/SP.J.1004.2011.01455.
- [16] TURAN C and LAM K M. Region-based feature fusion for facial-expression recognition[C]. *IEEE International Conference on Image Processing, Paris*, 2014: 5966-5970. doi: 10.1109/ICIP.2014.7026204.
- [17] 易积政, 毛峡, ISHIZUKA M, 等. 基于特征点矢量与纹理形变能量参数融合的人脸表情识别[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(10): 2403-2410. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01569.
- YI Jizheng, MAO Xia, ISHIZUKA M, *et al.* Facial expression recognition based on feature point vector and texture deformation energy parameters[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(10): 2403-2410. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.01569.
- [18] 胡敏, 江河, 王晓华, 等. 基于几何和纹理特征的表情层级分类方法[J]. *电子学报*, 2017, 45(1): 164-172. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.01.023.
- HU Min, JIANG He, WANG Xiaohua, *et al.* A hierarchical classification method of expressions based on geometric and texture features[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(1): 164-172. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.01.023.
- [19] 孙权森, 曾生根, 王平安, 等. 典型相关分析的理论及其在特征融合中的应用[J]. *计算机学报*, 2005, 28(9): 1524-1533. doi: 10.3321/j.issn:0254-4164.2005.09.015.
- SUN Quansen, ZENG Shenggen, WANG Pingan, *et al.* The theory of canonical correlation analysis and its application to feature fusion[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005, 28(9): 1524-1533. doi: 10.3321/j.issn:0254-4164.2005.09.015.
- 胡敏: 女, 1967年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机视觉、数字图像处理等.
- 滕文娣: 女, 1992年生, 硕士生, 研究方向为计算机视觉、模式识别.
- 王晓华: 女, 1976年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为数字图像处理、情感计算等.
- 许良凤: 女, 1970年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为多媒体通信、数字图像处理等.
- 杨娟: 女, 1983年生, 讲师, 研究方向为人工智能、神经网络等.