

## 基于信息增量特征选择的微表情识别方法

张延良, 卢 冰

(河南理工大学 物理与电子信息学院, 河南 焦作 454150)

**摘 要:** 基于 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 特征描述子的微表情识别方法通常提取到的特征向量维度较高, 计算复杂度较大, 运行时间较长, 识别准确率低。为此, 提出一种基于信息增量(IG)特征选择的识别方法。运用 IG 特征选择方法对高维度特征向量进行降维, 提高识别效率。运用支持向量机分类器的线性核、卡方核、直方图交叉核进行留一交叉验证, 以完成分类任务。在 SMIC 和 CASME2 数据集上进行实验, 结果表明, 经 IG 选择后, 特征向量在 2 个数据集上的识别准确率分别达到 76.22% 和 73.68%, 分类所需时间分别缩短为原方法的 3.67% 和 3.64%, 验证了该方法的有效性。

**关键词:** 微表情识别; 信息增量; 特征描述子; SVM 分类器; 核函数

**中文引用格式:** 张延良, 卢冰. 基于信息增量特征选择的微表情识别方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(5): 261-266.

**英文引用格式:** ZHANG Yanliang, LU Bing. Micro-expression recognition method based on information gain feature selection[J]. Computer Engineering, 2019, 45(5): 261-266.

## Micro-Expression Recognition Method Based on Information Gain Feature Selection

ZHANG Yanliang, LU Bing

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

**[Abstract]** Micro-expression recognition method based on feature descriptor of LBP-TOP, HOG-TOP and HIGO-TOP usually extract feature vectors with high dimensions, and have high computation complexity, long running time and low recognition accuracy. Therefore, a recognition method based on Information Gain(IG) feature selection is proposed. The IG feature selection method is applied to reduce the dimensions of feature vectors and improve the recognition efficiency. The Leave-One-Subject-Out Cross Validation is performed for the micro-expression classification with linear kernel, chi-square kernel and histogram intersection kernel of Support Vector Machine(SVM) classifier. On the SMIC and CASME2 datasets, the recognition accuracy of feature vectors selected by IG achieves 76.22% and 73.68% respectively. And the time required for classification is only 3.67% and 3.64% of the original method. These results prove the effectiveness of the proposed method.

**[Key words]** micro-expression recognition; Information Gain(IG); feature descriptors; SVM classifier; kernel functions

**DOI:** 10.19678/j.issn.1000-3428.0052002

### 0 概述

表情是一种非言语行为, 能够展现人的情感。心理学家认为, “情感表达”由 55% 的表情、38% 的声音和 7% 的语言组成<sup>[1]</sup>, 这足以证明表情信息的巨大作用。在过去的几十年里, 人脸表情识别得到广泛的研究<sup>[2-3]</sup>, 其中大多以普通表情为研究对象。除了人脸普通表情外, 在心理抑制状态下, 面部肌肉不

受控制而产生的微表情<sup>[4]</sup>, 同样具有巨大的研究价值。

微表情的持续时间较短, 一般为 1/25 s ~ 1/3 s, 且动作幅度非常小<sup>[5-6]</sup>。因此, 正确观测并识别微表情的难度较大<sup>[7]</sup>, 用肉眼准确捕捉和识别微表情的成功率很低。文献[8]开发了微表情识别训练工具 METT, 以提高对微表情的识别准确率。然而, 经过专业训练后, 其识别准确率仅达到 47%<sup>[9]</sup>。近年来,

**基金项目:** 国家自然科学基金(61571339); 网络与交换技术国家重点实验室开放课题(SKLNST-2016-1-02); 河南理工大学博士基金(B2012-100)。

**作者简介:** 张延良(1979—), 男, 副教授、博士, 主研方向为微表情识别、人工智能、信号处理、机器学习; 卢冰, 硕士研究生。

**收稿日期:** 2018-07-03 **修回日期:** 2018-08-08 **E-mail:** ylzhang@hpu.edu.cn

运用计算机视觉来自动识别微表情的方法受到越来越多的关注。

特征提取是利用计算机视觉技术自动识别微表情的重要环节,特征描述子 LBP-TOP<sup>[10]</sup>、HOG-TOP<sup>[11]</sup>、HIGO-TOP<sup>[11]</sup>是特征提取的常用方法。然而,这些方法提取的特征向量维数较大,识别时间较长,识别准确率较低。由于大维数的特征向量中包含与微表情无关的特征分量,因此正确分离无关分量,只提取相关分量,可提高计算机识别微表情的准确率。本文运用信息增益(Information Gain, IG)算法进行特征选择,以各特征分量为分类系统提供的信息量作为特征选择的标准。利用 SVM 分类器的 3 种核函数实现留一交叉验证。

## 1 微表情自动识别系统

### 1.1 微表情数据库

微表情是人在试图掩饰自己情绪时产生的微小面部动作<sup>[7]</sup>。从严格意义上讲,人们主观模拟的微小表情不能称为微表情,因此微表情的诱导方式决定数据的可靠程度。

微表情数据集 SMIC<sup>[12-13]</sup>由芬兰奥卢大学建立,其要求被试者观看有较大情绪波动的视频,并且试图掩盖自己的情绪,记录者在不观看视频的情况下观察被试者的表情。若记录者观察到被试者的面部表情,则被试者就会得到惩罚。在这种诱导机制下,获得了 16 个人的 164 个视频序列,其微表情类别有积极、惊讶、消极 3 种,视频序列数分别为 70、51、43。

微表情数据集 CASME2<sup>[14]</sup>由中国科学院心理研究所建立,采用类似的诱导机制来确保数据的可靠性。如果被试者成功抑制自己的面部表情并且不被记录者发现,就会得到相应的奖励。该数据集由 26 个人的 247 个视频序列组成,微表情类别分为高兴、厌恶、惊讶、压抑、其他 5 种,视频序列数分别为 32、64、25、27、99。

其他数据集没有类似的诱导机制来保障数据的可靠性,因此,本文选用 SMIC 和 CASME2 数据集进行实验。

### 1.2 时空模式特征描述子

特征提取算法有很多,早期的纹理分析采用局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)<sup>[15]</sup>算法。目前,该方法已成为纹理分类和人脸识别领域主要的特征提取方法之一<sup>[16-17]</sup>。

LBP 描述子定义在中心像素及其周围矩形邻域上,以中心像素的灰度值为阈值,二值量化中心像素周围的邻域像素,大于或等于中心像素值的编码为 1,小于则编码为 0,从而形成局部二进制模式,如图 1 所示。以该二进制模式的左上角为起点,按照顺

时针方向进行串联,得到一串二进制数字,其对应的十进制数字能够唯一标识中心像素点。通过该方法,图像中的每一个像素都可以用一个局部二进制模式来表示。

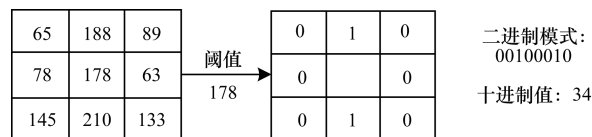


图 1 LBP 描述子计算示例

文献[10]提出 3 个正交平面上的 2 维局部二值模式,它是原始 LBP 静态纹理描述子在时空域的延伸,如图 2 所示,分别提取视频序列在 XY、XT 及 YT 3 个正交平面的 LBP 特征。将每个正交平面上的特征向量进行串联,组成 LBP-TOP 特征向量,既考虑图像的局部纹理信息,同时对视频随时间变化的情况进行描述。

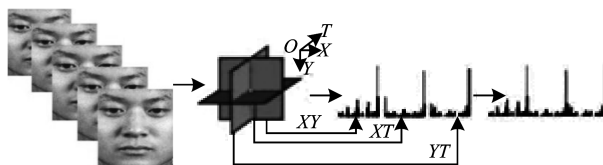


图 2 特征提取示意图

然而,LBP-TOP 的向量维数是  $3 \times 2^P$ ,  $P$  是领域点的个数。为了改善 LBP-TOP 大维数计算的缺点,提高识别效果,本文采用均匀 LBP-TOP 描述子<sup>[18]</sup>,其向量维数为  $3[P(P-1)+3]$ 。而 HOG-TOP、HIGO-TOP 的向量维数均为  $3P$ 。

### 1.3 信息增量特征选择

信息增量<sup>[19]</sup>能评估特征分量间的差异,为每个特征分量赋予不同的权重。权重越大,该特征分量与其他分量间的差异就越大。信息熵的计算是确定信息增量的关键环节,过程如下:

$$Entropy(S) = -p_+ \lg p_+ - p_- \lg p_-$$

其中,  $-p_-$  和  $-p_+$  分别为分类错误和分类正确的概率。信息熵只描述特征分量的不确定性,并不直接反映信息的多少。只有信息熵的变化才能产生信息,该变化值即为信息增量<sup>[20]</sup>。

信息增量计算过程如下:

$$Gain(S, F_m) = Entropy(S) - \sum_{v \in value F_m} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v)$$

其中,  $value F_m$  是第  $m$  个特征值的集合,  $F_m$  ( $m=1, 2, \dots, d$ ) 为所有微表情样本的集合,  $S_v$  为  $F_m$  第  $v$  个样本的子集,  $S$  是  $F_m$  的全部样本。

### 1.4 SVM 分类器及核函数

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是一种监督学习模型,可用于数据分析、模式识别、分类和回归分析等,它在解决小样本、非线性及高维模式的问题时,具有很多优势。SVM 的关键在于核函

数,采用不同的核函数会得到不同的分类结果。本文使用的核函数有线性核、卡方核、直方图交叉核。

交叉验证(Cross Validation, CV)是用来验证分类器性能的一种统计分析方法。其基本思想是将样本数据集分成 2 个子集:一个用于训练分类器,称为训练集;另一个用于验证分析分类器的有效性,称为测试集。利用测试集来测试训练得到的分类器,以此作为分类器的性能指标。常用的测试方法有简单交叉验证、K 折交叉验证和留一交叉验证。

留一交叉验证的样本利用率最高,适合小样本的分类计算。因此,本文使用留一交叉验证方法进行实验。每次选择一位受试者的所有视频序列作为测试样本,其余  $n$  位受试者的所有视频序列作为训练样本,重复  $n+1$  次实验,并计算平均分类识别准确率。

## 2 实验结果与分析

### 2.1 参数选择

微表情的发生时间较短,标准相机在正常情况下提取到的微表情帧数较少,不利于针对微表情识别的研究。文献[11]利用时间插值模型(Temporal Interpolation Model, TIM)<sup>[21]</sup>来扩展和标准化微表情

视频序列,处理后的视频序列用于微表情分类,用时少,效果好。本文采用 TIM10 对 SMIC 数据集和 CASME2 数据集进行预处理。

SMIC 数据集和 CASME2 数据集中的微表情视频序列按照参数  $(n, m, t)$  分为  $(4, 4, 1)$ 、 $(4, 4, 2)$ 、 $(4, 4, 3)$ 、 $(5, 5, 1)$ 、 $(5, 5, 2)$ 、 $(5, 5, 3)$ 、 $(6, 6, 1)$ 、 $(6, 6, 2)$ 、 $(6, 6, 3)$  9 个分块,在  $XY$ 、 $XT$  和  $YT$  3 个正交面上分别采用均匀 LBP<sup>[18]</sup>、HOG、HIGO 特征描述子,按照半径  $R=1$ 、邻域点  $P=8$  进行特征提取。将提取到的特征向量进行串联,形成 LBP-TOP、HOG-TOP、HIGO-TOP 原特征向量。

采用 IG 算法进行特征选择,得到 IG 特征选择向量。采用留一交叉验证的方式进行微表情的分类实验,其测试条件为 Windows7 操作系统、4 GB 内存,编程环境为 Matlab 2016a。

### 2.2 结果分析

表 1~表 3 给出 2 个数据集上,原特征向量和 IG 特征选择向量的维数、分类所需时间,以及该特征维数下微表情识别的准确率。原  $D$  代表原特征向量的维数, $D$  代表 IG 选择后的特征向量维数, $T$ 、 $Acc$  代表在该特征向量下分类所需的时间和分类识别准确率。

表 1 SMIC 数据集上原特征向量和 IG 特征选择向量使用 2 种核函数的维数、时间以及分类识别准确率对比

$(n, m, t)$	特征描述子	原 $D$	线性核						卡方核					
			原特征			IG 特征			原特征			IG 特征		
			$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$		$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$	
$(4, 4, 1)$	LBP-TOP	2 832	0.80	43.29	70	0.16	54.27	32.21	43.29	200	1.76	59.76		
	HOG-TOP	384	0.24	45.73	30	0.16	58.42	1.92	45.73	20	0.48	59.15		
	HIGO-TOP	384	0.21	45.73	50	0.16	53.66	1.74	43.29	20	0.64	57.93		
$(4, 4, 2)$	LBP-TOP	5 664	1.01	46.34	500	0.48	59.16	65.00	50.00	400	3.04	65.24		
	HOG-TOP	768	0.31	45.73	50	0.16	55.37	4.44	45.17	200	0.48	59.15		
	HIGO-TOP	768	0.33	51.83	90	0.16	54.27	5.25	43.99	40	0.48	51.22		
$(4, 4, 3)$	LBP-TOP	8 496	1.28	51.83	600	0.48	62.20	98.50	45.17	600	5.76	64.63		
	HOG-TOP	1 152	0.35	43.29	50	0.32	59.02	13.01	43.99	200	0.64	65.85		
	HIGO-TOP	1 152	0.42	53.66	89	0.16	67.68	12.66	45.17	40	0.64	57.32		
$(5, 5, 1)$	LBP-TOP	4 425	0.77	40.24	40	0.16	57.32	52.01	40.24	200	1.92	51.83		
	HOG-TOP	600	0.26	39.63	40	0.16	54.76	2.95	39.63	200	2.08	34.15		
	HIGO-TOP	600	0.33	45.12	10	0.16	57.93	3.09	39.02	50	0.48	56.10		
$(5, 5, 2)$	LBP-TOP	8 850	1.34	45.12	800	0.48	56.10	103.66	46.95	600	4.96	59.15		
	HOG-TOP	1 200	0.38	44.51	35	0.32	52.32	14.10	43.29	30	0.64	50.00		
	HIGO-TOP	1 200	0.37	50.00	60	0.16	64.63	21.19	47.56	29	0.64	50.00		
$(5, 5, 3)$	LBP-TOP	13 275	1.93	48.17	500	0.32	60.37	153.84	47.56	300	3.04	65.24		
	HOG-TOP	1 800	0.42	48.78	80	0.32	60.24	21.19	43.29	82	1.12	61.59		
	HIGO-TOP	1 800	0.49	48.17	41	0.16	54.27	20.61	46.34	60	0.80	60.98		
$(6, 6, 1)$	LBP-TOP	6 372	1.02	43.29	51	0.16	61.59	51.60	43.29	300	3.04	60.98		
	HOG-TOP	864	0.31	42.07	40	0.16	52.32	9.09	42.07	40	0.80	51.22		
	HIGO-TOP	864	0.35	43.90	9	0.16	48.78	8.85	42.07	20	0.48	57.93		
$(6, 6, 2)$	LBP-TOP	12 744	1.86	47.56	800	0.48	61.59	149.59	50.61	700	7.68	62.81		
	HOG-TOP	1 728	0.44	48.17	59	0.16	52.32	19.72	48.17	39	0.80	60.98		
	HIGO-TOP	1 728	0.44	53.66	38	0.16	62.81	20.08	52.44	99	1.44	55.49		
$(6, 6, 3)$	LBP-TOP	19 116	2.56	54.27	800	0.48	64.63	226.08	53.05	810	9.12	68.29		
	HOG-TOP	2 592	0.51	49.39	80	0.16	56.59	30.17	48.78	102	1.44	62.20		
	HIGO-TOP	2 592	0.56	54.88	101	0.16	65.85	29.56	53.05	148	1.44	60.37		

表 2 2 个数据集上原特征向量和 IG 特征选择向量的维数、时间以及直方图交叉核分类识别准确率对比

$(n, m, t)$	特征描述子	原 $D$	SMIC 数据集						CASME2 数据集					
			原特征			IG 特征			原特征			IG 特征		
			$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$		$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$	
(4,4,1)	LBP-TOP	2 832	13.08	39.02	80	0.80	53.66		41.33	36.44	100	1.04	56.68	
	HOG-TOP	384	0.81	35.98	50	0.32	51.83		2.19	34.82	50	0.78	48.99	
	HIGO-TOP	384	0.93	45.73	20	0.32	62.20		2.49	31.17	20	0.52	48.01	
(4,4,2)	LBP-TOP	5 664	26.04	45.73	500	1.92	60.37		81.88	42.92	80	1.04	62.59	
	HOG-TOP	768	1.59	43.90	100	0.64	49.39		11.12	43.73	100	1.04	57.89	
	HIGO-TOP	768	1.64	47.56	100	0.64	60.98		13.80	41.30	50	0.78	59.92	
(4,4,3)	LBP-TOP	8 496	40.04	48.17	500	1.76	71.34		123.42	45.34	400	2.86	63.40	
	HOG-TOP	1 152	4.65	42.07	100	0.80	59.15		16.30	44.53	200	1.30	62.35	
	HIGO-TOP	1 152	4.76	48.78	120	0.80	64.02		17.90	43.32	90	1.04	64.37	
(5,5,1)	LBP-TOP	4 425	20.97	40.24	400	1.60	54.27		65.25	38.87	400	5.20	65.59	
	HOG-TOP	600	1.14	34.15	60	0.80	39.02		7.86	36.44	80	1.04	49.39	
	HIGO-TOP	600	1.26	34.76	20	0.48	54.27		7.92	36.44	40	0.78	44.53	
(5,5,2)	LBP-TOP	8 850	41.32	43.90	500	1.44	64.02		129.01	44.53	700	10.14	67.21	
	HOG-TOP	1 200	4.92	42.07	60	0.48	57.32		16.93	44.53	300	1.82	57.49	
	HIGO-TOP	1 200	5.01	45.12	100	0.80	49.39		17.07	46.96	300	2.08	51.42	
(5,5,3)	LBP-TOP	13 275	62.28	44.51	400	1.44	64.63		193.29	43.32	800	11.18	68.83	
	HOG-TOP	1 800	7.55	36.59	70	0.48	60.37		25.76	45.34	300	1.82	59.92	
	HIGO-TOP	1 800	7.72	40.85	100	0.64	59.76		25.90	48.99	190	1.56	61.94	
(6,6,1)	LBP-TOP	6 372	43.04	45.12	200	1.44	68.29		91.98	39.68	500	2.86	68.83	
	HOG-TOP	864	2.98	40.85	20	0.32	55.49		12.06	39.27	100	1.04	55.87	
	HIGO-TOP	864	2.94	39.02	60	0.64	53.66		12.05	34.00	40	0.78	48.99	
(6,6,2)	LBP-TOP	12 744	129.27	51.22	600	2.24	69.51		185.58	47.37	600	10.66	68.83	
	HOG-TOP	1 728	7.42	50.00	100	0.64	60.37		24.72	48.99	100	1.04	64.37	
	HIGO-TOP	1 728	7.07	49.39	30	0.32	57.32		24.82	47.77	200	1.56	68.02	
(6,6,3)	LBP-TOP	<b>19 116</b>	<b>82.88</b>	<b>53.66</b>	<b>700</b>	<b>3.04</b>	<b>76.22</b>		<b>278.51</b>	<b>44.13</b>	<b>700</b>	<b>10.14</b>	<b>73.68</b>	
	HOG-TOP	2 592	10.76	45.12	80	0.80	58.54		37.42	49.39	200	1.56	61.13	
	HIGO-TOP	2 592	10.79	50.00	20	0.32	52.44		38.05	48.18	300	1.82	65.18	

表 3 CASME2 数据集上原特征向量和 IG 特征选择向量的维数、时间以及线性核、卡方核分类识别准确率对比

$(n, m, t)$	特征描述子	原 $D$	线性核						卡方核					
			原特征			IG 特征			原特征			IG 特征		
			$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$		$T/s$	$Acc/\%$	$D$	$T/s$	$Acc/\%$	
(4,4,1)	LBP-TOP	2 832	2.02	40.89	80	0.26	53.44		119.40	40.49	60	1.56	52.63	
	HOG-TOP	384	0.65	36.44	40	0.26	46.15		6.39	41.30	40	1.04	45.75	
	HIGO-TOP	384	0.69	34.01	20	0.26	39.27		6.50	39.27	20	0.78	44.94	
(4,4,2)	LBP-TOP	5 664	3.80	43.32	80	0.26	61.54		235.81	44.53	210	3.38	60.73	
	HOG-TOP	768	0.80	45.75	80	0.26	56.68		31.62	46.96	100	3.38	61.54	
	HIGO-TOP	768	0.76	46.96	50	0.26	55.87		33.44	49.39	50	1.30	58.30	
(4,4,3)	LBP-TOP	8 496	4.38	40.49	400	0.52	60.73		344.31	44.13	400	7.28	63.16	
	HOG-TOP	1 152	1.10	44.94	80	0.26	59.11		47.27	44.94	120	2.34	63.89	
	HIGO-TOP	1 152	1.00	46.15	90	0.26	57.09		51.11	47.77	85	1.82	61.54	
(5,5,1)	LBP-TOP	4 425	2.71	40.89	200	0.26	63.56		185.35	44.13	320	4.68	66.40	
	HOG-TOP	600	0.76	39.68	80	0.26	45.34		23.40	41.70	80	1.82	48.99	
	HIGO-TOP	600	0.69	41.70	40	0.26	48.18		23.35	44.94	40	1.04	48.58	
(5,5,2)	LBP-TOP	8 850	4.31	48.58	700	0.52	65.18		358.80	51.01	700	27.56	70.04	
	HOG-TOP	1 200	1.11	49.39	200	0.26	55.87		49.13	53.44	200	2.86	59.11	
	HIGO-TOP	1 200	0.98	56.68	700	0.52	49.80		48.72	56.68	600	22.88	52.63	
(5,5,3)	LBP-TOP	13 275	6.00	46.96	700	0.52	67.61		536.43	46.15	800	30.16	69.64	
	HOG-TOP	1 800	1.48	49.80	300	0.52	56.68		73.15	51.82	300	4.16	62.35	
	HIGO-TOP	1 800	1.22	53.44	200	0.26	59.11		83.36	54.66	200	2.86	61.13	
(6,6,1)	LBP-TOP	6 372	3.44	41.30	500	0.52	57.89		258.76	43.72	300	4.16	62.35	
	HOG-TOP	864	0.92	38.46	90	0.26	51.42		35.40	38.06	100	2.08	51.82	
	HIGO-TOP	864	0.82	38.46	40	0.26	53.85		34.91	38.06	40	1.04	46.96	
(6,6,2)	LBP-TOP	12 744	5.75	46.96	800	0.78	63.97		514.80	47.37	600	28.08	65.18	
	HOG-TOP	1 728	1.15	48.58	300	0.52	65.18		70.44	49.80	300	4.16	63.97	
	HIGO-TOP	1 728	1.16	48.99	200	0.26	66.80		74.41	50.20	200	2.86	68.42	
(6,6,3)	LBP-TOP	19 116	8.76	44.94	400	0.52	70.04		760.49	46.96	600	23.14	69.64	
	HOG-TOP	2 592	1.69	46.96	110	0.26	60.73		105.93	46.96	200	2.86	63.16	
	HIGO-TOP	2 592	1.55	53.04	300	0.52	63.56		106.26	48.99	300	3.90	66.80	

由表 1 ~ 表 3 可以看出, 在 SMIC 数据集和 CASME2 数据集上, IG 选择特征向量的最高识别准确率(表 2 中加粗)分别为 76.22% 和 73.68%, 较原特征向量提高了 42.04% 和 66.96%; 其特征向量维数占原特征向量维数的比例均为 3.66%; 分类所需时间占原特征向量分类时间的比例分别为 3.67% 和 3.64%。

综上, 经 IG 选择后的特征向量, 其维数、分类时间较原特征向量大幅下降, 识别准确率大幅提高。

为了从总体和平均 2 个角度分析 IG 特征选择方法的性能, 分别在 SMIC 数据集和 CASME2 数据集上, 对数据集、特征描述子、分类核函数不同的分块进行分类, 结果如图 3 ~ 图 5 所示。

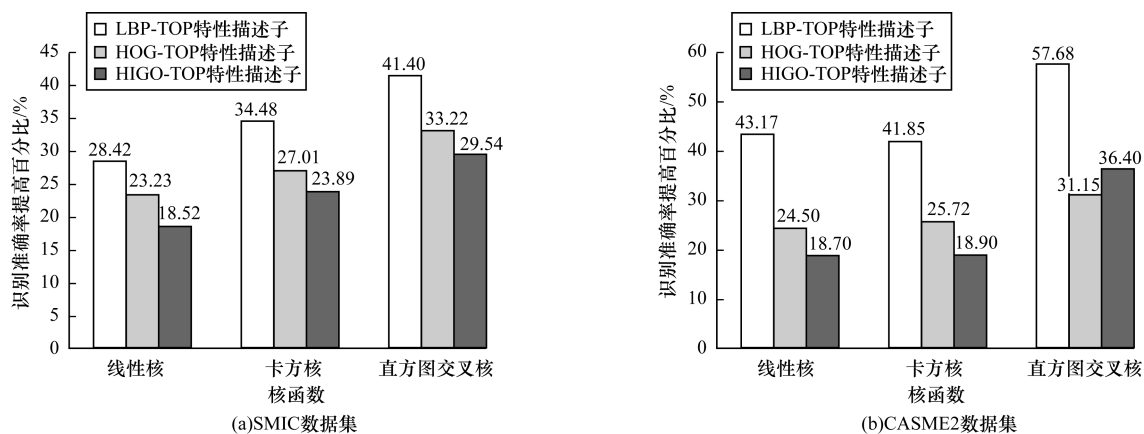


图 3 IG 特征选择向量较原特征向量平均分类识别准确率提高的百分比

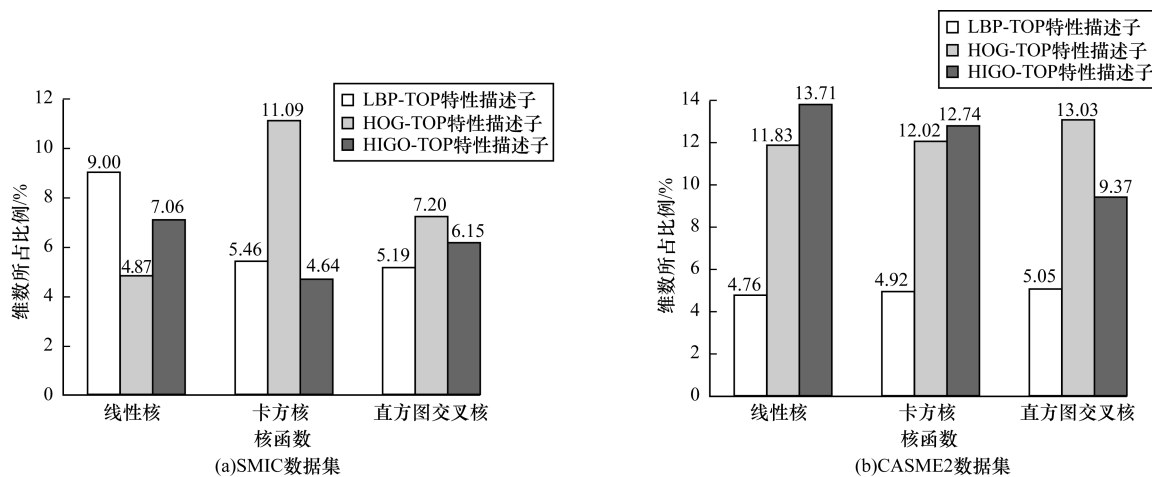


图 4 IG 特征选择向量维数占原特征向量维数的平均比例

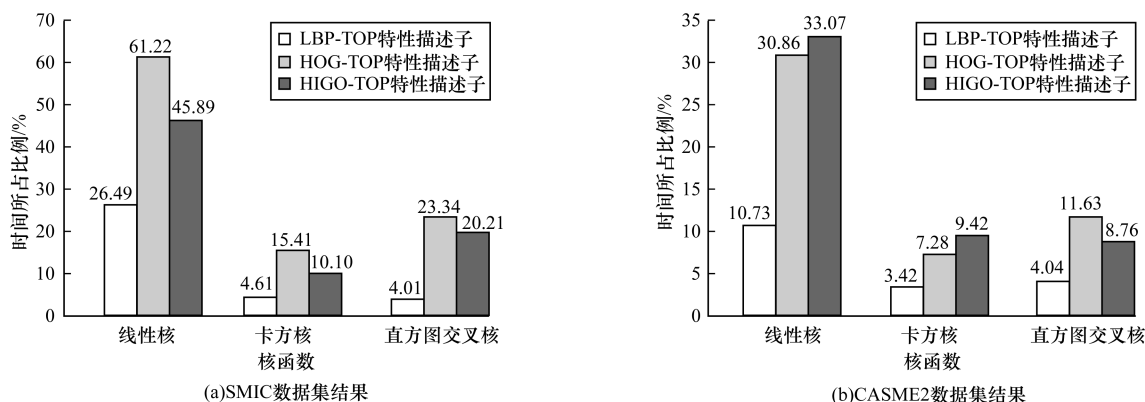


图 5 IG 特征选择向量分类所需时间占原特征向量分类时间的平均比例

由图 3 ~ 图 5 可知, 在 SMIC 数据集上, 采用线性核函数、LBP-TOP 特征描述子时, IG 特征选择后的维数和时间是原方法的 9.00% 和 26.49%, 而平

均识别准确率提高 28.42%。在 CASME2 数据集上, 应用直方图交叉核函数、LBP-TOP 特征描述子时, IG 特征选择后的维数和时间是原方法的 5.05%

和4.04%,而平均识别准确率提高57.68%。上述分析从总体和平均的角度证明IG特征选择方法的有效性。

### 3 结束语

本文提出一种基于IG特征选择的微表情识别分类方法,通过IG选择对微表情特征进行降维、择优选取。利用SVM分类器的3种核函数实现留一交叉验证。实验结果表明,该方法简单有效。在微表情SMIC和CASME2数据集上,经IG选择后特征向量的识别准确率提高,分类所需时间大幅缩短。下一步将寻找更好的特征选择算法,提高微表情识别准确率。

#### 参考文献

- [1] ROGIER A M. Communication without words [J]. Tijdschrift Voor Ziekenverpleging, 1971, 24 (23): 1084-1085.
- [2] 刘帅师,田彦涛,万川. 基于Gabor多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法[J]. 自动化学报, 2011, 37(12): 1455-1463.
- [3] 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): 164-170.
- [4] 贲晔焯,杨明强,张鹏,等. 微表情自动识别综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(9): 1385-1395.
- [5] EKMAN P. Telling lies: clues to deceit in the marketplace, politics, and marriage (revised edition) [M]. New York, USA: WW Norton and Company, 2009.
- [6] EKMAN P. Darwin, deception, and facial expression [J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2003, 1000(1): 205-221.
- [7] 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.
- [8] EKMAN P. Micro expression training tool [M]. San Francisco, USA: [s. n.], 2002.
- [9] FRANK M G, HERBASZ M, SINUK K, et al. I see how you feel: training laypeople and professionals to recognize fleeting emotions [C]//Proceedings of the Annual Meeting of the International Communication Association. New York, USA: [s. n.], 2009: 1-35.
- [10] ZHAO Guoying, 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.
- [11] LI Xiaobai, HONG Xiaopeng, 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.
- [12] LI Xiaobai, PFISTER T, HUANG Xiaohua, et al. A spontaneous micro-expression database: inducement, collection and baseline [C]//Proceedings of IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 1-6.
- [13] PFISTER T, LI Xiaobai, ZHAO Guoying, et al. Recognising spontaneous facial micro-expressions [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2011: 1449-1456.
- [14] YAN Wenjing, WU Qi, LIU Yongjin, et al. CASME database: a dataset of spontaneous micro-expressions collected from neutralized faces [C]//Proceedings of IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 1-7.
- [15] OJALA T, HARWOOD I. A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions [J]. Pattern Recognition, 1996, 29(1): 51-59.
- [16] 刘丽,谢毓湘,魏迎梅,等. 局部二进制模式方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(12): 1696-1720.
- [17] 卢官明,杨成,杨文娟,等. 基于LBP-TOP特征的微表情识别[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2017(6): 1-7.
- [18] ZHAO Guoying, 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.
- [19] UĞUZ H. A two-stage feature selection method for text categorization by using information gain, principal component analysis and genetic algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2011, 24(7): 1024-1032.
- [20] 刘先省,周林,杜晓玉. 基于目标权重和信息增量的传感器管理方法[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1683-1687.
- [21] PIETIKAINEN M. Towards a practical lipreading system [C]//Proceedings of International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2011: 137-144.

编辑 樊丽娜