

# 一种基于呼吸和心电的多模态自动睡眠分期模型

郭天娇<sup>1</sup> 王敬哲<sup>2</sup> 张志远<sup>2</sup> 龙语诺<sup>2</sup> 张兆南<sup>3</sup>

1.空军军医大学军事生物医学工程学系 陕西 西安 710032

2.空军军医大学基础医学院 陕西 西安 710032

3.空军军医大学教研保障中心 陕西 西安 710032

**【摘要】**目的：睡眠分期是睡眠障碍诊断和治疗的重要环节，传统睡眠分期方法主要依赖多导睡眠图（PSG）进行人工判读，存在操作复杂、干扰性强、成本较高等问题，本文旨在提出一种基于呼吸和心电的多模态自动睡眠分期模型，为基于可穿戴、非接触的自动睡眠分期提供技术支持。方法：构建基于深度学习的多模态睡眠分期模型，以呼吸和心电的时域及频域信号作为输入，通过多尺度互信息特征提取（MMIFE）模块、全局关系建模（GRM）模块及交叉域融合（CLF）模块实现多模态、多属性特征的高效融合与互补增强；利用公开的睡眠数据集对模型进行训练与测试，以评估模型的性能。结果：所提模型在 SHHS 数据集上睡眠分期准确率为 70.6%，Kappa 系数为 0.696，优于经典睡眠分期方法。结论：本文提出一种基于呼吸和心电的多模态自动睡眠分期模型，实现了呼吸、心电信号特征的跨域融合，有效提高了睡眠分期的准确率和可靠性，为可穿戴设备和非接触式监测技术在睡眠健康领域的应用提供了新的思路和方法，具有重要的理论和实际应用价值。

**【关键词】**：睡眠分期；深度学习；多模态生理信号；特征融合

DOI:10.12417/2705-098X.25.21.021

睡眠是维持人体健康的重要生理过程，对恢复体力、调节情绪、巩固记忆等起着关键作用<sup>[1]</sup>。然而，在现代社会快节奏生活模式影响下，睡眠障碍已成为严重威胁着人类身心健康的社会问题。根据《中国睡眠研究报告（2025）》显示，我国存在睡眠障碍的人数高达 5.1 亿<sup>[2]</sup>。睡眠障碍不仅会导致疲劳、注意力不集中和记忆力下降，严重影响工作和学习效率，还与心血管疾病、糖尿病以及抑郁症等疾病密切相关，若得不到适当治疗，睡眠障碍可能会导致不可逆转的后果<sup>[3]</sup>。

睡眠分期是评估睡眠质量的核心环节，美国睡眠医学学会（AASM）将睡眠阶段规范为觉醒期（Wake）、非快速眼动期（NREM，包括 N1、N2、N3）和快速眼动期（REM）<sup>[4]</sup>。目前，睡眠分期的金标准仍然是基于多导睡眠图（Polysomnography, PSG）的人工判读。然而，PSG 存在诸多局限性：受试者由于 PSG 监测设备导致入睡困难或睡眠质量下降；PSG 设备复杂、成本高昂，难以普及应用。因此，开发一种不影响睡眠质量、成本效益高的自动睡眠监测方法尤为重要<sup>[5]</sup>。而现有自动睡眠分期算法主要基于脑电（Electroencephalogram, EEG）和眼电（Electrooculogram, EOG），但其佩戴过程繁琐，需要在头皮和眼部周围粘贴多个电极，存在干扰自然睡眠的可能性。

近年来，可穿戴设备（如智能手环、智能手表等）和非接触式传感器（毫米波生物雷达）的快速发展为睡眠监测提供了新的解决方案<sup>[6-9]</sup>，这些传感设备可便捷或无接触地采集呼吸、

心跳等生理信号，依据呼吸和心电信号与睡眠阶段存在的密切关联进行睡眠分期。本文提出一种基于呼吸和心电信号的多模态自动睡眠分期模型，通过深度学习对呼吸、心电信号时域和频域特征进行多维度挖掘和有效融合，提高睡眠分期的准确率和可靠性。同时，也为依赖于检测呼吸、心跳信号进行睡眠分期的可穿戴设备和非接触传感技术在睡眠健康领域的应用提供新的思路和方法。

## 1 对象与方法

### 1.1 对象

本文选取睡眠心脏健康研究（Sleep Heart Health Study, SHHS）数据集<sup>[10]</sup>进行睡眠分期研究。SHHS 数据集包含 PSG 数据（呼吸、心电信号等）及心血管健康相关标签，常用于睡眠呼吸暂停等睡眠疾病研究。从中筛选 300 名被试者，数据覆盖不同年龄、性别、种族群体，确保模型的泛化性。

### 1.2 方法

本文提出了一种基于呼吸和心电的多模态自动睡眠分期模型，如图 1 所示，该模型由三个核心模块组成，分别为：多尺度互信息特征提取模块（Multi-scale Mutual Information Fusion Extractor, MMIFE）、全局关系建模模块（Global Relationship Modeling, GRM）和交叉域融合模块（Cross-Linked Fusion, CLF），结合分类模块实现清醒期（W）、浅睡期（N1、N2）、深睡期 N3、快速眼动期（REM）五阶段睡眠分期。

作者简介：郭天娇，出生年月：1996.11.11，性别：女，民族：汉族，学历：硕士籍贯：山西运城，职称：助理实验师，研究专业方向：非接触生理信号检测。

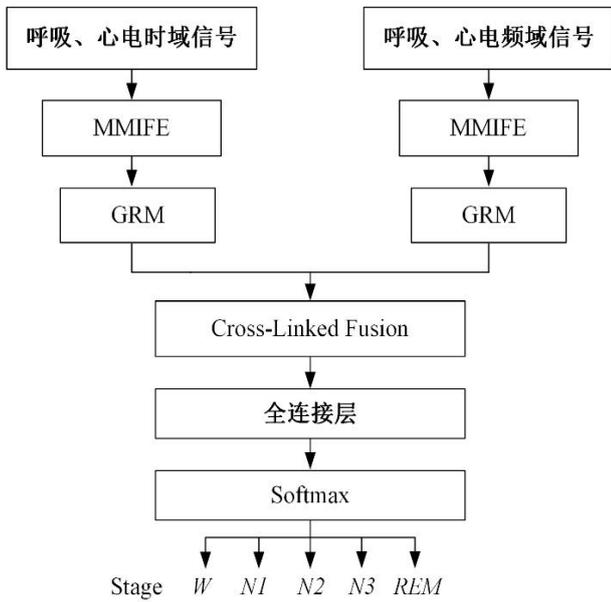


图1 睡眠分期模型

### 1.2.1 MMIFE 模块

MMIFE 模块以多尺度特征提取为核心目标，模型中包含两个 MMIFE 模块，二者输入来源分别为呼吸、心电时域和频域信号。每个 MMIFE 模块包含两个分支，分别进行大尺度和小尺度特征的并行提取。将分支 1 与分支 2 提取的特征进行拼接，融合不同尺度特征，增强模型对多尺度特征的捕捉能力。MICN 模块采用互信息测量来衡量不同特征之间的相关性，能够更准确地捕捉到不同生理信号之间的相互作用关系。最终，模块通过自适应池化单元进行特征降维，为后续的 GRM 提供高质量的特征输入。

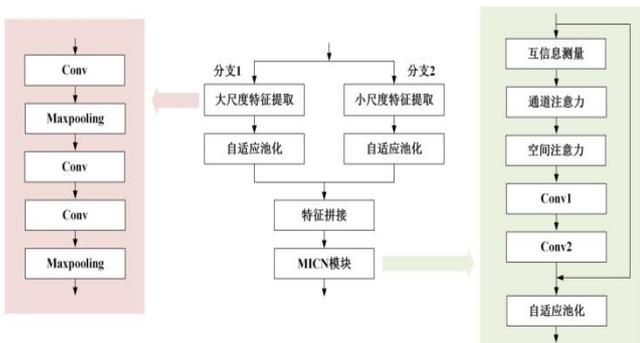


图2 MMIFE 模块

### 1.2.2 GRM 模块

GRM 模块的作用在于有效地捕捉特征序列中的复杂关系<sup>[11]</sup>，该模块以 MMIFE 模块的多尺度特征向量作为输入，通过多头注意力机制、多尺度因果卷积等构成的因果特征融合网络（Multi-Scale Causal Fusion Network, MCFN）共同完成复杂的特征建模任务。经过多尺度因果卷积和多头注意力处理之后，合并两个路径的输出特征，送入层归一化层，提升特征表达的

稳定性。归一化后的特征进入前馈网络，对特征进一步进行非线性变换，增强特征的表达能力。最终，经过 N 个 MCFN 之后输出具有全局关系信息的特征向量，不仅保留了原始输入的多尺度特征信息，还融合了长距离依赖关系和全局特征模式。

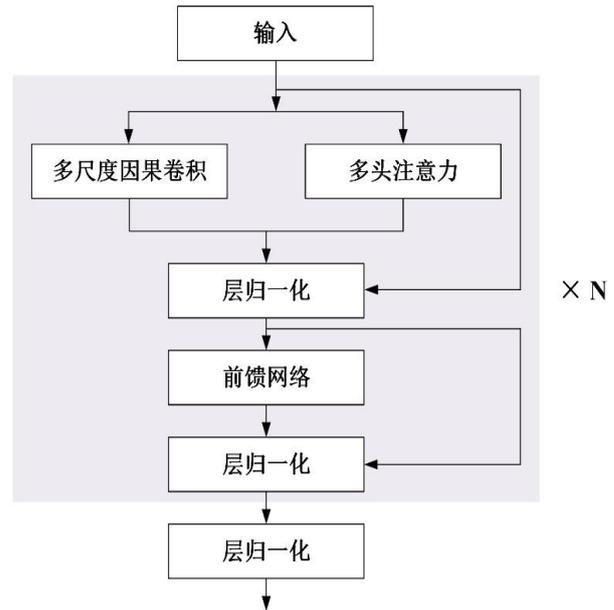


图3 GRM 模块

### 1.2.3 CLF 模块

为了实现时域和频域特征的深度交叉融合，CLF 模块充分挖掘呼吸、心电信号与睡眠分期之间的潜在复杂关系，为后续的分类提供多维度特征信息<sup>[11]</sup>。

基于 GRM 模块输出的时域特征向量  $F_t$  和频域特征向量  $F_f$ ，CLF 模块通过双路径特征融合机制实现时频域特征的协同优化。一方面，分别对  $F_t$  和  $F_f$  进行卷积映射，并计算时频域特征间的关联性，利用 Softmax 函数生成归一化的权重矩阵量化两域特征的相对重要性；另一方面，将  $F_t$  和  $F_f$  沿特征维度拼接并通过融合卷积层生成联合表征，捕获时频域间的非线性交互关系，利用权重矩阵对融合特征进行自适应缩放，突出时频域之间的互补信息。

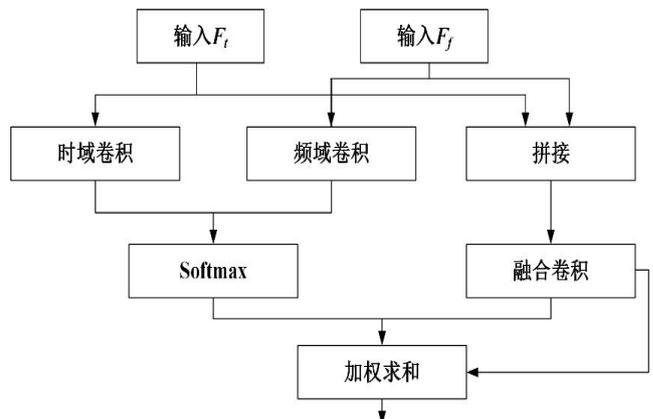


图4 CLF 模块

### 1.2.4 分类模块

分类模块由全连接层与 Softmax 激活函数构成，其中，全连接层将综合特征向量映射至与睡眠分期类别数一致的维度；Softmax 激活函数则将映射结果转换为概率分布，即输入特征属于各个睡眠分期类别的概率，从而依据概率大小确定最终分类结果。

## 2 结果

### 2.1 实验设置

在预处理阶段，读取 SHHS 数据集 EDF 文件中的信号数据，提取目标通道（呼吸及心电）信号，下采样或上采样信号到统一的采样率（100Hz），解析 XML 文件，提取睡眠阶段标签，使用 z-score 方法对信号进行归一化，将数据分割为固定长度（30s）的片段，并提取时域和频域信号构成完整的睡眠分期数据集，按 8:2 的比例划分为训练集与测试集，为有效缓解数据不均衡对模型性能的负面影响，本文采用加权交叉熵损失函数进行优化。

### 2.2 实验结果

本文所提睡眠分期模型在 SHHS 数据集上进行了全面评估，结果如表 1 所示，相较 RF、SVM、AdaBoost 机器学习方法和 DeepSleepNet（CNN+LSTM）<sup>[12]</sup>、SleepTransformer（双层级 Transformer）<sup>[13]</sup>等深度学习方法提升较为明显。

表 1 不同睡眠分期模型性能指标对比

方法	Accuracy	F1-score	Cohen's Kappa
随机森林 (RF)	45.8%	0.205	0.195
支持向量机 (SVM)	45.4%	0.200	0.115

AdaBoost	44.3%	0.183	0.152
DeepSleepNet	59.3%	0.400	0.520
SleepTransformer	63.1%	0.507	0.473
本文所提方法	70.6%	0.585	0.696

## 3 讨论

如表 1 所示，由于 RF、SVM 及 AdaBoost 等传统机器学习方法主要依赖于手工提取特征，难以有效表征呼吸、心电信号在不同睡眠阶段内的特异性、复杂关联和睡眠阶段间的非线性时序特性，相较于基于深度学习的睡眠分期模型性能较差。DeepSleepNet 模型采用 CNN-LSTM 架构，能有效挖掘信号在不同睡眠阶段内的显著特征和睡眠阶段间的动态变化规律，性能较传统方法有所提升。SleepTransformer 模型采用双层级 Transformer 架构，其自注意力机制能够实现多尺度、全局化的特征交互，对信号中远距离依赖关系的捕捉能力更强，能够更精准挖掘跨睡眠阶段的关联信息，性能较 DeepSleepNet 模型表现更优。

本文所提模型的 MMIFE 模块能够充分提取呼吸、心电时域和频域信号的多尺度特征及信号之间的相互作用关系，GRM 模块对时域和频域的复杂模式和长距离依赖特征进行有效建模，CLF 模块结合时频域特征间的非线性交互关系进行融合，有效提取了睡眠阶段内的特异性及睡眠阶段间的动态转换关系，性能优于现有经典睡眠分期模型。

综上，本文所提模型实现了呼吸、心电信号的多模态跨域融合，有效提高了睡眠分期的准确率和可靠性，为可穿戴设备和非接触式监测技术在睡眠健康领域的应用提供了技术支持。

## 参考文献:

- [1] Maquet P. The role of sleep in learning and memory[J]. Science, 2001, 294(5544): 1048-1052.
- [2] 王俊秀, 张衍, 李延泽, 等. 《中国睡眠研究报告(2025)》[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2025: 127-128.
- [3] Shimozono K, Adachi H, Nohara S, et al. Sleep-disordered breathing profiles in patients with cardiovascular diseases: Kurume SDB-CVD study[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 16521-16531.
- [4] Berry, R.B., Budhiraja, Gottlieb, D.J. et al. Rules for scoring respiratory events in sleep: Update of the 2007 AASM manual for the scoring of sleep and associated events (Article)[J]. Journal of Clinical Sleep Medicine, 2012, 8(5): 597-619.
- [5] 郭瑞表, 钱小顺, 孙宝君, 等. 多导睡眠图监测的影响因素与干预措施[J]. 中国综合临床, 2013, 29(4): 392-393.
- [6] Lee JH, Nam H, Kim DH, et al. Developing a deep learning model for sleep stage prediction in obstructive sleep apnea cohort using 60 GHz frequency-modulated continuous-wave radar[J]. Journal of Sleep Research, 2024, 33(1): 1-9.
- [7] Long X, Foussier J, Fonseca P, et al. Analyzing respiratory effort amplitude for automated sleep stage classification[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2014, 14: 197-205.

- [8] 黄文汉,张伟,胡立刚,等.基于心电与呼吸信号的睡眠分期算法研究[J].智能计算机与应用,2018,8(1):49-54.
- [9] 王凤霞.基于迁移学习的非接触式睡眠监测技术研究[D].南京:南京理工大学硕士学位论文,2023.
- [10] Quan S,Howard BV,Iber C,et al.The Sleep Heart Health Study:design,rationale,and methods[J].Sleep,1997,20(12):1077-1085.
- [11] Lin Y,Wang M,Hu F,et al.Multimodal Polysomnography-Based Automatic Sleep Stage Classification via Multiview Fusion Network[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2024,73:1-12.
- [12] Supratak A,Dong H,WU C,et al.DeepSleepNet:A model for automatic sleep stage scoring based on rawsingle-channel EEG[J].IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering,2017,25(11):1998-2008.
- [13] Phan H,Mikkelsen K,Chen Y,et al.Sleep-Transformer:Automatic sleep staging with interpretability and uncertainty quantification[J].IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2022,69(8):2456-2467.