

李朝文,严加勇. ECG信号长度和采样率对睡眠分期算法性能影响的研究[J]. 智能计算机与应用, 2026, 16(4): 61-67.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24070204

ECG信号长度和采样率对睡眠分期算法性能影响的研究

李朝文¹, 严加勇^{2,3}

(1 上海理工大学 健康科学与工程学院, 上海 200093; 2 上海健康医学院 医疗器械学院, 上海 201318;

3 上海跃扬医疗科技有限公司, 上海 201203)

摘要: 针对目前诸多基于心电信号的睡眠分期算法中, 心电信号采样率和长度没有统一标准这一问题, 本文以随机森林和极限梯度提升决策树睡眠分期模型为例, 研究了不同心电信号的采样率和长度对睡眠分期算法性能的影响。不同采样率(50 Hz、100 Hz、150 Hz、200 Hz、250 Hz)和信号长度(30 s、90 s、150 s、210 s、270 s、330 s、390 s、450 s、510 s、570 s、630 s、690 s)情况下, 随机森林和极限梯度提升决策树睡眠分期结果表明, 采样率固定时, 随着信号长度从30 s增至630 s, 两种模型分类准确率均呈现出上升趋势, 但当信号长度延伸至690 s时, 准确率有所下降。信号长度固定时, 采样率从250 Hz至100 Hz的降低对算法性能影响较小, 但降至50 Hz时, 分类准确率显著下降。

关键词: 心电信号; 睡眠分期; 采样率; 信号长度; 随机森林; 极限梯度提升决策树

中图分类号: R318.04 文献标志码: A 文章编号: 2095-2163(2026)04-0061-07

Research on the influence of ECG signal length and sampling rate on sleep staging algorithm performance

LI Chaowen¹, YAN Jiayong^{2,3}

(1 School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;

2 School of Medical Devices, Shanghai University of Medical & Health Sciences, Shanghai 201318, China;

3 Shanghai Yueyang Medical Technology Co. Ltd., Shanghai 201203, China)

Abstract: In response to the issue that there is no uniform standard for the sampling rate and length of electrocardiogram signals in many current sleep staging algorithms based on ECG signals, this paper uses the Random Forests and eXtreme Gradient Boosting Decision Tree sleep staging models as examples to study the impact of different ECG signal sampling rates and lengths on the performance of sleep staging algorithms. Under different sampling rates (50 Hz, 100 Hz, 150 Hz, 200 Hz, 250 Hz) and signal lengths (30 s, 90 s, 150 s, 210 s, 270 s, 330 s, 390 s, 450 s, 510 s, 570 s, 630 s, 690 s), the sleep staging results of the Random Forests and XGBoost models show that, when the sampling rate is fixed, the classification accuracy of both models generally increases as the signal length increases from 30 seconds to 630 seconds, but the accuracy decreases when the signal length extends to 690 seconds. When the signal length is fixed, the reduction of the sampling rate from 250Hz to 100Hz has a small impact on the algorithm's performance, but a significant decrease in classification accuracy is observed when reduced to 50 Hz.

Key words: ECG signal; sleep staging; sampling rate; signal duration; Random Forests; XGBoost

0 引言

睡眠质量与人体健康密切相关, 许多疾病如心血管疾病、糖尿病、抑郁和中风等在睡眠过程中会表现出相关征兆, 分析睡眠结构对这些疾病的诊断和治疗具有重要意义^[1-4]。临床上, 多导睡眠图

(Polysomnography, PSG)被广泛认定为睡眠分期的金标准, 通过记录个体睡眠周期中多种生理信号^[5]来分析睡眠质量。但其侵入性和可能引发的心理负担很可能对睡眠质量产生不利影响。

近年来, 心电图 (Electrocardiography, ECG) 因其非侵入性、易获取的特点, 逐渐成为研究睡眠结构

基金项目: 国家重点研发计划重点专项子课题(2020YFC2003602)。

作者简介: 李朝文(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 医学信号处理与人工智能。

通信作者: 严加勇(1975—), 男, 博士, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究方向: 医学信号与图像处理。Email: yanjy@sumhs.edu.cn。

收稿日期: 2024-07-02

和质量的重要工具。不同睡眠阶段伴随着交感神经和副交感神经活动变化会导致心率波动,进而从ECG中提取的特征(如心率变异性(Heart Rate Variability, HRV))也会发生规律性的变化^[6-7]。ECG信号的窗口大小和采样频率是影响分析结果准确性的关键因素。太小的窗口可能无法包含足够的信息,而太大的窗口可能导致信息冗余并增加计算复杂度。采样频率过低可能导致信号失真,而过高则会产生大量数据,增加处理负担。

国内外有很多使用ECG信号分析睡眠结构的相关研究,但是对于ECG信号采样率和长度目前尚未形成统一的标准。在2013年,Xiao等^[8]采用了500 Hz的采样率收集原始ECG信号,采用5 min的RR间期来提取HRV特征,并利用随机森林模型对睡眠结构进行三分类,获得了88.67%的分类准确率。2015年,Ebrahimi等^[9]基于250 Hz的ECG数据,采用5 min的RR间期,通过支持向量机模型进行睡眠结构检测,四分类准确率达到76.56%。2019年,Wei等^[10]在处理100 Hz的ECG数据时,采用5 min的RR间期来提取HRV特征,使用了LSTM模型进行睡眠分期,实现了89.84%、84.07%、77.76%及71.16%的二类、三类、四类及五类分类准确率。2022年,栗伟松等^[11]分别在SHHS1、SHHS2、MESA和MITBPD四个数据集中分别选取了1 000、1 000、1 000和16名样本,其中ECG信号采样频率分别为125、250、256和250 Hz,将ECG数据划分为30 s窗口,构建自注意力机制的深度神经网络进行睡眠分期,最终对各数据集进行四分类的准确率分别为75.77%、81.01%、82.79%和76.22%。2024年,应少飞等^[12]使用了500 Hz采样率收集ECG数据,采用5 min的RR间期,使用XGBoost模型进行分类,得到五分类、三分类和二分类测试集,准确率分别为84.0%、89.1%和95.2%。

本文综合考察了不同研究对ECG采样率和数据窗口长度的选择,并研究了这些参数对睡眠结构分析算法性能的影响。

1 材料与方法

本文基于ECG信号睡眠分期的研究方法如图1所示。主要由以下几个部分组成:(1)预处理;(2)提取HRV特征;(3)构建机器学习分类模型对HRV特征进行睡眠结构检测;(4)对比不同ECG信号的采样频率和长度对睡眠结构检测算法性能的影响。

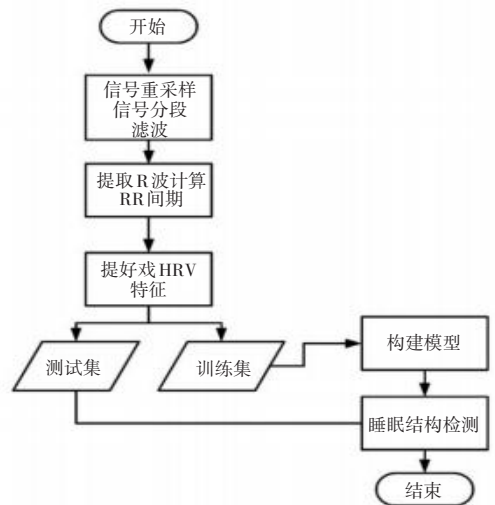


图1 研究方法

Fig. 1 Research methods

1.1 数据

本文实验数据来自于睡眠心脏健康研究(Sleep Heart Health Study, SHHS)数据库^[13]。包含SHHS1和SHHS2两个子数据集。研究过程中,随机选择了SHHS2数据库中的50个整夜睡眠记录进行研究。每个记录由专家根据Rechtschaffen和Kales标准^[14]手动将每30 s的睡眠周期分为觉醒(WAKE)、快速眼动(REM)和非快速眼动(NREM)的4个阶段(Stage 1, Stage 2, Stage 3, Stage 4)。实验首先提取PSG记录中的ECG通道数据,原始采样频率为250 Hz。根据美国睡眠医学会(AASM)的标准^[15],将Stage 1与Stage 2归并为浅度睡眠(Light Sleep),Stage 3与Stage 4归并为深度睡眠(Deep Sleep)。

1.2 预处理

为了系统评估不同采样率与信号长度对睡眠结构检测算法的影响,本文使用均值采样对信号进行降采样,设定的采样率包括原始采样率250、200、150、100、50 Hz。考虑到睡眠阶段的判定基于每30 s一个周期,将ECG信号设定为30、90、150、210、270、330、390、450、510、570、630和690 s的长度。每组信号使用5~20 Hz的4阶巴特沃斯带通滤波器进行处理。不同采样率下的ECG信号模型呈现出明显差异,如图2所示。这一可视化结果为后续分析采样率对特征提取及模型性能的影响提供了直观依据。

1.3 提取特征

在对ECG信号预处理之后,采用Hilbert变换算法^[16]对ECG信号中的R波进行检测。基于提取的R波位置,计算得到RR间期。

本研究从RR间期中提取时域特征、频域特征、

非线性特征等 54 个特征^[6,8,17]。具体特征定义与描述分别见表 1~表 3。

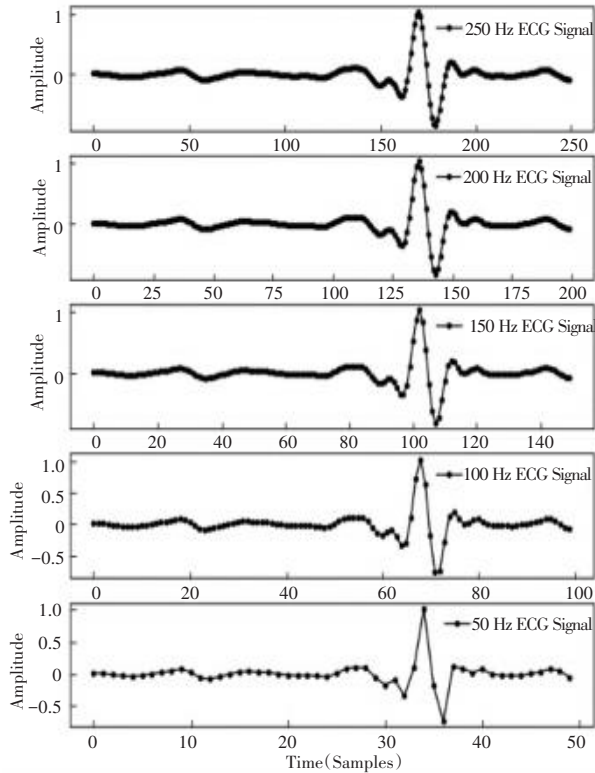


图 2 不同频率心电信号示意图

Fig. 2 Schematic diagrams of ECG signals at different sampling frequencies

表 1 时域特征

Table 1 Time domain features

特征向量	特征描述
Mean HR	心率的平均水平
Median HR	心率的中位数
AVNN	RR 间期的平均值
Median NN	RR 间期的中位数
AVNN Diff	连续 RR 间期差异的平均值
Median NN Diff	连续 RR 间期差异的中位数
RR_10, RR_25, RR_75, RR_90	RR 间期的 10%, 25%, 75%, 90% 的百分位数
Range NN	最大 RR 间期与最小 RR 间期的差值
SDNN	RR 间期的标准差
CVNN	RR 间期的标准差与平均值之比
RMSSD	连续 RR 间期差的均方根
SDSD	连续 RR 间期差的标准差
NN20	超过 20 ms 的 RR 间期差的次数
pNN20	超过 20 ms 差异的 RR 间期比例
NN50	超过 50 ms 的 RR 间期差的次数
pNN50	超过 50 ms 差异的 RR 间期比例

表 2 频域特征

Table 2 Frequency domain features

特征向量	特征描述
TP	所有频率成分的总功率
VLF	极低频(低于 0.04)的功率
LF	低频(0.04~0.15 Hz)的功率
TLF	真低频(0.03~0.1 Hz)的功率
MF	中频(0.1~0.15 Hz)功率
HF	高频(0.15~0.4 Hz)功率
pVLF	极低频(VLF)功率占总功率(TP)的百分比
pLF	低频(LF)功率占去除极低频成分后总功率的百分比
pHF	高频(HF)功率占去除极低频成分后总功率的百分比
LF/HF Ratio	低频功率与高频功率的比值
TPf	所有频率段的平均频率
LFf	(0.04~0.15 Hz)的平均频率
TLFf	(0.03~0.1 Hz)的平均频率
MFf	(0.1~0.15 Hz)的平均频率
HFf	(0.15~0.4 Hz)的平均频率
HF_maxf	高频带内功率最大的频率
HF_amp	高频带峰值频率的归一化振幅

表 3 非线性特征

Table 3 Nonlinear features

特征向量	特征描述
DFA α_1	RR 间期序列在短时间尺度上去趋势波动分析
DFA α_2	RR 间期序列在长时间尺度上去趋势波动分析
MSE	多尺度熵,通过在多个时间尺度上计算样本
Sample Entropy	HRV 序列的样本熵
Shannon Entropy	HRV 序列的香农熵
TPSE	所有频率段的频谱熵
LFSE	(0.04~0.15 Hz)的频谱熵
TLFSE	(0.04~0.1 Hz)的频谱熵
MFSE	(0.1~0.15 Hz)内的频谱熵
HFSE	(0.15~0.4 Hz)内的频谱熵
TPSH	所有频率段的香农熵
LFSH	(0.04~0.15 Hz)的香农熵
TLFSH	(0.04~0.1 Hz)的香农熵
MFSH	(0.1~0.15 Hz)内的香农熵
HFSH	(0.15~0.4 Hz)内的香农熵
SD1	Poincaré 图沿垂直于线性身份线 ($y = x$) 的方向的标准差
SD2	Poincaré 图沿线性身份线 ($y = x$) 的方向的标准差
S	在 Poincaré 图分析中, S 通常表示由 SD1 和 SD2 定义的椭圆的面积,该椭圆覆盖了大多数数据点

1.4 分类器

本文选择了两种经典的分类模型:随机森林(Random Forests)和极限梯度提升决策树(XGBoost)。这两种模型在机器学习领域广泛应用,能够处理复杂数据结构,并具备出色的分类和预测能力。

(1) 随机森林

随机森林通过构建多个决策树并汇总其预测结果来提高整体预测精度。该算法由 Breiman 等^[18]于 2001 年提出,基于“大数定律”原理,即多个弱预测模型的组合可以产生一个强大的集成模型。训练过程中,每棵树随机选择一定比例的训练样本(自助采样)和一定数量的特征,确保树的多样性。预测时,分类问题采用“多数投票”原则,回归问题则计算所有树预测结果的平均值。

(2) 极限梯度提升决策树

XGBoost 是梯度提升决策树的一种,由 Chen 等^[19]于 2016 年提出,通过集成多颗决策树来拟合目标函数。XGBoost 的目标函数包括损失函数和正则化项:

$$\text{Obj}(\Theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i(\Theta)) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (1)$$

其中, n 是样本数量; y_i 是第 i 个样本的实际睡眠分期标签; $\hat{y}_i(\Theta)$ 是模型的预测输出; l 是损失函数; 函数 Ω 是正则化项; f_k 是模型中第 k 棵树。

每轮迭代中, XGBoost 通过添加一个新的树来改进模型, 新树基于目标函数对当前模型预测的负

梯度进行拟合:

$$\hat{y}_i(t) = \hat{y}_i(t-1) + f_i(x_i) \quad (2)$$

其中, $\hat{y}_i(t-1)$ 是第 $t-1$ 轮迭代后的预测值, x_i 是第 i 个样本的 HRV 特征向量。

树的复杂度 $\Omega(f)$ 包括叶子数量 T 和叶子权重的 L2 范数:

$$\Omega(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (3)$$

其中, γ 和 λ 分别是控制树复杂度的正则化参数。

2 实验与结果

2.1 实验设计

将样本按 7:3 的比例划分为训练集和测试集,对睡眠阶段进行清醒、快速眼动、轻度睡眠和深度睡眠四分类,对比 Random Forests 和 XGBoost 模型的分类效果。实验使用准确率作为评价标准,公式如下:

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TN} + \text{TP}}{\text{TN} + \text{FN} + \text{TP} + \text{FP}} \quad (4)$$

其中, TP 为真阳性; FP 为假阳性; FN 为假阴性; TN 为真阴性。

2.2 实验结果

表 4 和表 5 分别展示了评估 Random Forests 和 XGBoost 两个模型在不同采样率和不同信号长度的 ECG 信号提取的 HRV 特征的睡眠分期结果。

表 4 使用随机森林进行睡眠分期的 ECG 信号在不同采样率和不同信号长度下的准确率

Table 4 Accuracy of ECG signals for sleep staging using Random Forests at different sampling rates and signal lengths

采样频率/ Hz	信号长度/s											
	30	90	150	210	270	330	390	450	510	570	630	690
250	0.632 6	0.682 0	0.725 9	0.756 1	0.788 9	0.805 4	0.810 9	0.819 7	0.834 3	0.839 4	0.839 6	0.837 5
200	0.630 0	0.673 7	0.713 7	0.750 2	0.771 8	0.791 9	0.805 4	0.814 5	0.820 1	0.832 8	0.839 0	0.838 6
150	0.626 8	0.662 7	0.701 4	0.733 6	0.760 0	0.780 8	0.795 6	0.808 1	0.817 7	0.825 7	0.836 3	0.832 4
100	0.616 1	0.653 1	0.689 2	0.726 4	0.752 8	0.774 2	0.785 4	0.798 3	0.813 0	0.813 3	0.827 1	0.831 7
50	0.609 0	0.638 1	0.666 2	0.696 4	0.718 6	0.741 5	0.755 6	0.769 5	0.782 4	0.790 4	0.803 1	0.802 0

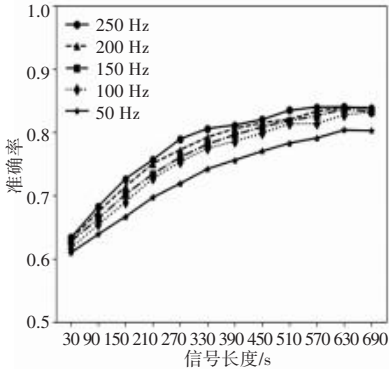
表 5 使用极限梯度提升决策树进行睡眠分期的 ECG 信号在不同采样率和不同信号长度下的准确率

Table 5 Accuracy of ECG signals for sleep staging using XGBoost at different sampling rates and signal lengths

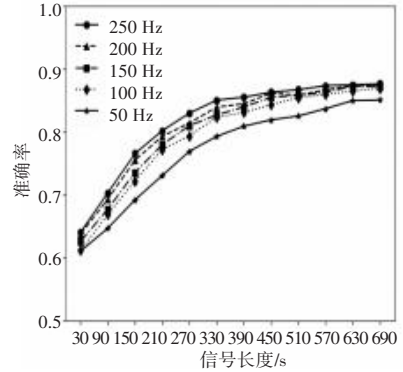
采样频率/ Hz	信号长度/s											
	30	90	150	210	270	330	390	450	510	570	630	690
250	0.640 1	0.702 7	0.765 2	0.801 5	0.829 6	0.850 1	0.854 8	0.862 8	0.866 7	0.873 2	0.874 5	0.876 1
200	0.637 0	0.692 9	0.754 7	0.792 5	0.813 8	0.839 0	0.844 4	0.861 3	0.858 0	0.866 8	0.873 2	0.873 0
150	0.625 5	0.676 8	0.735 1	0.779 4	0.809 7	0.826 5	0.839 4	0.854 5	0.857 8	0.862 9	0.872 2	0.871 9
100	0.611 0	0.668 3	0.721 7	0.771 7	0.793 3	0.823 0	0.830 7	0.842 9	0.854 1	0.859 4	0.864 8	0.869 2
50z	0.610 1	0.646 4	0.691 7	0.730 2	0.768 9	0.792 5	0.808 7	0.818 8	0.824 9	0.836 6	0.849 5	0.850 4

图 3(a)和图 3(b)展示了不同采样率和信号长度下的分类准确率变化趋势。当采样率固定时,随着信号长度从 30 s 增至 330 s,两种模型的分类准确率均上升。当信号长度从 330 s 延伸至 630 s 时,准确率趋于平缓,延伸至 690 s 时,准确率略有下降。例如,在 250 Hz 采样率下,Random Forests 模型的分

类准确率从 30 s 的 0.632 6 逐渐提升至 630 s 的 0.839 6,但在 690 s 时略降至 0.837 5。同样,XGBoost 模型在相同采样率下,分类准确率从 30 s 的 0.640 1 持续增加至 630 s 的 0.874 5,但在 690 s 时略降至 0.876 1。当信号长度固定时,随着采样率从 250 Hz 降至 100 Hz,分类准确率逐步下降,尤其当采样率降至 50 Hz 时,准确率下降更为显著。



(a) 随机森林的结果



(b) 极限梯度提升决策树的结果

图 3 不同采样率与信号长度在随机森林和极限梯度提升决策树的结果

Fig. 3 Results of Random Forests and XGBoost with different sampling rates and signal lengths

2.3 特征分析

通过对特征数据进行主成分分析,特征重要性如图 4 所示。多个特征对分类性能贡献较大,包括 lf_hf_ratio、lfsh、pnn20、s、nn20、pnn50、lfse、tpsh、

tlfsh、nn50、tlf、mean_hr、hfsh、tlfse 和 mf 等,这些特征共同解释了 95%的方差,在分类性能中发挥了重要作用。

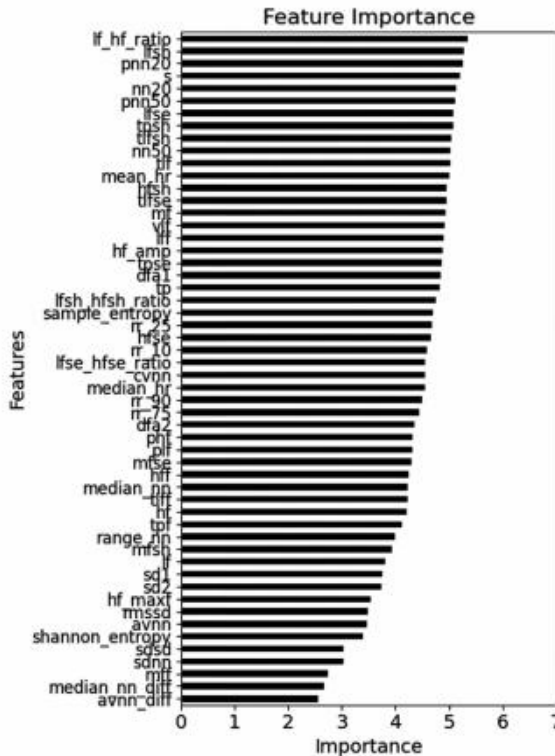


图 4 特征重要性

Fig. 4 Features importance

此外,通过对时域特征和非线性特征进行相关性分析(如图5所示),可以发现 $sdnn$ 、 $cvnn$ 与 $sd1$ 、 $sd2$ 、 s 和 $shannon_entropy$ 之间存在显著的正相关

性, $sdnn$ 与 $range_nn$ 、 $nn20$ 、 $nn50$ 也显示出较强的正相关性,表明这些特征在心率变异性分析中是相互关联的。

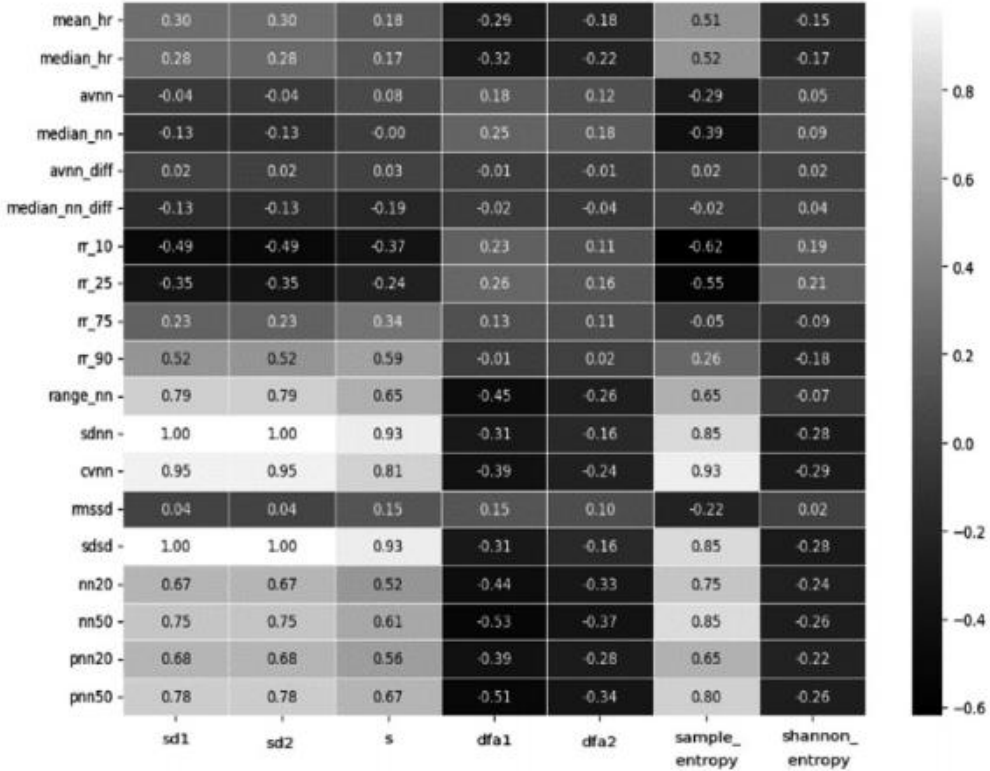


图5 时域特征与非线性特征相关性图

Fig. 5 Correlation between time-domain and nonlinear features

3 结束语

本文采用了 Random Forests 和 XGBoost 模型,探讨了心电图信号的采样率和信号长度对睡眠分期算法性能的影响,并且分析了相关特征的重要性程度。实验结果表明,在固定采样率的条件下,随着信号长度的增加,两种模型分类准确率均显示出上升趋势,直至信号长度达到 630 s 时达到峰值。信号长度超过 630 s 后,分类准确率便开始略有下降。此外,当采样率降至 50 Hz 时,两个模型的睡眠分期准确率明显下降。

参考文献

[1] CAPPUCIO F P, COOPER D, ELIA L, et al. Sleep duration predicts cardiovascular outcomes: A systematic review and meta-analysis of prospective studies[J]. *European Heart Journal*, 2011, 32(12): 1484-1492.

[2] CAPPUCIO F P, ELIA L, STRAZZULLO P, et al. Quantity and quality of sleep and incidence of type 2 diabetes: A systematic review and meta-analysis[J]. *Diabetes Care*, 2010, 33(2): 414-420.

[3] STEIGER A, PAWLOWSKI M. Depression and sleep[J].

International Journal of Molecular Sciences, 2019, 20(3): 607.

[4] LI W, WANG D, CAO S, et al. Sleep duration and risk of stroke events and stroke mortality: A systematic review and meta-analysis of prospective cohort studies[J]. *International Journal of Cardiology*, 2016, 223: 870-876.

[5] MEHRABI S, BAGHERI S. Clinical and polysomnographic characteristics in adults referred to the sleep laboratory: A single-center study[J]. *Qatar Medical Journal*, 2022, 2022(1): 14.

[6] MALIK M, BIGGER J T, CAMM A J, et al. Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use[J]. *European Heart Journal*, 1996, 17(3): 354-381.

[7] NAZERAN H, PAMULA Y, BEHBEHANI K. Heart rate variability (HRV): Sleep disordered breathing[M]. Hoboken: Wiley, 2006.

[8] XIAO M, YAN H, SONG J, et al. Sleep stages classification based on heart rate variability and random forest[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2013, 8(6): 624-633.

[9] EBRAHIMI F, SETAREHDAN S K, NAZERAN H. Automatic sleep staging by simultaneous analysis of ECG and respiratory signals in long epochs[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, 18: 69-79.

[10] WEI Y, QI X, WANG H, et al. A multi-class automatic sleep staging method based on long short-term memory network using single-lead electrocardiogram signals[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 85959-85970.

[11] 栗伟松, 汤敏芳, 何征岭, 等. 基于自注意力机制和单导联心

- 电信号的自动睡眠分期算法[J]. 计算机与现代化, 2022, 39(12): 50-59.
- [12] 应少飞, 秦代友, 谢佳欣, 等. 基于心率变异性的自动睡眠分期及其脑电图验证[J]. 中国生物医学工程学报, 2024, 43(1): 18-26.
- [13] QUAN S F, HOWARD B V, IBER C, et al. The sleep heart health study: Design, rationale, and methods[J]. *Sleep*, 1997, 20(12): 1077-1085.
- [14] RECHTSCHAFFEN A, KALES A. A manual of standardized terminology, technique and scoring system for sleep stages of human subjects [EB/OL]. (1968-05-07) [2025-05-22]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:222384270>.
- [15] BER C, ANCOLI-ISREAL S, CHESSON A L, et al. The AASM manual for the scoring of sleep and associated events: rules, terminology, and technical specifications [EB/OL]. (2007-08-20) [2025-07-22]. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:78939623>.
- [16] 张异凡, 王浩任, 史浩天, 等. 基于小波变换和希尔伯特包络分析的 QRS 波检测算法[J]. 计算机与现代化, 2019, 36(5): 96-100.
- [17] GERMÁN-SALLÓ Z, GERMÁN-SALLÓ M. Non-linear methods in HRV analysis[J]. *Procedia Technology*, 2016, 22: 645-651.
- [18] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45: 5-32.
- [19] CHEN T, GUESTRIN C. Xgboost: A scalable tree boosting system[C]// *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2016: 785-794.