

基于 FCA—ReliefF 的融合生理信号情绪识别研究

潘礼正^{1,2}, 尹泽明¹, 余世刚¹, 袁峥峥¹, 赵路¹

(1. 常州大学 机械工程学院, 江苏 常州 213164;

2. 东南大学 江苏省远程测量与控制重点实验室, 南京 210096)

摘要: 针对当前情绪识别研究中特征维数多、识别率不高的问题, 提出了基于多生理信号(心电、肌电、呼吸、皮肤电)融合及 FCA—ReliefF 特征选择的情绪识别方法; 通过将时域和频域两个维度提取的生理信号特征进行融合, 作为分类器的输入进行情绪分类; 为了降低特征维度, 首先进行特征相关性分析(FCA)删除相关性较大的特征; 再通过 ReliefF 剔除分类贡献弱的特征, 达到降低特征维度的目的; 在公开的数据集上进行验证, 并与相关研究进行对比; 结果表明, 提出的方法在特征维度及识别率两个方面均有优势; 提出的 FCA—ReliefF 降维策略有效地将特征从 108 维减少到 60 维, 并且将识别精度提高到 98.40%, 验证了方法的有效性。

关键词: 生理信号; 特征融合; 特征降维; 情绪识别

Emotion Recognition Based on Physiological Signal Fusion and FCA—ReliefF

Pan Lizheng^{1,2}, Yin Zeming¹, She Shigang¹, Yuan Zhengzheng¹, Zhao Lu¹

(1. School of Mechanical Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China;

2. Jiangsu Provincial Key Lab of Remote Measurement and Control, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Focused on the problems of large feature dimension and low recognition rate in current emotional recognition research, an emotional recognition method based on feature fusion of multiple physiological signals (ECG, EMG, RSP, SC) and FCA—ReliefF algorithm is proposed. The features extracted from time domain and frequency domain are fused as the input of the classifier. In order to reduce feature dimension, feature correlation analysis (FCA) was used to eliminate features with strong correlation. Then ReliefF was used to delete features with weak classification contribution. Experimental analysis on the public dataset and compared with related studies show that the proposed FCA—ReliefF dimensionality reduction strategy can effectively reduce the feature dimension from 108 to 60, and the emotion recognition rate is improved up to 98.40%, which is better than the reported experimental results from the perspective of feature dimension and recognition accuracy.

Keywords: physiological signals; feature fusion; feature dimension reduction; emotion recognition

0 引言

近年来, 情感状态识别在健康监测、远程教育、驾驶员状态评估以及人机交互等领域成为研究的热点^[1-2]。

目前的情绪识别研究主要建立在面部表情、语音、身体姿势等信号的基础上^[3-4], 但这些信号容易受到人的主观意志控制。生理学研究表明, 生理信号与人体状态密切相关, 由神经系统和内分泌系统控制, 不受人的主观思想的影响, 因此能客观地反映情绪状态, 得到了广泛的研究与应用^[4-6]。但是目前的研究大多都是通过单模态的生理信号进行情绪识别。例如文献[7]通过脑电信号进行情感识别; 文献[8-9]通过心电信号进行情感识别; 文献[10]通过脉

搏信号进行情感识别; 文献[11]通过皮肤电信号进行情感识别; 文献[12]通过肌电信号进行情感识别; 上述研究都取得了一定的成果, 但是存在识别率不高的问题。文献[13-14]的研究表明, 在情感识别过程中, 通过将多种模态的生理信号特征进行融合作为分类器的输入, 能够使识别结果更加客观和准确, 但是将多模态生理信号特征融合会增加特征维度、降低识别效率。

为了提高情绪识别的效率和准确率, 本文提出了一种融合多种生理信号及 FCA—ReliefF 的情绪识别方法, 并在公开的数据集上进行实验, 验证提出方法的有效性。

1 情感数据来源

为了验证提出方法的有效性, 采用德国 Augsburg 大学建立的公开的情感数据库^[15]。数据包含被试在 4 种情绪状态(开心、愤怒、伤心、愉悦)下的 4 种生理信号(心电、肌电、呼吸、皮肤电)。其中心电信号(ECG)的采样频率为 256Hz, 肌电信号(EMG)、呼吸信号(RSP)、皮肤电信号(SC)的采样频率均设置为 32 Hz。实验连续进行 25 天, 每天对被试 4 种情绪状态的 4 种生理信号进行采集。为

收稿日期: 2019-07-10; 修回日期: 2019-08-09。

基金项目: 国家自然科学基金(61773078); 常州市科技支撑计划(CE20175040)。

作者简介: 潘礼正(1979-), 男, 安徽无为, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要从事康复机器人技术、信号处理及机电设备状态监测方向的研究。

了方便后续研究, 每种生理信号的数据采集长度均保留为 2 分钟。最终得到开心、愤怒、伤心、愉悦样本各 25 个, 共 100 个样本。本文情感识别流程图如图 1 所示。

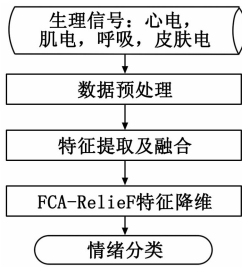


图 1 情绪识别算法流程图

2 情感生理信号特征提取

特征提取就是从生理信号中提取出能够反映与情绪相关的特征参数。为了提高分类结果的准确率, 本文分别从信号的时域和频域两个维度入手从情感生理数据中提取出相应的时域特征和频域特征。

时域特征是从统计学的角度对生理信号的波形进行相应的特征提取。首先计算信号在时域中常用统计量, 包括最大值、最小值、均值、标准差、方差、中值、极值等 7 个特征; 然后对信号序列分别作一阶差分和二阶差分后再分别提取上述 7 个特征, 总计得到 21 个特征。一阶差分体现了信号的变化趋势和变化快慢; 二阶差分可以用来检测信号局部的拐点。对每一类信号都提取上述的 21 个特征, 总共 84 个特征。在时域内进行特征提取涉及到如下计算公式:

$$u_x = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_n \quad (1)$$

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - u_x)^2 \right)^{1/2} \quad (2)$$

$$v_x = \frac{1}{n-1} \sum_{n=1}^N (S_n - mean)^2 \quad (3)$$

$$1diff = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N |X_{n+1} - X_n| \quad (4)$$

式中, X_n 代表信号的第 n 个样本; N 表示要分析的数据的长度; u_x 代表平均值; σ_x 代表标准差; σ_x 代表方差; $1diff$ 代表一阶差分。

利用快速傅立叶变换 (FFT) 将信号从时域变换到频域。将信号从时域转换为频域涉及到以下公式:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (5)$$

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{j\omega t} dt \quad (6)$$

当满足傅立叶积分条件时, 式 (5) 称为 $f(t)$ 的傅立叶变换; 式 (6) 的积分运算称为 $F(\omega)$ 的反傅立叶变换; $F(\omega)$ 被称为 $f(t)$ 的镜像函数; $f(t)$ 为原函数。

将信号从时域转换到频域后, 提取最大值、最小值、均值、标准差、中值和极值等 6 个特征, 从 4 种信号共获得 24 个特征。这样从时域和频域总共提取了 108 个特征, 包

括心电、肌电、呼吸和皮肤电信号的各 27 个特征。

3 基于 FCA-ReliefF 的特征降维

3.1 特征相关性分析 (FCA)

特征相关性分析 (FCA) 是指计算各个特征之间的相关系数大小, 衡量特征之间相关性, 然后设置阈值删除两个相关性较大的特征中的一个^[16]。相关性分析理论建立在删除相关性较大的特征不会降低剩余特征表达信息的能力^[17]。因此, 在不降低特征识别精度的前提下, 使用 FCA 对原始的高维特征集进行了初步筛选工作, 即删除原始特征集中两个相关特征中的一个冗余特征, 从而降低特征维度。特征相关性分析 (FCA) 步骤如下:

1) 利用分类器构造情绪识别模型, 计算出每个特征的分识别精度, 并根据每个特征的识别精度按照从小到大的顺序排列。本研究选取支持向量机作为分类器。

2) 根据下面的公式计算两两特征之间的相关系数大小:

$$S_{ij} = \frac{1}{K-1} \sum_{L=1}^K (x_i^L - \frac{1}{K} \sum_{L=1}^K x_i^L) (x_j^L - \frac{1}{K} \sum_{L=1}^K x_j^L) \quad (7)$$

$$r_{ij} = \frac{S_{ij}}{\sqrt{S_{ii} \cdot S_{jj}}} \quad (8)$$

式 (7) 中, x_i^L 表示特征集中第 L 个样本的第 i 个特征值; K 代表样本总数。式 (8) 中 r_{ij} 表示第 i 个特征和第 j 个特征之间的线性相关系数。当 $i=j$ 时, $r_{ij}=1$, 表示特征自相关, 此时为自相关系数。

3) 通过步骤 2) 的计算, 得到以下相关系数矩阵:

$$r = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & r_{nn} \end{bmatrix} \quad (9)$$

上述矩阵是一个对称矩阵, 特征与特征之间的相关系数满足 $r_{ij} = r_{ji}$ 。在矩阵的主对角线上, 是特征的自相关系数, 并且满足 $r_{mm} = 1$ 。

4) 设置阈值 $\delta (0 \leq \delta \leq 1)$ 。当两个特征之间的相关性阈值满足 $r_{ij} > \delta$ 时, 参照 (1) 的排序结果, 保留识别率大的特征, 剔除识别率小的特征。当遇到两个特征中的一个已经被删除时, 另一个特征则保留下来, 最终经过特征降维后保留下来的特征构成一个新的特征子集。再用 ReliefF 算法对新得到的特征集进行特征筛选。

保留的特征数量取决于设置的阈值。阈值越小, 保留的特征数量越少, 特征之间的相关性越小。相反, 阈值越大, 保留的特征数量越多, 特征之间的相关性越大。根据分析阈值 δ 的选择范围一般在 0.85~0.95。本文经过多次实验发现, 当阈值 δ 设置为 0.90 时, 效果最好。

3.2 ReliefF 二次降维

ReliefF 算法是一种在 Relief 基础上改进的算法。Relief 算法基于特征的权重进行特征筛选, 其算法步骤是首先根据特征与所属类别之间的关联度大小为每个特征分配一个权重值, 然后根据阈值删除权重值小于阈值的特征^[18]。Re-

Relief 算法计算量较小, 速度快, 但它仅限于二分类问题之间的特征选择。经过改进得到的 ReliefF 算法将二分类问题的特征选择扩展到多分类问题的特征选择, 其在手势识别、语音识别等领域已经取得了较好的实验结果^[19]。ReliefF 算法的主要实现步骤如下:

- 1) 从样本集 S 中随机选择任意样本 S_i , 并从与样本相同的类别 S 中选择 k 个相邻样本。
- 2) 从不同于样本 S_i 的每个类别中任意选择 k 个相邻的样本;
- 3) 根据下面的公式更新每个特征权重值:

$$W(A) = W(A) - \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, S_i, S_j) / (m \cdot k) + \sum_{C \neq \text{class}(S_i)} \frac{P(C)}{1 - P(\text{class}(S_i))} \sum_{j=1}^k \left[\frac{\text{diff}(A, S_i, M_j(C))}{(mk)} \right] \quad (10)$$

4) 确定阈值进行删除。

本文参考文献[18-19], 在确定删除阈值时, 分别去除最小权重的 5%、8%、10%、15%、20%、25%、30%、35% 和 40% 的特征量。实验结果表明, 删除 25% 的特征数量后, 得到的识别率最高。因此, 本文选择去除 25% 的特征量, 最终得到包含 60 个特征的特征集。

4 实验及结果分析

本节主要将提出的方法应用到德国 Augsburg 大学建立的公开的情感数据集上。

实验结果主要从以下两个方面进行展示: 1) 对比单一生理信号和多种生理信号融合后在进行情绪识别时的准确率, 用来展示多种生理信号融合在情绪识别中的优势; 2) 将 FCA-ReliefF 降维算法应用到多种生理信号融合后得到的特征空间进行特征降维, 分析特征空间缩减前后的维度变化以及识别率的变化, 并与德国 Augsburg 大学提供的实验结果进行对比, 展示提出方法的优势。

基于单一信号特征的四种情绪状态的情绪识别精度见表 1 和表 2。

表 1 展示了基于单一信号特征和使用 SVM 分类器的情绪识别率。可以看出, 肌电信号识别率最高, 达到 72.26%; 心电信号识别率最低, 只有 62.12%; 4 种生理信号的平均识别率为 66.17%。

表 1 基于支持向量机的单一生理信号识别精度

信号类型	特征维度	识别精度/%
心电	27	62.12
肌电	27	72.26
呼吸	27	64.04
皮肤点	27	66.26
平均	27	66.17

基于决策树分类器的单一生理信号情绪识别率如表 2 所示。其中肌电信号识别率最高, 达到 62.32%。SC 信号的识别率最低, 只有 52.16%。4 种情绪状态的平均识别率较低, 只有 56.48%。

表 2 基于决策树的单一生理信号识别精度

信号类型	特征维度	识别精度/%
心电	27	53.12
肌电	27	62.32
呼吸	27	58.33
皮肤电	27	52.16
平均	27	56.48

通过对表 1 和表 2 进行分析, 可以得出结论: 1) 无论是使用支持向量机还是决策树分类器, 肌电信号都比其他生理信号更容易识别; 2) 支持向量机的分类效果优于决策树分类器; 3) 单一生理信号的识别率普遍较低。

表 3 和表 4 展示了分别使用支持向量机和决策树进行生理信号特征融合后识别的结果。

表 3 基于支持向量机的多生理信号融合后的识别精度

情绪类型	特征维度	识别精度/%
开心	108	95.16
愤怒	108	98.41
悲伤	108	98.41
愉悦	108	95.16
平均	108	96.79

表 4 基于决策树的多生理信号融合后的识别精度

情绪类型	特征维度	识别精度/%
开心	108	88.71
愤怒	108	92.06
悲伤	108	90.48
愉悦	108	85.48
平均	108	89.18

结果显示愤怒和悲伤的识别率最高, 均为 98.41%; 喜悦和快乐的识别率稍低, 均为 95.16%。这表明, 愤怒和悲伤的、这两种情绪状态比快乐和愉悦的情绪状态更容易识别; 4 种情绪的平均识别率达到了 96.79%。

从表 4 可以看出愤怒识别率最高, 为 92.06%, 愉悦识别率最低, 为 85.48%; 悲伤和喜悦的识别率分别为 90.48% 和 88.71%; 4 种情绪状态的平均识别率为 89.18%。

分析表 1、表 2、表 3 和表 4, 得出如下结论: 1) 无论使用哪种分类器, 愤怒的情绪状态比其他三种情绪状态更容易识别, 而快乐的情绪状态较难分类; 2) 使用决策树进行分类得到的结果低于支持向量机的识别效果; 3) 与单一信号特征的识别率相比, 生理信号融合后的识别精度得到了显著改善, 识别率远高于单一信号情绪识别结果, 这表明多种生理信号特征融合是提高识别率的有效方法。

此外, 还将实验结果与德国 Augsburg 大学的结果^[15]进行了比较, 如表 5 所示。与德国 Augsburg 大学的实验结果对比得到, 本文得到的 4 种不同情绪的平均识别率更高,

分别为 96.79% 和 89.18%，进一步验证了特征融合方法的有效性。此外，德国 Augsburg 大学和本文的研究结果都表明，愤怒的情绪更容易识别。

表 5 德国 Augsburg 大学与本文实验结果的对比

分类器	识别精度/%				
	开心	愤怒	伤心	愉悦	平均
LDF	77.27	100	72.73	68.18	79.55
3NN	90.91	100	72.73	59.09	80.68
5NN	86.36	100	72.73	59.09	79.55
10NN	81.82	100	77.27	63.64	80.68
15NN	72.73	100	77.27	68.18	79.55
MLP2	90.91	90.91	72.73	59.09	78.41
MLP4	95.46	95.46	63.64	68.18	80.69
MLP6	95.46	100	63.64	63.64	80.69
MLP8	86.36	100	59.09	68.18	78.41
决策树*	88.71	92.06	90.48	85.48	89.18
SVM*	95.16	98.41	98.41	95.16	96.79

* 代表本文使用的方法

尽管生理信号特征融合的平均识别率较高，但是特征维度达到了 108 维，特征维度较大影响了识别效率。为了有效地减少特征维数，采用了基于 FCA-ReliefF 的两阶段特征筛选策略。在进行选择之前，需要将经过融合得到的 108 维特征进行从 1~108 顺序编号，不同的数字代表不同的特征编号。这 108 个特征已在前文中介绍，包括心电、肌电、呼吸和皮肤电信号的各 27 个特征。通过使用 FCA-ReliefF 方法去除的特征分别示于表 6 和表 7 中。

表 6 使用 FCA 剔除的特征

信号类型	剔除特征数量	被剔除特征编号
心电	6	4, 8, 13, 16, 21, 27
肌电	8	29, 33, 39, 41, 46, 49, 51, 54
呼吸	7	57, 59, 62, 70, 74, 79, 81
皮肤电	7	85, 89, 94, 95, 97, 101, 107

表 6 表示使用 FCA 进行第一阶段特征降维删掉的特征编号，即将原始的 108 维特征减少到 80 维特征删掉的特征编号。包括心电信号的 6 个特征、肌电信号的 8 个特征、呼吸信号的 7 个特征、皮肤电信号的 7 个维度，总共剔除了 20 个特征。

接着采用 ReliefF 算法进行第二阶段降维，即对剩余的 80 个特征进行二次降维。在此步骤中，又剔除了 20 维特征，包括心电信号的 4 个特征、肌电信号的 6 个特征、呼吸和皮肤电信号各 5 个特征。被剔除的特征编号如表 7 所示。

表 7 使用 ReliefF 剔除的特征

信号类型	剔除特征数量	被剔除特征编号
ECG	4	6, 10, 19, 24
EMG	6	30, 32, 35, 45, 48, 53
RSP	5	67, 68, 71, 75, 80
SC	5	86, 90, 98, 102, 108

将经过 FCA-ReliefF 方法降维后得到的特征集输入分类器进行分类。为了验证提出方法的有效性，将本文实验结果与文献 [20]、[21] 进行对比，结果如表 8 所示。

表 8 使用不同特征选择方法的情绪识别精度

分类方法	特征维度	平均识别率/%
C4.5 决策树 ^[20]	155	93
ReliefF+J48 决策 ^[21]	142	95.74
支持向量机*	108	96.79
FCA-ReliefF+SVM*	60	98.40

* 代表本文使用的方法。

实验结果表明：1) 本文的实验结果在未经过特征降维时在特征维数及识别精度方面均优于文献 [20-21]；2) 为了进一步减小特征空间，使用 FCA-ReliefF 进行特征选择，特征维度从 108 维减小到 60 维，识别精度进一步提高，达到了 98.40%，验证了提出方法的有效性。

5 结束语

本文采用德国 Augsburg 大学公开的情感数据库进行情绪识别实验。提出基于特征融合与 FCA-ReliefF 的方法进行情绪识别，结果表明，特征维数从 108 维降到 60 维，识别率达到了 98.40%，验证了方法的有效性。在此研究工作的基础上，后续工作将围绕相关指定任务展开，包括新的特征提取方法、改进的分类器，进一步提高情绪识别的效率和准确率。

参考文献:

- [1] 张迪, 万柏坤, 明东. 基于生理信号的情绪识别研究进展 [J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32 (1): 229-234.
- [2] Ververidis D, Kotropoulos C. Emotional Speech Recognition: Resources, Features, and Methodss [J]. Speech Communication, 2006, 48 (9): 1162-1181.
- [3] 陈月芬, 崔跃利, 王三秀. 基于生理信号的情感识别技术综述 [J]. 系统仿真技术, 2017, 13 (1): 1-5.
- [4] Jonghwa K, Andre E. Emotion recognition based on physiological changes in music listening [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30: 2067-2083.
- [5] Alazrai R, Homoud R, Alwanni H, et al. EEG-based emotion recognition using quadratic time-frequency distribution [J]. Sensors, 2018, 18 (8): 1-10.
- [6] Kim K H, Bang S W, Kim S R. Emotion recognition system using short-term monitoring of physiological signals [J]. Medical Biological Engineering and Computing, 2004, 42 (3): 419-427.
- [7] 王凯明, 钟宁, 周海燕. 基于改进功率谱熵的抑郁症脑电信号活跃性研究 [J]. 物理学报, 2014, 63 (17): 178701.
- [8] 徐亚. 基于心电信号的情感识别研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2010.
- [9] 马长伟, 刘光远, 鲁舜. 改进的蚁群系统在心电信号情感识别中的应用 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (31): 212

- 214.

[10] 杜昭慧. 情感识别脉搏信号特征分类研究 [D]. 吉林大学, 2017.

[11] 刘 峰. 基于皮肤电信号的情感识别与调节研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2015.

[12] 程 颖. 肌电信号在情感状态识别中研究 [D]. 重庆: 西南大学, 2011.

[13] 李幼军, 黄佳进, 王海渊, 等. 基于 SAE 和 LSTM RNN 的多模态生理信号融合和情感识别研究 [J]. 通信学报, 2017, 38 (12): 109 - 120.

[14] Kreibig S D. Autonomic nervous system activity in emotion: a review [J]. *Biological Psychology*, 2010, 84 (3): 394 - 421.

[15] Wagner J, Kim J, André E. From physiological signals to emotions: Implementing and Comparing Selected Methods for Feature Extraction and Classification [A]. *IEEE International Conference on Multimed and Expo, ICME2005* [C]. Amsterdam, Netherlands, 2005: 940 - 943.

[16] Cheng Y Q, Zhuang Y M, Yang J Y. Optimal discriminant a-

(上接第 173 页)

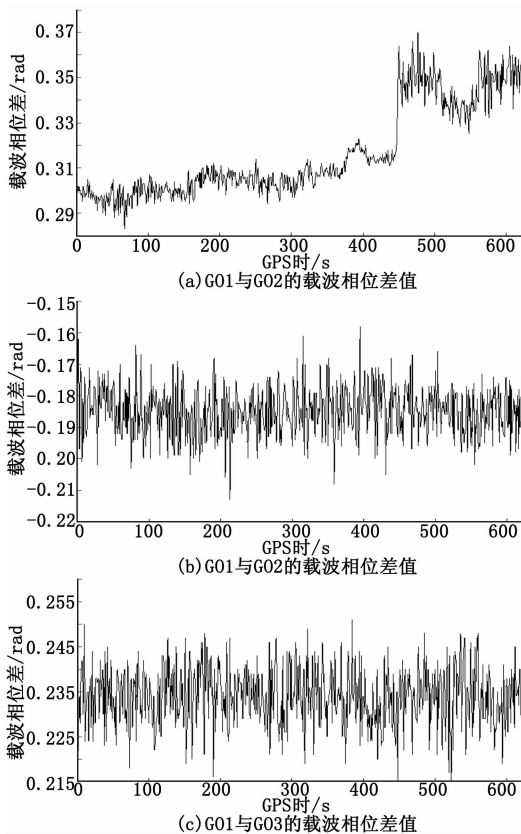


图 12 载波相位差值

相干域对伪卫星信号质量进行分析。最后使用通用接收机对伪卫星信号进行了接收处理, 并从伪卫星信号与卫星信号的兼容性, 通道信号延迟一致性, 载波相位单差稳定性方面对信号进行了分析, 分析结果表明采用固定导航电文参数设计的伪卫星信号, 可以满足该伪卫星系统的定位要求, 对今后的实际工程应用有一定的借鉴意义。

analysis using the rank decomposition [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25 (1): 8 - 14.

[17] Li Y, Wu Z F, J. M. Liu, et al. Efficient feature selection for high-dimensional data using two-level filter [A]. *International Conference on Machine Learning* [C]. Shanghai, 2004, 1711 - 1716.

[18] 黄莉莉, 汤 进, 孙登第, 等. 基于多标签 ReliefF 的特征选择算法 [J]. *计算机应用*, 2012, 32 (10): 2888 - 2890.

[19] 胡学钢, 许 尧, 李培培, 等. 一种过滤式多标签特征选择算法 [J]. *南京大学学报 (自然科学版)*, 2015, 51 (4): 723 - 730.

[20] Gong P, Ma H T, Wang Y T. Emotion Recognition Based on the Multiple Physiological Signals [A]. *International Conference on Real-time Computing and Robotics*, 2016 [C]. Angkor Wat, Cambodia, IEEE, 2016: 248 - 252.

[21] 蒋小梅, 张俊然, 陈富琴, 等. 基于 J48 决策树分类器的情绪识别与结果分析 [J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38 (3): 761 - 767.

参考文献:

[1] 赵 娜. 伪卫星技术及其在导航定位中的应用分析 [J]. *导航定位学报*, 2010, 3 (9): 31 - 33.

[2] 王亚宾, 战兴群, 徐洪亮, 等. 伪卫星室内导航定位系统研究和设计 [J]. *计算机测量与控制*, 2012, 20 (3): 793 - 796.

[3] 戴 超, 战兴群, 徐洪亮, 等. 伪卫星硬件设计及实现 [J]. *计算机测量与控制*, 2013, 21 (10): 2820 - 2822, 2834.

[4] Fluerasu A. Study of multipath effects for the GNSS repeater based indoor positioning technique [A]. *ION GNSS 20th International Technical Meeting of the Satellite Division* [C]. 2007: 25 - 28.

[5] 谢 钢. GPS 原理与接收机设计 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2012.

[6] Liu Q, Huang Z G, Kou Y H, et al. A low-ambiguity signal waveform for Pseudolite positioning systems based on Chirp. [J]. *Sensors Basel, Switzerland*, 2018, 18 (5).

[7] Sakamoto, Yoshihiro. Indoor positioning based on difference between carrier-phases transmitted from proximately-located antenna of multi-channel pseudolites [J]. *Modern Mechanical Engineering*, 2012, 5 (3): 154 - 159.

[8] Manandar D. Opening up indoors [J]. *GPS World*, 2011, 22 (5): 38 - 46.

[9] 叶红军, 蔚保国, 周必磊. 伽利略伪卫星脉冲调制方案最优化研究 [J]. *无线电工程*, 2008, 38 (7): 49 - 53.

[10] Jianfeng K, Zhuyan Z, Hao G, et al. TD-LTE network indoor performance with micro and Femto deployment in a realistic metropolitan scenario [A]. *Wireless Communications and Networking Conference* [C]. 2013: 3948 - 3952.

[11] 徐亚明, 孙福余, 张 鹏, 等. 一种利用载波相位差值的伪卫星定位方法 [J]. *武汉大学学报 (信息科学版)*, 2018, 43 (10): 1445 - 1450.

[12] 李 坤. 北斗伪卫星系统高精度定位关键技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.