

文章编号: 2095-2163(2022)06-0007-06

中图分类号: TP301

文献标志码: A

# OD-LBP 与加权 HOG 特征融合表情识别方法研究

郑伟

(南京邮电大学 通信与信息工程学院, 南京 210003)

**摘要:** 面部表情识别是人机交互领域的重要核心,丰富的面部表情特征是提高面部表情识别率的关键之一。正交差分局部二值模式(Orthogonal difference-local binary pattern, OD-LBP)和方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient, HOG)的融合特征可以很好地表达出面部表情的局部和全局特征信息,但是没有考虑到面部不同部分对表情识别贡献程度不同。因此提出了一种先对人脸图像中的面部表情敏感区域提取 OD-LBP 特征,再将人脸图像均匀分块并提取 HOG 特征,计算每子块的改进空间频率值对 HOG 特征加权,然后与 OD-LBP 特征融合形成新的特征,并利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)降维,最后利用分类器中的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)完成特征分类的面部表情识别方法。基于 Pycharm 平台,在表情数据集 JAFFE 和 CK 上验证该算法的有效性。仿真实验结果表明,该算法的表情识别率分别为 95.4% 和 96.9%,较未考虑区域重要性的融合特征的识别率提高了 2.2% 和 2.1%,且在不同姿态、光照条件下具有良好的鲁棒性。

**关键词:** 面部表情识别; 正交差分局部二值模式; 加权方向梯度直方图; 主成分分析; 支持向量机

## Research on expression recognition based on feature fusion of OD-LBP and weighted HOG

ZHENG Wei

(College of Telecommunications and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**[Abstract]** Facial expression recognition is an important core in the field of human-computer interaction, enriching the facial expression features is the key to improve the recognition rate of facial expressions. Fusion features of Orthogonal Difference-local Binary Pattern (OD-LBP) and Histogram of Oriented Gradient (HOG) can well express the local and global feature information of facial expressions, but not consider that different parts of the face image contribute differently to facial expression recognition. Therefore, the paper proposes a method of facial expression recognition. Firstly, the research extracts the OD-LBP feature from the facial expression sensitive area in the face image, divides the face image into blocks to extract the HOG feature, and calculates the improved spatial frequency value of each sub-block to weight the HOG feature. Then the paper fusions with OD-LBP feature to form a new feature, and uses PCA algorithm for dimensionality reduction. Finally, the paper adopts support vector machine (SVM) for feature classification. Based on the Pycharm platform, the effectiveness of the algorithm is verified in expression datasets such as JAFFE and CK. The experimental results show that the expression recognition rate of the algorithm reaches 95.4% and 96.9% respectively. Compared with the fusion feature that does not consider the importance of the area, the expression recognition rate is improved by 2.2% and 2.1%, and it has good robustness under different postures and lighting conditions.

**[Key words]** facial expression recognition; OD-LBP; weighted HOG; PCA; SVM

## 0 引言

面部表情识别技术是人机交互领域的研究热点之一,在医疗看护、智能驾驶、远程教育和公共安全等方面有着十分广阔的应用前景<sup>[1-4]</sup>。面部表情识别一般包括 4 个步骤:人脸图像检测;对检测到的人脸图像进行预处理,包括图像灰度化、尺度归一化等;对预处理后的图像进行特征提取;基于提取的特征实现表情分类。人脸特征提取是面部表情识别技术的关键步骤。在过去的几十年里,相关的研究人

员提出了许多特征提取算法,通常可以分为 3 类:基于几何特征、基于纹理特征和基于神经网络的特征提取算法。其中,基于几何特征的特征提取算法<sup>[5-6]</sup>主要是依据不同的面部表情下的五官形状以及位置变换来提取特征,但对于尺寸过多的图像处理存在困难且容易受到光照等客观因素的影响;基于神经网络的特征提取算法<sup>[7-9]</sup>利用多层的神经网络结构从大量的训练信息中提取面部表情特征,比传统的特征提取方法具有更好的抗噪性和抗泛化能力,但其计算较复杂,需要花费大量的时间成本。基于纹理

作者简介: 郑伟(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:面部表情识别算法。

通讯作者: 郑伟 Email: 1311957532@qq.com

收稿日期: 2021-12-24

特征的特征提取算法主要是提取人脸表情图像的底层信息,如图像的密度、边缘、梯度等,相较于几何特征,纹理保留的图像信息更为完整且具有良好的光照适应性,相较于神经网络提取特征,基于纹理特征提取的算法计算简单,花费时间更少。因此,基于纹理特征提取的算法受到了广大研究者的欢迎,目前,LBP和HOG是能够有效描述图像纹理特征的描述子。

LBP特征是由Ojala等人<sup>[10]</sup>提出的,该特征值只需将图像中的像素值与周围像素值做比较、并加以进制转换便可得,因为其计算简单,灰度不变性以及图像的旋转、尺度变化的特性等优势,受到了许多研究者的青睐并对其进行改进,如文献[11]引入了欧氏距离和差分编码,解决了传统LBP特征只考虑了中心像素与邻域像素之间的关系,却忽略了邻域像素间的关系。HOG特征是由Dalai等人<sup>[12]</sup>在CVPR会议上提出的特征提取算法,该特征能够准确提取到图像的轮廓信息,因此现已由众多学者将其应用到面部表情识别领域中<sup>[13-14]</sup>。

考虑到人脸不同部位对表情识别的贡献程度不同,本文对HOG特征不再直接应用到整幅人脸图像中,而是将人脸均匀划分并对每个子块提取HOG特

征,然后根据不同子块对识别贡献率的大小赋予不同的权重。针对LBP特征,直接对人脸表情敏感区提取LBP特征。最后,将二者融合得到改进的融合特征提取算法。

## 1 算法原理

该算法具体步骤为:图像预处理、OD-LBP特征提取、加权HOG特征提取、加权HOG与OD-LBP特征融合、PCA降维、SVM分类识别。图像预处理中,对JAFPE和CK表情库中图像进行灰度化处理、利用Haar+Adaboost构成的人脸检测系统定位图像人脸区域、裁剪人脸区域并采用双线性插值法对裁剪后的图像尺度做归一化。然后,对预处理后的图像定位面部表情敏感区(眼睛、嘴巴、鼻子)并提取OD-LBP特征。接着,对预处理后的图像进行均匀分块,对每个子块计算改进的空间频率值,同时提取每个子块的HOG特征。进一步地,用改进的空间频率值对HOG特征进行加权,再将加权HOG与OD-LBP特征进行融合,且用PCA对融合后的特征进行降维处理。最后,通过SVM完成面部表情分类识别。具体算法流程如图1所示。

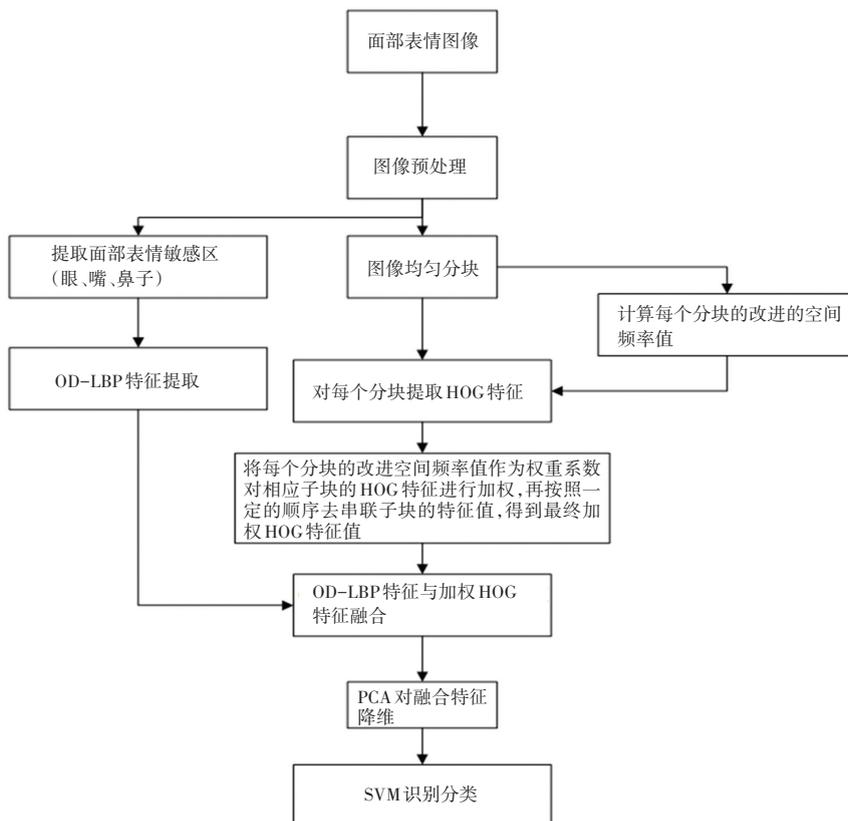


图1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the algorithm in the paper

### 1.1 OD-LBP 特征

OD-LBP 特征由 Karanwal 等人<sup>[15]</sup>提出并对 LBP 特征进行了改善,用于面部表情识别领域的一种局部描述子,该描述子在不同姿态、光照条件和噪声等因素下具有良好的适应性。OD-LBP 特征提取算法步骤可阐释分述如下。

(1) 基于正交特性对邻域像素点进行分类。假设图像中的任一像素点位置为  $(x_c, y_c)$ , 像素值为  $G_c$ , 对其构造  $3 \times 3$  的邻域窗口, 再对窗口中位置为  $(x_i, y_i)$ , 像素值为  $G_i (0 \leq i \leq 7)$  的邻域像素点按照正交特性进行分类, 分类结果如图 2 所示。

$G_0$	$G_1$	$G_2$
$G_7$	$G_c$	$G_3$
$G_6$	$G_5$	$G_4$

$G_0$	$G_1$	$G_2$
$G_7$	$G_c$	$G_3$
$G_6$	$G_5$	$G_4$

(a) 邻域像素点第一正交群图 (b) 邻域像素点第二正交群图

图 2 基于正交特性的邻域像素点分类图

Fig. 2 The graph of depicting the neighborhood pixels based on orthogonal characteristics

(2) 分别对不同正交群的邻域像素点进行差值运算。目前大多数的局部描述子都是邻域像素值与中心像素值做对比, 导致特殊局部特征信息(如图像边缘像素点)丢失的情况。针对上述问题, OD-LBP 将邻域像素值与其最近的 2 个邻域像素值和中心像素值做差值, 具体计算过程如式(1)所示:

$$\begin{cases}
 D_0 = [(G_0 - G_1), (G_0 - G_c), (G_0 - G_7)] \\
 D_1 = [(G_6 - G_5), (G_6 - G_c), (G_6 - G_7)] \\
 D_2 = [(G_4 - G_3), (G_4 - G_c), (G_4 - G_5)] \\
 D_3 = [(G_2 - G_1), (G_2 - G_c), (G_2 - G_3)] \\
 D_4 = [(G_1 - G_2), (G_1 - G_c), (G_1 - G_0)] \\
 D_5 = [(G_7 - G_6), (G_7 - G_c), (G_7 - G_0)] \\
 D_6 = [(G_5 - G_4), (G_5 - G_c), (G_5 - G_6)] \\
 D_7 = [(G_3 - G_2), (G_3 - G_c), (G_3 - G_4)]
 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $D_0, D_1, D_2, D_3$  是第一正交群中正交值的差值集合,  $D_4, D_5, D_6, D_7$  是第二正交群中正交值的差值集合。

(3) 不同正交群中正交值的差值集合做二值化处理。将正交值中的 3 个像素差值与各自产生的阈值做比较。对此处理过程, 研究展开的表述为:

$$\begin{cases}
 B_0 = \begin{cases} (D_0 - M_0) \geq 0 & 1 \\ (D_0 - M_0) < 0 & 0 \end{cases} & B_4 = \begin{cases} (D_4 - M_4) \geq 0 & 1 \\ (D_4 - M_4) < 0 & 0 \end{cases} \\
 B_1 = \begin{cases} (D_1 - M_1) \geq 0 & 1 \\ (D_1 - M_1) < 0 & 0 \end{cases} & B_5 = \begin{cases} (D_5 - M_5) \geq 0 & 1 \\ (D_5 - M_5) < 0 & 0 \end{cases} \\
 B_2 = \begin{cases} (D_2 - M_2) \geq 0 & 1 \\ (D_2 - M_2) < 0 & 0 \end{cases} & B_6 = \begin{cases} (D_6 - M_6) \geq 0 & 1 \\ (D_6 - M_6) < 0 & 0 \end{cases} \\
 B_3 = \begin{cases} (D_3 - M_3) \geq 0 & 1 \\ (D_3 - M_3) < 0 & 0 \end{cases} & B_7 = \begin{cases} (D_7 - M_7) \geq 0 & 1 \\ (D_7 - M_7) < 0 & 0 \end{cases}
 \end{cases} \quad (2)$$

$$M = \frac{\sum_{i=0}^2 x_i}{var([x_0 \ x_1 \ x_2])} \quad (3)$$

其中,  $B_0, B_1, B_2, B_3$  表示第一正交群中正交值经过处理后的二进制值集合;  $B_4, B_5, B_6, B_7$  表示第二正交群中正交值经过处理后的二进制值集合;  $M$  表示阈值;  $x_i (0 \leq i \leq 2)$  表示正交值中的各个差值;  $var()$  表示方差。

(4) 生成一个图像像素点的 OD-LBP 特征值。首先串联不同正交群中二进制化的正交值:

$$\begin{cases}
 B_{total} = [B_0, B_1, B_2, B_3, B_4, B_5, B_6, B_7] \\
 B_i = [b_{i+1}, b_{i+2}, b_{i+3}] \quad (0 \leq i \leq 7)
 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $b_i$  是正交值中的每个差值二进制化后的值。

然后, 构造 3 个不同姿态下的 OD-LBP 特征值, 将串联后的 24 位正交比特流按照每 8 位进行截取, 再进制转换, 具体计算如下:

$$\begin{cases}
 OD - LBP_1 = \sum_{n=1}^8 b_n \times 2^{n-1} \\
 OD - LBP_2 = \sum_{n=1}^8 b_{n+8} \times 2^{n-1} \\
 OD - LBP_3 = \sum_{n=1}^8 b_{n+16} \times 2^{n-1}
 \end{cases} \quad (5)$$

最后, 串联生成一个像素点的 OD-LBP 特征值:

$$OD - LBP = [OD - LBP_1, OD - LBP_2, OD - LBP_3] \quad (6)$$

实验中对人脸图像提取 OD-LBP 特征, 先提取人脸图像中敏感区域, 敏感区域分为 3 部分:  $90 \times 54$  像素大小的眼睛部分,  $54 \times 18$  像素大小的嘴巴部分和  $54 \times 18$  像素大小的鼻子部分; 然后将每个部分分成  $18 \times 18$  像素大小的子块并按上述流程提取 OD-LBP 特征, 每个子块得到 3 个不同姿态下 256 个统计直方图特征值, 最后将所有部分的子块特征串联

起来,得到人脸敏感区域的 OD-LBP 特征向量为  $(15+3+3) \times 3 \times 256 = 16\ 128$ 。

## 1.2 HOG 特征

HOG 特征是由 Dalai 等人<sup>[12]</sup>提出的,该特征提取算法因能够准确地提取图像的轮廓信息,而被广泛应用在面部表情识别领域中。这里,将对 HOG 特征提取算法的步骤给出详述如下。

(1) 计算图像中每个像素点的梯度幅值和梯度方向。通过计算每个像素点的梯度值能够获得图像的边缘信息,像素点  $(x, y)$  的梯度为:

$$\begin{aligned} G_x(x, y) &= H(x+1, y) - H(x-1, y) \\ G_y(x, y) &= H(x, y+1) - H(x, y-1) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $H(x, y)$  是像素点  $(x, y)$  的像素值;  $G_x(x, y)$  是像素点  $(x, y)$  的垂直方向梯度值;  $G_y(x, y)$  是像素点  $(x, y)$  的水平方向梯度值。

图像中任一像素点  $(x, y)$  的梯度幅值和梯度方向为:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (8)$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left( \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (9)$$

(2) 计算单元细胞 (cell) 内的梯度直方图。将图像划分为大小相同的单元细胞,计算单元细胞中每个像素点的梯度方向和梯度幅值,划分不同方向的直方图通道,将单元细胞中每个像素点的梯度幅值依据不同的梯度方向投给不同直方图通道。

(3) 计算归一化重叠块的梯度直方图。将几个邻近的单元细胞拼接成一个更大的块 (block),将每个块内的所有单元细胞梯度直方图按顺序串联构成新的梯度直方图,并使用  $L_2$ -norm 对新的梯度直方图进行归一化处理,最终构成归一化重叠块的梯度直方图。研究中给出的  $L_2$ -norm 的计算公式可写为:

$$f = \sqrt{\frac{\mathbf{v}}{(\|\mathbf{v}\|_2^2 + \varepsilon)}} \quad (10)$$

其中,  $\mathbf{v}$  是归一化前的向量;  $\|\mathbf{v}\|_2^2$  表示  $\mathbf{v}$  的二阶范数;  $\varepsilon$  是常数;  $f$  是归一化后的向量。

(4) 构造整幅图像的 HOG 特征向量。将图像中所有计算得出的块梯度直方图按照顺序串联,得出整幅图像的 HOG 特征向量。

## 1.3 改进的空间频率值

改进的空间频率是 Zheng 等人<sup>[16]</sup>在用空间频率对图像中像素的活跃度进行度量时,对空间频率提出的一种改进。改进的空间频率反映了图像中像

素的活跃程度。当图像中像素活跃程度越高,改进的空间频率值越大,反之活跃度越低,该值就越小。因此,该值能够很好地突出面部不同部分对表情识别的贡献程度。改进的空间频率从 4 个方向反映空间域内图像的总活跃程度,具体计算公式如下:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2 + MDF^2 + SDF^2} \quad (11)$$

其中,  $SF$  是图像的改进频率值,  $RF$ 、 $CF$ 、 $MDF$ 、 $SDF$  分别是图像的行频率、列频率、左对角频率、右对角频率,具体计算公式如下:

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N |H(i, j) - H(i, j-1)|^2} \quad (12)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N |H(i, j) - H(i-1, j)|^2} \quad (13)$$

$$MDF = \sqrt{w_b \frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N |H(i, j) - H(i-1, j-1)|^2} \quad (14)$$

$$SDF = \sqrt{w_b \frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^{N-1} |H(i, j) - H(i-1, j+1)|^2} \quad (15)$$

其中,  $H(i, j)$  表示图像中像素  $(i, j)$  的像素值;  $M$ 、 $N$  表示图像的宽和高; 权重  $w_b$  的取值一般为  $\frac{1}{\sqrt{2}}$ 。

## 1.4 加权 HOG 特征

考虑到人脸不同部分对表情识别效果的贡献程度是不同的,不能简单地将 HOG 特征应用到人脸全局特征中。因此,提出了一种改进频率值加权的 HOG 特征提取方法。该方法将人脸图像进行均匀分块,根据不同分块对表情识别贡献率添加不同的权重,加强人脸重要部位对识别效果的影响。对此可通过如下步骤来计算实现。

(1) 图像分块并提取 HOG 特征。将人脸图像分为  $m$  块,对每块提取 HOG 特征。则整幅图像提取的 HOG 特征向量  $\mathbf{H}$  为:

$$\mathbf{H} = (\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3, \dots, \mathbf{h}_m) \quad (16)$$

其中,  $\mathbf{h}_i$  ( $1 \leq i \leq m$ ) 表示第  $i$  子块的 HOG 特征向量。

(2) 计算每个分块的加权系数。将人脸图像分为  $m$  块,对每个子块提取改进的空间频率值,则第  $i$  块的改进频率值为:

$$SF_i = \sqrt{RF^2 + CF^2 + MDF^2 + SDF^2} \quad (17)$$

其中,  $1 \leq i \leq m$ 。子块的像素活跃度越高,赋予子块的权重就越大,则第  $i$  子块的权重系数为:

$$w_i = \frac{SF_i}{\sum_{i=1}^m SF_i} \quad (18)$$

(3) 将不同子块的权重系数赋予相应子块的 HOG 特征向量,得到加权后的 HOG 特征。

实验中预处理后的人脸图像像素大小为  $126 \times 126$ ,按照  $3 \times 3$  将人脸图像均匀分块。首先按照 1.2 节的流程提取每个子块的 HOG 特征,其中 cell 大小为  $6 \times 6$ ,然后在  $0^\circ \sim 180^\circ$  上均匀划分 9 个区间,将 cell 中每个像素点的梯度幅值依据不同的梯度方向投给不同直方图区间;再将  $2 \times 2$  个 cell 构成 block,一个图像子块有  $5 \times 5$  个 block,最后整幅图像提取出的 HOG 特征向量为  $9 \times 4 \times 25 \times 9 = 8100$ ;按照 1.3 节流程提取每个子块的改进频率值;至此,则按照 1.4 节流程得到最终的加权 HOG 特征向量。

## 2 算法步骤

本文算法的研发步骤具体如下:

(1) 针对人脸表情数据集,将其划分为训练数据集和测试数据集。

(2) 图像预处理。先将划分后人脸表情数据集中的图像进行灰度化、直方图均衡化处理,而后利用 Haar+Adaboost 人脸识别系统定位图像中的人脸部分并裁剪,再利用双线性插值对裁剪后的图像进行尺度归一化。

(3) 利用 Haar+Adaboost 人脸识别系统定位经过预处理的图像中面部表情敏感区,对面部表情敏感区提取 OD-LBP 特征。

(4) 针对预处理后的图像,将图像均匀分块,分别提取每个子块的 HOG 特征和计算每个子块的改进空间频率值,将改进的空间频率值作为权重系数赋予每个子块的 HOG 特征,得到子块的加权 HOG 特征值,同时将子块的 HOG 特征值按照一定的顺序串联得到整幅图像的加权 HOG 特征值。

(5) 融合 OD-LBP 特征和加权 HOG 特征。

(6) 利用 PCA<sup>[17]</sup> 对融合特征进行降维。

(7) 采用 SVM 分类器分别对训练数据集和测试数据集进行识别分类。

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验说明

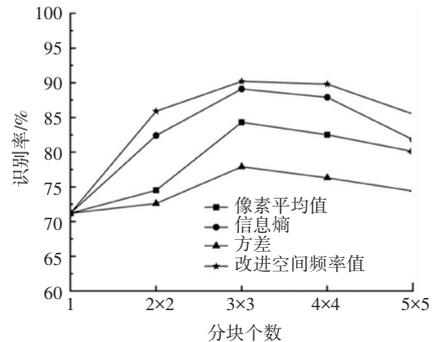
实验是通过 Pycharm 工具平台进行实验,实验

运行环境为 InterCore I7 处理器,16 GB 运行内存,Windows10 操作系统。本文实验在 JAFFE 和 CK 人脸表情数据集上进行,JAFFE 数据集选取 7 种表情:惊奇、悲伤、中性、高兴、害怕、厌恶、愤怒,共 213 张图片。对数据集进行划分,筛选出 144 张图片作为训练数据集,69 张图片作为测试数据集。CK 数据集选择愤怒、蔑视、厌恶、害怕、高兴、悲伤、惊奇 7 种表情,共 327 张图片,其中 220 张作为训练数据集,107 张作为测试数据集,考虑到本实验可以广泛应用,具有更强的鲁棒性,CK 表情所选取的实验图片中同一类表情中的志愿者各不相同。

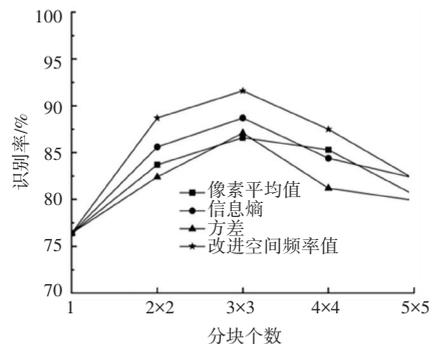
为了保证实验的识别效果只取决于提取特征的优劣,这里对于表情分类的 SVM 分类器选取适用性广的、性能较佳的 RBF 核作为 SVM 的核函数。

### 3.2 实验结果

在将 OD-LBP 特征和加权 HOG 特征融合之前,首先需要对单个特征进行实验,故选择最优的 OD-LBP 特征和加权 HOG 的最优参数。为了让加权 HOG 特征更能体现出面部不同区域对表情识别的贡献程度、从而提高对表情的识别率,需要从 2 个角度进行考虑:分块方式和加权因子。不同加权因子的 HOG 在 JAFFE、CK 数据集的识别率如图 3 所示。



(a) 不同加权因子的 HOG 在 JAFFE 数据集的识别率



(b) 不同加权因子的 HOG 在 CK 数据集的识别率

图 3 不同加权因子的 HOG 在 JAFFE、CK 数据集的识别率  
Fig. 3 Recognition rate of HOG with different weighting factors on JAFFE and CK

由图3可知,在 JAFFE 和 CK 表情数据集中分别进行实验,通过对比能够表征区域表情贡献程度的权值:像素平均值、信息熵、方差、改进的空间频率和不同分块下的识别率后可知,在对图像进行  $3 \times 3$  的分块下,选择改进的空间频率作为加权因子,加权 HOG 在 JAFFE 和 CK 数据集上取得最佳的识别率,分别是 90.2% 和 91.6%。

为了进一步验证本文提出的多特征融合提取方法的有效性,与单一特征提取方法和其他特征融合方法进行了对比实验,结果见表1。

表1 各特征在 JAFFE、CK 数据集的识别率

Tab. 1 Recognition rate of different features on JAFFE and CK

算法	JAFFE 数据集识别率	CK 数据集识别率
OD-LBP	87.3	89.1
全局 HOG	71.2	76.4
加权 HOG	90.2	91.6
OD-LBP+全局 HOG	93.2	94.8
OD-LBP+加权 HOG	95.4	96.9

从表1的实验结果可知,本文的特征提取方法在 JAFFE 和 CK 数据集上的表情识别率达到了 95.4% 和 96.9%,较单一特征提取方法:OD-LBP、加权 HOG 相比,本文的特征提取方法让表情识别率提高了 5% 以上。此外,加权 HOG 与全局 HOG 相比,加权 HOG 对表情的识别率提高了 10% 以上。与未考虑面部不同部分对表情识别贡献程度不同的特征融合提取方法相比,在 JAFFE 数据集上的识别率提高了 2.2%,在 CK 数据集上的识别率提高了 2.1%。实验结果表明了本文的 OD-LBP+加权 HOG 特征提取方法的有效性。

## 4 结束语

本文从面部不同部分对表情识别贡献程度不同的角度出发,提出了使用改进空间频率值加权 HOG 特征以及对面部表情敏感区提取 OD-LBP 特征,二者的融合充分考虑了人脸各部位信息对于识别效果的影响,降低了人脸不重要部位信息对于识别效果的干扰,进一步丰富了面部的全局和局部特征信息表达。在 JAFFE 和 CK 数据集上的实验结果表明,多特征融合的识别率优于单一特征的识别率,本文提出的多特征融合提取方法较未考虑区域重要性的特征融合提取方法的识别率在 JAFFE 和 CK 数据集上提高了 2.2% 和 2.1%,进一步验证了本文算法的有效性。

## 参考文献

- [1] 张四平,王梅,邓华佺,等. 远程医疗监护报警系统中的人脸表情识别算法研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2020, 32(14):68-70.
- [2] YUN Jielun, LIN Xinxin, GAO Yangfan. Research on driver face video image fatigue detection based on CNN[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2019, 19(12):62-64.
- [3] OZEK M B. The effects of merging student emotion recognition with learning management systems on learners' motivation and academic achievements[J]. Computer applications in engineering education, 2018, 26(5):1862-1872.
- [4] CHOI J, YANG J W. Social exclusion and facial emotion recognition in social anxiety[J]. Korean Journal of Clinical Psychology, 2018, 37(1):18-30.
- [5] ABATE A F, NAPPI M, RICCIO D, et al. 2D and 3D face recognition: A survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(14):1885-1906.
- [6] JING Yaping, LU Xuequan, GAO Shang. 3D face recognition: A survey[J]. arXiv preprint arXiv:2108.11082, 2021.
- [7] LILIANA D Y. Emotion recognition from facial expression using deep convolutional neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1193:012004.
- [8] MA Fuyan, SUN Bin, LI Shutao. Robust facial expression recognition with convolutional visual transformers[J]. arXiv preprint arXiv:2103.16854, 2021.
- [9] DHANKAR V, RATHEE A. Facial expression recognition in real time using convolutional neural network[M]. USA: John Wiley & Sons, Inc., 2021.
- [10] OJALA T, PIETIKAINEN M, HARWOOD D. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1):51-59.
- [11] JIA Xuefei, JIAO Yang, ZHANG Wenhao, et al. Research on improved LBP algorithm based on Euclidean distance and differential coding[C]//2019 International Conference on Computer, Network, Communication and Information Systems (CNCI 2019). [s.l.]: Atlantis Press, 2019:203-207.
- [12] DALAI N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2005). San Diego, CA, USA:IEEE, 2005, 1:886-893.
- [13] 林克正,张元铭,李昊天. 信息熵加权的 HOG 特征提取算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(06):147-152.
- [14] 朱国华,徐昆. HOG 的一种改进算法在人脸检测上的应用[J]. 计算机仿真, 2021, 38(09):185-189.
- [15] KARANWAL S, DIWAKAR M. Od-lbp: Orthogonal difference-local binary pattern for face recognition[J]. Digital Signal Processing, 2020, 110(10):102948.
- [16] ZHENG Yufeng, ESSOCK E A, HANSEN B C, et al. A new metric based on extended spatial frequency and its application to dwt based fusion algorithms[J]. Information Fusion, 2007, 8(2):177-192.
- [17] SILAMBARASI R, SAHOO S P, ARI S. 3D spatial-temporal view based motion tracing in human action recognition[C]//2017 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSPP). Chennai, India:IEEE, 2017:1833-1837.