

基于 Fisher 特征选择的微表情识别

张延良¹ 卢冰¹ 蒋涵笑¹ 洪晓鹏² 赵国英³ 张伟涛⁴

¹(河南理工大学物理与电子信息学院 河南 焦作 454150)

²(西安交通大学电子与信息工程学院 陕西 西安 710049)

³(奥卢大学机器视觉和信号分析研究中心 芬兰 奥卢 FI-90014)

⁴(西安电子科技大学电子工程学院 陕西 西安 710071)

摘要 微表情时空特征描述子提取到的特征向量维数高,导致分类算法运算复杂度高,运行时间长,识别准确率较低。为此提出基于 Fisher 特征选择的方法,挑选鉴别力强的特征分量,对特征向量进行降维。采用“留一交叉验证”法,在 CASMEII 和 SMIC 两个数据集下分类实验表明,经 Fisher 特征选择后微表情的识别率可以达到 75.71% 和 75%,分别较原特征向量识别率提高了 61.22% 和 46.43%,而维数仅为原特征向量维数的 4.18% 和 4.71%,分类所需时间是原方法的 4.27% 和 1.61%。

关键词 微表情识别 特征描述子 Fisher 特征选择 识别准确率

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.09.012

MICRO-EXPRESSION RECOGNITION BASED ON FISHER FEATURE SELECTION

Zhang Yanliang¹ Lu Bing¹ Jiang Hanxiao¹ Hong Xiaopeng² Zhao Guoying³ Zhang Weitao⁴

¹(School of Physics and Electronic Information, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454150, Henan, China)

²(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, Shaanxi, China)

³(Center for Machine Vision and Signal Analysis, University of Oulu, Oulu FI-90014, Finland)

⁴(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, Shaanxi, China)

Abstract The high dimension of feature vectors extracted from spatio-temporal descriptors of micro-expression results in high computational complexity, long running time and low recognition accuracy of classification algorithms. This paper proposes a method based on Fisher feature selection to select feature components with strong discrimination and reduce the dimension of feature vectors. By using the method of "leave-one-out-cross-validation", the classification experiments on CASMEII and SMIC datasets show that the recognition rate of micro-expression after Fisher feature selection can reach 75.71% and 75%, which are 61.22% and 46.43% higher than that of the original feature vectors respectively. The dimension is only 4.18% and 4.71% of the original feature vectors dimension, and the time required for classification is only 4.27% and 1.61% of the original method.

Keywords Micro-expression recognition Feature descriptors Fisher feature selection Recognition accuracy

0 引言

在日常的人际交流和沟通过程中,面部表情是传

递情感的重要途径。除了日常所见的普通面部表情,还有种试图隐藏内心真实情感却又不自主流露出的不易被察觉的微表情。微表情是无法伪装和无法控制的自发式表情^[1-3]。心理学家们普遍认为微表情是测

谎的重要线索,可以在国家安全^[4]、案件侦破^[5]、婚姻关系预测^[6]、交流谈判^[7]等邻域发挥很大的作用。

微表情最显著的特点就是持续时间短、强度弱,往往难以有效识别。普通人捕捉和识别微表情准确率较低,美国学者 Ekman 开发了辅助微表情识别训练工具 METT^[8]来训练对微表情的检测和识别。但是,经过该工具训练的专业人士,识别准确率也仅为 47%^[9]。因此,运用计算机视觉技术实现微表情的识别成为情感计算领域的一个重要研究课题。

视频序列中微表情特征提取算法的研究很多。在微表情识别的最初工作中,运用局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)^[10]的一种拓展描述算子三正交平面局部二值模式(Local Binary Pattern on Three Orthogonal Plane, LBP-TOP)^[11]来编码局部像素的时空共生模式。对 LBP 模式加以改进,又出现了时空完备局部量化描述子^[12]、六交点局部二值描述子^[13]、时空局部二值模式积分图描述子^[14]、时空中心化二值描述子^[15]等微表情特征提取方法。后续又出现了不采用 LBP 的时空特征描述子,如三正交平面方向梯度直方图描述子(Histograms of Oriented Gradients on Three Orthogonal Plane, HOG-TOP)、三正交平面图像梯度直方图描述子(Histograms of Image Gradient Orientation on Three Orthogonal Plane, HIGO-TOP)等用于微表情的识别。此外,文献[16-17]对跨库微表情识别的问题进行了研究;文献[18]将长短时记忆循环神经网络和卷积神经网络等深度学习方法结合应用于微表情识别。

研究发现,时空特征描述子提取到的特征向量维数过高,使微表情分类的计算复杂度大,处理时间长。更重要的是,微表情的发生只与脸部的部分区域紧密相关,这种高维的特征向量里包含与微表情发生无关的分量,这是现有方法识别率不高的重要原因。本文用 Fisher 特征选择算法来对原始特征向量进行降维、筛选处理。先将同类特征向量筛选出来,计算类内类间散度矩阵,再利用类内类间散度矩阵计算特征向量的权重,最后将权重按照由大到小的顺序排列,选择较大权重对应的特征分量。在 CASMEII 和 SMIC 两个数据集上 LBP-TOP、HOG-TOP 及 HIGO-TOP 特征的实验结果表明了其有效性。

1 时空模式的特征提取方法

特征提取是计算机视觉技术自动识别微表情的重要步骤,其中 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 特征描述子已广泛应用于微表情识别。

1.1 均匀 LBP-TOP 描述子

为对动态纹理进行分析,Zhao 等^[11]提出 LBP-TOP 描述子,它是原始 LBP 静态纹理描述子在时空域的延伸。该描述子广泛应用于面部表情的识别,近几年,在微表情识别方面也取得了较好的效果。

一个视频序列可以看成二维的静态图像(XY 平面)沿着时间轴 T 堆叠而成的一个立方体。该立方体的 XT 和 YT 平面的纹理提供了图像随时间动态变化的信息。图 1 为提取视频序列 LBP-TOP 特征的大致过程。分别抽取视频帧序列的三个正交平面 XY、XT 及 YT 的 LBP 纹理特征,将得到的特征串联起来就构成了 LBP-TOP 特征向量。该描述子既考虑了微表情图像的局部纹理信息,又对微表情随时间变化的情况进行了描述。

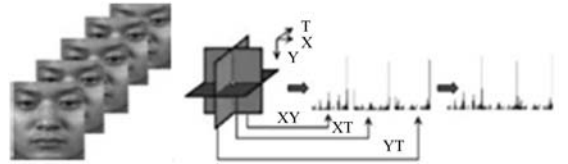


图 1 提取 LBP-TOP 特征的示意图^[11]

为了更好地表征微表情的动态局部纹理信息,需要将视频帧沿 X 轴、Y 轴及 T 轴方向分割为若干个立方块。然后提取每个分块的 LBP-TOP 特征。按这种方法,在每个分块提取到的特征向量维数为 3×2^p ,其中 p 为邻域点个数。考虑到 LBP 各模式的出现频率,在研究中广泛采用的是均匀 LBP-TOP 描述子^[19],每个分块特征向量的维数为 $3[p(p-1)+3]$ 。

1.2 HOG-TOP 和 HIGO-TOP 描述子

HOG 利用局部图像梯度方向直方图提取人体的外形和运动特征^[20]。研究表明,HOG 算子也适用于人脸微表情识别。

给定一幅静态图像 I ,可以由卷积算子得到水平和垂直方向的导数 I_x 和 I_y 。具体来说 $I_x = I * K^T$, $I_y = I * K$ 。其中 $K = [-1 \ 0 \ 1]^T$, * 表示卷积运算。对于图像中的每一个像素点,其局部梯度方向 θ 和梯度幅值 m 为:

$$\theta = \arg(\nabla I) = \arctan \frac{I_y}{I_x} \quad (1)$$

$$m = |\nabla I| = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (2)$$

梯度方向 $\theta \in [-\pi, \pi]$ 。对 θ 进行量化,假设量化等级数为 B ,量化等级为 $\beta = \{1, 2, \dots, B\}$ 。量化函数为 $Q: [-\pi, \pi] \rightarrow \beta$ 。这样,各分块区域 ψ 的梯度方向直方图可通过一个函数 $g: \beta \rightarrow \mathbf{R}$ 计算得到,该函数定义为:

$$g(b) = \sum_{x \in \psi} \delta(Q(\theta(x)), b) \cdot m(x) \quad (3)$$

式中: $b \in \beta$ 。 $\delta(i, j)$ 定义为:

$$\delta(i, j) = \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (4)$$

可根据同一个分块内的每一像素梯度计算结果,通过加权投票的方法得到该块的量化梯度方向。

HIGO 算子是 HOG 的一种变形。HIGO 采用更为简单的投票机制来计算各个分块的直方图,具体函数如下:

$$h(b) = \sum_{x \in \psi} \delta(Q(\theta(x)), b) \quad (5)$$

不同于 HOG, HIGO 算子忽略了梯度幅值对直方图的影响,因此对光照和对比度变化不敏感。

为了描述视频序列的动态纹理特征,需要将 HOG 和 HIGO 描述子推广到时空模式。分别计算三个正交平面 XY、XT、YT 的 HOG 和 HIGO 特征向量,再将三个平面的特征向量串联起来就构成 HOG-TOP、HIGO-TOP 特征描述子。

2 Fisher 特征选择

运用上述三种特征描述子来进行面部图像分块特征的提取,当面部空间分块个数为 k 时,每一分块的胞元数为 q ,提取的 LBP-TOP、HOG-TOP 和 HIGO-TOP 特征向量维数分别是 $3k[p(p-1)+3]$ 、 $3kq$ 和 $3kq$ 。这种高维的特征向量在分类微表情时,计算复杂,处理时间较长,而且特征向量中还包含与微表情发生无关的分量,进而影响分类的准确率,因此考虑用 Fisher 算法对特征向量进行降维处理和有效的筛选。

Fisher 准则是一种有效的有监督特征选择方法^[21-23]。其目的是从高维特征空间中筛选出鉴别能力强的低维特征,基本思想是在低维特征空间里,同类别的样本尽可能密集,不同类别的样本距离尽可能远。

假设有分属于 c 个类别的 N 个样本:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_c]$$

其中第 i 类的样本集合记为:

$$\mathbf{X}_i = [\mathbf{x}_1^i, \mathbf{x}_2^i, \dots, \mathbf{x}_{N_i}^i]$$

式中: $N_i (i=1, 2, \dots, c)$ 为第 i 类的样本数, \mathbf{x}_j^i 为第 i 个类别的第 j 个样本。分别计算第 i 类样本的均值向量和样本集的均值向量:

$$\mathbf{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{x}_j^i \quad \mathbf{m} = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \mathbf{m}_i \quad (6)$$

因此,类内散度矩阵为:

$$\mathbf{S}_w = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{x}_j^i - \mathbf{m}_i)(\mathbf{x}_j^i - \mathbf{m}_i)^T \quad (7)$$

类间散度矩阵为:

$$\mathbf{S}_b = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c (\mathbf{m}_i - \mathbf{m})(\mathbf{m}_i - \mathbf{m})^T \quad (8)$$

则 Fisher 判据定义为:

$$\mathbf{J}_{\text{Fisher}} = \text{diag}(\mathbf{S}_b ./ \mathbf{S}_w) \quad (9)$$

式中:“./”是矩阵的对应元素相除;函数 $\text{diag}()$ 是取矩阵对角线上的元素组成一向量。 $\mathbf{J}_{\text{Fisher}}$ 中的元素为对应特征分量的权重,数值越大说明对应特征分量的类别区分度越高。选择最大的 q 个权重对应的特征分量组成特征子集,这就是 Fisher 特征选择的过程。

3 实验

实验测试了特征描述子 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP、不同参数分块、Fisher 特征选择算法以及 SVM 不同核函数对微表情识别准确率的影响。实验环境为 Windows 7 操作系统、4 GB 内存,编程环境为 MATLAB 2016a。

3.1 数据集

为了更好地验证 Fisher 特征选择方法的性能,在两个微表情数据集上进行了实验,分别是中国科学院心理研究所建立的 CASMEII 和芬兰奥卢大学建立的 SMIC。在 CASMEII^[24] 中,分别让 26 个参与者观看不同类型的短片进行情感诱发,并采用一定的机制使其尽可能压抑自己的情感表露,通过 200 fps 的高速相机拍摄的 247 个微表情视频序列,标定了 5 种微表情类别, CASMEII 数据集类别及样本分布如表 1 所示。SMIC^[25-26] 是通过 16 个参与者采用类似的情感诱导机制,拍摄到了 164 个微表情视频序列,标定了 3 种微表情类别,其中正面情绪 70 个,负面情绪 43 个,惊讶 51 个。

表 1 CASMEII 微表情数据集类别及样本分布

微表情	样本数
高兴	32
厌恶	64
惊讶	25
压抑	27
其他	99

微表情的发生时间非常短暂(大约 1/25 ~ 1/3 s),若用一个标准速度的相机来拍摄微表情,有些微表情只能维持 4 ~ 5 帧,采集到的微表情序列太短将会限制特征的提取。为了解决这一难题, Li 等^[27] 用时间插值模型(Temporal Interpolation Model, TIM)预处理微表情

视频序列为相同长度,结果表明采用 TIM10 模型来预处理微表情视频序列,用时少、效果好。因此本文采用 TIM10 来预处理相关数据集。

3.2 实验步骤

(1) 对微表情数据集 CASMEII 和 SMIC 中的每个样本视频序列用 TIM10 模型进行预处理。然后,分别提取 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 特征向量。在 XY、XT 和 YT 三个正交平面上对输入的面部图像序列根据参数 (a, b, c) 分块,将这些分块按照半径 $R = 1$,邻域点 $p = 8$,分别提取均匀 $LBP_{(8,1)}^{u2}$ [12]、HOG、HIGO 特征向量并各自串联起来构成 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 原始特征向量。

(2) 对原始特征向量分别采用 Fisher 算法选取有效成分,实现降维,得到 Fisher 特征选择向量。

(3) 在 CASMEII 和 SMIC 数据集中,分别用原始特征向量与 Fisher 特征选择向量对支持向量机分类器进行训练。支持向量机的内核函数分别选择卡方核 (Chi-Square Kernel, CSK)、直方图交叉核 (Histogram Intersection Kernel, HIK)。

(4) 采用“留一交叉验证”的方式,分别计算两类特征向量的识别率。即每次选择一位受试者的所有视

频序列作为测试样本,其余 m 个受试者的所有视频序列作为训练样本,共重复 $m + 1$ 次实验,计算这 $m + 1$ 次的平均分类识别率。

实验流程如图 2 所示,其中 Fisher 特征选择模块用虚线框。当不进行特征选择,直接用原始特征向量进行微表情识别实验时,不采用该模块。采用该模块时,是对原始特征向量进行特征选择后再进行微表情识别,以此对比 Fisher 特征选择对微表情识别性能的影响。

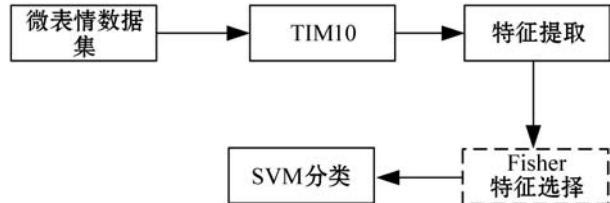


图 2 实验流程示意图

3.3 结果分析

表 2 和表 3 为原特征向量和 Fisher 选择出的特征向量维数、分类所需时间以及该维数下微表情识别的准确率。其中: n 代表原特征向量的维数; f 代表 Fisher 选择后的特征向量维数; T 、 Acc 分别代表在该特征向量下分类所需时间 (单位: s) 和分类识别率。

表 2 原特征向量和 Fisher 特征向量的维数、运算时间以及直方图交叉核、卡方核分类准确率对比 (CASMEII)

CASMEII 数据集			直方图交叉核 (CSK)					卡方核 (HIK)				
(a, b, c)	特征描述子	n	原始特征		Fisher 特征			原始特征		Fisher 特征		
			T/s	$Acc/\%$	f	T/s	$Acc/\%$	T/s	$Acc/\%$	f	T/s	$Acc/\%$
(4,4,1)	LBP-TOP	2 832	41.33	36.44	110	1.04	59.11	119.40	40.49	80	1.82	55.87
	HOG-TOP	384	2.19	34.82	30	0.78	46.56	6.39	41.30	30	1.04	59.11
	HIGO-TOP	384	2.49	31.17	56	1.04	51.01	6.50	39.27	20	0.78	49.39
(4,4,2)	LBP-TOP	5 664	81.88	42.92	210	1.82	65.99	235.81	44.53	210	3.38	64.63
	HOG-TOP	768	11.12	43.73	80	1.04	62.73	31.62	46.96	80	1.82	58.70
	HIGO-TOP	768	13.80	41.30	70	1.04	60.32	33.44	49.39	50	1.30	57.09
(4,4,3)	LBP-TOP	8 496	123.4	45.34	400	2.86	67.21	344.31	44.13	400	7.28	66.40
	HOG-TOP	1 152	16.30	44.53	80	1.04	63.97	47.27	44.94	100	1.82	61.13
	HIGO-TOP	1 152	17.90	43.32	200	1.56	62.35	51.11	47.77	200	2.86	61.94
(5,5,1)	LBP-TOP	4 425	65.25	38.87	320	2.6	63.97	185.35	44.13	500	11.44	66.40
	HOG-TOP	600	7.86	36.44	120	1.30	51.42	23.40	41.70	80	1.82	48.99
	HIGO-TOP	600	7.92	36.44	80	1.04	47.37	23.35	44.94	80	1.82	47.77
(5,5,2)	LBP-TOP	8 850	129.0	44.53	700	10.14	63.97	358.80	51.01	500	10.40	67.61
	HOG-TOP	1 200	16.93	44.53	200	1.56	61.94	49.13	53.44	200	2.86	61.94
	HIGO-TOP	1 200	17.07	46.96	300	2.08	58.70	48.72	56.68	600	22.88	60.73
(5,5,3)	LBP-TOP	13 275	193.2	43.32	600	7.80	67.21	536.43	46.15	400	5.98	68.83
	HOG-TOP	1 800	25.76	45.34	300	1.82	63.56	73.15	51.82	300	4.16	62.75
	HIGO-TOP	1 800	25.90	48.99	190	1.56	63.97	83.36	54.66	200	2.86	60.73
(6,6,1)	LBP-TOP	6 372	91.98	39.68	300	1.82	68.83	258.76	43.72	300	4.16	61.13
	HOG-TOP	864	12.06	39.27	90	1.30	60.70	35.40	38.06	90	2.08	55.47
	HIGO-TOP	864	12.05	34.00	200	1.56	57.49	34.91	38.06	40	1.04	54.66

续表 2

CASMEII 数据集			直方图交叉核(CSK)					卡方核(HIK)				
(a, b, c)	特征描述子	n	原始特征		Fisher 特征			原始特征		Fisher 特征		
			T/s	Acc/%	f	T/s	Acc/%	T/s	Acc/%	f	T/s	Acc/%
(6,6,2)	LBP-TOP	12 744	185.5	47.37	800	12.48	68.42	514.80	47.37	700	29.12	70.04
	HOG-TOP	1 728	24.72	48.99	300	2.08	63.56	70.44	49.80	300	4.16	63.16
	HIGO-TOP	1 728	24.82	47.77	200	1.56	61.94	74.41	50.20	200	2.86	69.23
(6,6,3)	LBP-TOP	19 116	278.5	44.13	800	11.96	71.26	760.49	46.96	800	32.50	75.71
	HOG-TOP	2 592	37.42	49.39	500	3.38	65.78	105.93	46.96	200	2.86	65.99
	HIGO-TOP	2 592	38.05	48.18	300	1.82	65.59	106.26	48.99	300	3.90	67.21

表 3 原特征向量和 Fisher 特征向量的维数、时间以及直方图交叉核、卡方核分类准确率对比 (SMIC)

SMIC 数据集			直方图交叉核(CSK)					卡方核(HIK)				
(a, b, c)	特征描述子	n	原始特征		Fisher 特征			原始特征		Fisher 特征		
			T/s	Acc/%	f	T/s	Acc/%	T/s	Acc/%	f	T/s	Acc/%
(4,4,1)	LBP-TOP	2 832	13.08	39.02	80	0.64	59.15	32.21	43.29	200	1.76	59.76
	HOG-TOP	384	0.81	35.98	50	0.48	53.05	1.92	45.73	20	0.48	55.49
	HIGO-TOP	384	0.93	45.73	20	0.48	57.93	1.74	43.29	20	0.64	68.90
(4,4,2)	LBP-TOP	5 664	26.04	45.73	500	1.60	67.68	65.00	50.00	400	3.68	64.63
	HOG-TOP	768	1.59	43.90	100	0.64	61.59	4.44	45.17	200	1.28	58.54
	HIGO-TOP	768	1.64	47.56	100	0.80	64.02	5.25	43.99	40	0.80	60.37
(4,4,3)	LBP-TOP	8 496	40.04	48.17	500	2.56	69.51	98.50	45.17	600	5.28	68.90
	HOG-TOP	1 152	4.65	42.07	100	0.80	57.32	13.01	43.99	200	2.08	59.76
	HIGO-TOP	1 152	4.76	48.78	120	1.12	65.24	12.66	45.17	40	0.80	65.85
(5,5,1)	LBP-TOP	4 425	20.97	40.24	400	1.60	54.27	52.01	40.24	200	1.76	54.27
	HOG-TOP	600	1.14	34.15	60	0.48	57.93	2.95	39.63	200	1.76	45.12
	HIGO-TOP	600	1.26	34.76	20	0.32	58.54	3.09	39.02	50	0.64	58.54
(5,5,2)	LBP-TOP	8 850	41.32	43.90	500	1.60	63.42	103.66	46.95	600	5.60	59.76
	HOG-TOP	1 200	4.92	42.07	60	0.48	60.98	14.10	43.29	30	0.80	57.32
	HIGO-TOP	1 200	5.01	45.12	100	0.80	54.27	21.19	47.56	29	0.64	55.49
(5,5,3)	LBP-TOP	13 275	62.28	44.51	400	1.44	72.56	153.84	47.56	300	2.40	70.12
	HOG-TOP	1 800	7.55	36.59	70	0.48	57.93	21.19	43.29	82	1.12	60.37
	HIGO-TOP	1 800	7.72	40.85	100	0.64	63.42	20.61	46.34	60	0.80	58.54
(6,6,1)	LBP-TOP	6 372	43.04	45.12	200	0.96	67.07	51.60	43.29	300	2.72	62.81
	HOG-TOP	864	2.98	40.85	20	0.32	56.10	9.09	42.07	40	0.80	59.15
	HIGO-TOP	864	2.94	39.02	60	0.32	59.76	8.85	42.07	20	0.48	64.02
(6,6,2)	LBP-TOP	12 744	129.27	51.22	600	2.08	75.00	149.59	50.61	700	6.88	71.95
	HOG-TOP	1 728	7.42	50.00	100	0.64	65.24	19.72	48.17	39	0.64	63.42
	HIGO-TOP	1 728	7.07	49.39	30	0.48	64.63	20.08	52.44	99	1.12	62.80
(6,6,3)	LBP-TOP	19 116	82.88	53.66	700	3.20	75.00	226.08	53.05	810	9.76	71.34
	HOG-TOP	2 592	10.76	45.12	80	0.80	64.02	30.17	48.78	102	1.28	63.42
	HIGO-TOP	2 592	10.79	50.00	20	0.32	68.29	29.56	53.05	148	1.92	60.98

可以看出,在各种情况下,经过 Fisher 选择后特征向量的维数、分类所需时间较原特征向量均有大幅度的下降,而识别准确率得以显著提高。在 CASMEII 和 SMIC 数据集中,经过 Fisher 特征选择的特征向量,最高的识别率分别为 75.71% 和 75%,而在其他参数相同的情况下,原方法的识别率为 46.96% 和 51.22%,

识别率分别提高了 61.22% 和 46.43% (计算公式为: (Fisher 识别率 - 原方法识别率)/原方法识别率);原特征向量的维数分别是 19 116 和 12 744,采用的 Fisher 特征向量的维数分别是 800 和 600,是原特征向量维数的 4.18% 和 4.7%;原特征向量分类时间分别是 760.49 s 和 129.27 s, Fisher 方法分类所需时间分别为

32.50 s 和 2.08 s, 是原特征向量分类所需时间的 4.27% 和 1.61%。

动作幅度小是造成微表情识别难度大的重要原因。文献[27]在 MATLAB 环境下,在提取 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 三种描述子之前先进行动作放大的实验。该方法在 CASMEII 和 SMIC 上的最好性能分别是 67.21% 和 68.29%, 本文在同样实验环境下,没有进行动作放大,采用同样的三种特征描述子, Fisher 特征选择后再进行微表情识别,其最佳性能的识别率较文献[27]在两个实验数据集上分别提高了 12.65% 和 9.83%。

为了进一步从总体和平均的角度分析 Fisher 特征选择方法的性能,对比了同一数据集、同一特征描述子、同一分类核函数的在各种分块参数情况下, Fisher 方法与原方法的平均性能。表 4 为 Fisher 特征向量维数占原特征向量维数的平均比例,表 5 为 Fisher 方法分类所需时间占原特征向量分类时间的平均比例,表 6 为 Fisher 方法较原方法平均分类识别率的提高值。

表 4 Fisher 特征向量维数占原特征向量平均比例 %

描述子	SMIC		CASMEII	
	CSK	HIK	CSK	HIK
LBP-TOP	5.46	5.19	5.06	5.24
HOG-TOP	11.09	7.20	12.12	13.95
HIGO-TOP	4.64	6.15	14.58	15.14

表 5 Fisher 特征向量分类所需时间占原特征向量分类时间的平均比例 %

描述子	SMIC		CASMEII	
	CSK	HIK	CSK	HIK
LBP-TOP	4.56	4.33	2.98	3.99
HOG-TOP	17.41	22.42	6.63	12.49
HIGO-TOP	11.49	21.58	10.02	12.60

表 6 Fisher 特征较原特征平均分类识别率提高比例 %

描述子	SMIC		CASMEII	
	CSK	HIK	CSK	HIK
LBP-TOP	40.35	46.75	46.07	56.33
HOG-TOP	30.53	45.18	30.19	39.29
HIGO-TOP	35.57	39.95	23.82	41.57

可以看出,在 CASMEII 和 SMIC 数据集中,采用 Fisher 方法对由 LBP-TOP、HOG-TOP 及 HIGO-TOP 提取到的特征分别进行特征选择,再运用 SVM 分类器进行训练和微表情识别,在卡方核、直方图交叉核两种情况下,向量维数和运算时间较原方法均有大幅度的下降,而平均识别率提高显著。

综上,无论从表 2 - 表 6 所列出的各参数情况下

的运行实例,还是从总体和平均的角度,均表明了 Fisher 特征选择方法能大幅度提高微表情分类的准确率并且简化分类运算复杂度和运行时间。

4 结 语

微表情是一个人试图压抑自己的真实情感,在无意识下产生的自发式表情,能够在测谎、心理诊断、侦查等方面发挥巨大的作用。微表情具有时间短、强度弱的特点,且发生只牵连到脸部的部分区域。针对现有常用的微表情特征描述子提取特征向量维数大、运行时间久的缺点,本文运用 Fisher 特征选择方法,对原特征向量进行降维。首先用 Fisher 算法对 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 提取的原特征向量择优选择,再用 SVM 分类器的两种核函数(卡方核、直方图交叉核)进行“留一交叉验证”方法的微表情分类实验。实验表明:本文算法简单有效,在微表情 CASMEII 和 SMIC 数据集下,经 Fisher 选择后,特征向量的识别率最高分别达到 75.71% 和 75%,较原特征向量识别率提高了 61.22% 和 46.43%;同时,在两种数据集下, Fisher 选择出的特征向量维数只是原特征向量维数的 4.18% 和 4.71%,分类所需时间只是原方法的 4.27% 和 1.61%。今后的工作重点是寻找微表情类别与特定面部区域的联系,以进一步提高微表情识别的准确率。

参 考 文 献

- [1] Haggard E A, Isaacs K S. Micromomentary facial expressions as indicators of ego mechanisms in psychotherapy [M]// Methods of Research in Psychotherapy. US: Springer, 1966: 154 - 165.
- [2] Ekman P, Friesen W V. Nonverbal leakage and clues to deception [J]. Psychiatry-interpersonal and Biological Processes, 1969, 32(1): 88 - 106.
- [3] Yan W J, Wu Q, Liang J, et al. How fast are the leaked facial expressions: The duration of micro-expressions [J]. Journal of Nonverbal Behavior, 2013, 37(4): 217 - 230.
- [4] Ekman P. Emotions revealed: Understanding faces and feelings [M]. London: Weidenfeld & Nicolson, 2003.
- [5] Henig R M. Looking for the Lie [J]. New York Times Magazine, 2006: 47 - 53, 76.
- [6] John M G P D, Robert W L P D. A two-factor model for predicting when a couple will divorce: exploratory analyses using 14-year longitudinal data [J]. Family Process, 2010, 41(1): 83 - 96.
- [7] Salter F, Grammer K, Rikowski A. Sex differences in negotiating with powerful males: An ethological analysis of approaches to nightclub doormen [J]. Human Nature, 2005, 16(3): 306 - 321.

- [8] Ekman P. Micro Expression training tool (METT) [CP]. San Francisco: University of California, 2003.
- [9] Frank M G, Herbasz M, Sinuk K, et al. I see how you feel: Training laypeople and professionals to recognize fleeting emotions [C] // The Annual Meeting of the International Communication Association, 2009; 1 – 35.
- [10] Ojala T, Harwood I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1) : 51 – 59.
- [11] 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.
- [12] Huang X, Zhao G, Hong X, et al. Spontaneous facial micro-expression analysis using spatiotemporal completed local quantized patterns [J]. Neurocomputing, 2016, 175: 564 – 578.
- [13] Wang Y D, See J, Phan P C W, et al. LBP with six intersection points: reducing redundant information in LBPTOP for micro-expression recognition [C] // Proceedings of the 12th Conference on Computer Vision, Singapore. Springer, 2014; 21 – 23.
- [14] Huang X H, Wang S J, Zhao G Y, et al. Facial micro-expression recognition using spatiotemporal local binary pattern with integral projection [C] // Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops. IEEE, 2015; 1 – 9.
- [15] Guo Y C, Xue C H, Wang Y Z, et al. Micro-expression recognition based on CBP-TOP feature with ELM [J]. Optik International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(23) : 4446 – 4451.
- [16] Zong Y, Zheng W, Huang X, et al. Domain regeneration for cross-database micro-expression recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(5) : 2484 – 2498.
- [17] Zong Y, Zheng W, Hong X, et al. Cross-database micro-expression recognition: a benchmark [C] // Proceedings of the 2019 International Conference on Multimedia Retrieval, 2019; 354 – 363.
- [18] Wang S J, Li B J, Liu Y J, et al. Micro-expression recognition with small sample size by transferring long-term convolutional neural network [J]. Neurocomputing, 2018, 312: 251 – 262.
- [19] Zhao G, Ahonen T, Matas J, et al. Rotation-invariant image and video description with local binary pattern features [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4) : 1465 – 1477.
- [20] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2005: 886 – 893.
- [21] Gu Q, Li Z, Han J. Generalized Fisher score for feature selection [C] // 27th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. AUAI Press, 2011: 266 – 273.
- [22] Guo Y F, Shu T T, Yang J Y, et al. Feature extraction method based on the generalised Fisher discriminant criterion and facial recognition [J]. Pattern Analysis and Applications, 2001, 4(1) : 61 – 66.
- [23] Wang S, Li D, Wei Y, et al. A feature selection method based on Fisher's discriminant ratio for text sentiment classification [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7) : 8696 – 8702.
- [24] Yan W J, Wu Q, Liu Y J, et al. CASME database: A dataset of spontaneous micro-expressions collected from neutralized faces [C] // IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition. IEEE, 2013: 1 – 7.
- [25] Li X, Pfister T, Huang X, et al. A spontaneous micro-expression database: Inducement, collection and baseline [C] // IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition. IEEE, 2013: 1 – 6.
- [26] Pfister T, Li X, Zhao G, et al. Recognising spontaneous facial micro-expressions [C] // Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 1449 – 1456.
- [27] Li X, Hong X, Moilanen A, et al. Towards reading hidden emotions: A comparative study of spontaneous micro-expression spotting and recognition methods [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2018, 9(4) : 563 – 577.

~~~~~

( 上接第 48 页 )

- [ 8 ] Sharma A K, Reddy B V R, Mittal A. Slot loaded microstrip patch antenna for WLAN and WiMAX applications [ J ]. Computational Intelligence & Communication Technology, 2015: 597 – 599.
- [ 9 ] Marzudi W N W, Abidin Z Z. Dual-Wideband G-shaped slotted printed monopole antenna for WLAN and WiMAX applications [ J ]. IEEE International Journal on Electrical Engineering & Informatics, 2014, 3(3) : 596 – 605.
- [ 10 ] Lee H, Choi J H, Wu C T M, et al. A compact single radiator CRLH-Inspired circularly polarized leaky-wave antenna based on substrate-integrated waveguide [ J ]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2015, 63(10) : 4566 – 4572.
- [ 11 ] Sun X L, Liu L, Cheung S W, et al. Dual-Band antenna with compact radiator for 2.4/5.2/5.8 GHz WLAN applications [ J ]. IEEE Transactions on Antennas & Propagation, 2012, 60(12) : 5924 – 5931.
- [ 12 ] Kim T H, Park D C. Compact dual-band antenna with double L-slits for WLAN operations [ J ]. IEEE Antennas & Wireless Propagation Letters, 2005, 4: 249 – 252.