

文章编号:1671-6833(2022)03-0031-06

基于小波变换共空间模式的脑电信号解码

曲思霖^{1,2}, 王从庆^{1,2}, 李建亮^{1,2}, 展文豪², 张 民¹

(1. 南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016; 2. 中国航天员科研训练中心 人因工程国防科技重点实验室, 北京 100094)

摘 要: 针对运动想象脑电信号实现任务少、识别准确率低等问题, 提出了一种基于小波包分解的共空间模式脑电信号特征提取方法。该方法通过长短期记忆网络进行脑电信号解码, 采用独立成分分析的方法将运动想象信号进行盲源分离, 采用小波包分解方法将每个通道脑电信号按频率分为 8 组。计算每组信号的功率值, 采用递归特性消除方法去除对分类不重要的 10 个节点特征, 将被选择的节点信号采用 1 对 1 共空间模式提取空域特征, 将特征矩阵输入长短期记忆网络进行脑电信号解码, 得到 4 类运动想象信号分类结果。采用本文方法对公开的脑机接口竞赛数据集 (包括左手想象信号、右手想象信号、舌头想象信号、双脚想象信号) 前 3 位受试者数据进行验证, 结果表明: 本文方法的识别准确率分别为 90.28%、94.25%、96.55%, 平均识别准确率达到 93.69%。与其他方法对比, 本文方法识别准确率较高。用识别的脑电信号作为解码控制信号, 控制虚拟太空环境中的空间机械臂顺时针或逆时针运动, 达到抓取空间中目标物体的目的。

关键词: 脑机接口; 脑电信号解码; 长短期记忆网络; 空间机械臂; 共空间模式

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2021.06.003

0 引言

在空间站中, 由于失重, 航天员不能像在地面一样自如地控制机器完成指定操作, 而脑机接口技术可以解码脑电, 利用脑电信号 (EEG signal) 控制空间机械臂运动。脑机接口 (brain computer interface, BCI)^[1] 是一种不依赖于外围神经和肌肉组织的大脑正常输出通路来实现大脑与外部环境之间的直接通信的技术。通过脑机接口可以将操作者的意图传递给机器, 达到人脑控制机器运动的效果。

脑电信号的特征提取方法主要有时域分析法、频域分析法、时频分析法、空域分析法。张绍荣等^[2] 提出基于稀疏贝叶斯逻辑回归运动想象脑电信号分类模型, 提取方差、峰度、峭度、6 阶自回归模型 (auto regression, AR) 系数、通带频率以及小波能量作为特征。Mahmood 等^[3] 采用共空间模式方法进行特征提取, 用支持向量机 (support vector machine, SVM) 分类。Park 等^[4] 采用特征向量中心性特征选择方法, 通过小波包分解、共空

间模式提取特征, 并采用内核极限学习机分类。Sun 等^[5] 采用共空间模式提取特征, 将概率神经网络 (probabilistic neural network, PNN) 分成 6 类脑电信号。

由于运动想象信号主要表现为特定频率的波段信号幅值变化, 只采用时域特征无法体现, 因此, 常用时频分析法和空域分析法进行分析。基于快速傅里叶变换的功率谱密度 (power spectral density, PSD) 表示信号功率在各频率点的分布情况, 该方法简单易行, 但事件和频率不能同时满足最佳效果^[6]。小波包分解 (wavelet packet decomposition, WPD) 是进行信号时频分析和处理的常用工具, 通过伸缩平移对信号进行多尺度细化, 达到高频处时间细分、低频处频率细分的效果, 适用于非平稳信号处理^[7]。共空间模式 (common space pattern, CSP) 是一种有效提取运动想象脑电信号特征的方法, 于 1999 年首次用于运动想象信号分类^[8], 目前在脑机接口系统中已得到广泛应用^[9]。通过共空间模式计算空间滤波器, 使不同类别的脑电信号特征差异最大化。

以上所提及的相关文献中分别提取了运动想象信号的时域特征、频域特征、空域特征,但没有将 3 类特征结合起来,且未考虑由于受试者个人条件不同选择不同特征的情况。本文针对小波包分解脑电信号,采用递归特性消除方法(recursive feature elimination,RFE)选择特征,将经过共空间模式滤波得到的特征向量输入长短期记忆网络进行分类,识别 4 类脑电信号,平均识别准确率达 93.69%。将识别的脑电信号作为控制信号,控制虚拟环境中的空间机械臂的中臂和大臂顺时针或逆时针运动。

1 脑电信号特征提取与分类

1.1 信号预处理

采用基于负熵最大的 FastICA 方法对脑电信号进行盲源分离。由于相邻通道采集的信号之间相互干扰,且这些信号相互独立,因此,常用独立成分分析(independent component analysis,ICA)的方法对脑电信号进行分离^[10]。

基于神经生理经验知识,选择大脑皮层区域感知区 22 通道采集的脑电信号。运动想象信号采集通道如图 1 所示。

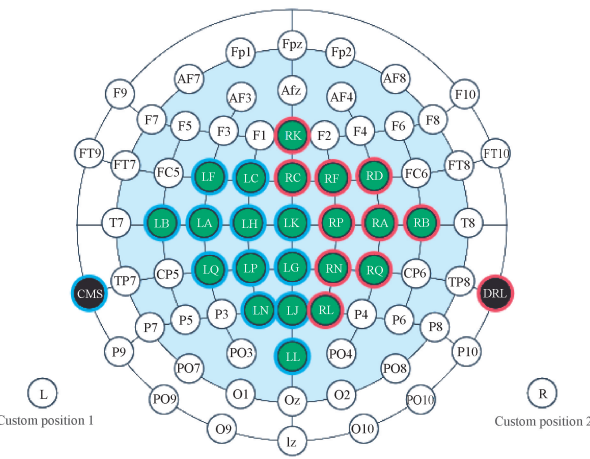


图 1 运动想象信号采集通道分布

Figure 1 Distribution of electrodes for MI

以 C3、C4、Cz 通道信号为例,未经独立成分分析方法分离的运动想象信号如图 2 所示。经过 FastICA 盲源分离后得到 C3、C4、Cz 独立成分如图 3 所示。

1.2 小波包分解

小波包中提供多种类型的小波基。对跳变较多的信号,Haar-Wsalsh 基比较适用;局部三角函数基适用于含正弦分量或高频振荡的信号;对于运动想象脑电信号这类由分段多项式结构组成的

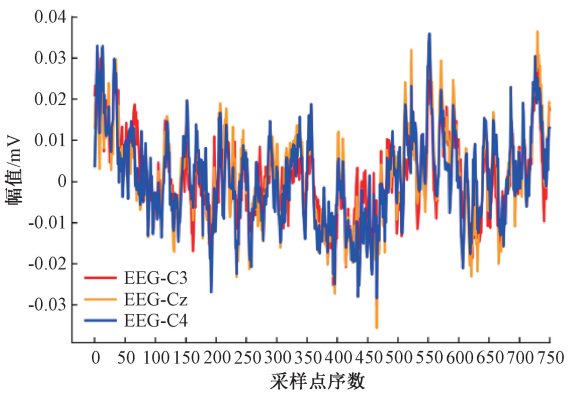


图 2 C3、C4、Cz 通道脑电信号

Figure 2 EEG signals of C3,C4,Cz channels

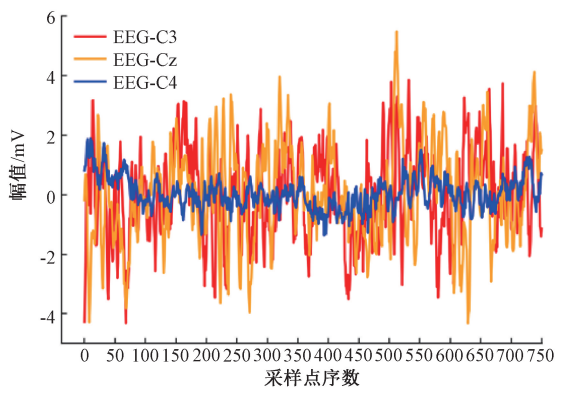


图 3 经过 FastICA 盲源分离后 C3、C4、Cz 通道脑电信号

Figure 3 EEG signals of C3,C4,Cz channels after blind source separation by FastICA

离散型的信号,常采用 Daubechies 小波基^[11]。本文采用 Db3 小波(滤波器长度为 3)对 4 类运动想象信号进行 3 层分解。

小波包分解原理如下^[12]:

$$Wf(s,b)=\frac{1}{\sqrt{|s|}}\int_{-\infty}^{+\infty}f(t)\psi(\frac{t-b}{s})dt。(1)$$

式中: s 为尺度因子; b 为平移因子; $f(t)$ 为源信号; $\psi(\cdot)$ 为小波基函数。离散表达式为

$$f(t)=\sum_{l=-\infty}^{+\infty}c_l\phi(t-l)+\sum_{j=0}^{+\infty}\sum_{l=-\infty}^{+\infty}g_{j,l}2^{j/2}\psi(2^jt-l)。(2)$$

式中: c_l 为逼近系数; $g_{j,l}$ 为细节系数; $\phi(\cdot)$ 为尺度函数。

$$c_l=\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)\phi(t-l);(3)$$

$$g_{j,l}=\int_{-\infty}^{+\infty}x(t)2^{-j/2}\psi(2^jt-l)dt;(4)$$

$$\phi(t)=\sqrt{2}\sum_lh_0(l)\phi(2t-l);(5)$$

$$\psi(t)=\sqrt{2}\sum_lh_1(l)\psi(2t-l)。(6)$$

式中: h_0 为低通滤波器; h_1 为高通滤波器。

小波包分解如图 4 所示。本文中数据集采集运动想象信号经过 Butterworth 滤波后的频率为 0.5~100 Hz,因此第 3 层小波包节点对应的频率如表 1 所示。

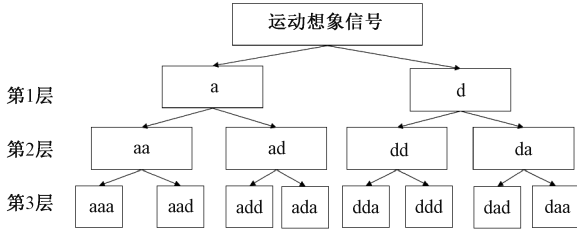


图 4 小波包 3 层分解图

Figure 4 Three-level sub-band tree of WPD

表 1 第 3 层小波包节点对应的频率

Table 1 Frequency domain corresponding to nodes of level 3

节点	频率/Hz
aaa	0.5~12.5
aad	12.5~25.0
add	25.0~37.5
ada	37.5~50.0
dda	50.0~62.5
ddd	62.5~75.0
dad	75.0~87.5
daa	87.5~100.0

1.3 特征选择

当进行运动想象时,不同的受试者子频带变化不同。针对不同的受试者选择不同的通道和频带信号可以去除每个受试者不重要的子频带,使剩余子频带有更好的可分性,可提高识别准确率^[13]。特征选择具体步骤如下。

步骤 1 计算第 3 层中每个节点的功率值:

$$V_{l,j}^n = \sqrt{\sum_r g_{l,j}^n(r)} \quad (7)$$

式中: l 表示第 l 个通道; j 表示第 j 层; n 表示第 n 个节点; r 表示采样点个数。

步骤 2 对于每个样本,形成一个新的向量 $V_N, V_N = \{(V_{0,j}^0, V_{0,j}^1, \dots, V_{0,j}^7), (V_{1,j}^0, V_{1,j}^1, \dots, V_{1,j}^7), \dots, (V_{21,j}^0, V_{21,j}^1, \dots, V_{21,j}^7)\}$, 其中, $N = n \times l = 22 \times 8 = 176$ 。

步骤 3 通过递归特性消除(RFE)的方法选择特征。每轮模型训练时,根据特征重要性排序,删除一个最不重要的特征,共训练 10 轮,去掉 10 个最不重要的特征,得到 166 个子频带 $V' = \{V'_0, V'_1, \dots, V'_{165}\}$ 。

步骤 4 将被选入 V' 中子频带的系数重新构成一个新的矩阵 $E_{165 \times q}$, q 为每个节点系数个数。

1.4 共空间模式提取特征

二分类共空间模式的原理为求取空间滤波器使得一类信号的投影矩阵方差最大,另一类信号的投影矩阵方差最小^[14],算法如下。

第 k 类脑电信号 X_k 可表示为

$$X_k = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \dots & x_1(T) \\ x_2(1) & x_2(2) & \dots & x_2(T) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_N(1) & x_N(2) & \dots & x_N(T) \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: N 为脑电仪的通道数; T 为总采样点数。

求取脑电信号的规范化协方差矩阵 R_k :

$$R_k = \frac{X_k X_k^T}{\text{tr}(X_k X_k^T)} \quad (9)$$

式中: $\text{tr}(X_k X_k^T)$ 表示对矩阵 $X_k X_k^T$ 取迹。设 2 类任务的规范化协方差矩阵分别为 R_1 和 R_2 。

复合的规范化协方差矩阵 R_c :

$$R_c = R_1 + R_2 \quad (10)$$

对规范化协方差矩阵 R_c 进行特征值分解:

$$R_c = U_c \Lambda_c U_c^T \quad (11)$$

式中: Λ_c 为特征值矩阵; U_c 为特征向量法矩阵。

构造白化变换矩阵 Q :

$$Q = \sqrt{\Lambda_c^{-1}} U_c^T \quad (12)$$

利用白化变换矩阵 Q 对协方差矩阵 R_1 和 R_2 进行处理:

$$S_1 = Q R_1 Q^T, S_2 = Q R_2 Q^T \quad (13)$$

式中: S_1, S_2 具有相同的特征向量。构造对角矩阵 λ_1, λ_2 和特征向量矩阵 B , 对 S_1, S_2 进行主分量分解:

$$S_1 = B \lambda_1 B^T, S_2 = B \lambda_2 B^T, \lambda_1 + \lambda_2 = I \quad (14)$$

若 λ_1 中特征值按降序排列,则 λ_2 中特征值按升序排列,即当 S_1 特征值最大时, S_2 特征值最小,保证了 2 类信号差异最大化。

求取投影矩阵,即空间滤波器 M :

$$M = B^T Q \quad (15)$$

通过空间滤波器 M 得到第 k 类脑电信号特征矩阵 $Z_{m \times T}$:

$$Z_{m \times T} = M^T \times X_{N \times T} \quad (16)$$

式中: N 为脑电仪的通道数; T 为总采样点数; m 为生成空间滤波器时选取特征个数。本文中 $m = 30$, 计算平均频带功率:

$$P = \sum_{i=0}^T x_i^2 / T \quad (17)$$

将 4 类运动想象信号两两组合,作为 CSP 滤波器的输入,得到 6 个空间滤波器。将 2 类信号组合,

通过空间滤波器的方法增大信号与另 3 类信号的差异性,使 4 类信号具有可分性,为后续分类提供良好的基础。CSP 提取 4 类脑电特征如图 5 所示。

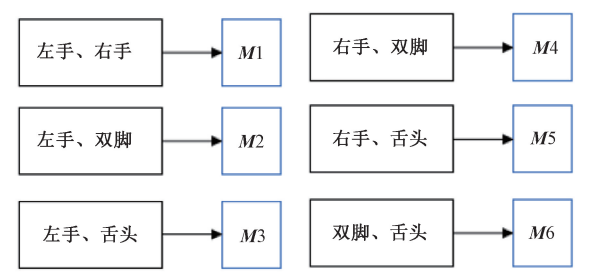


图 5 CSP 提取脑电特征示意图

Figure 5 CSP extraction of EEG detail coefficients

1.5 脑电信号分类

本文选择长短期记忆(long short term memory, LSTM)网络进行分类。长短期记忆网络是一种改进的循环神经网络算法,它使用一种被称为 LSTM 的记忆单元来判别哪些信息应该被保留,控制信息从前一时刻到下一时刻进行传输,是目前应用最为广泛的具有记忆功能的网络^[15]。

每个空间滤波器选取 30 维特征,信号与共空间模式滤波器相乘,计算平均频带功率,6 个空间滤波器可组成 30×6 的特征矩阵。选择长短期记忆网络搭建分类模型。LSTM 的记忆单元共 100 个神经元,输出层选择 Softmax 作为激活函数,得到 4 类分类结果,共迭代 30 次。训练模型损失函数选择交叉熵函数,优化器选择 Adam 优化器。

2 实验部分

本文介绍了用于验证的公开数据集,并将本文方法在数据集上测试得到的识别准确率与其他特征提取和分类方法比较。

本文选用的数据集为奥地利大学提供的第 4 届脑-机接口大赛的 data set A。该数据集中包含 9 位受试者 4 类运动想象的数据。每个受试者进行 288 次单次实验,其中每类运动想象各 72 次。每个实验持续时间约为 8 s。在第 2 s 时,屏幕出现上、下、左、右箭头,受试者分别进行舌头运动想象、双脚运动想象、左手运动想象、右手运动想象。3~6 s 时,受试者保持该动作想象。信号采样频率为 250 Hz,并且通过 0.5~100 Hz 的带通滤波器和 50 Hz 的陷波滤波。实验共采集 25 个通道信号,包括 22 个脑电通道和 3 个眼电(electro-oculogram, EOG)通道^[16]。

选择前 3 位受试者的 3~6 s 的 22 个脑电采

集通道的训练数据随机划分,其中 75% 作为训练集,25% 作为测试集。与其他方法对比结果如表 2 所示。

表 2 不同的特征提取方法和分类方法的识别准确率对比

Table 2 Recognition accuracy comparison of different feature extraction and classification methods %					
受试者	WPD+CSP+RFE+LSTM	WPD+CSP+RFE+LDA	WPD+CSP+LSTM	CSP+LSTM	WPD+LSTM
1	90.28	78.16	88.89	43.06	27.78
2	94.25	77.01	94.44	62.50	25.00
3	96.55	72.22	95.83	45.83	26.35
平均	93.69	75.80	93.05	50.46	26.38

表 2 中 LDA 为线性判别分析。由表 2 可知,在采用 WPD 和 CSP 进行特征提取并用 LSTM 进行分类时,采用 RFE 选择特征的识别准确率略高于未选择特征的识别准确率。在采用 WPD 和 CSP 进行特征提取并用 RFE 进行特征选择时, LSTM 分类效果好于 LDA。若未采用 CSP 提取特征,则几乎无法正确分类。由于采用 RFE 选择特征时,需要遍历所有特征,且对准确率影响较小,因此当特征数量较大时,不建议采用。本文将不同类别信号两两组合进行 CSP 空域滤波器计算,即需要计算 $k(k-1)/2$ 个空域滤波器(其中 k 为类别数),若类别过多,则需要计算的空域滤波器会大量增加。

3 空间机械臂的脑电解码控制

将上述分类结果作为控制信号,通过串口在 Unity 3D 中控制空间机械臂运动,仿真实验流程如图 6 所示。

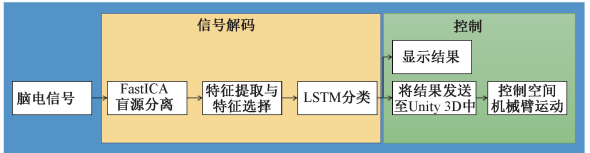


图 6 仿真实验流程

Figure 6 Simulation experiment process

空间机械臂是由底座(基座)、大臂、中臂、小臂、末端手爪组成,将其安装在空间站上,主要完成空间在轨抓取目标物体任务。航天员利用脑电解码指令控制空间站外的空间机械臂。当脑电信号为左手运动想象时,控制空间机械臂大臂逆时针转动。当脑电信号为右手运动想象时,控制机械臂大臂顺时针转动。当脑电信号为舌头运动想象时,控制机械臂中臂顺时针转动。当脑电信号为

双脚运动想象时,控制机械臂中臂逆时针转动。各类脑电信号对应控制指令及作用如表3所示,空间机械臂初始位置如图7所示,空间机械臂按指令转动效果如图8所示。

表3 4类脑电信号对应控制指令及机械臂动作

Table 3 Four types of EEG corresponding control instructions and space manipulator actions

脑电信号	控制指令	机械臂动作
左手运动想象	0001	大臂逆时针转动
右手运动想象	0010	大臂顺时针转动
双脚运动想象	0100	中臂逆时针转动
舌头运动想象	1000	中臂顺时针转动

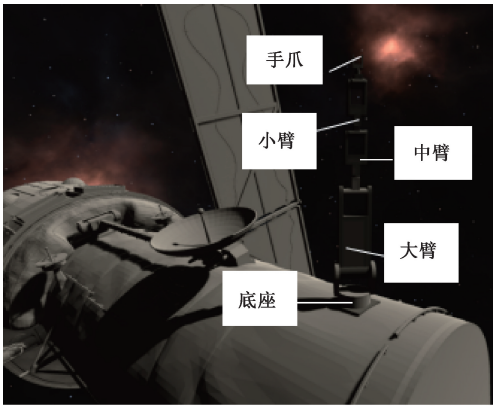


图7 空间机械臂初始位置

Figure 7 Initial position of the space manipulator

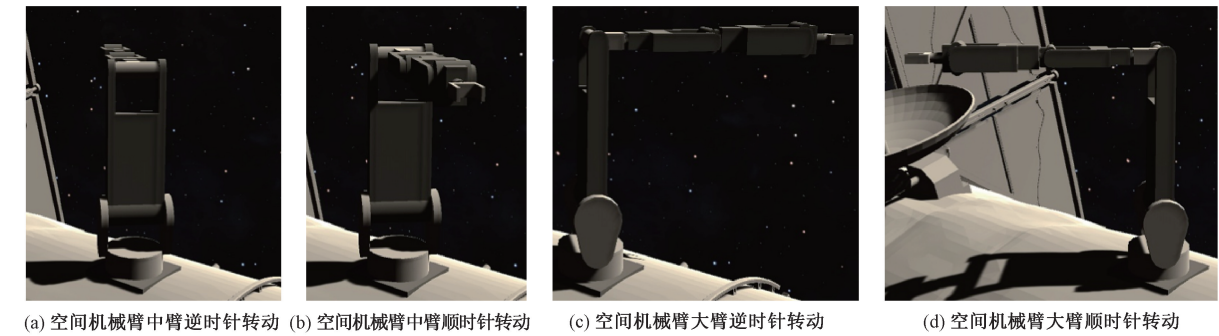


图8 空间机械臂按指令转动后位置

Figure 8 Position of the space manipulator as instructions

4 结论

本文提出一种基于小波包分解的共空间模式方法提取脑电信号特征,采用递归特性消除方法选择特征,通过长短期记忆网络进行分类。首先,用快速独立成分分析(FastICA)方法对22通道的脑电信号进行盲源分离。然后,用Db3小波分解脑电信号,计算每个节点的功率值,采用RFE选择特征,将选择的子频带和通道组成特征矩阵,通过共空间模式对脑电信号进行空间滤波,并采用长短期记忆神经网络对提取的脑电特征进行分类。将本文方法与其他特征提取方法在data set A公开数据集上进行测试。测试结果表明,本文方法识别率均优于常用的几种方法。最后,采用解码的脑电信号作为控制信号,控制空间机械臂中臂和大臂顺时针、逆时针转动,验证了本文方法可以用于解码控制。

该方法可用于帮助航天员控制空间站外的空间机械臂在轨操作。脑电信号易受周围环境干扰,而且可实现任务较少,人与人之间具有较大差异性,如何将训练好的模型通过迁移学习的方法解决脑机接口系统的局限性^[17]是下一步研究的重点。

参考文献:

[1] VAUGHAN T M. Guest editorial brain-computer interface technology: a review of the second international meeting[J]. IEEE transactions on neural systems and rehabilitation engineering, 2003, 11(2): 94-109.

[2] 张绍荣,朱志斌,冯宝,等. 基于组稀疏贝叶斯逻辑回归运动想象脑电信号分类模型的通道选择与分类新算法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 179-191.

[3] MAHMOOD A, ZAINAB R, AHMAD R B, et al. Classification of multi-class motor imagery EEG using four band common spatial pattern[C]//2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway: IEEE, 2017: 1034-1037.

[4] PARK H J, KIM J, MIN B, et al. Motor imagery EEG classification with optimal subset of wavelet based common spatial pattern and kernel extreme learning machine[C]//2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Piscataway: IEEE, 2017: 2863-2866.

[5] SUN A Q, FAN B H, JIA C C. Motor imagery EEG-based online control system for upper artificial limb[C]//Proceedings of 2011 International Conference on

- Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE). Piscataway: IEEE, 2011: 1646–1649.
- [6] 庞存锁,刘磊,单涛. 基于短时分数阶傅里叶变换的时频分析方法[J]. 电子学报, 2014, 42(2): 347–352.
- [7] 王艳景,乔晓艳,李鹏,等. 基于小波包熵和支持向量机的运动想象任务分类研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(12): 2729–2735.
- [8] RAMOSER H, MULLER-GERKING J, PFURTSCHELLER G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement[J]. IEEE transactions on rehabilitation engineering, 2000, 8(4): 441–446.
- [9] 杨帮华,陆文字,何美燕,等. 脑机接口中基于 WPD 和 CSP 的特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2560–2565.
- [10] BAI X P, WANG X Z, ZHENG S H, et al. The offline feature extraction of four-class motor imagery EEG based on ICA and Wavelet-CSP[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. Piscataway: IEEE, 2014: 7189–7194.
- [11] 乔晓艳,王春晖,任兆麟. 小波统计方法提取想象运动诱发脑电特征[J]. 测试技术学报, 2013, 27(3): 201–207.
- [12] 张焕,乔晓艳,王飞. 基于小波-共空间模式的多类想象运动诱发脑电特征提取[J]. 测试技术学报, 2015, 29(6): 523–528.
- [13] WANG H X. Optimizing spatial filters for single-trial EEG classification via a discriminant extension to CSP: the fisher criterion[J]. Medical & biological engineering & computing, 2011, 49(9): 997–1001.
- [14] YANG B H, LI H R, WANG Q. Subject-based feature extraction by using fisher WPD-CSP in brain computer interfaces[J]. Computer methods and programs in biomedicine, 2016, 129: 21–28.
- [15] 王丙琛,司怀伟,谭国真. 基于深度强化学习的自动驾驶车控制算法研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(4): 41–45, 80.
- [16] 曹胜海,彭尧,张建平,等. 基于 CSP 和 RR 的多类运动想象脑电信号的识别分类研究[J]. 软件, 2017, 38(12): 223–228.
- [17] 曾焕生. 基于迁移学习的运动想象脑电分类方法研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2019.

EEG Decoding Based on Wavelet Transform and Common Space Pattern

QU Silin^{1,2}, WANG Congqing^{1,2}, LI Jianliang^{1,2}, ZHAN Wenhao², ZHANG Min¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2. National Key Laboratory of Human Factors Engineering, China Astronauts Research and Training Center, Beijing 100094, China)

Abstract: Aiming at the problem of fewer tasks and low accuracy of recognition for motion imagination electroencephalogram (EEG) signals, in this paper a common space pattern (CSP) method based on wavelet packet decomposition (WPD) was proposed to extract the features of EEG signals. The long short term memory network was used to decode the EEG signals. Motor imagination signals were separated from blind sources by independent component analysis (ICA), and each channel EEG signal was divided into 8 groups by frequency using wavelet packet decomposition. The power value of each group of signals was calculated, 10 features were removed for classification by recurrence feature elimination (RFE). The selected signals were extracted by one-to-one common space pattern filters. The feature matrix were input into a long shortterm memory network for EEG decoding, and the classification results of 4 categories of motion imagination signals were obtained. The proposed method was used to verify the open data set of brain computer interface (BCI) competition (including four kinds of EEG signals: left hand imagination signal, right hand imagination signal, tongue imagination signal, and foot imagination signal). The recognition accuracy of three subjects was 90.28%, 94.25% and 96.55% respectively, and the average recognition accuracy could reach 93.69%. Compared with other feature extraction and classification methods, this method had a high classification accuracy. The decoded EEG signals were used to control the clockwise or counterclockwise movement of the space manipulator to achieve the purpose of grasping the target in the virtual space environment.

Keywords: BCI; EEG decoding; long short term memory network; space manipulator; CSP