

基于纹理特征融合的人脸表情识别

张雪梅,公维宾,邬建志,王 超

(长安大学 信息工程学院,陕西 西安 710064)

摘要:局部二值模式(LBP)和韦伯局部描述算子(WLD)是两种图像的纹理描述算子,在图像的特征提取方面有较强的能力。为了更加准确地对人脸表情进行识别与分类,针对LBP在特征提取的过程中只考虑了中心像素点与周围的其他像素点的灰度值之差,WLD仅考虑中心像素点与周围像素点灰度值之间的激励强度与梯度方向关系的问题,提出一种新的特征提取算法—局部二值韦伯模式(LBWP)。首先对图像进行预处理,检验人脸和裁剪有效的表情区域,接着对图像进行LBWP特征提取,在特征提取之后采用SVM的分类器对表情进行识别和分类。该算法在CK+数据集和JAFPE数据集上进行实验仿真,识别率分别达到了97.14%和95.77%。实验结果验证了LBWP算法在表情识别方面的有效性,且丰富了人脸图像特征提取方法。

关键词:人脸表情识别;局部二值模式;韦伯局部描述符;特征融合;支持向量机

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)03-0057-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.03.011

Facial Expression Recognition Based on Texture Feature Fusion

ZHANG Xue-mei, GONG Wei-bin, WU Jian-zhi, WANG Chao

(School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: Local binary pattern (LBP) and Weber local descriptor (WLD) are two kinds of texture descriptors, which have strong ability in feature extraction. In order to recognize and classify facial expressions more accurately, for these problems that LBP only considers the difference of gray value between the center pixel and other surrounding pixels in the process of feature extraction, and WLD only considers the relation between the intensity of excitation and the direction of gradient between the center pixel and the gray value of the surrounding pixel, a new feature extraction algorithm is proposed, which is local binary Weber model (LBWP). Firstly, the image is pre-processed to verify the face and clip effective expression area, and then the image is extracted with LBWP features. After feature extraction, the facial expression is recognized and classified by SVM classifier. The algorithm is simulated on CK+ dataset and JAFPE dataset, and the recognition rate reaches 97.14% and 95.77% respectively. Experimental results verify the effectiveness of LBWP in facial expression recognition, and enrich the face image feature extraction methods.

Key words: facial expression recognition; local binary mode; Weber local descriptor; feature fusion; support vector machine

0 引言

21世纪是人工智能大爆发的时代。随着现代化科学技术的发展趋于智能化,计算机视觉与智能化设备越来越频繁地进入人们的生活,情感计算成为了当今一个新的研究热点。情感识别是情感计算的一个重要研究部分,而人脸的丰富细微变化可以很好地识别人类的情绪。人脸表情识别(facial expression recognition, FER)是实现人机交互的重要一步,也是情感计算的基础部分。

目前,FER的技术路线主要是图像预处理、特征

提取、表情识别与分类。特征提取在人脸的表情识别中具有重要的影响,目前主流的特征提取方法有Gabor滤波器^[1]、尺度不变特征转换(SIFT)^[2]、定向梯度直方图(HOG)^[3]、线性判别分析(LDA)^[4]和LBP和WLD纹理特征等。纹理特征能够很好地描述人脸表情的变化。

文献[5]使用LBP纹理信息对面部表情的关键点进行特征提取。文献[6]对人脸提取Gabor特征,然后通过LBP和LPQ特征编码进行特征提取。文献[7]采用了LBP方法对不同表情状态下的人脸进行识

别。文献[8]采用了 HOG 与 WLD 特征方法,将边缘的梯度方向与图像的整体形状与轮廓相结合。文献[9]使用韦伯局部圆形梯度模式(WLCGP)进行面部特征提取,将中心像素与周围像素之间的对比度信息联系起来。文献[10]先把图像分割成许多小块,然后对各小块提取多尺度 WLD 特征。文献[11]采用双韦伯局部描述特征(DBWL)和深度置信网络前后进行了两次特征提取。文献[12]采用 LBP 作为 WLBP 的激励和 WLD 梯度方法融合进行人脸识别。

上述文献是基于 LBP 和 WLD 特征与 Gabor 特征、LPQ 特征等其他特征相融合的方法,能够识别不同的表情。人脸表情的变化主要是基于纹理信息的变化,LBP 特征和 WLD 特征是有效的纹理特征,但 LBP 特征仅考虑了中心像素点与周围像素点的灰度差值,WLD 也只考虑了中心像素点与周围像素点灰度之间的激励强度与梯度方向关系。为了更好地识别人脸表情,文中提出一种新的特征提取算法——局部二值韦伯模式(LBWP)特征进行人脸表情识别。

1 数据集选取与处理

1.1 数据集选取

文中选择了专门应用于人脸表情研究的两个公开数据集 CK+(extended Cohn-Kanade dataset)和 JAFFE 进行实验。主要对常见的七种表情进行研究,其中包含了一种中性表情和六种基本表情(即厌恶、愤怒、惊讶、恐惧、悲伤、快乐)。

CK+数据集是在 CK 数据集的基础上扩展而来的。该数据集是由 123 名参与者进行实验而产生的,其一共包含了 593 个图像序列。该数据集记录了人脸表情从产生到峰值的变化过程。

JAFFE 数据集要比 CK+数据集小一些,其包含了

10 名来自日本女性的一共 213 张脸部图像,都是人脸的正面表情,每个人约 21 张图像,每种表情 3 张左右。

1.2 数据集处理

文中将数据集中的人脸图像进行预处理。采用 MATLAB 人脸检测方法 Face Parts Detection 对图像进行人脸检测,将检测到的脸部图像进行裁剪,把对面部表情没有作用的部分裁剪(如耳朵、脖子、头发等)。对裁剪后的图像进行尺寸归一化,归一化为 $128 * 128$ 像素的图像。

2 特征提取与融合

2.1 局部二值模式(LBP)

LBP 常用于对图像的纹理特征进行分析,具有灰度不变性、尺度不变性等优点。图 1 中的左侧是对数据集集中的原始图像进行预处理,右侧是预处理之后进行 LBP 特征提取的图像。



图 1 LBP 特征提取图

LBP 是一种基于对 $3 * 3$ 像素的纹理单元(TU)进行特征提取的算子。LBP 算子是对灰度图像进行编码处理,取像素中的任一像素点为中心,以一个 $3 * 3$ 的矩形作为邻域,比较该中心点像素与周围邻域点像素的大小。图 2 是 LBP 算法中的一个 $3 * 3$ 像素的纹理单元和编码过程。

其中 x_c 是一个纹理单元的中心, $x_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 是 x_c 的邻域像素点。LBP 编码主要分三步:

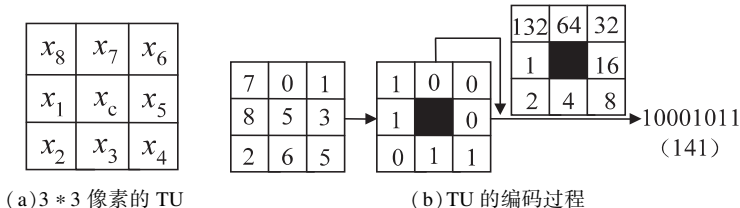


图 2 TU 的 $3 * 3$ 像素及 LBP 编码过程

(1) 根据阈值函数(1)对 $x_i (i = 1, 2, \dots, 8)$ 进行编码。若周围邻域某一点的像素大于或者等于中心点的像素,则将该点标记为 1, 否则标记为 0。

$$g(x_c, x_i) = \begin{cases} 1, & x_c \geq x_i \\ 0, & x_c < x_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, 8 \quad (1)$$

(2) 确定每个邻域的权重, 分别为 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, 128。

(3) 根据权重计算 LBP 的特征值。

$$\text{LBP}(x_c, x_i) = \sum_{i=1}^8 2^{i-1} g(x_c, x_i) \quad (2)$$

2.2 韦伯算子特征

2.2.1 韦伯定律

韦伯定律是基于感觉差别的一条定律,即初始刺激量的变化将会引起感觉的差别阈值随之变化,具有一定的规律性。当刺激强度超过一定的限度,并且达到感觉的差别,如式(3)所示:

$$K = \Delta I / I \quad (3)$$

其中, ΔI 为差别阈值, I 为初始刺激量, K 为常量, 称为韦伯分数或韦伯率。

2.2.2 韦伯特征

WLD 是在韦伯定律的基础上提出的, 由两部分组成, 分别为差分激励和韦伯梯度。图 3 是对人脸预处理图像进行 WLD 特征提取图。



图3 WLD 特征提取图

差分激励描述了灰度图像的强度变化, 取图像中任意像素点 (除边缘像素的外) 作为中心像素点, 中心像素点周围 8 个点的像素与该中心点的像素作差, 将像素差值相加求和与中心像素点进行比值, 再使用反正切函数映射到 $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ 区间内, 如式(4)所示:

$$\xi(x_c) = \arctan(\sum_{i=0}^{p-1} \frac{x_i - x_c}{x_c}) \tag{4}$$

韦伯梯度描述的是图像灰度变化强度在空间结构上的方向梯度信息。分别计算水平和垂直两个方向上的空间分布像素的变化, 然后再利用反正切函数求韦伯梯度, 如式(5)所示:

$$\omega(x_c) = \arctan(R_h/R_v) \tag{5}$$

其中, R_v 和 R_h 分别是中心点像素左右和上下像素点灰度值之差。对于图 2(a)3 * 3 的像素单元, R_v 和 R_h 分别表示如下:

$$R_v = x_7 - x_3 \tag{6}$$

$$R_h = x_5 - x_1 \tag{7}$$

2.3 特征融合—局部二值韦伯模式(LBWP)

LBP 纹理特征和 WLD 纹理特征在对人脸图像进行特征提取方面都具有较强的能力, 但在实际应用的过程中有一定的局限性。LBP 在特征提取的过程中只考虑了其他周围像素点灰度值, 没有充分考虑中心像素点与周围像素点灰度之间的梯度方向关系, WLD 考虑了中心像素点与周围像素点灰度值之间的激励强度。因此, 文中提出一种新的纹理特征算法——局部二值韦伯模式(LBWP)。

该算法是先对图像提取 LBP 特征, 然后对提取 LBP 特征的图像中任意点为中心像素点提取韦伯特征, 计算差分激励与梯度方向提取。这种算法不仅对图像的灰度变化具有很好的鲁棒性, 而且对噪声和光照变化的鲁棒性也很强。图 4 是在预处理图的基础上提取 LBWP 特征的图像。



图4 LBWP 特征提取图

3 实验与结果分析

3.1 实验环境

实验的硬件平台: 在 2.8 GHz Inter 酷睿 CPU 和 4 GB 内存的电脑上运行。软件平台: 操作系统配置是 Windows8, 安装了 MATLAB2016a。

从 CK+数据集选取 40% 用作训练数据, 七种表情一共 237 张, 其余的 356 张图像则作为测试数据。选取 JAFFE 数据集的 75% 用于实验的数据测试, 其余的 54 张图像作为测试数据。表 1 为实验的训练数据和测试数据。将预处理之后的图像作为特征提取的输入图像, 然后提取 LBWP 特征, 再使用 SVM 分类器进行表情分类与识别。

表1 训练数据与测试数据

实验数据	数据集	
	CK+	JAFFE
训练数据	237	159
测试数据	356	54
合计	593	213

3.2 实验结果与分析

分别采用 LBP、WLD、LBWP 三种特征提取的方法在 CK+数据集和 JAFFE 数据集上进行实验。

图 5 是在 CK+数据集上分别采用 LBP、WLD 和 LBWP 三种纹理特征提取的方法进行表情识别, 识别的平均正确率分别为 93.48%、94.68%、97.14%。WLD 特征进行表情识别比 LBP 特征进行表情识别的准确性高出 1.2%, LBWP 特征融合之后进行表情识别比 LBP 特征和 WLD 特征单独进行表情识别的正确率分别提高了 3.66%、2.46%。三种方法对中立表情都能够准确识别, 对恐惧表情识别的效果不是很好, WLD 对其识别的结果为 88.24%。LBWP 特征对厌恶、愤怒、快乐的识别率明显高于 LBP 和 WLD 特征的识别率。

图 6 是在 JAFFE 数据集进行的实验, LBP 特征单独提取的表情正确率为 89.62%, WLD 特征单独提取的正确率为 90.57%, 特征融合的 LBWP 的正确识别率为 95.77%, 比 LBP 特征和 WLD 特征各自的识别率都有较大提高, 提高了 5.2% 以上, 进一步验证了

LBWP 特征融合对表情识别分类的有效性。三种方法对惊讶表情的识别效果达到了最佳, LBWP 特征对厌恶、恐惧、悲伤和 中立表情的识别率都高于 LBP 和

WLD 特征的识别率。LBP 特征对悲伤表情的识别率较差, 为 78. 57%, WLD 特征对厌恶表情的识别效果更不理想, 仅为 71. 43%。

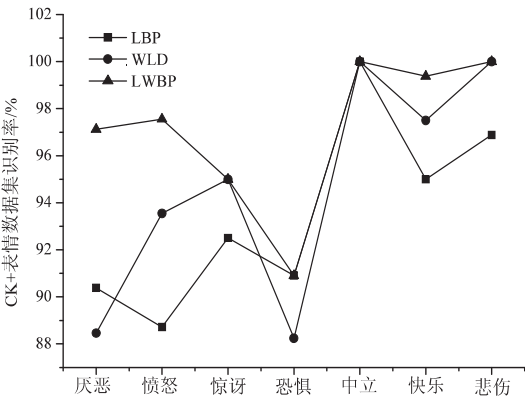


图 5 CK+数据集表情识别

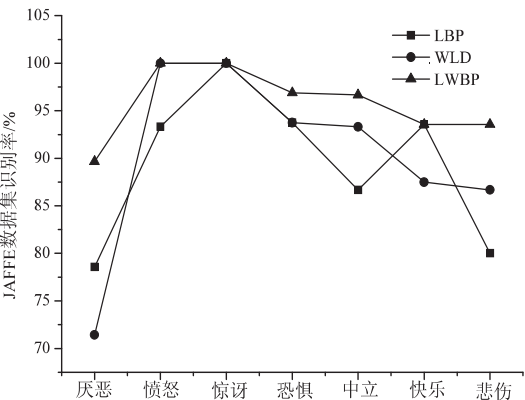


图 6 JAFFE 数据集表情识别

图 5 和图 6 都证明了采用 LBWP 特征提取的方法对表情识别分类的准确率比单一纹理特征进行表情识别的正确率高。CK+数据集上整体的平均正确率高于 JAFFE 数据集上整体的平均正确率, 高 1. 37%。

表 2 不同方法在 CK+数据集的表情识别

算法	正确率/%
LBP+BP ^[13]	91. 35
K-ELBP ^[14]	92. 30
LBP+CNN ^[15]	94. 58
WLD+HOG ^[8]	95. 86
BWLD+DNB ^[16]	96. 57
文中方法	97. 14

表 2 对比了不同的特征提取方法在 CK+数据集上进行表情分类识别的平均正确率。基于 LBP 纹理特征与 BP 神经网络、CNN、KL 变换进行特征融合并提取的方法进行表情识别, 识别率高达 91% 以上。基于 WLD 纹理特征与 HOG、DNB 特征相融合进行表情识别, 识别率达到 95% 以上。而文中提出的 LBWP 进行表情识别使用一种纹理特征与别的特征进行表情识别的正确率较高, 高出至少 1. 57%。

表 3 不同方法在 JAFFE 数据集的表情识别

算法	正确率/%
K-ELBP ^[14]	93. 30
LBP+CNN ^[15]	93. 48
WLD+HOG ^[8]	93. 97
BWLD+DBN ^[11]	92. 66
文中方法	95. 77

表 3 是基于不同的纹理特征提取方法在 JAFFE 数据集上进行表情识别分类。使用 LBP 纹理信息和 WLD 纹理信息与其他特征提取方法分别在 JAFFE 数据集上进行表情识别, 识别分类的正确率没有明显的差距。文中的 LBWP 纹理特征融合的方法相比于 LBP 或者 WLD 纹理特征与其他特征融合表情的正确识别率较高, 高出 5% 以上, 进一步验证了 LBWP 的有效性。

从表 2、表 3 可以看出, 在 CK+数据集和 JAFFE 数据集上表情识别的结果相比较, 文中的 LBWP 特征提取方法优于对 LBP 特征或 WLD 特征与别的特征融合方法, 进一步验证了 LBWP 算法在表情识别方面的有效性。

4 结束语

人脸表情是人们进行情绪表达的基本方式之一,也是一种有效的非语言交流方式,表情识别能够很好地促进人机交互和智能技术的发展。文中对表情识别使用的是基于 LBP 纹理特征和 WLD 纹理特征融合的局部二值韦伯模式特征提取方法,对 CK+数据集和 JAFFE 数据集的人脸图像进行表情识别,并且对该特征提取算法的有效性进行了验证。

下一步将研究局部二值韦伯模式与别的特征的综合,以进一步验证该算法是否与别的特征融合仍具有有效性。该算法是基于对 CK+和 JAFFE 两个正面的人脸数据集进行的研究,接下来将进一步在其他的人脸表情数据集上研究该算法,研究 LBWP 算法对不同方向的人脸图像进行表情识别是否仍然具有有效性。

参考文献:

- [1] DOSODIA P, POONIA A, GUPTA S K, et al. New gabor-DCT feature extraction technique for facial expression recognition[C]//2015 fifth international conference on communication systems and network technologies. Gwalior: IEEE, 2015:546-549.
- [2] 刘逸飞. 人脸识别中面部特征提取与匹配算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- [3] CHEN J, TAKIGUCHI T, ARIKI Y. Rotation reversal invariant HOG cascade for facial expression recognition[J]. Signal, Image and Video Processing, 2017, 11(8):1485-1492.
- [4] SIDDIQI M H, ALI R, KHAN A M, et al. Human facial expression recognition using stepwise linear discriminant analysis and hidden conditional random fields[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(4):1386-1398.
- [5] HE J, CAI J, FANG L, et al. A method of facial expression recognition based on LBP fusion of key expressions areas [C]//The 27th Chinese control and decision conference (2015 CCDC). Qingdao: IEEE, 2015:4200-4204.
- [6] ZHANG B, LIU G, XIE G. Facial expression recognition using LBP and LPQ based on Gabor wavelet transform[C]//2016 2nd IEEE international conference on computer and communications (ICCC). Chengdu: IEEE, 2016:365-369.
- [7] KHORSHEED J A, YURTKAN K. Analysis of local binary patterns for face recognition under varying facial expressions [C]//2016 24th signal processing and communication application conference (SIU). Zonguldak: IEEE, 2016: 2085 - 2088.
- [8] WANG X, JIN C, LIU W, et al. Feature fusion of HOG and WLD for facial expression recognition[C]//Proceedings of the 2013 IEEE/SICE international symposium on system integration. Kobe: IEEE, 2013:227-232.
- [9] FANG S, YANG J, LIU N, et al. Face recognition using weber local circle gradient pattern method [J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 77(12):2807-2822.
- [10] ALHUSSEIN M. Automatic facial emotion recognition using weber local descriptor for healthcare system [J]. Cluster Computing, 2016, 19(1):99-108.
- [11] HAO X L, TIAN M. Deep belief network based on double weber local descriptor in micro-expression recognition [C]//International conference on multimedia and ubiquitous engineering, international conference on future information technology. Seoul, Korea: Springer Verlag, 2017:419-425.
- [12] 张志会. 基于局部二元模式和韦伯局部描述符的人脸识别[D]. 南京:南京理工大学,2012.
- [13] 李敦宇, 薛雷, 张旭. 融合 LBP 和 BP 神经网络的人脸表情识别[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(5):69-70.
- [14] GUO M, HOU X, MA Y, et al. Facial expression recognition using ELBP based on covariance matrix transform in KLT [J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 76(2):2995-3010.
- [15] 江大鹏, 杨彪, 邹凌. 基于 LBP 卷积神经网络的面部表情识别[J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(7):1971-1977.
- [16] 田苗. 融合双韦伯特征的深度置信网络表情识别[D]. 太原:太原理工大学,2018.