

分 类 号_____

密 级_____

U D C_____

编 号 10486_____

武汉大学

博 士 学 位 论 文

武汉大学学位论文 L^AT_EX 模板
使用示例文档

研 究 生 姓 名：作 者 姓 名

指导教师姓名、职称：教师姓名 职称

学 科 、 专 业 名 称：学科、专业名称

研 究 方 向：研 究 方 向

二〇二四年四月

An Introduction to LaTeX Thesis Template of Wuhan University

Your Name

论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者（签名）：

年 月 日

武汉大学学位论文使用授权协议书

本学位论文作者愿意遵守武汉大学关于保存、使用学位论文的管理办法及规定，即：学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并提供文献检索与阅览服务；学校可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；在以教学与科研服务为目的前提下，学校可以在校园网内公布部分或全部内容。

一、在本论文提交当年，同意在校园网内以及中国高等教育文献保障系统（CALIS）、高校学位论文系统提供查询及前十六页浏览服务。

二、在本论文提交☐当年/☐一年/☐两年/☐三年以后，同意在校园网内允许读者在线浏览并下载全文，学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。（保密论文解密后遵守此规定）

论文作者（签名）：_____

学 号：_____

学 院：_____

日期： 年 月 日

博士生自认为的论文创新点

本论文用一种新颖的方法研究出了不同于前人的新型永动机，其能量转化效率高达200%……
……

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
1 论文主要部分的写法	1
1.1 论文的语言及表述	1
1.2 论文题目的写法	1
1.3 摘要的写法	1
1.4 引言的写法	2
1.5 正文的写法	2
1.6 结论的写法	2
1.7 各节一级标题	2
1.7.1 各节二级标题	3
1.8 字体样式	3
2 公式插图表格	5
2.1 公式的使用	5
2.2 插图的使用	5
2.3 表格的使用	6
2.3.1 普通表格	6
2.3.2 跨页表格	7
2.4 列表的使用	8
2.4.1 有序列表	8
2.4.2 不计数列表	8
2.5 数学环境的使用	9
2.6 单位	9
2.7 物理符号	9
3 引用与链接	11
3.1 脚注	11
3.2 引用文中小节	11
3.3 引用参考文献	11
3.4 链接相关	11

4 其它格式	13
4.1 代码	13
4.1.1 原始代码	13
4.1.2 算法描述/伪代码	13
4.2 绘图	13
4.3 写在最后	14
参考文献	15
硕士期间研究成果	25
致谢	27
附录 A 数据	29
A.1 第一个测试	29

图片索引

2.1	插图示例	5
2.2	多个分图的示例	6

表格索引

2.1	简单表格	6
2.2	一般三线表	6
2.3	占满文字宽度的三线表	7
2.4	文字宽度的跨页表格示例	7
2.5	模板定义的数学环境	8
A.1	测试表格	29

摘 要

基于脑电图的运动想象分类是脑科学与信息科学交叉产生的新兴领域，在神经康复、人机协作等领域具有良好的应用前景。目前基于深度神经网络的运动想象脑电图分类方法众多，但仍然存在以下问题：脑电图信号具有低信噪比、被试特异性等特性，导致不同被试之间的性能差异明显，精度尚未达到理想水平，需要针对脑电图信号特性设计模型；现有方法往往受到空间分辨率、频率滤波、神经科学先验知识等条件的制约，在不同场景下分类的稳定性有所欠缺；深度神经网络具有较大的参数规模，容易在小规模的脑电数据集上发生过拟合现象，且增加了计算成本。论文针对这些问题进行了深入研究，构建了一种基于特征融合和注意力机制的端到端运动想象分类模型 HA-FuseNet，主要工作包括：

(1) 针对脑电图信号的时频空特性及现有方法受到制约的情况，论文分别基于卷积神经网络与长短期记忆网络搭建子网络，对从不同角度提取的特征图进行特征融合，以获得更全面丰富的时频空特征表达，降低对于特定条件的依赖性。论文提出了多尺度密集连接模块，该模块基于采样频率设计卷积核，在提升特征提取的深度和广度的同时，兼顾高级语义信息和低级特征；将反转瓶颈层引入网络中，在深度维度促进时空特征的融合；采取集中关注时间维度特征的策略，更好地利用脑电图信号的高时间分辨率，降低对于空间分辨率的依赖性。

(2) 针对脑电图信号的低信噪比、非平稳性和被试特异性，论文提出了 svSE 混合注意力模块和 SCoT 全局自注意力模块，提升模型对重要数据的关注度，降低伪迹和变化的干扰。svSE 通过引入方差层更好地表征脑电图信号的时变特征，通过时空域的轴向注意力增强对不同数据分布的适应性。SCoT 模块将时空域的全局上下文信息引入模型中，首先基于轴向投影的空间域特征图计算空间域自注意力，随后将局部上下文信息引入时空域自注意力的计算，进一步校准注意力，提升特征表征能力。

(3) 针对网络参数规模大、计算开销高，小规模数据集上容易过拟合的问题，论文对模型进行了轻量化设计，采用了轴向卷积和深度可分离卷积，并基于对 GhostNet 优点和缺点的深入分析，提出了 SG 轻量级卷积模块，该模块能够促进特征图之间的交互，从而在降低模型参数量的同时取得较好的准确率。

论文进行了多项对比实验确定模型的最优架构。BCI Competition IV Dataset 2A 数据集上的实验结果表明，HA-FuseNet 在被试内和被试间实验中的平均准确率分别达到了 77.89% 和 68.53%，Kappa 一致性系数分别达到了 0.70 和 0.57，较 EEGNet 等主流模型，被试内准确率的平均提升约为 8.42%，被试间准确率的平均提升约为 9.26%。论文同时在 BCI Competition IV Dataset 2B 数据集上进行了低空间分辨率场景的对比实验，

实验结果表明 HA-FuseNet 在被试内和被试间实验的平均准确率分别达到了 75.23% 和 76.86%，较 EEGNet 等主流模型平均提升了约 4.49% 和 3.44%。实验结果证明了论文所提出模型的有效性，在一定程度上解决了目前运动想象脑电图分类领域存在的问题。

关键词：关键词 1；关键词 2；关键词 3；关键词 4；一个非常非常，非常非常长——的
关键词 5

ABSTRACT

Electroencephalogram(EEG)-based motor imagery classification emerges as a nascent field at the intersection of neuroscience and information science, holding promising applications in neurorehabilitation, human-machine collaboration, among others. Currently, there are numerous methods for motor imagery EEG classification based on deep neural networks, yet several challenges persist: EEG signals are characterized by low signal-to-noise ratios and subject-specific variations, leading to pronounced performance variations among different subjects and suboptimal accuracy levels, necessitating models tailored to the unique characteristics of EEG data; existing methods are often constrained by factors such as spatial resolution, frequency filtering, and prior knowledge in neuroscience, compromising their stability in classification across diverse scenarios; the substantial parameter size of deep neural networks makes them prone to overfitting when applied to small-scale EEG datasets and increases computational costs. The thesis delves into these issues, proposing an end-to-end motor imagery classification model, named HA-FuseNet, which is based on feature fusion and attention mechanisms. The principal contributions encompass:

(1) To address the time-frequency-space characteristics of EEG signals and the constraints of existing methods, the thesis establishes two sub-networks based on Convolutional Neural Network and Long Short Term Memory Network, fusing feature maps extracted from diverse perspectives to achieve a more comprehensive and enriched representation of the time-frequency-spatial features, reducing reliance on specific conditions. The thesis proposes a multiscale dense connection module, which designs convolutional kernels based on sampling frequency. This module enhances both the depth and breadth of feature extraction while integrating high-level semantic information with low-level features. Additionally, inverted bottleneck layers are incorporated into the model's architecture, facilitating the fusion of spatiotemporal features in the depth dimension. The strategy of focusing on temporal features is adopted to leverage the high temporal resolution of EEG signals more effectively, thereby diminishing the dependence on high spatial resolution.

(2) To address the low signal-to-noise ratio, non-stationarity, and subject specificity of EEG signals, the thesis proposes svSE hybrid attention module and SCoT global self-attention module to enhance the focus on critical data and mitigate the impact of artifacts and variability. Specifically, the svSE module improves representation of EEG's time-varying characteristics by introducing a variance layer and boosts adaptability to diverse data distributions through

spatial and temporal axis-wise attention. The SCoT module integrates global contextual information from both spatial and temporal domains. It initially computes spatial self-attention based on axially projected feature maps, then incorporates local context into the calculation of spatiotemporal self-attention, calibrating feature maps and enhancing feature expression.

(3) To address the issues of large model parameter size, high computational cost, and the tendency to overfit on small datasets, the thesis presents a lightweight design for the model. It employs techniques such as axial convolutions and depthwise separable convolutions. Grounded in a thorough analysis of the merits and drawbacks of GhostNet, the SG lightweight convolution module is proposed. This module facilitates interaction among feature maps, thereby achieving a good balance between a reduced parameter count and maintaining high accuracy rates.

Extensive comparative experiments are conducted to ascertain the optimal architecture of the model. Experimental outcomes on the BCI Competition IV Dataset 2A illustrate that HA-FuseNet achieves average accuracies of 77.89% and 68.53% in subject-dependent and subject-independent experiments, respectively, with Kappa coefficients of agreement reaching 0.70 and 0.57, respectively. Compared to mainstream models such as EEGNet, HA-FuseNet yields an approximate average improvement of 8.42% in subject-dependent accuracy and 9.26% in subject-independent accuracy. Additionally, the thesis also conducted comparative experiments under low spatial resolution scenarios using the BCI Competition IV Dataset 2B, demonstrating that HA-FuseNet achieved average accuracy rates of 75.23% for subject-dependent and 76.86% for subject-independent experiments. These results represent an improvement of approximately 4.49% and 3.44% over mainstream models such as EEGNet, respectively. These experimental findings validate the efficacy of the proposed model, thereby addressing prevailing issues in the field of motor imagery EEG classification to a considerable extent.

Key words: key word 1; key word 2; key word 3; key word 4; and a very very, very very long key word—the key word 5

1 论文主要部分的写法

研究生学位论文撰写，除表达形式上需要符合一定的格式要求外，内容方面上也要遵循一些共性原则。

通常研究生学位论文只能有一个主题（不能是几块工作拼凑在一起），该主题应针对某学科领域中的一个具体问题展开深入、系统的研究，并得出有价值的研究结论。学位论文的研究主题切忌过大，例如，“中国国有企业改制问题研究”这样的研究主题过大，因为“国企改革”涉及的问题范围太广，很难在一本研究生学位论文中完全研究透彻。

1.1 论文的语言及表述

除国际研究生外，学位论文一律须用汉语书写。学位论文应当用规范汉字进行撰写，除古汉语研究中涉及的古文字和参考文献中引用的外文文献之外，均采用简体汉字撰写。

国际研究生一般应以中文或英文书写学位论文，格式要求同上。论文须用中文封面。

研究生学位论文是学术作品，因此其表述要严谨简明，重点突出，专业常识应简写或不写，做到立论正确、数据可靠、说明透彻、推理严谨、文字凝练、层次分明，避免使用文学性质的或带感情色彩的非学术性语言。

论文中如出现一个非通用性的新名词、新术语或新概念，需随即解释清楚。

1.2 论文题目的写法

论文题目应简明扼要地反映论文工作的主要内容，力求精炼、准确，切忌笼统。论文题目是对研究对象的准确、具体描述，一般要在一定程度上体现研究结论，因此，论文题目不仅应告诉读者这本论文研究了什么问题，更要告诉读者这个研究得出的结论。例如：“在事实与虚构之间：梅乐、卡彭特、沃尔夫的新闻观”就比“三个美国作家的新闻观研究”更专业、更准确。

1.3 摘要的写法

论文摘要是对论文研究内容的高度概括，应具有独立性和自含性，即应是一篇简短但意义完整的文章。通过阅读论文摘要，读者应该能够对论文的研究方法及结论有一个整体性的了解，因此摘要的写法应力求精确简明。论文摘要应包括对问题及研究目的的描述、对使用的方法和研究过程进行的简要介绍、对研究结论的高度凝练等，重点是结果和结论。

论文摘要切忌写成全文的提纲，尤其要避免“第1章……；第2章……；……”这样的陈述方式。

1.4 引言的写法

一篇学位论文的引言大致包含如下几个部分：1. 问题的提出；2. 选题背景及意义；3. 文献综述；4. 研究方法；5. 论文结构安排。

- 问题的提出：要清晰地阐述所要研究的问题“是什么”。^①
- 选题背景及意义：论述清楚为什么选择这个题目来研究，即阐述该研究对学科发展的贡献、对国计民生的理论与现实意义等。
- 文献综述：对本研究主题范围内的文献进行详尽的综合述评，“述”的同时一定要有“评”，指出现有研究状态，仍存在哪些尚待解决的问题，讲出自己的研究有哪些探索性内容。
- 研究方法：讲清论文所使用的学术研究方法。
- 论文结构安排：介绍本论文的写作结构安排。

1.5 正文的写法

本部分是论文作者的研究内容，不能将他人研究成果不加区分地掺和进来。已经在引言的文献综述部分讲过的内容，这里不需要再重复。各章之间要存在有机联系，符合逻辑顺序。

1.6 结论的写法

结论是对论文主要研究结果、论点的提炼与概括，应精炼、准确、完整，使读者看后能全面了解论文的意义、目的和工作内容。结论是最终的、总体的结论，不是正文各章小结的简单重复。结论应包括论文的核心观点，主要阐述作者的创造性工作及所取得的研究成果在本领域中的地位、作用和意义，交代研究工作的局限，提出未来工作的意见或建议。同时，要严格区分自己取得的成果与指导教师及他人的学术成果。

在评价自己的研究工作成果时，要实事求是，除非有足够的证据表明自己的研究是“首次”“领先”“填补空白”的，否则应避免使用这些或类似词语。

1.7 各节一级标题

我是内容

^①选题时切记要有“问题意识”，不要选不是问题的问题来研究。

1.7.1 各节二级标题

你是内容

1.7.1.1 各节三级标题

他是内容

(1) 四级标题

内容内容

① 五级标题

内容内容

1.8 字体样式

宋体 **粗体** 斜体 **粗斜体**。

黑体 **粗体** 斜体 **粗斜体**。

仿宋 **粗体** 斜体 **粗斜体**。

楷书 **粗体** 斜体 **粗斜体**。

Serif *Italic* **Bold** ***BoldItalic***

Sans *Italic* **Bold** ***BoldItalic***

Mono *Italic* **Bold** ***BoldItalic***

2 公式插图表格

2.1 公式的使用

在文中引用公式可以这么写： $a^2 + b^2 = c^2$ 。这是勾股定理，它还可以表示为 $c = \sqrt{a^2 + b^2}$ 。还可以让公式单独一段并且加上编号：

$$\sin^2 \theta + \cos^2 \theta = 1 \quad (2.1)$$

注意，公式前请不要空行。

还可以通过添加标签在正文中引用公式，如式 (2.1)。

我们还可以轻松打出一个漂亮的矩阵：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 11 & 22 & 33 & 44 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} 22 & 24 \\ 32 & 34 \\ 42 & 44 \\ 52 & 54 \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

或者多行对齐的公式：

$$\begin{aligned} f_1(x) &= (x + y)^2 \\ &= x^2 + 2xy + y^2 \end{aligned} \quad (2.3)$$

模板使用了 `unicode-math` 包更改数学字体。所以在使用数学字体时，尽量使用 `unicode-math` 包提供的 `\sym` 接口，详情请阅读 `unicode-math` 文档。

2.2 插图的使用

L^AT_EX 环境下可以使用常见的图片格式：JPEG、PNG、PDF 等。当然也可以使用 L^AT_EX 直接绘制矢量图形，可以参考 `pgf/tikz` 等包中的相关内容。需要注意的是，无论采用什



图 2.1 插图示例

么方式绘制图形，首先考虑的是图片的清晰程度以及图片的可理解性，过于不清晰的图片将可能会浪费很多时间。

[htbp] 选项分别是此处、页顶、页底、独立一页。[width=\textwidth] 让图片占满整行，或 [width=2cm] 直接设置宽度。可以随时在文中进行引用，如图 2.1，建议缩放时保持图像的宽高比不变。

如果一个图由两个或两个以上分图组成时，各分图分别以 (a)、(b)、(c)..... 作为图序，并须有分图题。模板使用 subcaption 宏包来处理，比如图 2.2a 和图 2.2b。



(a) 武汉大学校徽



(b) 武汉大学

图 2.2 多个分图的示例

2.3 表格的使用

表格的输入可能会比较麻烦，可以使用在线的工具，如 Tables Generator 能便捷地创建表格，也可以使用离线的工具，如 Excel2LaTeX 支持从 Excel 表格转换成 LaTeX 表格。LaTeX/Tables 上及 Tables in LaTeX 也有更多的示例能够参考。

2.3.1 普通表格

下面是一些普通表格的示例：

表 2.1 简单表格

我是	一只	普通
的	表格	呀

也可以使用 booktabs 包创建三线表。

表 2.2 一般三线表

姓名	学号	性别
张三	001	男
李四	002	女

三线表中三条横线分别使用 `\toprule`、`\midrule` 与 `\bottomrule`。若要添加 m – n 列的横线，可使用 `\cmidrule{m-n}`。

要创建占满给定宽度的表格需要使用到 `tabularx` 包提供的 `tabularx` 环境。引用表格与其它引用一样，只需要如表 2.3。

表 2.3 占满文字宽度的三线表

序号	年龄	身高	体重
1	14	156	42
2	16	158	45
3	14	162	48
4	15	163	50
平均	15	159.75	46.25

2.3.2 跨页表格

跨页表格常用于附录（把正文懒得放下的实验数据统统放在附录的表中）。一般使用 `longtable` 包提供的 `longtable` 环境。若要创建占满给定宽度的跨页表格，可以使用 `xltabular` 包提供的 `xltabular` 环境，使用方法与 `longtable` 类似。以下是一个文字宽度的跨页表格的示例：

表 2.4 文字宽度的跨页表格示例

1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6

转下一页

接上一页

1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6
1	0	5	1	2	3	4	5	6

2.4 列表的使用

下面演示了创建有序及无序列表，如需其它样式，LaTeX Lists 上有更多的示例。

2.4.1 有序列表

这是一个计数的列表

1. 第一项
 - (a) 第一项中的第一项
 - (b) 第一项中的第二项
2. 第二项
 - (i) 第一项中的第一项
 - (ii) 第一项中的第二项
3. 第三项

2.4.2 不计数列表

这是一个不计数的列表

- 第一项
 - 第一项中的第一项
 - 第一项中的第二项
- 第二项
- 第三项

表 2.5 模板定义的数学环境

theorem 定理	definition 定义	lemma 引理	corollary 推论
proposition 性质	example 例	remark 注	proof 证明

2.5 数学环境的使用

模板简单定义了 8 种数学环境，具体见表 2.5，使用方法如下所示。

定理 2.5.1: 设向量 $\mathbf{a} \neq \mathbf{0}$ ，那么向量 $\mathbf{b} \parallel \mathbf{a}$ 的充分必要条件是：存在唯一的实数 λ ，使 $\mathbf{b} = \lambda \mathbf{a}$ 。

定义 2.5.1: 这是一条定义。

引理 2.5.1: 这是一条引理。

推论 2.5.1: 对数轴上任意一点 P ，轴上有向线段 \overrightarrow{OP} 都可唯一地表示为点 P 的坐标与轴上单位向量 \mathbf{e}_u 的乘积： $\overrightarrow{OP} = u\mathbf{e}_u$ 。

性质 2.5.1: 这是一条性质。

例 2.5.1: 这是一条例。

注 2.5.1: 这是一条注。

证明: 留作练习。 □

若要定义自己的数学环境，可通过如下代码实现：

```
\newtheorem{nonsense}{胡说}
\newtheorem*{bullshit}{八道}
```

其中，带星号 * 的命令不会自动编号。

胡说 1: 啊吧啊吧啊吧。

八道: 不啦不啦不啦。

2.6 单位

单位的输入请使用 siunitx 包中提供的 `\si` 与 `\SI` 命令，可以方便地处理希腊字母以及数字与单位之间的空白。在以前，L^AT_EX 中输入角度需要使用 `$^\circ` 的奇技淫巧，现在只需要 `\ang` 命令解决问题。当然 siunitx 包中还提供了不少其他有用的命令，有需要的可以自行阅读 siunitx 文档。

示例： $6.4 \times 10^6 \text{ m}$ ， $9 \mu\text{m}$ ， kg m s^{-1} ， $104^\circ 28'$ 。

2.7 物理符号

physics 宏包可以让用户更加方便、简洁地使用、输入物理符号，具体也请自行阅读 physics 文档。示例如下

$$\begin{aligned} \int_0^{2\pi} |\sin x| \, dx &= 2 \int_0^{\pi} \sin x \, dx \\ &= -2 \cos x \Big|_0^{\pi} \\ &= 4 \end{aligned} \tag{2.4}$$

3 引用与链接

3.1 脚注

注释是对论文中特定名词或新名词的注解。注释可用页末注或篇末注的一种。选择页末注的应在注释与正文之间加细线分隔，线宽度为 1 点，线的长度不应超过纸张的三分之一宽度。同一页类列出多个注释的，应根据注释的先后顺序编排序号。字体为宋体 5 号，注释序号以“①、②”等数字形式标示在被注释词条的右上角。页末或篇末注释条目的序号应按照“①、②”等数字形式与被注释词条保持一致，脚注序号每面更新。示例：这里有个注释^①。

3.2 引用文中小节

如引用小节 3.2

3.3 引用参考文献

这是一个参考文献引用的范例：“? 提出……”。还可以引用多个文献：“??? 提出……”。不同的引用方法：“?”“(?)”更多引用命令请参阅 natbib 文档或 biblatex 文档。

文献引用需要配合 BibTeX 使用，很多工具可以直接生成 BibTeX 文件（如 EndNote、NoteExpress、百度学术、谷歌学术等），此处不作介绍。

3.4 链接相关

模板使用了 hyperref 包处理相关链接，使用 \href 可以生成超链接，默认不显示链接颜色。如果需要输出网址，可以使用 \url 命令，示例：<https://github.com>。

①我是解释注释的

4 其它格式

4.1 代码

4.1.1 原始代码

朴实的代码块：

使用 `verbatim` 环境可以得到如下原样的输出。

```
print("Hello world!")
```

使用 `listings` 包提供的 `lstlisting` 环境可以对代码进行进一步的格式化，`minted` 包所提供的 `minted` 环境还可以对代码进行高亮。更多定制功能请自行参照文档配置。

4.1.2 算法描述/伪代码

参考 `Algorithms` 与 `algorithm2e` 文档，给出一个简单的示例，见算法 1。

算法 1 如何写算法

Data: this text

Result: how to write algorithm with L^AT_EX 2_ε

initialization;

while *not at end of this document* **do**

 read current;

if *understand* **then**

 go to next section;

 current section becomes this one;

else

 go back to the beginning of current section;

end

end

4.2 绘图

关于使用 L^AT_EX 绘图的更多例子，请参考 `Pgfplots package`。一般建议使用如 `Photo-shop`、`PowerPoint` 等制图，再转换成 PDF 等格式插入。

4.3 写在最后

工具不重要，对工具的合理运用才重要。希望本模板对大家的论文写作有所帮助。

参考文献

- 白书农, 1998. 植物开花研究[M]//李承森. 植物科学进展. 北京: 高等教育出版社: 146-163.
- 傅刚, 赵承, 李佳路, 2000. 大风沙过后的思考[N/OL]. 北京青年报(14)[2002-03-06]. <http://www.bjyouth.com.cn/Bqb/20000412/B/4216%5ED0412B1401.htm>.
- 广西壮族自治区林业厅, 1993. 广西自然保护区[M]. 北京: 中国林业出版社.
- 韩吉人, 1985. 论职工教育的特点[C]//中国职工教育研究会. 职工教育研究论文集. 北京: 人民教育出版社: 90-99.
- 霍斯尼, 1989. 谷物科学与工艺学原理[M]. 李庆龙, 译. 2 版. 北京: 中国食品出版社: 15-20.
- 姜锡洲, 1980. 一种温热外敷药制备方案: 中国, 88105607.3[P]. 1980-07-26.
- 马辉, 李俭, 刘耀明, 等, 1995. 利用 REMPI 方法测量 BaF 高里德堡系列光谱[J]. 化学物理学报, 8: 308-311.
- NEURACLE, [2024]. NeuSen W 系列无线脑电采集系统[EB/OL]. [2024-03-10]. <http://www.neuracle.cn/productinfo/148706.html>.
- 全国出版专业职业资格考试办公室, 2004. 全国出版专业职业资格考试辅导教材: 出版专业理论与实务·中级[M]. 2014 版. 上海: 上海辞书出版社: 299-307.
- 全国信息与文献工作标准化技术委员会出版物格式分委员会, 2002. GB/T 12450-2001 图书书名页[S]. 北京: 中国标准出版社: 1.
- 王夫之, 1865 (清同治四年). 宋论[M]. 刻本. 金陵: 曾氏.
- 萧钰, 2001. 出版业信息化迈入快车道[EB/OL]. (2001-12-19)[2002-04-15]. <http://www.creader.com/news/20011219/200112190019.htm>.
- 张昆, 冯立群, 余昌钰, 等, 1994. 机器人柔性手腕的球面齿轮设计研究[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 34(2): 1-7.
- 赵耀东, 1998. 新时代的工业工程师[M/OL]. 台北: 天下文化出版社[1998-09-26]. <http://www.ie.nthu.edu.tw/info/ie.newie.htm>.
- 郑开青, 1987. 通讯系统模拟及软件[D]. 北京: 清华大学无线电系.
- 中国地质学会, 1936. 地质评论[J]. 1936, 1(1)-. 北京: 地质出版社.
- 中国图书馆学会, 1957. 图书馆学通讯[J]. 1957(1)-1990(4). 北京: 北京图书馆.
- 中华人民共和国国家技术监督局, 1994. GB3100-3102. 中华人民共和国国家标准-量与单位[S]. 北京: 中国标准出版社.
- 竺可桢, 1973. 物理学论[M]. 北京: 科学出版社: 56-60.
- 中华人民共和国科学技术部, 2021. 科技部关于发布科技创新 2030 — “脑科学与类脑

- 研究”重大项目 2021 年度项目申报指南的通知[EB/OL]. [2022-06-01]. https://service.most.gov.cn/kjjh_tztg_all/20210916/4583.html.
- 何艳, 张通, 2021. 脑机接口技术在慢性脑卒中患者上肢康复中的研究进展[J]. 中国康复理论与实践, 27: 277-281.
- 刘进, 王伟明, 邱伟文, 等, 2018. BOLD-fMRI 联合神经导航显微切除运动区海绵状血管瘤畸形[J]. 中国现代医生, 56: 49-52.
- 周思捷, 白红民, 2018. 事件相关去同步化和同步化方法在脑电信号分析中的研究进展[J]. 中国微侵袭神经外科杂志, 23: 141-143.
- 孟明, 胡家豪, 高云园, 等, 2021. 结合互信息通道选择与混合深度神经网络的脑电情感识别方法[J]. 传感技术学报, 34: 1089-1095.
- 胡广书, 汪梦蝶, 2015. 生物医学信号处理研究综述[J/OL]. 数据采集与处理, 30: 915-932. DOI: 10.16337/j.1004-9037.2015.05.001.
- 蒲慕明, 2019a. 脑科学研究的三大发展方向[J/OL]. 中国科学院院刊, 34: 807-813. DOI: 10.16418/j.issn.1000-3045.2019.07.010.
- 蒲慕明, 2019b. 脑科学的未来[J]. 心理学通讯, 2: 80-83.
- 邱爽, 张裕坤, 吴晨瑶, 等, 2021. 基于精细运动想象的脑机接口技术研究进展[J/OL]. 人工智能: 40-50. DOI: 10.16453/j.cnki.ISSN2096-5036.2021.06.005.
- 郑潜, 2022. 自适应时频分析及脑电信号处理应用研究[D]. 浙江大学.
- ALTAHERI H, MUHAMMAD G, ALSULAIMAN M, et al., 2023. Deep learning techniques for classification of electroencephalogram (EEG) motor imagery (MI) signals: A review[J]. Neural Computing and Applications, 35(20): 14681-14722.
- American Association for the Advancement of Science, 1883. Science[J]. 1883, 1(1)–. Washington, D.C.: American Association for the Advancement of Science.
- AMIN S U, ALSULAIMAN M, MUHAMMAD G, et al., 2019. Deep Learning for EEG motor imagery classification based on multi-layer CNNs feature fusion[J]. Future Generation computer systems, 101: 542-554.
- ANG K K, CHIN Z Y, ZHANG H, et al., 2008. Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface[C]//2008 IEEE international joint conference on neural networks (IEEE world congress on computational intelligence). IEEE: 2390-2397.
- ATKINSON J B, BECKER J, DEMTRÖDER W, 1982. Experimental observation of the a $3\Pi_u$ state of Na₂[J]. Chem Phys Lett, 87: 92-97.
- BIXON M, JORTNER J, 1996. The dynamics of predissociating high Rydberg states of NO[J]. J Chem Phys, 105: 1363-1382.
- BLANKERTZ B, DORNHEGE G, KRAULEDAT M, et al., 2007. The non-invasive Berlin brain-computer interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects[J].

- NeuroImage, 37(2): 539-550.
- BLANKERTZ B, SANNELLI C, HALDER S, et al., 2010. Neurophysiological predictor of SMR-based BCI performance[J]. Neuroimage, 51(4): 1303-1309.
- BRUNNER C, LEEB R, MÜLLER-PUTZ G, et al., 2008. BCI Competition 2008–Graz data set A[J]. Institute for Knowledge Discovery (Laboratory of Brain-Computer Interfaces), Graz University of Technology, 16: 1-6.
- CARLSON N W, TAYLOR A J, JONES K M, et al., 1981. Two-step polarization-labeling spectroscopy of excited states of Na₂[J]. Phys Rev A, 24: 822-834.
- CHANG H, ZHANG Y, 1998. Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society[C]//Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society.
- CHO H, AHN M, AHN S, et al., 2017. EEG datasets for motor imagery brain-computer interface [J]. GigaScience, 6(7): 1-8.
- CHU Y, ZHAO X, ZOU Y, et al., 2018. A decoding scheme for incomplete motor imagery EEG with deep belief network[J]. Frontiers in neuroscience, 12: 680.
- DHIMAN R, et al., 2023. Electroencephalogram channel selection based on pearson correlation coefficient for motor imagery-brain-computer interface[J]. Measurement: Sensors, 25: 100616.
- DORNHEGE G, BLANKERTZ B, KRAULEDAT M, et al., 2006. Combined optimization of spatial and temporal filters for improving brain-computer interfacing[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 53(11): 2274-2281.
- DUPONT B, 1974. Bone marrow transplantation in severe combined immunodeficiency with an unrelated mhc compatible donor[C]//WHITE H J, SMITH R. Proceedings of the third annual meeting of the International Society for Experimental Hematology. Houston: International Society for Experimental Hematology: 44-46.
- GAO K, ZHANG Y, SADOLLAH A, et al., 2016. Jaya algorithm for solving urban traffic signal control problem[C/OL]//2016 14th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV). 1-6. DOI: 10.1109/ICARCV.2016.7838661.
- GLOROT X, BORDES A, BENGIO Y, 2011. Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics[C]//PMLR: Vol. 15. 315-323.
- GÓMEZ-HERRERO G, DE CLERCQ W, ANWAR H, et al., 2006. Automatic removal of ocular artifacts in the EEG without an EOG reference channel[C]//Proceedings of the 7th Nordic signal processing symposium-NORSIG 2006. IEEE: 130-133.
- HAN J, WEI X, FAISAL A A, 2023. EEG decoding for datasets with heterogenous electrode configurations using transfer learning graph neural networks[J]. Journal of Neural Engineer-

- ing, 20(6): 066027.
- HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al., 2020. Ghostnet: More features from cheap operations [C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 1580-1589.
- HARI R, SALMELIN R, 1997. Human cortical oscillations: a neuromagnetic view through the skull[J]. Trends in neurosciences, 20(1): 44-49.
- HASSANPOUR A, MORADIKIA M, ADELI H, et al., 2019. A novel end-to-end deep learning scheme for classifying multi-class motor imagery electroencephalography signals[J]. Expert Systems, 36(6): e12494.
- HE B, YUAN H, MENG J, et al., 2020. Brain-computer interfaces[J]. Neural engineering: 131-183.
- HE K, ZHANG X, REN S, et al., 2016. Deep residual learning for image recognition[C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 770-778.
- HENDRYCKS D, GIMPEL K, 2023. Gaussian Error Linear Units (GELUs)[A]. arXiv: 1606.08415.
- HERMAN P, PRASAD G, MCGINNITY T M, et al., 2008. Comparative analysis of spectral approaches to feature extraction for EEG-based motor imagery classification[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 16(4): 317-326.
- HJORTH B, 1970. EEG analysis based on time domain properties[J]. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 29(3): 306-310.
- HOU Q, ZHOU D, FENG J, 2021. Coordinate Attention for Efficient Mobile Network Design [J/OL]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR): 13708-13717. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:232110359>.
- HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al., 2019. Searching for mobilenetv3[C]//Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 1314-1324.
- HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al., 2017. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications[A]. arXiv: 1704.04861.
- HSU W Y, 2010. EEG-based motor imagery classification using neuro-fuzzy prediction and wavelet fractal features[J]. Journal of Neuroscience Methods, 189(2): 295-302.
- HSU W Y, CHENG Y W, 2023. EEG-Channel-Temporal-Spectral-Attention Correlation for Motor Imagery EEG Classification[J/OL]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 31: 1659-1669. DOI: 10.1109/TNSRE.2023.3255233.
- HU J, SHEN L, SUN G, 2018. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 7132-7141.
- HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al., 2017. Densely connected convolutional net-

- works[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 4700-4708.
- ISHIHARA T, 1966. Activation of abnormal EEG by mental work[J]. *Rinsho Nohha (Clin. Electroencephalogr.)*, 8: 26-34.
- ISHIHARA T, 1967. The interaction between paroxysmal EEG activities and continuous addition work of Uchida-Kraepelin psychodiagnostic test[J]. *Med. J. Osaka Univ.*, 18: 75-85.
- ITTI L, KOCH C, NIEBUR E, 1998. A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis[J/OL]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20 (11): 1254-1259. DOI: 10.1109/34.730558.
- JADERBERG M, SIMONYAN K, ZISSERMAN A, et al., 2015. Spatial transformer networks [J]. *Advances in neural information processing systems*, 28.
- JASPER H H, 1958. Ten-twenty electrode system of the international federation[J]. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*, 10: 371-375.
- JORGENSEN L A, NEWSOME W T, ANDERSON D J, et al., 2015. The BRAIN Initiative: developing technology to catalyse neuroscience discovery[J]. *Philosophical transactions. Biological sciences*, 370(1668): 7-19.
- KASESS C H, WINDISCHBERGER C, CUNNINGTON R, et al., 2008. The suppressive influence of SMA on M1 in motor imagery revealed by fMRI and dynamic causal modeling[J]. *Neuroimage*, 40(2): 828-837.
- KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E, 2017. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 60(6): 84-90.
- KROPOTOV J D, 2010. Quantitative EEG, event-related potentials and neurotherapy[M]. Academic Press.
- KROUPI E, YAZDANI A, EBRAHIMI T, 2011. EEG correlates of different emotional states elicited during watching music videos[C]//Affective Computing and Intelligent Interaction: Fourth International Conference, ACII 2011, Memphis, TN, USA, October 9–12, 2011, Proceedings, Part II. Springer: 457-466.
- KUMAR S, SHARMA A, TSUNODA T, 2019. Brain wave classification using long short-term memory network based OPTICAL predictor[J]. *Scientific reports*, 9(1): 9153.
- KUSCH P, HESSEL M M, 1975. Perturbations in the a $1\Sigma^+$ state of Na₂[J]. *J Chem Phys*, 63: 4087-4088.
- LAWHERN V J, SOLON A J, WAYTOWICH N R, et al., 2018. EEGNet: a compact convolutional neural network for EEG-based brain–computer interfaces[J]. *Journal of neural engineering*, 15(5): 056013.
- LEEB R, BRUNNER C, MÜLLER-PUTZ G, et al., 2008. BCI Competition 2008–Graz data

- set B[J]. Graz University of Technology, Austria, 16: 1-6.
- LEMM S, BLANKERTZ B, CURIO G, et al., 2005. Spatio-spectral filters for improving the classification of single trial EEG[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 52(9): 1541-1548.
- LI F, HE F, WANG F, et al., 2020. A novel simplified convolutional neural network classification algorithm of motor imagery EEG signals based on deep learning[J]. Applied Sciences, 10 (5): 1605.
- LI Y, YAO T, PAN Y, et al., 2022. Contextual transformer networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(2): 1489-1500.
- LIU X, XIONG S, WANG X, et al., 2023. A compact multi-branch 1D convolutional neural network for EEG-based motor imagery classification[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 81: 104456.
- LUKE R, WOUTERS J, 2016. Kalman filter based estimation of auditory steady state response parameters[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 25(3): 196-204.
- LUO T J, ZHOU C L, CHAO F, 2018. Exploring spatial-frequency-sequential relationships for motor imagery classification with recurrent neural network[J]. BMC bioinformatics, 19: 1-18.
- MA N, ZHANG X, ZHENG H T, et al., 2018a. Shufflenet v2: Practical guidelines for efficient cnn architecture design[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 116-131.
- MA X, QIU S, DU C, et al., 2018b. Improving EEG-based motor imagery classification via spatial and temporal recurrent neural networks[C]//2018 40th annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society (EMBC). IEEE: 1903-1906.
- MA X, QIU S, WEI W, et al., 2019. Deep channel-correlation network for motor imagery decoding from the same limb[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 28(1): 297-306.
- MA X, WANG D, LIU D, et al., 2020. DWT and CNN based multi-class motor imagery electroencephalographic signal recognition[J]. Journal of neural engineering, 17(1): 016073.
- MANE R, CHEW E, CHUA K, et al., 2021. FBCNet: A Multi-view Convolutional Neural Network for Brain-Computer Interface[A]. arXiv: 2104.01233.
- MELLINGER A, VIDAL C R, JUNGEN C, 1996. Laser reduced fluorescence study of the carbon monoxide nd triplet rydberg series - experimental results and multichannel quantum defect analysis[J]. J Chem Phys, 104: 8913-8921.
- MERKT F, MACKENZIE S R, SOFTLEY T P, 1995. Rotational autoionization dynamics in

- high rydberg states of nitrogen[J]. J Chem Phys, 103: 4509-4518.
- MIAO M, HU W, YIN H, et al., 2020. Spatial-frequency feature learning and classification of motor imagery EEG based on deep convolution neural network[J]. Computational and mathematical methods in medicine, 2020.
- MIAO Z, ZHAO M, ZHANG X, et al., 2023. LMDA-Net: A Lightweight Multi-Dimensional Attention Network for General EEG-based Brain-Computer Interfaces and Interpretability [J]. NeuroImage: 120209.
- MOUSAVI E A, MALLER J J, FITZGERALD P B, et al., 2011. Wavelet common spatial pattern in asynchronous offline brain computer interfaces[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 6(2): 121-128.
- MUSALLAM Y K, ALFASSAM N I, MUHAMMAD G, et al., 2021. Electroencephalography-based motor imagery classification using temporal convolutional network fusion[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 69: 102826.
- NADDAF M, 2023. Europe spent €600 million to recreate the human brain in a computer. How did it go?[J]. Nature, 620(7975): 718-720.
- NOBLE W S, 2006. What is a support vector machine?[J]. Nature biotechnology, 24(12): 1565-1567.
- OKANO H, MIYAWAKI A, KASAI K, 2015. Brain/MINDS: brain-mapping project in Japan [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 370(1668): 20140310.
- OLIVAS-PADILLA B E, CHACON-MURGUIA M I, 2019. Classification of multiple motor imagery using deep convolutional neural networks and spatial filters[J]. Applied Soft Computing, 75: 461-472.
- Online Computer Library Center, Inc, 2000. About OCLC: History of cooperation[EB/OL]. [2000-01-08]. <http://www.oclc.org/about/cooperation.en.htm>.
- PAWAR D, DHAGE S, 2020. Feature Extraction Methods for Electroencephalography based Brain-Computer Interface: A Review.[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 47(3).
- PEEBLES P Z, Jr, 2001. Probability, random variables, and random signal principles[M]. 4th ed. New York: McGraw Hill.
- PENFIELD W, RASMUSSEN T, 1950. The cerebral cortex of man; a clinical study of localization of function.[M]. Macmillan.
- PFURTSCHELLER G, ARANIBAR A, 1977. Event-related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG[J]. Electroencephalography and clinical neurophysiology, 42(6): 817-826.

- PICHIORRI F, MORONE G, PETTI M, et al., 2015. Brain-computer interface boosts motor imagery practice during stroke recovery[J]. *Annals of neurology*, 77(5): 851-865.
- POO M M, DU J L, IP N Y, et al., 2016. China Brain Project: Basic Neuroscience, Brain Diseases, and Brain-Inspired Computing[J]. *Neuron*, 92(3): 591-596.
- RIYAD M, KHALIL M, ADIB A, 2021. MI-EEGNET: A novel convolutional neural network for motor imagery classification[J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 353: 109037.
- RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T, 2015. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Medical image computing and computer-assisted intervention—MICCAI 2015: 18th international conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, proceedings, part III 18. Springer: 234-241.
- ROY A G, NAVAB N, WACHINGER C, 2018. Concurrent Spatial and Channel Squeeze & Excitation in Fully Convolutional Networks[C]//Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention—MICCAI 2018: 21st International Conference, Granada, Spain, September 16-20, 2018, Proceedings, Part I. Springer: 421-429.
- RUBNER Y, TOMASI C, GUIBAS L J, 2000. The earth mover's distance as a metric for image retrieval[J]. *International journal of computer vision*, 40: 99-121.
- SAI C Y, MOKHTAR N, AROF H, et al., 2017. Automated classification and removal of EEG artifacts with SVM and wavelet-ICA[J]. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 22(3): 664-670.
- SAKHAVI S, GUAN C, YAN S, 2015. Parallel convolutional-linear neural network for motor imagery classification[C]//2015 23rd European signal processing conference (EUSIPCO). IEEE: 2736-2740.
- SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al., 2018. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 4510-4520.
- SANTAMARIA-VAZQUEZ E, MARTINEZ-CAGIGAL V, VAQUERIZO-VILLAR F, et al., 2020. EEG-inception: a novel deep convolutional neural network for assistive ERP-based brain-computer interfaces[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 28(12): 2773-2782.
- SCHIRRMESTER R T, SPRINGENBERG J T, FIEDERER L D J, et al., 2017a. Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization[J]. *Human brain mapping*, 38(11): 5391-5420.
- SCHIRRMESTER R T, SPRINGENBERG J T, FIEDERER L D J, et al., 2017b. Deep learning with convolutional neural networks for EEG decoding and visualization[J]. *Human brain mapping*, 38(11): 5391-5420.

- Scitor Corporation, 1983. Project scheduler[CP/DK]. Sunnyvale, Calif.: Scitor Corporation.
- SHE Q, HU B, LUO Z, et al., 2019. A hierarchical semi-supervised extreme learning machine method for EEG recognition[J]. *Medical & biological engineering & computing*, 57: 147-157.
- SHIMIZU K, SHIMIZU F, 1983. Laser induced fluorescence spectra of the a $3\Pi_u-X\ 1\Sigma_g^+$ band of Na₂ by molecular beam[J]. *J Chem Phys*, 78: 1126-1131.
- SOLODKIN A, HLUSTIK P, CHEN E E, et al., 2004. Fine modulation in network activation during motor execution and motor imagery[J]. *Cerebral cortex*, 14(11): 1246-1255.
- SONG Y, ZHENG Q, LIU B, et al., 2022. EEG conformer: Convolutional transformer for EEG decoding and visualization[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 31: 710-719.
- SZEGEDY C, LIU W, JIA Y, et al., 2015. Going deeper with convolutions[C]//*Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 1-9.
- SZEGEDY C, VANHOUCKE V, IOFFE S, et al., 2016. Rethinking the inception architecture for computer vision[C]//*Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2818-2826.
- SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al., 2017. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning[C]//*Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence: Vol. 31*.
- TANGERMANN M, MÜLLER K R, AERTSEN A, et al., 2012. Review of the BCI competition IV[J]. *Frontiers in neuroscience*, 6: 21084.
- TAYLOR A J, JONES K M, SCHAWLOW A L, 1981. A study of the excited $1\Sigma_g^+$ states in Na₂[J]. *Opt Commun*, 39: 47-50.
- TAYLOR A J, JONES K M, SCHAWLOW A L, 1983. Scanning pulsed-polarization spectrometer applied to Na₂[J]. *J Opt Soc Am*, 73: 994-998.
- TIWARI A, 2023. A logistic binary Jaya optimization-based channel selection scheme for motor-imagery classification in brain-computer interface[J]. *Expert Systems with Applications*, 223: 119921.
- VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al., 2017. Attention is all you need[J]. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- WANG J, YAO L, WANG Y, 2023a. IFNet: An interactive frequency convolutional neural network for enhancing motor imagery decoding from EEG[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 31: 1900-1911.
- WANG J, CHENG S, TIAN J, et al., 2023b. A 2D CNN-LSTM hybrid algorithm using time series segments of EEG data for motor imagery classification[J]. *Biomedical Signal Processing*

- and Control, 83: 104627.
- WANG P, JIANG A, LIU X, et al., 2018a. LSTM-based EEG classification in motor imagery tasks[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 26(11): 2086-2095.
- WANG S J, CAI Y X, SUN Z R, et al., 2017. Tinnitus EEG classification based on multi-frequency bands[C]//Neural Information Processing: 24th International Conference, ICONIP 2017, Guangzhou, China, November 14–18, 2017, Proceedings, Part IV 24. Springer: 788-797.
- WANG X, GIRSHICK R, GUPTA A, et al., 2018b. Non-local neural networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 7794-7803.
- WANG Y, GAO S, GAO X, 2006. Common spatial pattern method for channel selection in motor imagery based brain-computer interface[C]//2005 IEEE engineering in medicine and biology 27th annual conference. IEEE: 5392-5395.
- WATANABE T, HANAJIMA R, SHIROTA Y, et al., 2015. Effects of rTMS of pre-supplementary motor area on fronto basal ganglia network activity during stop-signal task [J]. Journal of Neuroscience, 35(12): 4813-4823.
- WEINSTEIN L, SWERTZ M N, 1974. Pathogenic properties of invading microorganism[M]//SODEMAN W A, Jr, SODEMAN W A. Pathologic physiology: mechanisms of disease. Philadelphia: Saunders: 745-772.
- WOO S, PARK J, LEE J Y, et al., 2018. Cbam: Convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). 3-19.
- World Health Organization, 1970. Factors regulating the immune response: Report of WHO Scientific Group[R]. Geneva: WHO.
- WRIGHT S J, NOWAK R D, FIGUEIREDO M A, 2009. Sparse reconstruction by separable approximation[J]. IEEE Transactions on signal processing, 57(7): 2479-2493.
- XU B, ZHANG L, SONG A, et al., 2018. Wavelet transform time-frequency image and convolutional network-based motor imagery EEG classification[J]. Ieee Access, 7: 6084-6093.
- ZHANG C, KIM Y K, ESKANDARIAN A, 2021. EEG-inception: an accurate and robust end-to-end neural network for EEG-based motor imagery classification[J]. Journal of Neural Engineering, 18(4): 046014.
- ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al., 2018. Shufflenet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 6848-6856.
- ZHAO M, ZHONG S, FU X, et al., 2019. Deep residual shrinkage networks for fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 16(7): 4681-4690.

硕士期间研究成果

李石君, **刘梓轩**, 余伟, 余放, 杨济海, 杨俊成, 李宇轩. 基于组合模型的心理测评真实性评估方法及设备 [P]. 湖北省: CN115762719A, 2023.03.07.

李石君, **刘梓轩**, 余伟, 余放, 杨济海, 杨俊成, 李宇轩. 心理测评量表的推荐方法 [P]. 湖北省: CN115994271A, 2023.04.21.

致谢

附录 A 数据

A.1 第一个测试

测试公式编号

$$1 + 1 = 2. \tag{A.1}$$

表格编号测试

表 A.1 测试表格

11	13	13	13	13
12	14	13	13	13