

基于ABC-SVM的运动想象脑电信号模式分类

马玉良,刘卫星,张淞杰,王振杰,张启忠
杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所,浙江 杭州 310018

【摘要】为了提高运动想象脑电信号分类的准确率,针对传统支持向量机(SVM)分类方法在脑电信号处理中存在寻优繁琐、工作量大和分类正确率低等问题,本研究提出一种基于人工蜂群(ABC)算法优化SVM的分类识别方法。首先利用正则化共空间模式对脑电信号进行特征提取,然后利用ABC算法优化SVM的惩罚因子和核参数,最后利用提取的右手和右脚两类脑电信号样本特征对优化后的SVM进行训练和分类测试。实验结果表明ABC-SVM分类器提高了脑电信号分类的准确率,比传统的SVM分类器准确率高出2.5%,证明该算法的可行性和较高准确性。

【关键词】脑电信号;人工蜂群算法;支持向量机;正则化共空间模式;模式分类

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2018)09-1056-07

Pattern classification of motor imagery EEG signals based on ABC-SVM algorithm

MA Yuliang, LIU Weixing, ZHANG Songjie, WANG Zhenjie, ZHANG Qizhong

Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: Due to the problems of traditional support vector machine (SVM) classification method in electroencephalogram (EEG) signal processing, such as high complexity of searching the optimal parameters, heavy workload and low classification accuracy, a new SVM classification method based on artificial bee colony (ABC) algorithm is proposed in this study to improve the accuracy of motor imagery EEG recognition. Firstly, the regularization common spatial pattern is used for EEG feature extraction. Then penalty factor and kernel function of SVM are optimized by ABC algorithm. Finally, the optimized SVM classifiers is trained and tested by two kinds of EEG data of right foot and right hand movements. The final results show that the accuracy of ABC-SVM classifier for EEG classification is averagely 2.5% higher than that of non-parameter-optimized SVM classifier, which proved that the proposed algorithm is feasibility and achieves a high accuracy in motor imagery EEG recognition.

Keywords: electroencephalogram signal; artificial bee colony algorithm; support vector machine; regularization common spatial pattern; pattern classification

前言

脑-机接口(Brain-Computer Interface, BCI)技术是根据人在思维变化的时候产生的脑部生物信号的不同来分析患者的要求,从而控制外部设备,实现对大脑控制肌肉运动进行模拟的系统^[1]。BCI技术不需要人体肌肉骨骼的支持,只要大脑思维活动正常就可以实现^[2]。近年来,BCI技术迅速成为研究热点,并逐步发展成为一门新兴的多学科交叉技术。

脑电信号的模式分类是BCI系统中尤为重要的一环,最终分类的结果准确率必须得到一定的实用程度,这项技术才有可能运用到实际中,因此如何提高系统的识别率是本研究的重点。脑电信号分类识别的主要方法有线性判别分析^[3]、K-最邻近分析以及人工神经网络^[4]等。支持向量机(SVM)是1995年首次提出的一种分类技术,常被用于模式分类和非线性回归。SVM的基本原理是在空间寻找最优决策面,使不同类别的数据能分布在决策面的两侧,进而实现分类^[5]。SVM能较好地解决小样本、非线性、高维数、局部极小点等实际问题,分类的结果准确率能达到84%以上,但是人们在运用SVM的时候遇到一些参数选取的问题。多采用经验默认和交叉验证法来设置SVM的惩罚参数和核参数。不同的参数对分类器有很大的影响,此外SVM的核函数也没有确定

【收稿日期】2018-03-04

【基金项目】国家自然科学基金(61372023);浙江省自然科学基金(LY17F030021)

【作者简介】马玉良,博士,副教授,主要研究方向:生物信号检测与处理、仿生假肢及其控制、智能控制等, E-mail: mayuliang@hdu.edu.cn

的方法,常采用经验法设置^[6]。

脑电信号的分类精度直接影响BCI系统的实用性,常规的经验法和默认的交叉验证法得出的参数并不是最优的,实验分析结果证明合适的参数设置能较大程度提高脑电信号分类的识别率。一些参数优化的方法开始用于SVM的参数搜索上,主要包括遗传算法^[7]、模拟退火算法和粒子群算法^[8]等,但这些优化方法都有各自的局限性:遗传算法的收敛速度较慢且容易陷入局部最优值;梯度下降算法全局搜索能力差;粒子群优化算法是经常用到的参数优化方法,该方法简单高效,但是极容易陷入局部最优区,不能获得全局最优解。人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法^[9]是模拟蜜蜂觅食的过程,通过不同工种蜜蜂的分工和合作,能够有效地避开局部极值区域,且该算法搜索速度较快^[10],非常适合用来设置SVM的参数。

考虑到ABC算法作为一种新的群智能优化算法所表现出的优良特性^[11],并结合脑电信号的特点,本研究将ABC算法优化的SVM用于运动想象脑电信号的分类识别,采用ABC算法优化SVM的核函数和惩罚因子,增强分类器的分类性能,从而提高脑电信号的分类准确率。

1 SVM

SVM是Vapnik等^[12]于20世纪末首次提出的一种分类技术,在解决非线性和高维数据等分类方面有很好的效果。在求SVM最优超平面的时候会涉及到函数的内积,SVM一般用核函数来变相求解,通过升维的方法将非线性问题转化为线性问题。本研究将利用SVM来实现二类运动想象脑电信号的分类,设定样本集为 (x_i, y_i) , $i=1, 2, \dots, l$, $x \in R^N$, 且 $y_i \in \{+2, +1\}$ 为向量 x_i 类别标识,两者满足下列公式:

$$y_i[(w \cdot x_i) + b] - 1 \geq 0, i=1, 2, \dots, l \quad (1)$$

通过Lagrange乘子法转化为由训练数据表示的对偶问题求解,寻优目标函数转化为:

$$\min Q(a) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l a_i a_j y_i y_j \cdot K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^l a_i \quad (2)$$

满足约束条件: $\sum_{i=1}^l a_i y_i = 0$, $0 \leq a_i \leq c$, 其中 a_i 为每个约束条件对应M的Lagrange乘子, c 是样本分类的惩罚参数。

求解上述问题,选择合适的核函数,本研究选择的高斯径向基核函数(RBF)如下:

$$K(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2) \quad (3)$$

得到最优分类函数如下:

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l a_i^* y_i K(x, x_i) + b^*) \quad (4)$$

其中, a^* 、 b^* 为确定最优分类面参数,可由任何一个SVM求得。

2 ABC算法

ABC算法是基于蜜蜂觅食的群体智能算法,不同工种的蜜蜂在工作的时候会获取和分享觅食途中的食物浓度,从而引导蜂群的移动。ABC算法中的蜜蜂包括采集蜂、观察蜂和侦察蜂,不同蜂种相互配合。采集蜂的工作是根据目前的食物信息,在上一个解的基础上搜索食物源一定范围内的新的位置,如果发现新位置的适应度高于原来位置的适应度,那么就更新采集蜂的位置,否则保持不变。观察蜂在分析采集蜂的数据信息后,根据一定的选择概率来确定新的食物源。如果发现某食物源位置的适应度太差,那么就舍弃这个位置,采集蜂就变成侦察蜂来随机搜索新的位置。

ABC算法中,食物源的数量就是采集蜂和观察蜂的个数和,每个蜜蜂的坐标位置代表了一个解,如果只有两个参数,那么每个蜜蜂的坐标就对应每对参数的值,坐标点的结果表示该位置的适应度,每个位置表示一个食物源,位置的食物浓度用适应度^[13-14]来表示。下面详细介绍ABC算法参数优化的过程。

(1)初始化蜂群参数。利用随机数随机产生 S_N 个 D 维数组, D 是我们需要优化的参数个数,每一列的值对应各个参数的值,每个解 $x_i (i=1, 2, \dots, S_N)$ 相当于一个 D 维向量。

(2)采集蜂搜寻更新。采集蜂会从当前食物源(原始解)的位置搜索找到一个新的位置,根据当前位置和新位置的适应度的对比来选择是否更新蜜蜂的位置。

(3)观察蜂选择。观察蜂选择解的规则满足概率 p_i :

$$p_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{i=1}^{cs} \text{fit}_i} \quad (5)$$

其中, fit_i 表示第 i 解的适应度; cs 为蜂群蜜蜂的个数。

采集蜂和观察蜂对比记忆中的旧解,在当前位置邻域搜寻新位置,产生新的解 v_{ij} :

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}) \quad (6)$$

式中 $i \neq k$, $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, $\varphi = (\text{rand} - 0.5) \times 2$, 范围为 $[-1, 1]$ 的随机数,随着不断的搜索迭代进行,各工种蜜蜂会朝着一个位置移动,搜索的范围也越

来越小。

(4)变侦察蜂。如果位置对应的解经过最大更新次数 Limit 次循环后,该位置的食物浓度仍然没有改进,那么就放弃该位置,原先的采集蜂就变成侦察蜂,继续随机搜索新的食物位置。

(5)迭代完成。判断蜂群位置迭代的次数是否达到了设置的最大迭代次数,如果达到就结束搜索,输出最优位置的解;反之继续。

3 ABC算法优化SVM

在BCI应用中,为了获取分类准确率更高的SVM分类器,需要对SVM的各个参数进行寻优搜索。本研究利用ABC算法的全局搜索能力,对SVM建模过程中的惩罚参数 c 和核函数参数 g 进行优化,以获得较为精确的、分类效果更佳的SVM分类器。

ABC算法优化SVM的具体实现步骤如下:

(1)初始化蜂群。设置蜂群的个数 S_N ,蜂群搜索的最大搜索次数 Limit 和停止迭代的次数 MCN 等。

(2)设置蜂群搜索的目标函数(适应度函数)。将分类的错误率作为蜂群的适应度函数,ABC算法中适应度函数表达式为:

$$\text{fit} = \frac{1}{1 - V_{\text{acc}}} \quad (7)$$

其中, V_{acc} 为训练样本的分类正确率。

(3)采集蜂在初始位置按式(6)搜索周围新的食

物源坐标,并计算适应度值,根据新旧位置的适应度的高低来迭代蜂群的位置。

(4)观察蜂分析各个采集蜂提供的信息,并计算适应度从而生成新的种群位置,本研究采用贪心算法来选择。

(5)判断蜂群搜索的次数是否达到最大循环次数 Limit,没有则返回步骤(2)继续循环搜索,如果某些蜜源经过 Limit 次循环依旧没有进步,就舍弃该位置,采集蜂转变为侦察蜂,这个行为有效避免了蜂群陷入局部最优。

(6)迭代完成,将最后输出的解的坐标作为SVM的两个参数,完成分类器的设定,进而将该分类器用于脑电信号的分类。

4 实验结果与分析

先通过ABC算法搜索多极值函数的极值点来模拟该算法的性能,并对该方法同遗传算法与粒子群算法做对比,然后将本研究的方法用在脑电信号的分类中。

4.1 函数极值优化对比

4.1.1 实验数据 本次对比采用具有多极值特点的经典函数作为举例分析。两个函数的表达式如表1所示。两个函数的三维波形图如图1所示,函数具有多个极值,这体现ABC算法能够避免陷入局部最优的好处。

表1 测试函数

Tab.1 Test functions

Function name	Functional expression	Search space	Optimum solution
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
Griewank	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	0

4.1.2 分析处理 用上文提及的3种种群优化算法分别对函数求极值和极值点坐标,多次求解取均值。各方法得出的结果表2所示。由表2可以看出,3种搜索方法中,ABC算法的结果要明显高于其他两种方法,并且该方法有效地防止了陷入局部极值。

4.2 基于ABC-SVM的脑电信号分类

4.2.1 实验数据 为了体现算法的普适性,本研究的分析采用2005年的BCI竞赛数据集^[15],该数据集是脑电运动想象处理的公共数据集,已有很多学者将各种算法用在该数据集上。该数据集包括5名健康受试者(aa、al、av、aw、ay),在数据采集的时候各受

试者已经过训练,受试者需要在电脑显示器前面根据显示器的动作提示来完成左右手脚的相应动作。实验设计动作时间为3.5 s,每个动作之间休息1.75~2.25 s。脑电信号通过电极帽采集,电极帽设计为118通道采集,共280次运动想象数据。受试者的动作数据分类训练集和测试集如表3所示。

4.2.2 基于正则化共空间模式(Regularization Common Spatial Pattern, R-CSP)的脑电信号特征提取 本次实验分析是基于两类情况的处理,CSP算法在二分类识别中具有明显的优越性^[16]。CSP算法特征提取算法的核心是不同类别的信号在空间的投影

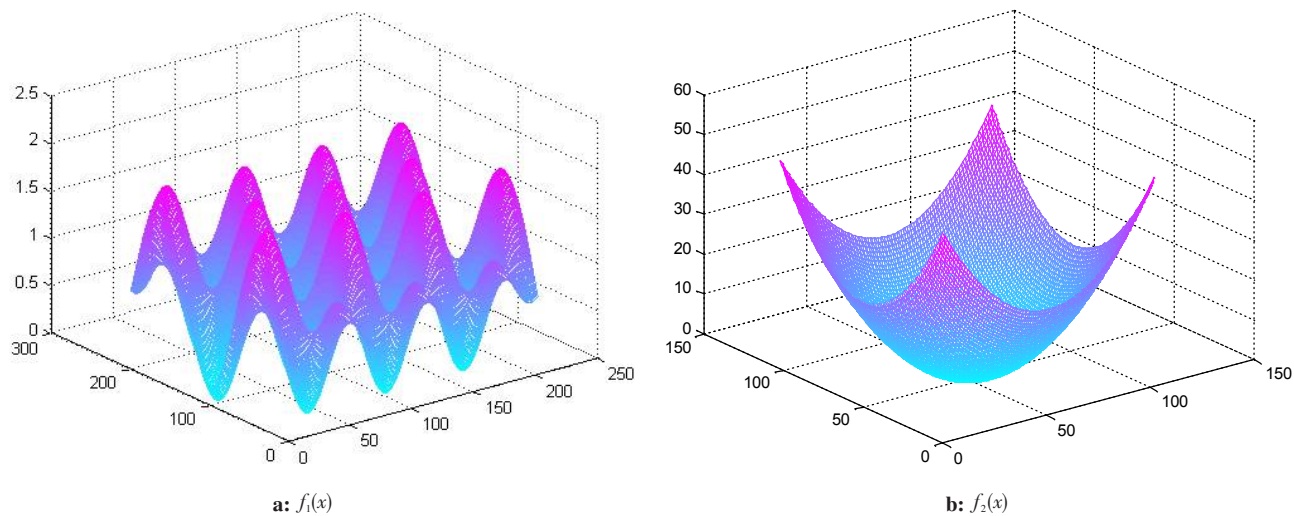


图1 测试函数三维波形图

Fig.1 Three-dimensional waveform diagram of the test function

表2 优化算法的最优值结果

Tab.2 Optimal results of optimization algorithm

Solution	ABC algorithm	Genetic algorithm	Particle swarm optimization
$f_1(x)$	0±0	2.794 138E-3±0.000 32	2.511 30E-8±0.000 000
$f_2(x)$	0±0	6.720 584E-4±0.000 00	1.549 00±0.066 95

ABC: Artificial bee colony

表3 实验数据一览表

Tab.3 Experimental data

Subject	Training set	Test set
aa	168	112
al	224	56
av	84	196
aw	56	224
ay	28	252

有很大区别,不同的信号因为能量、频率等的差异在某个空间滤波器上的投影会有明显的差别^[17]。由于采集样本个数较少且采集的数据会受到受试者情绪和身体状况等的影响,导致协方差的计算受到影响。本研究采用R-CSP算法对脑电信号进行特征提取,引入正则化参数 β 和 γ ,合理利用主受试者和辅助受试者的实验数据,将辅助受试者的实验数据加以利用,不仅可以减少脑电信号分类的个体差异性,而且还可以减少因主受试者样本数量较少而产生的分类误差^[18-19]。由于正则化算法适用样本数量较少的情况,当样本数量较大时,取 $\beta=\gamma=0$,此时相当于传统的CSP。

设脑电信号为 E_c^i , $c \in \{1, 2\}$ 表示类别 c 的第 i 个样

本的脑电信号, $N \times T$ 维(N 为通道数, T 为每次实验中每个通道的采样点数)。本研究利用R-CSP得到的空间滤波器 W , $N \times Q$ 维,其中 $Q=2\alpha$,得到特征向量 $X=W^T E$, X 经变换得到最终的 Q 维特征向量 Y ,其中第 q 个特征向量表示如下:

$$y_q = \log \left(\frac{\text{var}(x_q)}{\sum_{q=1}^Q \text{var}(x_q)} \right)$$

(8)

其中, x_q 为 X 的第 q 行向量, $\text{var}(x_q)$ 为 x_q 的方差。

4.2.3 实验及结果分析 本研究采用R-CSP对右手右脚两类信号进行特征提取,然后对适应度函数和相关参数进行设置,经过多次反复试验,我们设置蜂群蜜蜂的个数 cs 为20,蜂群目标函数最大迭代次数MCN为100,采集蜂最大搜索次数Limit为50,优化参数的个数Dim设为2,分别表示SVM的惩罚参数和核参数,参数的搜索范围为 $[0.1, 100]$ 。然后按照ABC算法优化SVM的过程进行迭代搜索,将寻找到的最优惩罚因子 c 的值和核参数 g 的值用来构造SVM模型并输入到SVM分类器中。图2以受试者al(al为主受试者)为例来表明蜂群的迭代过程曲线,实验样本数量为100,可以看出该适应度不断向最优适应度靠近,本次实验迭代完成后得到的两个最优参

数值 $c=19.3471$, $g=0.62$ 。在SVM分类器快速寻找到最佳的惩罚参数 c 和核参数 g 过程中,ABC系统本身调节参数较少,目标函数收敛速度快,非常适合本研究的参数选取。

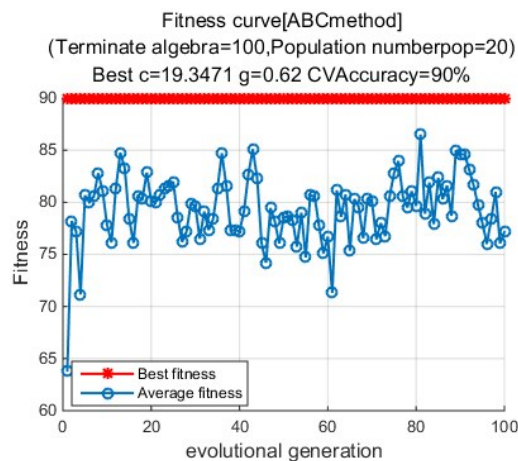


图2 ABC算法寻找最优参数曲线

Fig.2 Curve of ABC to search the optimal parameter

本实验分别以aa、al、av、aw、ay为主试者,其他4个为辅助受试者,样本数量从大到小选择,当正则化参数 $\beta=\gamma=0$ 时相当于传统的CSP算法。通过合理地选择两个正则参数来达到最佳的特征分类效果。当aa、al样本数量分别为200、100时,将正则化的参数均设为0;当av、aw样本数量分别为80、56时,选择最佳正则化参数 $\beta=0$ 、 $\gamma=0.01$,然后进行特征提取。先利用R-CSP算法进行特征提取,然后分别利用常规SVM、ABC-SVM进行分类识别。图3、图4为以aa为受试者,样本数量为100时,分别以SVM和ABC-SVM进行分类实验过程中测试集正确率示意图。从图中可以明显看出ABC算法优化后的分类效果比优化前分类效果好。

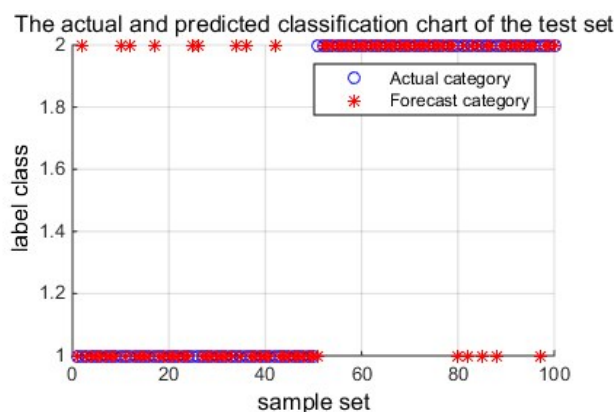


图3 优化前SVM分类准确率示意图

Fig.3 Diagram of support vector machine (SVM) classification accuracy before optimization

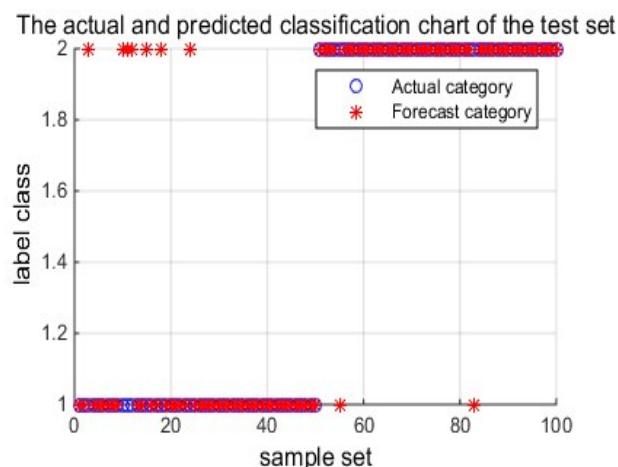


图4 优化后ABC-SVM分类准确率示意图

Fig.4 Diagram of ABC-SVM classification accuracy after optimization

表4、表5为以aa、al、av、aw为主受试者,其他为辅助受试者,分别利用SVM和ABC-SVM进行分类的3组实验结果数据,分类器输入为同一个特征样本组。数据分析表明选择不同数量的样本时,ABC优化后的SVM分类相对传统的SVM均有明显提升,ABC-SVM的分类识别率比传统的SVM分类识别率提高了2.5%左右,表明ABC-SVM能在获取最优参数的同时有效地提高SVM的性能。

表4 ABC优化前SVM的分类

Tab.4 Classification of SVM before ABC optimization

Subject	Training set	Test set	Accuracy rate/%	Average accuracy/%
aa(100)	52	48	95.83	96.40
	54	46	95.65	
	56	44	97.72	
al(200)	101	99	92.55	89.46
	108	92	88.04	
	110	90	87.78	
av(80)	42	38	81.58	77.63
	44	36	77.80	
	46	34	73.53	
aw(56)	30	26	88.46	88.96
	32	24	87.51	
	34	22	90.91	

为了突出本研究提出的分类方法的优越性,分别采用ABC、遗传算法、粒子群算法来对SVM进行参数优化,从而进行动作分类。以前4个为主受试者,其他作为辅助受试者,实验数据均采用标准的竞

表5 ABC优化SVM后的分类
Tab.5 Classification after SVM optimized by ABC

Subject	Training set	Test set	Accuracy rate/%	Average accuracy/%
aa(100)	52	48	97.94	97.76
	54	46	97.83	
	56	44	97.52	
al(200)	101	99	94.64	92.37
	108	92	90.32	
	110	90	92.15	
av(80)	42	38	82.58	81.50
	44	36	81.50	
	46	34	80.42	
aw(56)	30	26	93.32	92.30
	32	24	92.67	
	34	22	90.91	

赛数据,对各受试者均做同样的R-CSP特征提取以保证实验对比的条件一致,使结果更具有可比性。各优化算法结果对比如图5所示。可以看出本研究提出的ABC-SVM具有更高的分类精度,说明本研究采用的优化算法更适用于脑电信号的分析。

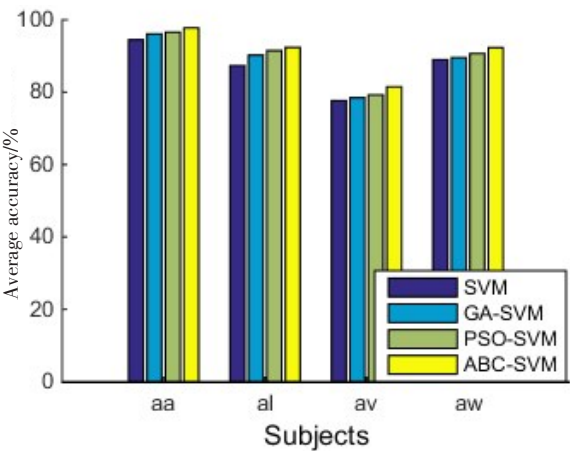


图5 ABC-SVM与其它分类方法准确率对比
Fig.5 Comparison of the accuracy of ABC-SVM and other classification methods

5 结论

由于传统SVM分类方法在脑电信号处理中存在参数选择和分类正确率低等问题,本研究提出了一种基于ABC算法优化SVM的分类方法,用于脑电信号的分类。将SVM分类错误率的倒数作为适应度函数,模拟蜂群觅食的行为来设置最优的SVM惩罚参

数和核参数,达到提升系统的分类精度的目的。通过测试函数验证ABC的寻优性能,证明了采用本研究的方法能够在很大程度上克服局部最优点,避免陷入局部最优。利用ABC-SVM分类器识别脑电信号的实验结果表明本研究提出的方法具有更高的精度,证明了ABC-SVM在脑电信号分类方面能够取得很好的效果。

【参考文献】

[1] MARCHETTI M, PRIFTIS K. Brain-computer interfaces in amyotrophic lateral sclerosis: a meta analysis [J]. Clin Neurophysiol, 2015, 126(6): 1255-1263.

[2] LOTTE F, CONGEDO M, LÉCUYER A, et al. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces[J]. J Neural Eng, 2007, 4(2): R1-R13.

[3] 温俊芹, 王修晖. 基于线性判别分析和自适应K近邻法的手势识别[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(3): 643-648.

WEN J Q, WANG X H. Hand gesture recognition with linear discriminant analysis and adaptive K-nearest neighbor algorithms[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(3): 643-648.

[4] 乔杉. 基于BP神经网络的人脸识别方法研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2014.

QIAO S. Research on human face recognition method based on BP neural network[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2014.

[5] 吴怡之, 席恋. 基于支持向量机分类的脑中风微波检测[J]. 微型机与应用, 2016, 35(13): 55-56, 59.

WU Y Z, XI L. Microwave detection of brain stroke based on SVM [J]. Microcomputer and its Application, 2016, 35(13): 55-56, 59.

[6] 刘斌, 魏梦然, 罗聪. 基于脑电BCI的研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2014, 10(7): 1493-1495.

LIU B, WEI M R, LUO C. Research progress on BCI based on EEG [J]. Computer Knowledge and Technology, 2014, 10(7): 1493-1495.

[7] 吴景龙, 杨淑霞, 刘承水. 基于遗传算法优化参数的支持向量机短期负荷预测方法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(1): 180-184.

WU J L, YANG S X, LIU C S. Parameter selection for support vector machines based on genetic algorithms to short-term power load forecasting [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2009, 40(1): 180-184.

[8] 谷文成, 柴宝仁, 滕艳平. 基于粒子群优化算法的支持向量机研究[J]. 北京理工大学学报, 2014, 34(7): 705-709.

GU W C, CHAI B R, TENG Y P. Research on support vector machine based on particle swarm optimization [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2014, 34(7): 705-709.

[9] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. J Global Optim, 2007, 39(3): 459-471.

[10] 宁爱平, 张雪英. 人工蜂群算法的收敛性分析[J]. 控制与决策, 2013, 28(10): 1554-1558.

NING A P, ZHANG X Y. Convergence analysis of artificial bee colony algorithm[J]. Control and Decision, 2013, 28(10): 1554-1558.

[11] KARABOGA D, BASTURK B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Appl Soft Comput, 2008, 8(1): 687-697.

[12] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. Heidelberg: Springer-Verlag, 1995: 123-179.

[13] 刘路, 王太勇. 基于人工蜂群算法的支持向量机优化[J]. 天津大学学报, 2011, 44(9): 803-809.

- LIU L, WANG T Y. Support vector machine optimization based on artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Tianjin University, 2011, 44(9): 803-809.
- [14] 于明, 艾月乔. 基于人工蜂群算法的支持向量机参数优化及应用[J]. 光电子·激光, 2012, 23(2): 374-378.
- YU M, AI Y Q. SVM parameter optimization and application based on artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(2): 374-378.
- [15] BLANKERTZ B, DORNHEGE G, KRAULEDAT M, et al. The non-invasive Berlin brain-computer interface: fast acquisition of effective performance in untrained subjects[J]. Neuroimage, 2007, 37(2): 539-550.
- [16] SAMEK W, VIDAURRE C, MÜLLER K R, et al. Stationary common spatial patterns for brain-computer interfacing[J]. J Neural Eng, 2012, 9(2): 026013.
- [17] 杨邦华, 陆文字, 何美燕, 等. 脑机接口中基于WPD和CSP的特征提取[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(11): 2560-2565.
- YANG B H, LU W Y, HE M Y, et al. Novel feature extraction method for BCI based on WPD and CSP[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(11): 2560-2565.
- [18] 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.
- [19] LU H, PLATANOTIS K N, VENETSANOPOULOS A N. Regularized common spatial patterns with generic learning for EEG signal classification[C]//Engineering in Medicine and Biology Society, 2009. Annual International Conference of the IEEE, 2009: 6599-6602.
- (编辑:谭斯允)