

混合脑机接口的研究现状及应用

胡章芳, 张力, 徐渝松, 罗元

摘要: 随着多学科的发展, 脑-机接口(brain-computer interface, BCI)技术取得了飞速发展, 已成为脑科学、神经医学、人工智能等领域研究热点。多项研究表明, 多模态混合 BCI(hybrid brain-computer interface, hBCI)比仅使用一种脑电信号(单模态)的 BCI 拥有更高的识别率和更好的稳定性。针对基于脑电图(electroencephalography, EEG)和肌电图(electromyography, EMG)的 hBCI 技术的研究现状与应用情况进行了分析与阐述, 并总结了近年来 EEG 和 EMG 信号处理的主要方法, 并针对目前国内外研究现状中所存在的问题, 提出了在脑肌电混合 BCI 方向的潜在创新点, 以期促进基于 EEG 和 EMG 的混合 BCI 在实际应用中进一步发展。

0 引言

物联网是软件、硬件和数据结合的一个中心点, 其发展从设备联网到设备间的联动以及云平台功能的完善, 进一步便是人机交互。脑-机接口(brain-computer interface, BCI)则是人机交互研究的重要方向。

自 1973 年 Jacques Vidal 首次提出 BCI 的概念以来, BCI 成为脑科学、神经医学、人工智能等领域的研究热点。此外, BCI 与物联网等新兴技术的结合^[1], 使其逐步成为一门多学科交叉技术。在现有的 BCI 研究中使用了各种监测大脑意识活动的脑功能成像方法, 如脑电图(electroencephalography, EEG)^[2]、大脑皮层电位图(electrocorticogram, ECoG)^[3]、脑磁图(magnetoencephalogram, MEG)^[4]、功能磁共振成像(functional magnetic resonance imaging, fMRI)^[5]以及近红外光谱成像(near infrared spectroscopy, NIRS)^[6]等。在上述几种方法中, 目前, EEG 已成为 BCI 控制系统的主要方式, 其有着时间分辨率高、设备简单、便于使用等优点。然而, 每一种脑电信号都有自己的缺点(例如低振幅、非平稳性等), 单一模式下的 BCI 系统有着较强的局限性, 其系统功能也会受到较大限制。受益于过去十几年相关学科取得的重大进展, BCI 技术的应用范围也在不断扩大。事实上, 如今的 BCI 技术不仅能直接将大脑信号转化为控制信号, 还可以与其他生理信号(如肌电、心率、呼吸节律等)或其他设备(如功能性电刺激(functional electrical stimulation, FES), VR(virtual reality)等)相结合。2010 年李元清等^[7]结合运动想象和 P300 电位设计了一套二维空间光标移动的 BCI 系统, 实现了光标随意移动。2013 年 Robert Leeb 等^[8]使用异步 BCI 与手动操纵杆控制信号相结合, 成功应用于 VR 游戏中对企鹅前进方向和跳跃的控制。2013 年 Yin 等^[9]将 P300 和稳态视觉诱发电位(steady-state visual evoked potentials, SSVEP)结合用于目标字符的辨别, 设计了一种同步混合字符输入系统, 该系统不需要对空闲状态进行检测, 提高了字符识别准确率。2014 年刘小变^[10]结合运动想象的 BCI 和 FES 技术设计了一个脑卒中的康复训练平台, 实验结果表明该混合 BCI(hybrid BCI, hBCI)性能优于单一 FES 的性能。在 2015 年 Yu 等^[11]设计了一款结合 SSVEP 和运动想象提出了一种混合反馈范式, 实现了患者意图的预测。这种将单模态 BCI 与其他生理或技术信号相结合的 BCI 系统称为混合 BCI。Pfurtscheller 和 Allison 等^[12]于 2010 年首次提出了这种混合 BCI 概念, 该系统具有 2 个重要特征, 即信息融合和共享逻辑控制, 在此基础上, 目前常见的 hBCI 系统一般是 2 种模式的融合(一种单模态的 BCI 与另一种单模态的 BCI 或其他生理信号、设备等)^[13]。肌电图(electromyography, EMG)能够充分体现肌肉的运动状态, EMG 与 EEG 的结合, 理论上有利于提高多模式动作的分类精度。与传统的单一模式的 BCI 系统相比, 基于 EEG 和 EMG 的 hBCI 系统可以有效利用患者残存的运动能力, 进而实现一种新的人机交互方式, 以实现对人类运动意图的更精确和更完整的描述, 并提高对只使用基于单一模态 EEG 的 BCI 系统的识别率。综上所述, 基于 EEG 和 EMG 的混合 BCI 有着重要的理论意义和应用前景。

目前, 基于 EEG 和 EMG 混合 BCI 系统的研究已成为混合 BCI 领域的一个新兴热点, 本文将重点对国内外基于 EEG 和 EMG 混合 BCI 系统的研究进展进行系统阐述, 主要包括 EEG 和 EMG 信号处理、基于 EEG 和 EMG 信息融合的混合 BCI 方法及应用。

1 EEG 信号处理

EEG 是脑部神经元生物电活动产生的信号, 其时间分辨率较高、空间分辨率较低, 能较好地反映大脑的不同状态信息而且容易被采集提取, 因而在 hBCI 中作为使用较多的一种输入信号。EEG 信号的种类有很多, 但在 BCI 研究中广泛采用的主要有以下 4 类: 慢皮层电位(slow cortical potential, SCP)、稳态视觉诱发电位 SSVEP、事件相关电位(event-related potential, ERP)以及运动想

象(motor imagery, MI)电位。EEG 信号的处理是混合 BCI 系统中至关重要的一步，主要包括预处理、特征提取和特征分类 3 个部分。预处理主要是去除脑电信号中的工频干扰以及心电、肌电等信号的干扰。特征提取和特征分类是提高系统精度的 2 个关键问题。前者是从原始的 EEG 信号中定义一个特征向量，而后者则是区分这些特征向量并将它们分组到不同的类中。故本文将重点介绍脑电信号的特征提取及分类算法。

在 EEG 信号的各种特征提取方法中(以运动想象脑电信号的特征提取为例)，共空域模式(common spatial pattern, CSP)算法是区分不同类型的运动想象任务的最有效的方法之一^[14]。对于两类运动想象任务判别问题，可以将 CSP 看作是一个线性空间筛选器，其通过计算信号的协方差矩阵，再对其对角化处理，将需要分类的信号进行投影，使得 2 类信号的方差相差距离拉大，一类最大而另一类最小，以此来明显地区分开两类信号。在此基础上，许多学者对 CSP 进行了改进。其中一对多共空间模式(one versus rest common spatial pattern, OVR-CSP)将 CSP 算法扩展到多分类任务判别，提升了 CSP 算法的分类任务数。规则共空域模式(regularizing common spatial patterns, RCSP)算法是在原始 CSP 算法中加入先验信息从而提高 CSP 算法的鲁棒性^[15-16]，而局部实现共空域模式(local temporal common spatial patterns, LTCSP)算法则为 CSP 算法增加了局部时间约束，使得 CSP 算法的抗噪能力得到提高^[17]。

而在脑电信号分类算法方面，支持向量机(support vector machine, SVM)和线性判别分析(linear discriminant analysis, LDA)是应用较为普遍的 2 种算法。SVM 的原理是基于结构风险最小化，在特征空间中构建最优分割超平面，从而使得学习器得到全局最优解，并将 2 类模式尽可能地区分开^[18]。LDA 是一种简单实用的线性分类器，能够对脑电信号中的两类想象任务进行分类。2009 年 Lei X 等^[19]利用贝叶斯算法在 LDA 中加入神经生理学和实验等先验信息提出了一种贝叶斯线性判别分析(Bayesian linear discriminant analysis, BLDA)，实验表明，该算法提高了运动想象 BCI 中的分类准确率且增强了分类的稳定性。

2 EMG 信号处理

肌电信号处理同样也是基于 EEG 和 EMG 混合 BCI 系统不可或缺的一步。根据不同的电极采集方式，可将肌电信号分为针电极肌电信号(needle EMG, NEMG)和表面肌电信号(surface EMG, sEMG)2 种。sEMG 是无创伤性的测量，应用简便，因此应用较为广泛。故本文以 sEMG 为主介绍其特征提取和分类算法。

对于 sEMG 特征提取方法，目前大致可分为：时域分析法、频域分析法、时频域分析法、参数模型法等。时域中通常采用方差(variance, VAR)、均方根(root mean square, RMS)、平均绝对值(mean absolute value, MAV)等特征。频域中有中值频率、频率比和快速傅立叶变换(fast Fourier transform, FFT)等多种方法。而在时频域，通常使用小波变换(wavelet transform, WT)、小波包变换(wavelet packet transform, WPT)和短时傅里叶变换(short-time Fourier transformation, STFT)。时频域的分析方法具有时域和频域的优点，但存在时间分辨率和频率分辨率相互制约和相互矛盾的问题。Karthikeyan P 等^[20]使用小波包变换对消噪后的 sEMG 提取特征向量，结果表明，该特征提取算法经 K 最近邻(K-nearest neighbor, KNN)分类后的正确识别率达到 90.70%，为人类应激水平变化与肌肉紧张关系的研究提供了更为精确的结果；蔡立羽等^[21]使用短时傅里叶变换对 sEMG 进行分析，之后用 SVD 提取掌长肌和肱桡肌上的 EMG 特征向量，将特性项输入到线性分类器中，实现了 4 种手部动作模式的识别。sEMG 信号在被分析的信号段内具备短时平稳的特性，符合上述参数模型对信号的要求，该模型主要有 3 种：AR(auto-regressive)模型、MA(moving average)模型和 ARMA(auto-regressive and moving average)模型，其中，AR 模型应用较为广泛。罗志增等^[22]将 AR 模型各阶系数输入神经网络，对应手腕的静止、腕内曲、腕外翻等动作状态进行识别分类，实现了对假手的有效控制。马文杰^[23]在罗志增的基础上，针对多种手部运动的识别问题，提出一种 HHT(hilbert-huang transform)变换和 AR 模型相结合的特征提取算法，实现了对伸腕、屈腕、握拳、展拳 4 种手部动作的识别，识别正确率达到 91%。

许多学者对 sEMG 分类算法进行了研究，如 SVM、LDA、神经网络和聚类算法等。其中，SVM 在求解小样本集、非线性和高维模式识别方面提供了许多独特的优势，因此被广泛运用。张毅等^[24]在 SVM 理论的基础上对样本训练算法进行改进，提出了一种序贯最小优化的样本训练算法，实验表明该算法能够减少样本训练时间。神经网络在基于 sEMG 的运动分类中也是一种流行的方法，针对神经网络中普遍存在的收敛速度较慢、学习效率较低的缺点，许多学者提出了相应的改进算法。李晗等^[25]提出了自适应的变步长改进方法，有效克服了上述缺点，并通过实验得到手势分类结果。刘韵婷等^[26]通过引入弹性反向传播(back propagation, BP)算法对传统 BP 神经网络进行改进，并将其应用于人体上肢动作的模式识别，识别精度达到 92%。此外，作为神经网络的改进，小波神经网络和模糊神经网络已经被用于模式识别^[27]。

3 基于 EEG 和 EMG 信息融合的混合 BCI

基于 EEG 和 EMG 混合 BCI 基本思想是 EEG 和 EMG 信号的融合。二十世纪末期，鉴于军事领域对 C3I(command, control, communication and intelligence)系统建设的需求，信息融合[28-29]技术得以出现。信息融合主要利用多个传感器从不同角度对同一对象进行观测以获得对同一对象更全面、多方位的观测数据，并通过计算机技术来处理各传感器观测到的数据，进而得到对同一观测对象更准确的信息。信号的融合能以多种不同的方式进行，根据信息融合的所在层次可分为数据层融合、特征层融合和决策层融合 3 种[30]。数据层融合有着信息损失量最小的特点，但其要求系统处理数据的能力强。同时，由于脑电信号与肌电信号并未有共同的特点，进行数据层融合比较困难。所以，目前常见的基于 EEG 和 EMG 的混合 BCI 系统普遍采用决策层融合和特征层融合方法。

Robert Leeb 等[31]基于 Mason 和 Birch 提出的模型[32]建立了一种混合 BCI 通用框架(如图 1 所示)，该框架属于决策层融合，其包括数据采集、不同信号处理模块、多模态融合以及共享控制等模块。基于决策层的数据融合有着算法难度最易、抗干扰能力好等优点，同时也有着处理信息量小，导致信息量损失大等缺点，在此框架下，R Leeb 等[31]将肌电信号与脑电信号结合构成了一个混合 BCI 接口。将分别基于脑电和肌电特征的识别结果输入贝叶斯网络进行决策融合(如图 2 所示)。结果表明，识别率高于单一模式(EEG 或 EMG)的识别率，并且当模拟疲劳肌电幅度值高于 50%时，识别结果较好，但当 EMG 降低到 10%的水平时，脑肌电融合的认可率明显下降(甚至低于单独基于脑电的认可率)。出现上述认可率下降的原因是因为贝叶斯决策层融合对每个信源识别结果具有依赖性，而衰减 90%的 EMG 信号已经失去了独立决策能力。

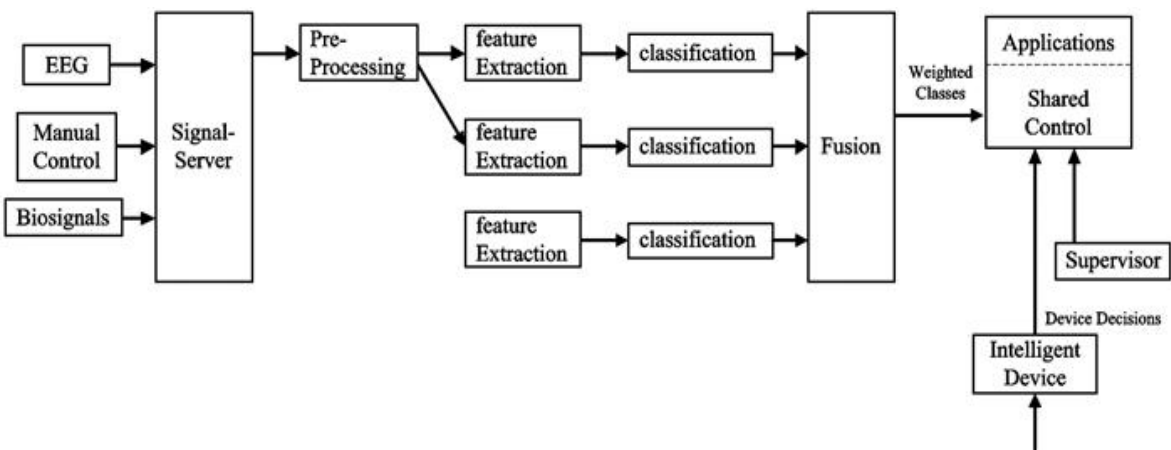


图 1 混合 BCI 系统通用实现平台的结构示意图 Figure 1 Schematic overview of the structure of the common implementation platform for the hybrid BCI system

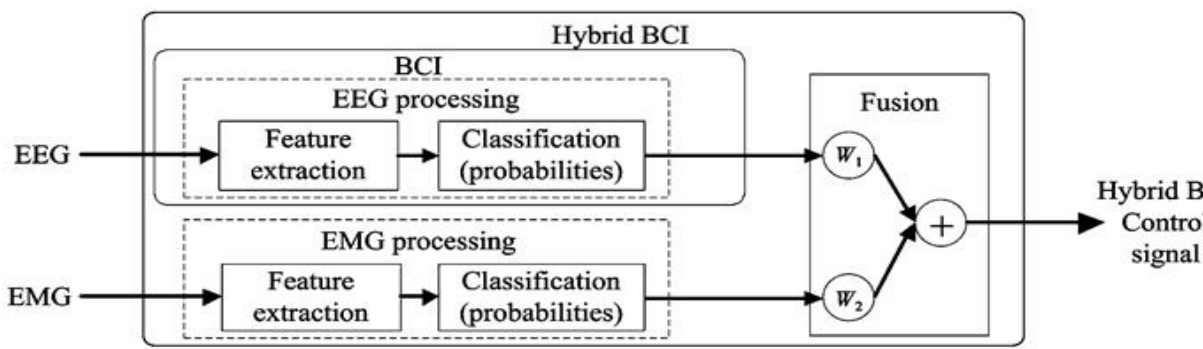


图 2 基于决策层融合的 EEG-EMG 混合 BCI 系统 Figure 2 Hybrid BCI system based on the fusion of the EEG and EMG

Kiguchi 和 Hayashi[33]研究了一种基于 256 通道 EEG 和 16 通道 EMG 结合的上肢外骨骼感知辅助的判断方法。实验表明，将 EEG 和 EMG 结合与仅使用 EMG 的二分类问题相比，其准确性更高。此外，在实验中，对一些实验对象来说，组合后的结果得到了极大提高(从 60%到 85%)。其准确性更高是因为 EEG 和 EMG 的结合有效弥补了单一 EMG 在肌肉疲劳时识别率下降的缺陷。

Kirchner 和 Tabie[34]通过整合 EEG 和 EMG 研究了手部运动预测。同时记录了 128 通道 EEG 和 4 通道 EMG，并标注了 2 个动作事件。采用基于规则的决策融合方法(如 AND 规则)实现多模态数据的融合。结果表明，在不同的融合规则下，2 种通道融合在一起将产生一个更为稳定的输出，使其识别率得到改善。谢平等[35]通过提取 2 种动作模式中 EEG 的事件相关去同步化特征和 sEMG 的积

分肌电值特征，构建了基于 SVM 和粒子群优化算法的脑肌电融合模型(SVM-PSO)(见图 3)，同时利用 EEG 和 sEMG 间的协同互补性提高了 hBCI 对 2 种动作模式识别的准确率；此外，通过调整脑肌电融合系数避免了由于运动疲劳导致识别率下降的问题。与上述 R Leeb 的研究相比较，该系统实现了脑肌电特征层的融合，降低了对每个信源识别结果的依赖性，通过 SVM-PSO 模型自适应调整脑肌电融合系数，提高模式识别准确性，在肌电信号极其微弱的情况下也具有较好的鲁棒性，降低了由患者运动功能部分缺失和运动疲劳引起的对识别性能的影响。

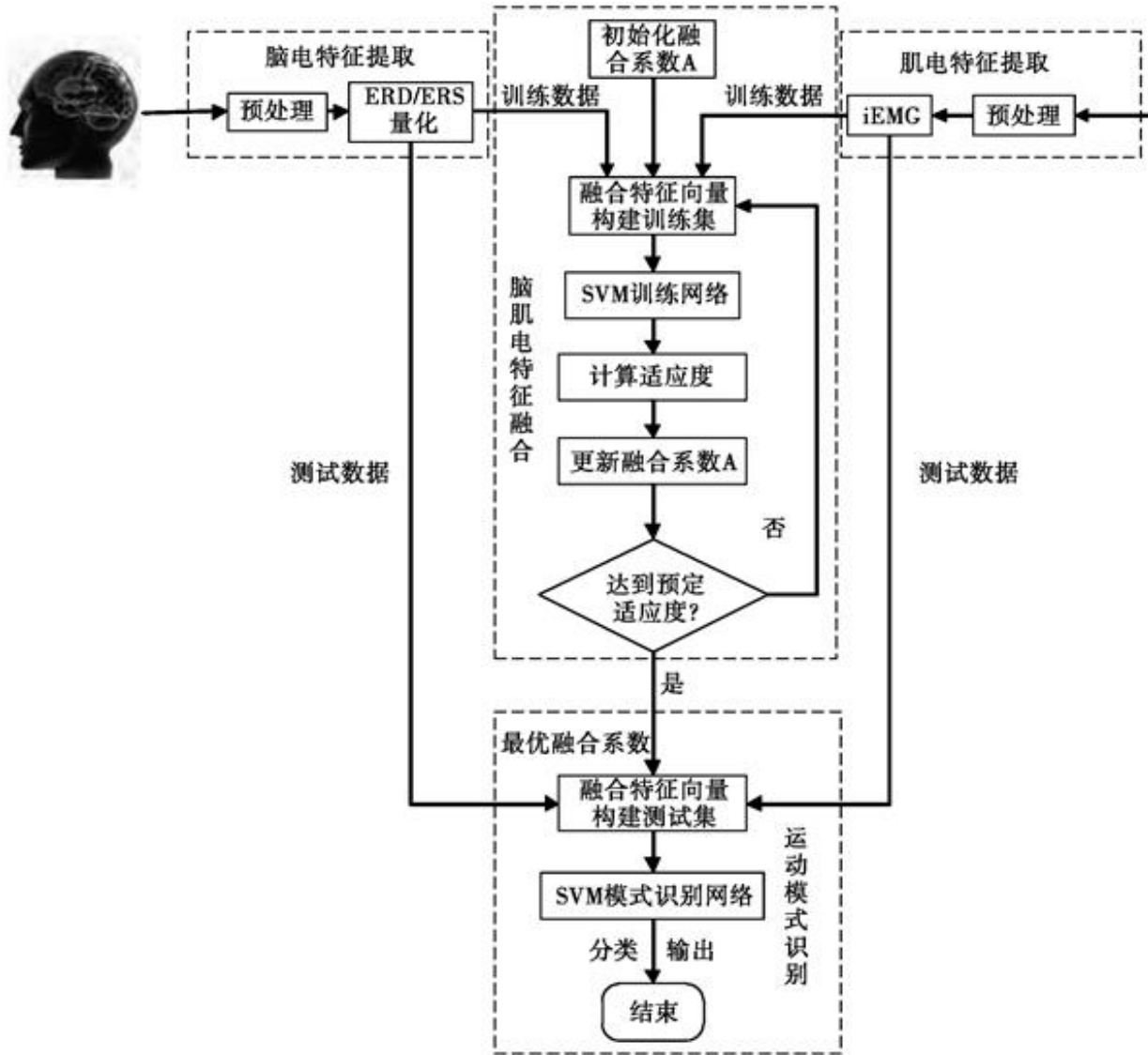


图 3 基于脑肌电特征层融合模型 (SVM-PSO)的运动模式识别原理 Figure 3 Flow chart of motion patternrecongition based on the fusion model (SVM-PSO) of EEG and EMG feature

Cui 等[36]提出一种基于脑电图、肌电图和肌动图(mechanomyography, MMG)的多模融合框架，旨在解码人类对下肢多关节运动的意图。在此框架中对 8 种常用的分类算法进行比较(见表 1)，结果表明：对于单一 EEG，SVM 算法的分类正确率在 8 种常用算法中最高；对于单一 EMG，RF 算法的分类正确率在 8 种常用算法最高。该文章同时对 12 种决策融合算法进行了对比评估(见表 2)，结果表明：对于 EEG 和 EMG 的决策层融合，SVM 算法的平均分类正确率最高。此外，通过对比实验，得出最佳的三模融合方案可以得到平均精度为 98.61%，97.78%和 96.85%，显著高于双模式融合或单一模式，这是因为多模信息的融合能够表达出更为准确的信息。

模态	算法	平均分类正确率 (%)	标准差 (%)
EEG	SVM	98.61	0.12
	RF	97.78	0.15
	DT	96.85	0.18
	MLP	95.42	0.21
	KNN	94.21	0.25
	LR	93.15	0.28
	AdaBoost	92.03	0.31
	Naive Bayes	90.87	0.34
EMG	RF	98.61	0.12
	SVM	97.78	0.15
	DT	96.85	0.18
	MLP	95.42	0.21
	KNN	94.21	0.25
	LR	93.15	0.28
	AdaBoost	92.03	0.31
	Naive Bayes	90.87	0.34

表 1 单模时的平均分类正确率和标准差 Table 1 Average classification accuracy and standard deviation of single-modal schemes

表 2 多模融合时的平均分类正确率和标准差 Table 2 Average classification accuracy and standard deviation of multimodal fusion schemes

4 分析与展望

近年来，将多模态生物信号融合在一起成为研究热点，以实现对人类运动意图的更精确和完整的描述，并提高对只使用单一模态生物信号系统的识别率^[37]，在一定程度上解决了“BCI 盲”的问题。本文对近年来基于 EEG 的混合 BCI 进行总结，重点归纳了基于 EEG 和 EMG 的 hBCI 的研究现状及应用情况，以期能挖掘 EEG-EMG 混合 BCI 中潜在的创新点进而提高脑机电混合 BCI 系统的整体性能。通过对比分析发现：在 3 种融合方式中，基于特征层的融合，其识别率更高；此外，更多模式的融合，亦可获得更高的识别率。目前，基于 EEG 信号的多模式信息融合已成为 BCI 技术的必然趋势。

目前在 hBCI 领域仍然存在许多挑战，识别率仍有提升的空间。从理论的角度来看，异构信息源的理想融合需要考虑源间的变量信息、不同程度的非平稳性以及鲁棒性^[38]，在目前的研究中实现这种异构信息源之间的融合较为困难。在脑机电融合时，随着肌肉疲劳程度的增加，EMG 识别率明显下降，进而影响脑机电决策层融合的效果。通过分析肌肉的疲劳程度或单个模式在完成任务时的性能来动态改变融合权值，以期避免由于肌肉疲劳对决策层融合的影响。其次，通过对整个混合 BCI 系统进行优化，比如优化脑机电的特征提取或分类算法，由此得到更准确的特征向量或分类结果，也是提升系统的整体性能的一种方法。此外，受到 Cui^[39]的启发，将 3 种及以上的信号进行融合，以期获得比 2 种模式混合更好的识别率，也是未来对混合 BCI 研究的一种新思路。

参考文献

- [1] HOSSEINI M P, POMPILI D, ELISEVICH K, et al. Optimized Deep Learning for EEG Big Data and Seizure Prediction BCI via Internet of Things[J]. IEEE Transactions on Big Data, 2017, 3(4): 392-404. DOI:10.1109/TBDATA.2017.2769670
- [2] CONGEDO M, BARACHANT A, BHATIA R. Riemannian geometry for EEG-based brain-computer interfaces; a primer and a review[J]. Journal Brain-Computer Interfaces, 2017, 3(4): 155-174.
- [3] BRANCO M P, FREUDENBURG Z V, AARNOUTSE E J, et al. Decoding hand gestures from primary somatosensory cortex using high-density ECoG[J]. Neuroimage, 2016(147): 130-142.
- [4] SCHARTNER M M, CARHART-HARRIS R L, BARRETT A B, et al. Increased spontaneous MEG signal diversity for psychoactive doses of ketamine, LSD and psilocybin[EB/OL]. (2017-04-19)[2018-01-18]. <https://www.nature.com/articles/srep46421>.
- [5] CALHOUN V D, ADALI T, PEARLSON G D, et al. Independent component analysis of fMRI data in the complex domain[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2016, 48(1): 180-192.
- [6] SHIN J, MVLLER K, HWANG H J. Near-infrared spectroscopy (NIRS)-based eyes-closed brain-computer interface (BCI) using prefrontal cortex activation due to mental arithmetic[EB/OL]. (2016-11-08)[2018-01-2-19]. <https://www.nature.com/articles/srep36203>.
- [7] LI Yuanqing, LONG Jinyi, YU Tianyou, et al. An EEG-based BCI system for 2-D cursor control by combining Mu/Beta rhythm and P300 potential[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2010, 57(10): 2495-505. DOI:10.1109/TBME.2010.2055564
- [8] LEEB R, LANCELLE M, KAISER V, et al. Thinking Penguin: Multimodal Brain-Computer Interface Control of a VR Game[J]. IEEE Transactions on Computational Intelligence & Ai in Games, 2013, 5(2): 117-128.
- [9] YIN E, ZHOU Z, JIANG J, et al. A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm[J]. Journal of Neural Engineering, 2013, 10(2): 026012. DOI:10.1088/1741-2560/10/2/026012

- [10] 刘小燮. 脑机交互结合功能性电刺激康复训练新技术对慢性期脑卒中大脑可塑性的影响[D]. 北京: 中国人民解放军医学院, 2014.
LIU Xiaoxie. Effect of novel brain-computer interfaces combined with functional electrical stimulation (BCI-FES) system on the brain plasticity in subjects with chronic stroke[D]. Beijing: The people's liberation army medical school, 2014. <http://cdmd.cnki.com.cn/article/cdmd-90115-1015521827.htm>
- [11] YU T, XIAO J, WANG F, et al. Enhanced motor imagery training using a hybrid BCI with feedback[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015, 62(7): 1706-1717. [DOI:10.1109/TBME.2015.2402283](https://doi.org/10.1109/TBME.2015.2402283)
- [12] PFURTSCHELLER G, ALLISON B Z, BRUNNER C, et al. The hybrid BCI[J]. [Frontiers in Neuroscience, 2010, 4\(30\): 30-40.](https://doi.org/10.3389/fnins.2010.00030)
- [13] MVLLER-PUTZ G, LEEB R, TANGERMANN M, et al. Towards Noninvasive Hybrid Brain-Computer Interfaces: Framework, Practice, Clinical Application, and Beyond[J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 103(6): 926-943. [DOI:10.1109/JPROC.2015.2411333](https://doi.org/10.1109/JPROC.2015.2411333)
- [14] GAUR P, PACHORI R B, WANG H, et al. Enhanced motor imagery classification in EEG-BCI using multivariate EMD based filtering and CSP features[C]//International Brain-Computer Interface. California, USA: Conference Publications, 2016: 1-8.
- [15] LU H, ENG H L, GUAN C, et al. Regularized common spatial pattern with aggregation for EEG classification in small-sample setting[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2010, 57(12): 2936-2946. [DOI:10.1109/TBME.2010.2082540](https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2082540)
- [16] LOTTE F, GUAN C. Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Unified Theory and New Algorithms[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2011, 58(2): 355. [DOI:10.1109/TBME.2010.2082539](https://doi.org/10.1109/TBME.2010.2082539)
- [17] WANG H, ZHENG W. Local temporal common spatial patterns for robust single-trial EEG classification[J]. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng, 2008, 16(2): 131-139. [DOI:10.1109/TNSRE.2007.914468](https://doi.org/10.1109/TNSRE.2007.914468)
- [18] TURNIP A, AMRI M F, FAKRURROJA H, et al. Deception detection of EEG-P300 component classified by SVM method[C]//International Conference on Software and Computer Applications. New York, NY, USA: ACM, 2017: 299-303.
- [19] LEI X, YANG P, YAO D. An empirical bayesian framework for brain-computer interfaces[J]. [IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2009, 17\(6\): 521-529.](https://doi.org/10.1109/JSTRE.2009.521529)
- [20] KARTHIKEYAN P, MURUGAPPAN M, YAACOB S. EMG Signal Based Human Stress Level Classification Using Wavelet Packet Transform[M]//Trends in Intelligent Robotics, Automation, and Manufacturing. Berlin Heidelberg:Springer, 2012:236-243.
- [21] 蔡立羽, 王志中, 张海虹. 基于短时傅里叶变换的肌电信号识别方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2000, 24(3): 133-136.
CAI Liyu, WANG Zhizhong, ZHANG Haihong. A Surface EMG Signal Identification Method Based on Short-time Fourier Transform[J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2000, 24(3): 133-136. [DOI:10.3969/j.issn.1671-7104.2000.03.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-7104.2000.03.003)
- [22] 罗志增, 杨广映. 表面肌电信号的 AR 参数模型分析方法[J]. 传感技术学报, 2003, 16(4): 384-387.
LUO Zhizeng, YANG Guangying. Surface Electromyography Analytical Method Based on the Parameter of AR Model[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2003, 16(4): 384-387. [DOI:10.3969/j.issn.1004-1699.2003.04.002](https://doi.org/10.3969/j.issn.1004-1699.2003.04.002)
- [23] 罗志增, 马文杰, 孟明. 一种基于 HHT 和 AR 模型的手部运动模式识别方法[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(2): 227-232.
LUO Zhizeng, MA Wenjie, MENG Ming. Pattern Recognition of Hand Motions Based on HHT and AR-Model[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(2): 227-232. [DOI:10.3969/j.issn.1003-6059.2008.02.016](https://doi.org/10.3969/j.issn.1003-6059.2008.02.016)
- [24] 张毅, 杨柳, 李敏, 等. 基于 AR 和 SVM 的运动想象脑电信号识别[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2011, 39(s2): 103-106.
ZHANG Yi, YANG Liu, LI Min, et al. Recognition of motor imagery EEG based on AR and SVM[J]. [Journal of Huazhong University of Science and Technology:Natural Science Edition, 2011, 39\(s2\): 103-106.](https://doi.org/10.13300/j.issn1003-6059.2011.39.s2.103)
- [25] 李晗. 基于表面肌电信号控制的人机交互系统设计[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
LI Han. Human-computer Interaction System Design Based on Surface EMG Signals[D]. Beijing: Beijing Institute of Technology, 2015. <http://cdmd.cnki.com.cn/Article/CDMD-10007-1015800028.htm>

- [26] 刘韵婷. 基于小波变换与人工神经网络的表面肌电信号分析[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
LIU Yunting. The Analysis of Surface Electromyographic Signal Based on Wavelet Transform and Artificial Neural Network[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010. <http://cdmd.cnki.com.cn/Article/CDMD-10145-1013115573.htm>
- [27] ZHAO D, SHAO C. Application of wavelet neural networks for trip chaining recognition[C]//2010 Sixth International Conference on Natural Computation. Yantai, China: IEEE, 2010: 172-175.
- [28] 刘同明, 夏祖勋, 解洪成. 数据融合技术及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998: 20-25.
LIU Tongming, XIA Zuxun, XIE Hongcheng. Data fusion technology and its application[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1998: 20-25.
- [29] 梁彩云. 数据层和决策层的信息融合算法研究及应用[D]. 吉林: 吉林大学, 2007.
LIANG Caiyun. Research and Application of Information Fusion Algorithms on Data Level and Decision Level[D]. Jilin: Jilin University, 2007. <http://cdmd.cnki.com.cn/Article/CDMD-10183-2007092775.htm>
- [30] 祝振媛, 李广建. "数据—信息—知识"整体视角下的知识融合初探——数据融合、信息融合、知识融合的关联与比较[J]. 情报理论与实践, 2017, 40(2): 12-18.
ZHU Zhenyuan, LI Guangjian. Research on Knowledge Fusion from the Perspective of "Data-Information-Knowledge"——Correlation and Comparison of Data Fusion, Information Fusion and Knowledge Fusion[J]. [Information Studies: Theory & Application, 2017, 40\(2\): 12-18.](#)
- [31] LEEB R, SAGHA H, CHAVARRIAGA R, et al. A hybrid brain-computer interface based on the fusion of electroencephalographic and electromyographic activities[J]. Journal of Neural Engineering, 2011, 8(2): 025011. [DOI:10.1088/1741-2560/8/2/025011](#)
- [32] MASON S G, BIRCH G E. A general framework for brain-computer interface design[J]. [IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2003, 11\(1\): 70-85.](#)
- [33] KIGUCHI K, HAYASHI Y. A study of EMG and EEG during perception-assist with an upper-limb power-assist robot[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, MN, USA: IEEE, 2012: 2711-2716.
- [34] KIRCHNER E A, TABIE M. Closing the Gap: Combined EEG and EMG Analysis for Early Movement Prediction in Exoskeleton based Rehabilitation[C]//Proceeding of Technically Assisted Rehabilitation 2013. European Conference on Technically Assisted Rehabilitation (TAR-2013). Berlin, Germany: [s. n.], 2013: 1-4.
- [35] 谢平, 陈迎亚, 郝艳彪, 等. 基于脑肌电融合的混合脑机接口研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2016, 35(1): 20-30.
XIE Ping, CHEN Yingya, HAO Yanbiao, et al. Multimodal Fusion of EEG and EMG Signals for a Hybrid BCI[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2016, 35(1): 20-30. [DOI:10.3969/j.issn.0258-8021.2016.01.003](#)
- [36] CUI C, BIAN G B, HOU Z G, et al. A Multimodal Framework Based on Integration of Cortical and Muscular Activities for Decoding Human Intentions About Lower Limb Motions[J]. [IEEE Transactions on Biomedical Circuits & Systems, 2017, 11\(4\): 889-899.](#)
- [37] NOVAK D, RIENER R. A survey of sensor fusion methods in wearable robotics[J]. [Robotics & Autonomous Systems, 2014, 73\(C\): 155-170.](#)
- [38] SUNDARARAJAN R R, POURAHMADI M. Stationary subspace analysis of nonstationary processes[J]. Journal of Time Series Analysis, 2018, 39(3): 338-355. [DOI:10.1111/jtsa.2018.39.issue-3](#)