

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902841

基于脑电两节律和 BP 神经网络的运动想象分类研究

蔡 靖 李玉涛 宋雪丰 张 帆 刘光达

(吉林大学 仪器科学与电气工程学院 长春 130061)

摘要:针对脑电信号(EEG)分类过程中无效数据影响准确度的问题,提出一种数据筛选的方法。基于脑-机接口(BCI)系统,通过视觉诱发刺激产生左向和右向两种运动想象任务对应的脑电信号,提取该信号的统计特征,并利用 BP 神经网络实现运动想象分类识别。在数据处理过程中,首先利用 β 节律的能量特征对无效数据进行剔除,再结合 μ 节律信号的均值、标准差、能量谱、功率谱、自相关函数等多个特征进行分类。对筛选后的数据进行分析,所得特征更具代表性,信号分类的准确率由 78.25% 提高至 84.11%。

关键词: 运动想象; β 节律能量特征; BP 神经网络; μ 节律; EEG

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 410.99

Classification of motor imagery based on two rhythms of EEG and BP neural network

Cai Jing Li Yutao Song Xuefeng Zhang Fan Liu Guangda

(College of Instrumentation & Electrical Engineering, Jilin University, Changchun 130061, China)

Abstract: In order to solve the problem that invalid data affects the accuracy of EEG classification, a method of data screening is proposed. Based on brain computer interface (BCI) system, this paper presents an approach that using BP neural network to classify the EEG data generated by visual stimulation. The statistical characteristics of EEG signals corresponding to left and right motor imagery tasks are input to the BP neural network. First, the invalid data are eliminated by using the energy characteristics of β rhythm signal, and then classified by combining the mean value, standard deviation, energy spectrum, power spectrum, autocorrelation function and other features of μ rhythm signal. The using of β rhythm signal makes the characteristics more accurate and improves the accuracy of signal classification from 78.25% to 84.11%.

Keywords: motor imagery; energy characteristics of β rhythm; BP neural network; μ rhythm; EEG

0 引言

脑电信号(Electroencephalography, EEG)是大脑皮层中神经元执行的生物电活动。它分为自发性脑电信号和诱发性脑电信号(也称为诱发电位),可以反映人脑不同意识活动期间神经细胞的不同反应。其中一类诱发电位是内源性事件相关诱发电位^[1-2],主要包括事件相关电位(ERP)和事件相关去同步/事件相关同步。当受到一定刺激时,大脑皮层某一区域活跃起来,特定频率的节律性活动将会表现为幅度的降低,称为事件相关去同步(event-related desynchronization, ERD);而当某一活动在

一定时刻内没有使相关皮层区域明显活跃起来,特定频率则表现为幅度升高,称为事件相关同步(event-related synchronization, ERS)。在不同运动想象任务中,大脑皮层激活不同的运动区域。想象左向运动时,与左手运动有关的大脑皮层区域右侧被激活,产生 ERD 现象,并且相应频带的信号幅度减小。而左侧的相关区域则没有被激活,相应频段的信号幅值增高产生 ERS 现象。

大脑皮层运动感觉区的固有频率是典型的脑电信号局部分量,与特殊的内在神经网络状态紧密相关,如 μ 节律(8~13 Hz)、 β 节律(13~22 Hz)和 α 节律(8~13 Hz)。将 EEG 的节律性分量作为脑-机接口(brain-computer

interface, BCI) 系统的神经输入信号就是基于分量的 ERD 现象。

EEG 信号的提取分类研究进展中, 现有相关实验^[3-4]虽然提取了 α 节律、 β 节律等多种特征, 但并未对实验对象的注意力集中程度进行判断, 数据中含有注意力分散时的无效数据, 存在分类效果不理想的问题。在测试过程中, β 节律可以反映人的注意力集中程度^[5], 可作为数据筛选的依据。

因此, 本文利用 BCI 系统采集运动想象 EEG 信号, 在对信号进行 μ 节律特征值提取的基础上, 加入 β 节律能量特征用于分类时滤除无效数据, 以提高分类准确率, 进而合理准确地判断想象者的运动意图, 实现脑电信号的不同控制功能。

1 脑电信号

目前, 国际上常用的脑电信号分类方法是频谱分析法。根据频率将 EEG 信号分为 β 节律、 α 节律、 μ 节律、 θ 节律、 δ 节律^[6], 本文主要针对 β 节律和 μ 节律进行分析。

β 节律主要分布的频率段在 13~22 Hz, 波幅在 5~20 μ V, 呈对称分布, 与情绪及精神紧张状况有关, 可以反映人脑注意力的集中程度。

μ 节律: 主要分布的频率段在 8~13 Hz, 波幅在 10~100 μ V, 与感觉运动皮层中的运动功能有关, 健康成年人的脑电信号中都存在这种信号。

μ 节律频段的脑电信号与运动想象相关性最高, 因此选取 μ 节律信号的特征作为分类依据。

2 脑电信号特征值提取

常见的 EEG 信号特征提取方法有自回归模型法 (autoregressive, AR)、共空间模式 (common spatial pattern, CSP)、功率谱密度 (power spectral density, PSD)、快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT)、小波变换 (wavelet transform, WT)、小波包变换 (wavelet packet transform, WPT)^[7-8] 等。本文结合了 μ 节律信号在时域和频域上的不同特征信息, 并选用均值、标准差、能量谱密度、功率谱密度以及自相关函数作为信号特征进行提取。

2.1 数据预处理

实验表明, β 节律与人脑注意力的集中程度有关, 并在运动想象任务中具有显著特征, 具体表现为在运动想象过程中, 注意力集中时脑电信号的 β 节律能量波动范围较窄, 能量较集中, 而在注意力分散时波动范围较大, 如图 1 所示。

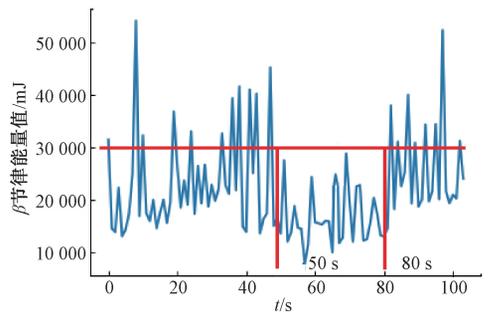


图 1 β 节律能量波动示意图

Fig. 1 Energy fluctuation diagram of β rhythm

图 1 中 50~80 s 为注意力集中时段, 可以看出, 这段时间内脑电信号 β 节律能量值连续低于 30 000 这一阈值。

基于这一现象, 在对信号进行特征提取之前, 可将 β 节律能量特征作为判断依据, 优先滤除注意力分散时段内的数据, 提高运动想象的准确率。当连续检测到 5 个以上数据的 β 节律能量低于设定的阈值时, 判定该时段内数据为有效数据并保留, 否则作为无效数据而舍弃。由此建立窗函数 $H(i)$, 计算方法如式 (1) 所示。

$$H(i) = \prod_{n=1}^5 \varepsilon(c - b_{i+n}) \quad (1)$$

其中, b_i 为 β 节律能量值的第 i 个数据; $\varepsilon(x)$ 表示阶跃函数; c 为上述阈值。

在对数据进行特征提取之前, 加入 β 节律能量值作为筛选依据, 利用窗函数优先滤除无效数据, 再对剩余数据的 μ 节律信号进行特征提取和分类, 可以保证训练数据的有效性和准确性, 有助于提高分类结果的准确率。

2.2 特征选取

1) 时域特征

(1) 均值

设对数据进行预处理后得到电压值 $x(i)$, 计算其均值如式 (2) 所示。

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x(i) \quad (2)$$

式中: N 为样本点数。

(2) 标准差

脑电信号的标准差值 σ 体现了信号的离散程度。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x(i) - \bar{X})^2} \quad (3)$$

(3) 自相关函数

自相关是一个信号于其自身在不同时间点的互相关, 反映函数和其自身之间的相关性。当函数中具有周期性分量时, 自相关函数能更好地反映这种周期性。

$$R_X(t_1, t_2) = E[X(t_1)X(t_2)] \quad (4)$$

在数据处理过程中,取固定时间间隔,使 $\tau = t_2 - t_1 = 0.5 \text{ s}$,则有:

$$R_x(\tau) = E[X(t)X(t + \tau)] \tag{5}$$

2) 频域特征

傅里叶变换是提取信号频域特征的最常用的方法。傅里叶变换可用于将时域信息转换为频域上的特征,如频域中的幅度和能量等。

(1) 能量谱密度

能量谱密度用于表示单位频带内的信号能量。对信号进行傅里叶变换后,得到其频谱密度 $S(f)$,则由巴塞法尔(Parseval)定理得知:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} s^2(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} |S(f)|^2 dt \tag{6}$$

式中: E 为能量信号 $s(t)$ 的能量值; $|S(f)|^2$ 为能量谱密度。

(2) 功率谱

经典谱估计是从较长数据中截取有限的数据进行分析,并从截取的样本中估计整体功率谱,其中估计整体功率谱常用周期图法。周期图法的核心是傅里叶变换^[9]。

周期图法就是把随机序列 $x(n)$ 的 N 个观测数据看作能量有限的序列,计算出 $x(n)$ 的离散傅里叶变换 $x(k)$,之后选取其幅值的平方并除以 N 作为序列的真实功率谱估计,计算公式如式(7)。

$$s(k) = \frac{1}{N} |FFT[x(n)]|^2 \tag{7}$$

对脑电信号进行傅里叶变换后,取 8~13 Hz 的信号能量谱密度之和以及功率谱密度之和作为两个特征,反映一段时间内信号的强弱程度及随频率的变化关系。

3 脑电信号分类

常用的脑电信号分类方法有线性分类器、非线性贝叶斯分类器、最近邻分类器和神经网络等。

反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)是由大量处理单元通过广泛的互连组成的网络系统,具有很高的自学能力和自适应能力,可以实现从输入到输出的映射功能。数学理论证明三层的神经网络就能够以任意精度逼近任何非线性连续函数^[10]。这使得其特别适合于求解内部机制复杂的问题。此外,BP神经网络还具有一定的容错能力,在局部或部分神经元被破坏后,对整体训练结果影响不大,具有明显的分类优势。

3.1 BP神经网络结构模型

BP神经网络包括输入层、隐藏层和输出层,每一层可以有若干个节点,其结构模型如图2所示。

3.2 激活函数的选择

隐藏层和输出层使用的传递函数选用非线性变换函

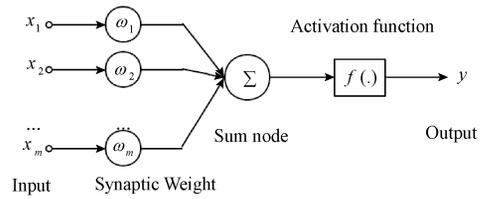


图 2 神经网络模型

Fig. 2 Neural network model

数——Sigmoid 函数(也称为 S 函数)。因该函数及其导数都是连续的,因此处理起来非常方便^[11],其曲线特征如图3所示。

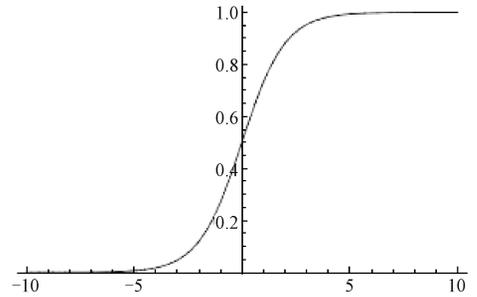


图 3 S 函数特性曲线

Fig. 3 Characteristic curve of S function

3.3 BP神经网络结构设计

1) 输入层单元数

选择 μ 节律的信号均值、标准差、能量谱、功率谱以及自相关函数为信号特征,即输入层神经元单元数为 5。

2) 隐藏层层数

由于隐藏层层数与系统的稳定性没有明确的关系,提高层数并不一定能提高系统性能;在一定程度上,具有奇数隐藏层的 BP 神经网络要优于偶数。在相同情况下,奇数层的 BP 神经网络具有更好稳定性、更快的输出收敛速度和更小的输出误差。所以选择 3 层 BP 神经网络,即一层隐藏层^[12]。

3) 隐藏层单元数

隐藏层单元数与输入层单元数和输出层单元数的关系^[13]如式(8)所示。

$$n_h = \sqrt{n_i + n_o} + a \tag{8}$$

式中: n_h 为隐藏层单元数; n_i 为输入层单元数; n_o 为输出层单元数; a 为 $[1, 10]$ 之间的常数。隐藏层的最终单元数根据分类效果而择优选取。

4) 输出层单元数

脑电信号最终被分为两个方向,即需要两个输出单元。

4 信号采集

4.1 脑电信号采集系统

系统工作框图如图4所示。

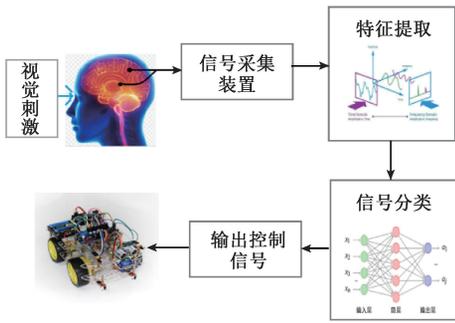


图4 系统框图

Fig. 4 System block diagram

4.2 电极安放

电极安放如图5所示,按照国际标准导联10~20系统^[14],将电极安放在受试者的大脑C3区进行信号采集,参考电极夹在左右耳垂上,图中红色标记处为电极安放位置。

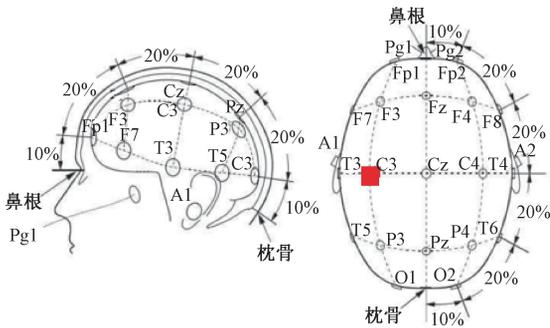


图5 电极位置示意图

Fig. 5 Schematic diagram of electrode position

4.3 采集过程

测试对象是身体健康且没有精神疾病的年轻男性,右利手、矫正后视力正常。实验室环境安静,室温正常。本次实验采用视觉诱发法,传统反应式视觉诱发BCI系统通常使用基于瞬态视觉诱发电位(transient VEP, TVEP)^[15]的实验范式。采集数据过程总时长60s,0~4s为放松准备阶段;4~6s以三角标示提示测试人员实验的开始;6s时开始显示出现以1s/次的频率闪烁的向左(或向右)箭头,测试人员根据箭头方向想象对应侧手部的伸-握动作;6~8s为采集数据准备时间,8~58s共50s的时间为实际的数据采集时间;58s数据采集结束。实验范式如图6、7所示。

5 结果分析

5.1 采集到的原始数据

将采集电极放置在大脑左后侧C3区,测得想象左向

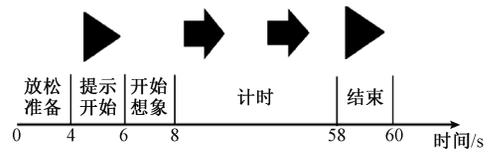


图6 右向实验范式

Fig. 6 Right experimental paradigm

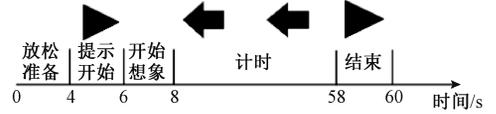
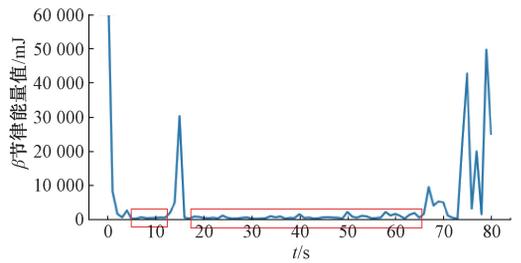


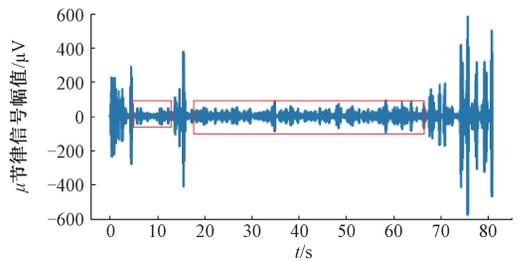
图7 左向实验范式

Fig. 7 Left experimental paradigm

和右向运动时的 β 节律以及原始脑电信号如图8、9所示,图中红色框内的数据其 β 节律能量值符合注意力集中时的阈值,为有效数据,因此截取对应时段内的 μ 节律脑电信号进行特征提取,处理后 μ 节律频谱图如图10、11所示。



(a) β 节律能量值
(a) Energy value of β rhythm



(b) μ 节律信号幅值
(b) Energy amplitude of μ rhythm

图8 β 节律及原始信号-左向运动

Fig. 8 β rhythm and original signal, left movement

从图10和11可以观察到在12Hz处两方向频谱特征明显不同,此频段对应脑电信号中的 μ 节律,左向运动信号幅值较高而右向运动信号幅值较低,说明 μ 节律信号特征可以有效表征ERD/ERS现象,用以提取特征作为分类依据具有一定科学性。

5.2 神经网络隐藏层单元数的选取

通过实验测试,得到隐藏层单元数与输出准确率的

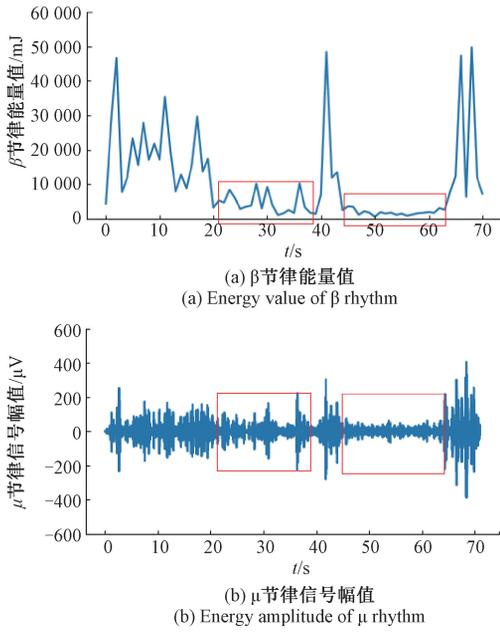


图 9 β 节律及原始信号-右向运动

Fig. 9 β rhythm and original signal, right movement

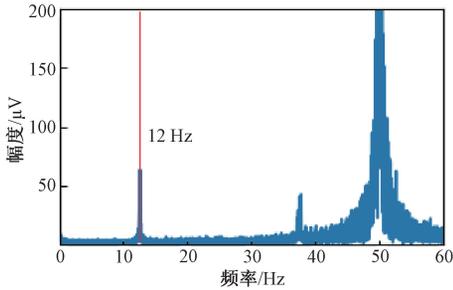


Fig. 10 Frequency domain diagram of μ rhythm, left movement

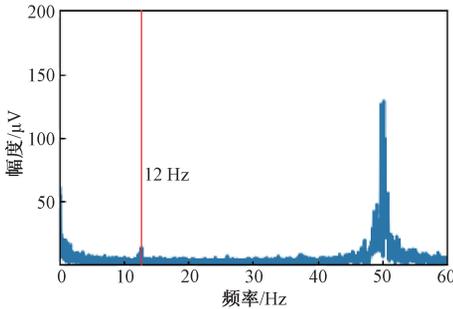


Fig. 11 Frequency domain diagram of μ rhythm, right movement

关系,如图 12、表 1 所示。

可以看出,在隐藏层单元个数为 7 的时候分类准确率最高,分类效果最佳,所以设置隐藏层单元个数为 7。

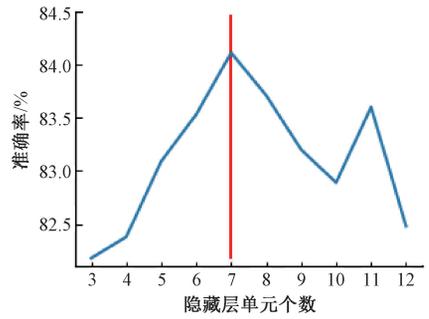


图 12 隐藏层单元数与分类准确率

Fig. 12 Number of hidden layer units and classification accuracy

表 1 隐藏层单元数与分类准确率

Table 1 Number of hidden layer units and classification accuracy

单元个数	分类准确率/%
3	82.18
4	82.38
5	83.09
6	83.53
7	84.11
8	83.71
9	83.20
10	82.89
11	83.60
12	82.48

5.3 分类效果

根据是否加入 β 节律能量特征作为甄别无效数据的特征进行分类,多次测试实验所得结果如表 2 所示。

表 2 分类准确率

Table 2 Classification accuracy

有无 β 节律	分类准确率/%
有	84.11
无	78.25

由此看出,加入 β 节律能量特征作为分类依据后,分类准确率有所提高。

6 结 论

为了实现运动想象脑电信号的控制功能,本文采用了 μ 节律的多特征提取和 BP 神经网络分类方法,并创新性地加入了对 β 节律能量特征的研究应用,得到了 β 节律与运动想象分类的具体关系。实验表明, β 节律可以反应人的注意力集中程度,同时只有注意力集中时的数据是有效且准确的,所以研究 β 节律的能量特征有

利于 μ 节律的多特征运动想象脑电信号的分类。本实验通过 β 节律能量特征设计出筛选数据的窗函数,选择测试人员注意力集中时的数据进行训练,在脑电信号的分类识别上取得了良好的分类效果,提高了信号分类准确率,有较高的可行性。

此外,测试验证过程中, β 节律能量特征还可在一定程度上反映设备固定及接触是否良好,结合其他频段EEG信号(如 α 节律)分析处理时可以起到预先判断数据有效性的作用,延展性较好,对于脑电信号的处理应用具有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 于淑月,李想,于功敬,等. 脑机接口技术的发展与展望[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(10): 5-12.
YU SH Y, LI X, YU G J, et al. Development and Prospect of brain computer interface technology [J]. Computer Measurement and Control, 2019, 27 (10): 5-12.
- [2] NAGAMORI S, TANAKA H. ERD analysis method in motor imagery brain - computer interfaces for accurate switch input [J]. Artificial Life and Robotics, 2017, 22(1): 83-89.
- [3] 赵凯. 多类运动想象脑电信号识别及其在BCI中的应用研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2019.
ZHAO K. Recognition of multiple types of motor imagery EEG signals and its application in BCI [D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2019.
- [4] 张全羚, 欧阳蕊, 陈文伟, 等. 基于运动想象的异步在线脑-机接口系统[J]. 信号处理, 2019, 35(10): 1690-1699.
ZHANG Q L, OU Y R, CHEN W W, et al. Asynchronous online brain computer interface system based on motion imagination [J]. Signal Processing, 2019, 35 (10): 1690-1699.
- [5] ZHANG N N, ZHOU Z T, LIU Y D et al. A novel single-character visual BCI paradigm with multiple active cognitive tasks [J]. IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering, 2019, 66(11): 3119-3128.
- [6] 林伟成. 基于EEG信号的认知任务模式分类研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013: 12-13.
LIN W CH. Classification of cognitive task patterns based on EEG signals [D]. Hangzhou: Hangzhou University of Electronic Science and technology, 2013: 12-13.
- [7] 李明爱, 张梦, 孙炎珺. 基于小波包和深度信念网络的脑电特征提取方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(1): 111-118.
LI M AI, ZHANG M, SUN Y J. EEG feature extraction method based on wavelet packet and deep belief network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32 (1): 111-118.
- [8] 罗飞, 刘鹏飞, 罗元, 等. 多特征融合的运动想象脑电特征提取方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(2): 616-620.
L F, LIU P F, LUO Y, et al. Multi-feature fusion method for the extraction of motor imagination EEG features [J]. Computer Application, 2020, 40 (2): 616-620.
- [9] 赵丽, 郭旭宏. 基于运动想象的脑电信号功率谱估计[J]. 电子测量技术, 2012, 35(6): 81-83, 87.
ZHAO L, GUO X H. Power spectrum estimation of EEG signal based on motion imagination [J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35 (6): 81-83, 87.
- [10] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.
LIU H R, ZHAO C X, LI X, et al. A neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Instrumentation, 2016, 37 (7): 1573-1580.
- [11] WU Y Q, GAO R L, YANG J Z. Prediction of coal and gas outburst: A method based on the BP neural network optimized by GASA [J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019, 10(2): 64-72.
- [12] 李明爱, 王蕊, 郝冬梅. 基于神经网络集成技术的运动想像脑电识别方法[J]. 北京工业大学学报, 2011, 37(3): 347-352.
LI M A, WANG R, HAO D M. EEG recognition method of motor imagination based on neural network integration technology [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2011, 37 (3): 347-352.
- [13] 沈花玉, 王兆霞, 高成耀, 等. BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. 天津理工大学学报, 2008, 24(5): 13-15.
SHEN H Y, WANG Z X, GAO CH Y, et al. Determination of hidden layer unit number of BP neural network [J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2008, 24(5): 13-15.
- [14] 翟文文, 杨玉娜, 鲁守银, 等. 上肢康复训练机器人的脑机接口系统研究[J]. 生物医学工程研究, 2019, 38(3): 269-274.
ZHAI W W, YANG Y N, LU SH Y, et al. Brain computer interface system of upper limb rehabilitation training robot [J]. Biomedical Engineering Research, 2019, 38 (3): 269-274.
- [15] 李鹏海, 许敏鹏, 万柏坤, 等. 视觉诱发电位脑-机接口实验范式研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(10):

2340-2351.

LI P H, XU M P, WAN B K, et al. Research progress of brain computer interface paradigm of visual evoked potential [J]. Journal of instrumentation, 2016, 37 (10): 2340-2351.

作者简介



蔡靖,2004 年于吉林大学获得学士学位,2010 年于吉林大学获得硕士学位,现为吉林大学博士研究生,主要研究方向为精密仪器与机械。

E-mail:1421265726@qq.com

Cai Jing received his B. Sc. degree from Jilin University in 2004, M. Sc. degree from Jilin University in 2010. Now he is a Ph. D candidate at Jilin University. His main research interests include professional precision instruments and

machinery.



刘光达,1985 年于沈阳工业大学获得学士学位,1990 年于吉林工业大学获得硕士学位,2000 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,现为吉林大学教授,主要研究方向为医疗仪器。

E-mail:648138807@qq.com

Liu Guangda received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 1985, M. Sc. degree from Jilin University of Technology in 1990, and Ph. D. degree from Changchun Institute of Optics, Precision Machinery and Physics, Chinese Academy of Sciences in 2000. Now he is a professor at Jilin University. His main research interest is medical instrument.