

基于神经质量模型的运动想象脑电数据增强

付荣荣, 孟 云, 黄晓东, 陈 浩, 吴 娜

(燕山大学 电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 针对脑机交互系统发展中数据不足的问题,通过神经质量模型合成事件相关去同步(ERD)和事件相关同步(ERS)特征,节省模型训练时间,避免数据过拟合。引入了基于脑同侧运动感觉区 μ/β 节律的ROI神经元群模型,调整幅值的加减常数后,生成模拟ERD/ERS信号。实验证明,模拟信号与真实信号在其空间模式特征上相似,滤波和共空间模式特征提取后的机器学习分类准确率接近真实数据。混合不同比例的模拟和真实数据,对分类准确率的影响不大,验证了基于神经质量模型的模拟信号对ERD/ERS信号进行数据增强的有效性。这一方法有望在小样本数据集下用于算法创新和检验,同时可以缩短实验时间,为脑机交互系统的发展提供有力支持。

关键词: 脑机交互; 数据增强; 脑电信号; 神经元群模型; 事件相关同步; 事件相关去同步

中图分类号: TB99; TB973

文献标识码: A

文章编号: 1000-1158(2025)05-0762-07

Enhancing Motor Imagery EEG Data Based on Neural Mass Model

FU Rongrong, MENG Yun, HUANG Xiaodong, CHEN Hao, WU Na

(Institute of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

Abstract: For the challenge of insufficient data in brain-machine interface (BMI) systems, this study employs a neural mass model to synthesize event-related desynchronization/event-related synchronization (ERD/ERS) features to augment limited training samples of electroencephalogram (EEG) and enhance the decoding performance. A region of interest (ROI) neural ensemble model, based on the μ/β rhythms within the motor cortex, is introduced to adjust amplitude parameters through precise constants, thereby generating simulated ERD/ERS signals. Experimental results demonstrate the resemblance between simulated and authentic signals in terms of common spatial pattern (CSP) features. The machine learning classification accuracy, post-filtering and CSP feature extraction, closely approximates that derived from authentic data. The negligible impact on classification accuracy as blending varying proportions of simulated and authentic data validates the efficacy of the simulated signals based on the neural mass model in enhancing ERD/ERS signals. This methodology holds promise for algorithm.

Key words: brain-machine interaction; data augmentation; EEG; neural mass model; event-related synchronization; event-related desynchronization

1 引 言

基于脑电(electroencephalogram, EEG)的脑机交互由于机器学习方法的发展引起了广泛关注^[1,2],但这些方法往往需要大量数据来实现模型的训练。由于伪影干扰及参与者难以长久保持专注等因素影响,获取大量高质量EEG数据成为一个

难题^[3]。于是,研究人员采用数据增强技术以提升数据质量和模型训练效果^[4,5]。当前主流的数据增强方法有数据分割重组法^[6],基于GAN的数据生成增强法^[7]等。神经质量模型(neural mass model, NMM)^[8,9]是神经元集总水平上的脑动力学计算模型之一,通过调节其生理参数改变模型状态以生成不同节律的脑电信号。ERD/ERS作为EEG中的一种重要现象,指示了神经振荡活动在特定任务中的

收稿日期: 2024-03-08; 修回日期: 2024-11-10

基金项目: 国家自然科学基金(62073282); 河北省自然科学基金(F2022203092); 河北省全职引进国家高层次人才科研项目(2021HBQZYCSB003); 秦皇岛市科技计划(202302B015)

变化^[10]。进行单侧肢体运动想象时, μ/β 节律幅值在大脑同侧运动感觉区会增大,而对侧幅值会降低,产生事件相关同步(ERS)和事件相关去同步(ERD)^[11]。

本文提出一种基于神经质量模型的EEG数据增强方法来生成事件相关去同步/同步(ERD/ERS)脑电数据。具体为,采用神经元群模型根据运动想象脑电特有的特征合成反映单侧肢体运动想象的ERD/ERS信号。通过改变突触时间常数,使NMM生成 μ 节律和 β 节律的信号,并按照一定比例进行耦合来模拟ERD/ERS信号实现脑电数据增强,提高了EEG数据集的质量和多样性。该方法与现有的数据增强方法相比的优势在于:突破现有脑电数据增强策略无生理机制支撑的局限,通过引入生物学上合理的模型构建,模拟神经元群的自然活动,生成具有生物学意义的脑电数据,实现针对有限训练样本的脑机交互进行模型驱动的数据增强,以解决学习算法对大数据的需求问题。

2 方 法

2.1 Wendling模型与ROI模型

所使用的NMM模型为Zavaglia等提出的ROI(region of interest)神经元群模型^[11],源于对Wendling模型的修改,如图1(a)。Wendling模型由一群具有相同膜电位的神经元组成,其包含4个集总神经群:锥体细胞、兴奋性中间神经元、突触动力学慢抑制性中间神经元和突触动力学快抑制性中间神经元。ROI模型如图1(b)所示,平行排列用于描述感兴趣区域的3个种群。整体ROI的模型可以由并行部署的 N 个种群组成,本研究赋予每个种群可调节的权重 w_i ^[12]。

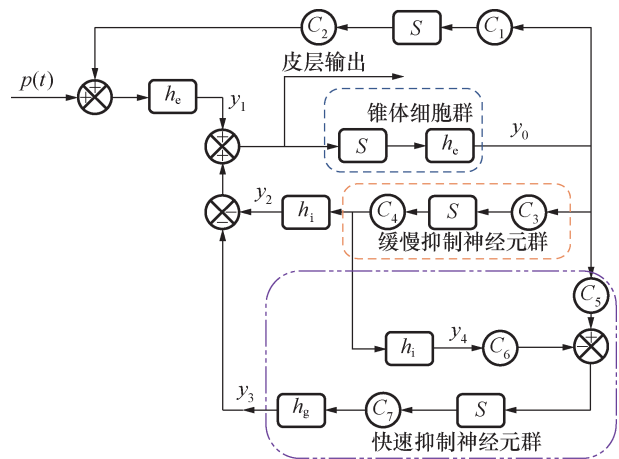
Wendling模型每个神经元模型包括动态线性转换函数 $h(t)$ 和非线性静态转换函数 $S(v)$,如式(1)、式(2)所示。 $h(t)$ 将动作电位的平均脉冲密度转换为膜电压, H 表示突触时间增益, $1/h$ 表示时间常数, $h(t)$ 由一阶微分方程描述,见式(3)。

$$h(t)=u(t)Hhe^{-ht} \quad (1)$$

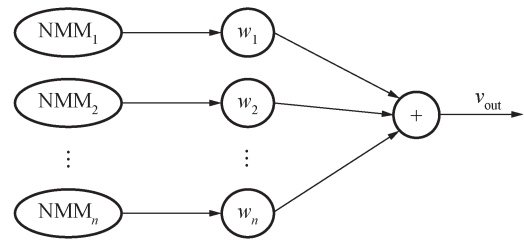
$$S(v)=\frac{2e_0}{1+e^{r(v_0-v)}} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \dot{y}(t)=z(t) \\ \dot{z}(t)=Aax(t)-2az(t)-a^2y(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $S(v)$ 将膜电压转换为动作电位的平均脉冲密度; $2e_0$ 为最大点燃率; v_0 为相对点燃率; r 表示 S 型函数的弯曲程度; v 为突触前平均膜电压; A 兴奋性突



(a) Wendling模型原理框图



(b) ROI模型原理图

图1 基本模型

Fig. 1 Models

触增益; a 为兴奋性突触时间常数。

得到Wendling神经元群模型的微分方程组如式(4)。模型中 h_e 是兴奋性神经元细胞群; h_i 是慢抑制性神经元细胞群; h_g 是速抑制性神经元细胞群; C 是皮质中神经元之间的突触连接数; B 为慢速抑制性突触增益; b 为慢速抑制性突触时间常数; G 为快速抑制性突触增益; g 为快速抑制性突触时间常数^[17]。

$$\begin{cases} \dot{y}_0(t)=y_5(t) \\ \dot{y}_1(t)=y_6(t) \\ \dot{y}_2(t)=y_7(t) \\ \dot{y}_3(t)=y_8(t) \\ \dot{y}_4(t)=y_9(t) \\ \dot{y}_5(t)=AaS\{y_1(t)y_2(t)y_3(t)\}-2ay_5(t)-a^2y_0(t) \\ \dot{y}_6(t)=AaS\{p(t)+C_2S(C_1y_0(t))\}-2ay_6(t)-a^2y_1(t) \\ \dot{y}_7(t)=Bb\{C_4S(C_3y_0(t))\}-2by_7(t)-b^2y_3(t) \\ \dot{y}_8(t)=Gg\{C_7S(C_5y_0(t)-C_6y_4(t))\}-2gy_8(t)-g^2y_1(t) \\ \dot{y}_9(t)=Bb\{S(C_3y_0(t))\}-2by_9(t)-b^2y_4(t) \end{cases} \quad (4)$$

ROI每个种群具有不同的时间常数值,可以产生不同的节律,脑电图频谱中不同峰的数目 N 取决于脑电图的复杂性。因此ROI最终生成的脑电信号

如式(5)所示,其中const为常数,用来调节模拟信号的幅值。得到上述模型合成的脑电数据以及频谱图,如图2所示,由数目 N 为3的种群生成的,分别选取脑电中常见的节律 δ 、 α 和 γ ^[14]。

$$v_{out} = \sum_{i=0}^N w_i y_{out} + \text{const}$$

(5)

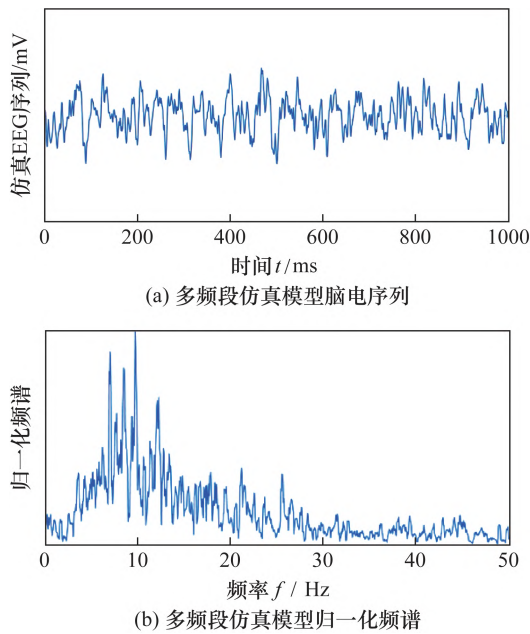


图2 ROI模型生成的脑电数据和频谱图
Fig. 2 EEG data and spectrogram generated by ROI mode

2.2 运动想象能量变化

运动想象脑电的生理原理是:当人运动想象时,运动感觉区的EEG的局部分量存在ERD/ERS现象。中间导联CZ极少含有所需的分类特征,提取C3和C4导联ERD/ERS的时频图,如图3所示。图3(a)和图3(b)是左手运动想象时C3和C4的平均时频图,图3(c)和图3(d)是右手运动想象C3和C4的平均时频图。

由图3可以看出,在左手运动想象时C4通道的 μ 波和 β 波振幅减小^[13],能量降低。当右手运动想象时,C3通道的 μ 波和 β 波振幅减小,能量降低。当想象不同部位运动时,EEG信号所包含的特性出现差异,而根据这些特性,有效地区分想象运动所产生的EEG信号,从而获知被试的运动意图。因此根据上述特性使用神经质量模型对运动想象数据进行增强。

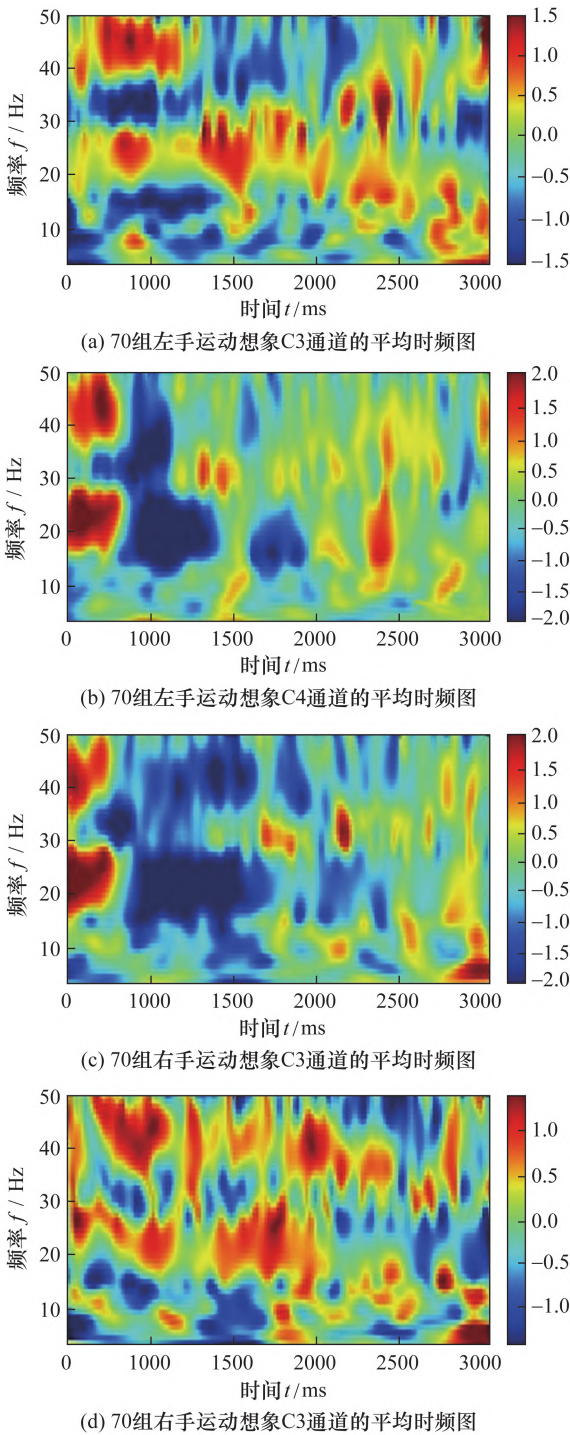


图3 C3、C4通道平均时频图
Fig. 3 Average time-frequency maps of C3 and C4

3 结 果

3.1 ERD/ERS数据增强

由上述研究表明,ERD/ERS主要跟 μ 和 β 节律相关,因此只将 μ 和 β 节律并列,使用Wendling模型生成的 μ 和 β 节律如图4所示。

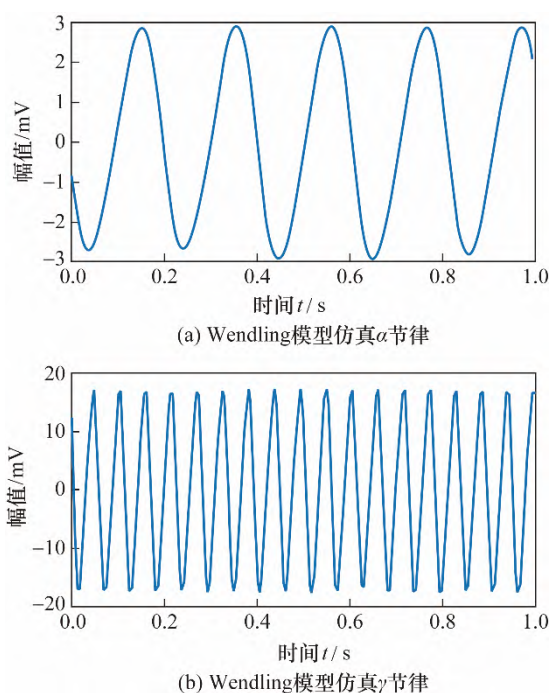
图4 使用Wendling模型生成的 μ 和 β 节律Fig. 4 μ and β rhythm generated by the Wendling model

图4(a)图4(b)是生成的 μ 节律和 β 节律。在国际脑电图记录系统中,C3和C4区域被认为代表左手、右手运动区。ERD/ERS主要体现在大脑中央区的C3和C4通道^[15,16],考虑到在NMM假设中,大脑不同区域之间存在相互耦合。神经群属于多个脑结构,可能与脑电活动的合成和传递有关,锥体细胞是一种兴奋性神经元,它将轴突投射到大脑的其他区域。该模型可以通过使用来自一个群体的初级细胞动作电位的平均脉冲密度作为兴奋性输入到另一个群体的神经元来解释这种组织方式。然而,由于神经群体可能属于不同的、遥远的大脑区域,必须引入新的参数来考虑连接群体的不同方式以及相关延迟。于是,通过将TCR细胞和锥体细胞动作电位的平均脉冲密度加以相应的延时,分别作为丘脑和皮层其他区域的兴奋性输入,可形成不同区域的耦合。尽管本研究中只涉及C3和C42个区域,还是把2个区域之间的耦合考虑在内以获得接近真实的模拟脑电数据^[18],如图5所示。

其中, j 区域对 k 区域的耦合信号表示为式(6):

$$y_{\text{EEG}} = q_{kj} \cdot y_{\text{RM}} \left(S \left(\sum_{i=1}^N w_{ji} y_{1,\tau}^i - \sum_{i=1}^N w_{ji} y_{2,\tau}^i \right) \right) \quad (6)$$

式中: $y_{\text{RM}}(x)=x-\text{mean}(x)$ 为取均值函数,用于保持各

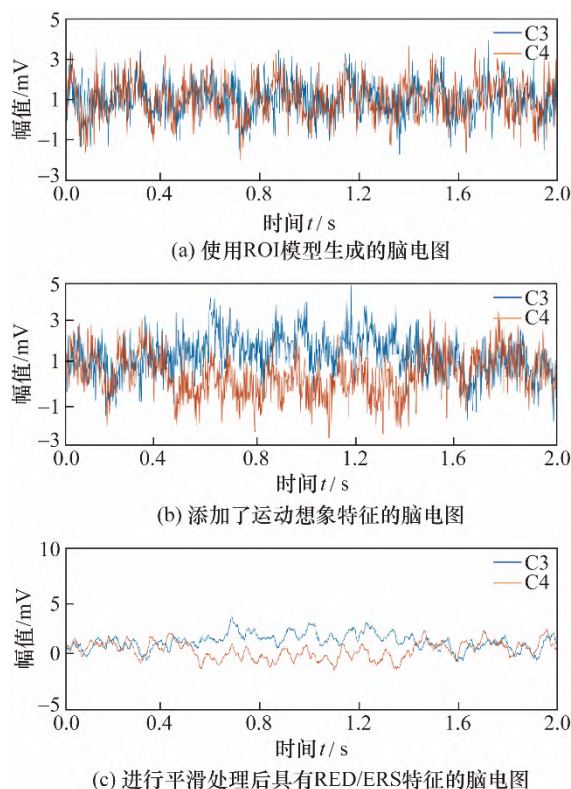


图5 使用神经质量模型数据增强的方法生成的脑电图

Fig. 5 EEG signals generated by the NMM model

个群自身的平衡性; q_{jk} 表示 j 通道对 k 通道的耦合系数; S 函数为非线性函数; τ 为延迟时间; N 表示存在不同动态特性并联的子群个数。

综上,在合成ERD/ERS脑电信号时,考虑到C3和C4通道之间的信号耦合。并在上述模型生成的EEG中,截取能反应ERD/ERS特征的片段。生成90组可以反应ERD/ERS特征的合成片段,其中反应左、右手运动想象脑电数据特征的片段各45组。分别进行8~12 Hz滤波并提取其能量均值,可以得到ERD/ERS现象,结果如图7(a)和图7(b)所示。

合成的模拟想象能量谱如图8(a)和图8(b)所示,在大脑想象左手运动时大脑同侧C3电极信号能量增加,而对侧C4电极信号能量减少,反之亦然,这符合 μ/β 节律明显的ERD/ERS现象,这与真实的运动想象脑电信号保持一致。

3.2 数据增强效果分析

将合成运动想象数据与真实运动想象数据在分类效果上进行比较。首先对数据进行8 Hz到30 Hz的滤波,再使用共空间模式(common spatial pattern, CSP)方法对数据进行特征提取,并使用二次SVM、中等高斯SVM和袋装树算法对数据进行分类。为了更好的说明合成ERD/ERS数据能够在在一

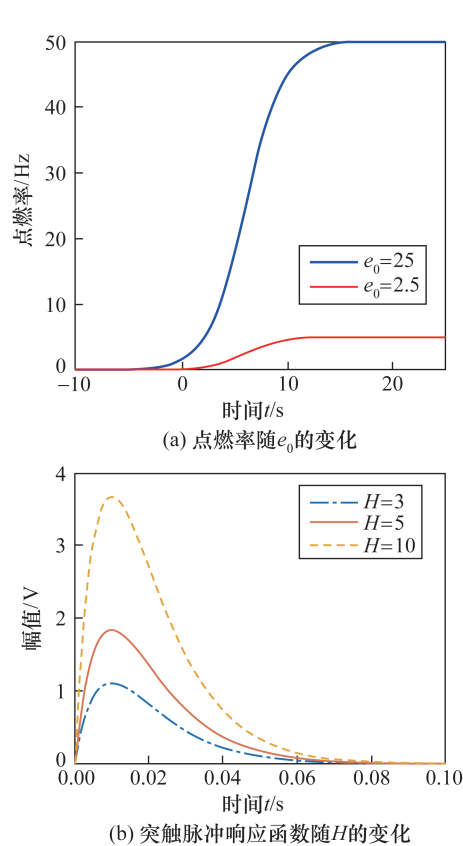


图6 改变 e_0 对 $S(v)$ 函数的影响以及改变 H 对 $h(t)$ 函数的影响

Fig. 6 The effect of changing e_0 on the $S(v)$ function and the effect of changing H on the $h(t)$ function

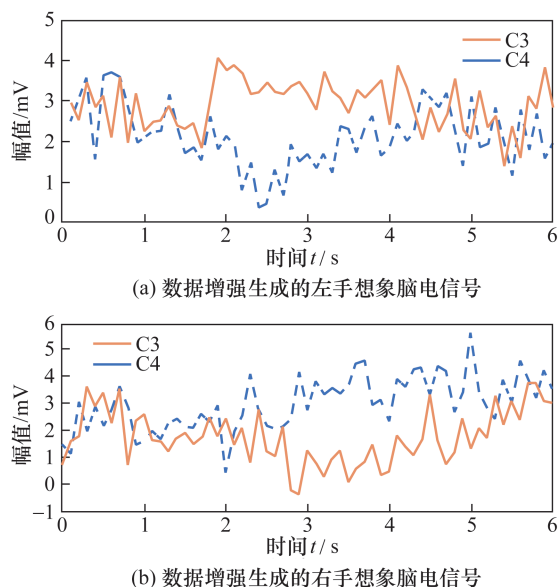


图7 模型生成的左右手运动想象脑电信号

Fig. 7 EEG signals of left and right hand motor imagery generated by NMM model

定程度上对真实ERD/ERS脑电数据形成补充,使用dataset III of BCI competition II数据集作为对照组,

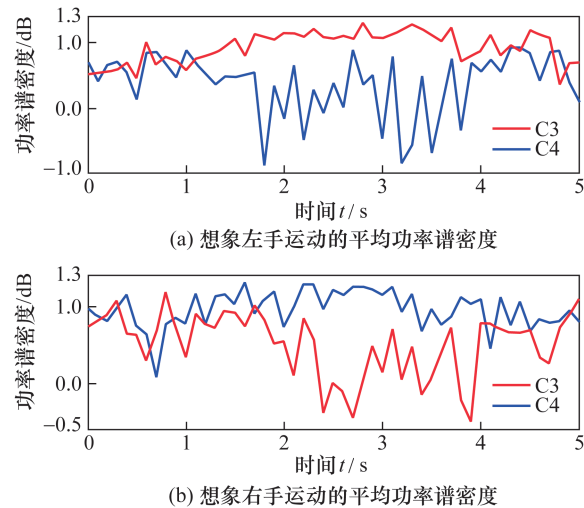


图8 使用神经质量模型生成的脑电数据的平均能量
Fig. 8 Average energy of EEG signals generated by the NMM model

该数据集中共有140组,左手运动想象数据和右手运动想象数据各有70组。控制单一变量,分别随机选取合成的左右手运行想象的数据为45组和45组,每组数据分类10次。经过CSP特征提取之后的分类准确率如图9所示。

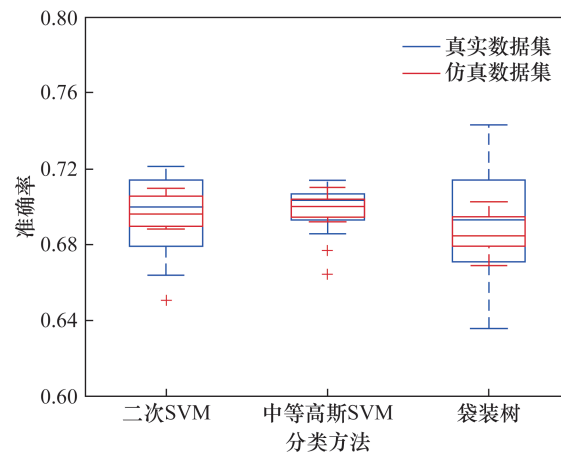


图9 准确率的箱型图

Fig. 9 Box plot of accuracy

图9中可看出对于同一种分类方法,真实数据和模拟数据的准确率接近。目的是为了使用合成数据减少脑电获取的时间和人工成本,因此进一步探究合成数据在分类准确率上对真实数据的影响。在dataset III of BCI competition II数据集的140组CSP特征中混入不同数量的合成数据CSP特征,混入的数量分别为14、28、42、56、70和84,即真实数据特征与合成数据特征的比例分别为10:0;10:2;10:4;10:6;10:8;10:10,使用二次SVM、中等高斯SVM和袋装树算法探究合成数据对于真实数据的影响,

每组数据分类10次去掉最大值和最小值之后取平均值,结果如表1所示。

结果表明,当真实数据中混入合成数据,准确率并没有因为生成数据的混入而大幅度变动,说明使用神经质量模型可以进行数据增强,并且避免了过拟合的现象。

表1 平均分类准确率

Tab. 1 Mean classification accuracy %			
比例	二次SVM	中等高斯SVM	袋装树
10:00	69.550	70.088	69.275
10:02	68.825	67.613	66.863
10:04	69.113	70.138	69.700
10:06	71.013	70.675	67.638
10:08	70.650	71.025	68.563
10:10	70.500	69.700	68.213

4 总 结

本文通过模拟特定大脑状态和过程,提出能够生成具有ERD/ERS模式合成脑电数据的方法。这一方法的应用显著增加了数据的多样性和可变性,有效克服了现有EEG分析面临的数据限制问题。同时,引入了一种基于神经质量模型的脑电数据增强方法,探索运动想象EEG信号的振幅变化、频率范围和相关通道的特性。这种方法能够生成具有特定ERD/ERS模式的合成数据,展现了利用大脑动力学和连通性知识模拟特定大脑状态的能力。本研究强调了验证合成数据模型性能的重要性,以确保其在实际应用中的泛化能力。结合研究提出的方法和其他数据增强技术,为EEG数据分析提供了有效的解决方案除运动想象外,该方法还可用于增强其他任务,如认知任务、情绪识别等。但值得注意的是,虽然合成数据增强了数据集的多样性和可变性,却不能完全取代从真实世界采集到的脑电数据,应当仅仅作为补充。

[参 考 文 献]

- [1] 付荣荣, 鲍甜恬, 田永胜, 等. 基于子成分分解的脑电信号去噪方法比较研究 [J]. 计量学报, 2019, 40(4): 708-713.
FU R R, BAO T T, TIANY S, *et al.* Comparative study

on denoising methods of EEG signals based on subcomponent decomposition [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2019, 40(4): 708-713.

- [2] NASON S R, MENDER M J, KENNEDY E, *et al.* Restoring continuous finger function with temporarily paralyzed nonhuman primates using brain-machine interfaces [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2023, 20(3): 036006.
- [3] Al-SAEGH A, DAWWD S A, ABDUL-JABBAR J M. CutCat: An augmentation method for EEG classification [J]. *Neural Networks*, 2021, 141: 433-443.
- [4] GUARDA L, TAPIA J E, DROGUETT E L, *et al.* A novel capsule neural network based model for drowsiness detection using electroencephalography signals [J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 201: 116977.
- [5] LASHGARI E, OTT J, CONNELLY A, *et al.* An end-to-end CNN with attentional mechanism applied to raw EEG in a BCI classification task [J]. *Journal of Neural Engineering*, 2021, 18(4): 0460e3.
- [6] PEI Y, LUO Z, YAN Y, *et al.* Data augmentation: Using channel-level recombination to improve classification performance for motor imagery EEG [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2021, 15: 645952.
- [7] TARIQ M, TRIVAILO P M, SIMIC M. Mu-Beta event-related (de) synchronization and EEG classification of left-right foot dorsiflexion kinaesthetic motor imagery for BCI [J]. *Plos one*, 2020, 15(3): e0230184.
- [8] SCHELTER B, MADER M, MADER W, *et al.* Overarching framework for data-based modelling [J]. *Europhysics Letters*, 2014, 105(3): 30004.
- [9] DONG E, LIANG Z. The Multi-frequency EEG rhythms modeling based on two-parameter bifurcation of neural mass model [C]//IEEE. 2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Tianjin, China. 2014: 1564-1569.
- [10] 付荣荣, 梁海峰, 米瑞甫. 运动意图诱发脑电预备响应信号的特征识别 [J]. 计量学报, 2023, 44(10): 1597-1601.
FU R R, LIANG H F, MI R F. Feature identification of EEG preparatory response signals evoked by motor intention [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2023, 44(10): 1597-1601.
- [11] CHEN S, SHU X, JIA J, *et al.* Relation between sensorimotor rhythm during motor attempt/imagery and upper-limb motor impairment in stroke [J]. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2022, 53(3): 238-247.

[12] ZAVAGLIA M, ASTOLFI L, BABILONI F, *et al.* A neural mass model for the simulation of cortical activity estimated from high resolution EEG during cognitive or motor tasks [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2006, 157(2): 317–329.

[13] SIJUAN H, XIAOMING W. Extraction of EEG characteristics based on mu/beta rhythm imagination [J]. *China tissue engineering research and clinical rehabilitation*, 2010, 14 (43): 8061–8064.

[14] WENDLING F. Neurocomputational models in the study of epileptic phenomena [J]. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 2005, 22(5): 285–287.

[15] BRUNONI A R, NITSCHKE M A, BOLOGNINI N, *et al.* Clinical research with transcranial direct current stimulation (tDCS) : challenges and future directions [J]. *Brain stimulation*, 2012, 5(3): 175–195.

[16] SILVA L M, SILVA k M S, LIRA-Bandeira W G, *et al.* Localizing the primary motor cortex of the hand by the 10–5 and 10–20 systems for neurostimulation: an MRI study [J]. *Clinical EEG and Neuroscience*, 2021, 52(6): 427–435.

[17] WENDLING F, BELLANGER J J, BARTOLOMEI F, *et al.* Relevance of nonlinear lumped-parameter models in the analysis of depth-EEG epileptic signals [J]. *Biological cybernetics*, 2000, 83(4): 367–378.

[18] DAVID O, COSMELLI D, FRISTON K J. Evaluation of different measures of functional connectivity using a neural mass model [J]. *Neuroimage*, 2004, 21 (2) : 659–673.

第一作者：付荣荣(1985–),女,辽宁鞍山人,燕山大学副教授,主要从事认知系统和脑控系统等方面研究。
Email: frf1102@aliyun.com

通讯作者：吴娜(1977–),女,吉林省吉林市人,燕山大学讲师,主要从事机器视觉与人工智能等方面研究。
Email: wunamay@ysu.edu.cn