

基于区域与分类回归融合的 AU 强度估计算法

陈欣键, 姜 飞, 申瑞民, 胡巧平

(上海交通大学 计算机科学与技术系, 上海 200240)

摘 要: 脸部动作编码系统为脸部表情信息定义了脸部动作单元(AU)的概念,但在 AU 强度的检测上由于各级别之间的区分度较低且个体间人脸表情差异较大,导致检测效果较差。为此,挖掘 AU 激活和区域之间较强的相关性,提出一种新的基于区域和特征融合的特征提取算法,并同时给出一种 AU 强度计算方法,即在对高 AU 强度和低 AU 强度二分类后根据有序回归判断 AU 最终的强度。该算法利用强 AU 和弱 AU 较强的可分性,考虑不同 AU 强度间的相关性,发挥分类和回归方法在 AU 强度检测方面的优势。在 DISFA、FERA2015 数据集上的实验结果表明,该算法具有较高的鲁棒性,AU 强度的计算效果优于 CNN、VGG16 等方法。

关键词: 运动单元;强度检测;区域特征提取;特征融合;支持向量机;有序回归

中文引用格式: 陈欣键,姜飞,申瑞民,等. 基于区域与分类回归融合的 AU 强度估计算法[J]. 计算机工程,2019,45(1):186-191.

英文引用格式: CHEN Xinjian, JIANG Fei, SHEN Ruimin, et al. AU strength estimation algorithm based on region and classification regression fusion[J]. Computer Engineering, 2019, 45(1):186-191.

AU Strength Estimation Algorithm Based on Region and Classification Regression Fusion

CHEN Xinjian, JIANG Fei, SHEN Ruimin, HU Qiaoping

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

[Abstract] The facial action coding system defines the concept of facial Action Unit (AU) for facial expression information, but the detection effect of AU strength is poor due to the low degree of discrimination between the levels and the large difference in facial expression between individuals. To this end, mining the strong correlation between AU activation and region, a new feature extraction algorithm based on region and feature fusion is proposed, and an AU strength calculation method is given, high AU strength and low AD strength are classified, the final strength of the AU is judged based on the ordered regression. The algorithm utilizes the strong separability of strong AU and weak AU, considers the correlation between different AU strengtis, and exerts the advantages of classification and regression methods in AU strength detection. Experimental results on the DISFA and FERA2015 datasets show that the proposed algorithm is robust and the AU strengh is better than CNN and VGG16.

[Key words] Action Unit (AU); strength detection; region feature extraction; feature fusion; Support Vector Machine (SVM); ordered regression

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0049148

0 概述

脸部表情承载着人们日常交流中极为重要的一部分信息,引起了工业界和学术界的广泛关注。但是简单地获取人脸喜怒哀乐等信息并不足够,因此需要更多的脸部肌肉细节和表情强弱程度信息。1978 年,文献[1]提出脸部动作编码系统(Facial Action Coding System, FACS)的概念,该系统定义了三十多个无重

复的脸部肌肉动作,以动作单元(Action Units, AU)命名,并根据动作程度定义了 0~5 共 6 个有序的强度。人们不仅可以通过不同 AU 以及强度的组合判断人脸表情,还能获得更加详细的感情信息,如课堂上学生专注度、医疗机构里病人的痛苦程度、汽车驾驶员疲劳度^[2]等。

在 FACS 系统的基础上,人们对 AU 的研究大致分为 2 种:AU 的判别和 AU 强度的判别。相较于

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61671290);国家重点研发计划(2016YFE0129500);上海市科委项目(17511101903)。

作者简介: 陈欣键(1993—),男,硕士,主研方向为人脸情感计算;姜 飞,博士;申瑞民,教授;胡巧平,博士。

收稿日期: 2017-11-01 **修回日期:** 2017-12-20 **E-mail:** chenxinjian9382@foxmail.com

AU 判别的二分类, AU 强度的计算面临更多的挑战。如何顾及 AU 强度之间的相关性、克服大强度 AU 样本不足、减轻个人差异带来的噪声以及获得与目标 AU 有更强相关性的特征, 都是 AU 强度判别中需要面临和需要解决的挑战。

为解决 AU 强度计算问题, 提高 AU 强度判断精度, 本文提出一个高效、高精度的 AU 强度计算方法。在特征提取阶段, 采用针对区域提取和特征融合相结合的提取方法, 而在训练计算阶段, 采用先基于 SVM 二分类再根据与分类超平面的距离进行有序回归的分类回归结合方法。

1 相关工作

目前国际上有很多研究 AU 判别和 AU 强度计算的论文, 并提出很多用于 AU 强度检测的方法。文献[3]着力关注各个 AU 之间的相关性, 使用相关性有序回归计算 AU 强度; 文献[4]也着重考虑相关性, 提出神经网络加上条件随机场的方法; 文献[5]基于特征融合, 使用 SVM 多分类计算强度。神经网络作为时下最热的机器学习方法, 各种各样的深度神经网络被使用于 AU 的识别强度计算^[6-7]。此外, 字典学习稀疏表示^[8]、SVR 回归^[9]、KSDA 核类判别分析^[10]等方法都有被应用到 AU 的研究中。

在国内, 研究人员也提出了一些 AU 检测的方法。文献[11]使用光流法提取动态特征用以表示对象的运动情况, 通过隐马尔科夫模型识别脸部 AU 的出现, 文献[12]针对 AU 的全局关系, 使用受限玻尔兹曼机模型识别脸部运动单元。

这些方法提供了很多 AU 研究方向的启发, 但是也暴露出一些没被解决的问题, 例如多分类方法中各类之间强度递进的关系的使用问题、回归方法中大强度样本不足的问题以及脸部多余噪声的处理问题等。

本文方法的创新点和贡献有如下 2 点:

1) 基于 AU 对应区域以及 AU 间的相关性进行特征提取, 而不是直接对整张人脸进行特征提取。这样一方面可以有效降低计算的复杂度, 提高训练速度; 另一方面可以排除大量不相关的噪声, 提高计算方法的鲁棒性。

2) 计算过程采用分类和回归相融合的 AU 强度检测方法, 一方面解决相邻 AU 在多分类算法下的可分性问题, 采用差距大的非相邻强度来计算有效的分类超平面; 另一方面较好地解决普通回归问题中 AU 高强度样本不足的问题。

2 基于区域与特征融合的特征提取

2.1 区域特征提取

目前很多算法都是将整张人脸图像作为输入, 这样往往会引入很多不必要的噪声特征, 同时还会大大提高计算复杂度。本文针对这个问题做了改进

工作, 主要思想是只使用与目标 AU 有关的脸部区域作为算法的输入。

2.1.1 AU 的区域特性

每个 AU 都是基于少量肌肉的运动来定义的, 因此每个 AU 的出现与否只会影响脸部的部分区域, 而不是影响整个脸部区域。为降低脸部其他部位的信息对某个特定 AU 强度计算上的影响, 本文为每个待测 AU 提取对应脸部区域图像的特征, 例如 AU1、AU2、AU4 是眉毛肌肉的运动单元, 因此在这些 AU 的计算过程中只提取人脸眉毛附近的图像信息; AU12 和 AU25 是嘴部区域的运动, 需要提取嘴巴及其附近的图像特征; AU6 是脸颊区域的运动, 需要提取脸颊区域的图像特征。表 1 给出 FACS 中部分 AU 的定义, 可以看出, 每个 AU 有与其对应的脸部位置。

表 1 部分重要 AU 的定义

AU	英文定义	中文定义
1	Inner Brow Raiser	眉毛内侧上升
2	Outer Brow Raiser	眉毛外侧上升
4	Brow Lowerer	眉毛下压
6	Cheek Raiser	脸颊上升
12	Lip Corner Puller	嘴角上扬
14	Dimpler	酒窝
17	Chin Raiser	下巴上升
25	Lips part	嘴唇分离

DISFA、FERA2015 数据集给出每一视频帧的人脸 66 个特征点位置, 以标定人脸轮廓、眉毛、眼睛、鼻子、嘴巴的精确轮廓以及位置, 如图 1 所示。本文的提取特征过程中优先选择以特征点为中心的方块区域(例如鼻子、眉毛的特征点), 对于没有被标定特征点的区域(如脸颊), 则将该区域等比划分为多个方块后进行特征提取。

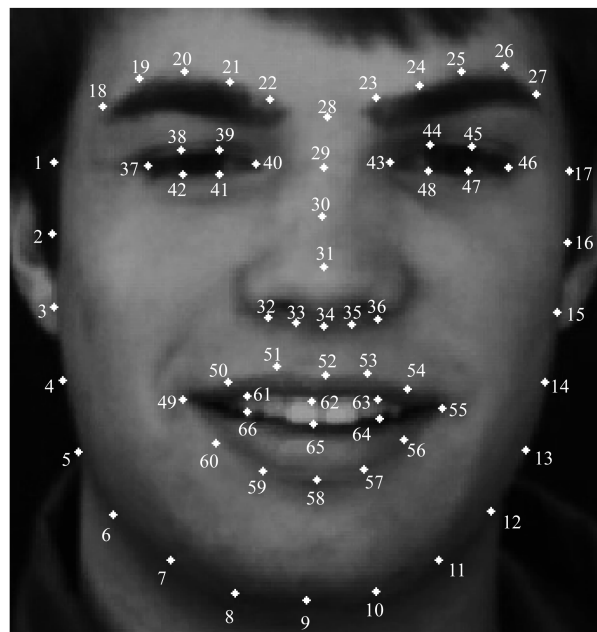


图 1 人脸 66 个特征点

2.1.2 AU 间的相关性

AU 与 AU 之间在解剖学上是独立出现的,它们由不同的脸部肌肉运动构成。但是通过对数据集的统计可以发现,有一些 AU 常常会结伴出现(例如 AU6 与 AU12,常常一起出现构成笑容),所以本文的方法中考虑了 AU 之间的相关性,对于常常结伴出现的 AU,在提取用于强度计算的特征时,将跟其有强烈相关性的 AU 区域的特征也一并提取使用。图 2 给出了 DISFA^[13]数据集上 AUs 之间的相关性矩阵,相关性较大的数值在表中粗体显示,可以看出,AU6 与 AU12、AU1 与 AU2、AU4 与 AU9 等有着比较强的相关性。在本文实验中,脸颊和嘴巴的图像特征将共同构成 AU6 和 AU12 的特征信息,鼻子区域的特征将会成为 AU4 的特征的一部分。

ICC	AU1	AU2	AU4	AU5	AU6	AU9	AU12	AU15	AU17	AU20	AU25	AU26
AU1	1.00	0.71	0.11	0.14	-0.01	0.06	-0.03	0.03	0.02	0.03	0.02	0.10
AU2	0.71	1.00	0.06	0.18	-0.04	-0.03	-0.04	0.00	-0.01	0.02	-0.02	0.03
AU4	0.11	0.06	1.00	0.00	0.05	0.31	-0.13	0.14	0.23	0.05	0.03	0.04
AU5	0.14	0.18	0.00	1.00	-0.02	-0.02	-0.02	0.00	-0.02	0.03	-0.01	0.00
AU6	-0.01	-0.04	0.05	-0.02	1.00	0.22	0.56	0.05	0.02	0.06	0.34	0.08
AU9	0.06	-0.03	0.31	-0.02	0.22	1.00	-0.03	0.17	0.13	0.08	0.09	0.06
AU12	-0.03	-0.04	-0.13	-0.02	0.56	-0.03	1.00	-0.05	-0.04	-0.03	0.52	0.13
AU15	0.03	0.00	0.14	0.00	0.05	0.17	-0.05	1.00	0.31	0.16	0.02	0.07
AU17	0.02	-0.01	0.23	-0.02	0.02	0.13	-0.04	0.31	1.00	0.22	-0.05	0.03
AU20	0.03	0.02	0.05	0.03	0.06	0.08	-0.03	0.16	0.22	1.00	0.00	0.06
AU25	0.02	-0.02	0.03	-0.01	0.34	0.09	0.52	0.02	-0.05	0.00	1.00	0.33
AU26	0.10	0.03	0.04	0.00	0.08	0.06	0.13	0.07	0.03	0.06	0.33	1.00

图 2 DISFA 数据集上 AU 间的相关性

2.2 多特征融合

脸部 AU 的变化主要影响人脸皮肤的纹理和脸部各器官的形状、边缘轮廓,这也是人眼和机器观测 AU 的最直接方法。受文献[5]的启发,为了在提取的特征中更好体现纹理、轮廓等图像特征,本文方法融合了 2 种常见的图像特征进行特征表示。

2.2.1 LBP 特征

局部二值模式(Local Binary Pattern,LBP)是一种用来描述图像局部纹理特征的算子,它将目标图像区域中每一个像素点根据其像素值与相邻 8 个像素值的大小关系编码成一个 8 位的 2 进制数,即有 256 种模式。然后通过统计直方图的方式呈现图像 LBP 特征向量。文献[14]指出,将 256 种模式降维成 59 种模式,可表达 90% 的 LBP 信息,并称之为均匀模式 LBP(uniform LBP)。本文方法的 LBP 特征提取使用上述均匀模式 LBP 的 59 种模式的方法。LBP 是一个简单但非常有效的纹理运算符,在纹理

分类问题上有非常优秀的表达能力,同时具备灰度不变性等特点,在本文的特征选择中,LBP 特征能很好地表达人脸区域的纹理特性。

本文选取需要提取特征的图像方块,参照 2.1 节选取以特征点为中心的方块或者等比划分的方块,对每一图像方块提取均匀模式 LBP 特征,拼接后作为 LBP 特征向量使用。

2.2.2 HOG 特征

方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradient,HOG)特征最初在行人检测的研究过程中被提出^[15],HOG+SVM 的图像识别方法引起了人脸图像分析领域的注意。HOG 是像素梯度的统计信息,可用来描述图像边缘轮廓特征。本文使用的 HOG 方法先根据像素点及其邻近点的像素值计算每个像素点的方向梯度,然后根据方向角度划分到 36 个模式,每个模式的范围是 10°,通过统计直方图的方式呈现图像 36 维的 HOG 特征向量。HOG 特征对图像几何的、光学的形变都能保持很好的不变性,在边缘轮廓分类问题上有较强的表达能力。

本文选取需要提取特征的图像方块,参照第 2.1 节选取以特征点为中心的方块或者等比划分的方块,对每一图像方块提取 36 维 HOG 特征,拼接后作为 HOG 特征向量使用。

本文特征融合方式为将 LBP 特征与 HOG 特征直接拼接使用。

2.3 个体人脸特征消除

经过观察,DISFA、FERA2015 数据集中每个个体拥有较强的个体信息,他们在肤色、脸型、年龄等有着较大的差异,如果这些差异信息被吸纳进 AU 强度的计算,将会是很严重的噪声,对个体独立的 AU 计算的影响会特别大。

本文在特征提取融合后,对数据集中每个个体挑选一张表情平静的视频帧,设为模板视频帧。该个体每张视频帧所提取到的特征首先要减去模板视频帧的特征,再进行归一化,最后使用于训练测试。

3 有序回归 AU 强度的计算

考虑到 AU 的相邻强度区分度不强的情况以及数据集中较大的个体噪声,单纯的多分类方法和普通的回归算法在 AU 强度的计算中都面临很大挑战。为解决这样的挑战,本文提出一个先分类后回归的分类回归结合的方法有效回避上述问题,并能发挥分类和回归方法各自的优点。

3.1 SVM 二分类

支持向量机(Support Vector Machine,SVM)^[16]是模式识别中公认的高效率算法,在脸部表情识别中有广泛应用。SVM 分类的目的是寻找两类之间

的最优超平面与最优超平面距离超平面最近的一些向量,称为支持向量,支持向量主导着SVM分类器的最优超平面。

很多研究AU强度判定的文献中使用了多分类方法,将AU的不同强度直接进行分类,大致分为0到5共6类。这样的分类方式忽略了AU各个强度之间的相邻关系,以及数据集标定的具体情况。AU的相邻强度会有很强的相似性,并且由于数据集AU强度的手动标定的不稳定性以及个体信息噪声的影响,相邻的AU强度在分类时不一定线性可分。由于AU的强度存在递进关系,简单的多分类方法理论上并不适用。

本文为获得精确可用的分类超平面进行一次二分类,以AU强度为0的样本作为负样本,称之为无表情;以AU强度大于等于3的强度样本作为正样本,称之为强表情。可以看出,无表情和强表情间的区分度较高,为此,本文采取了标准的SVM来区分无表情和强表情。SVM在正确区分无表情和强表情的同时,还提供了分类超平面。通过计算各个AU样本特征向量到超平面的距离,回归出AU具体的强度,具体见4.2节。

3.2 有序回归

文献中[3]采用有序回归的方法来计算AU强度,这些方法通过特定的算法为每个样本算出一个结果值,然后根据结果值所落在的阈值范围决定该样本的AU强度,越大的结果值得到越大的AU强度,越小的结果值得到越接近于0的AU强度。本文方法利用3.1节得到的SVM二分类超平面,计算每个样本特征距离超平面的距离,根据距离所落在的阈值范围决定样本的AU强度。各个强度的阈值由训练集中该强度的样本距离超平面的距离求均值来获取。

3.3 算法流程

本文算法流程如图3所示(以AU4为例)。训练过程在测试集中选取高强度样本和零强度样本,根据目标AU的区域特性,选择在特征提取区域进行LBP和HOG特征的提取,进行特征融合后使用SVM进行二分类获取分类超平面。测试过程将测试样本的目标区域选出特征融合后计算特征向量与超平面的距离,最后根据距离的阈值范围判定该样本的AU强度。

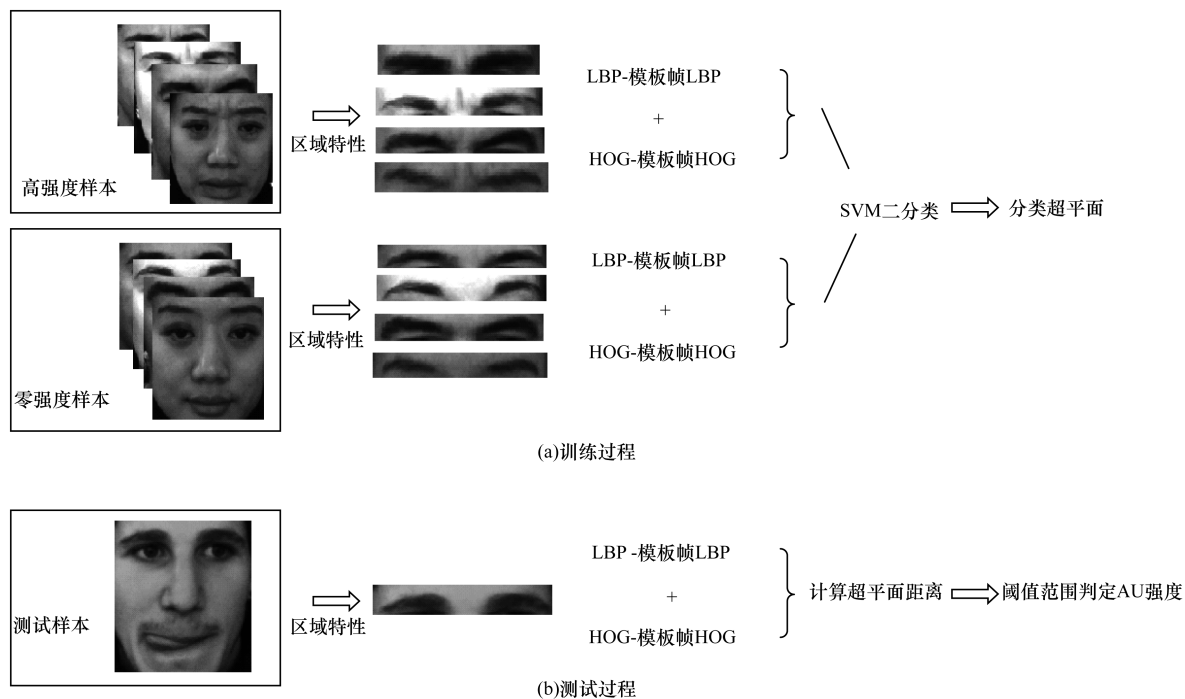


图3 本文算法实验流程

4 实验与结果分析

4.1 数据集

DISFA (Denver Intensity of Spontaneous Facial Actions) 数据集^[13]包含27位参与者的脸部视频,每一张视频帧标定了12种AU的强度,强度被分

为0到5共6种。本文实验采用其中较为常见的6种AU来测试数据。

FERA2015数据集^[17]是一个用于脸部表情识别和分析的比赛数据集,其标定AU强度的数据来自于BP4D (Binghamton Pittsburgh 4D) 数据集,包含41位参与者的脸部图片,每一张图片标

定了 5 种 AU 的强度,强度被分为 0 到 5 共 6 个强度。

4.2 性能评估

为了评估本文提出方法的性能,本文在 DISFA 数据集上采用单一测试交叉验证方式,这意味着会对 DISFA 数据集中的每一个体都会进行一次独立的实验,将测试个体以外的所有个体作为训练集,测试个体单独作为测试集;在 FERA2015 数据集中,直接使用官方给定的训练集和测试集,以便更好地进行结果对比。使用测试集中所有高强度样本帧以及与此些高强度样本帧数量相近的零强度样本帧来训练 SVM 模型,然后用测试集中的所有图像帧进行结果测试。这样做可以评估本文方法在新的人类个体上的表现。

对于实验的所有结果,本文使用组内相关系数^[18](Intraclass Correlation Coefficient, ICC)来评估 AU 检测的精确度。ICC 在有序的多分类问题中是一个有力可靠的评估标准,它会把 2 次评估(测试结果和实际结果)之间的误差标准考虑进去,比如,对于实际强度是 5 的样本,预测强度为 4 会比预测强度为 2 获得更高的 ICC。

4.3 实验结果

本文在 DISFA 数据集上与前人的优秀方法进行比较,比较的方法包括 CNN^[7]、VGG16^[19]、R-CNN^[6]、OR-CNN^[20]、OCNN^[4]、CCNN^[4]、OCNN-IT^[4]、CCNN-IT^[4]等深度学习模型,如表 2 所示(对比前人)。表 2 最优的结果使用方括号显示,次优结果使用粗体字显示。

表 2 DISFA 数据集上的 AU 强度检测结果

ICC(3,1)	AU1	AU2	AU4	AU6	AU12	AU25
本文方法	[0.45]	[0.43]	[0.54]	[0.57]	0.74	0.63
CCNN-IT	0.20	0.12	0.46	0.48	0.73	0.60
OCNN-IT	0.20	0.07	0.46	0.48	0.73	0.60
CCNN	0.14	0.12	0.37	0.46	0.64	0.58
OCNN	0.04	0.05	0.41	0.35	0.72	0.53
CNN	0.05	0.04	0.36	0.44	0.67	0.46
R-CNN	0.05	0.06	0.32	0.36	[0.77]	[0.65]
VGG16	0.19	0.14	0.19	0.39	0.68	0.59
OR-CNN	0.03	0.07	0.01	0.29	0.67	0.59

由表 2 的数据对比可以看出,在 DISFA 数据集上本文的方法在这些重要常用的 AU 的强度检测上有超出前人神经网络方法的效果。

本文在 FERA2015 数据集上与包括 CNN^[7]、VGG16^[19]、R-CNN^[6]、OR-CNN^[20]等优秀深度学习模型进行了结果对比,如表 3 所示(对比前人)。

表 3 FERA2015 数据集上的 AU 强度检测结果

ICC(3,1)	AU6	AU12	AU14	AU17
本文方法	[0.70]	[0.80]	0.31	[0.48]
CNN	0.67	0.77	[0.35]	0.33
R-CNN	0.62	0.74	0.31	0.32
VGG16	0.63	0.73	0.25	0.31
OR-CNN	0.60	0.59	0.25	0.31

由表 3 的数据对比可以看出,本文的 AU 强度检测方法在 FERA2015 数据集上也有出色的表现。

与多个神经网络结果的对比证明了本文特征提取思路的优越性,基于区域和特征融合的脸部特征提取方法在 AU 强度检测的应用上拥有更好的表达;同时本文分类与回归相结合的 AU 强度计算方法也在 2 个国际通用的数据集上表现出较好的鲁棒性。

为体现本文分类与回归融合的 AU 强度计算方法的优越性,将本文计算方法的性能评估结果与使用相同特征提取方法的 SVM 多分类结果和 SVR 回归结果进行比较,如表 4 所示(对比多分类、回归)。

表 4 DISFA 数据集上的 AU 强度检测结果

ICC(3,1)	AU1	AU2	AU4	AU6	AU12	AU25
本文方法	[0.45]	[0.43]	[0.54]	0.57	[0.74]	[0.63]
SVM 多分类	0.34	[0.43]	[0.54]	[0.61]	0.64	0.61
SVR 回归	0.32	0.31	0.50	0.46	0.60	0.53

由表 4 的数据对比可以看出,本文融合分类和回归思想的 AU 强度计算方法能获得优于直接多分类和直接回归的效果。实验数据证实了本文的融合分类与回归相结合的思想有效地发挥分类和回归方法各自的优势。

5 结束语

本文基于 AU 区域和特征融合方法提取到有效表达各个脸部 AU 的图像特征。采用基于 SVM 二分类的有序回归方法计算脸部 AU 强度,有效解决使用多分类方法时相邻 AU 区分度低的问题,以及使用回归方法时高强度样本不足和个体噪音大的问题,充分发挥分类方法和回归方法的优势。在 DISFA、FERA2015 数据集上的评测结果表明了本文 AU 强度计算方法的鲁棒性。本文未来的工作将针对 AU 区域特性和 AU 间的相关性,使用神经网络方法,更加精确地寻找 AU 的区域特性。

参考文献

- [1] EKMAN P, FRIESEN W V. Facial action coding system: a technique for the measurement of facial actions[J]. Rivista Di Psichiatria, 1978, 47(2): 126-38.

- [2] 张灵,丁伍洋.一种基于面部运动单元识别的驾驶员疲劳检测方法:CN 103479367 B[P].2016.
- [3] WALECKI R,RUDOVIC O,PAVLOVIC V,et al. Copula ordinal regression for joint estimation of facial action unit intensity[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2016:4902-4910.
- [4] WALECKI R,OGNJE N,RUDOVIC C,et al. Deep structured learning for facial action unit intensity estimation[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2017:5709-5718.
- [5] MING Z,BUGEAN A,ROUAS J L,et al. Facial action units intensity estimation by the fusion of features with multi-kernel support vector machine [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2015:1-6.
- [6] GUDI A,TASLI H E,UYL T M D,et al. Deep learning based FACS action unit occurrence and intensity estimation[C]//Proceedings of IEEE International Conferences on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2015:1-5.
- [7] ZHAO K,CHU W S,ZHANG H. Deep region and multi-label learning for facial action unit detection[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2016:3391-3399.
- [8] MOHAMMADI M R,FATEMIZADEH E,MAHOOR M H. Intensity estimation of spontaneous facial action units based on their sparsity properties [J]. IEEE Transactions on Cybernetics,2016,46(3):817.
- [9] JENI L A,GIRARD J M,COHN J F,et al. Continuous AU intensity estimation using localized, sparse facial feature space [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2013:1-7.
- [10] BENITEZQUIROZ C F,SRINIVASAN R,MARTINEZ A M. EmotionNet:an accurate,real-time algorithm for the automatic annotation of a million facial expressions in the wild[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2016:5562-5570.
- [11] 丁伍洋.基于光流与HMM的疲劳人脸中运动单元识别研究[D].广州:广东工业大学,2014.
- [12] 全少敏.基于受限玻尔兹曼机的面部运动识别方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [13] MAVADATI S M,MAHOOR M H,BARTLETT K,et al. DISFA:a spontaneous facial action intensity database[J]. IEEE Transactions on Affective Computing,2013,4(2):151-160.
- [14] ZHAO G,PIETIKAINEN M. Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2007,29(6):915-928.
- [15] DALAL N,TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Computer Society,2005:886-893.
- [16] CHANG C C,LIN C J. LIBSVM:a library for support vector machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2011,2(3):1-27.
- [17] VALSTAR M F,ALMAEV T,GIRARD J M,et al. FERA 2015-second facial expression recognition and analysis challenge [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2016:1-8.
- [18] SHROUT P E,FLEISS J L. Intraclass correlations:uses in assessing rater reliability[J]. Psychological Bulletin,1979,86(2):420-431.
- [19] SIMONYAN K,ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL].[2017-10-21]. <https://www.jianshu.com/>.
- [20] NIU Z,ZHOU M,WANG L,et al. Ordinal regression with multiple output CNN for age estimation [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C.,USA;IEEE Press,2016:4920-4928.

编辑 索书志

(上接第185页)

- [21] YANG J,QIAO Y,ZHANG X,et al. Characterizing user behavior in mobile Internet[J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computing,2015,3(1):95-106.
- [22] SAPATINAS T. The elements of statistical learning[J]. Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society),2004,167(1):192-192.
- [23] WEINBERGER K,DASGUPTA A,LANGFORD J,et al. Feature hashing for large scale multitask learning [C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning. New York,USA;ACM Press,2009:1113-1120.
- [24] CHAPELLE O,MANAVOGLU E,ROSALES R. Simple and scalable response prediction for display advertising[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology,2015,5(4):1-34.
- [25] MIKOLOV T,CHEN K,CORRADO G,et al. Efficient estimation of word representations in vector space [EB/OL].[2017-08-11]. <http://cn.arxiv.org/abs/1301.3781>.
- [26] PEDREGOSA F,VAROQUAUX G,GRAMFORT A,et al. Scikit-learn:machine learning in Python[J]. Journal of Machine Learning Research,2013,12(10):2825-2830.

编辑 陆燕菲