

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209815

基于BP神经网络的运动想象脑电信号分类研究*

何兴乘 赵丽 边琰 张志雯

(天津职业技术师范大学天津市信息传感与智能控制重点实验室 天津 300222)

摘要: 运动想象脑机接口因具有更大的自主性、灵活性,在脑机互联领域得到了广泛应用,相比较其它范式分类准确率偏低,限制了其发展。本文利用时频图谱、脑地形图两种特征分析方法对上肢运动想象脑电信号进行了特征分析,并采用滤波器组共空间模式(FBCSP)特征提取算法对上肢运动想象信号数据进行了特征提取,再将提取结果分别利用支持向量机(SVM)算法、K-最近邻(K-Nearest Neighbor)算法、反向传播(BP)神经网络3种分类算法进行分类,研究结果发现SVM算法、KNN算法、BP神经网络算法应用在上肢运动想象脑机接口系统的平均分类准确率分别为76.45%、74.55%、81.70%,BP神经网络算法相比SVM算法、KNN算法在上肢运动想象任务的分类准确率上分别高出了5.25%、7.15%,并且t检验后得到分类准确率均具有极显著的统计学差异,并利用ROC曲线和AUC值检测了分类器效果,BP神经网络的AUC值相比SVM算法、KNN算法也分别提升了0.1226、0.1285,表明BP神经网络分类算法相比较SVM算法、KNN算法更适用于上肢运动想象脑机接口系统,提高了系统的分类准确率,推动了上肢运动想象脑电信号实际应用的发展进程。

关键词: 运动想象;特征分析;SVM算法;KNN算法;BP神经网络算法

中图分类号: TN911.6 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

Research on EEG signal classification of motor imagery based on BP neural network

He Xinglin Zhao Li Bian Yan Zhang Zhiwen

(Tianjin Key Laboratory of Information Sensing and Intelligent Control, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract: The motor imagery brain-computer interface has been widely used in the field of brain-computer interconnection due to its greater autonomy and flexibility. Compared with other paradigms, the classification accuracy rate is low, which limits its development. In this paper, two feature analysis methods of time-frequency atlas and brain topography were used to analyze the EEG signals of upper limb motor imagery, and the filter bank co-space (FBCSP) feature extraction algorithm was used to analyze the characteristics of upper limb motor imagery. The signal data is extracted with features, and then the extraction results are divided into three types: support vector machine (SVM) algorithm, K-Nearest Neighbor (K-Nearest Neighbor) algorithm, and back propagation (BP) neural network. According to the classification algorithm, the research results found that the average classification accuracy of the SVM algorithm, KNN algorithm and BP neural network algorithm applied to the upper limb motor imagery brain-computer interface system was 76.45%, 74.55%, and 81.70%, respectively. Compared with the SVM, the BP neural network algorithm The algorithm and KNN algorithm are 5.25% and 7.15% higher in the classification accuracy of the upper limb motor imagery task respectively, and the classification accuracy obtained after the t test has a very significant statistical difference, and the ROC curve and AUC value were used to detect Compared with the SVM algorithm and the KNN algorithm, the AUC value of the BP neural network is also increased by 0.1226 and 0.1285 respectively, indicating that the BP neural network classification algorithm is more suitable for the upper limb motor imagery brain-computer interface system than the SVM algorithm and the KNN algorithm, improve the classification accuracy of the system, and promote the development process of the practical application of upper limb motor imagery EEG signals.

Keywords: motor imagery;feature analysis;SVM algorithm;KNN algorithm;BP neural network algorithm

0 引言

脑科学作为21世纪最具有挑战性的研究领域之一,正

在逐步改变人们未来的生活,而脑机接口(brain-computer interface, BCI)系统成为了当下脑科学领域的热门研究方向^[1]。脑机接口系统通过其独特的领先性及创新性,在当

收稿日期:2022-05-02

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB0403802)资助

今社会引起了较为广泛的关注,而在脑机接口领域,运动想象范式是最为常用的范式之一。运动想象通常表现形式为大脑对运动动作进行了想象,但却并不进行肢体运动^[2]。在运动想象任务中被试可以通过自身的主观意图来实现控制操作实际事物的目的^[3],将被试的运动意图转换成了控制指令。由于被试是通过自身的主观意图进行转换控制,所以运动想象具有更大的自由度,更符合人体日常运动规律,能够更加高效快捷的应用在中风病人以及运动功能受损病人的日常康复训练之中^[4]。

受试者在大脑中想象身体动作时,其大脑中的电信号在 mu 节律和 beta 节律会产生事件相关去同步/同步现象(event-related-desynchronization/synchronization, ERD/ERS)^[5],而该现象主要对应的是能量值的下降或者升高,并且该能量值上升或者下降表现在大脑皮层不同位置^[6],因此运动想象逐渐成为脑机接口领域应用较广的范式。Luo 等^[7]利用集成支持向量机学习的脑电信号分类算法对脑机接口竞赛中采集到的上肢运动想象数据进行了处理分类,提取其时间以及空间的特征,再利用集成支持向量机算法得到 83% 的分类准确率;李明爱等^[8]通过被试想象左右手动作,实现了实时控制机械手臂活动,并且该系统的实时控制平均准确率达到 76.3%;徐宝国等^[9]将小波变换算法(CWT)与空间卷积神经网络算法(SCNN)相结合,并应用到上肢运动想象脑机接口系统中,将左右手脑电信号的分类准确率提升到 80.2%,该研究表明小波变换算法与空间卷积神经网络结合算法应用到上肢运动想象脑电信号分析中具有较好的效果;何群等^[10]结合卷积神经网络和集成分类方法提出一种多特征卷积神经网络(MFCNN)算法对 BCI 竞赛数据集进行分析处理,最终得到平均分类准确率为 78.6%,提高运动想象识别率。由于运动想象脑电信号信号较微弱并且本身的分类准确率也较低,更需要效果优良的分类算法应用到脑电信号分析之中。因此为了得到更好的信号分类效果,将反向传播神经网络分类算法引入到上肢运动想象脑电信号分析中的处理中。

本文利用 64 导联脑电采集系统采集十一名被试的上肢运动想象脑电信号数据,通过 FBCSP 算法进行特征提取,这种特征提取方法是在共空间模式(common spatial pattern, CSP)算法上进行改进的,利用滤波器提取不同频段内的信号特征,随后分别采用 SVM 算法、KNN 算法、BP 神经网络算法对上肢运动想象脑电信号进行分类。而 BP 神经网络作为一种效果优良的分类算法,在此结合 FBCSP 特征提取算法,通过分析采集的脑电试验数据,验证该方法在上肢运动想象脑电信号处理中的可行性。

1 试验设计

试验数据来源于 11 名被试参加上肢运动想象试验时所采集到的脑电信号,这 11 名被试中 4 名女性被试,7 名男性被试,平均年龄为 24.2 ± 1.2 ,所有受试者身体健康无

神经或者肢体方面的疾病,并均为右利手。由于运动想象试验需要受试者集中注意力的时间较长,因此需要在正式试验之前,需要提前 3 天对受试者进行左右手运动想象的训练,使得被试能熟悉该试验流程以及关注点,更有效的集中被试注意力,提升试验效果。刺激界面中心的左右方向的箭头以及文字为被试应该注意的目标区域,左右箭头分别代表着左右手的运动想象,即当屏幕中出现左方向的箭头时,被试应集中精力在大脑中进行左手抓握动作的想象;当屏幕中出现右向的箭头时,被试开始想象右手抓握动作。本次上肢运动想象脑电研究共开展了 4 组试验,每组试验中包括 42 次单独的任务,在每次任务中受试者需要根据屏幕提示执行左手或者右手运动的想象任务,其中“左手”、“右手”随机出现的次数均为 21 次。单试次任务的时长为 6 s,每个任务中均包含准备、MI 刺激以及休息三部分内容,其中准备时间为 1 s,提醒受试者马上进行任务,MI 刺激在整体任务中是最为重要的一环,因此 MI 刺激时长为 4 s,最后休息时长为 1 s,被试在此时间可以进行短暂的休息,整体的 MI 试验任务模式示意图如图 1 所示。每组的试验任务采集时长约为 5 min,在每两组 MI 试验之间设置 2~3 min 的休息时间,减轻受试者因精力过度集中造成的疲劳,整个试验总共需要 30 min 左右的时间。受试者需坐在显示器正前方 70 cm 处仔细注视屏幕中所呈现的界面,并根据受试者自身习惯调整坐姿并保持。试验任务是受试者根据屏幕上所提示的左右箭头,按照屏幕上所提示的箭头方向以及文字在大脑中进行左右手动作的想象。在试验的过程中要求受试者集中注意力在屏幕所呈现的画面上,并保持视线不变,尽量避免眨眼,保持肢体静止。

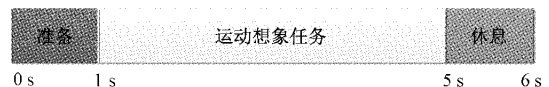


图 1 上肢运动想象任务模式示意图

本次试验数据采集设备采用 NeuroScan 公司的新型 SynAmps 2 电生理信号放大器,并在安静隔音的房间中进行试验数据的采集^[11]。在本次运动想象试验中,按照国际标准的脑电电极位置 10~20 系统佩戴 64 导联银/氯化银头皮脑电帽^[12],采集并记录 62 导联脑电数据。该系统的采样率设为 1 000 Hz,滤波的通带频率范围为 0.05~200 Hz,参考电极设置在头顶 REF 处,所有导联的电极阻抗都降到 5 k Ω 以下,并口同步信号被 NeuroScan 系统记录并保存。在此次试验中采集 62 导数据主要是为了研究 BCI 范式的生理模式和讨论适用的数据分类算法,在线试验中采用的电极数目可减少到 2~3 导(C3、C4、Cz)导联。试验数据采集场景如图 2 所示。

2 数据处理方法

2.1 预处理

利用 Matlab 中的 eeglab 工具箱进行数据的预处理将

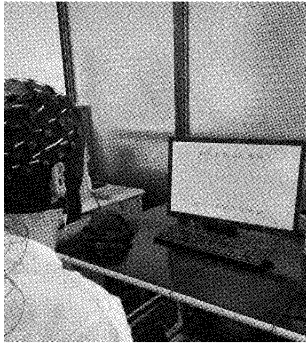


图2 试验数据采集场景图

采集到的上肢运动想象脑电信号,采用10~20电极进行导联定位,剔除无用电极CB1、CB2,进行1~30 Hz的带通滤波,将采集到的上肢运动想象脑电信号降采样到200 Hz,并选取每段任务的1~5 s中的运动想象信号,最后进行ICA处理,剔除眼电、去除坏的段落等操作,完成对上肢运动脑电信号的预处理,以便于进行接下来的特征提取、信号分类工作。

2.2 时频分析

为了能够将信号在时间和频率上的变化情况描述成图像的形式,利用时频图谱对上肢MI数据进行了时频分析,可以更加直观的看到信号在一定范围内的变化^[13]。试验所研究的上肢运动想象信号在特定的时频段会出现能量衰减的特征^[14],因此可以使用事件相关谱扰动(ERSP)展现该特征频段内的图像。ERSP值由多次测试得到的信号平均能量值表示,其公式如下所示。

$$ERSP(f, t) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \left(\int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) f^*(\tau - t) d\tau \right)^2 \right] \quad (1)$$

式中: m 代表上肢运动想象脑电信号试验采集的11名被试的数量; n 为被试开展试验的次数; $x(\tau)$ 指的是所采集的单个试验数据信息, $f^*(\tau - t)$ 指的是观察窗的复共轭函数。

2.3 脑地形图分析

脑地形图分析是将所采集的上肢运动想象脑电信号通过脑地形图的形式进行特征分析,而进行特征分析的脑地形图是较为直观方便的展示不同导联在大脑皮层上的ERD现象的分布情况^[15]。并且不同的特征频段所对应的脑地形图并不相同,在此选用与上肢运动想象相关的alpha频段和beta频段形成的的脑地形图进行分析。本次试验使用了62导联采集系统收集了被试相关导联的所有脑电数据,并对系统中的60导联进行了脑地形图的观察分析。

2.4 脑电信号特征提取

对于上肢运动想象脑电信号特征提取利用滤波器组共空间模式(FBCSP)算法,该算法是在共空间模式的算法上改进得来的,利用在运动想象脑电信号的特征提取中,可以

提取更多频段的数据信息,得到其中的特征信号,相比较传统的CSP算法仅能够提取单一频段,该算法具有更强的适用性。FBCSP算法的主要思想是在CSP算法的基础上通过使用线性滤波器对信号进行滤波,并将其分成包含不同频段的信号,再通过CSP算法进行分类计算^[16]。在试验中,FBCSP算法利用三阶巴特沃斯滤波器进行了预处理、特征分析后的上肢MI信号进行分段处理,在此将特征频段分为5份,即8~14 Hz,11~17 Hz,14~20 Hz,17~23 Hz和20~26 Hz。再对每个频段利用CSP算法进行计算,筛选得到含有最大信息量的特征,并将其提取出来构建空间滤波器,经过滤波得到一个 $N \times T \times f_{num}$ 的矩阵,其中 f_{num} 表示信号的频带段数, N 为导联数, T 代表单导联的采样点数。试验中需要对上肢运动想象任务模式下所有的试验数据进行滤波。最终FBCSP算法得到特征向量的矩阵进行接下来的信号分类处理。

2.5 数据分类

1) SVM算法

SVM算法是一种在运动想象信号分类中经常使用的传统算法^[17],试验采用支持向量机进行上肢运动想象脑电信号数据的特征分类预测,在选取线性核函数的基础上,解决凸优化问题,在约束条件如式(2)所示。

$$y_i [\omega X_i + b] - 1 + \xi_i \geq 0 \quad (2)$$

来进行求解式(3)最小值。

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right) \quad (3)$$

其中,松弛项 $\xi_i \geq 0$, $\|\omega\|$ 为分类间隔, $c > 0$ 为惩罚因子。为了使得最终的分类准确率有效且准确,在研究中将特征提取完成后的上肢运动想象脑电信号的80%构建分类器模型,剩下的数据再输入到分类模型中,从而得到每个受试者的分类准确率。

2) KNN算法

K-最近邻算法同样是较为经典的有监督的机器学习算法,常用于数据的分类处理、图像处理等领域,该算法的核心思想是当一个新的样本输入时,需要对其进行预测,利用计算输入点与其他点之间的欧氏距离,通过比较找到与输入点距离最短的K个样本点,根据少数服从多数的原则对K个样本所属的类别进行分类,最终将输入样本归入在K个样本中占较多数的一类。

在本次上肢运动想象脑电信号数据的分类处理中,将经过FBCSP特征提取算法滤波后的特征数据作为输入样本,利用K-最近邻算法进行分类预测,选取特征提取后80%的数据作为训练集训练分类模型,再将剩余的20%数据作为测试集,其中对于K值的选取,在本次分析中设置K的个数不超过18个,最终得出上肢MI数据在K-最近邻算法下的分类准确率。

3) BP神经网络算法

BP(back propagation)神经网络算法是一种出结果采

用前向传播,而误差采用的是反向传播的常用神经网络算法^[18]。在脑电信号正向传播时,上肢 MI 信号输入后,该脑电信号经过隐含层处理后将结果传输到输出层。如果脑电信号的输出结果与所预期结果差距较大,那么就要调整误差,即反向传播阶段。而该反向传播阶段,是将在上肢运动想象信号输出结果处得到的误差通过隐含层向输入层逐层反转,最终到达各单元层,并成为各单元的误差权值。

为了得到运动想象任务的分类准确率将 BP 神经网络中采用 420 个输入层,26 个隐含层以及一个输出层,并设置 Sigmoid 函数进行使用。在 BP 神经网络模型的构建中,需要对隐含层节点数进行选择,以便提升算法性能并避免“过拟合”问题^[18]。该隐含层节点数目前利用的是式(4)所示公式:

$$n_k = \sqrt{n_i + n_o} + a \quad (4)$$

与数据输入层、结果输出层相互关联,在该公式中 n_k 代表的是隐含层单元数, n_i 代表的是输入层单元数, n_o 代表的是输出层单元数, a 为 [1,10] 之间的常数。在研究中

由于输入层单元数较大,经测试在隐含层小于 20 时,该分类器所得到的分类准确率均低于 60%,当隐含层大于 30 时,所得到的分类准确率同样低于正常情况,最终得到隐含层单元数为 26 时,该神经网络模型分类效果最好。在本次上肢运动想象脑电信号的分类处理中,将已经完成了特征提取等工作的 80% 的脑电信号用来构造 BP 神经网络算法的分类器模型,剩余的 20% 的上肢运动想象脑电信号作为测试集,输入到建造好的模型之中,从而得到 BP 神经网络下的分类准确率。

3 结果分析

3.1 时频图谱结果分析

在此次试验中,共采集 11 名被试的上肢运动想象试验任务中 1~5 s 的数据,选取与上肢运动想象信号相关的 C3、C4 导联,利用时频图谱进行上肢运动想象脑电信号分析,时频图谱如图 3 所示。

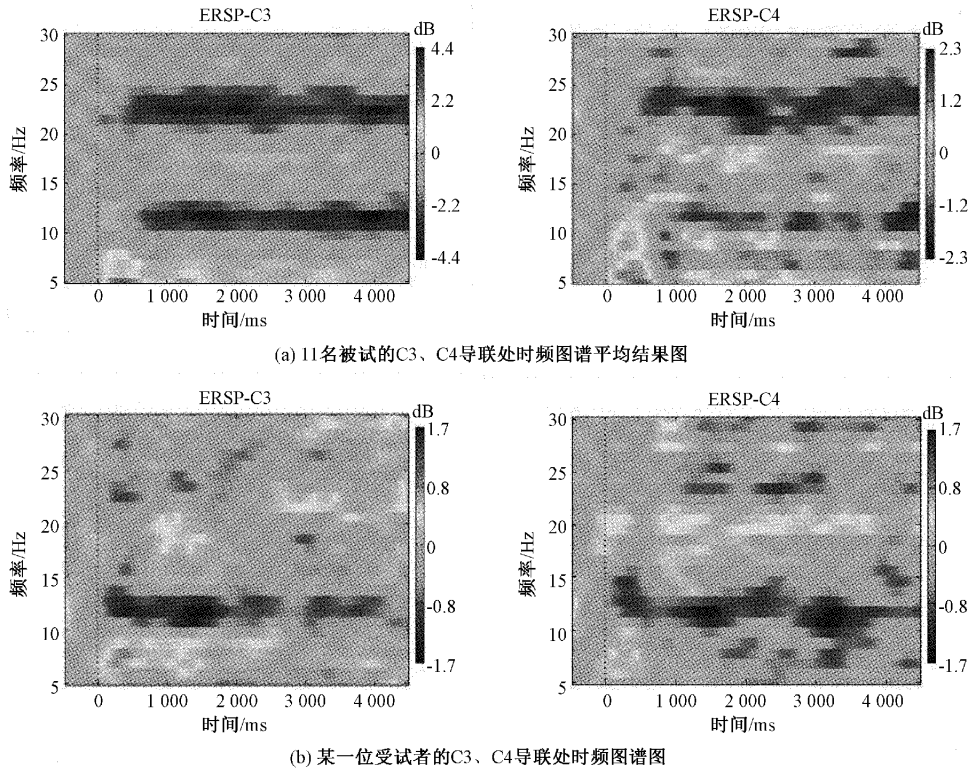


图 3 时频图谱分析结果图

该时频图谱的分析主要是利用事件相关去同步现象进行分析,并且主要是对 mu 节律(8~13 Hz)和 beta 节律(14~30 Hz)两个具有明显现象的频段进行分析。在图 3(a)中可以看出,在 C3、C4 导联处平均时频图谱中 ERD 现象自任务开始后的 0.5 s 左右才开始显现,且是在 mu(8~13 Hz)和 beta(14~30 Hz)两个特征频段出现,并在接下来的任务时间中持续出现,而在上肢运动想象任务未开始之前,没有出现 ERD 现象。由于平均的时频图谱

对于单独的特征会有所掩盖,因此在此还选取了一位受试者的上肢运动想象脑电数据进行分析,在图 3(b)单个受试者所表现出的时频图谱中,无论是 C3 导联还是 C4 导联,均可以看到该 ERD 现象符合平均时频图谱表现出的规律。同时,在图 3(b)中,对比 C3、C4 导联的时频图谱,可以观察到 C4 导联处的时频图谱相比较 C3 导联处 ERD 现象更加明显,则证明被试此时正在进行的是左手运动想象任务,与数据处理中选择的左右手数据类型一致,符合整体

特征规律。

3.2 脑地形图结果分析

在研究中首先要选择与上肢运动想象相关的 C3、C4 导联处的数据,计算其在上肢运动想象任务中

第 1~5 s 内的事件相关谱扰动值,并由此来构建脑地形图图像。其中 alpha 频段和 beta 频段内所有的 11 名被试在上肢运动想象任务中所形成的平均脑地形图如图 4 所示。

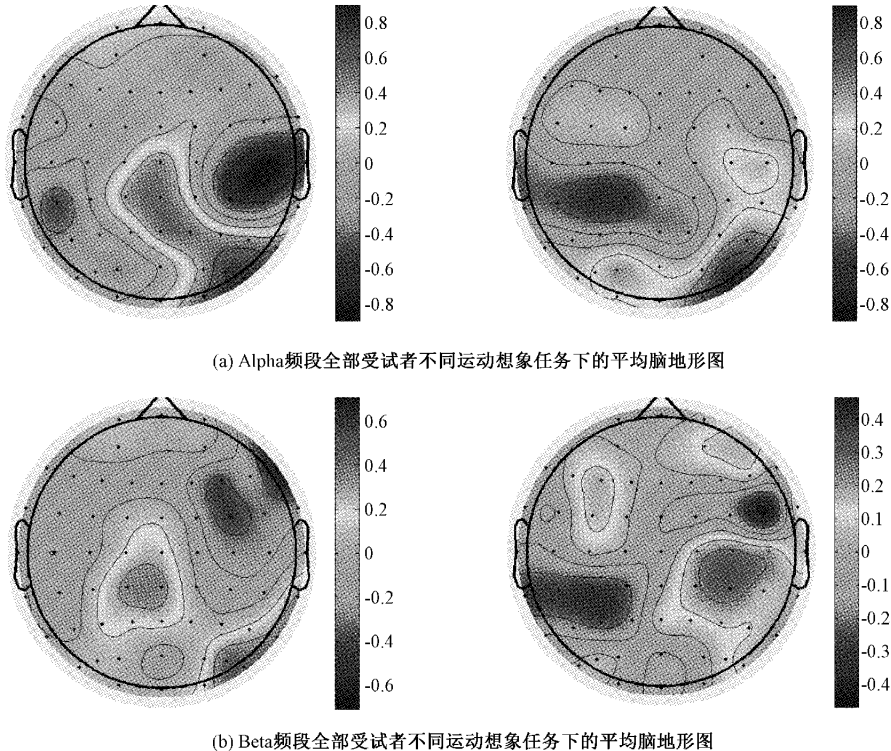


图4 脑地形图分析结果图

在 alpha 频段和 beta 频段中,对比全部受试者在进行上肢运动想象任务时所形成的平均脑地形图可以得知,被试在进行运动想象任务时大脑中所诱发的 ERD 现象相比较未被界面刺激时更加明显,其在脑地形图中所表现出的则是在 C3、C4 导联的位置,蓝色更加深,ERD 现象相比较其他区域更加明显,充分证明了上肢运动想象脑电信号主要与 C3、C4 导联相关,有利于后续的脑电信号特征提取以及信号分类。同时在该脑地形图上可以看到,无论是 alpha 频段或者 beta 频段,当 C3 导联处的 ERD 现象对比 C4 导联处更加明显,则证明被试此时正在进行右手运动想

象任务,通过该特征可以实现对左右手特征的区分,便于实现研究的最终目的。

3.3 分类准确率结果分析

试验采集 11 名受试者的上肢运动想象的脑电数据,进行预处理之后,分别利用时频图谱、脑地形图两种特征分析方法对被试进行上肢运动想象任务所形成的特征进行了分析,再利用滤波器组共空间模式算法对运动想象脑电特征进行了提取,最后将特征提取后的数据分别利用 SVM 分类算法、KNN 算法与 BP 神经网络算法进行分类预测,所得到的分类准确率结果如表 1 所示。

表1 11名被试的十折交叉验证分类准确率

%

	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	mean
SVM	70.75	72.75	75.75	82.75	82.5	66.25	77.25	73.25	78.75	84.75	76.25	76.45
KNN	72.25	70.00	67.25	78.25	78.25	72.25	78.25	81.25	67.75	79.25	75.25	74.55
BP	77.25	81.45	83.5	85.25	81.25	75.75	82.75	82.75	81.5	84	83.25	81.70

如表 1 所示,采用 BP 神经网络算法进行信号分类后并经十折交叉验证计算后,上肢运动想象脑电信号的平均分类准确率为 81.70%,而采用 SVM 算法对脑电信号进行分类,同样经过十折交叉验证后所得到的分类准确率为

76.45%,则 BP 神经网络算法相比较 SVM 算法对上肢运动想象脑电信号分类,得到的平均分类准确率提升了 5.25%,并且在 11 名受试者中,有 9 名受试者的分类准确率均达到了 80%;而 BP 神经网络算法相比较 KNN 算法,

在上肢运动想象数据分析中分类准确率提升了 7.15%。通过分类准确率可以证明采用 BP 神经网络分类算法后,上肢运动想象脑机接口系统的表现得到了进一步提升,系统更加稳定,更适用于绝大部分的受试者,能够得到更加优异的效果。而相比较采用 SVM、KNN 分类算法的单个被试的准确率,大多数数据在 75% 甚至更低,并且受试者的分类准确率个体差异较大,不利于运动想象任务的推广使用。并且将分类准确率数据进行配对 t 检验,经计算得到, SVM 分类算法与 BP 神经网络算法两种算法所得到的分类准确率 p 值为 $0.000\ 592\ 58 < 0.01$, KNN 分类算法所得到的分类准确率与 BP 神经网络算法处理得到的分类准确率 p 值 $0.000\ 450\ 320 < 0.01$, 3 种算法所得到的分类准

准确率均具有极显著的统计学差异。

3.4 ROC 曲线分析

ROC(receiver operating characteristic)曲线即受试者工作特征曲线。ROC 曲线与坐标轴围成的面积被称为 AUC(area under curve),这两个指标和分类准确率一样,也是评估算法模型性能常用的指标。为验证试验所研究的分类器具有良好的性能,在此通过分析两个分类器的 ROC 曲线及曲线下的面积 AUC 的数值来证明。一般来说,ROC 曲线越偏向左上角, AUC 的数值越大,分类器的性能越好。当 $1 > AUC > 0.5$ 时,该分类器性能正常,具有预测价值。在试验中对 SVM 分类器、KNN 分类器、BP 神经网络分类器的 ROC 曲线进行了绘制,如图 5 所示。

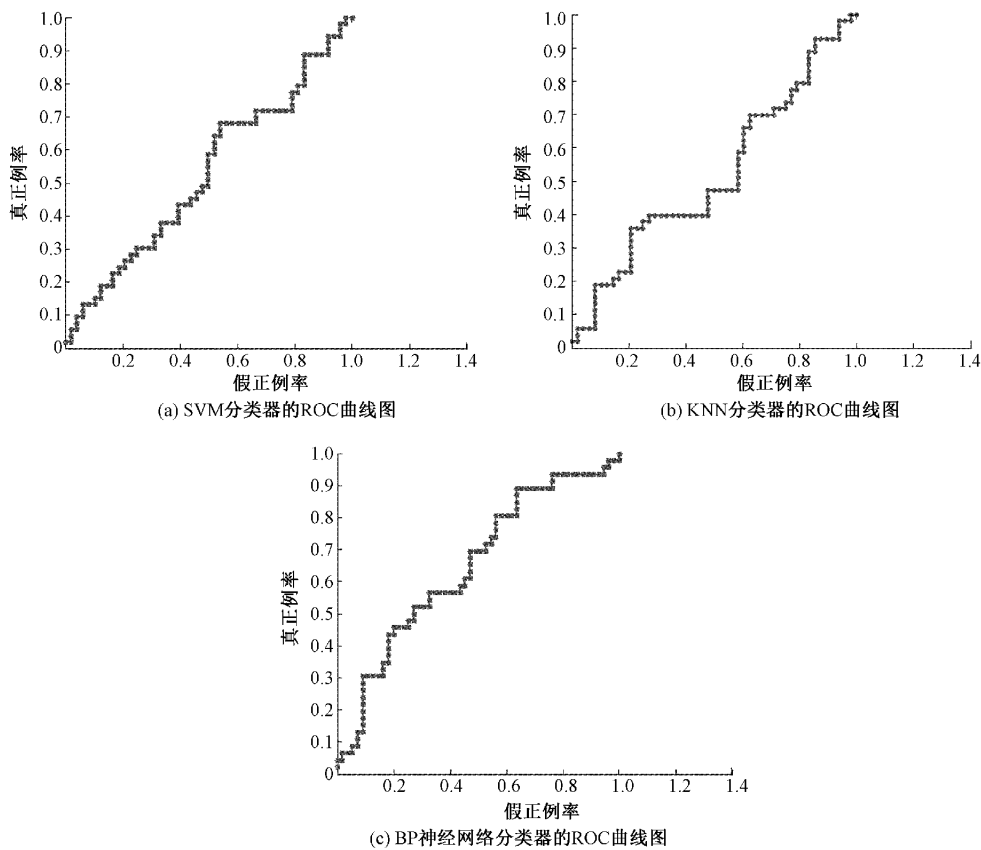


图 5 ROC 曲线图

由 ROC 曲线图中可以得出,在上肢运动想象试验中, SVM 分类器的 AUC 值为 0.525 6, KNN 分类器的 AUC 值为 0.519 7, BP 神经网络分类器的 AUC 值为 0.648 2, 这 3 种分类器的 AUC 值均大于 0.5, 且均在 0.5~1 之间, 证明 SVM、KNN、BP 神经网络 3 种分类器在试验中均具有良好的分类性能。并且, BP 神经网络分类器的 AUC 值均大于 SVM 分类器、KNN 分类器的 AUC 值, 前者的 AUC 值相较于后二者分别提升了 0.122 6、0.128 5, 证明 BP 神经网络分类器更适用在上肢运动想象试验数据处理之中, 该结果同样符合上述分类准确率结果。

4 结 论

试验将 BP 神经网络深度学习算法引入到上肢运动想象信号分析处理之中, 结合 FBCSP 特征提取算法, 与传统的 SVM 分类算法、KNN 算法形成对比, 数据经过相同的 eeglab 预处理、特征提取等工作后, 分别对上肢运动想象脑电信号数据分类处理, 最终得出 BP 神经网络相比较 SVM、KNN 分类算法更加能够提升上肢运动想象脑电信号的分类效果, 使得整体系统更加稳定, 为进一步发展 MI-BCI 系统打下了基础。脑-机接口系统中对于分类器的选

择尤为重要,一种相对合适且优良的分类算法能够用大幅度提高脑机接口系统的准确率,从而使系统能够稳定工作。因此,优良的分类算法对脑机接口系统显得尤为重要。经过实际试验验证,引入BP神经网络分类算法后,上肢运动想象任务的识别准确率分别从74.55%、76.45%上升到81.70%,AUC的值也提升了0.1226以及0.1285,进一步提升了MI-BCI系统的表现。

近年来运动想象作为一种自主动作想象系统,其具有更高的自主性,使被试能够更加舒适自然地控制外部系统,故逐渐得到了更多的关注,目前取得了一定的发展,但对MI-BCI系统深入的研究还需要继续进行,利用分类效果较好的BP神经网络算法进行上肢运动想象脑电信号分类,具有较好的信号分类效果,在一定程度上推动了上肢运动想象脑机接口系统的发展,使得该系统进一步完善,并为将来探索高效稳定脑机接口系统打下了基础,推进脑机接口实用化进程。

参考文献

- [1] 吴拾瑶,随力,杨兰,等.运动想象重塑脑功能的研究进展[J].中国医学物理学杂志,2021,38(11):1449-1452.
- [2] 杨丰玮,陈鹏,郝凯,等.融合空间信息的运动想象脑电在线分类方法[J/OL].系统仿真学报:1-14[2022-12-07].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3092.V.20220218.1259.002.html>.
- [3] 赵欣,武海霞,陈龙,等.运动想象结合作业疗法在脑卒中患者康复训练中的研究进展[J].中国生物医学工程学报,2021,40(2):228-236.
- [4] CATTAI T, COLONNESE S, CORSI M, et al. Phase/amplitude synchronization of brain signals during motor imagery BCI tasks[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2021, 29: 1168-1177.
- [5] YU ZH, CHEN WZ, ZHANG T. Motor imagery EEG classification algorithm based on improved lightweight feature fusion network [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 75: 103618.
- [6] 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.
- [7] LUO J, GAO X, ZHU X B. Motor imagery EEG classification based on ensemble support vector learning [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020, 193: 105464.
- [8] 李明爱,罗新勇,崔燕,等.基于MI-BCI的上肢在线运动康复原型系统[J].北京生物医学工程,2017,36(3):273-278.
- [9] 徐宝国,何小杭,魏智唯,等.基于运动想象脑电的机器人连续控制系统研究[J].仪器仪表学报,2018,39(9):10-19.
- [10] 何群,邵丹丹,王煜文,等.基于多特征卷积神经网络的运动想象脑电信号分析及意图识别[J].仪器仪表学报,2020,41(1):138-146.
- [11] 刘光达,王灿,李明佳,等.基于多特征和BP神经网络的脑-机接口研究[J].电子技术应用,2017,43(9):72-75.
- [12] 李嘉莹,赵丽,边琰,等.电刺激辅助下肢运动想象特征分类以增强康复训练研究[J].生物医学工程学报,2021,38(3):425-433.
- [13] ZHANG J C, WANG M. A survey on robots controlled by motor imagery brain-computer interfaces [J]. Cognitive Robotics, 2021, 1: 11-24.
- [14] 李敏,赵丽,边琰,等.训练时间对上肢MI侧向性识别的影响研究[J].国外电子测量技术,2021,40(2):78-82.
- [15] 赵紫宁,李智,张绍荣.运动想象脑机接口中两种改进的脑电共空域模式特征提取方法[J].电子测量与仪器学报,2019,33(12):64-70.
- [16] 刘宝,唐雨琦,蔡梦迪,等.基于CSP-PSO-SVM的运动想象EEG信号特征提取与分类算法[J].中南大学学报(自然科学版),2020,51(6):1551-1564.
- [17] 储有兵,费胜巍,范晔.基于WT-SVD-SVM和WT-SVD-KNN的运动想象脑电信号特征提取及分类[J].东华大学学报(自然科学版),2019,45(6):881-887.
- [18] 蔡靖,李玉涛,宋雪丰,等.基于脑电两节律和BP神经网络的运动想象分类研究[J].电子测量与仪器学报,2020,34(6):176-182.

作者简介

何兴霖,硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理。

E-mail: a1187427641@163.com

赵丽,教授,主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: Jinshihui@163.com