多类运动想象脑电信号的两级特征提取方法

孟 明[1] 朱俊青[1] 佘青山[1] 马玉良[1] 罗志增[1]

摘 要 共同空间模式 (Common spatial pattern, CSP) 是运动想象脑机接口 (Brain-computer interface, BCI) 中常用的特征提取方法, 但对多类任务的分类正确率却明显低于两类任务. 通过引入堆叠降噪自动编码器 (Stacked denoising autoencoders, SDA), 提出了一种多类运动想象脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 的两级特征提取方法. 首先利用一对多 CSP (One versus rest CSP, OVR-CSP) 将脑电信号变换到使信号方差区别最大的低维空间, 然后通过 SDA 网络提取其中可以更好表达类别属性的高层抽象特征, 最后使用 Softmax 分类器进行分类. 在对 BCI 竞赛 IV 中 Data-sets 2a 的 4 类运动想象任务进行的分类实验中, 平均 Kappa 系数达到 0.69, 表明了所提出的特征提取方法的有效性和鲁棒性.

关键词 脑机接口, 特征提取, 共同空间模式, 堆叠降噪自动编码器

引用格式 孟明, 朱俊青, 佘青山, 马玉良, 罗志增. 多类运动想象脑电信号的两级特征提取方法. 自动化学报, 2016, **42**(12): 1915−1922

DOI 10.16383/j.aas.2016.c160122

Two-level Feature Extraction Method for Multi-class Motor Imagery EEG

MENG Ming[1] ZHU Jun-Qing[1] SHE Qing-Shan[1] MA Yu-Liang[1] LUO Zhi-Zeng[1]

Abstract Common spatial pattern (CSP) is a popular method of feature extraction for motor imagery based brain-computer interface (BCI). However, the classification accuracy of multi-class tasks is obviously lower than that of two-class tasks with CSP. By employing the stacked denoising autoencoders (SDA), a two-level feature extraction method for multi-class motor imagery electroencephalogram (EEG) is proposed. Firstly, one versus rest CSP (OVR-CSP) is adopted to convert EEG into low dimensional space in which the discrimination of signal variances is maximized. Then, SDA network is used to extract the higher level abstract features which can characterize the category attributes more effectively. Finally, the motor imagery tasks are classified with Softmax classifier. In the classification experiment with four-class motor imagery tasks from Data-sets 2a of the BCI competition IV, this method achieves the average Kappa value of 0.69. The results show that the proposed method is effective and robust.

Key words Brain-computer interface (BCI), feature extraction, common spatial pattern (CSP), stacked denoising autoencoders (SDA)

Citation Meng Ming, Zhu Jun-Qing, She Qing-Shan, Ma Yu-Liang, Luo Zhi-Zeng. Two-level feature extraction method for multi-class motor imagery EEG. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(12): 1915−1922

通过大脑神经活动来控制一些外部辅助设备 (轮椅、服务机器人等), 是使脊髓损伤、肌萎缩脊髓侧索硬化、脑瘫等严重神经肌肉障碍患者在一定程度上恢复其交流和运动能力的有效途径[1]. 脑机接口 (Brain-computer interface, BCI) 正是这样一种不依赖人体神经和肌肉组织的正常传输通路, 而直接进行人脑与外界之间信息交流的新通道. 人在进行不同肢体运动或想象时, 在大脑皮层运动感知区会产生特定的自发性的脑电信号 (Electroencephalogram, EEG)[2]. 运动想象型 BCI 通过捕捉和识别不同运动想象任务时的 EEG, 来实现大脑和外界的信息交换和控制. 如何从高度复杂的运动想象 EEG 中提取出能有效识别运动任务的特征, 对于 BCI 系统的性能至关重要. 目前, 共同空间模式 (Common spatial pattern, CSP) 及其改进方法是运动想象 EEG 分析中最有效的特征提取方法[3].

CSP 是一种针对两类运动想象 EEG 的处理算法, 通过同时对角化两个协方差矩阵构建最优滤波器来进行特征提取, 在两类运动想象任务问题上得到很高的分类准确率. 李明爱等[4] 运用 CSP 对 BCI 竞赛 II Data-sets III 的两类运动想象脑电数据得到的最优正确率高达 100 % 和 98.57 %; Zhang 等[5] 利用最优空间谱滤波器网络对 CSP 进行优化, 在 BCI 竞赛 IV Data-sets I 数据集上得到最好的正确

收稿日期 2016-02-03 录用日期 2016-06-14
Manuscript received February 3, 2016; accepted June 14, 2016
国家自然科学基金 (61671197, 61372023), 浙江省自然科学基金 (LY14F030023, LY15F010009) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61671197, 61372023) and Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LY14F030023, LY15F010009)
本文责任编委 程龙
Recommended by Associate Editor CHENG Long
1. 杭州电子科技大学自动化学院智能控制与机器人研究所 杭州 310018
1. Institute of Intelligent Control and Robotics, School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018

率达到 96 %. 因此, 许多研究者尝试将 CSP 推广到多类运动想象 EEG 分类问题上, 提出基于 CSP 的改进算法, 如一对多 CSP (One versus rest CSP, OVR-CSP)[6]、一对一 CSP (One versus one CSP, OVO-CSP)[7] 等. 但是, 这些方法在多类运动想象任务识别问题上获得的正确率却远低于两类问题. 这在一定程度上是由于对多类运动想象 EEG 来说, 尽管 CSP 方法寻找使各类任务之间差别最大的空间滤波器进行投影, 但得到的多类特征空间分布复杂, 区分度较低, 给后续的分类带来困难. 除了对 CSP 中的滤波器进行改进和优化以外[8−9], 从 CSP 特征中进一步提取任务区分度高的特征也是提高识别正确率的可行方向, 最近兴起的深度学习理论正是能够实现这一目的的有效方法.

堆叠降噪自动编码器 (Stacked denoising autoencoders, SDA) 是一种典型的深度学习网络模型, 它模仿人类大脑机制来解释数据, 通过组合低层特征形成更加抽象的高层次的特征表达, 是一种自动提取表示属性类别的高层样本特征的方法[10]. 但是 SDA 是以半监督方式自动学习数据的特征, 如果原始数据过于复杂或者信噪比较低 (例如脑电信号、自然图像、语音信息等), SDA 直接学习到的可能并不是与类别属性紧密相关的特征, 反而最终导致分类效果并不理想[11−13]. 而经过 CSP 特征提取后, EEG 的类别区分性得到提高, 消除了部分干扰信息, 为 SDA 提取更抽象的类别属性提供了条件. 为充分提取原始 EEG 数据中的有效特征, 获得更好的分类效果, 本文结合 OVR-CSP 和 SDA 方法各自的优势, 对于每个运动想象任务 EEG, 先使用 OVR-CSP 进行变换, 再将变换后的信号作为 SDA 的输入信号进行高层次特征提取, 构成一个两级的多类运动想象 EEG 特征提取方法, 并利用 BCI 竞赛 IV 中 Data-sets 2a 的数据进行了分类实验验证.

1 一对多共同空间模式

CSP 是一种两类空间滤波器, 通过同时对角化两个协方差矩阵, 使得不同模式之间的 EEG 信号方差能够最大化的区分开来. 针对多类运动想象任务的需要, OVR-CSP 是将 CSP 扩展到多类别分类的一种常用方法[7]. 它把其中一类模式当成一类, 而余下的所有模式当成另外的一类, 从而形成一个两类的 CSP, 这样依次对每一类模式计算对应的 CSP.

对于 C 类运动想象任务的特征提取, OVR-CSP 最后形成 C 个两类 CSP 滤波器. 记每个运动想象任务样本的 EEG 分别为 $N \times T$ 维的矩阵 X_i, $i = 1, \cdots, C$, 其中 N 为通道数, T 表示每个通道的采样点数, 则每一类想象任务信号的归一化协方差矩阵为

$$R_i = \frac{X_i X_i^{\mathrm{T}}}{\mathrm{tr}(X_i X_i^{\mathrm{T}})}, \quad i = 1, \cdots, C \tag{1}$$

式中, X_i^{T} 是 X_i 的转置, $\mathrm{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹. 对这些协方差矩阵求和可以得到合成空间协方差矩阵 $R = \sum_{i=1}^{c} R_i$, R 可分解为

$$R = U_0 \wedge U_0^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

式中, U_0 和 $\wedge$ 分别为特征矢量矩阵和特征值对角阵. 对 U_0 和 $\wedge$ 进行白化变换使方差均匀化, 得到白化矩阵 $H = \wedge^{-1/2} U_0^{\mathrm{T}}$.

然后采用经典 CSP 算法, 计算各个想象任务模式的空间滤波器. 对于模式 1 为一类, 其余 $C-1$ 个模式为另一类的情况, 记 $R_1' = R_2 + \cdots + R_C$, 令 $S_1 = H_1 R_1 H_1^{\mathrm{T}}$, $S_1' = H_1 R_1' H_1^{\mathrm{T}}$, 其中 H_1 是白化矩阵. 可以证明, 如果 S_1 可以被分解为 $S_1 = U_1 \wedge_1 U_1^{\mathrm{T}}$, 则 S_1' 可以被分解为 $S_1' = U_1 \wedge_1' U_1^{\mathrm{T}}$, 且有 $\wedge_1 + \wedge_1' = I$[3]. 综合以上各式, 可得

$$(H_1^{\mathrm{T}} U_1)^{\mathrm{T}} R_1 (H_1^{\mathrm{T}} U_1) + (H_1^{\mathrm{T}} U_1)^{\mathrm{T}} R_1' (H_1^{\mathrm{T}} U_1) = I \tag{3}$$

从式 (3) 可以看出, 变换后原协方差矩阵的特征值满足和等于 1, 即在第 1 类信号的方差值最大的情况下其余所有模式信号的方差值最小. 因此, 可以选择 U_1 中前 m 个最大的特征值所对应的特征向量 $U_{1,m}^{\mathrm{T}}$ 来设计第 1 类模式的空间滤波器, 此类模式下的投影方向可以表示为

$$P_1 = U_{1,m}^{\mathrm{T}} H_1 \tag{4}$$

同样可以得到其余各类想象任务模式下的投影方向 $P_i = U_{1,m}^{\mathrm{T}} H_i$, $i = 2, \cdots, C$. 将样本 X 向第 j 类模式下的投影方向进行投影, 可以得到滤波信号 $Z^j = P_j X \in \mathbf{R}^{m \times T}$. X 在各个投影方向得到的滤波信号可以组合构成新的信号 $Z = [Z^1, \cdots, Z^C] \in \mathbf{R}^{M \times T}$, 其中 $M = C \times m$, 即新信号具有 M 个分量. 最后, 分别对 Z 中每个分量的方差进行规范化和取对数计算

$$f_p = \log\left(\frac{\mathrm{var}(z_p)}{\sum\limits_{q=1}^{M} \mathrm{var}(z_q)}\right), \quad p = 1, \cdots, M \tag{5}$$

其中, $\mathrm{var}(z_p)$ 表示 Z 中第 p 行分量的方差, 得到向量 $F = [f_1, \cdots, f_M]$ 作为样本的特征.

2 堆叠降噪自动编码器

2.1 自动编码器

自动编码器 (Autoencoders, AE) 是根据人工神经网络层次结构建立起来的特征表达网络, 是深

度学习的一个经典模型[14]. 对于一个 AE 网络, 如果使输出结果等于输入, 那么可以通过训练使得网络对输入进行重构, 从而得到每一隐含层的权重. 自然地, 我们就得到了输入的集中表达, 因为学习过程中没有使用样本标签, 所以是属于无监督的方法. AE 由输入层、隐含层和输出层组成, 网络结构如图 1 所示.

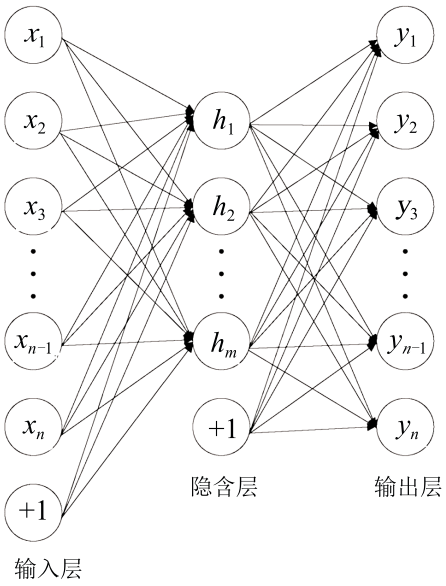


图 1　自动编码器结构

Fig. 1　The autoencoder architecture

AE 的工作分为编码和解码两个过程, 其中编码过程是输入 x 到隐含层 h 的映射, 表示为

$$h = f_\theta(x) = S_f(Wx + b) \tag{6}$$

其中, S_f 是非线性激活函数, 常用 Sigmoid 函数, 即 $S_f(x) = 1/(1+\exp(-x))$, 参数集合记为 $\theta = \{W, b\}$. 解码过程是函数将隐含层数据 h 映射回重构 y, 表示为

$$y = g_{\theta'}(h) = S_g(W'h + b') \tag{7}$$

其中, S_g 是采用 Sigmoid 函数的非线性激活函数, 参数集合记为 $\theta' = \{W', b'\}$.

在两个参数集 θ 和 θ' 中, 给权值矩阵 W 和 W' 增加限制, 使其满足 $W' = W^{\mathrm{T}}$. 然后利用训练样本数据, 通过最小化网络的重构误差 $L(x, y) = \|x - y\|^2$, 来找最优参数

$$\theta^*, \theta'^* = \arg\min_{\theta,\theta'} L(x, g_{\theta'}(f_\theta(x))) \tag{8}$$

2.2　降噪自动编码器

DAE 是 AE 模型的一种变形, 对 AE 的输入数据 x 添加一定比例的噪声, 将污染了的数据 $\tilde{x}$ 作为编码器的输入进行训练, 调节参数使其能重新构造出被修复的输入数据[15]. DAE 的噪声添加与重构过程如图 2 所示, 首先利用随机函数按一定的概率 p, 随机地选择输入数据 x 的一些单元置 0, 余下的数据单元保持不变. 再对添加了噪声的数据 $\tilde{x}$, 根据式 (6) ∼ (8), 训练网络使其能最大化地重构原始数据 x.

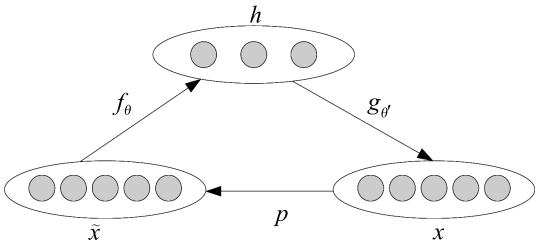


图 2　降噪自动编码器加噪重构过程

Fig. 2　The procedure of corrupting and reconstruction of DAE

由于 DAE 网络要消除这些添加了噪声的数据所受到的污染, 重构出没有被污染的原始数据, 这就使得网络可以学习到对输入的鲁棒表达方式, 也说明 DAE 相比于一般的 AE 网络其泛化能力更强.

2.3　堆叠降噪自动编码器

把若干个 DAE 网络堆叠在一起, 就可以形成具有深度网络结构的 SDA[10, 16], 如图 3 所示. SDA 的每一层都将前一层的输出作为干净的输入数据, 添加噪声后作为被污染的数据进行训练, 从而使得每一层都是对输入的一种特征表达.

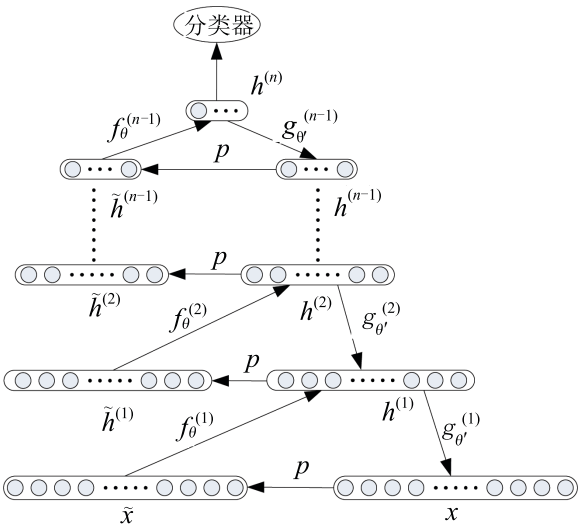


图 3　堆叠降噪自动编码器结构

Fig. 3　The SDA architecture

SDA 是一个特征提取器, 通过训练网络得到原始输入的不同表达, 使高维数据压缩成低维的数据表达, 达到特征提取的目的.

3 基于 OVR-CSP 和 SDA 的两级特征提取方法

结合 OVR-CSP 和 SDA 方法各自在特征提取上的特点, 本文提出一种多类运动想象 EEG 两级特征提取方法: 1) 将预处理后的数据通过 CSP 进行变换和特征提取; 2) 将得到的特征子集作为 SDA 网络的输入进行第 2 级的特征提取. 由于 SDA 不具有分类能力, 所以在 SDA 网络特征提取后, 选取 Softmax 分类器对运动想象任务进行分类. 多类运动想象任务的 EEG 特征提取和分类的步骤如下:

步骤 1. 由于运动想象时的脑电特征主要体现在 α 节律与 β 节律, 所以选用 $8\sim30$ Hz 的 Butterworth 带通滤波器对 EEG 进行预处理.

步骤 2. 对滤波后的训练数据集, 利用 OVR-CSP 进行第 1 级特征提取. 首先对 C 类运动想象任务构建 C 个空间滤波器, 每个滤波器的投影方向可以由式 (4) 求得, 然后将训练样本向这 C 个投影模式方向上投影并按式 (5) 计算特征, 从而得到降维的第 1 级特征向量 F.

步骤 3. 将训练数据集的第 1 级特征作为 SDA 网络的输入, 运用 Hinton 等[17] 提出的贪婪逐层训练算法训练网络, 即把前一层的输出添加噪声之后作为后一层的输入逐层训练 n 层网络, 计算网络的参数集合 $\theta=\{W,b\}$.

步骤 4. 在第 n 层网络上添加 Softmax 分类器, 作为网络的第 $n+1$ 层, 对整个网络通过有监督学习的方式进行微调. 微调过程中运用反向传播算法, 将误差从最后一层开始逐层向前进行传递, 最小化误差并更新网络的参数集合.

步骤 5. 利用训练好的网络对测试数据进行分类. 按步骤 2 提取测试数据集的第 1 级特征, 然后输入到步骤 4 中得到的 SDA 网络中, 对其进行二次特征提取并得出分类结果.

4 实验及结果分析

4.1 实验数据描述

本文采用的实验数据来自 2008 年国际 BCI 竞赛 IV 中的 Data-sets 2a 数据集[18], 由奥地利格拉茨科技大学提供, 包含 9 名受试者 (编号 A01 ~ A09) 的左手、右手、舌头和足部动作这四类运动想象任务. 数据采集的实验范式如图 4 所示, 在开始后的前 2 s 中, 受试者放松并舒适地坐在屏幕前方, 屏幕显示 “+” 符号; 在 2 s 结束时屏幕开始提供对应表示四种任务的上下左右方向箭头, 受试者需要根据出现的箭头方向做相应的运动想象任务, 任务想象的时间为 4 s, 即一直持续到第 6 s; 接下来是一段时间的休息, 受试者放松为下一组实验做准备. 每个受试者的实验采集在两天内完成, 每天采集 6 组, 每组为 48 次运动想象数据, 所有数据被分为 288 个训练样本和 288 个测试样本.

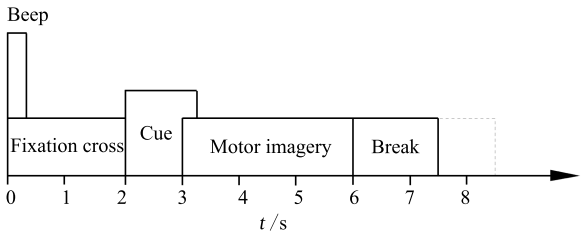


图 4 实验范式时序图[18]

Fig. 4 Timing scheme of the paradigm[18]

实验共采集了 25 个通道的信号, 其中 22 个通道为 EEG, 另外 3 个通道为眼电信号, 均为以左乳突为参考、右乳突为地的单极信号. 信号的采样频率为 250 Hz, 并使用 $0.05\sim100$ Hz 带通滤波器和 50 Hz 工频陷波器进行滤波. 竞赛使用 Kappa 系数作为衡量分类准确率的标准, Kappa 系数的计算方法为

$$\text{Kappa}=\frac{D-\dfrac{1}{C}}{1-\dfrac{1}{C}} \tag{9}$$

其中, D 为分类正确率, C 为类别数目.

4.2 参数选取

在两级特征提取中, 需要确定第 1 级 CSP 特征提取时每类模式所选取的特征向量数目 m, 第 2 级高层特征提取时 SDA 网络结构和加噪水平等参数, 这些参数将直接影响特征提取的精度, 并影响最终的分类正确率. 本文采用训练样本数据 10 倍交叉验证的方法来选取这些参数.

每位受试者数据的分类正确率及全部受试者数据的分类正确率总体均值随 m 变化的实验结果如图 5 所示. 从图 5 可以看出, 随着 m 值从 2 增大到 20, 各受试者数据的分类正确率都是按先逐渐增大, 达到最大值后开始降低的趋势变化. 这个结果与文献 [19−20] 中所述选取过多的特征值并不能提高分类正确率的论述相吻合. 虽然各受试者数据的分类正确率有较大区别, 但是正确率最大时所对应的 m 值都在 $4\sim10$ 之间. 对于全部受试者数据的分类正确率总体均值, $m=6$ 时, 平均正确率最高, 考虑到算法对不同受试者的适应性, 本文选取最优特征向

量数 $m = 6$ 来对全部受试者数据构建空间滤波器进行 CSP 特征提取.

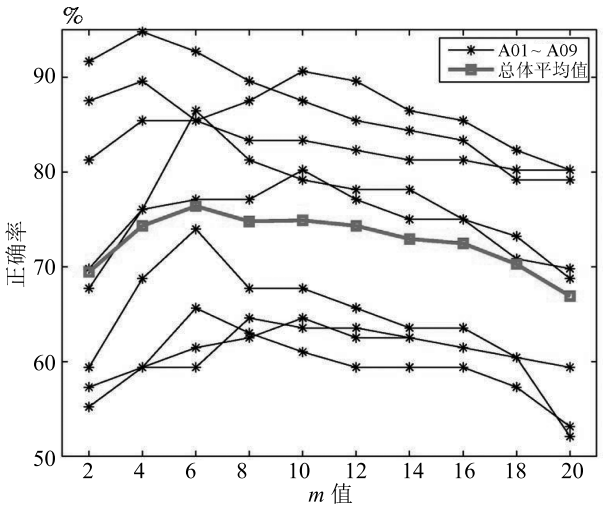


图 5　取不同 m 值时的分类准确率

Fig. 5　Classification accuracies with various value of m

分别选取不同隐含层层数和隐含层单元数进行实验, 为方便不同层数的比较, 每个隐含层的单元数都取为 24, 平均 Kappa 值随层数变化的结果如表 1 所示. 可以看出, 在隐藏层为 4 层情况下对所有受试者的平均 Kappa 系数值是最优的. 随着层数的增加, 网络会变得的更加复杂, 分类性能反而有明显下降. 确定隐含层数为 4 层进行隐含层单元数的比较, 考虑降低特征维数和避免过拟合, 除了各隐含层设置相同单元数外, 还选取了各层隐含层单元数不同的网络结构进行实验. 三种典型组合结构下的平均 Kappa 系数如表 2 所示, 与隐含层层数相比, 不同隐含层单元数的组合对平均 Kappa 系数影响不明显. 所以, 选取网络层数 $n = 4$, 隐含层单元数为 24-20-16-8, 数据加噪水平 $p = 0.1$, 进行 SDA 特征提取.

表 1　平均 Kappa 系数随隐含层层数的变化

Table 1　Mean Kappa coefficient variation with the number of hidden layers

层数	2	4	6	8
Kappa	0.61	0.68	0.62	0.59

表 2　平均 Kappa 系数随隐含层单元数组合的变化

Table 2　Mean Kappa coefficient variation with the combination of the number of units in the hidden layer

组合	24-24-24-24	24-20-16-8	24-28-32-40
Kappa	0.680	0.691	0.689

4.3　结果分析

应用基于 OVR-CSP 和 SDA 的两级特征提取方法在 Data-sets 2a 数据集上进行了四类运动想象任务分类测试实验, 表 3 给出了各受试者数据的分类结果, 包括 BCI 竞赛 IV 中在 Data-sets 2a 数据集上成绩前三名的分类结果[21], 以及采用 OVO-CSP/KNN 方法的文献 [22] 在同一数据集上的分类结果.

从表 3 可以看出, 本文方法得到的全部受试者总体平均 Kappa 系数为 0.69, 高出竞赛成绩第 1 名 0.12, 相比结果稍优的文献 [22] 方法也有明显提高. 其中竞赛第 1 名采用 OVR 方式将改进的滤波器组 CSP 扩展到多类, 使用的分类器为朴素贝叶斯 Parzen 窗分类器[9, 21]. 竞赛第 2 名采用 OVO-CSP 提取特征后再用 LDA 方法进一步降维, 使用贝叶斯分类器进行分类[7, 21]. 竞赛第 3 名采用 CSP 进行特征提取, 利用 SVM 作为分类器构建了三组两层二叉树多类分类器进行分类[21]. 从这五种方法结果的比较来看, OVO-CSP 和 OVR-CSP 这两种多类推广方式的结果比较接近,但相比于分层二叉树的方式

表 3　本文方法与 BCI 竞赛前三名以及其他文献方法的 Kappa 系数比较

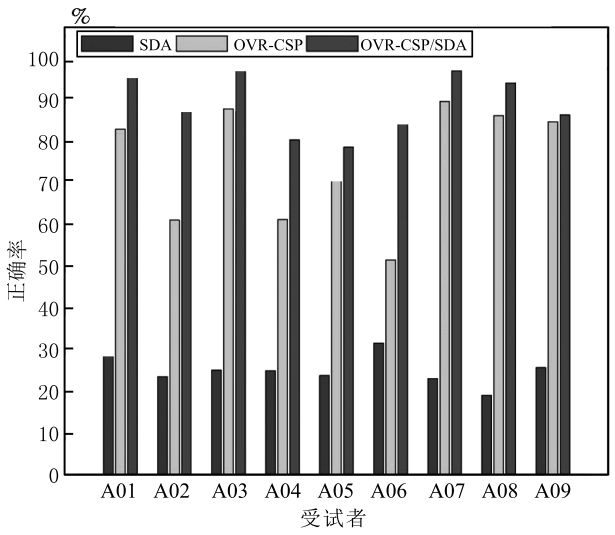
Table 3　Comparison of Kappa coefficient obtained from proposed method, first three teams of the competition and other reference method

	受试者									
	A01	A02	A03	A04	A05	A06	A07	A08	A09	总体均值
第 1 名	0.68	0.42	0.75	0.48	0.40	0.27	0.77	0.75	0.61	0.57 ± 0.183
第 2 名	0.69	0.34	0.71	0.44	0.16	0.21	0.66	0.73	0.69	0.52 ± 0.230
第 3 名	0.38	0.18	0.48	0.33	0.07	0.14	0.29	0.49	0.44	0.31 ± 0.153
文献 [22]	0.73	0.46	0.76	0.48	0.21	0.33	0.76	0.75	0.81	0.59 ± 0.221
本文	0.82 ± 0.104	0.49 ± 0.084	0.68 ± 0.109	0.65 ± 0.126	0.54 ± 0.118	0.51 ± 0.134	0.86 ± 0.105	0.81 ± 0.089	0.81 ± 0.096	0.69 ± 0.146

有一定的优势. 由于本文方法是在 OVR-CSP 基础上又进行了一级的 SDA 特征提取, 分类性能比只采用 CSP 特征的方法有明显提高, 总体 Kappa 系数均值提高约 20 %, 在单个受试者上本文方法也表现出明显优势, 仅在 A03 受试者数据上得到的 Kappa 系数比其他方法略低一些.

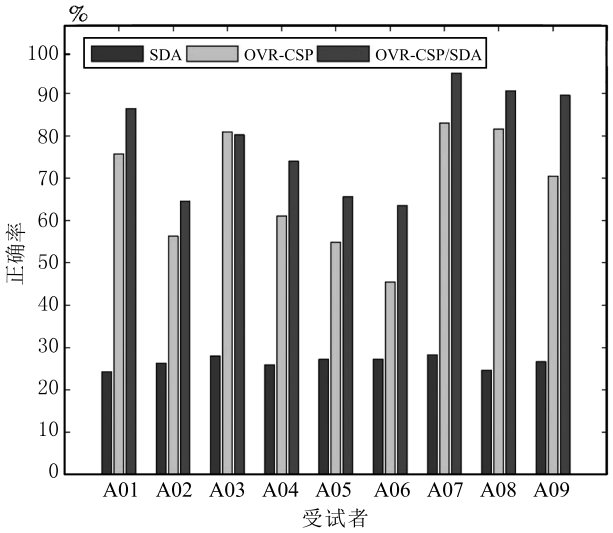
从表 3 中 Kappa 系数总体均值的标准差来看, 本文方法得到的标准差为 0.146, 在五种方法中最小, 虽然第 3 名的标准差为 0.153, 仅略高一点, 但这是在较低的平均 Kappa 系数情况下得到的. 说明本文方法对各个受试者数据的分类结果都比较稳定, 在达到较高的分类正确率的同时还具有较佳的鲁棒性. 尽管文献 [18] 指出基于竞赛数据的分类性能比较, 会有随机波动因素的影响, 不能充分表明一个算法的性能优劣. 但表 3 中的综合比较结果仍在很大程度上表明本文方法在多类运动想象 EEG 的特征提取上具有很好的性能. 为进一步分析两级特征提取方法的优势, 本文对组合使用 OVR-CSP 与 SDA 的两级特征提取方法与分别单独使用 OVR-CSP 和 SDA 特征提取方法的分类性能进行了比较. 实验中, 从数据集的 288 个训练样本中随机选取 192 个作为训练集, 训练 SDA 和分类器. 分类测试使用两个测试集, 其一由余下的 96 个训练样本构成, 测试结果如图 6 (a) 所示; 其二由从数据集的 288 个测试样本中随机选取的 96 个构成, 测试结果如图 6 (b) 所示.

从图 6 (a) 和图 6 (b) 可以看出, 单独使用 SDA 方法的结果明显低于另外两个方法, 平均正确率略高于 0.25, 接近随机分类的水平, 说明 SDA 对于 EEG 的特征提取受到其复杂性的影响比较大, 难以



(a) 训练样本测试集

(a) Evaluation data set comprised of training samples



(b) 测试样本测试集

(b) Evaluation data set comprised of test samples

图 6 三种方法的分类性能比较

Fig. 6 Comparison of classification performance of three methods

从中学习到与类别属性相关的特征. 当测试集为训练样本时, OVR-CSP 和 SDA 的两级方法在所有受试者数据上的分类结果上都比单独 OVR-CSP 方法要好, 这种优势尤其表现在受试者 A02、A04 和 A06 上. 而当测试集来自测试样本时, 两种方法的正确率都有所降低, 但两级方法仍要优于单独 OVR-CSP 方法, 只有受试者 A03 的正确率较 OVR-CSP 略低. 综上所述, 两级特征提取方法明显优于单一的 OVR-CSP 以及 SDA 特征提取, 第 1 级的 CSP 特征提取能够得到使运动想象任务具有最大区别的特征, 第 2 级的 SDA 网络通过自学习更加抽象的类别表达, 能提取更高层次的低维特征, 使得分类正确率得到明显提高.

5 结论

从复杂的运动想象 EEG 中提取能够很好表达运动意图的特征是脑机接口系统的关键环节, CSP 类方法虽然在两类想象任务分类问题中取得较好的结果, 但对于多类任务却难以达到较高的分类正确率. SDA 网络可以自动学习复杂的高层次特征, 并通过对输入添加噪声使得网络泛化能力增强. 本文使用 SDA 网络从由 OVR-CSP 变换得到的特征中提取更抽象的类别属性特征, 并采用 Softmax 分类器进行任务分类, 构建了多类 EEG 的两级特征提取方法. 该方法在 BCI 竞赛 IV 中的 Data-sets 2a 数据集上对四类运动想象任务取得了较好的分类效果, 同时相比于单独的 OVR-CSP 和 SDA 方法, 两级

方法的分类性能得到明显提高, 为多类运动想象脑机接口中的特征提取提供了一种新的思路. 但本文方法在第 1 级 CSP 特征提取中, 直接采用经典方法求解空间滤波器, 没有结合运动想象 EEG 的特点进行滤波器的改进和优化[8−9], 同时在 SDA 网络学习的微调步骤中运用反向传播算法, 会面临局部最优解的问题, 这些问题可能是限制分类正确率进一步提高的原因. 因此, CSP 滤波器的改进与 SDA 参数集的优化将是后续工作中的研究内容.

References

1 Wang Xing-Yu, Jin Jing, Zhang Yu, Wang Bei. Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 208−221
(王行愚, 金晶, 张宇, 王蓓. 脑控: 基于脑−机接口的人机融合控制. 自动化学报, 2013, **39**(3): 208−221)

2 Nicolas-Alanso L F, Corralejo R, Gomez-Pilar J, álvarez D, Hornero R. Adaptive stacked generalization for multi-class motor imagery-based brain computer interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2015, **23**(4): 702−712

3 Aghaei A S, Mahanta M S, Plataniotis K N. Separable common spatio-spectral patterns for motor imagery BCI systems. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2016, **63**(1): 15−29

4 Li Ming-Ai, Liu Jing-Yu, Hao Dong-Mei. EEG recognition of motor imagery based on improved CSP algorithm. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2009, **28**(2): 161−165
(李明爱, 刘净瑜, 郝冬梅. 基于改进 CSP 算法的运动想象脑电信号识别方法. 中国生物医学工程学报, 2009, **28**(2): 161−165)

5 Zhang H H, Chin Z Y, Ang K K, Guan C T, Wang C C. Optimum spatio-spectral filtering network for brain-computer interface. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, **22**(1): 52−63

6 Wu W, Gao X R, Gao S K. One-versus-the-rest (OVR) algorithm: an extension of common spatial patterns (CSP) algorithm to multi-class case. In: Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and the 27th Biology Annual Conference. Shanghai, China: IEEE, 2006. 2387−2390

7 Liu Guang-Quan, Huang Gan, Zhu Xiang-Yang. Application of CSP method in multi-class classification. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2009, **28**(6): 935−938
(刘广权, 黄淦, 朱向阳. 共空域模式方法在多类别分类中的应用. 中国生物医学工程学报, 2009, **28**(6): 935−938)

8 Zhang Y, Zhou G X, Jin J, Wang X Y, Cichocki A. Optimizing spatial patterns with sparse filter bands for motor-imagery based brain-computer interface. *Journal of Neuroscience Methods*, 2015, **255**: 85−91

9 Ang K K, Chin Z Y, Wang C C, Guan C T, Zhang H H. Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b. *Frontiers in Neuroscience*, 2012, **6**: 39

10 Vincent P, Larochelle H, Lajoie I, Bengio Y, Manzagol P A. Stacked denoising autoencoders: learning useful representations in a deep network with a local denoising criterion. *The Journal of Machine Learning Research*, 2010, **11**: 3371−3408

11 Li J H, Struzik Z, Zhang L Q, Cichocki A. Feature learning from incomplete EEG with denoising autoencoder. *Neurocomputing*, 2015, **165**: 23−31

12 Geng Jie, Fan Jian-Chao, Chu Jia-Lan, Wang Hong-Yu. Research on marine floating raft aquaculture SAR image target recognition based on deep collaborative sparse coding network. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(4): 593−604
(耿杰, 范剑超, 初佳兰, 王洪玉. 基于深度协同稀疏编码网络的海洋浮筏 SAR 图像目标识别. 自动化学报, 2016, **42**(4): 593−604)

13 Xu Shou-Jing, Han Li-Xin, Zeng Xiao-Qin. Natural images classification and retrieval based on improved SDA. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2014, **27**(8): 750−757
(徐守晶, 韩立新, 曾晓勤. 基于改进型 SDA 的自然图像分类与检索. 模式识别与人工智能, 2014, **27**(8): 750−757)

14 Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 1986, **323**(6088): 533−536

15 Vincent P, Larochelle H, Bengio Y, Manzagol P A. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. In: Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. Helsinki, Finland: ACM, 2008. 1096−1103

16 Erhan D, Bengio Y, Courville A, Manzagol P A, Vincent P, Bengio Y. Why does unsupervised pre-training help deep learning? *The Journal of Machine Learning Research*, 2010, **11**: 625−660

17 Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 2006, **18**(7): 1527−1554

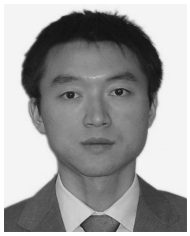
18 Tangermann M, Müller K R, Aertsen A, Birbaumer N, Braun C, Brunner C, Leeb R, Mehring C, Miller K J, Müller-Putz G R, Nolte G, Pfurtscheller G, Preissl H, Schalk G, Schlgl A, Vidaurre C, Waldert S, Blankertz B. Review of the BCI competition IV. *Frontiers in Neuroscience*, 2012, **6**: 55

19 Ramoser H, Muller-Gerking J, Pfurtscheller G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(4): 441−446

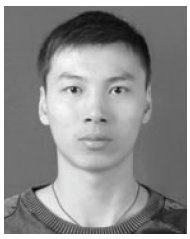
20 Wang H X, Xu D. Comprehensive common spatial patterns with temporal structure information of EEG data: minimizing nontask related EEG component. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(9): 2496−2505

21 Berlin Brain-Computer Interface. BCI competition IV — final results [Online], available: http://www.bbci.de, January 1, 2016

22 Liu Chong, Yan Shi-Yu, Zhao Hai-Bin, Wang Hong. Study on multi-class motor imagery EEG classification based on KNN. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2013, **33**(8): 1714−1720
(刘冲, 颜世玉, 赵海滨, 王宏. 多类运动想象任务脑电信号的 KNN 分类研究. 仪器仪表学报, 2013, **33**(8): 1714−1720)

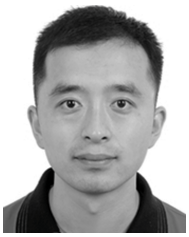


孟 明 杭州电子科技大学副教授. 主要研究方向为机器人智能控制, 生物医学信息处理和脑机接口.
E-mail: mnming@hdu.edu.cn
(**MENG Ming** Associate professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers intelligent control of robot, biomedical information processing and brain-computer interface.)



朱俊青 杭州电子科技大学自动化学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别, 脑机接口及相关应用.
E-mail: 141060042@hdu.edu.cn
(**ZHU Jun-Qing** Master student at the School of Automation, Hangzhou Dianzi University. His research interest covers pattern recognition and brain-computer interface and its applications.)

佘青山 杭州电子科技大学副教授. 主要研究方向为模式识别, 生物医学信号处理, 脑机接口及相关应用.
E-mail: qsshe@hdu.edu.cn
(**SHE Qing-Shan** Associate professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers pattern recognition, biomedical signal processing, and brain-computer interface and its applications.)



马玉良 杭州电子科技大学副教授. 主要研究方向为模式识别, 脑机接口技术和机器人智能控制.
E-mail: mayuliang@hdu.edu.cn
(**MA Yu-Liang** Associate professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers pattern recognition, brain-computer interface, and intelligent control of robot.)

罗志增 杭州电子科技大学教授. 主要研究方向为模式识别与智能系统, 康复机器人, 生物信息检测与处理. 本文通信作者. E-mail: luo@hdu.edu.cn
(**LUO Zhi-Zeng** Professor at Hangzhou Dianzi University. His research interest covers pattern recognition and intelligent systems, rehabilitation robot, and detection and processing of biological information. Corresponding author of this paper.)