

■ 生物医学与信息工程专题

引用格式:郭艳平,刘聪,侯凤贞,等.基于单通道脑电信号的睡眠自动分期研究[J].陕西师范大学学报(自然科学版),2020,48(6):18-25.[GUO Y P,LIU C,HOU F Z, et al. Automatic sleep staging with a single electroencephalography channel[J]. Journal of Shaanxi Normal University (Natural Science Edition), 2020, 48(6): 18-25.] DOI:10.15983/j.cnki.jsnu.2020.02.032

基于单通道脑电信号的睡眠自动分期研究

郭艳平¹,刘聪²,侯凤贞^{2*},刘新昱^{2*}

(1 南京航空航天大学 金城学院,南京 211156; 2 中国药科大学 理学院,南京 211198)

摘要:睡眠分期是睡眠评估的基础,在睡眠紊乱症的早期诊断和干预中起着重要的作用。本文利用集合经验模态分解对单通道脑电信号进行预处理,联合使用从分解得到的固有模态信号中提取的线性和非线性动力学等多元特性,构建了机器学习模型的输入特征空间,并最终训练出可行的睡眠自动分期模型。通过对111个健康受试者的整夜睡眠数据的分期实验,可以发现,使用本文提出的特征构建策略,能在多种经典的机器学习算法(反向传播神经网络、支持向量机、随机森林和极端梯度提升)中,都获得具有实用价值的睡眠自动分期模型。其中,基于极端梯度提升算法的模型,在对睡眠状态进行4种分期和5种分期的任务中准确率分别为81.0%和79.7%。

关键词:睡眠自动分期;集合经验模式分解;机器学习

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-4291(2020)06-0018-08

Automatic sleep staging with a single electroencephalography channel

GUO Yanping¹, LIU Cong², HOU Fengzhen^{2*}, LIU Xinyu²

(1 Jincheng College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211156, Jiangsu, China;

2 School of Science, China Pharmaceutical University, Nanjing 211198, Jiangsu, China)

Abstract: Sleep staging is the basis of scientific evaluation of sleep. It plays vital role in the early diagnosis and intervention of sleep disorders. The automatic sleep staging system was constructed by firstly using ensemble empirical mode decomposition (EEMD) to the electroencephalography (EEG) signals and then extracting both linear and nonlinear features from the decomposed intrinsic mode functions (IMFs). The features were fed into machine learning models based on five different algorithms. After applying the proposed method on sleep EEG data of 111 healthy subjects. It can be found that the proposed method can yield to automatic sleep staging systems with substantial performance on several machine learning models. Total accuracies of 81.0% and 79.7% were achieved by the model based on eXtreme Gradient Boosting algorithm, respectively in 4-label and 5-label staging.

Keywords: automatic sleep staging; ensemble empirical mode decomposition; machine learning

睡眠是机体复原和巩固的重要环节,有效的睡眠是机体保持健康的基础^[1]。随着现代生活压力的

增大,越来越多人受到睡眠障碍(如失眠、嗜睡、睡眠呼吸暂停综合征等)的折磨^[2],许多证据表明:睡眠

收稿日期:2019-10-06

基金项目:国家自然科学基金(30870649)

* 通信作者:侯凤贞,女,博士,副教授,硕士生导师。E-mail: houfz@cpu.edu.cn;刘新昱,男,博士,讲师。E-mail: lxy@cpu.edu.cn.

紊乱是认知障碍、情绪障碍、体重增加、糖尿病以及总体死亡率增加等的危险因素^[3]。因此,简单易行的睡眠质量评估方法对于人们认识自身的睡眠问题以及尽早采取有效的干预措施至关重要。

睡眠分期是完成睡眠质量评估的前提。目前,睡眠分期主要是由经验丰富的睡眠医师基于 Rechtschaffen & Kales(R&K)标准^[4]或美国睡眠医学会(American academy of sleep medicine, AASM)手册^[5]对每 30 秒一段的多导睡眠图(polysomnogram, PSG)进行人工判读来实现的。按 R&K 标准,共有六个分期类别:觉醒期(WAKE)、快速眼动期(rapid eye movement, REM)以及非快速眼动(non-rapid eye movement, NREM)的 1、2、3、4 期。根据 AASM 手册,又将 NREM-3 期和 NREM-4 期合并,记为 N3 期,也被称为深睡期(deep sleep, DS)。有些研究也将 NREM-1 期和 NREM-2 期合并,记为浅睡期(low sleep, LS)。基于 PSG 的人工判读方法是国际上睡眠分期的“金标准”,但是其缺点也不容忽视。其一是 PSG 的采集需在专门的睡眠室中完成,且受试者需佩戴多导有线电极,很大程度上影响了受试者的睡眠;其二是 PSG 需由专业人员来操作,技术要求较高,费用昂贵;其三是整夜 PSG 信号的人工判断不仅耗时耗力,且易受医师主观因素的影响,评定的一致性较差。

因此,一些学者开始转向基于单导脑电图(electroencephalography, EEG)信号的睡眠自动分期的研究^[6-13]。Hassan 等提出利用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)^[14]提取 EEG 信号的特性,之后使用提升方法(boosting)构建机器学习模型以实现睡眠自动分期^[13]。通过将这种模型应用到 8 个健康人身上(每人采集了包括白天清醒和夜间睡眠在内,约 20 小时的 EEG 数据),对于判别 WAKE、REM、DS、LS 四种状态,Hassan 等报道了高达 92.66%的分类准确率^[13]。这是现有文献中报道的利用单导 EEG 信号进行睡眠分期时的最高准确率。但是,Hassan 等的研究需要进一步验证与拓展。首先,他们使用的数据集人数太少,且并不适合睡眠自动分期研究,因为其中清醒状态占据了 53.04%^[13],这会造成模型学习的偏袒。其次,他们仅使用了 EEMD 分解得到的 7 个固有模态函数(intrinsic mode function, IMF)信号的线性特性来构建特征空间,没有利用 EEG 信号已经被广泛认可的非线性特性。

因此,在本文中,我们选择来源于睡眠心脏健康

研究(sleep heart health study, SHHS)数据库^[15]的 111 个健康人的整夜 EEG 信号为研究对象。首先采用 EEMD 方法对单通道 EEG 信号进行预处理,通过联合从分解得到各 IMF 信号中提取的线性和非线性动力学特性,来作为睡眠自动分期模型的输入特征向量。之后,分别使用线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)、反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)、支持向量机(support vector machine, SVM)、随机森林(random forest, RF)和极端梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost)5 种经典的机器学习算法构建自动分期模型。基于本文的研究,可以建立简单有效的睡眠自动分期模型。

1 对象及方法

1.1 研究对象

根据受试者的人口统计学信息、睡眠质量量表与评分、信号质量评分等各方面指标,本研究从 SHHS 数据库筛选了 111 名健康被试,纳入标准如下:(1)无习惯性饮酒;(2)在睡眠监测前两周内没有摄入抗抑郁药;(3)无糖尿病史和中风史;(4)无自报高血压;(5)呼吸暂停低通气指数少于 5 次/时;(6)整夜睡眠记录完整,并且记录开始于上床关灯之前,终止于起床之后;(7)EEG 信号质量较高,没有超过 30 分钟无法判读的信号;(8)夜间处于睡着状态的时间大于醒着的时间;(9)包含各个睡眠分期的信号。这些受试者的年龄为 57.5 岁±11.3 岁(均值±标准差),身体质量指数为 25.6 kg/m²±4.0 kg/m²,其中男性 20 人。每名受试者均包含两通道 EEG 信号(C3-A2 和 C4-A1),本研究选用 C4-A1 通道,其采样率为 125 Hz。每段 30 秒的 EEG 信号,均对应一个由专家遵循 R&K 标准而评定的分期标签。表 1 列出了受试者各个睡眠分期数目和所占整夜睡眠分期的百分比。

表 1 受试者各个睡眠分期的数目和所占整夜睡眠分期数的百分比(均值±标准差)

| Tab. 1 The number and percentage of each sleep stage for the subjects (mean±standard deviation) | | |
|---|-------------|------------|
| 分期 | 分期数目 | 分期所占比例 |
| WAKE | 135.4±84.7 | 15.3%±8.9% |
| REM | 152.8±52.9 | 17.4%±5.5% |
| NREM-1 | 31.6±20.2 | 3.6%±2.2% |
| NREM-2 | 403.2±100.9 | 46.0%±9.5% |
| DS | 140.1±77.5 | 16.4%±9.3% |

1.2 EEMD 分解

EEMD 是一种基于数据局部特征的自适应数据分析方法,它的提出是为了改善经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)的虚假分量和模态混叠问题^[14]。EMD 对分解得到的每阶 IMF 信号假设了 2 个条件:(1)整个信号中过零点与极值点个数相等或至多相差 1 个;(2)由信号上局部极大值点确定的包络线和由局部极小值点确定的包络线的均值均为零,即信号关于时间轴局部对称。对原始信号 $x(t)$ 进行 EMD 分解的具体步骤为^[14]:

(1)确定原始信号 $x(t)$ 上的所有极大值点和极小值点,利用三次样条拟合曲线拟合出 $x(t)$ 的上下包络线,并计算出上下包络线的平均值曲线 $m_1(t)$;用 $x(t)$ 减去 $m_1(t)$ 得到 $m_2(t)$ 。判断如果 $h_1(t)$ 不满足前文中 IMF 的两个条件,需要把 $h_1(t)$ 作为原始信号重复本步骤得到

$$h_{11}(t)=h_1(t)-m_{11}(t)。$$

(1)

这样筛选 k 次直到 $c_1(t)$ 变为一个 IMF,称为第一阶 IMF,记作: $c_1(t)=h_{1k}(t)$ 。

(2)从原始信号中减去 $c_1(t)$ 得第一阶剩余信号 $r_1(t)$ 。并且对 $r_1(t)$ 进行同样的筛选。这一过程如公式(2)所示:

$$\begin{cases} r_1(t)-c_2(t)=r_2(t), \\ \vdots \\ r_{n-1}(t)-c_n(t)=r_n(t)。 \end{cases}$$

(2)

当 $r_n(t)$ 成为一个单调函数时,筛选结束。因此,原始信号经过 EMD 分解得到 $x(t)=\sum_{i=1}^n c_i(t)+r_n(t)$,即原始数据 $x(t)$ 为一系列固有模态函数 $c_1(t)$ 和一个残余项 $r_n(t)$ 的和。

EEMD 将白噪声加入到所需分解的信号中补充一些缺失的尺度,进而达到更好的分解结果。EEMD 分解的具体步骤是:(1)将白噪声序列添加到原始信号中;(2)将步骤(1)得到的新的信号通过 EMD 分解得到多阶 IMF 信号;(3)重复步骤(1)和步骤(2),但每次使用不同的白噪声序列;(4)将多次分解得到的 IMF 信号取均值,作为最终 IMF 信号结果。

在 EEMD 的应用中,高斯白噪声的幅度(表示为 ϵ)、得到的 IMF 个数(表示为 NI)和加入不同白噪声的次数(表示为 NE)需要确定。根据预实验,我们选取 ϵ 为 0.1,NI 为 7,NE 为 200。图 1 是一个受试者在某个 DS 睡眠分期状态下的 EEG 信号分解得到的 7 个 IMF 信号,其中 a—g 分别表示 IMF1—7。

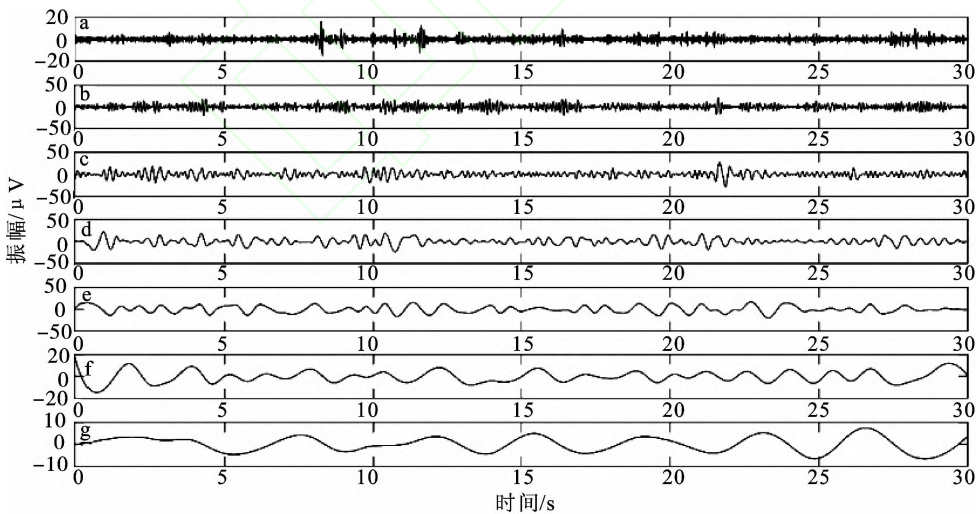


图 1 某 30s 的 EEG 信号(DS 分期)分解得到的 7 个 IMF 信号

Fig. 1 Seven IMFs of an EEG signal in DS stage

注:a—g 分别表示 IMF1—7。

1.3 特征参数

在本研究中,除了使用 Hassan 等使用的统计学特性,如均值、偏度和峰度外,还从各 IMF 信号中分别提取了 5 个信号时域特性和非线性动力学特性指标,即 Hjorth 子参数,零点穿越率(zero-crossing rate, ZCR)和样本熵(sample entropy, SE)。

1.3.1 Hjorth 参数 Hjorth 参数是由 Hjorth 在 1970 年首次提出的^[16],广泛应用于脑电信号分析。共包含 3 个子参数,分别定义为活动性(hjorth activity, HA)、移动性(hjorth mobility, HM)和复杂度(hjorth complexity, HC)。对于时间序列 $\{x(n) \mid n=1,2,\cdots,N\}$,HA、HM、HC 的计算分

别如公式(3)–(5)所示。

$$HA = \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 / N, \quad (3)$$

$$HM = \sqrt{\left(\sum_{n=1}^{N-1} (x'(n) - \bar{x}')^2 / (N-1) \right) / \left(\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 / (N-1) \right)}, \quad (4)$$

$$HC = \frac{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^{N-2} (x''(n) - \bar{x}'')^2 / (N-2) \right) / \left(\sum_{n=1}^{N-1} (x'(n) - \bar{x}')^2 / (N-1) \right)}}{\sqrt{\left(\sum_{n=1}^{N-1} (x'(n) - \bar{x}')^2 / (N-1) \right) / \left(\sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 / N \right)}}. \quad (5)$$

这里, \bar{x} 和 x' 分别代表了时间序列 $\{x(n) \mid n=1, 2, \dots, N\}$ 的均值和差分序列, 而 x'' 代表着 x' 的差分序列。从公式(3)–(5)中可以看出, HA、HM、HC 分别描述 EEG 信号在时域上的幅度、斜率及斜率变化率三个特性。同时, 它们联通了 EEG 信号的时域分析与频域分析, HA 反映了 EEG 信号平均功率, 并与信号的方差等效, HM 与 EEG 信号的平均频率密切相关, 而 HC 则反映了 EEG 信号的带宽^[17]。

1.3.2 零点穿越率 零点穿越率(zero-crossing rate, ZCR)表示沿着信号的符号变化率, 即信号从正向变化到负向或反向变化的率^[18]。如果信号频谱在高频段, 那么单位长度信号的 ZCR 较大。ZCR 被定义为

$$ZCR = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} \delta_{R<0}(x(n)x(n-1)), \quad (6)$$

其中, $\delta_{R<0}$ 是指标函数

$$\delta_{R<0}(s) = \begin{cases} 1, & s < 0, \\ 0, & s \geq 0. \end{cases} \quad (7)$$

1.3.3 样本熵 样本熵(sample entropy, SE)是由 Richman 等^[19]提出的一种近似熵的改进方法, 用来减少自匹配引起的偏置。它与记录长度无关, 在各种情况下表现出相对一致性^[19]。利用这一优势, SE 已广泛应用于生理时间序列分析, 如 EEG 信号的挖掘。SE 的具体计算步骤如下:

(1) 预先给定嵌入维数 m 和相似容限 r , 依据原始信号重构一组 m 维向量:

$$\mathbf{X}_m(i) = \{x(i), x(i+1), \dots, x(i+m-1)\} \\ (i = 1, 2, \dots, N-m+1). \quad (8)$$

(2) 对于每一个 m 维嵌入空间中的向量 $\mathbf{X}_m(i)$, 计算它与该空间中其他向量 $\mathbf{X}_m(j)$ 之间的距离, 即:

$$d[\mathbf{X}_m(i), \mathbf{X}_m(j)] = \max |x(i+k) - x(j+k)|, \\ (0 \leq k \leq m-1, j \neq i). \quad (9)$$

(3) 对于每一个 m 维嵌入空间的向量 $\mathbf{X}_m(i)$, 统计 m 维空间中与其距离小于 r 的向量个数 $B^m(i)$, 并

计算其与距离总数的比值的平均值, 即

$$C^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \frac{B^m(i)}{N-m}. \quad (10)$$

(4) 增加维数到 $m+1$, 重复上述(1), (2), (3) 步骤, 得到 $C^{m+1}(r)$ 。

(5) 当 N 为有限值时, SE 估计值为

$$SE(m, r) = -\ln \left[\frac{C^{m+1}(r)}{C^m(r)} \right]. \quad (11)$$

在本研究中嵌入维数 m 为 2, 相似容限 r 为 $0.15 \times$ 信号标准差。

1.4 机器学习算法简介

LDA 是在 1936 年由 Fisher 针对二分类问题提出的一种经典的线性学习方法, 又称为“Fisher 判别分析”^[20]。BPNN 是在 1986 年由 Rumelhart 等人提出的一种以误差为依据进行反向传播算法训练的多层前馈网络^[21], 它的主要思想是输入信号的正向传播和误差的反向传播。SVM 于 1995 年由 Cortes 和 Vapnik 提出, 是一种基于统计学习原理和结构化风险最小化准则的背景下产生的适用于小样本的机器学习算法, 可以很好的解决数据特征维度高、样本量小等问题^[22]。RF 是在 2001 年由 Leo Breiman 和 Adele Cutler 提出的一种建立在决策树和 Bagging 集成学习算法上的一种机器学习方法, 并进一步在决策树的训练过程中引入随机属性^[23]。相比于单一的决策树, RF 的泛化能力更好。XGBoost 算法是由陈天奇等人在 2016 年提出的一种梯度 Boosting 集成学习算法^[24], 它是梯度提升树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)算法^[25]的实现与改进。XGBoost 对 GBDT 中损失函数的求解进行改进, 通过对损失函数做了二阶的泰勒展开, 并增加正则来对整体求最优解, 避免过拟合^[24]。

1.5 分期模型的构建

本研究工作的流程图如图 2 所示。对于每 30s 一段的 EEG 信号, 先进行 EEMD 分解, 提取 7 个 IMF 信号; 然后从各 IMF 信号中提取特征参数, 即

均值、偏度、峰度、HA、HM、HC、ZCR 和 SE, 共计 56 个特征, 并对每个特征进行从 -1 到 1 的归一化, 就得到了睡眠自动分期模型的输入特征空间。而对于模型的输出, 本文设计了两种标签方案, 一种包括

5 个类别, 即 WAKE、REM、NREM-1、NREM-2 和 DS, 另一种包含 4 个类别, 即 WAKE、REM、LS 和 DS。

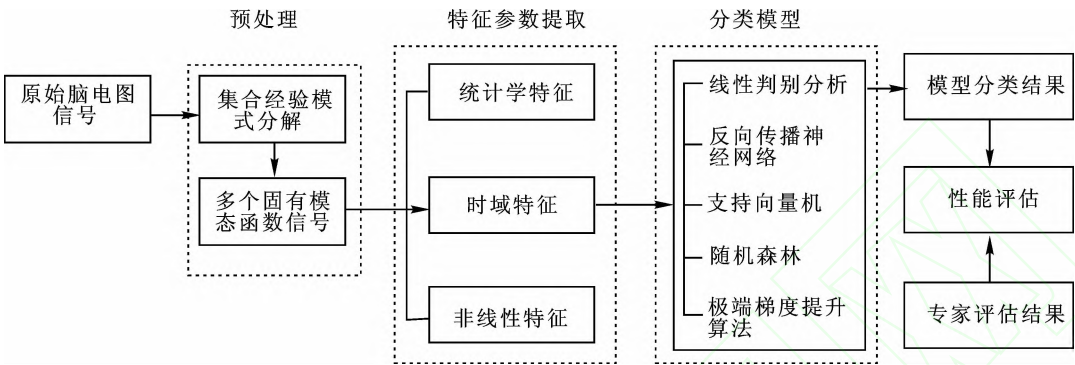


图 2 本文模型工作流程图

Fig. 2 The flowchart of the present model

本文采取 5 折交叉验证来提高模型的泛化能力。数据集采用按照人来分割数据样本的方法(如图 3 所示), 随机抽取来自于 80% 的人(即 89 个人)的所有分期作为训练集, 剩余的 22 个人的所有分期作为测试集。同时为了防止发生模型过拟合, 每一折训练时, 又从训练集中抽取 22 个人作为验证集, 采用及早停止法来控制训练过程。分期模型构建是在 Python3.6 上完成的, 采用 sklearn 工具包, 模型参数如表 2 所示。

的整体性能。其中, kappa 系数是表征分类项目的评分者间一致性的统计量^[26], 这里用来评估分类模型和专家评分之间的一致性。Landis 等认为 kappa 值大于 0.80 的分类模型几乎是完美的, 而 kappa 值在 0.61 和 0.80 之间的分类模型具有实用价值^[27]。

2 结果

本研究中所构建的睡眠自动分期模型性能如表 3 所示。对于每个分期模型, 4 分期模型的性能都优于相应的 5 分期模型的性能。在所有分期模型中, LDA 算法表现最弱, 而采用 XGBoost 算法的模型性能最优, 略高于 SVM、RF 和 BPNN。对于 4 分期模型, 除 LDA 之外, 其余四种机器学习算法都表现出了较好的学习能力, 其中基于 XGBoost 模型的分期准确率和 kappa 系数分别达到 81.0% 和 0.705, 表明自动评分与人工评分的一致性较高, 分类模型具有实用价值。

表 3 基于 4 种睡眠分期和 5 种睡眠分期的五种分类模型的性能

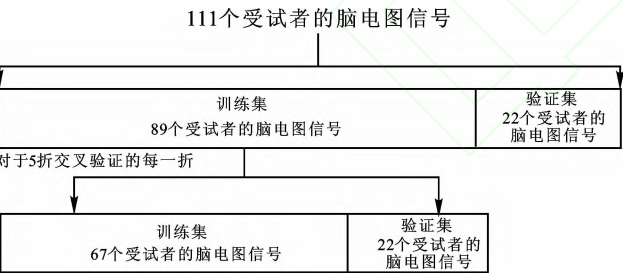


图 3 数据集的分割方法

Fig. 3 The method of splitting data set

表 2 分类模型的参数调整表

Tab. 2 The fine-tuned parameters of the used classifiers

| 分类模型 | 参数 |
|---------|--|
| BPNN | 结构:[64-20-4/5], 学习率: 0.01, 训练轮数: 500, 训练目标: 1×10^{-7} |
| SVM | 惩罚因子: 4, 高斯核函数的幅宽: 1 |
| RF | 树的个数: 500, 特征选择: 8 |
| XGBoost | 树的个数: 839, 学习率: 0.02, 树深: 4, 子采样率: 0.4, 列采样率: 0.4 |

1.6 模型效果评估

本文采用准确率和 kappa 系数来评估分类模型

Tab. 3 Performance of five classifiers used in the current study based on four sleep stages and five sleep stages

| 分类模型 | 5 种睡眠分期 | | 4 种睡眠分期 | |
|---------|---------|----------|---------|----------|
| | 准确率 | kappa 系数 | 准确率 | kappa 系数 |
| LDA | 68.7% | 0.575 | 74.0% | 0.630 |
| BPNN | 79.0% | 0.687 | 79.9% | 0.695 |
| SVM | 79.5% | 0.700 | 80.8% | 0.708 |
| RF | 79.0% | 0.685 | 80.5% | 0.704 |
| XGBoost | 79.7% | 0.700 | 81.0% | 0.705 |

此外, 我们还比较了在 XGBoost 模型中的各类特征参数(均值、偏度、峰度、HA、HM、HC、ZCR 和

SE)的重要性。由于信息增益是解释每个特征相对重要性的最相关属性,该特征的信息增益相对于总信息增益的比值(即相对信息增益)越高,特征参数在模型中扮演着的角色越重要。因此首先计算了XGBoost模型中每个特征的相对信息增益。由于在构造睡眠自动分期模型时使用了5折交叉验证,因此对于每个特征参数,我们使用获得的5个XGBoost模型中的平均相对信息增益作为其重要性。之后,对于每类特征参数,我们将其在每类信号中的相对信息增益平均得到该类特征的增益。例如,对于HA参数,我们将各个IMF信号(IMF1至IMF7)的HA特征的相对信息增益求平均来表示HA参数的重要性。7类特征参数的重要性如图4所示。由此可以看出,EEG信号的统计特性,如方差对于判定睡眠分期有着很高的重要性,但EEG信号的其他特性,如HM、HC、ZCR和SE,也对分期模型的性能有一定的影响。

进一步研究了使用不同特征对模型分辨能力的影响,结果如表4所示。当仅利用EEG原始信号的8个特征,即均值、偏度、峰度、HA、HM、HC、ZCR和SE,来作为模型的输入特征空间时,所有模型的

性能相比表3中所列出的结果均明显下降,说明相比使用原始的EEG信号来说,使用EEMD分解后的IMF来构建特征空间,能显著提高睡眠自动分期模型的性能。另一方面,从表4的结果可以发现,当仍使用EEMD分解,每个IMF仅使用均值、偏度、峰度和HA四个特征(即使用Hassan等所采用的方法^[13]),模型的性能相比本文所提出的方法结果(如表3所示)均存在一定程度的下降。这个结果也进一步证实了综合考虑EEG信号的多方面特征,能有效提升睡眠自动分期模型的性能。

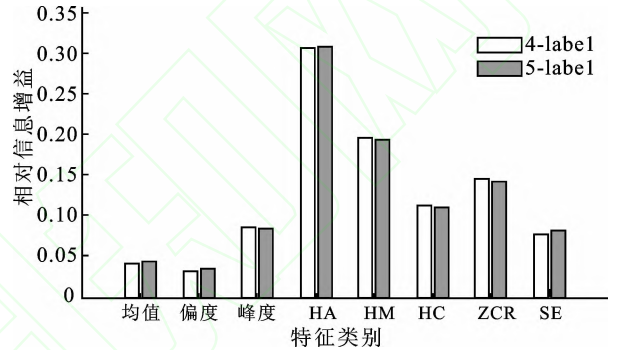


图 4 EEG 特征在 XGBoost 模型中的相对信息增益
Fig. 4 The importance (relative information gain) of each kind of feature in XGBoost model

表 4 使用不同特征时睡眠分期模型的性能

Tab. 4 Performance of sleep staging classifiers based on different features

| 特征 | 分类模型 | 5 种睡眠分期 | | 4 种睡眠分期 | |
|-------------------------|---------|---------|----------|---------|----------|
| | | 准确率 | kappa 系数 | 准确率 | kappa 系数 |
| 原始 EEG 的 8 个特征 | LDA | 58.2% | 0.441 | 62.8% | 0.480 |
| | BPNN | 72.2% | 0.595 | 74.0% | 0.608 |
| | SVM | 74.0% | 0.623 | 75.5% | 0.629 |
| | RF | 73.7% | 0.617 | 75.1% | 0.621 |
| | XGBoost | 73.5% | 0.616 | 74.9% | 0.622 |
| 7 个 IMF, 每个 IMF 有 4 个特征 | LDA | 62.2% | 0.497 | 67.2% | 0.541 |
| | BPNN | 77.2% | 0.671 | 78.4% | 0.675 |
| | SVM | 77.1% | 0.668 | 78.5% | 0.675 |
| | RF | 78.3% | 0.684 | 79.5% | 0.689 |
| | XGBoost | 78.4% | 0.687 | 79.5% | 0.691 |

3 讨论

本文在较大的、且专注于夜间睡眠数据的数据库上验证并扩展了 Hassan 等提出的基于单通道 EEG 信号 EEMD 分解的睡眠自动分期策略^[13]。使用本文提出的特征构建方法,在四个典型的机器学习算法中均取得了较好的效果,搭建的睡眠自动分期模型的 Kappa 系数达到或接近 0.7,表明自动分期和手动分期之间有着较高的一致性,有望实现睡

眠的自动分期。虽然已有一些基于单通道 EEG 信号构建睡眠自动分期模型的研究,包括 Hassan 等的研究在内,但是并不适合将本文提出的方法与其进行直接比较。首先,使用的数据库不同。在以往的一些研究中,存在将相同的方法应用在两个不同的数据集上却得到了显著不同的性能的情况^[28-30]。其次,分期模型性能还取决于不同的训练策略,比如训练和测试集中的数据分割是基于人来分割还是基于分期来分割。目前大多数研究是基于分期来分割

数据集的。当本文也基于每个分期来分割数据集时,表现最优的 XGBoost 分类模型在 5 种睡眠分期和 4 种睡眠分期的准确率分别达到了 85.4% 和 87.0%。虽然这样会使分期模型性能评估指标有所提升,但是我们认为,采用这种方式构建的分期模型之所以有着较高的准确率,是因为它的训练集来自于所有的受试者,模型在训练时已经“见过”了来自于测试集中被试的部分分期数据,因此对测试集的分类准确性会提升。但是当使用它去对一个从未进入过训练集的人的睡眠进行分期时,其泛化能力不容乐观。鉴于这种思考,我们认为在睡眠医学中使用基于人的数据分割的方案更为实用,并且更有助于提高模型的泛化能力。不过,从本研究的结果来看,无论是基于人、还是基于分期来分割数据集,XGBoost 算法都显示出了良好的学习能力,在基于单导 EEG 信号的睡眠自动分期模型中有较好的应用前景。

另外,从 XGBoost 模型中的各类特征参数的重要性分析结果中可以看出,HM、HC、ZCR、SE 等指标(如图 4 所示)是 Hassan 等使用的时域统计指标(均值,偏度,峰度以及方差)^[13]的有力补充。本文的研究也表明了综合考虑 EEG 信号的线性和非线性特性,有助于提高睡眠自动分期模型的性能。但是到底该使用多少个特征参数以及使用哪些特征参数,目前没有理论依据。在这种情况下,进一步扩大被试样本并将深度学习方法引入到睡眠自动分期中来是未来的研究方向。

4 结论

本文利用 EEMD 方法对采集到的单通道 EEG 信号进行分解,综合利用分解得到的 IMF 信号中提取统计特性、时域特性和非线性动力学特性,分别采用 LDA、BPNN、SVM、RF 和 XGBoost 五种分类算法,来构建睡眠自动分期模型。实验结果表明 EEMD 分解显著提升了模型的分类性能;全面考察各 IMF 信号的线性与非线性特性,在模型的构建中有着举足轻重的作用。本文提出的基于脑电信号 EEMD 分解与特征计算的方法,对于四种使用典型的机器学习算法构建的模型,均取得了较好的性能,构建的模型具有实用价值和良好的应用前景。

参考文献:

[1] TIAN P, HU J, QI J, et al. A hierarchical classification method for automatic sleep scoring using multiscale en-

tropy features and proportion information of sleep architecture[J]. Biocybernetics & Biomedical Engineering, 2017, 37(2).

[2] 高群霞,周静,叶丙刚等. 基于能量特征和最小二乘支持向量机的自动睡眠分期方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(3):531-536.

[3] YOUNES M. The case for using digital EEG analysis in clinical sleep medicine[J]. Sleep Science & Practice, 2017, 1(1):2.

[4] WOLPERT E A. A Manual of Standardized Terminology and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects[J]. Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, 1969, 26(6), 644.

[5] STROHL K P. Rules for scoring respiratory events in sleep: Update of the 2007 AASM manual for the scoring of sleep and associated events[J]. Clinical Sleep Medicine Jcsn Official Publication of the American Academy of Sleep Medicine, 2012, 8(5):597-619.

[6] HAN G J, JIN Y P, LEE C K, et al. Genetic fuzzy classifier for sleep stage identification[J]. Computers in Biology & Medicine, 2010, 40(7):629-634.

[7] WANG Y, LOPARO K A, KELLY M R, et al. Evaluation of an automated single-channel sleep staging algorithm[J]. Nature & Science of Sleep, 2015, 7:101-111.

[8] SAASTAMOINEN A, HUUPPONEN E, VRRRI A, et al. Computer program for automated sleep depth estimation[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2006, 82(1):58.

[9] HASSAN A R, BHUIYAN M I H. Automatic sleep scoring using statistical features in the EMD domain and ensemble methods[J]. Biocybernetics & Biomedical Engineering, 2016, 36(1):248-255.

[10] LIU Y, YAN L, ZENG B, et al. Automatic Sleep Stage Scoring Using Hilbert-Huang Transform with BP Neural Network[J]. 2010:1-4.

[11] 张泾周,周钊,滕炯华,等. 基于神经网络的睡眠分期处理算法研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(8):141-144.

[12] FRAIWAN L, LWEESEY K, KHASAWNEH N, et al. Automated sleep stage identification system based on time - frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2012, 108(1):10-19.

[13] HASSAN A R, BHUIYAN M I. Automated identification of sleep states from EEG signals by means of ensemble empirical mode decomposition and random under sampling boosting[J]. Computer Methods &

- Programs in Biomedicine, 2017, 140: 201-210.
- [14] WU Z & HUANG, N. E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 01(01), 1-41.
- [15] 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.
- [16] HJORTH B. EEG analysis based on time domain properties[J]. *Electroencephalography & Clinical Neurophysiology*, 1970, 29(3):306-310.
- [17] CECCHIN T, RANTA R, KOESSLER L, et al. Seizure lateralization in scalp EEG using Hjorth parameters[J]. *Clinical Neurophysiology Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology*, 2010, 121(3):290.
- [18] CHEN C H. *Signal processing handbook*[M]. Dekker, 1988.
- [19] RICHMAN J S, LAKE D E, MOORMAN J R. Sample Entropy[J]. *Methods in Enzymology*, 2004, 384: 172-184.
- [20] FISHER R A. The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Human Genetics*, 7(7), 179-188. [J]. *Annals of Human Genetics*, 1936, 7(7): 179-188.
- [21] RUMELHART D E, DURBIN R, GOLDEN R, et al. Backpropagation: the basic theory; proceedings of the Backpropagation, F, 1995[C].
- [22] CORTES C, VAPNIK V. Support-Vector Networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273-97.
- [23] BREIMAN L. Random Forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [24] CHEN T., GUESTRIN C., xgboost: A Scalable Tree Boosting System. *ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016, 785-794.
- [25] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine[J]. *Annals of Statistics*, 2001, 29(5): 1189-232.
- [26] SMEETON N C. Early History of the Kappa Statistic [J]. *Biometrics*, 1985, 41(3):795-795.
- [27] LANDIS J R, KOCH G G. The measurement of observer agreement for categorical data[J]. *Biometrics*, 1977, 33(1): 159-74.
- [28] HASSAN A R, SUBASI A. A decision support system for automated identification of sleep stages from single-channel EEG signals[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2017, 128, 115-124.
- [29] HASSAN A R, BHUIYAN M I. A decision support system for automatic sleep staging from EEG signals using tunable Q-factor wavelet transform and spectral features [J]. *Neuroscience Methods*, 2016, 271: 107-118.
- [30] SEIFPOUR S, NIKNAZAR H, MIKAEILI M, et al. A New Automatic Sleep Staging System Based on Statistical Behavior of Local Extrema Using Single Channel EEG Signal [J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 104, 277-293.

〔责任编辑 李 博〕