

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003190

基于 MIC 心率变异性特征选择的情感识别研究*

陈瑞娟 邓光华 刁小飞 孙智慧 王慧泉

(天津工业大学 生命科学学院 天津 300387)

摘要:心率变异性分析能够在情感识别中发挥重要作用,为了建立心电与情感类别之间的精准模型,提出了基于最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)的特征选择方法。使用 Aabt 数据库和设计情感诱发实验进行研究,首先提取了心率变异性时域、频域、非线性及时频域 40 个特征参数,然后基于 MIC 方法结合支持向量机、随机森林、K 近邻算法进行情感建模。结果显示,基于 MIC 特征选择方法,使用 Aabt 数据库针对唤醒度、效价、4 类情感的分类准确度分别为 90%、89%、84%,并进一步选用皮尔森相关系数、ANOVA 特征选择方法与 MIC 进行对比;诱发实验数据中的多种一对一情感识别率均高于 75%。结果表明基于 MIC 特征选择方法能够显著提高分类准确度,对基于心电信号进行情感识别具有重要意义。

关键词: 心率变异性;情感识别;最大信息系数;特征选择;

中图分类号: R318;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.61

Research on emotion recognition based on feature selection of heart rate variability by MIC algorithm

Chen Ruijuan Deng Guanghua Diao Xiaofei Sun Zhihui Wang Huiquan

(School of Life Sciences, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Heart rate variability analysis can play an important role in emotion recognition. In order to establish an accurate model between ECG and emotion categories, a feature selection method based on maximum information coefficient (MIC) is proposed. In this paper, the Aabt database and the design of emotional induction experiments are used for research. First, 40 features based on heart rate variability in time domain, frequency domain, nonlinear and time-frequency domain were extracted, then emotion modeling was conducted based on the MIC method combined with support vector machine, random forest and K nearest neighbor algorithm. The results show that based on the MIC feature selection method, the classification accuracy of the Aabt database for arousal, valence, and four emotions is 90%, 89%, and 84%, respectively. And further choose Pearson correlation coefficient, ANOVA feature selection method to compare with MIC. In the induced experimental data, the correct classification rate of multiple one-to-one emotion recognition is higher than 75%. It shows that the MIC feature selection method can significantly improve the classification accuracy, which is of great significance for emotion recognition based on ECG signals.

Keywords: heart rate variability; emotion recognition; maximal information coefficient; feature selection

0 引言

情感占据人们大部分的精神生活,影响着人的生理和心理状态,在日常交流中扮演着重要角色^[1]。积极情感有助于提高生活幸福感和工作效率,而消极情感状态会产生情绪障碍,严重时会导致精神疾病和身体损害^[2]。

有效识别消极情感,能够为后期情感疾病的治疗提供依据。随着人工智能和可穿戴设备的不断发展,情感识别也成为人机交互领域的研究热点^[3]。在情感识别领域中,有基于语音、面部表情、姿态动作、生理信号等不同的研究方式。其中,除生理信号外的其他方式存在主观目的性表达或刻意不表露等不可控问题^[4]。人的情感变化是由中枢神经系统和自主神经系统引起的^[5],因此,生理

收稿日期:2020-05-29 Received Date: 2020-05-29

* 基金项目:国家自然科学基金(81901789)、国家重点研发计划课题(2017YFC0806402)、天津市科技计划项目(18ZXRHSY00200)资助

信号能够作为反映情绪与神经系统变化的桥梁,具有客观真实性和主观不可操控性等优势。心率变异性(heart rate variability, HRV)是一项重要的心电指标,它反映了人体逐次心跳间期的微小涨落,可以表达交感神经系统和副交感神经系统之间的制约关系^[6],进而可反应情感调节中的抑制和兴奋过程。文献[7]证实不同情感之间的HRV存在显著差异。Goshvarpour等^[8]通过分析多种情感的HRV散点图发现,散点图的几何形状随着情感的效价的变化而变化。Zhuang等^[9]通过HRV排列熵分析发现,中性、高兴、悲伤3种情感状态表现出显著性差异。可见,情感与心率变异性之间存在确切的联系。

目前,基于生理信号情感识别主要依靠脑电识别。与心电信号采集相比,脑电采集较繁琐,脑电设备较昂贵。随着便携式心电采集设备的发展,使得实时情感识别成为可能。但是当前心电信号的情感识别准确度较低,特征选择算法复杂,容易过拟合,且运行消耗时间较长。另外,在提取到的HRV特征当中,可能存在着冗余特征,影响情感分类的准确性。从众多特征中选择除最好的特征子集,可以实现特征维度的精简,提高数据分析建模的效率^[10]。目前,特征选择主要分为过滤法(filter)、封装法(wrapper)、嵌入法(embedded)3类。wrapper方法以分类器性能作为评价标准,并且性能好坏与所选分类器相关,由于对所有预选子集都需要重新训练,因此运行消耗的时间较长,且容易过拟合。embedded方法是将特征选择的过程嵌入到分类器,尽管该方法能够取得较好的分类结果,但是分类效果与特征选择的模型和所选的分类模型有关,并且算法中的参数和损失函数等的确定依赖个人经验。filter方法与分类模型无关,仅利用某种评价标准来度量类别与特征之间的相关性,计算速度快、效率高,可以有效快速地排除冗余特征、噪声特征。

因此本文基于心率变异性提取了更广泛的特征参数用于情感识别,并提出最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)特征选择方法用于特征筛选以提高分类准确率。本文首先对情感与心率变异性的联系作简要阐述;然后对数据来源和情感实验设计进行介绍;再详细介绍了心率变异性特征参数和MIC特征选择算法,最后通过数据库和实验采集数据分析验证了所提出方法的有效性。

1 数据与情感实验

1.1 Aabt 情感数据库

Aabt 情感数据库是德国奥格斯堡大学 Johannes 等通过音乐诱导方式采集的单个受试者连续 25 d 的快乐(joy)、悲伤(sadness)、愉悦(pleasure)、愤怒(anger)4类

情感,记录了时长为 2 min 的心电、皮电、呼吸、肌电 4 种生理信号。数据库中的每种情绪样本为 25 例,共 100 例样本。

情感维度空间理论中应用最广泛的是由效价(valence)和唤醒度(arousal)组成的二维空间模型^[11]。纵轴表示从消极到积极的愉悦程度,横轴表示从低唤醒到高唤醒的唤醒程度。Aabt 数据库的 4 类情感在二维空间模型中的坐标如图 1 所示。表 1 为按照高低唤醒度、正负效价的情感类别组合。

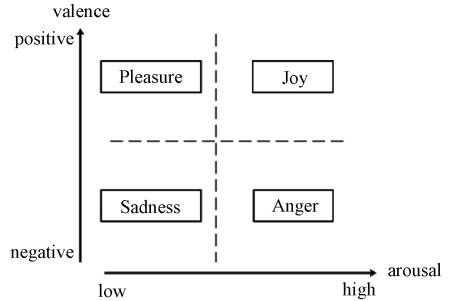


图 1 二维情感空间模型

Fig. 1 The 2D emotion space model

表 1 依照唤醒度、效价分类的情感类别组合
Table 1 A combination of emotion categories based on arousal and valence

	唤醒度		效价	
	高唤醒度	低唤醒度	正效价	负效价
情感类别组合	joy	pleasure	joy	sadness
	anger	sadness	pleasure	anger

1.2 情感诱发实验

本实验招募的受试者均来自在校大学生,共邀请到 63 名受试者参与情感诱发实验,年龄在 18~25 岁。实验采用了电影剪辑法进行诱发,选取了 6 段视频诱发了高兴、悲伤和恐惧 3 种情绪,每种情绪由 2 段视频诱发。在实验开始之前,向受试者介绍实验流程及意义,消除受试者不安、好奇心。实验使用的仪器是由本课题组设计研发的一款便携式可穿戴心电采集设备,采样率为 500 Hz,可通过心电贴方便的贴于心脏下沿。实验在一个温度可控的安静实验室进行,室温保持在 24 ℃左右,给予受试者舒适的靠背椅和合适的屏幕距离,尽可能避免外界环境的干扰。受试者落座后先填写性别、年龄、当前情绪是否平静 3 项内容,然后由操作人员依次为受试者佩戴采集设备,采集到的心电波形可以从配套的手机软件中实时查看。佩戴完成后,将由一台教师机统一开启诱发视频,并记录视频开始的时间。诱发视频的播放顺序如图 2 所示。

视频作为情感刺激材料是基于生理信号情感激发较

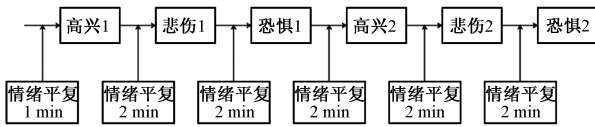


图 2 诱发视频播放顺序

Fig. 2 Play sequence of induced video

常用的方法,但是受试者对视频内容的理解程度不同,会有情感激发的个体差异,因此本文引入了情感反馈量表。量表评估受试者情感激发的强度,分为很强、较强、一般、无感 4 个等级。每播放完一段诱发视频后,受试者在情感平复时间段内根据自身的情绪感受勾选对应的情感强度。

根据受试者填写的情感反馈量表,本文选取量表中

表 2 全部 HRV 特征集

Table 2 All HRV feature set

特征域	特征数	缩写标记
时域	11	SDhr、RRmean、RRmedian、RRrange、SDNN、RMSSD、SDSD、pNN50、pNN20、HRVti、TINN
频域	9	pVLF、pLF、pHF、peakVLF、peakLF、peakHF、LFn、HFn、LF/HF
非线性	11	SD1、SD2、SD2/SD1、SPE、SNE、MSE、alpha、alpha1、alpha2、CD、FI、
时频域	9	TF_pVLF、TF_pLF、TF_pHF、TF_peakVLF、TF_peakLF、TF_peakHF、TF_LFn、TF_HFn、TF_LF/HF

1) 时域特征

本文提取了 11 个时域特征。其中统计特征包括心率的标准差 (SDhr), RR 间期的平均值 (RRmean), 中间值 (RRmedian), 范围值 (RRrange), 标准差 (SDNN), 相邻 RR 间期差值的均方根 (RMSSD), 相邻 RR 间期差值的标准差 (SDSD), 大于 50 ms, 20 ms 的 RR 间期差值个数占总间期个数的百分比 (pNN50, pNN20); 几何模型特征包括 HRV 三角指数 (HRV triangle index, HRVti), RR 间期直方图的近似三角形底边宽度 (triangular interpolation of NN interval histogram, TINN)。

2) 频域特征

基于 Welch 频谱分析方法,提取了频域的 9 个特征。按照极低频 (0.003~0.04 Hz, very low frequency, VLF), 低频 (0.04~0.15 Hz, low frequency, LF), 高频 (0.15~0.4 Hz, high frequency, HF) 的频段划分,获得了各频段功率占比 (pVLF, pLF, pHF), 各频段的功率峰值 (peakVLF, peakLF, peakHF), 归一化的低频功率 (LFn), 归一化的高频功率 (HFn) 以及低频功率与高频功率的比值 (LF/HF)。

3) 非线性特征

基于 Poincare 散点图^[12]、熵分析^[13]、分形维数^[14]及其他非线性分析方法提取了 11 个特征值。分别为 Poincare 散点图中椭圆的短轴 (SD1) 和长轴 (SD2), 长轴与短轴的比值 (SD2/SD1); 熵分析中的样本熵 (sampenropy, SPE), 香农熵 (Shannonentropy, SNE), 多

很强、较强两个等级的样本进行分析。此时通过量表筛选后得到高兴、悲伤、恐惧 (fear) 3 类情感样本数分别为 91、87、78 例。

2 研究方法

2.1 基于心率变异性特征提取

心率变异性最常用的分析方法为时域统计和频域分析,具有计算方便、意义直观的特点。随着非线性动力学的发展,非线性特征被用于心率变异性分析,能够刻画 RR 间期微小涨落的动态过程。时频分析能够将时域与频域信息结合起来,表征频率随时间的变化特性。本文针对这 4 种 HRV 分析方法共提取了 40 种特征参数,如表 2 所示。

尺度熵 (multiscale entropy, MSE); 分形维度分析中去趋势波动分析的标度指数 (alpha)、短程标度指数 (alpha1)、长程标度指数 (alpha2); 以及关联维数 (correlation dimension, CD)、费雪信息量 (Fisher information, FI)。

4) 时频特征

基于小波变换,提取了与频域特征意义对应的 9 个特征,即 3 个频段功率的占比与峰值 (TF_pVLF、TF_pLF、TF_pHF、TF_peakVLF、TF_peakLF、TF_peakHF)、归一化的低频功率 (TF_LFn)、归一化的高频功率 (TF_HFn) 以及低频功率与高频功率的比值 (TF_LF/HF)。

2.2 基于 MIC 的特征选择

在概率论和信息论中,互信息 (mutual information, MI)^[15]是一个随机变量 Y 与含另一个随机变量 X 间相互依赖性的度量。因此, X 和 Y 之间的相互信息越多,它们的不确定性就越少。若 X、Y 联合分布概率为 $p(x, y)$, 边缘概率为 $p(x)$ 、 $p(y)$, 则 x 和 y 之间的互信息可以表示为:

$$I(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \quad (1)$$

2011 年 Reshef 等^[16]基于互信息提出了 MIC 算法。MIC 不仅克服了互信息算法用于特征选择时对连续变量的计算能力弱、无法对数据进行归一化的缺点外,比互信息有更高的准确性。MIC 利用了互信息的原理和划分网

格的方法^[17],主要思想是若两个变量之间存在关联,则将两个变量的散点图绘制于二维平面,沿着 x,y 方向划分为一定数量的小区域,通过分析落入每个小区域的散点以代替计算联合概率,避免了 MI 中联合概率带来的计算问题。对于给定的数据集 D ,最大信息系数可以表示为:

$$MIC(D) = \max_{XY < B(n)} M(D)_{X,Y} = \max_{XY < B(n)} \frac{I(D,X,Y)}{\min(X,Y)} \quad (2)$$

式中: $M(D)_{X,Y}$ 是最大信息的标准化值; $I(D,X,Y)$ 为不同网格划分下的互信息值。本文利用 MIC 获得 HRV 特征参数之间的最优特征子集。MIC 具有两大特点:1) 通用性 (generality), 可以捕获两个变量之间更多的非线性关系;2) 普适性 (equitability), MIC 使用依赖度量度的方法,根据变量之间的关联强度进行排序,而不考虑关联的类型。其计算过程为首先对给定的变量 X,Y 构成的二维空间进行网格化,求出落在各个区域中最大互信息值,并归一化求出最大互信息值;进而改变网格划分的位置获得不同的互信息值,寻找不同网格划分下互信息的最大值作为最大信息系数。

MIC 算法与特征子集之间的数目没有确切的关系。而是会对每个特征和类别之间的特异性进行打分排序,本文按照特异性从强到弱的顺序依次组合特征数目不同的特征子集,进而从中筛选最优特征子集。

2.3 分类器

本文采用了 3 种分类算法进行情感识别,分别为支持向量机 (support vector machines, SVM)^[18]、随机森林 (random forest, RF)^[19]、K 近邻算法 (K-nearest neighbors, KNN)^[20]。构建了 SVM、RF、5NN、7NN、9NN 五种分类模型。模型预测采用十折交叉验证策略,并通过网格寻优法寻找 SVM 最佳惩罚因子 C 和 $gamma$ 值,寻找随机森林最佳的深度、最大叶子节点数、节点可分最小样本等参数。以下分析得到的评价指标均为交叉验证结果的平均值。情感识别流程框图如图 3 所示。

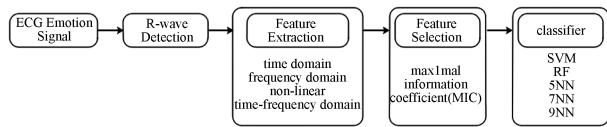


图 3 情感识别流程框图

Fig. 3 Block diagram of emotion recognition process

3 结果与分析

3.1 Aabt 数据结果与分析

1) 唤醒度、效价分析

图 4 所示为高低唤醒度分类中 5 种模型在不同特征

子集的准确度,表 3 高低唤醒度分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比。由图 4 和表 3 可知,在高低唤醒度的分类中,基于 MIC 特征选择的 SVM 模型分类效果高于 RF 和 KNN 算法。对于 SVM 模型,当特征子集为 8 时,准确度为 90%,较全部 HRV 特征提高了 10%,此时惩罚因子 $C=2.00, gamma=0.01$ 。RF、5NN、7NN、9NN 较全部 HRV 特征分别提高了 8%、9%、9%、7%。

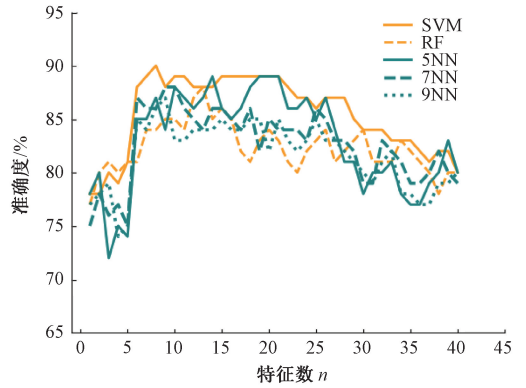


图 4 高低唤醒度分类中 5 种模型在不同特征子集的准确度
Fig. 4 The accuracy of the five models in different feature subset in the classification of high-low arousal

表 3 高低唤醒度分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比

Table 3 Comparison of accuracy between optimal feature subset and all HRV feature set in high-low arousal

模型	全部 HRV 特征集准确度/%	最优特征子集准确度/%	最优特征子集数
SVM	80	90	8
RF	80	88	13
5NN	80	89	14
7NN	79	88	9
9NN	80	87	9

图 5 所示为正负效价分类中 5 种模型在不同特征子集的准确度,表 4 为正负效价分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比。由图 5 可以发现,在正负效价的分类中,基于 MIC 特征选择的 SVM 模型分类效果明显高于 RF 和 KNN 算法。由表 4 可知,当特征子集数为 6 时,SVM 算法的识别准确度为 89%,较全部 HRV 特征集提高了 15%,较全部 HRV 特征提高了 10%,此时惩罚因子 $C=3.07, gamma=0.09$ 。RF、5NN、7NN、9NN 较全部 HRV 特征集分别提高了 5%、15%、11%、6%。

对比高低唤醒度与正负效价的分类准确度可以发现,基于高低唤醒度的情感识别分类效果优于正负效价,表明情感更容易从唤醒度的角度进行识别。

2) 4 类情感分析

图 6 所示为 4 类情感分类中 5 种算法在不同特征子

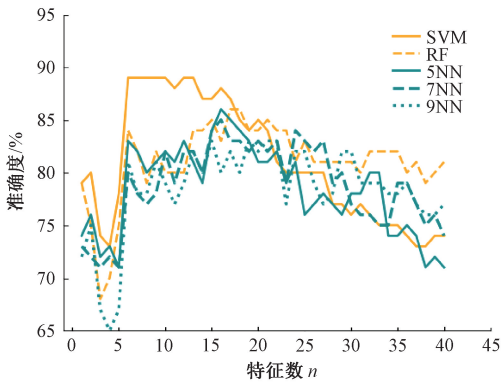


图 5 正负效价分类中 5 种模型在不同特征子集的准确度
Fig. 5 The accuracy of the five models in different feature subset in the classification of positive-negative valence

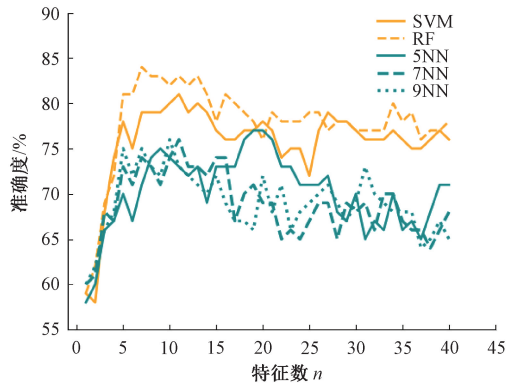


图 6 四类情感分类中 5 种算法在不同特征子集的准确度
Fig. 6 The accuracy of the five models in different feature subset in the classification of four categories emotion

表 4 正负效价分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比

Table 4 Comparison of accuracy between optimal feature subset and all HRV feature set in positive-negative valence

模型	全部 HRV 特征集准确度/%	最优特征子集准确度/%	最优特征子集数
SVM	74	89	6
RF	81	86	17
5NN	71	86	16
7NN	74	85	16
9NN	77	83	15

表 5 四类情感分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比

Table 5 Comparison of accuracy between optimal feature subset and all HRV feature set in four categories emotion

模型	全部 HRV 特征集准确度/%	最优特征子集准确度/%	最优特征子集数
SVM	76	81	11
RF	75	84	7
5NN	69	78	22
7NN	61	76	11
9NN	65	76	10

集的准确度,表 5 为 4 类情感分类中最优特征子集与全部 HRV 特征集准确度对比。由图 6 可以看出,基于 MIC 算法对 4 类情感识别,RF 与 SVM 算法的准确度明显优于 KNN,而 RF 优于 SVM。由表 5 可知,SVM、RF、5NN、7NN、9NN 最优特征子集的准确度较全部 HRV 特征集分别提高了 5%、9%、9%、15%、11%。SVM 参数惩罚因子 $C=2.25$, $\gamma=0.07$ 。分析结果表明 MIC 特征选择算法能够有效提高基于心率变异性的情感识别准确度。RF 模型对 4 类情感识别的效果最好,当特征子集数为 7 时,准确度高达 84%。

RF 模型在最优特征子集的混淆矩阵如图 7 所示。joy、anger、sadness、pleasure 四类情感各自的识别率分别为 92%、100%、80%、64%。可以发现识别效果最好的两类情感为 anger 和 joy,由图 1 所示的情感二维空间模型可知,anger 和 joy 为高唤醒度类情感,表明唤醒度高的情感更容易识别。

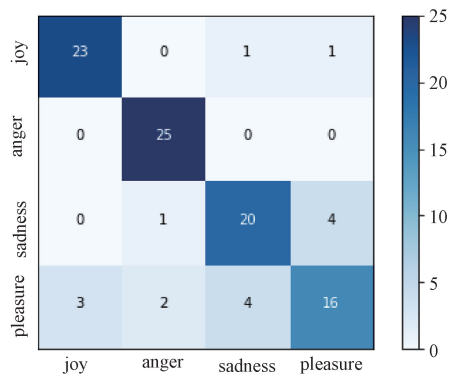
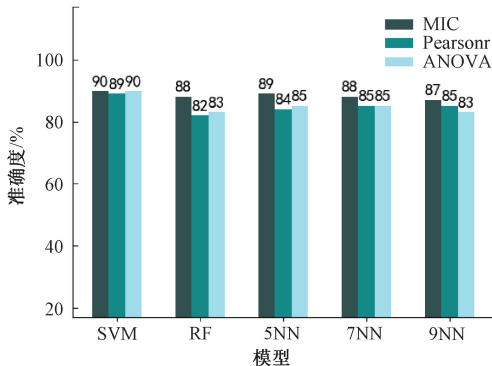


图 7 RF 模型在最优特征子集时的混淆矩阵
Fig. 7 The confusion matrix of the RF model in the optimal feature subset

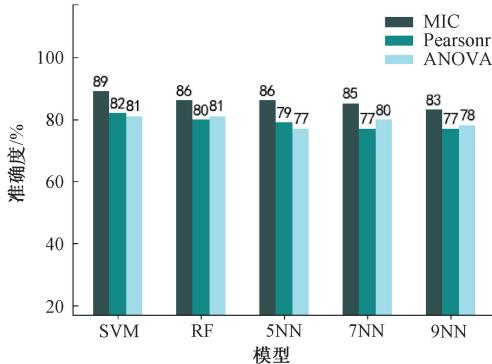
3) 常用特征选择方法对比

为了证实 MIC 在心率变异性特征选择的优势,本文

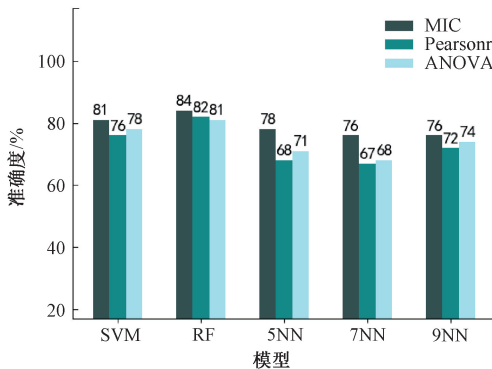
选用皮尔森相关系数 (Pearson correlation coefficient, Pearsonr)^[21] 和单因素方差分析 (one-way analysis of variance, ANOVA)^[22] 两种常见的特征选择方法与 MIC 进行对比。图 8 所示为这 3 种特征选择方法在高低唤醒度、正负效价、4 类情感分类准确度对比。可以看出,除高低唤醒度分类中 SVM 模型, ANOVA 与 MIC 的分类精确度持平外,其余模型均以 MIC 特征选择方法的准确度最高。



(a) 特征选择方法在高低唤醒度分类的对比
(a) Comparison of feature selection methods in high-low arousal classification



(b) 特征选择方法在正负效价分类的对比
(b) Comparison of feature selection methods in positive-negative valence classification



(c) 特征选择方法在 4 类情感分类的对比
(c) Comparison of feature selection methods in four categories emotion classification

图 8 3 种特征选择方法对比

Fig. 8 Comparison of three feature selection methods

3.2 诱发实验的结果与分析

模型预测采用十折交叉验证策略,通过网格寻优法寻找模型最佳参数,以正确分类率 (correct classification rate, CCR) 和 F1 得分 (F1-score) 作为评价标准。

1) 3 类情感分析

3 类情感分类结果如表 6 所示。可以看出,将经过 MIC 方法选取的最优特征子集用于建模,分类准确度都得到了提升,从而验证了 MIC 特征优选方法在实际情感分类研究中的有效性。与数据库分析结果进行对比,分类准确率较低,其原因应来自受试者之间的个体差异。为探究 3 种情感之间的相互关系,进行一对一的情感识别研究。

表 6 三类情感分类结果

Table 6 Classification results of three categories emotion

分类模型	全部 HRV 特征集		最优特征子集		最优特征子集数
	CCR/%	F1	CCR/%	F1	
SVM	66.41	0.639 7	67.58	0.652 1	35
RF	67.19	0.643 5	67.97	0.650 7	35
5NN	58.07	0.553 8	65.34	0.619 0	24
7NN	60.83	0.580 5	65.50	0.622 6	19
9NN	63.85	0.605 0	64.60	0.608 7	19

2) 一对一情感分析

表 7 为一对一情感分类结果,表 8 为基于 MIC 特征选择的最优特征子集数。从表 7 可知,基于 MIC 特征选择的最优特征子集,对于 3 种一对一情感识别效果均有显著提升。其中 joy-sadness 情感识别的最高,CCR 和 F1 由全部 HRV 特征集的 83.15%、0.827 6 提高到 84.83%、0.842 6 (SVM),此时惩罚因子 $C = 0.21$, $\gamma = 0.04$,最优特征子集数为 12; joy-fear 情感识别的 CCR 和 F1 由全部 HRV 特征集的 72.19%、0.707 9 提高到 81.66%、0.804 3 (5NN),最优特征子集数为 6; sadness-fear 情感识别的 CCR 和 F1 由全部 HRV 特征集的 71.25%、0.724 0 提高到 75.15%、0.7485 (SVM),此时惩罚因子 $C = 1.64$, $\gamma = 0.10$,最优特征子集数为 9。与全部 HRV 特征集相比, MIC 特征选择法显著提高了分类精度,降低了特征维度。表 9 为全部 HRV 特征集与最优特征子集模型运行时间。5 种模型基于 sklearn 框架搭建,运行环境为 Window10, CPU 为 Intel i5-4200, RAM 为 4G, GPU 为 NVIDIA GTX950 M。由表 9 可知,基于 MIC 算法的最优特征子集的所耗费的运行时间明显缩短,降低了模型的运算代价。

容易发现,识别效果最好的是 joy-sadness。在情感

表 7 基于 MIC 特征选择的一对一情感分类结果

Table 7 Classification results of one vs. one emotion based on MIC feature selection

		joy-sadness		joy-fear		sadness-fear	
		CCR/%	F1	CCR/%	F1	CCR/%	F1
SVM	全部 HRV 特征集	83.15	0.827 6	80.47	0.792 8	71.52	0.724 0
	最优特征子集	84.83	0.842 6	81.66	0.802 5	75.15	0.748 5
RF	全部 HRV 特征集	82.02	0.814 2	79.88	0.788 6	72.12	0.711 8
	最优特征子集	82.02	0.814 9	80.47	0.794 8	73.94	0.733 6
5NN	全部 HRV 特征集	80.34	0.796 1	72.19	0.707 9	61.82	0.609 1
	最优特征子集	84.27	0.837 7	81.66	0.804 3	69.09	0.686 6
7NN	全部 HRV 特征集	83.15	0.826 2	72.19	0.711 3	61.96	0.607 3
	最优特征子集	83.15	0.826 2	78.70	0.774 0	69.09	0.686 3
9NN	全部 HRV 特征集	82.58	0.817 4	76.92	0.752 4	63.64	0.625 6
	最优特征子集	83.15	0.825 5	79.29	0.780 1	70.55	0.689 8

表 8 基于 MIC 特征选择的最优特征子集数

Table 8 The number of optimal feature subset based on MIC feature selection

	最优特征子集数		
	joy - sadness	joy - fear	sadness - fear
SVM	12	9	9
RF	16	5	22
5NN	16	6	12
7NN	25	6	9
9NN	12	6	10

维度空间中, joy 为高唤醒度正效价, sadness 为低唤醒度负效价,这两种情感在唤醒度、效价的差异,使得这两种情感在生理反应上有较大差异,以上分析也表明了这两种情感基于 HRV 特征容易识别。从效价角度看, joy 为正效价, fear, sadness 为负效价,上述分析中, joy-fear 识别率高于 sadness-ear,表明效价不同的情感更容易识别。Fisher 2D 投影图如图 9 所示, joy-sadness 样本点区分效果最好, joy-fear 次之, sadness-fear 样本点的混杂程度较严重,这与实际分类效果一致。

表 9 全部 HRV 特征集与最优特征子集模型运行时间

Table 9 Model running time of all HRV feature set and optimal feature subset

(%)

		joy-sadness	joy-fear	sadness-fear
SVM	全部 HRV 特征集运行时间	0.409 76	0.429 75	0.429 8
	最优特征子集运行时间	0.329 8	0.289 8	0.359 8
RF	全部 HRV 特征集运行时间	1.791 1	1.761 0	1.859 0
	最优特征子集运行时间	1.555 1	1.541 1	1.592 1
5NN	全部 HRV 特征集运行时间	0.539 7	0.589 7	0.510 0
	最优特征子集运行时间	0.479 7	0.499 8	0.469 7
7NN	全部 HRV 特征集运行时间	0.539 9	0.609 7	0.559 6
	最优特征子集运行时间	0.489 7	0.469 7	0.459 7
9NN	全部 HRV 特征集运行时间	0.519 7	0.529 6	0.569 6
	最优特征子集运行时间	0.409 7	0.439 9	0.479 7

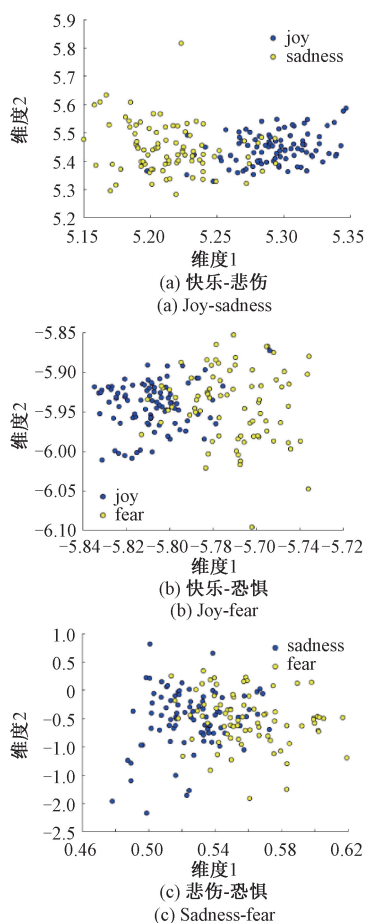


图 9 一对一情感的 Fisher 2D 投影散点图

Fig.9 Fisher 2D projection scatter plot of one vs. one emotion

4 结 论

本文基于心率变异性进行情感识别研究,提出了 MIC 特征选择方法,结合 SVM、RF 和 KNN 等建模方法,通过 Auct 情感数据库和自采集实验数据进行情感识别的有效性验证。实验发现,依据唤醒度的分类效果高于依据效价的分类效果;高唤醒度的情感类别更容易识别;情感在唤醒度、效价两个维度上的差异具有分类优势。无论是数据库的分析结果还是自采集数据都表明, MIC 特征选择方法能够有效提高情感分类的准确率并减少建模特征维度,对基于心率变异性特征的精确情感识别的准确率具有显著作用,对心电信号实现情感识别具有重要意义。

参考文献

- [1] KREIBIG S D. Autonomic nervous system activity in emotion: A review [J]. *Biological Psychology*, 2010, 84(3): 394-421.
- [2] NARDELLI M, GRECO A, VALENZA G, et al. A multiclass arousal recognition using HRV nonlinear analysis and affective images [C]. 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), IEEE, 2018: 392-395.
- [3] SOLEYMANI M, LICHTENAUER J, PUN T, et al. A multimodal database for affect recognition and implicit tagging[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2012, 3(1):42-55.
- [4] SHU L, XIE J Y, YANG M Y, et al. A review of emotion recognition using physiological signals [J]. *Sensors*, 2018, 18(7):2074-2114.
- [5] KREIBIG S D. Autonomic nervous system activity in emotion: A review [J]. *Biological psychology*, 2010, 84(3): 394-421.
- [6] TARVAINEN M P, NISKANEN J P, LIPPONEN J A, et al. Kubios HRV: Heart rate variability analysis software[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2014, 113(1):210-220.
- [7] ZHAO L L, YANG L C, SHI H Y, et al. Evaluation of consistency of HRV indices change among different emotions [C]. *Chinese Automation Congress*, 2017: 4783-4786.
- [8] GOSHVARPOUR A, ABBASI A, GOSHVARPOUR A. Indices from lagged Poincare plots of heart rate variability: An efficient nonlinear tool for emotion discrimination[J]. *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, 2017, 40(2):277-287.
- [9] ZHUANG Y, YANG L C, XIA Y R, et al. Effect of equalities in RRI time series on permutation entropy under different emotional states[C]. *Chinese Automation Congress*, 2017: 3380-3383.
- [10] 刘辉,曾鹏飞,巫乔顺,等. 基于改进遗传算法的转炉炼钢过程数据特征选择[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(12):185-195.
- [11] LIU H, ZENG P F, WU Q S, et al. Feature selection of converter steelmaking process based on the improved genetic algorithm [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 40(12):185-195.
- [12] FRANTZIDIS C A, BRATSAS C, KLADOS M A, et al. On the classification of emotional biosignals evoked while viewing affective pictures: An integrated data-mining-based approach for healthcare applications [J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(2):309-318.
- [12] HOSHI R A, PASTRE C M, VANDERLEI L C, et al. Poincaré plot indexes of heart rate variability;

- Relationships with other nonlinear variables [J].
Autonomic Neuroscience: Basic and Clinical, 2013,
177(2): 271-274.
- [13] LI J, YAN J Q, LIU X Z, et al. Using permutation
entropy to measure the changes in EEG signals during
absence seizures [J]. Entropy, 2014, 16 (6) :
3049-3061.
- [14] MISHRA A K, RAGHAV S. Local fractal dimension
based ECG arrhythmia classification[J]. Biomedical
Signal Processing & Control, 2010, 5 (2) :
114-123.
- [15] AMIRI F, YOUSEFI M M R, LUCAS C, et al. Mutual
information-based feature selection for intrusion detection
systems [J]. Journal of Network & Computer
Applications, 2011, 34(4):1184-1199.
- [16] RESHEF D N, RESHEF Y A, FINUCANE H K, et al.
Detecting novel associations in large data sets [J].
Science, 2011, 334 (6062) :1518-1524.
- [17] NIU L F, ZHAO X, SHI Y. Feature selection with
attributes clustering by maximal information
coefficient[J]. Procedia Computer Science, 2013,
17(2):70-79.
- [18] 洪翠,付宇泽,郭谋发,等.改进多分类支持向量机的
配电网故障识别方法[J].电子测量与仪器学报,
2019,33(1):7-15.
HONG C, FU Y Z, GUO M F, et al. Identification
method of distribution network faults based on improved
multi-classification support vector machine [J]. Journal
of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019,
33(1):7-15.
- [19] LINDNER C, BROMILEY P A, IONITA M C, et al.
Robust and accurate shape model matching using random
forest regression-voting [J]. IEEE Transactions on
Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(9):
1862-1874.
- [20] 张丹,隋文涛,梁钊,等.基于 VMD 和 KNN 的心电信
号分类算法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(4):
140-145.
ZHANG D, SUI W T, LIANG ZH, et al. ECG signal
classification algorithm based on VMD and KNN [J].
Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,
2019, 33(4):140-145.
- [21] SOLIS E D, NETO A M, HUALLPA B N, et al.
Pearson's correlation coefficient for discarding redundant
information: Velodyne lidar data analysis[C]. Latin
American Robotics Symposium, 2015: 116-119.
- [22] MCHUGH M L. Multiple comparison analysis testing in
ANOVA [J]. Biochemia Medica, 2011, 21 (3) :
203-209.

作者简介



E-mail: chenruijuan@tjpu.edu.cn

Chen Ruijuan received her B. Sc. degree from Hebei University in 2006, M. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2009, Ph. D. degree from Tianjin University in 2012. Now she is a M. Sc. supervisor at Tiangong University. Her main research interests include biomedical imaging, biomedical image processing, biomedical information detection.



E-mail: 785157097@qq.com

Deng Guanghua received his B. Sc. degree from Changzhi Medical College in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Tiangong University. His main research interests include biomedical information detection, emotion recognition.

陈瑞娟,2006 年于河北大学获得学士学位,2009 年于河北工业大学获得硕士学位,2012 年于天津大学获得博士学位,现为天津工业大学硕士生导师,主要研究方向为生物医学成像,生物医学图像处理,生物医学信息检测。

邓光华,2018 年于长治医学院获得学士学位,现为天津工业大学硕士研究生,主要研究方向为生物医学信息检测和情感识别。