

# 一种基于运动想象的多模态脑电信号解析方法研究

张建平, 李磊, 刘博, 周丽丽

(黑龙江省科学院智能制造研究所, 黑龙江 哈尔滨 150090)

**摘要:**通过基于敏感度的范式选择方法,研究一种基于运动想象的多模态脑电信号的解析方法,可以筛选出针对某特定被试者相匹配的最优范式,之后再应用改进的黎曼最小均值距离分类器,可以使“脑机接口盲”现象得到大幅改善,对应群体的任务指令识别率和分类准确率提升明显。采用脉冲时序依赖可塑性学习机制,设计侧抑制机制的脉冲神经网络,实现对低信噪比信号的鲁棒性的提升,对分类精度的显著调高。设置基于召回率的安全停止信号,结合混淆矩阵的实时监测分类结果,能够显著降低解析系统的误操作率,从而保证了紧急指令执行的准确率。最后,通过结合运动想象与稳态视觉诱发电位的多模态控制策略,优化了指令响应的延迟,通过实验结果分析可见,所提出的解析方法能够提升系统的可靠性,通过并行通道实现了多模态任务的协同,极大地提高了指令识别率,所提解析方法可以应用于医疗康复机器人、智能制造等多种场景,具有一定的实际推广应用价值。

**关键词:**脑电信号;脑机接口;运动想象;黎曼最小均值距离分类;脉冲神经网络

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0159-05

## Research on a multimodal electroencephalogram signal analysis method based on motor imagination

ZHANG Jianping, LI Lei, LIU Bo, ZHOU Lili

(Institute of Intelligent Manufacturing Heilongjiang Academy of Sciences, Harbin 150090, China)

**Abstract:** By using a sensitivity based paradigm selection method, a multi-modal EEG signal analysis method based on motor imagery is studied. The optimal paradigm that matches a specific subject can be selected, and then an improved Riemann minimum mean distance classifier can be applied to significantly improve the phenomenon of “brain computer interface blindness”. The task instruction recognition rate and classification accuracy of the corresponding population can be significantly improved. By adopting a pulse timing dependent plasticity learning mechanism and designing a pulse neural network with side suppression mechanism, the robustness of low signal-to-noise ratio signals can be improved, and the classification accuracy can be significantly improved. Setting a safety stop signal based on recall rate, combined with real-time monitoring and classification results of confusion matrix, can significantly reduce the misoperation rate of the parsing system, thereby ensuring the accuracy of emergency instruction execution. Finally, by combining motion imagination with steady-state visual evoked potential multimodal control strategy, the delay of instruction response was optimized. Through experimental results analysis, it can be seen that the proposed analytical method can improve the reliability of the system, achieve collaborative multimodal tasks through parallel channels, and greatly improve instruction recognition rate. The proposed analytical method can be applied to various scenarios such as medical rehabilitation robots and intelligent manufacturing, and has certain practical promotion and application value.

**Keywords:** electroencephalogram; BCI; motor imagery; Riemann minimum mean distance classification; spiking neural network

### 0 引言

脑机接口(BCI)技术通过解码脑电信号(electroencephalogram, EEG)可以实现人脑与外部设备的直接交互,在医疗康复、智能制造等领域展现出广阔的应用前景<sup>[1]</sup>。脑机接口分为主动式和非主动式两类。国内对于主动式脑机接口的研究主要是运动想象(MI)方面,清华大学医学院神经工程研究所开发了基于运动想象的机器狗控制系统<sup>[2]</sup>。上海大学研究并开发了基于运动想象的脑卒中患者手部功能康复系统,通过实时反馈来有效调整运动思维<sup>[3]</sup>。非主动式脑机

接口的研究,主要是集中于基于外部刺激模式下的脑机接口方面。利用稳态视觉诱发电位(steady state visual evoked potential, SSVEP)脑机接口实现设备控制的技术也逐渐成熟,Perez-valero等设计了基于SSVEP的注意力驱动游戏<sup>[4]</sup>,Mandel等设计了13 Hz,14 Hz,15 Hz,16 Hz四频率控制的脑控轮椅<sup>[5]</sup>。国内天津大学明东团队所设计的SSVEP拼写器,经过算法及刺激界面双优化后的平均ITR能够达到330 bpm<sup>[6]</sup>。清华大学的高小榕团队设计并实现了相位联合调制SSVEP脑机接口,到目前已实现了从40到160个目标闪烁块的识别<sup>[7]</sup>。

然而,现有非侵入式脑机接口技术在大规模群体测试中面临以下关键瓶颈<sup>[8-9]</sup>。

“EEG盲”问题突出:部分受试者的EEG信号具有显

\*基金项目:黑龙江省省属科研院所科研业务费项目(CZBZ202402003);黑龙江省自然科学基金项目(LH2024H060)

收稿日期:2024-09-04

著的特异化特征,导致传统解析算法的分类准确率远低于群体平均水平,这一现象严重限制了脑机接口的普适性,尤其是在医疗康复场景中,无法满足个性化需求。

运动想象信号处理效率低 MI-BCI 的核心挑战在于从低信噪比的 MI-EEG 信号中提取出有效特征,现有方法,如共空间模式(common spatial pattern, CSP),在小样本或复杂噪声环境下特征稳定性差,分类准确率波动较大,且难以适配个体差异<sup>[10-11]</sup>。

多模态信号协同控制复杂:现有系统在同时处理运动想象、稳态视觉诱发电位等多类脑电信号时,存在信号间干扰,导致并行通道的指令识别率下降,此外,传统分类器在多任务场景下泛化能力不足,控制指令多样性受限<sup>[12-14]</sup>。

脉冲神经网络(SNN)应用受限:尽管 SNN 在时空信号处理上具有天然优势,但传统全连接 SNN 网络结构僵化,无法动态适配个体 EEG 特征差异,且高密度连接容易导致计算功耗大幅增加,此外,SNN 训练算法在低信噪比 EEG 信号下的分类精度明显不足。

当前脑机接口技术的研究主要聚焦于通过类脑智能模型和动态适配算法解决上述问题。然而,如何在大规模群体中平衡个体差异与系统通用性、如何实现低延迟高精度的多模态指令协同控制,仍是亟待突破的核心难题。

## 1 多模态脑机接口系统的总体设计

为了解决引言中存在的技术瓶颈问题,提升脑机接口的性能与适用性,本文提出一种基于运动想象的多模态脑电信号的解析方法,系统的总体框图如图 1 所示。从图 1 中可见,被试者通过佩戴脑电帽来采集脑电信号,采集后的脑电信号经过信号解析与控制指令输出部分,将解析结果通过显示屏,反馈给被试者。显示屏有三个作用,第一个作用是在被试者进行运动想象时,给出想象动作的提示;第二个作用是通过屏显输出不同频率的视觉刺激,对被试者进行稳态视觉刺激;第三个作用是给被试者显示指令输出的反馈。信号解析与控制指令输出部分包括:伪迹去除等预处理、特征提取、分类和控制指令输出几个环节。

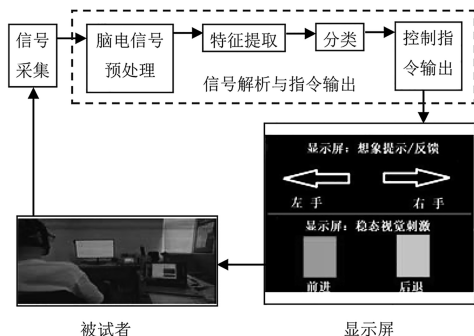


图 1 BCI 系统的总体框图

## 2 信号解析与指令输出

作为 BCI 系统的核心,信号解析与指令输出部分是决

定系统性能的关键。本文设计的基于运动想象的多模态脑电信号的解析系统,在信号解析与指令输出部分分为 6 个具体环节,如图 2 所示。

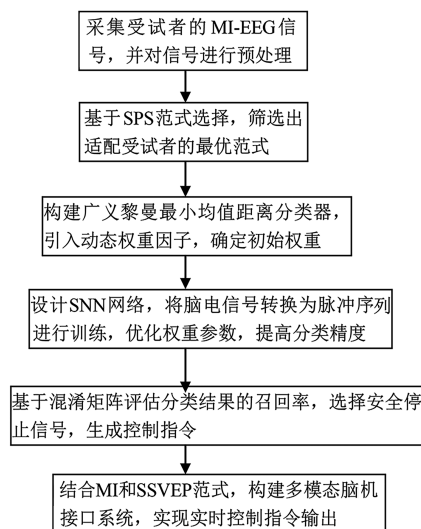


图 2 信号解析与指令输出部分的组成图

### 2.1 脑电信号的预处理

第一个环节是先通过非侵入式脑电采集设备 8 通道脑电帽获取受试者的运动想象脑电信号,之后,采用小波变换结合 Kalman 滤波算法对原始信号进行预处理,去除眼电伪迹并提取预设频段的运动想象相关信号。Kalman 滤波算法包括:建立眼电伪迹的 AR 模型,通过状态方程式(1)和观测方程式(2),估计伪迹信号。

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

式(1)和式(2)中, $\mathbf{X}_k$ 为第  $k$  时刻的状态向量,表示眼电伪迹的估计值, $\mathbf{A}_k$ 为状态转移矩阵,描述系统状态从  $k-1$  时刻到  $k$  时刻的变化, $\mathbf{W}_{k-1}$ 为过程噪声,服从零均值白噪声分布, $\mathbf{y}_k$ 为第  $k$  时刻的观测向量,即实际采集的混合信号, $\mathbf{C}_k$ 为观测矩阵,将状态向量映射至观测空间, $\mathbf{V}_k$ 为观测噪声,服从零均值白噪声分布。

采用输出误差校正策略去除伪迹,见式(3),其中  $\mathbf{H}_k$  为卡尔曼增益矩阵<sup>[15]</sup>。

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{H}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{C}_k \mathbf{A}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1}) \quad (3)$$

### 2.2 基于 SPS 范式选择

第二个环节是基于敏感度指标(sensory processing sensitivity, SPS)的范式选择方法,通过组合数公式生成多范式组合,计算出各组合的信噪比和分类稳定性,筛选适配受试者的最优范式。其中敏感度指标的计算包括。

- 1) 通过小波时频分析提取脑电信号的功率谱特征;
- 2) 计算不同范式组合下特征的信噪比和分类方差,选择方差最小且信噪比最高的组合。

### 2.3 广义黎曼最小均值分类

第三个环节是构建改进的广义黎曼最小均值距离分

类器,在对数-欧几里得度量和黎曼斯坦散度之间引入动态权重因子,通过交叉验证优化权重参数,适配个体差异<sup>[16-18]</sup>。其中动态权重因子的优化包括。

1) 采用留一法交叉验证(leave-one-out cross-validation, LOO-CV)确定初始权重;

2) 针对“EEG 盲”受试者,根据其特异化脑电特征动态调整权重因子,使分类器在欧氏空间与黎曼流形间的平衡适配个体差异。

## 2.4 SNN 网络

第四个环节是设计全连接脉冲神经网络,采用 STDP 学习机制和 LIF 神经元模型,将预处理后的脑电信号转换为脉冲序列进行训练,优化突出权重参数以提升分类精度。其中脉冲神经网络的训练包括。

1) 采用地址-事件表示(address-event representation, AER)编码实现脉冲事件的时空稀疏传输,是一种传输和处理信息的异步通信方式,其核心思想是基于事件的,信息传递通过“事件”或“脉冲”来实现,从而模仿了人脑的低功耗高效的信息处理方式;

2) 通过脉冲时间依赖可塑性(spike timing dependent plasticity, STDP)规则调整突触权重,若前突神经元脉冲早于后突神经元脉冲,则增强突触连接,反之减弱;

3) 使用侧抑制机制优化网络稀疏性。

## 2.5 生成控制指令

第五个环节是基于混淆矩阵评估分类结果的召回率,选择召回率最高的指令作为安全停止信号,生成包含前进、后退、左转、右转及停止的控制指令。其中安全停止信号的确定包括。

1) 构建多类别混淆矩阵,计算各指令的召回率;

2) 设定召回率阈值,选择超过阈值的指令作为紧急停止信号。

## 2.6 多模态脑机接口系统输出

第六个环节是结合运动想象和稳态视觉诱发电位范式,构建多模态脑机接口系统,通过并行通道实现实时控制指令输出。其中多模态系统的设计包括

1) 运动想象范式用于方向控制;

2) 稳态视觉诱发电位范式用于触发特定操作指令;

3) 采用国际 10-20 系统布置电极,同步采集运动想象信号和稳态视觉诱发电位信号。

## 3 实例结果分析

### 3.1 实例具体设计过程

结合上述的信号解析与指令输出部分,下面给出一个具体实例,清楚、完整地描述实施方式。

第一环节中,通过三导联非侵入式脑电采集设备获取受试者的运动想象脑电信号,采用小波变换结合 Kalman 滤波算法对原始信号进行预处理,去除眼电伪迹并提取 8-30 Hz 频段的运动想象相关信号。

第二环节中,敏感度指标的计算包括:通过小波时频分析提取脑电信号的功率谱密度特征,计算不同范式组合下 8-30 Hz 频段脑电信号的平均功率;计算不同范式组合下的信噪比和分类稳定性,其中,信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)定义为信号功率与噪声功率的比值,噪声功率通过 30 Hz 以上频段的无任务静息信号计算,分类稳定性通过同一范式下多次实验的分类准确率方差评估,选择方差小于 0.05 且信噪比大于 10 dB 的范式组合。

第三环节中,动态权重因子的优化包括:采用 LOO-CV 确定初始权重,将训练集划分为  $(N-1)$  个子集训练分类器,剩余 1 个子集验证,重复  $N$  次后计算平均分类准确率,权重因子  $\lambda$  的初始值设为 0.5,然后根据验证集准确率调整  $\lambda$  的取值,调整步长为 0.1。

针对“EEG 盲”受试者,根据其特异化脑电特征动态调整权重因子,在分类器参数中引入个体偏移量  $\Delta\lambda$ ,偏移量范围设定为  $\pm 0.2$ ,使分类器在欧氏空间与黎曼流形间的平衡适配个体差异。

第四环节中,设计全连接脉冲神经网络,如图 3 所示,脉冲神经网络的训练包括:采用 AER 编码实现脉冲事件的时空稀疏传输,其中,每个脉冲事件包含神经元地址和发放时间戳;通过 STDP 规则调整突触权重,其中,STDP 规则的具体实现为:若前突神经元脉冲发放时间  $t_{pre}$  早于后突神经元脉冲发放时间  $t_{post}$ ,则突触权重增加,参考公式为

$$\Delta\omega = e^{-(t_{post}-t_{pre})/\tau} \quad (4)$$

反之,则突触权重减少,参考公式为

$$\Delta\omega = e^{-(t_{pre}-t_{post})/\tau} \quad (5)$$

式中,  $\alpha = 0.01$ ,  $\beta = 0.05$ ,  $\tau = 20$  ms;使用侧抑制机制(winner-takes-all, WTA)优化网络稀疏性,其中,侧抑制机制通过兴奋神经元与抑制神经元的 1:1 连接实现,每个兴奋神经元的脉冲输出抑制同层其他兴奋神经元的膜电位,抑制强度为 0.3 倍的当前膜电位值。

第五环节中,基于混淆矩阵评估分类结果的召回率,选择召回率最高的指令作为安全停止信号,生成包含前进、后退、左转、右转及停止的控制指令。安全停止信号的确定包括:构建多类别混淆矩阵,矩阵行表示真实类别,列表示预测类别,元素值为分类结果数量;计算各指令的召回率,参考公式为

$$R_i = TP_i / (TP_i + FN_i) \quad (6)$$

式中,  $TP_i$  为类别  $i$  的真阳性数,  $FN_i$  为假阴性数;设定召回率阈值为 95%,选择首个超过阈值的指令作为紧急停止信号。

第六环节中,结合 MI 和 SSVEP 范式,构建多模态脑机接口系统,通过并行通道实现实时控制指令输出。多模态系统的设计包括:MI 范式用于控制运动方向,视觉刺激界面中左/右箭头提示受试者执行对应手部运动想象;SSVEP 范式用于触发“前进”“后退”指令,刺激频率设置为 12 Hz 和 15 Hz,分别对应两个操作指令;电极布置采用

国际 10-20 系统中的 C3、C4、Pz 点位采集 MI 信号, Oz 点位采集 SSVEP 信号。

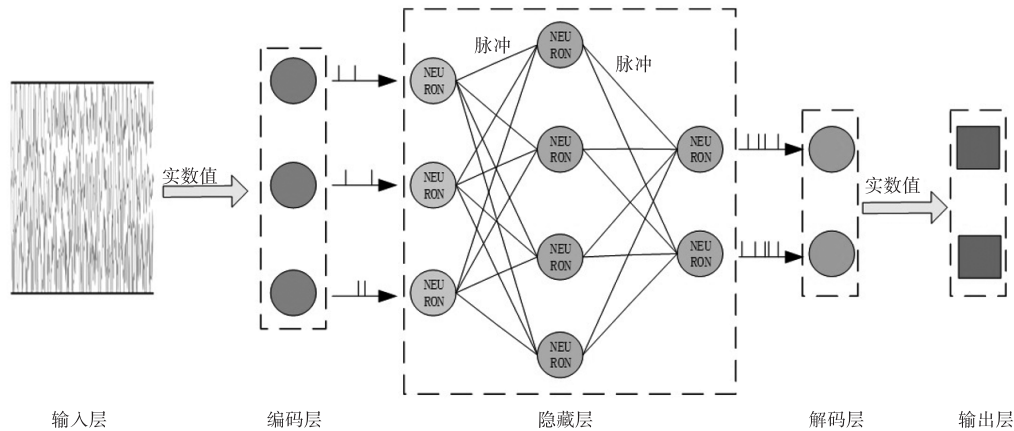


图 3 脉冲神经网络结构示意图

### 3.2 结果分析

研究过程中,在 BCI IV-2a 数据集上开展了实验,下面将通过与当前主流方法的对比分析,来验证本文方法的分类效果,分类准确率对比实验结果如表 1 所示。文献 [19] 中提出了一种卷积神经网络的方法 EEGNET,其分类准确率达到 70.77%。文献 [20] 中提出了一种多分支自适应网络 MBGA-NET,采用时空域特征处理方法来解析 EEG 信号,其分类准确率达到 71.06%。由表 1 的实验结果可以看出,本文提出方法的分类准确率达到 75.06%,均高于两种当前主流方法的分类准确率。EEGNET 方法由于缺乏 MI 脑电信号的时序特征,导致该方法的分类准确率最低。从表 1 的实验结果还可以看出,本文提出方法的标准差为 8.36,是最低的,这进一步表明了本文方法相较于其他方法,具有更好的稳定性和泛化能力。

表 1 本文方法与当前主流方法的分类准确率对比

被试者	EEGNET	MBGA-NET	本文方法
1	80.63	85.50	81.88
2	70.63	65.75	75.00
3	63.13	63.75	66.25
4	72.20	80.38	80.25
5	74.38	68.00	76.88
6	89.63	92.75	93.13
7	68.88	70.13	70.63
8	56.38	59.38	66.88
9	68.00	63.13	71.88
10	63.88	61.88	67.88
平均值	70.77	71.06	75.06
标准差	9.38	11.26	8.36

## 4 结束语

为了改善“脑机接口盲”的问题,同时为了提高运动想象的多模态脑电信号处理系统分类准确率,本文提出了一种基于运动想象的多模态脑电信号的解析方法,给出了

多模态脑机接口系统的总体设计框架,详述了具体的解析过程步骤,最后通过给出一个实例,对实例结果进行了分析,证明了此解析方法对上述问题的有效性。

### 参考文献

- [1] BIRBAUMER, NIELS, CHAUDHARY, et al. Brain-computer interfaces for communication and rehabilitation [J]. Nature Reviews Neurology, 2016 (12):513-525.
- [2] WANG Y J, HONG B, GAO X R, et al. Implementation of a brain-computer interface based on three states of motor imagery [C]. Proceedings of the 29<sup>th</sup> Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007:5059-5062.
- [3] 张桃, 杨帮华, 段凯文, 等. 基于运动想象脑机接口的手功能康复系统设计 [J]. 中国康复理论与实践, 2017, 23(1): 4-9.
- [4] PEREZ-VALERO E, LOPEZ-GORDO M A, VAQUERO-BLASCO M A. An attention-driven videogame based on steady-state motion visual evoked potentials [J]. Expert Systems, 2021, 38(4):12682.
- [5] MANDEL C, LÜTH T, LAUE T, et al. Navigating a smart wheelchair with a brain-computer interface interpreting steady-state visual evoked potentials [C]. RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St. Louis, MO, USA; 2009 IEEE, 2009:1118-1125.
- [6] TANG J, XU M, HAN J, et al. Optimizing SSVEP-based BCI system towards practical high-speed spelling [J]. Sensors, 2020, 20(15):4186.
- [7] CHEN Y, YANG C, YE X, et al. Implementing a calibration-free SSVEP-based BCIsystem with 160 targets [J]. Journal of Neural Engineering, 2021, 18(4):046094.
- [8] EDELMAN B J, MENG J, SUMA D, et al. Noninvasive neuroimaging enhances continuous neural tracking for robotic device control [J]. Science Robotics, 2019, 4(31):eaaw6844.
- [9] PEI Y, LUO Z, ZHAO H, et al. A tensor-based frequency features combination method for brain-computer interfaces [J]. IEEE Transactions on Neural System and Rehabilitation Engineering, 2022 (30): 465-475.
- [10] 刘拓, 叶阳阳, 王坤, 等. 运动想象脑电信号分类算法的研究进展 [J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(5):995-1002.
- [11] WANG T, DU S, DONG E. A novel method to reduce the motor imagery BCI illiteracy [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2021, 59(11-12):2205-2217.

(下转第 182 页)