

文章编号: 2095-2163(2021)04-0062-03

中图分类号: TP391

文献标志码: A

基于深度学习的人脸微表情识别

廖云峰, 段文双, 罗佳佳, 赵文洁, 吴旭

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要:与一般的面部表情相比,微表情的持续时间更短,对其检测和识别是一种巨大的挑战。利用传统的图像识别方法进行微表情识别不仅准确率低,预处理也更复杂。为了开发可靠的神经网络,需要大量的训练集以及大量的标记图像样本。本文基于CASME和CASME II数据集训练改进的卷积神经网络模型,将特征提取和分类识别结合在一起,充分提取微表情特征。实验结果表明,该模型的微表情识别效果良好。

关键词:微表情识别; 特征提取; 卷积神经网络

Facial micro-expression recognition based on deep learning

LIAO Yunfeng, DUAN Wenshuang, LUO Jiajia, ZHAO Wenjie, WU Xu

(School of electronic and electrical engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] Compared with general facial expressions, the duration of micro-expression is shorter, and its detection and recognition is a huge challenge. Using traditional image recognition methods for micro-expression recognition is not only low accuracy, but also more complex preprocessing. In order to develop a reliable neural network, a large number of training sets and a large number of labeled image samples are required. This paper trains an improved convolutional neural network model based on the CASME and CASME II data sets, combines feature extraction with classification and recognition, and fully extracts the features of micro-expressions. The experimental results show that the micro-expression recognition rate of the model has a good effect.

[Key words] Micro-expression recognition; Feature extraction; Convolutional neural network

0 引言

微表情是一种无法掩饰的面部表情,常常在人们试图隐藏时下意识产生,反映了人们的真实心理与情感,暴露内心想法。

面部表情可以根据发生的时间长短常常分为宏表情和微表情^[1],宏表情常常可以轻易被获取发现,但是有些时候这些信息有可能是伪造的,因为可以根据主观意愿控制宏表情的发生和表现。在一些特定场合,可以通过控制宏表情来掩饰内心真实想法。而微表情常常发生时间极短,很难被发现,而且它的开始和结束不受主观控制。因此,研究微表情在很多重要领域如医学、刑侦等方面有着重要的意义。

目前,深度学习在学习特征方面识别精确率高且速度快。其中,卷积神经网络可以将底层的每一小块区域相连接,将底层的具体信息特征映射到高层特征,并且对原图像不需要复杂的预处理,能很好地应用在图像识别任务。

1 基于卷积神经网络的微表情识别

1.1 预处理部分

微表情图像的预处理不同于宏表情,需要更加

精细的操作。

利用不同的设备采集微表情图像,可能得到的图像会有尺寸大小不一或者有噪声等问题。本文主要通过直方图均衡化、滤波去噪、尺寸变化的方法消除外在因素对微表情识别的干扰。

(1)直方图均衡化。在微表情识别中,图像若是彩色,不仅会增加处理的难度,而且对之后的识别也没有太大影响,因此在微表情识别的训练样本中一般都是灰色图像,大大降低数据的维度,然后对这些灰色图像做直方图均衡化处理,增强图像的亮度,让图像中的细节更加清晰,减少拍摄时光照的影响,还能在一定的程度上减少肤色对微表情识别的影响。

(2)滤波去噪。在制作微表情的数据集过程中,存在着环境因素和设备因素的影响,会导致图像中有较多的噪声。本文主要利用中值滤波和高斯滤波减少图像中的噪声。中值滤波主要是将图像中的每一个像素点用其领域的中值代替,可以去除图像中的脉冲噪声,不会破坏图像的边缘信息;高斯滤波是将图像中的每一个像素点的值用领域和自身的像素值加权平均替换,在边缘信息处理上效果更好。

(3)尺寸变化。在卷积神经网络中训练时,需要采用统一尺寸的图像,避免在训练过程中参数的调整。本文主要通过图像尺寸的放大和缩小将图像尺寸归一化。

在将图像预处理后,得到一组大小相同,图像明亮,无噪声的灰度图像,可以利用这组处理好的图像进行图像特征信息提取和微表情识别。

1.2 基于 LBP-TOP 的微表情特征提取

目前常用的特征提取方法都是利用了表情的动态性,其中基于三个正交平面的局部二值模式(LBP-TOP)提取的特征更简洁,计算时间更短,能够很好地应用于微表情图像特征提取。

LBP-TOP 处理一个微表情图像特征的过程如下:首先,将该图像根据 X, Y, T 轴建立三维坐标系如图 1 所示;其次,将该图像分割成多个小正方体,计算每个小正方体中图像在 XY, XT, YT 平面上的 LBP 值,再将每个小正方体区域内的 LBP 直方图串联在一起,得到一个区域内的完整直方图;最后,将所有区域内的直方图都串联起来最终得到一个完整图像的直方图,即整个图像的 LBP-TOP 特征。

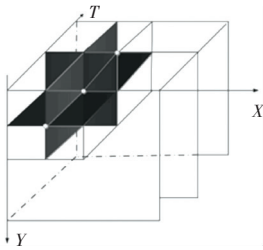


图 1 LBP-TOP 的三维坐标系

Fig. 1 Three dimensional coordinate system of LBP-TOP

1.3 基于微表情识别的卷积神经网络构建

本文结合 LBP-TOP 提取的微表情特征,设计了改进的卷积神经网络。该卷积网络的输入是 LBP-TOP 提取的特征,通过多个卷积层、池化层、全连接层和 Softmax 层进行微表情图像的分类识别。卷积层再将输入图像经过预处理后形成特征图,经过池化层将所有的特征图都提取一样固定长度的特征向量,再将这些特征向量都串联在一起形成一个新的向量,最后将这个向量输入给全连接层和 Softmax 层进行分类训练。本文的卷积神经网络主要改进了最大值池化层和结构优化两个部分。

1.3.1 最大值池化层

池化层对图像起到缩放的作用。经过卷积层提取特征后,需要对其进一步的压缩,此时需要池化层

的参与。

最大值池化层方法能将输入区域内的数据拆成多个不相交的区域,每个区域内的输出都是这个区域内的最大值,并且卷积层中提取的特征在最大池化层之后也会保存下来,能够进一步地缩小特征图的尺寸,减少了模型的大小,增加了计算的速度。

1.3.2 结构优化

本文在卷积神经网络的结构中,采用了后向传播方法训练权重。

首先从训练样本中随机选择 N 个图像,然后从每一个图像中采集 R 个特征映射图并行运算。常见的微表情主要包括悲伤、惊讶、高兴、恐惧、厌恶和愤怒,因此本文的输出结果有 6 类。在采集图像之后,令 x_i 表示最大池化层的第 i 个输入, $y_{n,j}$ 表示图像 n 的第 j 层输出。最大池化层的计算公式(1)和(2)。

$$y_{n,j} = x_{i^*(n,j)}, \quad (1)$$

$$i^*(n,j) = \operatorname{argmax} x_i, \quad (2)$$

输入 x_i 对应多个不同的输出 $y_{n,j}$ 。

最大池化层的反向函数的计算过程为式(3):

$$\frac{\partial L}{\partial x_i} = \sum_n \sum_j [i = i^*(n,j)] \frac{\partial L}{\partial y_{n,j}}. \quad (3)$$

对于每一个图像区域 n 和每一个池化层输出单元 $y_{n,j}$, 偏微分 $\frac{\partial L}{\partial y_{n,j}}$ 是累加的,后向传播可以高效运行。

2 实验分析

2.1 数据集分析

CASME 数据库是在 2013 年傅小兰团队设计,该数据库包含了 195 段微表情视频。每段微表情片段的持续时间小于 500 ms 或者开始持续时间小于 250 ms。

CASMEII 是第二代的 CASME 改进数据库,由两台 200 fps 摄像机录制,在生产 2 500 多段微表情片段中最终选取了 155 个样本,由于帧率较高,而又保持 500 ms 左右的持续时间,因此每一个微表情片段包含更多的图像序列。

2.2 性能评价

准确率是微表情识别中最重要的评价指标,本文将在 CASME 和 CASME II 这两个数据集上测试准确率指标。

为评价本文的方法性能,通过将本文的微表情识别方法与混合 PCA 和 LBP 方法^[2]。混合 LBP 和

SVM 方法^[3]和 CNN 方法^[4]进行对比。其参数设置如下:归一化尺寸 $\alpha \times \beta$ 为 128×128 , 特征映射图尺寸 $a \times b$ 为 11×11 ; 随机选择图像 $N = 8$; 随机梯度下降的迭代次数为 10 000, 学习率为 0.7。所有测试算法的运行平台相同, 主要参数为: Intel (R) Core (TM) i5-8300H CPU @ 2.30GHz 2.30GHz、Windows 10 64bit 操作系统、TensorFlow 1.90 环境。

关于 CASME 和 CASME II 人脸微表情数据集的识别率对比情况如图 2 所示。本文的微表情识别率明显要比其他三种的识别率指标要高, 主要是因为本文预处理得到的图像明亮, 无噪声, 并且在提取微表情特征利用 LBP-TOP, 对光照鲁棒性强, 有很好的微表情识别效果。

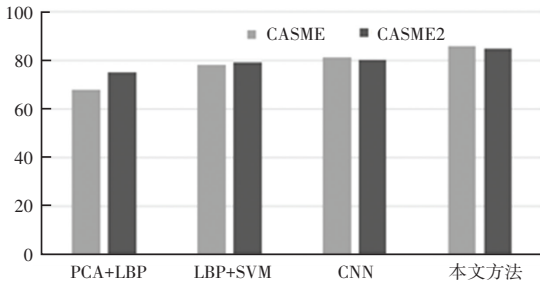


图 2 不同方法微表情识别率对比

Fig. 2 Comparison of micro-expression recognition rates in different methods

(上接第 61 页)

(3) NNSS 型的电流转化为有效电磁力的效率比 NSNS 型更高。由于磁力线在磁极间两两形成回路, 耦合很小, 在 X 和 Y 4 个方向的电磁力控制互不影响。NNSS 型异性磁极之间的间隙干扰磁通很小, 与 NSNS 情况相同; 同性磁极之间的间隙存在干扰磁通, 但很小, 低于磁极端面磁通一个数量级。

基于以上分析, NNSS 型拓扑结构相对更易于在电磁轴承容错设计的 8 级独立驱动控制中得到更好的悬浮性能。

参考文献

- [1] MASLEN E H, MEEKER D C. Fault tolerance of magnetic bearings by generalized bias current linearization [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 1995, 31(3): 2304-2314.
- [2] LYONS J P, PRESTON M A, GURUMOORTHY R. Design and Control of a Fault-tolerant Active Magnetic Bearing System for Aircraft Engines[C]//Proceedings of 4th International Symposium on Magnetic Bearings, 1994: 449-454.
- [3] SCHRODER P, CHIPPERFIELD A J, FELMING P J. Fault tolerant control of active magnetic bearings[C]// International Symposium on Industrial Electronics. IEEE, 1998: 573-578.
- [4] JIN S W, NA U J. Design of Flux Invariant, Fault Tolerant Homopolar Magnetic Bearings [C]// SICE - ICASE, 2006.

3 结束语

本文在微表情研究中, 提出了一种改进的卷积神经网络, 其主要特点是, 在预处理时, 通过直方图均衡化、滤波去噪和尺寸变化得到了大小相同, 图像明亮, 无噪声的灰度图像, 减少了环境对微表情图像的干扰, 对微表情图像的特征提取采用 LBP-TOP, 降低了光照变化对微表情识别的影响。通过改进后结构优化的卷积神经网络进行微表情图像分类识别, 提高了人脸微表情的识别率。实验结果表明, 在 CASME 和 CASME II 微表情数据集上都取得了较高的识别率, 是一种有效的微表情识别方法。

参考文献

- [1] 徐峰, 张军平. 人脸微表情识别综述 [J]. 自动化学报, 2017, 43(3): 333-348.
- [2] YUAN L, CAI-MING W U, YI Z J J O C U O P, et al. Facial expression feature extraction using hybrid PCA and LBP [J]. 2013, (2): 120-124.
- [3] CAO N T, TON-THAT A H, CHOI H I J I J O P R, et al. Facial expression recognition based on local binary pattern features and support vector machine [J]. 2014, 28(6): 1456012.
- [4] KIM B K, ROH J, DONG S Y, et al. Hierarchical committee of deep convolutional neural networks for robust facial expression recognition [J]. 2016, 10(2): 1-17.
- [5] NA U J, JIN S W, KANG H O, et al. Bidirectional homopolar magnetic bearings with fault tolerant capability[C]// International Conference on Control, Automation and Systems. IEEE, 2007: 2254-2257.
- [6] CHENG X, LIU H, SONG S. Reconfiguration of tightly-coupled redundant supporting structure in active magnetic bearings under the failures of electromagnetic actuators [J]. Journal of the International Journal of Applied Electromagnetics & Mechanics, 2017, 54(3): 1-12.
- [7] CHENG X, CHENG Q, ZENG H Y, et al. Reconfiguration rules for loosely-coupled redundant supporting structure in radial magnetic bearings [J]. Journal of the International Journal of Applied Electromagnetics & Mechanics, 2016, 51(2): 91-106.
- [8] 吴步洲, 孙岩桦, 王世璇, 等. 径向电磁轴承线圈容错控制研究 [J]. 机械工程学报, 2005, 41(6): 157-162.
- [9] 崔东辉. 高可靠磁悬浮轴承系统关键技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
- [10] 韩辅君, 房建成. 一种永磁偏置磁轴承容错方法的试验研究 [J]. 机械工程学报, 2010, 46(20): 34-40.
- [11] 段焱, 郑世强. 电磁轴承五种故障模式下的容错控制与分析 [J]. 制造业自动化, 2013, 35(1): 100-103.
- [12] 耿青玲, 张黎. 电流再分配方法在弱耦合径向磁力轴承执行器容错控制中的应用 [J]. 机械工程师, 2016(6): 105-108.