

块 LBP-TOP 稀疏表示表情与车辆检测技术研究

谭兆海¹, 李育林¹, 张璇², 孙宁³, 刘文文³, 杨苏³

(1.中国铁路兰州局集团有限公司,甘肃 兰州 730000;2.燕山大学 信息科学与工程学院,河北 秦皇岛 066004;
3.苏州华兴致远电子科技有限公司,江苏 苏州 215000)

摘要: 提出基于分块 LBP-TOP(Local Binary Patterns from Three Orthogonal Planes)特征和改进的加权稀疏表示分类解决微表情识别与专用线车辆状态检测问题。首先利用 LBP-TOP 特征描述符对从分块图像中选择出的有效块进行提取特征,将提取的特征作为字典,采取加权稀疏表示(Weighted Sparse Representation, WSRC)和对偶增广拉格朗日乘子法(Dual Augmented Lagrange Multiplier, DALM)相结合的算法(WSRC_DALM)进行稀疏表示分类;然后利用不同尺寸的块划分图像,选择有效块提取特征,特征融合后参与分类。在 CASME II 与 SAMM 表情数据库上采用“留一人交叉验证”(Leave One Subject Out, LOSO)的分类方法进行 5 分类,得到的识别率分别达到了 77.30% 与 58.82%,在车辆状态检测检测数据库上的实验达到了 84.60% 的检测率。实验结果表明了所提出算法的有效性。

关键词: 微表情;车辆状态检测;块 LBP-TOP;稀疏表示

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200545

中文引用格式: 谭兆海,李育林,张璇,等. 块 LBP-TOP 稀疏表示表情与车辆检测技术研究[J]. 电子技术应用,2020,46(12):53-56.

英文引用格式: Tan Zhaohai, Li Yulin, Zhang Xuan, et al. Sparse representation for micro-expression and vehicle status recognition based on blocked LBP-TOP[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(12): 53-56.

Sparse representation for micro-expression and vehicle status recognition based on blocked LBP-TOP

Tan Zhaohai¹, Li Yulin¹, Zhang Xuan², Sun Ning³, Liu Wenwen³, Yang Su³

(1.China Railway Lanzhou Bureau Groups Co., Ltd., Lanzhou 730000, China;

2.School of Information and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;

3.Suzhou NewVision Science and Technology Co., Ltd., Suzhou 215000, China)

Abstract: In this paper, a micro-expression and vehicle status recognition method based on blocked local binary pattern from three orthogonal planes(LBP-TOP) features and weighted sparse representation as the classifier is proposed. First of all, the effective block is selected from the blocked image. Then, the features, which are extracted from LBP-TOP feature descriptor, are used as a dictionary. Then the combined weighted sparse representation(WSRC) and the dual augmented lagrangian multiplier(DALM) algorithm performs sparse representation classification. Finally, the images are divided to different sizes blocks, then the effective block is chosen from these blocks, and the features are merged as the input to the classifier. The experiments are carried out on the CASME II, SAMM and vehicle databases using leave-one-subject-out cross validation (LOSO). When classifying the micro-expressions into five categories, the classification accuracy can reach separately 77.30% and 58.82%, and the experiment on the database of vehicle state detection reaches 84.60% detection rate. Experimental results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: micro-expression; vehicle status detection; block-based LBP-TOP; sparse representation

0 引言

视频识别是计算机视觉的一个新的研究重点,例如微表情识别^[1]与车辆状态检测应用领域非常广泛。车辆状态检测通过有效开展车辆运用维修工作,成为轨道交通安全运输的重要保障。微表情与传统表情的不同,微表情是当一个人试图掩饰自己的真实情感时自然流露的,无法伪装也很难抑制,所以微表情更加能够体现

出人的真实情感。近年来,视频目标识别的关键是寻找最优的表示特征提取方法,国内外研究者从多个方面对此展开研究。例如:(1)基于时空域纹理特征提取,文献[2]提出利用 LBP-TOP 特征,采用时间插值模型(TIM)并结合多核学习机(MKL)进行自发微表情识别的方法进行二分类;文献[3]提出利用 6 点交叉 LBP 方法(LBP-SIP)对微表情进行 5 分类识别,该 LBP-SIP 方法减少了 LBP-

TOP 方法中大量冗余的信息;文献[4]提出时空局部二值模式积分图(STLBP-IP)方法,利用积分投影首先将每帧图像分解成水平和垂直分量,接着采用时空局部二值模式对各分量提取全局和运动信息,相对于 LBP-TOP 而言,增加了有效信息量,也引入了一部分冗余信息;文献[5]利用欧拉影像放大(EVM)技术对视频中微小运动进行放大,随后利用 LBP-TOP 提取放大后的特征;文献[6]在 LBP-TOP 基础上提出时空域完全的局部量化模式(STCLQP),该方法在时空域提取了符号、大小及方向 3 个分量,随后对每个分量进行矢量量化编码,最后分别进行特征并融合,该方法与 STLBP-IP 方法相似,都是将图像分成几个分量,引入其他有效信息以便于后续分类;文献[7]提出了新的特征描述符,利用 DCP-TOP 和 HWP-TOP 对眼部区域用进行编码,该特征得到了很好的结果。(2)基于时空域运动信息描述方法,文献[8]提出主方向平均光流(MDMO)分析方法,该方法主要引入了光流来提取运动信息;文献[9]开创性地提出了利用视频中特定的两帧信息来识别微表情,分别为视频中的起始帧和最大帧,实验通过计算两帧之间的光流幅值、方向及光流应变量并对方向分量求取双加权特征向量。(3)基于高阶张量特征,文献[10]提出稀疏张量典型相关性分析,通过对原始微表情数据和其 LBP 特征进行相关分析,得到低维子空间表示,随后对低维子空间计算泛化低阶矩阵得到具有稀疏性的特征;文献[11]将微表情识别看作稀疏近似问题,提出利用二维 Gabor 滤波器和二维稀疏表示(SGR);文献[12]提出基于行动单元(AU)对视频表情进行分类,情绪类别在数据集构建过程中可能会出现偏差;文献[13]提出基于双模板稀疏分类算法,通过添加正、负双模板构造新的观测矩阵,不足在于特征维数高;文献[14]运用机器视觉检测,实现地铁车辆检修提质增效,进一步缓解地铁车辆检修需求与既有检修能力不匹配之间的矛盾。

针对以上情况,本文改进基于时空域纹理提取特征的方法,从两个方面提出视频目标识别新思路,首先结合 LBP-TOP 和尺度特征对视频归一化后进行特征提取,其次利用提取后的特征构建学习字典,然后在此基础上利用加权稀疏表示分类^[15]和对偶增广拉格朗日乘子法相结合的 WSRC_DALM 算法进行分类,通过有效的特征提取和鲁棒分类技术来保证识别性能改善。

1 块 LBP-TOP 稀疏表示表情与车辆检测模型

1.1 LBP-TOP 特征描述

LBP-TOP 算子是由芬兰奥卢大学 Guo 等人提出的,最初用于处理动态纹理的识别。实验中发现,利用 LBP 算子对图像提取特征得到的模式中,将模式所对应的二进制序列,从 0 到 1 或者从 1 到 0 的跳变次数最多只有 2 次的称为均匀模式(uniform patterns)。在半径为 R 的圆形领域上有 P 个采样点的 LBP 均匀模式记作 $LBP_{P,R}^{\mu_2}$,

下标(P,R)表示所使用的圆形邻域。采用均匀模式可以把模式种类由 2^P 减少到 $P(P-1)+2$ 种,大大降低了特征维数,有利于图像的特征提取与分类识别。

LBP-TOP 特征是由 LBP 从二维空间拓展到三维空间的,反映了像素空间的分布属性。时空域提取图像序列的特征时设有 X 、 Y 、 T 3 个轴,则 XY 平面是图像的纹理特征, XT 和 YT 平面是图像序列随时间的推移在空间位置上的变化。LBP-TOP 算子利用 LBP 编码规则在 XY 、 XT 和 YT 3 个正交平面上分别计算 LBP 编码值,然后将 3 个平面的 LBP 直方图按照 XY 、 XT 和 YT 的顺序融合特征,构成 LBP-TOP 特征。LBP-TOP 提取微表情图像序列的时空域特征图 1 所示。

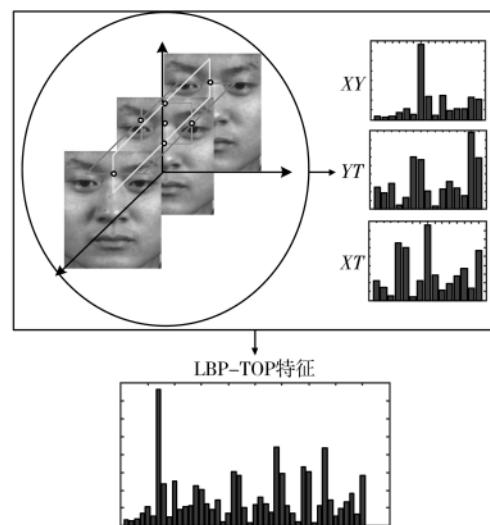


图 1 LBP-TOP 提取微表情图像序列的时空域特征

1.2 多尺度块融合的 LBP-TOP 视频特征描述

将输入的图像序列均划分为 $n \times n$ 的子块,然后分别计算每个子块的局部 LBP-TOP 直方图(即得到各个子块的特征);将每个子块的特征送入有效块选择器选择有效块,挑选出在分类精度平均值以上的块作为有效块参与后续运算;将挑选出的有效子块的特征进行融合,得到最终的特征。在第 1~4 尺度上分别操作,如图 2 所示。

1.3 基于 WSRC_DALM 的模式分类

已有研究表明在某些情况下,局部性比稀疏性更重要。WSRC 算法主要的思想是引入样本权重加权融合到训练特征字典中,本文中的训练特征字典是由所有训练样本利用 LBP-TOP 特征描述符提取后的特征构成的,将局部性施加到 l_1 正则化上,WSRC 用式(1)的方法解决加权 l_1 最小化问题:

$$\hat{x}_1 = \operatorname{argmin}_{x} \|Wx\|_1 \quad \text{subject to } \|y - Ax\| \leq \varepsilon \quad (1)$$

为改进 WSRC 算法中训练样本权重计算量大的问题,利用高斯核函数获取每个训练样本特征相对于测试样本特征的权重。WSRC 算法步骤如下:

(1) 输入:训练特征字典 $A = [A_1, A_2, \dots, A_p] \in \mathbb{R}^{m \times N}$, 其

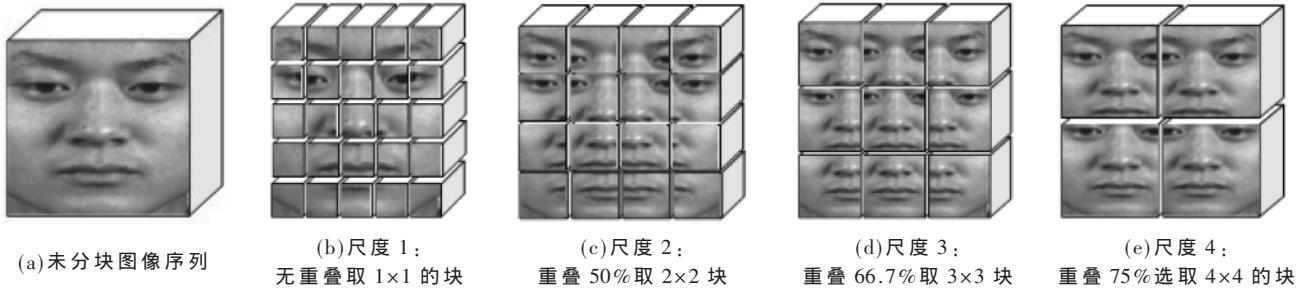


图 2 多尺度块融合的 LBP-TOP 示意图

中, $A_j \in R^{p \times n_j}$, $j=1, 2, \dots, p, m$ 表示训练样本提取特征的维数, N 表示数据库的总微表情样本数, p 表示视频目标分类类别数, n_j 表示第 j 类视频目标共有的样本数量。测试样本 $y \in R^m$; 其中训练特征字典 A 是由 k 个参与者的 n_i 个不同的视频目标样本特征组成:

$$\sum_{i=1}^k n_i = N \quad (2)$$

其中, k 表示参与建立数据库的人数, n_i 是每个参与者经过刺激得到的视频目标样本数。

(2) 预处理: 对训练特征字典 A 和测试样本 y 进行列的归一化处理。

(3) 计算权重: 利用高斯核函数计算每个训练样本和测试样本特征之间的相似性, 即训练样本特征的权重 $w_{i,j}$, 其中, $v_{i,j}$ 表示第 i 类样本的第 j 帧视频帧; σ 是高斯核函数的宽度参数, 该参数需要实验仿真时进行设置。

$$W_{i,j} = d_g(v_{i,j}, v) = e^{-\frac{\|v_{i,j} - v\|^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

(4) 构造新的训练字典 A' : 引入训练样本特征的权重 $w_{i,j}$:

$$A' = [A_1, A_2, \dots, A_k] \\ = [w_{1,1}v_{1,1}, w_{1,n_1}v_{1,n_1}, \dots, w_{k,n_k}v_{k,n_k}] \quad (4)$$

其中, v_{k,n_k} 表示加权后第 k 个参与者的第 n_k 个微表情。

(5) 求解 l_1 范数最小化问题: W 是局部适配器, 用来惩罚测试样本 y 与每个训练样本特征之间的距离, ε 是给定的限制, 本文采用对偶增广拉格朗日乘子法(DALM)求解 l_1 范数最小化。

(6) 计算残差: 该残差是测试样本关于每一类微表情特征字典的残差:

$$r_i(y) = \|y - A'\delta_i(x)\|_2, \quad i=1, 2, \dots, k \quad (5)$$

(7) 输出: 决策规则与 SRC 相同, 测试样本被分类为残差最小的类别:

$$\text{identity}(y) = \text{argmin}_i r_i(y) \quad (6)$$

WSRC 结合线性和局部信息来提高识别能力, 从线性角度看, WSRC 是 SRC 的扩展, 从局部性的角度来看, WSRC 可以看作是 KNN 的扩展, 从而 WSRC 具有邻域自适应性, 可在两者之间取得平衡。

2 实验结果及分析

2.1 微表情与车辆状态检测数据库

本文中实验主要用于 CASME II 和 SAMM 两个微表情数据库和一个自建车辆状态检测数据库。CASME II 和 SAMM 数据库的微表情标签使用客观类别(Objective Class)来进行微表情识别, 客观类别是利用经过 FACS 编码的 AU 单元来构造的, 包括 I (happiness)、II (surprise)、III (anger)、IV (disgust)、V (sadness) 5 种。车辆状态检测检测包括正常和异常两类。

2.2 实验结果及分析

当参数设置为 $LBP-TOP_{4,4,4,1,1,4}^{\mu 2}$ 时, 在不同尺度下选取有效特征以及将不同尺度的有效特征进行特征融合。CASME II 和 SAMM 微表情数据库上的混淆矩阵如图 3 所示。由混淆矩阵可看出, CASME II 数据库上第 1 类的分类效果最好, 第 2 类的分类效果最差; 在 SAMM 数据库上第 3 类的分类效果最好, 而第 5 类的分类效果最差。

2.3 与现有主流算法对比

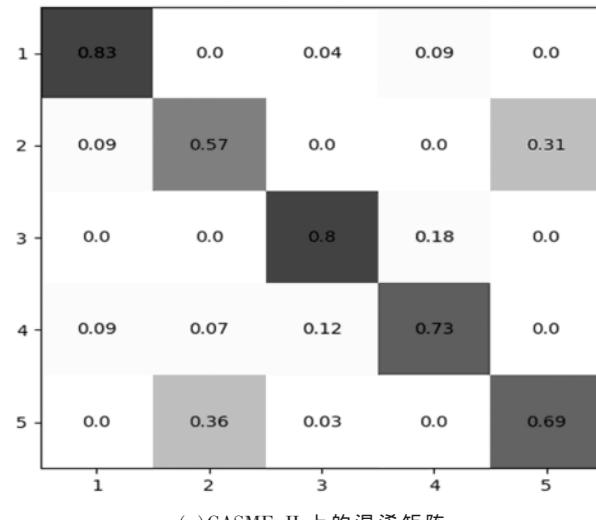
为了与现有主流算法对比, 实验设置均将微表情和车辆状态视频帧划分为 5×5 块, 均利用 LOSO 分类方法。表 1 为在 CASME II、SAMM 和车辆状态检测 3 个数据集上各算法的精度比较。本文主要与基于传统方法的特征提取算法进行对比, 由表 1 可看出, 所采用方法在识别精度(Accuracy)和 F1-score 基本都具有较好的效果。

3 结论

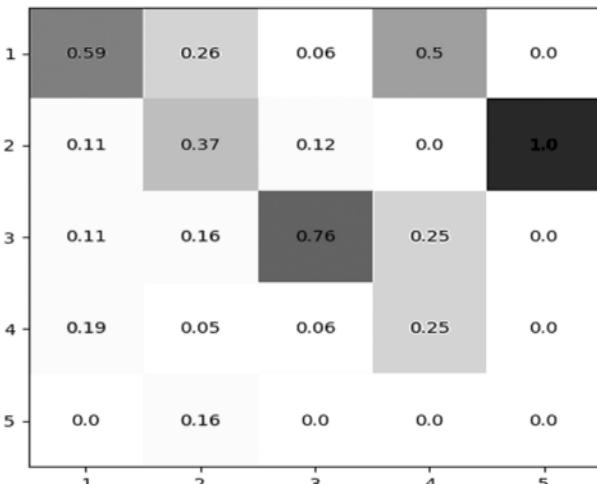
本文利用不同块尺寸来划分图像序列并选择有效块, 将这些块利用 LBP-TOP 特征描述符提取特征, 然后利用 WSRC_DALM 稀疏分类器采用 LOSO 的分类算法进行分类。利用该方法能够有效提高识别精度和 F1-score, 有效解决视频目标检测识别问题。在后续研究中, 可以结合多个特征描述符对视频目标进行特征提取, 例如联合纹理和色彩信息, 联合稀疏和密集描述符进行特征提取, 也可以运用深度学习的方法进行视频目标特征提取。

参考文献

- [1] 宋婉娟, 董文永. 基于肤色与人脸运动相结合的自动表情识别算法研究[J]. 电子技术应用, 2018, 44(5): 140–143.
- [2] PFISTER T, LI X, ZHAO G, et al. Recognising spontaneous



(a) CASME II 上的混淆矩阵



(b) SAMM 上的混淆矩阵

图 3 CASME II 和 SAMM 上的混淆矩阵

表 1 在 CASME II、SAMM 和车辆状态 3 个数据集上各算法的精度比较

算法	CASME II		SAMM		车辆状态检测	
	Accuracy/%	F1-score	Accuracy/%	F1-score	Accuracy/%	F1-score
LBP-TOP+SVM	67.80	0.51	45.70	0.35	70.60	0.53
HOOF+SVM	69.64	0.56	42.17	0.33	72.40	0.59
HOG3D+SVM	69.53	0.51	34.16	0.22	75.80	0.60
本文	77.30	0.65	58.82	0.38	84.60	0.68

- facial micro-expressions[C].2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona , Spain , 2011 : 1449–1456.
- [3] WANG Y, SEE J, PHAN R C W, et al. LBP with six intersection points: reducing redundant information in LBP-TOP for micro-expression recognition[C]. Asian Conference on Computer Vision. Singapore , 2014 : 525–537.
- [4] HUANG X, WANG S J, ZHAO G, et al. Facial micro-expression recognition using spatiotemporal local binary pattern with integral projection[C]. 2015 IEEE International Conference on Computer Vision. Santiago , Chile , 2015 : 1–9.
- [5] PARK S Y, LEE S H, RO Y M. Subtle facial expression recognition using adaptive magnification of discriminative facial motion[C]. Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Multimedia. Brisbane , Australia , 2015 : 911–914.
- [6] HUANG X, ZHAO G, HONG X, et al. Spontaneous facial micro-expression analysis using spatiotemporal completed local quantized patterns[J]. Neurocomputing , 2016 , 175(4) : 564–578.
- [7] DUAN X, DAI Q, WANG X, et al. Recognizing spontaneous micro-expression from eye region[J]. Neurocomputing , 2016 , 217(12) : 27–36.
- [8] NGO L, JOHNSTON A C, PHAN A, et al. Micro-expression motion magnification: global lagrangian vs. local eulerian approaches[C]. 2018 IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Xi'an , China , 2018 :

650–656.

- [9] LIONG S T, SEE J, PHAN R C W, et al. Spontaneous subtle expression detection and recognition based on facial strain[J]. Signal Processing: Image Communication , 2016 , 47 (9) : 170–182.
- [10] WANG S J, YAN W J, SUN T, et al. Sparse tensor canonical correlation analysis for micro-expression recognition[J]. Neurocomputing , 2016 , 214(11) : 218–232.
- [11] ZHENG H. Micro-expression recognition based on 2D Gabor filter and sparse representation[J]. Journal of Physics : Conference Series , 2017 , 787(1) : 1742–6596.
- [12] DAVISON A, MERGHANI W, YAP M. Objective classes for micro-facial expression recognition[J]. Journal of Imaging , 2018 , 4(10) : 119.
- [13] 蒋行国, 冯彬, 韦保林. 面向人脸表情识别的双模板稀疏分类方法[J]. 电子技术应用 , 2014 , 40(6) : 119–122.
- [14] 黄炜. 地铁车辆车底机器人检测系统研究[J]. 铁道技术监督 , 2019 , 47(11) : 37–41.
- [15] LU C Y, MIN H, GUI J, et al. Face recognition via weighted sparse representation[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation , 2013 , 24(2) : 111–116.

(收稿日期: 2020-06-23)

作者简介:

谭兆海(1978-)，男，硕士，高级工程师，主要研究方向：车辆设备技术管理。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所