

基于 AR-WLD 和分块相似度加权的遮挡表情识别

王晓华¹, 陈影¹, 胡敏¹, 任福继^{1,2}

¹合肥工业大学计算机与信息学院 情感计算与先进智能机器安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230009;

²德岛大学先端技术科学教育部, 日本 德岛 7708502

摘要 针对非约束环境下,局部遮挡可能会对表情识别造成干扰并影响最终判别结果的问题,提出一种基于非对称邻域韦伯局部描述子(AR-WLD)和分块相似度加权的表情识别算法。在特征描述上,相比传统的韦伯局部描述子(WLD),AR-WLD将原有的方形邻域扩展成非对称邻域,并进行了多尺度分析,增强了算子的表征能力。在分类判别时,为了区分不同面部区域对表情识别的贡献度,对表情区域进行了不重叠分块;引入了信息熵来衡量不同子块包含的不确定信息,依据信息量定义相似性距离的权重;通过分块相似度加权求和,实现表情判别。在 JAFFE 库和 CK 库上的实验结果表明:当表情图像存在遮挡时,AR-WLD 可以有效地提高 WLD 的分类能力和稳健性,分块相似度加权的分类算法则进一步降低遮挡区域对表情识别的干扰。

关键词 图像处理; 遮挡表情识别; 非对称邻域韦伯局部描述子; 分块相似度; 信息熵加权

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.041013

Occluded Facial Expression Recognition Based on Asymmetric Region Weber Local Descriptor and Block Similarity Weighting

Wang Xiaohua¹, Chen Ying¹, Hu Min¹, Ren Fujii^{1,2}

¹Anhui Province Key Laboratory of Affective Computing and Advanced Intelligent Machine, School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230009, China;

²Graduate School of Advanced Technology & Science, University of Tokushima, Tokushima 7708502, Japan

Abstract We propose an expression recognition algorithm based on asymmetric region Weber local descriptor (AR-WLD) and block similarity weighting, which can reduce the interference of occlusion area to facial expression recognition and the impacts of the final discriminants in unconstrained environment. In the feature description, compared with the traditional WLD, the AR-WLD extends the original square neighborhood into an asymmetric neighborhood, and enhances the feature analysis in a multiscale. In order to distinguish the contribution of different facial regions to expression recognition, the non-overlapping expression regions are classified in classification discrimination. Information entropy is introduced to measure the uncertain information contained in different sub-blocks, and the weight of similarity distance is defined according to the information amount. The facial expression discrimination is achieved by the block similarity weighted summation. The experimental results on the databases of JAFFE and CK show that the AR-WLD can effectively improve the classification performance and robustness of the WLD when the expression image is partially occluded, and the classification algorithm based on block similarity weighting can further reduce the interference of the occlusion area to facial expression recognition.

Key words image processing; occluded facial expression recognition; asymmetric region Weber local descriptor; block similarity; information entropy weighting

OCIS codes 100.5010; 100.3008; 100.2960

收稿日期: 2017-09-27; 收到修改稿日期: 2017-10-30

基金项目: 国家自然科学基金(61672202)、国家自然科学基金青年基金(61300119)、国家自然科学基金重点项目(61432004)、国家自然科学基金深圳联合基金重点项目(U1613217)

作者简介: 王晓华(1976—),女,博士,副教授,硕士生导师,主要从事情感计算、人工智能、计算机视觉等方面的研究。

E-mail: xh_wang@hfut.edu.cn

1 引言

近年来,表情识别作为情感认知最自然直观的方式,在智能化人机交互中具有广阔的应用前景,已然成为计算机视觉和模式识别领域的研究热点^[1-4]。目前受控环境下的人脸表情识别日趋成熟,但在自然环境下,现有算法的识别性能远未达到实用要求,其中面部遮挡(包括自然环境中的眼镜、口罩、围巾以及随机遮挡等)是阻碍稳健人脸表情识别研究发展的重要因素之一^[5]。伴随着图像处理、模式识别和计算机技术的推陈出新,提出了很多针对遮挡的算法,而对遮挡区域重构是处理这一类问题中常用的方法。Saito等^[6]提出将存在遮挡的人脸投影到训练集的特征脸空间中,再通过其线性拟合重构被遮挡的人脸。Park等^[7]在经典的主成分分析^[8]重构基础上融合误差补偿算法,有效重构了面部遮挡区域。重构的方法虽然能够在一定程度上改善图像的质量,但也存在着弊端:1) 遮挡区域的检测和重构只能尽量缩小误差而无法消除误差;2) 重构过程中很可能会引入噪声,对判别结果造成影响;3) 重构还会增加算法的时间开销。Ghiasi等^[9]利用面部特征点对齐的方法进行遮挡条件下的判别,该方法由于需要将遮挡数据加入到训练过程中,因此难以应对现实中不可预测的遮挡情况。Zhang等^[10]利用蒙特卡罗算法从训练图像中提取一组基于Gabor的部分面部模板,并将这些模板转换为模板匹配距离特征,由于遮挡部位只占随机模板的一部分,故所产生的特征向量对遮挡稳健。Dapogny等^[11]利用随机森林对人脸的随机局部子空间进行训练,利用分层自动编码器得出的置信度对输出的局部预测结果进行加权,从而改善遮挡对识别的影响。Zhi等^[12]提出基于图形保留的稀疏非负矩阵分解算法,以完成遮挡表情图像的分类判别,其可以进行无、有监督的特征降维,改善识别效果。Liu等^[13]为了解决在遮挡情况下,表情关键信息缺失的问题,提出局部韦伯描述子直方图和决策层融合的表情判别方法。

由于遮挡会造成部分信息的缺失和引入干扰噪声,导致表情判别准确率下降,需要通过设计稳健的特征提取算法和分类方法来减少遮挡对判别的影响。研究表明:相比于直接提取人脸整体信息的全局特征,局部特征因更侧重于描述人脸图像的细节变化以及对局部遮挡不敏感而越来越多地应用在表情判别中。典型的局部描述子有尺度不变特性变换

(SIFT)、局部二值模式(LBP)^[14]和局部梯度编码(LGC)^[15]等。有效的局部描述子是保证表情判别精度的关键,研究人员不断提出了新的局部描述子。韦伯局部特征是由Chen等^[16]根据韦伯定律提出的一种能够有效刻画灰度细节变化的局部特征。与LBP、LGC及其他局部描述子相比,韦伯局部描述子(WLD)特征独有的优点体现在:通过计算其差分激励,不仅判别图像中当前像素和邻域像素之间灰度值的变化,而且反映了这个变化量相对于当前像素的灰度值的比例;而利用其方向信息计算图像的梯度方向,能够直观地反映图像纹理变化的方向信息。近年来,不少研究者将WLD算法应用在人脸检测^[16]和识别^[17]上,通过实验验证了其对于光照变化、噪声信息及小面积局部遮挡的稳健性。由于WLD在进行纹理特征描述时,邻域大小固定为中心像素点的方形区域,不可扩展,缺乏对不同尺度的纹理描述能力,因此当图像存在较大面积遮挡时,WLD算法的判别能力会急剧下降^[17]。受到文献^[18]和^[19]的启发,本文提出非对称邻域韦伯局部描述子(AR-WLD),将WLD进行多尺度分析,邻域范围扩展到不同尺度,旨在更为充分地考虑邻域内像素点的灰度值变化和方向信息,增强算子对遮挡的稳健性和判别力。

进一步考虑面部不同区域包含的判别信息量不同,对分类结果的贡献度不同,为了减少遮挡区域对分类决策的干扰,本文提出一种距离相似度加权的表情判别方法。先对表情图像进行不重叠分块,利用AR-WLD获取不同区域的纹理描述特征;再计算待测样本与训练集样本对应子块的欧氏距离,从而得到相似度矩阵;引入信息熵^[20]衡量不同子块包含的不确定信息,依据信息量大小定义距离相似度的权重;通过分块相似度加权,实现待测表情的判别。

2 AR-WLD

2.1 WLD

韦伯定律表明刺激的增量阈值与原始刺激之间的比值是一个常量,其反映了人类对图像的感知不仅依赖于刺激的变化,还与原始刺激强度有关。受此启发,文献^[16]提出WLD特征,并引入两个比率来表示差分激励和方向,以此描述图像特征。

1) 差分激励

传统的WLD特征采用 3×3 的方形邻域,如图1所示,差分激励的计算式为

$$\zeta(x_c) = \operatorname{arctan} \left[\sum_{i=0}^7 (x_i - x_c) / x_c \right], \quad (1)$$

式中 $i=0, 1, \dots, 7$ 。 x_c 表示中心像素点的灰度值, x_i 表示 x_c 的邻域内第 i 个像素点的灰度值。

2) 方向

WLD 中的方向即为中心像素点的梯度方向, 其计算式为

$$\theta(x_c) = \operatorname{arctan} \left(\frac{x_7 - x_3}{x_5 - x_1} \right), \quad (2)$$

式中 θ 的取值范围为 $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2} \right]$, 为了简化计算, 通常将 θ 量化为 T 个主方向。

3) WLD 直方图

为了使 WLD 特征更具有判别性, 通常将差分激励和方向用一维直方图联合表征。先将差分激励按主方向进行编排得到 T 个子直方图; 然后, 对于每个主方向, 将差分激励均分为 M 个子区间; 再将每个子区间进一步细分为 S 个子段, 得到一维直方图 $H_{m,t,s}$, 其中 $m=0, 1, \dots, M-1, t=0, 1, \dots, T-1, s=0, 1, \dots, S-1$ 。

x_0	x_1	x_2
x_7	x_c	x_3
x_6	x_5	x_4

图 1 WLD 的 3×3 邻域示意图

Fig. 1 3×3 neighborhood diagram of WLD

2.2 AR-WLD

基本的 WLD 算子主要采用 3×3 的窗口单元, 它仅能覆盖有限的区域范围, 为了适应不同尺度的需求, 将 3×3 邻域扩展为不同半径的方形邻域, 如图 2(a) 所示, 其中 P 为邻域点个数, R 为邻域半径。虽然相比 3×3 邻域, 扩大尺度在一定程度上减少了遮挡对纹理描述的影响, 但由于丢弃了中心像素点

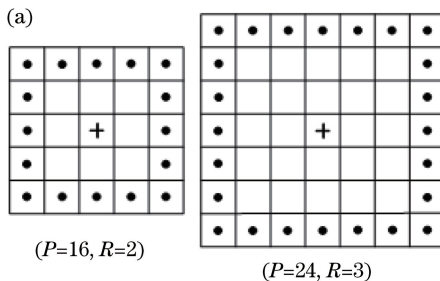


图 2 (a) WLD 和 (b) AR-WLD 的邻域示意图

Fig. 2 Neighborhood diagrams of (a) WLD and (b) AR-WLD

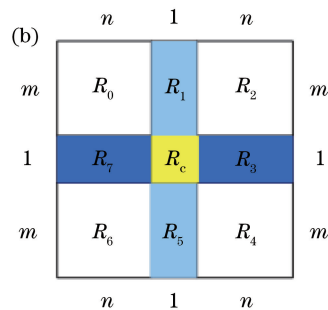
与周围其他尺度邻域像素点间的灰度值变化关系, 也仅能获取描述当前尺度下的纹理特征, 缺乏对多尺度的纹理进行描述的能力。为了充分利用不同尺度上的灰度值变化关系, 获取更为稳健和更具判别力的纹理特征, 在文献[17]及[18]的启发下, 提出 AR-WLD 算子。该算子邻域大小为 $(2m+1) \times (2n+1)$, 如图 2(b) 所示。邻域窗口被划分为 9 个子区间, 即 4 个 $m \times n$ 、2 个 $1 \times n$ 、2 个 $m \times 1$ 的子邻域以及中心像素点, 其中 $1 \leq m \leq \lfloor (h-1)/2 \rfloor, 1 \leq n \leq \lfloor (w-1)/2 \rfloor$, h, w 分别为图像的高度和宽度, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。每个子邻域记为 $R_i, i=0, 1, \dots, 7$, 每个子邻域内所有像素点的平均灰度值作为该子邻域的特征值。

AR-WLD 特征将邻域窗口划分为 9 个子块, 每个子块对应一个强度值, 则 AR-WLD 特征的差分激励与方向的计算方式与基于 3×3 邻域的 WLD 特征相同。

图 3 所示为 JAFFE 库中某一人脸图像在不同邻域大小下的差分激励图(简记为差励图), 所采用图像只进行了尺寸归一化, 并未进行任何去噪处理。随着邻域大小的增加, WLD 与 AR-WLD 差励图关键部位轮廓的信息更加突出, 但是 AR-WLD 差励图对脸颊部位更为平滑, 在刻画图像边缘信息上更具优势, 能有效地降低冗余噪声信息对表情识别的干扰。

3 基于分块相似度加权的遮挡表情判别方法

遮挡区域的处理对实现稳健的表情识别具有重要意义。传统的匹配方法是直接将待测图像的描述特征与训练样本集中的样本进行相似度比对, 获取分类结果, 而忽略面部不同区域对识别结果的贡献度差异。为了降低遮挡区域对表情判别的影响, 建



立一个更加稳健的表情识别系统,将人脸图片以非重叠的方式分成多块,每块均进行单独处理,利用AR-WLD获取局部纹理特征,每一个子块的信息熵

决定子块的贡献度;在分类阶段,算法主要依靠较少遮挡或者没有遮挡的区域进行识别,获取最终的表情判别结果。

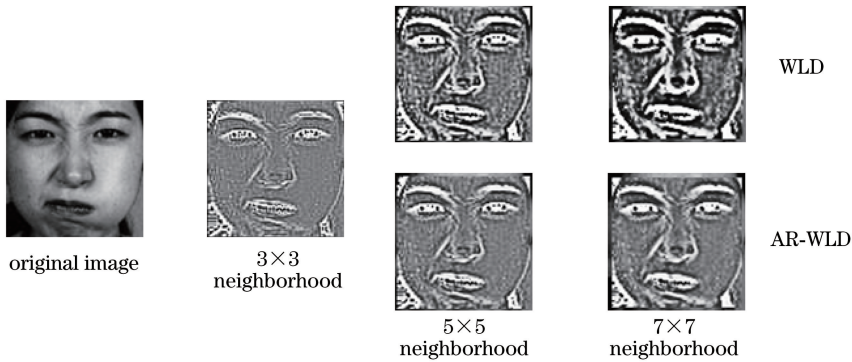


图3 不同邻域大小的差励图

Fig. 3 Differential excitation images under different neighborhood sizes

3.1 不同子块相似度的度量

对表情图像进行分块后,分别计算待测样本 q 与训练集 D 中每个训练样本 x_i ($i = 1, 2, \dots, N$) 对应子块之间的距离,可以得到局部成对距离相似度矩阵^[21]为

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2N} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{K1} & d_{K2} & \cdots & d_{KN} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中 d_{ki} 为待测样本 q 与训练样本 x_i 对应的第 k ($k = 1, 2, \dots, K$) 个子块之间的欧氏距离。 \mathbf{D} 中的每一列表示待测样本与某一训练样本之间局部相似度信息的总体分布,将待测样本 q 与训练样本 x_i 所有对应子块之间的距离进行累加求和得到两者之间的整体距离相似度为

$$d(q, x_i) = \sum_{k=1}^K d_{ki}. \quad (4)$$

3.2 基于信息熵权值的确定

信息熵表明了图像所包含信息量的大小,信息熵值越大,包含的信息量越多;反之,熵值越小,则信息量越少。利用信息熵求各子块权重的步骤如下:

1) 利用 3×3 的滑动窗口求出待测样本的信息熵图,信息熵 E 的计算公式为

$$E = - \sum_{t=0}^{255} P(t) \lg P(t), \quad (5)$$

式中 $P(t)$ 为滑动窗口内灰度值为 t 的概率。

2) 将信息熵图进行非重叠分块,计算每个子块

的信息熵权重 w_i , 权重的计算公式为

$$w_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} E_{ij}, \quad (6)$$

式中 n_i 为第 i 个子块内像素点个数, E_{ij} 为第 i 个子块内第 j 个像素点的熵值。

3) 待测样本 q 与训练样本 x_i 自适应加权后的整体距离相似度为

$$d(q, x_i) = \sum_{k=1}^K w_k d_{ki}. \quad (7)$$

4) 依据最小距离相似度得到待测表情的判别结果为

$$\text{identity}(q) = \text{argmind}(q, x_i). \quad (8)$$

4 实验结果与分析

4.1 遮挡图像模拟

为了验证本文方法对遮挡表情识别的有效性,采用 JAFFE 和 CK 人脸表情库进行相关实验验证。由于这两个库中的人脸图像均在无遮挡条件下采集,因此对人脸图像进行了遮挡模拟,主要分为:1) 眼镜和口罩遮挡;2) 随机遮挡块(大小不同且遮挡位置随机);3) 不同类型的障碍物遮挡(遮挡位置随机),如杯子、花、书、纸币以及卡通图片。部分遮挡样本如图4所示。

图4(a)、(b)第一行依次为无遮挡、眼睛块、眼镜框、墨镜、嘴巴块以及口罩遮挡;第二行为随机块遮挡,遮挡块面积依次增加,大小为 $10 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel} \sim 60 \text{ pixel} \times 60 \text{ pixel}$;第三行为随机障碍物遮挡。



图4 部分遮挡模拟样本。(a) JAFFE库;(b) CK库

Fig. 4 Partial occluded simulation samples. (a) JAFFE database; (b) CK database

4.2 实验描述

JAFFE库是由10名日本女性的7种基本表情(生气、厌恶、恐惧、高兴、悲伤、惊讶及中性)图像构成,每人每种表情包括3~4幅图像,总共213幅。实验选取每人每种表情的2~3幅图像作为训练样本,余下的作为测试样本。CK库由210个对象的6种表情(生气、厌恶、恐惧、高兴、悲伤及惊讶)序列构成,每个表情序列都是从平静的状态开始,情绪逐渐增强,最后达到最夸张的状态。选用表情序列中最夸张的图像作为实验样本,从21个对象中选取6种表情,每人每种表情选4幅(其中,任选2幅作训练,余下2幅作测试),共400幅。先利用Viola-Jones人脸检测算法检测并提取人脸区域,然后将人脸图像归一化为 $96\text{ pixel}\times 96\text{ pixel}$ 。在JAFFE库和

CK库上分别对测试样本进行图4所示的几种遮挡模拟。为了使实验结果更有说服力,每种遮挡均进行3次交叉验证实验,取3次实验结果的平均值。考虑到图像局部特征提取的好坏与图像的分块大小密切相关,对不同分块大小进行实验分析,最终采用 5×5 的子块划分方式。

4.3 实验结果分析

4.3.1 本文算法

AR-WLD特征的邻域大小可扩展,邻域过小会对噪声敏感,而邻域过大会降低特征的判别能力,同时随着邻域大小的增加,分类时间也会随之增加。为了确定最佳邻域,在不同随机块遮挡类型上,针对不同邻域大小进行相关实验,如图5所示。

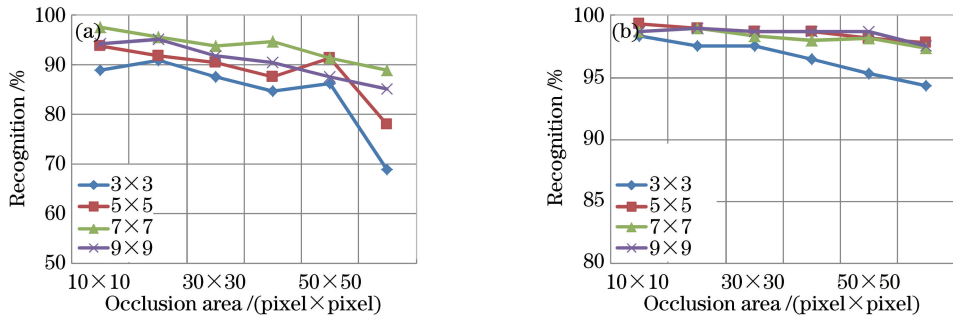


图5 不同邻域大小的识别率对比。(a) JAFFE库;(b) CK库

Fig. 5 Comparison of recognition rate of different neighborhood sizes. (a) JAFFE database; (b) CK database

由图5可知,对于JAFFE库,当邻域大小为 7×7 时,识别性能最优,且明显高于 3×3 邻域时的识别率。而对于CK库,当邻域大小为 5×5 、 7×7 和 9×9 时,识别性能非常接近,但由于邻域的增大会增加计算开销,故选取 5×5 为最佳邻域。在JAFFE库和CK库中,随着遮挡面积的增加,识别率均呈现下降的趋势,且JAFFE库中的识别率下降较为明显,反映了JAFFE库中的识别率对遮挡面积大小较为敏感。CK库中识别率普遍高于

JAFFE库中的识别率,原因主要有:1) CK库中同种表情之间相似度较高,且不同表情之间差异性较大,因此易于区分。而在JAFFE库中同种表情之间差异较大,且不同表情之间的可区分度相对较低,存在着不易区分的表情,如生气和厌恶、恐惧和惊讶等。2) CK库中的样本数要比JAFFE库中的丰富,更有利于样本的训练识别。

4.3.2 不同算法的性能比较

本文算法与基本的WLD特征及几种常用的局

部特征提取算法进行了实验对比。为了保证实验的公平性,除特征提取方法外,其他实验条件均相同。图6展示了不同遮挡条件下各方法的识别率对比。从整体上来看,本文算法在两个库中均取得最优的识别性能。在CK库上,对于随机块遮挡,当遮挡面积较小时,各算法的识别率较为接近,而随着遮挡面

积的增大,LBP、LGC和CBP算法中的识别率均出现明显的下降,但是本文算法仍能保持较好的识别性能[图6(b)];对于不同类型的障碍物遮挡,本文算法依然保持很好的识别效果,尤其对于口罩遮挡[图6(c)、6(d)],在JAFFE库上,其识别性能均表现较为突出。

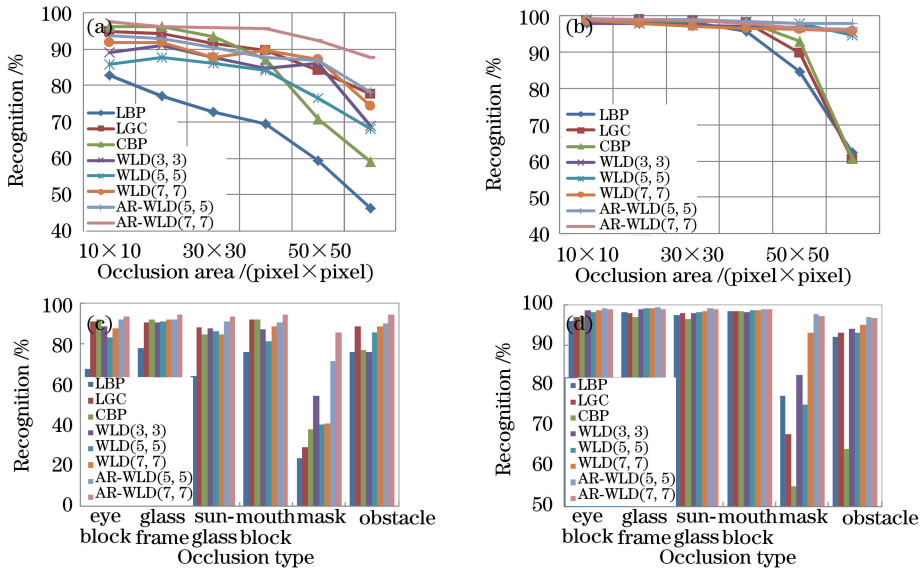


图6 不同特征提取算法识别率对比。(a) JAFFE库;(b) CK库;(c) JAFFE库;(d) CK库

Fig. 6 Comparison of recognition rate of different feature extraction algorithms.

(a) JAFFE database; (b) CK database; (c) JAFFE database; (d) CK database

为了进一步验证本文算法对遮挡问题的有效性和稳健性,与文献[5]、[10]和[13]中的算法进行识别率对比。为了保证实验在相同环境下进行,选用

相同的样本进行实验对比,并省去了文献[5]预处理过程中的高斯滤波过程,实验结果如图7所示。可以看出:1) 针对每一种类型的遮挡,本文算法在识

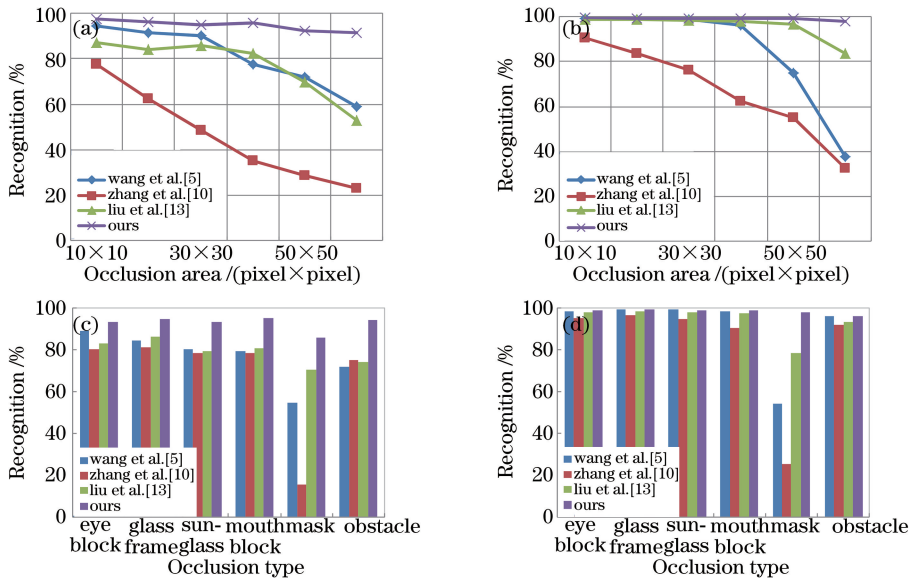


图7 不同遮挡表情识别方法识别率对比。(a) JAFFE库;(b) CK库;(c) JAFFE库;(d) CK库

Fig. 7 Comparison of recognition rate of different occluded expression recognition methods. (a) JAFFE database;

(b) CK database; (c) JAFFE database; (d) CK database

别率方面均优于其他算法;2)对于随机遮挡[图7(a)、(b)],随着遮挡面积的增加,本文算法表现出良好的稳健性,识别率出现微弱下滑,而其他文献算法的识别率却大幅度降低。当随机遮挡面积为60 pixel×60 pixel(遮挡面积约占表情图像的39%)时,在JAFFE库中,本文算法的识别率比文献[5]、[10]和[13]中算法的识别率分别高出约32%、69%和39%;在CK库中,则分别高出约60%、60%和15%。验证了本文算法的有效性。

文献[5]主要针对人脸图像的关键部位提取特征,当这些关键部位存在遮挡时,算法性能会大大降

低。而本文算法是对整幅图像进行特征提取,能够有效降低遮挡对识别的影响。相比文献[10],本文算法不需要进行模板匹配,大大降低了时间和运算复杂度。文献[13]对各子块的判别结果采用多数投票法决定最终的分类,而本文采用分块相似度加权的方法进行判别,相比于前者,可以获得更多判别表情类别的鉴别信息,大大降低误判的可能性。

为了验证本文方法对表情识别的有效性,将本文方法与其他优秀的表情识别方法在无遮挡条件下进行了识别率对比,结果如表1所示。由此可知,本文方法依然保持最优的识别性能。

表1 本文算法与其他表情识别方法的识别率对比

Table 1 Comparison of recognition rate of different expression recognition methods

Expression	JAFFE database				CK database			
	Ref. [3]	Ref. [4]	Ref. [22]	Proposed method	Ref. [3]	Ref. [4]	Ref. [22]	Proposed method
Sadness	0.933	1.000	0.933	0.900	0.900	1.000	1.000	1.000
Happiness	1.000	1.000	0.871	1.000	0.933	1.000	1.000	0.974
Surprise	0.967	1.000	0.875	1.000	0.977	1.000	1.000	1.000
Fear	0.750	1.000	0.828	1.000	0.855	1.000	1.000	1.000
Anger	0.933	1.000	0.929	1.000	0.753	0.929	1.000	1.000
Disgust	0.862	0.933	1.000	1.000	0.959	1.000	0.900	1.000
Neural	0.867	0.933	0.933	1.000	0.941	1.000	1.000	—
Average	0.902	0.980	0.910	0.986	0.903	0.990	0.986	0.996

5 结 论

针对在遮挡情况下,传统的WLD在表征局部纹理信息上的不足,提出了AR-WLD特征提取算法。AR-WLD的特征更为全面地考虑邻域内不同尺度内的像素点间的灰度变化关系,可以获取多尺度下的局部纹理特征。为了进一步提高特征之间相似度表征的判别能力,降低遮挡区域对判别的干扰,通过对待测表情进行非重叠分块,引入信息熵来度量不同子块的贡献度,利用相似度加权的方法,获取分类结果。实验结果表明:AR-WLD在大遮挡情况下有效地改善了WLD的局部表征能力和判别力,分块相似度加权的分类方法实现了对遮挡的稳健性,大大降低误判的可能性。

参 考 文 献

- [1] Li Y Q, Li Y J, Li H B, *et al.* Fusion of global and local various feature for facial expression recognition [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(5): 0515001.
李雅倩, 李颖杰, 李海滨, 等. 融合全局与局部多样性特征的人脸表情识别 [J]. *光学学报*, 2014, 34(5): 0515001.

- [2] Happy S L, Routray A. Automatic facial expression recognition using features of salient facial patches [J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2015, 6(1): 1-12.
- [3] Gu W F, Xiang C, Venkatesh Y V, *et al.* Facial expression recognition using radial encoding of local Gabor features and classifier synthesis [J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(1): 80-91.
- [4] Hu M, Jiang H, Wang X H, *et al.* A hierarchical classification method of expressions based on geometric and texture features [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(1): 164-172.
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.
- [5] Wang X H, Li R J, Hu M, *et al.* Occluded facial expression recognition based on the fusion of local features [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(11): 1473-1482.
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.
- [6] Saito Y, Kenmochi Y, Kotani K. Estimation of

- eyeglassless facial images using principal component analysis [C]// Conference on Image Processing, 1999, 4: 197-201.
- [7] Park J S, Oh Y H, Ahn S C, *et al.* Glasses removal from facial image using recursive error compensation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(5): 805-811.
- [8] Chen Z, Hou Y Y, Xu J C. Sign determination and error analysis of phase extraction based on principle component analysis [J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(1): 0108002.
陈翌, 侯园园, 徐建程. 主元分析相位提取算法的符号确定及误差分析 [J]. 中国激光, 2016, 43(1): 0108002.
- [9] Ghiasi G, Fowlkes C C. Occlusion coherence: localizing occluded faces with a hierarchical deformable part model [C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1899-1906.
- [10] Zhang L G, Tjondronegoro D, Chandran V. Random Gabor based templates for facial expression recognition in images with facial occlusion [J]. Neurocomputing, 2014, 145: 451-464.
- [11] Dapogny A, Bailly K, Dubuisson S. Confidence-weighted local expression predictions for occlusion handling in expression recognition and action unit detection [J]. International Journal of Computer Vision, 2017: 1-17.
- [12] Zhi R, Flierl M, Ruan Q, *et al.* Graph-preserving sparse nonnegative matrix factorization with application to facial expression recognition [J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2011, 41(1): 38-52.
- [13] Liu S S, Zhang Y, Liu K P. Facial expression recognition under partial occlusion based on Weber local descriptor histogram and decision fusion [C]// Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference, 2014: 4664-4668.
- [14] Zhao G P, Shen Y P, Wang J Y. Adaptive feature fusion object tracking based on circulant structure with Kernel [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 54(8): 0815001.
赵高鹏, 沈玉鹏, 王建宇. 基于核循环结构的自适应特征融合目标跟踪 [J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0815001.
- [15] Tong Y, Chen R, Cheng Y. Facial expression recognition algorithm using LGC based on horizontal and diagonal prior principle [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(16): 4186-4189.
- [16] Chen J, Shan S, He C, *et al.* WLD: a robust local image descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 32(9): 1705-1720.
- [17] Gong D, Li S, Xiang Y. Face recognition using the Weber local descriptor [C]// Proceedings of the first Asian Conference on Pattern Recognition, 2011: 589-592.
- [18] Naika C L S, Das P K, Nair S B. Asymmetric region local binary pattern operator for person-dependent facial expression recognition [C]// Proceedings of 2012 International Conference on Computing, Communication and Applications, 2012: 1-5.
- [19] Hu M, Cheng Y H, Wang X H, *et al.* Facial expression recognition based on asymmetric region local gradient coding [J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(10): 1313-1321.
胡敏, 程轶红, 王晓华, 等. 基于非对称局部梯度编码的人脸表情识别 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(10): 1313-1321.
- [20] Xia J, Pei D, Wang Q H, *et al.* Face recognition based on local adaptive ternary derivative pattern coupled with Gabor feature [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 111004.
夏军, 裴东, 王全州, 等. 融合 Gabor 特征的局部自适应三值微分模式的人脸识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111004.
- [21] Tan X Y, Chen S C, Li J, *et al.* Learning non-metric partial similarity based on maximal margin criterion [C]// Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006: 138-145.
- [22] Lv Y D, Feng Z Y, Xu C. Facial expression recognition via deep learning [C]// Proceedings of International Conference on Smart Computing, 2014: 303-308.