

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103989

基于单形进化算法优化支持向量机的 运动想象脑电分类研究*

王清杰 全海燕

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

摘要:由于支持向量机(support vector machine, SVM)优化算法存在易陷入局部最优解、控制参数较多的问题,提出一种基于单形进化(surface-simplex swarm evolution, SSSE)算法优化的SVM并对运动想象(motor imagery, MI)脑电信号的分类进行了研究。提取MI脑电信号模糊熵和AR(auto regressive)模型参数作为输入特征,然后将SSSE应用在SVM的参数寻优中,实现对MI脑电信号的分类。测试实验中,对2003国际BCI竞赛Data set III和2008国际BCI竞赛Data sets 2b进行左右手分类,结果表明,所提方法的平均分类正确率和Kappa值分别为82.47%和0.88,单形进化算法减少了控制参数且有效避免粒子陷入局部最优,验证了该方法在MI脑电信号分类的有效性。

关键词:脑机接口;单形进化算法;脑电信号;支持向量机

中图分类号: TN911.7; TH165.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520;510.4030

Research on the classification of motor imagery EEG by optimized SVM based surface-simplex swarm evolution

Wang Qingjie Quan Haiyan

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Because the optimization algorithm of support vector machine (SVM) falls into local optimum easily and has many control parameters, a SVM optimized by surface-simplex swarm evolution (SSSE) algorithm is proposed and the classification of Motor imagery EEG signals is studied. The fuzzy entropy and AR model parameters of MI EEG signals were extracted as input features, and then SSSE is applied to parameters optimization of SVM to classify MI EEG signals. In the test experiment, which classified the 2003 international brain-computer interface (BCI) competition Data sets III and the 2008 BCI competition Data sets 2b by left-hand and right-hand. The results showed that the average classification accuracy and Kappa value of the proposed method were 82.47% and 0.88 respectively. SSSE reduced the control parameters and effectively avoided the particles falling into the local optimum. The validity of this method in the classification of MI EEG signals was verified.

Keywords: brain-computer interface (BCI); surface-simplex swarm evolution (SSSE); electroencephalogram (EEG); support vector machine (SVM)

0 引言

脑机接口(brain-computer interface, BCI)技术形成于20世纪70年代,是一种不依赖于大脑外围神经与肌肉正常输出通路的脑-计算机通信系统。脑电信号是人脑意识活动的一种反应,BCI通过采集人的脑电信号进行特征提取与识别后转化为某种控制信号,直接实现脑和

计算机的通信,这对神经肌肉系统瘫痪或丧失肢体运动能力的残疾人的辅助治疗、行为能力的恢复,特殊环境中外部设备的控制,甚至娱乐方式的改进都具有非常重要的意义^[1]。近些年,脑控技术作为一种新概念吸引了许多研究者,在众多脑机接口控制范式中,运动想象(motor imagery, MI)脑电信号是BCI系统经常使用的一种特征信号。基于MI想象脑电的BCI控制系统现在面临着巨大挑战,其中最受关注的是神经科学问题,包括被试者的

收稿日期: 2021-02-22 Received Date: 2021-02-22

* 基金项目:国家自然科学基金(41364002)项目资助

知觉、感觉和认知能力神经电生理现象,以及这 3 种现象所引起的时域、空域、频域特征,这些特征是 MI 脑电信号分类识别的基础^[2]。已有实验表明,MI 脑电信号只有微伏数量级,表现微弱且信噪比低,容易受到眼电、肌电以及工频等伪迹的干扰^[3]。由于 MI 脑电信号具有高度的非线性和非平稳性的特点,其分类识别是一个难点,这也是基于 MI 脑电的 BCI 没有真正意义上的商品走向市场的原因。

在 MI 脑电信号的分类识别方面,常用的分类方法有神经网络^[4]、支持向量机 (support vector machine, SVM)、线性判别分析^[5] (linear discriminant analysis, LDA) 等。支持向量机在 MI 脑电的分类识别方面具有很好的分类效果,但是 SVM 的参数设置和核函数的选择会影响模型的学习性能和效率,得到 SVM 最优的参数组合是在研究过程中必须考虑的问题。许多专家学者将多种算法引入到支持向量机中,如粒子群算法 (PSO)、遗传算法 (GA)、人工蚁群算法 (ACO) 以及改进算法。文献[6]利用共同空间模式提取四分类脑电特征,使用粒子群算法优化的 SVM 作为分类器,明显提高了脑电分类识别的正确率。文献[7]结合小波变换和奇异值分解提取 MI 脑电信号的特征,采用人工蜂群算法对 SVM 中的核函数与惩罚因子进行智能优化,实验表明该方法在单一策略和两者组合策略中的分类正确率均达到较高水平。文献[8]通过遗传算法分别优化单个 SVM 分类器和 3 个 SVM 分类器,对脑电分类的结果显示 3 个 SVM 的所实现的性能明显提高。这些算法在 SVM 参数优化的过程中虽然取得一定效果,但仍存在不足,如粒子群算法由于算法本身的规则限定,在求解过程中粒子易陷入局部最优,寻优过程缓慢;人工蚁群算法的目标函数存在早收敛的问题,且搜索时间较长,易产生停滞现象;遗传算法如果适应度函数、种群数量和变异的编码长度选取不合理,都会对算法的性能造成影响;改进算法一般加入过多控制参数,导致算法的复杂性进一步增加。

针对传统算法的不足,提出单形进化算法优化的 SVM 并应用于 MI 脑电信号模式识别的研究,该算法通过构建全随机搜索机制,减少算法对初始值的依赖以及参数个数;通过粒子的多角色态进化机制,避免陷入局部最优。本文将 MI 脑电信号的模糊熵和 AR (auto regressive) 模型系数作为特征向量;然后将单形进化算法引入到 SVM 的参数寻优中,对 BCI 竞赛数据进行左右手分类识别。

1 单形进化优化的 SVM

1.1 SVM

SVM 的是一种常用二分类的分类器,核心思路是通

过构造分割面将数据进行分类。实际应用中, SVM 分类性能主要取决于核函数和相关参数的选取。由于数据特点不同,数据样本分为非线性、线性可分和线性不可分 3 种类型,MI 脑电信号属于非线性信号,对于非线性数据样本的分类问题,需要将数据从低维通过映射转换到高维空间并引入核函数,从而使数据变得线性可分^[9]。

通常根据问题的具体要求选取核函数,常用的核函数有如下 3 种。

1) Sigmoid 核函数:

$$K(x, z) = \tanh(kxz + \alpha) \quad (1)$$

2) 线性核函数:

$$K(x, z) = x \cdot z + \beta \quad (2)$$

3) 高斯径向基核函数:

$$K(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

式中: x 为样本数据, z 为核函数的中心 (即支持向量); k 、 α 、 β 和 σ 均为常参数, $k > 0$ 。

对应的最优分类面的判别式函数为:

$$f(x) = \operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, z) + b^*\right) \quad (4)$$

式中: n 为训练集对应 Lagrange 乘子的索引集; a_i^* 为连接权值,其非零时,对应的 (x_i, y_i) 即为支持向量; b^* 为偏置。

1.2 单形进化优化的 SVM

SVM 原理核心是采用性能良好的优化算法优化目标函数,使之达到最优。在此基础上,本文提出单形进化智能算法^[10]优化的 SVM。单形进化智能优化算法定义粒子的多角色态规则,实现粒子的多样性且提高全局搜索性能;通过构建全随机搜索机制减少算法的控制参数。SVM 引入单形进化智能优化算法的训练步骤如下。

1) 设置 MI 脑电信号的特征矩阵为输入,二分类编码确定期望输出。

2) 设置权值、偏置和核函数中心的搜索范围。

3) 定义 SVM 优化算法的评价函数为:

$$J = \frac{1}{m} \sum_{r=1}^m \sum_{s=1}^n (y'_{r,s} - y_{r,s})^2 \quad (5)$$

式中: m 、 n 分别为训练集输入样本个数和输出神经元个数, $y'_{r,s}$ 、 $y_{r,s}$ 分别表示第 r 个样本的第 s 个 SVM 的期望输出和实际输出。

4) 单形进化智能优化算法只有一个控制参数即群体数量,利用此算法对 SVM 的模型参数 (权值 W 、偏置 B 、核函数中心 C) 进行优化,参考文献[13]给出如下优化步骤。

(1) 初始化 SVM 的权值、偏置和核函数中心。在搜索空间内均匀且随机分布 u 个粒子。

$$H_i^k(0) = H^k + \operatorname{rand}(0, 1) \times (\overline{H^k} - \underline{H^k}) \quad (6)$$

式中: $H_i^k(0)$ 为第 i 个粒子在各自函数的第 k 维搜索空间内的位置; \overline{H}^k 、 \underline{H}^k 分别为搜索空间的上界和下界; $rand(0,1)$ 为某个在 0 和 1 间均匀分布的随机数。

(2) 输入训练样本。

(3) 在搜索空间 E^n 中随机 p, q 两个维度构建搜索子空间 E^2 , 选取每个粒子利用单形邻域搜索算子和多角色态搜索策略搜索新位置, 单形邻域搜索算子分别为:

$$H_{ic1}^{p,q}(t+1) = e_{11} \cdot H_{ic}^{p,q}(t) + e_{12} \cdot H_{j[c,l,g]}^{p,q}(t) + (1 - e_{11} - e_{12}) \cdot H_{oc}^{p,q}(t) \quad (7)$$

$$H_{ic2}^{p,q}(t+1) = e_{21} \cdot H_{ic}^{p,q}(t) + e_{22} \cdot \overline{H}_{j[c,l,g]}^{p,q}(t) + (1 - e_{21} - e_{22}) \cdot H_{oc}^{p,q}(t) \quad (8)$$

$$H_{ic3}^{p,q}(t+1) = e_{31} \cdot H_{ic}^{p,q}(t) + e_{32} \cdot \underline{H}_{j[c,l,g]}^{p,q}(t) + (1 - e_{31} - e_{32}) \cdot \overline{H}_{oc}^{p,q}(t) \quad (9)$$

$$H_{ic4}^{p,q}(t+1) = e_{41} \cdot H_{ic}^{p,q}(t) + e_{42} \cdot H_{j[c,l,g]}^{p,q}(t) + (1 - e_{41} - e_{42}) \cdot \overline{H}_{oc}^{p,q}(t) \quad (10)$$

式中: $H_{ic1}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic2}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic3}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic4}^{p,q}(t+1)$ 分别为粒子 i 在第 $t+1$ 次的迭代中得到的 4 个新中心角色位置; $H_{ic}^{p,q}(t)$ 为粒子 i 在 t 次迭代中的原中心角色态位置; $H_{j[c,l,g]}^{p,q}(t)$ 为粒子 j 的第 t 次迭代中随机选取的 3 个角色态的位置; $H_{oc}^{p,q}(t)$ 为在 t 次迭代中最优粒子 o 搜索到的最优位置; $\overline{H}_{j[c,l,g]}^{p,q}(t)$ 、 $\underline{H}_{j[c,l,g]}^{p,q}(t)$ 是以 $H_{ic}^{p,q}(t)$ 为中心相互对称的位置; $\overline{H}_{oc}^{p,q}(t)$ 、 $\underline{H}_{oc}^{p,q}(t)$ 是以 $H_{ic}^{p,q}(t)$ 为中心相互对称的位置; e_{11} 、 e_{12} 、 e_{21} 、 e_{22} 、 e_{31} 、 e_{32} 、 e_{41} 和 e_{42} 是在区间 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数。

在搜索子空间 E^2 内, 粒子 i 采用上述方法搜索到 4 个新中心角色位置 $H_{ic1}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic2}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic3}^{p,q}(t+1)$ 、 $H_{ic4}^{p,q}(t+1)$, 在维度位置不变的情况下, 更新粒子 i 在 E^n 上的 4 个新中心角色位置, 为 $H_{ic1}(t+1)$ 、 $H_{ic2}(t+1)$ 、 $H_{ic3}(t+1)$ 、 $H_{ic4}(t+1)$ 。

(4) 根据评价函数 J 对每个粒子作出判断, 以确定每个粒子最新的 3 个角色态。定义粒子的 3 个角色态分别为中心角色态、开采角色态和勘探角色态, 其对应的位置信息分别表示为全局最优位置、局部最优位置以及搜索空间随机定位的位置。

(5) 记录群体最优粒子 $H_{oc}(t+1)$, 判断评价函数是否收敛, 若收敛, 则结束搜索周期; 否则返回步骤(3), 进行下个搜索周期。

5) 将搜索到的粒子全局最优结果 $W_{oc}(t+1)$ 、 $B_{oc}(t+1)$ 、 $C_{oc}(t+1)$ 作为 SVM 的权值、偏置和核函数中心的训练结果。

6) 将测试样本输入到训练好的 SVM, 得到分类结果。

2 实验数据分析

2.1 数据来源

第 1 组数据采用的是 2003 年国际 BCI 竞赛 II 格拉茨科技大学 (Graz University of Technology) 提供的脑电数据 Data set III^[11]。实验数据共 280 组, 训练数据和测试数据分别被随机分配为 140 组。每组数据的测试过程持续 9 s, 0~2 s 被试者处于安静状态; $t=2$ s 时, 显示屏上出现一个时长 1 s 的“+”光标, 同时提示信号提示被试者准备进行想象左右手运动; 在 $t=3$ s, 显示屏出现向左或向右方向的箭头, 被试者按照指示进行想象运动; 直到 $t=9$ s 数据采集过程结束。实验采集 C_3 、 C_z 和 C_4 三个通道的信号, C_z 作为参考电极, 采样频率是 128 Hz。本文主要对第 1 组数据展开分析。

第 2 组数据采用的是第四次国际 BCI 竞赛 Data sets 2b^[12]。01T、02T、03T 为训练数据, 04E、05E 为测试数据。数据采集于 3 个双极通道, 左右手二分类, 采样频率为 250 Hz。

2.2 数据分析

运动想象时, 大脑对侧和同侧的运动感觉区域会出现 Mu 节律 (8~14 Hz) 和 Beta 节律 (15~30 Hz) 较为明显的事件相关去同步化 (event-related desynchronization, ERD) / 事件相关同步化 (event-related synchronization, ERS) 现象^[13]。通过测试实验表明在 4~8 s 时间段内的 MI 脑电信号模式识别效果较好, 图 1 所示是对 C3 通道的一组 MI 脑电信号进行经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 后得到的各阶固有模态函数 (intrinsic mode functions, IMFs), 由图可知高频成分会随着阶数的升高而减少。

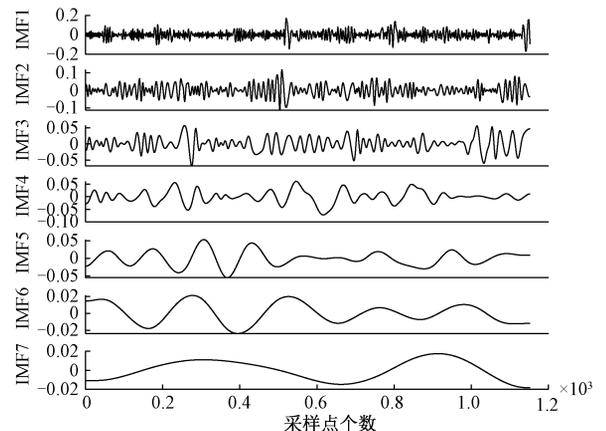


图 1 MI 脑电信号 EMD 分解后各阶 IMF
Fig. 1 Each order IMF after EMD of MI EEG

图 2 所示是各阶 IMF 的功率谱图,MI 脑电信号 Mu 节律和 Beta 节律主要分布在前几层的 IMF 中,由于每个样本分解出 IMF 的阶数不同,为不失一般性,本文选取前三阶 IMF 进行分析。

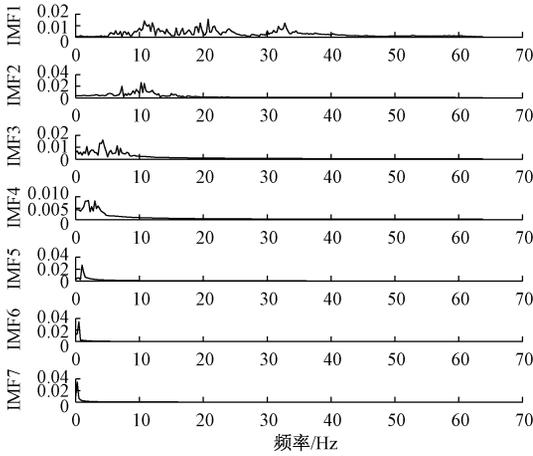


图 2 各阶 IMF 的功率谱图

Fig. 2 Power spectrum of each order IMF

2.3 特征提取

特征 1:模糊熵(fuzzy entropy, FuzzyEn)

熵是一种非线性动力学参数,脑电信号具有一定的非线性特征,通过模糊熵得出脑电信号的复杂度。当进行左右手运动想象任务时,大脑对侧手功能区的运动感觉皮层的大量神经元的理化活动增强,导致 Beta 和 Mu 节律频段能量降低,此时脑电信号的模糊熵明显升高;反之,模糊熵降低^[14]。MI 脑电信号 EMD 分解后选取前三阶 IMF 分量,然后提取 C₃ 和 C₄ 两个通道的 6 个模糊熵作为一个特征向量。

特征 2:AR 模型系数

AR 模型系数和阶数的确定使自回归的过程接近于脑电信号^[15]的模型系数,可作为特征来区分 MI 脑电信号的类别。本文采用自相关法对 AR 模型的参数进行估计,对 AR 模型建立模型:

$$Y(n) = - \sum_{k=1}^p (a_k y(n-k) + v(n)) \quad (11)$$

式中: p 是 AR 模型阶数; a_k 是 AR 模型系数; n 为数据长度; $v(n)$ 为误差项。通过多次实验测试确定 AR 模型的阶次为 6,提取两通道共 12 个 AR 模型系数作为另一个特征向量。

3 仿真实验及结果

实验测试中,SVM 的权值、偏置和核函数中心的搜索范围分别为 $[-1,1]$ 、 $[-1,1]$ 、 $[-1,1]$ 。采用的粒子的个数为 20。期望误差设为 0.01。最大迭代次数为

2 000。通过多次实验测试确定,核函数的参数 α 、 β 和 σ 分别取值为 1、0、1。将训练样本的 18 维特征向量输入 SVM,利用单形进化算法在整个训练过程中搜索全局最优点,并不断迭代更新,当评价函数收敛时,结束搜索,同时保留训练结束后网络的权值、偏置和核函数中心值的全局最优点。最后将测试样本特征向量送入训练好的 SVM 中,从而得出分类结果。

图 3 和 4 所示分别为两组数据的 3 种不同核函数 SVM 误差收敛图,图中 Sigmoid 核函数 SVM 在前期迭代过程中,误差一直处于较高水平,收敛速度相对缓慢;高斯径向基核函数 SVM 收敛速度最快,在收敛后期的误差值最小。但在参数寻优过程中,采用的核函数不同,单形进化算法都能使评价函数收敛并搜索到最优解。

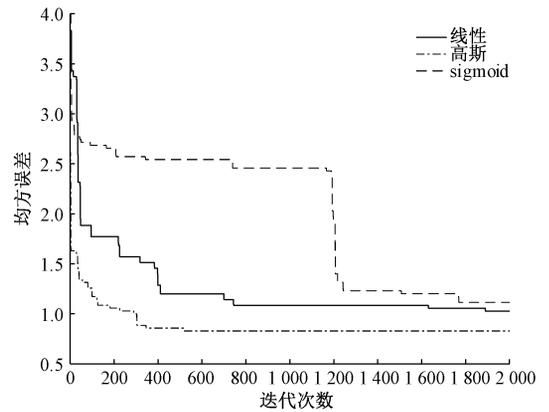


图 3 三种核函数的 SVM 误差对比(数据 1)

Fig. 3 Error comparison of SVM with there kernel functions(data 1)

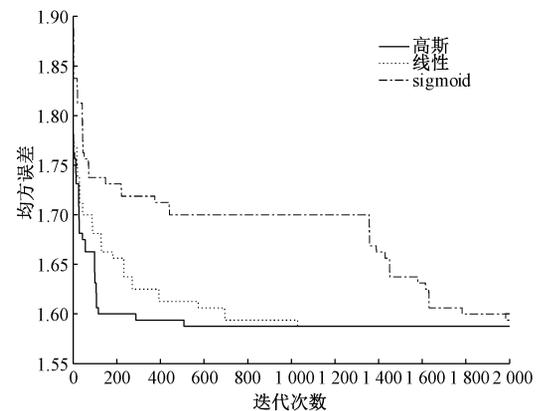


图 4 三种核函数的 SVM 误差对比(数据 2)

Fig. 4 Error comparison of SVM with there kernel functions(data 2)

分类正确率和 Kappa 系数是常用在基于 MI 脑电的脑机交互控制系统中的性能评估指标。表 1 和 2 分别为 3 种核函数的 SVM 分类正确率和 Kappa 值。由表 1、2 可

知,高斯径向基核函数 SVM 的分类正确率和 *Kappa* 值均最高,另外两种核函数的 SVM 也有较好的分类效果。说明单形进化算法对 SVM 参数优化具有良好的效果。

表 1 3 种核函数的 SVM 分类结果(数据 1)

Table 1 Classified results of SVM with there kernel functions(data1)

正确率 和 <i>Kappa</i>	Sigmoid 核函数	线性核函数	高斯径向基核函数
平均正确率/%	70.71	81.18	82.47
最高正确率/%	82.14	86.43	87.86
<i>Kappa</i>	0.49	0.78	0.88

表 2 3 种核函数的最高分类正确率和 *Kappa* 系数(数据 2)

Table 2 Highest classification accuracy and *Kappa* values with there kernel functions(data 2)

受试者	Sigmoid 核函数		线性核函数		高斯径向基核函数	
	正确率/%	<i>Kappa</i>	正确率/%	<i>Kappa</i>	正确率/%	<i>Kappa</i>
1	64.38	0.48	71.25	0.40	74.63	0.49
2	58.75	0.29	61.87	0.34	60.62	0.26
3	63.76	0.52	58.86	0.22	71.87	0.36
4	70.94	0.61	89.23	0.89	90.45	0.87
5	75.64	0.67	60.36	0.85	92.00	0.90
6	63.31	0.69	80.90	0.61	89.80	0.86
7	76.32	0.33	82.85	0.55	80.23	0.65
8	71.93	0.40	91.92	0.65	85.97	0.78
9	59.21	0.23	83.47	0.74	67.76	0.57
平均值	67.14	0.47	75.63	0.58	79.25	0.64

单形进化算法结合群体协作搜索与竞争选择进化的方案,提升了粒子勘探局部区域与整体算法收敛的性能。在 SSSE 搜索循环中,通过保持其他维度不变,随机选取两个更新维度,将优化的粒子传递给下一代,因此,随机搜索机制使群体粒子收敛到最优解。粒子通过多角色策略有多种不同的位置,这可以使粒子更有效地搜索到全局最优解。

为进一步验证单形进化算法优化的 SVM 在 MI 脑电信号分类识别中的可行性,采用单形进化算法优化的 BP 神经网络(BPSSSE)对所提特征向量进行分类识别。SVM 的核函数采用高斯径向基核函数;BP 神经网络设置为 3 层,其中输入层、隐含层和输出层神经元个数分别为 18、32、1;迭代次数均为 2 000。图 5 所示为 SVM 和 BP 神经网络对训练集优化过程中迭代误差的对比。由图 5 可以看出,在单形进化算法优化参数的过程中,SVM 的误差的收敛速度比 BP 神经网络稍快。由此说明,和 BP 神经网络相比,SVM 能更快的得到最优解,更具有优势。

表 3 为 SVM 和 BP 神经网络对 MI 脑电信号的分类结果。由表 3 可知,单形进化算法优化的 SVM 分类平均正确率和最高正确率都高于该算法优化的 BP 神经网络。在测试集的分类实验中,SVM 分类的结果方差比 BP

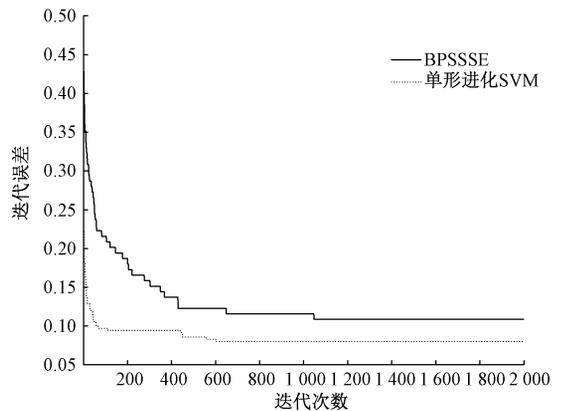


图 5 SVM 和 BP 误差对比

Fig. 5 Error comparison of SVM and BP

神经网络高 1.97,由于方差越小波动越小,说明了 SVM 的分类结果更稳定,且具有更好的泛化能力。

表 3 SVM 与 BP 分类的正确率和 *Kappa* 系数

Table 3 Classification accuracy and *kappa* values of SVM and BP

分类	SVM	BP
平均正确率/%	82.47	80.17
最高正确率/%	87.86	87.14
方差	2.13	4.10
<i>Kappa</i>	0.88	0.82

4 讨论

为了评估本文方法对 MI 脑电信号的总体识别性能,对近年来广泛使用基于深度学习的相关文献[16-18]进行了对比实验,如表 4 所示。对比可知,本文方法对数据 1 的最高分类正确率比文献 20 低了 2.14%,但 *Kappa* 值高了 0.08,本文方法对数据 2 的平均分类正确率和 *Kappa* 值均比其他文献高。

深度学习实质是通过构建具有很多隐层的机器学习模型,其在 MI 脑电信号的分类识别上的优越性不可否认。但深度学习网络结构复杂,容易出现陷入局部极值和过拟合现象,且随着网络复杂度增加,学习参数也会增加。

表 4 本文方法与深度学习相关文献分类结果对比

Table 4 Comparison of classification results from the proposed method and the literatures of deep learning

方法	数据 1		数据 2	
	最高正确率/%	<i>Kappa</i>	平均正确率/%	<i>Kappa</i>
文献[19]	—	—	78.60	0.57
文献[20]	90.00	0.80	75.10	0.55
文献[21]	—	—	64.00	—
本文	87.86	0.88	79.75	0.64

单形进化算法优化的 SVM 实现对 MI 脑电信号特征值的分类,最高分类正确率达到国际竞赛水平(BCI 竞赛 Data set III 的排名:第 1 名 89.29%,第 2 名 86.43%)。为了进一步验证本文方法的优势,与近年来采用其他算法优化的 SVM 相关文献[19-21]进行对比,对比表明本文方法相比于其他算法优化的 SVM 的分类正确率有所提高。

与其他的智能优化算法相比,单形进化算法在初始参数的选择上并无复杂的要求,只需要设定群体数量这一个参数。这降低了算法嵌入网络的复杂度,减小了因参数设置不当对网络性能的影响;此外,多角色态策略使进化的粒子快速收敛到最优解,确保群体的全局性与多样性,从而使学习速度得到提升。

5 结 论

本文提取 MI 脑电信号的模糊熵和 AR 模型系数作为特征,然后提出基于单形进化算法优化的 SVM 对其进行分类识别,并取得了较高的分类正确率。在确保正确率的前提下,单形进化优化算法简单易行,通过多角色态保证了群体的多样性;通过随机搜索策略较少了算法参数控制,确保了算法的收敛性,提高了 SVM 的学习能力。通过对国际 BCI 竞赛数据分析实验,证实了单形进化算法优化的 SVM 对 MI 脑电信号的分类识别的可靠性和可行性,同时对比其他脑电信号分类识别方法,显示该算法具有相对的优越性。本文方法实现了 MI 脑电信号的左右手的准确分类,为后续的基于 MI 脑电的 BCI 系统在线研究奠定良好基础。但本文方法应用于 MI 脑电信号的分类准确率无明显提高,仅提升了学习效率,能否将本文算法推广到深度学习或卷积神经网络的学习中,以提高识别准确率,还需要进一步的探讨。

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 & Control, 2019, 27(10): 5-12.
- [2] FU Y, XU B, LI Y, et al. Single-trial decoding of imagined grip force parameters involving the right or left hand based on movement-related cortical potentials[J]. ENCE Bulletin (S1001-6538), 2014, 59(16): 1907-1916.
- [3] 李明爱,崔燕,杨金福. 脑电信号中眼电伪迹自动去除方法的研究[J]. 电子学报, 2013, 41(6): 1207-1213.
LI M AI, CUI Y, YANG J F. Research on removing

ocular artifact automatically from EEG signals[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1207-1213.

- [4] 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.
CAI J, LI Y T, SONG X F, et al. Classification of motor imagery based on two rhythms of EEG and BP neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 176-182.
- [5] 曹胜海,伏云发,彭尧,等. 基于 CSP 和 RR 的多类运动想象脑电信号的识别分类研究[J]. 软件, 2017, 38(12):223-228.
CAO SH H, FU Y F, PENG Y, et al. Recognition and classification of multi-class motor imagery EEG signals based on CSP and RR [J]. Computer Engineering & Software, 2017, 38(12): 223-228.
- [6] 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.
LIU B, TANG Y Q, CAI M D, et al. EEG signal motion imagination feature extraction and classification algorithm based on CSP-PSO-SVM [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2020, 51(6): 1551-1564.
- [7] 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.
CHU Y B, FEI SH W, FAN X. Feature extraction and classification of motor imagery electroencephalogram signals based on WT-SVD-SVM and WT-SVD-KNN [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2019, 45(6): 881-887.
- [8] MEBARKIA K, REFFAD A. Multi optimized SVM classifiers for motor imagery left and right hand movement identification [J]. Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine, 2019, 42(4): 949-958.
- [9] 李渝,吴增印. 基于分段核函数的支持向量机及其应用[J]. 现代电子技术,2013,36(16):5-8.
LI Y, WU Z Y. Support vector machine based on segmented kernel function and its application [J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(16): 5-8.
- [10] QUAN H, SHI X. A surface-simplex swarm evolution algorithm [J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences(S1007-1202), 2017, 22(1):38-50.
- [11] LEMM S, SCHÄFER C, CURIO G. BCI competition 2003—Data set III: Probabilistic modeling of sensorimotor mu rhythms for classification of imaginary hand movements [J]. IEEE Transactions on Biomedical

- Engineering, 2004, 51(6):1077-1080.
- [12] BCI Competition IV [DB/OL]. [2015-08-13], <http://www.bbc.de/competition/iv/>.
- [13] FURTSCHELLER G P. Functional brain imaging based on ERD/ERS [J]. Vision Research, 2001, 41 (10-11):1257.
- [14] 张学军, 万东胜, 孙知信. 基于 LMD 和模糊熵融合 CSP 的脑电信号特征提取方法 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 226-234.
ZHANG X J, WAN D SH, SUN ZH X. EEG signal feature extraction method based on LMD and FE combined with CSP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 226-234.
- [15] 李颖. 随机信号的功率谱估计及其算法的改进 [D]. 天津: 天津大学, 2015.
LI Y. Spectral estimation of random signals and its improvements [D]. Tianjin: Tianjin University, 2015.
- [16] 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.
HE Q, SHAO D D, WANG Y W, et al. Analysis and intention recognition of motor imagery EEG signals based on multi-feature convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 138-146.
- [17] REZAEI T Y, UGUR H. A novel deep learning approach for classification of EEG motor imagery signals [J]. Journal of neural engineering, 2017, 14(1): 016003.
- [18] ZHU X Y, LI P Y, LI C B, et al. Separated channel convolutional neural network to realize the training free motor imagery BCI systems [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 49.
- [19] CHEN S, LUO Z, GAN H. An entropy fusion method for feature extraction of EEG [J]. Neural Computing and Applications, 2018, 29(10): 857-863.
- [20] 邹晓红, 张轶勃, 孙延贞. 基于局部均值分解和多尺度

熵的运动想象脑电信号特征提取方法 [J]. 高技术通讯, 2018, 28(1): 22-28.

ZOU X H, ZHANG Y B, SUN Y ZH. A method for extraction of motor imagery EEG features based on local mean decomposition and multiscale entropy. [J]. Chinese High Technology Letters, 2018, 28(1): 22-28.

- [21] 常宇. 基于运动想象的脑电信号分析与脑机接口系统设计 [D]. 太原: 中北大学, 2019.

CHANG Y. Analysis of EEG signal based on motor imagery and design of brain-computer interface system [D]. Taiyuan: North University of China, 2019.

作者简介



王清杰, 2018 年于河南科技大学获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理。

E-mail: 1154592129@qq.com

Wang Qingjie received her B. Sc. degree from Henan University of Science and Technology in 2018. Now she is a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. Her main research interest includes signal processing.



全海燕, 1993 年于武汉水利电力大学获得学士学位, 2004 年于云南大学获得硕士学位, 2010 年于云南大学获得博士学位, 现为昆明理工大学副教授, 研究领域为信号与信息处理、智能优化与决策、地球物理信息研究。

E-mail: quanhaiyan@163.com

Quan Haiyan received his B. Sc. degree from Wuhan University of Hydraulic and Electric Engineering in 1993, M. Sc. degree from Yunnan university in 2004, and Ph. D. degree from Yunnan university in 2010. Now he is an associate professor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include signal and information processing, intelligent optimization and decision making, and geophysical information research.