

基于深度卷积神经网络的睡眠分期模型

贾子钰^{1,2}, 林友芳^{1,2,3}, 张宏钧¹, 王晶^{1,2,3}

(1. 北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 交通数据分析与挖掘北京市重点实验室, 北京 100044; 3. 中国民用航空局 民航旅客服务智能化应用技术重点实验室, 北京 100105)

摘要: 针对现阶段数据和特征决定睡眠分期模型分类精度上限的问题, 提出深度卷积神经网络模型. 在模型主体构建方面, 并行卷积网络可以自动学习原始信号的时域特征和频域特征, 特征融合网络通过空洞卷积和残差连接进行多特征融合, 分类网络基于融合后的特征进行睡眠分期. 利用生成少数类过采样技术减少类别不平衡对分类效果的影响, 结合两步训练法对模型进行优化. 实验使用 Sleep-EDF 数据集的原始单导脑电信号 (Fpz-Cz 通道) 对模型进行 20 折交叉验证, 得到总体精度和宏 F1 分别为 86.73% 和 81.70%. 提出的深度卷积模型在没有任何先验知识的情况下, 对脑电信号进行端到端的学习, 分类准确率优于传统的深度学习模型.

关键词: 睡眠分期; 脑电信号; 深度学习; 卷积神经网络 (CNN)

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1008-973X(2020)10-0001-07

Sleep stage classification model based on deep convolutional neural network

JIA Zi-yu^{1,2}, LIN You-fang^{1,2,3}, ZHANG Hong-jun¹, WANG Jing^{1,2,3}

(1. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Beijing Key Laboratory of Traffic Data Analysis and Mining, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
3. Key Laboratory of Intelligent Passenger Service of Civil Aviation, CAAC, Beijing 100105, China)

Abstract: A deep convolutional neural network model was proposed aiming at the problem that the current data and features determine the upper limit of the classification accuracy of the sleep staging model. The parallel convolutional neural network automatically learns the time-domain and frequency-domain features of the original signals in terms of model construction. The feature fusion neural network fuses multi-features through dilated convolution and residual connection. The classification neural network recognizes the sleep stages based on fused features. Synthetic minority oversampling technology (SMOTE) method was applied to enhance data in order to reduce the effect of classification imbalance on classification effect, and two-step training method was applied to optimize the model. The original single-channel electroencephalogram (Fpz-Cz channel) of the Sleep-EDF data set was used to evaluate the proposed model by the 20-fold cross-validate scheme. The overall accuracy and macro-averaging F1-score were 86.73% and 81.70% respectively. The proposed deep convolution neural network was an end-to-end deep learning model without any prior knowledge. The experimental results showed that the classification accuracy of the proposed model was better than traditional deep learning models.

Key words: sleep stage classification; electroencephalogram; deep learning; convolutional neural network (CNN)

睡眠分期的研究对生物医学实践有着深远的影响^[1]. 通常来讲, 睡眠专家利用生理电信号来划

分睡眠阶段, 根据睡眠分类标准, 如 Rechtschaffen 和 Kales (R&K)^[2] 以及美国睡眠医学会 (Amer-

收稿日期: 2019-09-10. 网址: www.zjujournals.com/eng/article/2020/1008-973X/202010000.shtml

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目 (2018YJS039); 国家自然科学基金资助项目 (61603029).

作者简介: 贾子钰 (1993-), 男, 博士生, 从事脑机接口与深度学习的研究. orcid.org/0000-0002-8523-1419. E-mail: ziyujia@bjtu.edu.cn
通信联系人: 王晶, 女, 副教授. orcid.org/0000-0002-1017-2231. E-mail: wj@bjtu.edu.cn

ican Academy of Sleep Medicine, AASM)标准^[3], 人工将睡眠阶段进行划分和统计分析, 这使得人工睡眠分期成为一项繁琐且耗时的任务. 由于单导信号更便于采集和分析, 基于单导信号的研究越来越多^[4-5], 研究基于单导脑电信号的自动睡眠分期方法具有重要的实际意义.

近年来, 王卫星等^[6-7]利用单导脑电信号进行自动分类方法的研究. 使用单导脑电信号进行睡眠分期的研究大多数基于特征工程^[8-10], 即从原始数据中手动提取时域特征或者频域特征再放入到特定分类器进行分类. 这些方法已经达到了较好的效果, 但具有一定的局限性, 例如需要专家的先验知识进行特征提取, 无法实现对原始生理电信号进行端到端的学习. Orestis 等^[11-13]将深度神经网络应用于睡眠分期, 实现了端到端的学习. 这些模型避免了手动设计特征的主观性, 但对小规模类别不平衡的睡眠数据存在局限性, 分类精度有很大的提升空间.

本文在上述研究的基础上, 以深度卷积神经

网络为主体, 结合两步训练法^[12]、残差连接^[14]等深度学习优化技术构建端到端的自动睡眠分期模型. 该模型通过并行卷积神经网络, 提取原始脑电信号的时域和频域特征; 使用空洞卷积神经网络, 进行特征融合; 通过全连接层, 利用融合后的特征进行睡眠分期. 为了克服睡眠数据样本类别不平衡的问题, 模型采用生成少数类过采样技术^[15] (synthetic minority oversampling technique, SMOTE) 进行数据增强, 使用样本类平衡的数据进行学习, 提升少数类的识别率. 本文提出的深度卷积模型可以在没有任何先验知识的情况下, 对单导脑电数据进行端到端的学习, 且分类准确率处于较高水平.

1 模型架构

如图 1 所示, 提出的深度卷积模型主要由 3 个部分组成: 并行卷积网络、特征融合网络和分类输出网络. 其中, 并行卷积网络可以从原始单

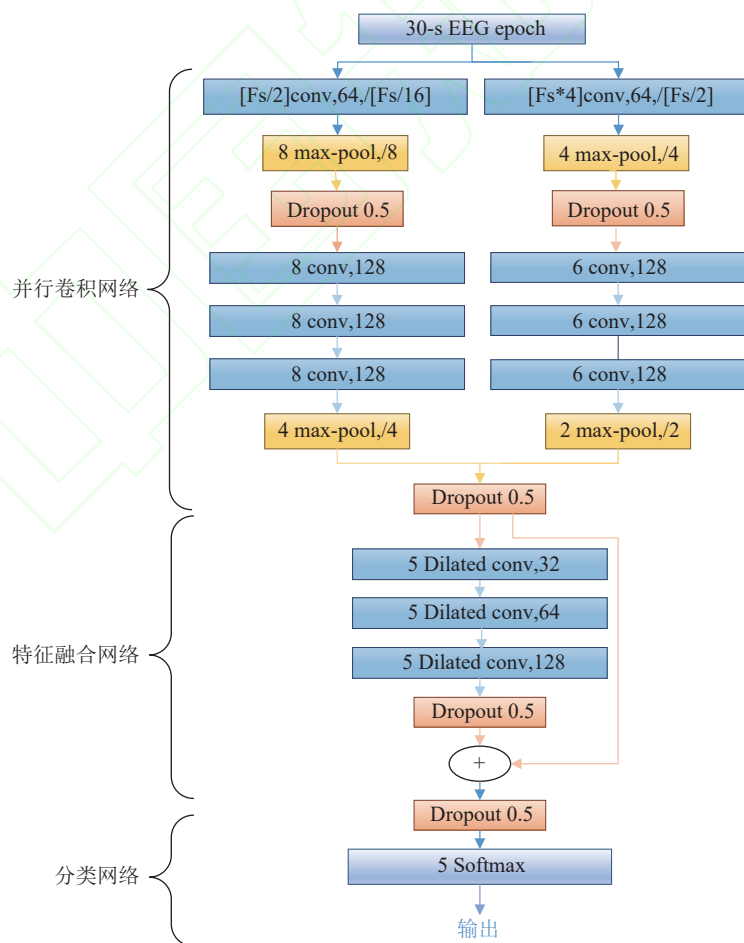


图 1 深度卷积神经网络架构图

Fig.1 Deep convolutional neural network architecture

通道脑电信号中自动提取特征,特征融合网络可以将提取出的时域特征和频域特征进行融合,分类网络用于模型的分类输出.

1.1 并行卷积网络

并行卷积网络是模型的第 1 部分,该网络在并行卷积的第 1 层使用 2 种不同尺寸的卷积核,从单通道脑电信号中自动提取分类特征.研究表明,较小尺度的卷积核可以更好地捕捉时间信息,较大尺度的卷积核可以更好地捕捉频域信息^[16].使用不同尺度的卷积核,可以捕获脑电信号的时域特征和频域特征.

$$h_i^l = \text{CNN}_{\theta_l}(e_i), \quad (1)$$

$$h_i^s = \text{CNN}_{\theta_s}(e_i), \quad (2)$$

$$\text{feature}_i = h_i^l \parallel h_i^s. \quad (3)$$

式中: θ_l 和 θ_s 为具有不同尺度卷积核的 CNNs 参数, e_i 为样本中第 i 个原始脑电信号, h_i^l 和 h_i^s 分别为通过 CNNs 对 e_i 提取出的时域特征和频域特征, feature_i 为时域特征和频域特征的拼接.

并行卷积网络中的每一个分支网络由 4 个卷积层和 2 个最大池层组成.每个卷积层会顺序执行 3 个操作:卷积运算、批量归一化和线性整流函数激活 (rectified linear unit, ReLU). ReLU 激活函数的表达式为

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x). \quad (4)$$

1.2 特征融合网络

特征融合网络是模型的第 2 部分,在大多数机器学习模型中特征融合起着重要的作用^[17].该网络通过空洞卷积神经网络,把提取出的时域特征和频域特征进行融合,应用残差连接使模型的深度更深,提高模型的表征能力和睡眠分期的效果.空洞卷积神经网络的使用可以让感受野随着网络层数的增加获得指数级增长,而不是线性增长.针对大量提取的特征,随着网络层数的增加,时域特征和频域特征被快速融合,使用 ReLU 函数激活的空洞卷积的表达式为

$$x_{p,t}^l = \text{ReLU} \left(\sum_{q \in M_p^l} \sum_{i=-\frac{k}{2}}^{\frac{k}{2}} w_{p,i}^l x_{q,t-d,i}^{l-1} + b_p^l \right). \quad (5)$$

式中: $x_{p,t}^l$ 为第 l 层中第 t 个元素的第 p 个特征, $w_{p,i}^l$ 和 b_p^l 分别为卷积操作中的权重与偏置项, k 为卷积核的大小, d 为空洞参数.如图 2 所示为由 3 个空洞卷积层组成的空洞卷积神经网络.该结构的卷

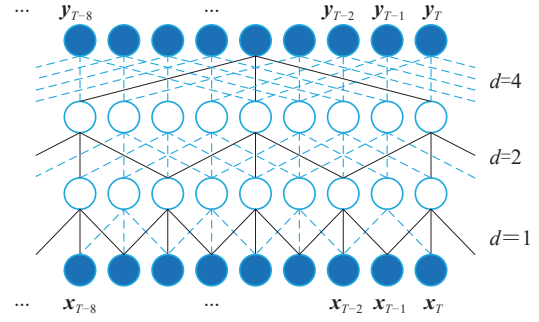


图 2 空洞卷积神经网络

Fig.2 Dilated convolutional neural network

积核大小为 3, 空洞参数分别为 1、2、4, $\{x_1, x_2, \dots, x_T\}$ 和 $\{y_1, y_2, \dots, y_T\}$ 分别为输入的特征与融合后的特征.

1.3 分类网络

分类网络是提出模型的第 3 部分.该网络是由完全连接的 Softmax 层构成^[18], 表达式为

$$f_{\text{Softmax}} = \frac{\exp(\mathbf{w}_i^T \mathbf{y}_i + b_i)}{\sum_{j=1}^c \exp(\mathbf{w}_j^T \mathbf{y}_j + b_j)}. \quad (6)$$

式中: l_i 为对应样本的标签, \mathbf{w}_j 、 \mathbf{w}_{l_i} 分别为全连接输出层权重矩阵 \mathbf{W} 的第 j 列和第 l_i 列, b_j 、 b_{l_i} 为对应的偏置, c 为所有训练样本中的类别数.

2 模型训练

应用两步训练法有效地训练所提出的模型,结合 SMOTE 方法进行数据增强,防止模型产生类别不平衡的问题.两步训练法分成预训练 (pre-train) 和微调训练 (fine-tune).在训练过程中,交叉熵作为损失函数,以量化训练过程中预测和目标睡眠类别之间的一致性.基于小批量梯度下降的自适应动量估计 (adaptive moment estimation, Adam) 优化器对损失函数进行优化,可以自适应地调整模型学习的速率.对于非稀疏特征,以较小的学习率对深度神经网络权值进行更新;对于稀疏特征,以较大的学习率对深度神经网络权值进行更新.两步训练具体的训练步骤如图 3 所示.

2.1 预训练

预训练主要是针对并行卷积网络进行训练,可以使卷积层权值靠近较优的 (保持在高梯度区间内) 局部最优解,以便能够有效地对权值进行进一步的微调.使用 SMOTE 方法生成类平衡训练集,对并行卷积网络的时频域特征的提取能力进行训练.类平衡训练集的使用可以有效地避免样

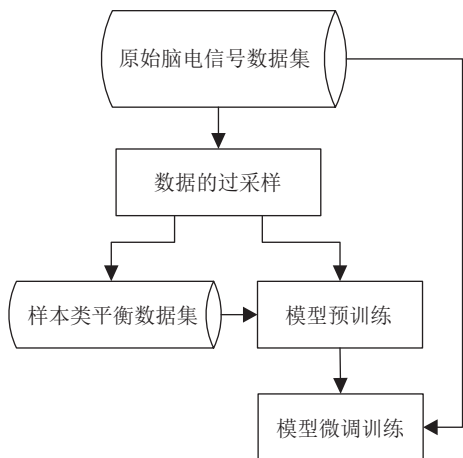


图 3 模型两步训练流程图

Fig.3 Model two-step training flow chart

本类别不平衡产生的问题,使得模型不会过度适应样本数量多的睡眠阶段.在模型的预训练阶段,仅使用并行卷积网络和分类网络;在预训练结束后,保存并行卷积网络的权值,作为微调训练的初始权网络.“舍弃”分类网络的权值,待微调训练时重新训练.

2.2 微调训练

微调训练主要是针对特征融合网络和分类网络进行训练.为了防止并行卷积网络的网络权重被过度调整,模型依据不同网络设置不同的学习率,并行卷积网络使用较低的学习率 0.000 01,其余网络设置较高的学习率 0.000 1.其中,微调训练输入的训练集合是未经处理的原始数据集.

采用 2 种正则化技术,防止模型过拟合.第 1 种技术是 dropout^[19] 技术,它在训练期间会以一定的概率“舍弃”网络中的神经元,以增强模型的泛化能力.通常 dropout 数值被设置为 0.3 或 0.5.模型中的 dropout 层仅用于训练,在测试期间会从模型中移除以提供确定性输出.第 2 种技术是 L2 正则化,将 L2 范数惩罚项添加到损失函数中降低模型的复杂度,可以防止模型中出现过大的参数值、产生爆炸梯度等问题.

3 实验与分析

3.1 数据集

实验选取 PhysioNet 公开的基准睡眠数据 Sleep-EDF 数据集^[20-21].该睡眠数据集包含 20 名健康受试者(26~35 岁),其中男性健康人 10 人,女性健康人 10 人.每个人的多导睡眠图(polysomnography, PSG)记录时长约为 20 h,包含来自 Fpz-

Cz 和 Pz-Cz 通道的 2 导脑电信号,1 导眼电信号和 1 导肌电信号.所有脑电信号和眼电信号都具有相同的采样率 100 Hz,且信号被划分为 30 s 每段.根据 R&K 睡眠标准^[2]可知,睡眠专家将这些记录进行人工标记(W 期、N1 期、N2 期、N3 期、N4 期、REM 期、MOVEMENT、UNKNOWN).本文依据现行通用的 AASM 睡眠标准,将 R&K 睡眠标准判定的 N3 期和 N4 期合并为同一分期(N3 期),剔除了 MOVEMENT 和 UNKNOWN 等不相关数据,因为它们不属于 5 个睡眠阶段^[3].表 1 列出睡眠专家对 Sleep-EDF 数据集的分类结果.由 Sleep-EDF 数据集分期情况可以得出,本实验数据集的样本类别不平衡,其中 N2 睡眠阶段与 N1 睡眠阶段样本比例约为 6:1, N2 睡眠阶段的样本数量占总样本量的 42.43%,其余 4 个睡眠阶段占总样本数量的 57.57%.样本类的不平衡会导致模型过多地关注样本多的类别,导致 N1 睡眠阶段的识别率下降,影响模型的分类效果.为了解决睡眠分期数据样本类别不平衡的问题,使用 SMOTE 方法进行数据增强,构建类平衡的睡眠数据集进行模型的训练.

表 1 Sleep-EDF 睡眠分期情况

Tab.1 Sleep-EDF sleep staging

指标	数量	所占比例/%
W	7927	18.90
N1	2804	6.68
N2	17799	42.43
N3	5703	13.59
REM	7717	18.40

3.2 评价指标

使用不同的指标评估所提出的模型,包括总体准确性(accuracy, ACC)、精度(precision, PR)、召回率(recall, RE)和 F_1 .由于本文研究多分类问题,每类的评估通过将待评估类作为正例(positive),其他各类当作负例(negative)进行计算.具体指标定义如下:

$$ACC = \frac{TP + TN}{TN + TP + FP + FN}, \quad (7)$$

$$PR = TP / (TP + FP), \quad (8)$$

$$RE = TP / (TP + FN), \quad (9)$$

$$F_1 = \frac{2PR \times RE}{PR + RE}. \quad (10)$$

式中: TP 为真阳数, 表示模型预测为正例的正例样本的数量; FP 为假阳数, 表示模型预测为正例的负例样本的数量. 同理可以得到 TN 和 FN.

3.3 实验设计以及参数设置

该实验使用单导脑电信号(Fpz-Cz 通道)训练和评估所提出的模型, 无需手动提取额外的特征. 为了最大化利用现有样本对模型进行合理评估, 使用 K 折交叉验证进行实验($K=20$). 表 2 详细介绍了预训练模型的最佳结构及对应的参数.

在预训练结束后, 模型“舍弃”原有 Softmax 层, 加入空洞卷积神经网络. 其中, 空洞参数分别设置为 1、2、4, 进行特征融合及模型微调. 该实验的环境选择以 TensorFlow 为后端的 Keras 作为深度学习的框架, 其中 Python 版本为 3.5.4, TensorFlow 的版本为 1.11.0, Keras 的版本为 2.2.4. GPU 的型号是 TITAN X (Pascal), 且每块 GPU 显存是 12 GB.

3.4 实验结果

表 3 列出 K 折交叉验证后的混淆矩阵, 其中

表 2 预训练模型的最佳结构及详细参数
Tab.2 The best structure and corresponding parameters of pre-trained model

层名称	层类型	单元数	激活函数	大小	步长
Input1	—	—	—	—	—
Con11	Convolution	64	Relu	50	6
MaxP11	MaxPooling	—	—	8	8
D11	Dropout (0.5)	—	—	—	—
Con12	Convolution	128	Relu	8	1
Con13	Convolution	128	Relu	8	1
Con14	Convolution	128	Relu	8	1
MaxP12	MaxPooling	—	—	4	4
F1	Flatten	—	—	—	—
Con21	Convolution	64	Relu	400	50
MaxP21	MaxPooling	—	—	4	4
D21	Dropout (0.5)	—	—	—	—
Con22	Convolution	128	Relu	6	1
Con23	Convolution	128	Relu	6	1
Con24	Convolution	128	Relu	6	1
MaxP22	MaxPooling	—	—	2	2
F2	Flatten	—	—	—	—
D3	Dropout (0.5)	—	—	—	—
Dense1	Dense	5	Softmax	—	—

每行和每列分别表示由睡眠专家和提出模型的分
类结果, 粗体数字表示提出模型正确分类的样本
数. 每行的最后 3 列表示根据混淆矩阵计算的每
类的性能指标. 可以看出, 针对大多数睡眠阶段
的分类效果都很好, F_1 的取值为 86.54~90.32, 但
N1 睡眠阶段的分类表现较差, F_1 低于 60, 且大多
数错误分类阶段在 N2, 这可能是由于数据中存在
背景波产生的误分. 混淆矩阵的对角线几乎是对
称的, 这表明错误的分类不太可能是样本类别不
平衡导致的^[11,22-23]. 如图 4 所示为睡眠专家人工分
期与提出的深度卷积模型自动睡眠分期的对比
图. 图中, 每个样本表示 30 s 的睡眠, 60 个样本占
0.5 h. 如图 4(a) 所示为由睡眠专家对数据(SC4121E0)
人工判定得出的睡眠图, 如图 4(b) 所示为由睡眠
分期模型对数据(SC4121E0)自动判定得出的睡
眠图. 从图 4 可以看出, 提出模型的判定结果从整
体上接近睡眠专家人工判定的结果, 这说明模型
具有较好的睡眠分期能力.

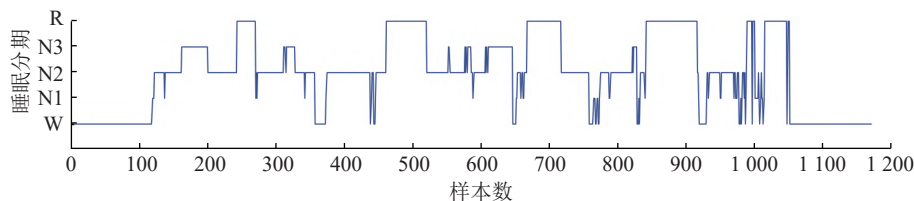
为了证明提出模型的有效性, 将提出模型结
果与近年先进研究结果^[9,11-13] 进行对比. 表 4 中,
 MF_1 为宏 F_1 指标. 如表 4 所示, 在 5 组模型中,
Orestis 等^[9] 使用手动设计睡眠分期特征的方法,

表 3 基于深度卷积神经网络模型的混淆矩阵及各类评价指标
Tab.3 Confusion matrix and various evaluation indicators
based on deep convolutional neural network model

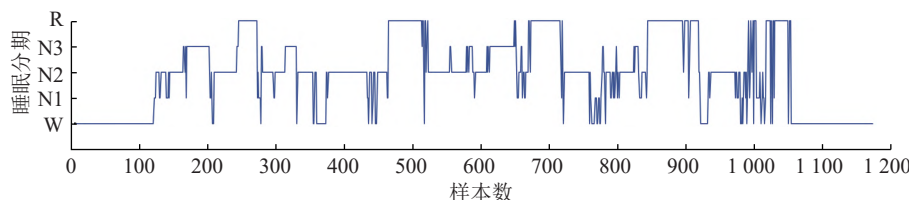
分期	W	N1	N2	N3	REM	PR/%	RE/%	F_1 /%
W	7295	271	131	37	193	88.67	92.03	90.32
N1	369	1396	606	16	417	65.57	49.79	56.60
N2	378	283	15582	853	703	91.21	87.54	89.34
N3	33	3	270	5397	0	85.53	94.63	89.85
REM	152	176	495	7	6887	83.99	89.24	86.54

表 4 先进研究与提出模型的结果对比
Tab.4 Comparison of advanced research results with results
of proposed model

模型	ACC	MF_1	F_1				
			W	N1	N2	N3	REM
文献[9]模型	78.9	73.7	71.6	47.0	84.6	84.0	81.4
文献[11]模型	74.8	69.8	65.4	43.7	80.6	84.9	74.5
文献[12]模型	82.0	76.9	84.7	46.6	85.9	84.8	82.4
文献[13]模型	84.3	79.7	89.2	52.2	86.8	85.1	85.0
提出模型	87.1	82.5	90.3	56.6	89.3	89.9	86.5



(a) SC4121E0-PSG—由睡眠专家人工判定得出的睡眠图



(b) SC4121E0-PSG—由睡眠分期模型自动判定得出的睡眠图

图 4 睡眠专家人工分期与模型自动睡眠分期对比图

Fig.4 Comparison of expert manual sleep staging and model automatic sleep staging

Orestis 等^[11]使用浅层卷积神经网络进行自动特征提取, Supratak 等^[12-13]及笔者采用组合模型进行分类, 本文提出的深度卷积神经网络自动睡眠分期模型相比其余模型获得了更好的分类效果. 除了提出的模型, 文献 [13] 的分类效果是最佳的; 相比于 Mousavi 等^[13]提出的模型, 本文模型在总体正确率和宏 F_1 上有显著的提升, 2 种总体指标均提高了 2.8%.

4 结 语

本文提出深度卷积神经网络模型, 用于原始单通道脑电信号的自动睡眠分期. 该模型通过并行卷积网络提取原始脑电信号的时域特征和频域特征, 特征融合网络通过空洞卷积神经网络进行时频特征的融合, 分类网络基于融合后的特征进行睡眠阶段分期. SMOTE 方法构建的样本类平衡数据在两步训练法中被应用, 提高了对少数类识别的准确率. 实验表明, 本文提出的深度卷积神经网络模型能够从原始睡眠数据中自动提取特征, 进行端到端的学习与分类.

参考文献 (References):

- [1] WULFF K, GATTI S, WETTSTEIN J G, et al. Sleep and circadian rhythm disruption in psychiatric and neurodegenerative disease [J]. *Nature Reviews Neuroscience*, 2010, 11(8): 589–599.
- [2] HOBSON J A. A manual of standardized terminology, techniques and scoring system for sleep stages of human subjects [J]. *JAMA Psychiatry*, 1969, 20(2): 246.

- [3] BERRY R B, BROOKS R, GAMALDO C E, et al. *The AASM manual for the scoring of sleep and associated events* [M]. Darien, Illinois: American Academy of Sleep Medicine, 2012.
- [4] SORS A, BONNET S, MIREK S, et al. A convolutional neural network for sleep stage scoring from raw single-channel EEG [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018, 42: 107–114.
- [5] LACHNER-PIZA D, EPITASHVILI N, SCHULZE-BONHAGE A, et al. A single channel sleep-spindle detector based on multivariate classification of EEG epochs: MUSSDET [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2018, 297: 31–43.
- [6] 王卫星, 孙守迁, 李超, 等. 基于卷积神经网络的脑电信号上肢运动意图识别 [J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2017, 51(7): 1381–1389.
- WANG Wei-xing, SUN Shou-qian, LI Chao, et al. Recognition of upper limb motion intention of EEG signal based on convolutional neural network [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2017, 51(7): 1381–1389.
- [7] 杨帮华, 何美燕, 刘丽, 等. 脑机接口中基于 BISVM 的 EEG 分类 [J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2013, 47(8): 1431–1436.
- YANG Bang-hua, HE Mei-yan, LIU Li, et al. EEG classification based on batch incremental SVM in brain computer interfaces [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2013, 47(8): 1431–1436.
- [8] DA S, THIAGO L T, KOZAKEVICIUS A J, et al. Single-channel EEG sleep stage classification based on a streamlined set of statistical features in wavelet domain [J]. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 2017, 55(2): 343.
- [9] ORESTIS T, MATTHEWS P M, GUO Y. Automatic sleep stage scoring using time-frequency analysis and stacked sparse autoencoders [J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2016, 44(5): 1587.
- [10] PRUCNAL M, POLAK A G. Effect of feature extraction on automatic sleep stage classification by artificial neural network [J].

- Metrology and Measurement Systems**, 2017, 24(2): 229.
- [11] ORESTIS T, MATTHEWS P M, GUO Y, et al. Automatic sleep stage scoring with single-channel EEG using convolutional neural networks [EB/OL]. (2016-10-05). <https://arxiv.org/abs/1610.01683>.
- [12] SUPRATAK A, DONG H, WU C, et al. DeepSleepNet: a model for automatic sleep stage scoring based on raw single-channel EEG [J]. **IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering**, 2017, 25(11): 1998–2008.
- [13] MOUSAVI S, AFGHAH F, ACHARYA U R. SleepEEGNet: automated sleep stage scoring with sequence to sequence deep learning approach [J]. **PLoS One**, 2019, 14(5): e0216456.
- [14] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//**Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**. Las Vegas: IEEE, 2016: 770–778.
- [15] CHAWLA N V, BOWYER K W, HALL L O, et al. SMOTE: synthetic minority over-sampling technique [J]. **Journal of Artificial Intelligence Research**, 2002, 16: 321–357.
- [16] COHEN M X. **Analyzing neural time series data: theory and practice** [M]. Cambridge: MIT Press, 2014.
- [17] YANG J, YANG J Y, ZHANG D, et al. Feature fusion: parallel strategy vs. serial strategy [J]. **Pattern Recognition**, 2003, 36(6): 1369–1381.
- [18] JANG E, GU S, POOLE B. Categorical reparameterization with gumbel-softmax [EB/OL]. (2017-08-05). <https://arxiv.org/abs/1611.01144>.
- [19] SRIVASTAVA N, HINTON G, KRIZHEVSKY A, et al. Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting [J]. **Journal of Machine Learning Research**, 2014, 15(1): 1929–1958.
- [20] GOLDBERGER A L, AMARAL L A N, GLASS L, et al. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals [J]. **Circulation: Journal of the American Heart Association**, 2000, 101(23): e215–e220.
- [21] KEMP B, ZWINDERMAN A H, TUK B, et al. Analysis of a sleep-dependent neuronal feedback loop: the slow-wave microcontinuity of the EEG [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2000, 47(9): 1185–1194.
- [22] 金欢欢, 尹海波, 何玲娜. 端到端单通道睡眠 EEG 自动分期模型 [J]. **计算机科学**, 2019, 46(3): 242–247.
JIN Huan-huan, YIN Hai-bo, HE Ling-na. End-to-end single-channel automatic staging model for sleep EEG signal [J]. **Computer Science**, 2019, 46(3): 242–247.
- [23] JIA Z Y, LIN Y F, WANG J, et al. GraphSleepNet: adaptive spatial-temporal graph convolutional networks for sleep stage classification [C]//**Proceedings of the 29th International Joint Conference on Artificial Intelligence**. Yokohama, Japan: IJCAI, 2020: 1324–1330.