

基于交叉运算的人工蜂群优化 BP 神经网络的脑电信号分类

徐健, 陈倩倩*, 刘秀平

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

摘要 为了提高脑电信号的分类准确率,提出一种基于人工蜂群算法和 BP 神经网络的分类方法。针对反向传播 (BP) 神经网络存在全局搜索能力差、对初始权重敏感和人工蜂群算法的搜索公式精于探索但疏于开发等问题,采用全局搜索因子来增强人工蜂群算法的开发能力,再加入交叉运算来解决人工蜂群算法的全局搜索。采用改进的算法来优化 BP 神经网络对初始权重敏感的问题,进而实现对脑电信号的分类。实验结果表明,所提算法对脑电信号的分类准确率更高,分类准确率达到 91.5%,而且可以加快收敛速度。

关键词 光计算; 神经网络; 脑电信号; 人工蜂群; 交叉运算

中图分类号 TP183 **文献标志码** A

doi: 10.3788/LOP57.212001

Classification of Electroencephalography Based on BP Neural Network Optimized By Crossover Operation of Artificial Bee Colonies

Xu Jian, Chen Qianqian*, Liu Xiuping

School of Electronic Information, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract In order to improve the classification accuracy of EEG signals, a classification method based on an artificial bee colony algorithm and back propagation (BP) neural network is implemented. In order to improve the poor global search abilities and sensitivity to initial weights of BP neural networks, the global search factor is used to enhance an artificial bee colony algorithm search formula, which is proficient in exploration but required further development. A crossover operation is used to improve the global search capacity of the artificial bee colony algorithm. This enhanced algorithm is further used to optimize the sensitivity of the BP neural network to initial weights, enabling classification of EEG signals. The experiment results show that the proposed algorithm produces a highly accurate EEG signal classification of 91.5% with an accelerated convergence speed.

Key words optics in computing; neural network; electroencephalography; artificial bee colony; crossover operation

OCIS codes 200.4260; 100.4996; 330.5000

1 引言

脑机接口 (BCI)^[1]不依赖于外周神经和肌肉便可以直接实现对肢体和外部设备的控制,其将大脑发出的脑电波 (EEG) 信号通过特定的传感器进行采集和分析处理来控制相应的设备,在信号处理的过程中,对于 EEG 的分类是至关重要的一步。

目前,国内外研究者提出了很多关于脑电信号

分类的方法,其中基于反向传播 (BP) 神经网络的分类方法在脑电信号的分类方面一直占据较为重要的地位。彭基伟等^[2]对遗传算法中的编码方式和适应度函数进行改进,实现了对 BP 神经网络中结构和参数的优化,该方法的收敛速度快,但是训练时间较长。Yang 等^[3]设计了一种基于遗传算法优化 BP (GA-BP) 神经网络的混合算法,该算法克服了原始 BP 算法对初始值的依赖,但其收敛时间比 BP 神经网络长。张小栋等^[4]提出了一种基于小波变换和人

收稿日期: 2019-12-17; 修回日期: 2020-01-12; 录用日期: 2020-03-09

基金项目: 陕西省重点研发项目 (2018GY-173)、陕西省科技厅重点研发项目 (2019KJ-036)、陕西省科技厅项目 (2019KJ-038)

* E-mail: 645615742@qq.com

工神经网络模型映射的脑电信号分类方法,其分类的准确率最高可以达到 85%。

针对 BP 神经网络在分类过程中存在全局搜索能力差、收敛速度慢和对初始权值敏感极易陷入局部最优的问题,多位学者采用了群体智能算法来优化 BP 神经网络,但是还存在许多缺点。其中 GA^[5] 易早期收敛,迭代后期出现收敛速度慢以及效率低等现象;蚁群算法(AOC)^[6] 寻优比较盲目,收敛速度慢,容易出现早熟停滞的现象,寻优过程中算法过分集中,所以容易陷入局部最优;基于人工蜂群(ABC)算法没有全局最优值记忆的功能,致使该算法因全局搜索能力不足而陷入局部最优。

针对上述不足,本文提出一种基于交叉运算和全局搜索因子的 ABC 优化 BP 神经网络分类方法,即 CGABC-BP(Cross Global Artificial Bee Colony-BP)。首先,雇佣蜂在邻域中进行全局搜索以提高算法的开发能力;其次,将相邻邻域和整个局域中寻找的最优值进行交叉融合以提高算法的全局寻优能力;最后,采用基于交叉运算和全局搜索因子的 ABC 优化神经网络的初始权重,避免 BP 神经网络陷入局部最优^[7]。采用所提方法对脑电信号进行分类,可以有效提高分类的正确率,使得脑电信号对外部设备的控制更为精准,在康复医疗等领域中起到至关重要的作用。

2 改进的 ABC 算法

2.1 ABC 算法

ABC 算法是由土耳其学者 Karaboga 等在 2005 年提出的,其是一种可以高效解决多变量函数优化问题的群体智能算法^[8-9]。ABC 算法的适应性较强,能够利用蜜蜂之间寻优的正反馈机制有效加快全局寻优的速度,尤其适用于求解诸如脑电信号等非线性、非平稳性且复杂的优化问题^[10]。

ABC 算法中最优蜜源所在的位置可以看作优化问题的最优解,ABC 采蜜的过程就是该算法寻找全局最优解的过程^[11]。ABC 算法中将蜜蜂分为雇佣蜂、观察蜂和侦察蜂三种,每个蜂种根据不同的分工来完成在不同环境下的各阶段工作。蜂群中雇佣蜂和观察蜂的数量相同,各占蜂群总数的 1/2,但是每个蜜源只有一个雇佣蜂。当某个蜜源被雇佣蜂和观察蜂丢弃时,该蜜源对应的雇佣蜂就会变成侦察蜂^[12]。蜜源的含蜜量是 ABC 算法中优化的适应度值,算法的本质就是不断进行迭代的过程,具体步骤如下。

1) 初始化:设 ABC 算法可以随机产生 N 个初始解,即 N 个蜜源和雇佣蜂,每个解 $x_i (i=1, 2, 3, \dots, N)$ 对应的蜜源是一个 D 维向量, D 为优化参数的个数。初始化蜜源 i 的位置可以表示为

$$x_{ij} = x_{\min} + \text{rand}(0,1)(x_{\max} - x_{\min}), \quad (1)$$

式中: $x_{ij} \in (x_{\min}, x_{\max})$,其中 x_{\min} 和 x_{\max} 分别表示搜索空间的最小值和最大值, $j \in (1, 2, \dots, D)$; $\text{rand}(\cdot)$ 表示随机函数。

2) 雇佣蜂全局搜寻新解:初始化之后,雇佣蜂开始对蜜源位置或函数的解进行循环搜寻,并根据记忆在限定区域内随机选择蜜源 x_i 以产生新的位置,表达式为

$$x'_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}), \quad (2)$$

式中: x_k 表示随机选取的 D 维向量蜜源, $k \in (1, 2, \dots, N)$,且 $k \neq i$; φ 表示控制搜索步长的随机数, $\varphi \in [-1, 1]$ 。产生新的蜜源 x'_{ij} 后,使用适应度函数分别求出初始解和新解的适应度值,如果新解的适应度值大于初始解,则使用新解替代初始解,否则将不可替代^[13]。

3) 观察蜂局部搜索:所有雇佣蜂完成搜索后,会与观察蜂分享蜜源和蜜源花蜜(适应度值),而观察蜂估计蜜源花蜜量的信息,以一定的概率选择蜜源位置并在其附近搜索新蜜源,并根据贪婪原则进行选择。概率表达式为

$$P_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^N f(x_j)}, \quad (3)$$

$$f(x_i) = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(x_i)}, & f(x_i) \geq 0 \\ 1 + \text{abs}[f(x_i)], & f(x_i) < 0 \end{cases}, \quad (4)$$

式中: $f(x_i)$ 表示蜜源 i 的适应度,其是 ABC 优化的目标函数; $\text{abs}(\cdot)$ 表示求绝对值的函数。

4) 侦察蜂出现:若达到最大且不更新的次数(limit)后,则雇佣蜂变成侦察蜂,通过(1)式得到一个新解并计算适应度值,然后再去寻找新的蜜源。

5) 迭代结束:如果每次迭代的次数达到 limit,则算法结束得到最优解;否则需要对算法继续进行迭代。

2.2 改进的 ABC 算法

ABC 算法当接近全局最优时会存在搜索速度慢和过早收敛的问题,以致陷入局部最优。(2)式中 $\varphi \in [-1, 1]$ 为随机数且 x_{kj} 为随机选取的一个分量,所以该搜索方程具有较好的探索能力,但忽略算

法的开发能力,因此需要更有效的全局搜索策略。Zhu 等^[14]根据粒子群算法提出了全局最优解引导的 ABC 算法(GABC),该算法可以很好地提高开发能力。每一次循环的过程中,根据搜索方程

$$v_{ij} = x_{ij} + \alpha(x_{ij} - x_{kj}) + \beta(x_j^{\text{Global}} - x_{xj}) \quad (5)$$

进行邻域搜索。式中: α 表示邻域搜索系数,值为在 $-1 \sim 1$ 之间的任意数; x_j^{Global} 表示整个蜂群搜索到的全局最优蜜源位置; β 表示随机值, $\beta \in [-1, 1]$,而且通过实验发现当 $\beta \in (0, 1.5)$ 时可以取得最好的效果。由(5)式可知,有最优位置 x_j^{Global} 的引导,在保证算法探索能力的同时可以提高算法的开发能力。但是在一定程度上会降低算法的全局寻优能力,基于此,提出一种交叉运算的全局 ABC (CGABC)算法,该算法可以有效解决 GABC 算法全局寻优能力不足的问题。

基于 CGABC 算法是结合遗传算法与 ABC 算法,其中遗传算法是一种具有自适应和自组织能力的搜索算法,包括选择、交叉和变异三种操作,广泛应用于解决复杂的优化问题。

交叉运算将选择出的两个个体作为父个体,将二者的部分码值按位进行交换。实验设有两个 8 位个体 P1 和 P2,如图 1 所示。

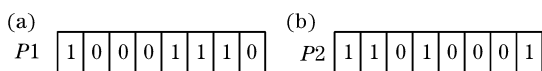


图 1 不同种类的个体。(a) P1; (b) P2

Fig. 1 Different kinds of individuals. (a) P1; (b) P2

现随机产生一个在 $1 \sim 7$ 之间的数 4,采用交叉操作可将 P1 和 P2 的后 4 位进行交换,可以得到一个新的个体,其交换过程如图 2 所示。

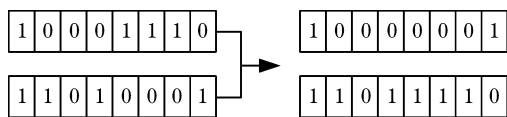


图 2 交叉运算示意图

Fig. 2 Schematic of crossover operation

常见的交叉运算包括指数交叉运算和二项交叉运算,而实验采用二项交叉运算并与人工蜂算法相结合,这可以提高 ABC 算法的全局寻优能力和开发能力。运算过程中,每一个分量都随机产生一个随机数 l ,取值范围为 $0 \sim 1$ 。若 $l < c$,则接受该目标分量,否则保留当前个体的分量^[15],其中 c 为交叉系数,其是二项式交叉运算中的重要参数。雇佣蜂搜索邻域后,与全局最优值进行交叉操作,搜索过程可以表示为

$$v'_{ij} = \begin{cases} v_{ij}, & l < c \\ x_j^{\text{Global}} + \beta(x_j^{\text{Global}} - v_{ij}), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

从理论上讲,当 c 取较大值时,算法的进化速度加快,这有利于提高算法的开发能力,但是会降低其探索能力; c 值越小越有利于提高算法的探索能力,但是会降低算法的开发能力,经过多次反复实验, c 一般取值为 $0.3 \sim 0.6$ 。与 GABC 算法相比,所提算法既能够保留 ABC 算法的搜索和开发能力,又可以提高算法的全局寻优能力。

3 BP 神经网络

BP 神经网络包含输入层、隐含层以及输出层,其中隐含层可以有一层或多层,存在于输入层和输出层之间^[16-17]。BP 神经网络是一个包含多层感知器的反向传播网络,传播过程由输入层的正向传播与输出层的误差反向传播两个过程组成,其中三层感知器的拓扑结构应用最为广泛,结构如图 3 所示。其中 t_1, t_2, \dots, t_n 为 BP 神经网络的输入变量, ω_{eh} 为输入层第 e 个神经元和隐含层第 h 个神经元之间的权值, y_1, y_2, \dots, y_p 为输出层各神经元之间的输入变量, z_1, z_2, \dots, z_q 为输出层各神经元之间的输出变量, $\Delta_1, \Delta_2, \dots, \Delta_n$ 为输出层的实际输出与期望输出之差, T_1, T_2, \dots, T_n 为输出层的期望输出, ω_{hf} 为隐含层第 h 个神经元和输出层第 f 个神经元之间的权值。

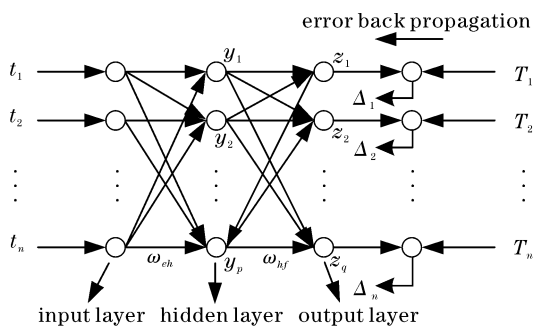


图 3 三层 BP 神经网络的拓扑结构

Fig. 3 Topological structure of three-layer BP neural network

网络结构中输入层有 n 个神经元,隐含层有 p 个神经元,输出层有 q 个神经元,则 BP 神经网络的输入变量为

$$t(m) = \{t_1(m), t_2(m), \dots, t_n(m)\}, \quad (7)$$

式中: m 表示样本数据的个数。隐含层的输入变量为

$$y_{eh}(m) = \sum_{e=1}^n \omega_{eh} t_e(m) - b_h, \quad (8)$$

式中: b_h 表示隐含层中第 h 个神经元的阈值; $h = 1, 2, \dots, p$ 。

输出层各神经元之间的输入变量为

$$z_{eo}(m) = \sum_{h=1}^p \omega_{ho} h_{oh}(m) - b_o, \quad (9)$$

式中: ω_{ho} 表示隐含层与输出层的连接权值; b_o 表示输出层各神经元的阈值; $o=1, 2, \dots, q$ 。

BP算法优化的目标函数值是输出层所有神经元的误差平方和,表达式为

$$E = \frac{1}{2M} \sum_{m=1}^M \sum_{o=1}^q [d_o(m) - z_o(m)]^2, \quad (10)$$

式中: $d_o(m)$ 表示输出层的期望输出变量; $z_o(m)$ 表示输出层的输入变量。

输出层各神经元的误差函数为

$$E_o(m) = z_o(m) [1 - z_o(m)] [d_o(m) - z_o(m)]. \quad (11)$$

输出层中各神经元的权值和阈值分别为

$$\Delta \omega_{ho}(m) = \eta E_o(m) y_{oh}(m), \quad (12)$$

$$\Delta b_o(m) = \eta E_o(m), \quad (13)$$

式中: η 表示学习率,用来反映训练学习的速度,取值范围为 $[0, 1]$; $y_{oh}(m)$ 表示隐含层的输出变量。

BP神经网络的 δ 学习规则是通过反向传播不断改变初始权值和阈值,使误差平方和最小^[18]。

4 CGABC-BP算法

CGABC-BP算法优化的目的是不断调整神经网络的权值和阈值,使得网络中输出层的输出值与期望值之间的差值达到最小。ABC优化的评价标准是样本的预测值与实际值的均方差(MSE)的大小,而MSE与蜜源的适应度值成反比。采用蜜源适应度最大的权值和阈值来初始化神经网络,再根据BP神经网络的 δ 学习规则来训练样本,最后对其进行识别和分类。改进的全局ABC优化BP神经的流程如图4所示,具体实现步骤如下。

1)设置CGABC算法初始化的参数,即 N 组BP神经网络的初始权值和阈值。

2)采用BP算法来计算CGABC算法的适应度函数。雇佣蜂对新的蜜源使用 δ 学习规则计算目标函数值,并使用计算出来的目标函数值与迭代最优值进行交叉操作以计算新的适应度,并根据贪婪准则选择新蜜源^[19]。

3)计算观察蜂的跟随概率。观察蜂对搜索到的新蜜源使用 δ 学习规则计算目标函数值,将其与迭代最优值进行交叉运算,然后计算蜜源的适应度值,并根据贪婪准则选择新蜜源以保留全局最优值。

4)如果实际值的MSE小于 γ (定值),则进入步

骤8)。

5)侦查蜂出现后,随机寻找新蜜源代替失败的蜜源,并计算适应度值。

6)如果每次迭代的次数达到limit,则跳转到步骤8),否则跳转到步骤2)。

7)采用最优蜜源来初始化BP神经网络,根据 δ 学习规则来训练BP神经网络。

8)将测试部分的数据集进行分类,计算分类的准确率。

5 实验结果与分析

5.1 测试函数

为了验证改进的全局ABC算法的寻优能力,实验对Griewank、Rastrigin、Sphere和Rosenbrock常用函数进行验证,具体情况如表1所示,其中 Q 为测试函数的维数。其中Griewank和Rastrigin函数为复杂的多模态函数,含有大量的局部极值,而且极易陷入局部最优,因此可用来验证算法是否已经陷入局部最优;Sphere和Rosenbrock函数为单模态函数,含有很少的极值,Sphere函数仿真出来的三维形状是连续的曲面,Rosenbrock函数仿真出来的三维形状是一个U字形且没有局部最小值的区域。因此,根据这4个函数的特点来验证算法的寻优精度和运算能力^[20]。

5.2 测试结果

将4个基本函数与基于ABC(SABC)算法、全局最优引导的ABC(GABC)算法和CGABC算法进行比较。实验参数设置:总循环次数为3000,蜂群总数为50,limit设置为300, D 为30。表2为在此测试条件下独立测试的结果,其中测试函数的 $Q=2$,测试收敛速度的精度为 1×10^{-4} ,结果为10次的平均值。

从表2可以看到,CGABC算法在I、II和III上的最优值明显优于GABC和SABC算法,CGABC在IV优化 10^3 倍,收敛速度都有明显的提高。提出的CGABC算法对各类函数都起到很好的优化作用,而且在优化精度和优化速度上都有显著提高。

5.3 CGABC-BP神经网络的结果与分析

为了验证CGABC算法优化BP神经网络(CGABC-BP)的有效性,将BP、ABC优化BP神经网络(ABC-BP)和CGABC-BP采用非线性函数 $f(u, v) = u^2 + v^2$ ($-5 \leq u, v \leq 5$)进行拟合,从而验证改进的ABC算法(CGABC)优化BP神经网络的有效性,测试过程如下。

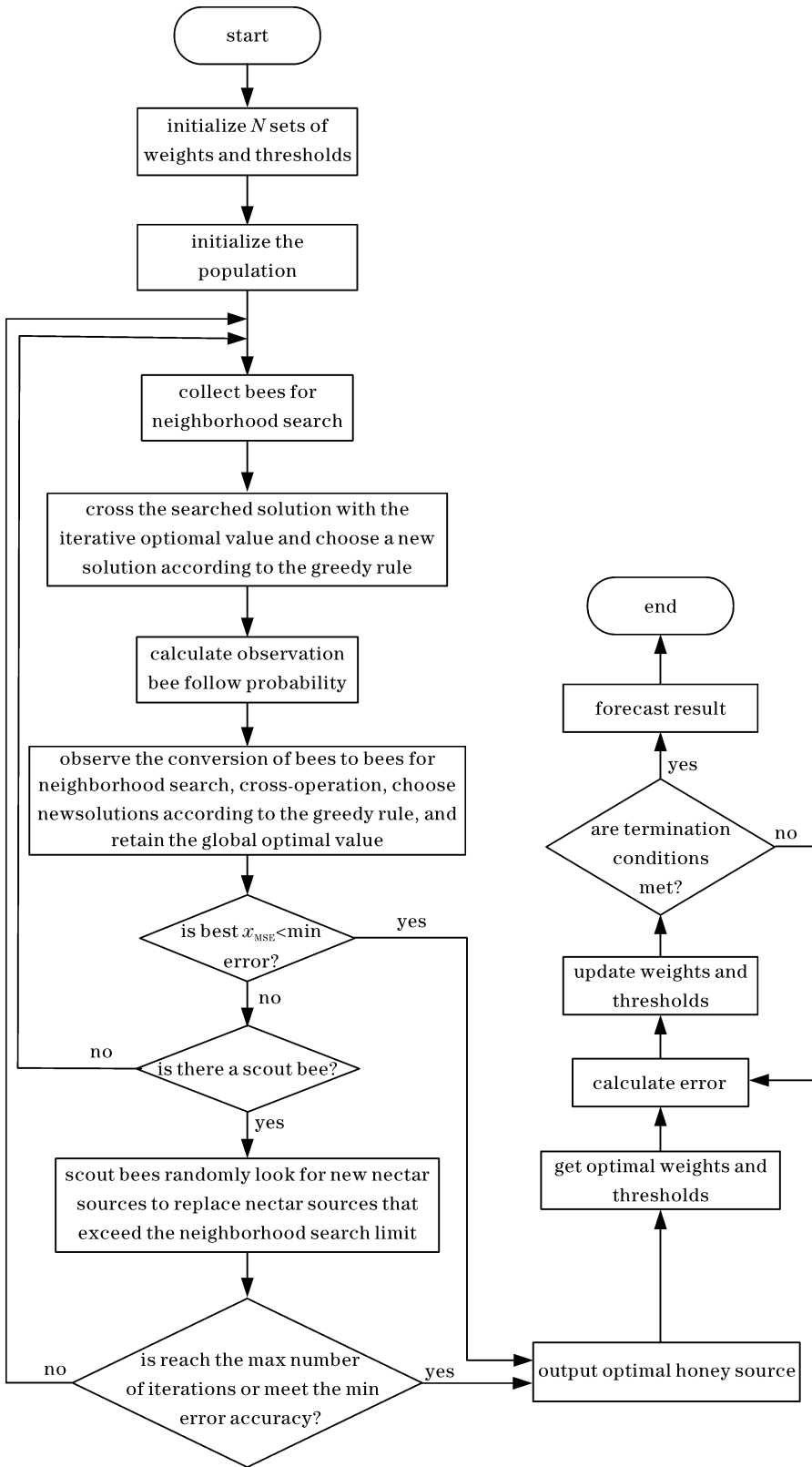


图 4 改进的全局 ABC 优化 BP 神经网络的流程

Fig. 4 Improved global ABC to optimize process of BP neural network

1) 样本选取: 在 $[-5, 5]$ 之间随机获得 1000 组数据, 任意选择其中的 900 组数据作为训练样本, 剩下的数据作为测试样本。

2) 参数设置: 设置神经网络的结构为 2-5-1, 其中输入层为两层, 隐含层为 5 层, 输出层为 1 层, ABC 的种群数量设置为 800, 最大循环次数为 100。

表1 标准测试函数
Table 1 Standard test functions

Trial function	Function name	Function expression	Search scope	Optimal value
I	Griewank	$f_5(r) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^Q r_i^2 - \prod_{i=1}^Q \cos\left(\frac{r_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-10, 10]$	$f_5(0) = 0$
II	Rastrigin	$f_2(r) = \sum_{i=1}^Q [r_i^2 - 10\cos(2\pi r_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	$f_2(0) = 0$
III	Sphere	$f_1(r) = \sum_{i=1}^Q r_i^2$	$[-5.12, 5.12]$	$f_1(0) = 0$
IV	Rosenbrock	$f_6(r) = \sum_{i=1}^{Q-1} [100(r_{i+1} - r_i^2)^2 + (r_i - 1)^2]$	$[-2.048, 2.048]$	$f_6(0) = 0$

表2 三种算法的性能比较
Table 2 Performance comparison of three algorithms

Trial function	Method	Optimal value	Convergence rate /s	Mean	Standard value
I	SABC	3.83×10^{-5}	900.9	3.88×10^{-3}	1.04×10^{-16}
	GABC	0	230.0	8.30×10^{-13}	1.41×10^{-17}
	CGABC	0	191.4	5.47×10^{-16}	0
II	SABC	0	122.1	0	2.23×10^{-14}
	GABC	0	23.2	0	0
	CGABC	0	15.2	0	0
III	SABC	1.05×10^{-15}	28.7	5.20×10^{-15}	9.38×10^{-17}
	GABC	3.10×10^{-18}	17.2	8.03×10^{-13}	5.08×10^{-17}
	CGABC	9.43×10^{-18}	14.3	4.31×10^{-18}	2.66×10^{-17}
IV	SABC	3.10×10^{-15}	752.3	4.20×10^{-15}	0.98
	GABC	9.10×10^{-16}	22.3	5.45×10^{-15}	0.61
	CGABC	1.03×10^{-18}	19.1	8.76×10^{-17}	0.11

采用三种 ABC 来优化 BP 神经网络,选择最优个体的适应度值作为优化的训练误差,三种神经网络的平均适应度值如图 5 所示。

从图 5 可以看到,CGABC-BP 神经网络在寻优过程中很快就可以得到最优的适应度值,而且一直处于稳定不变的现象;BP 和 GABC-BP 神经网络均很难获得最优的迭代次数,而且不能得到最优的适应度值,表明 CGABC-BP 神经网络的优化性能很好,寻优能力较强。

将最优的初始权值和阈值分别送入三种神经网络中,得到的误差曲线如图 6 所示,在这个对比实验中,训练样本为 1800 组,测试样本为 200 组。

从图 6 可以看到,预测误差越接近于零,预测结果越准确,CGABC-BP 神经网络的预测误差基本都在零左右,没有较大浮动,GABC-BP 神经网络浮动

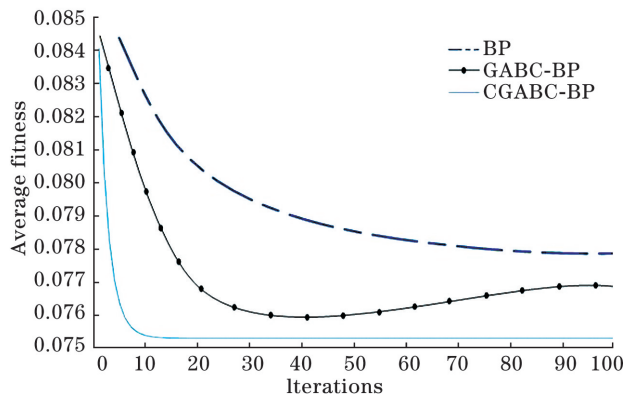


图5 三种神经网络的平均适应度曲线

Fig. 5 Average fitness curves of three kinds of neural networks

较大,说明对于非线性函数的预测结果不准确。实验结果还可以说明,CGABC-BP 神经网络可以很快

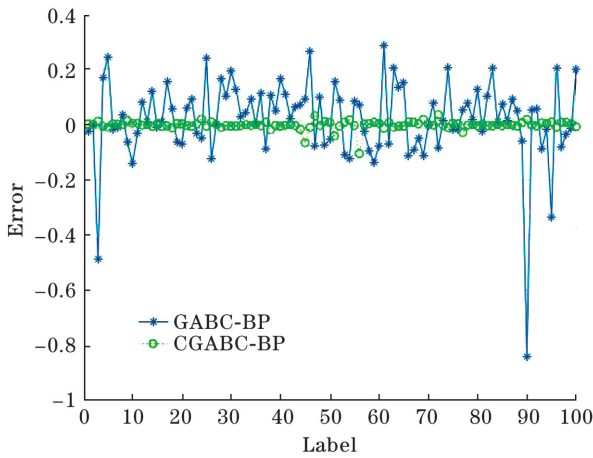


图 6 两种网络的预测误差曲线

Fig. 6 Prediction error curves of two networks

地将 BP 神经网络调整到全局最优的状态,加快权重和阈值的初始化进程。

5.4 CGABC-BP 网络对脑电信号的识别

5.4.1 数据集介绍

数据集为 2008 年 BCI Competition Dataset1,其中包括 7 名受试者的脑电数据,每一名受试者均执行右手和左脚的动作,采集通道数为 59 个,选取 C3 和 C4 通道的数据进行实验,其中随机选择数据的 40%、40%和 20%分别作为训练样本、测试样本和验证样本,验证的目的是防止过拟合。

5.4.2 算法初始化

使用神经网络对脑电信号进行初始的分类,特征个数是整个网络输入层的节点数,网络输出层的节点数是根据分类所需的个数决定,分类的种类不同则输出的个数也不同^[21]。实验参数:蜂群数量为 200,雇佣蜂和跟随蜂的数量均为 100,

表 3 不同 BP 神经网络的训练结果

Table 3 Training results of different BP neural networks

Neural network	Max iterations	Min iterations	Average iterations	Target error
BP	13465	7732	9641	10^{-4}
GABC-BP	321	164	215	10^{-4}
CGABC-BP	214	61	175	10^{-4}

从表 3 可以看到,CGABC-BP 神经网络在迭代误差为 10^{-4} 的最大迭代次数仅为 214 次,比 BP 神经网络提高近 63 倍,比 GABC-BP 神经网络提高近 1.5 倍,最小迭代次数也比 BP 和 GABC-BP 分别提高 127 和 2.7 倍,可见改进的 CGABC-BP 神经网络具有较优的收敛速度,而且大大减少网络训练的运算量。不同 BP 神经网络的特征分类准确率结果如

即 limit 为 100,最大循环次数(MCN)为 50,神经网络的最大训练次数为 500,学习率为 0.3,神经网络的结构为 2-7-2,Sigmoid 作为激活函数。当 MSE 值或者两次 MSE 的差值均小于 10^{-4} 时,则跳出循环。

实验是对 7 名受试者进行脑电信号的分类。7 名受试者分别为 P1、P2、P3、P4、P5、P6 和 P7,对 7 名受试者的实验数据进行分类,分别使用 BP 神经网络、GABC-BP 神经网络和 CGABC-BP 神经网络对采集的样本数据进行 10 次独立测试。实验训练 100 次,误差曲线如图 7 所示。

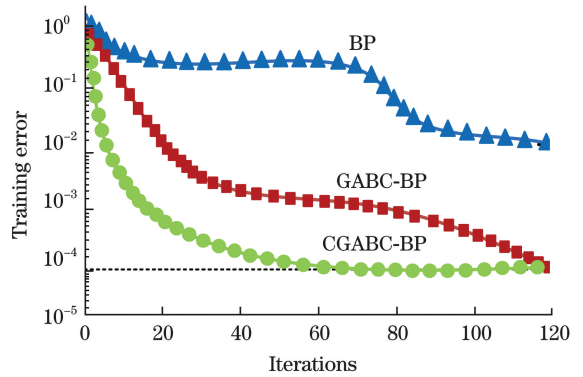


图 7 三种神经网络的训练误差

Fig. 7 Training errors of three kinds of neural networks

从图 7 可以看到,BP 神经网络未能达到预期的效果,优化后的 GABC-BP 神经网络在迭代 120 次后可以达到预期的效果,提出的 CGABC-BP 神经网络仅需 70 次就可以达到预期的效果,比 GABC-BP 神经网络提高近 2 倍,可见所提算法具有更快、更好的收敛性。三种神经网络的训练结果如表 3 所示。

表 4 所示。

采用 BP、GABC-BP 和 CGABC-BP 神经网络分别对脑电信号进行分类,CGABC-BP 神经网络的平均分类准确率为 91.5%,比 BP 神经网络提高 8.1 个百分点,比 GABC-BP 神经网络提高 4.9 个百分点,表明 CGABC-BP 神经网络的寻优速度有所提高,而且鲁棒性更强,可以很快跳出局部最优得到全局最优值。

表4 不同BP神经网络的特征分类准确率结果

Table 4 Accuracy results of feature classification of different BP neural networks

unit: %

Neural network	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	Average accuracy
BP	81.2	84.5	83.7	85.7	82.4	83.2	82.9	83.4
GABC-BP	86.3	85.4	88.1	87.3	86.8	87.4	84.7	86.6
CGABC-BP	90.7	89.5	93.9	92.0	91.1	90.6	92.5	91.5

为了对比基于交叉运算的全局ABC优化BP神经网络的分类方法与其他分类方法,将CGABC-BP神经网络与CGABC-SVM(Support Vector Machine)和GABC-BP神经网络的实验结果进行比

较,同样选取P1、P2、P3、P4、P5、P6和P7 7名受试者的数据进行实验,为了更直观地观察分类结果,以柱状图的形式给出几种方法的分类结果,如图8所示。

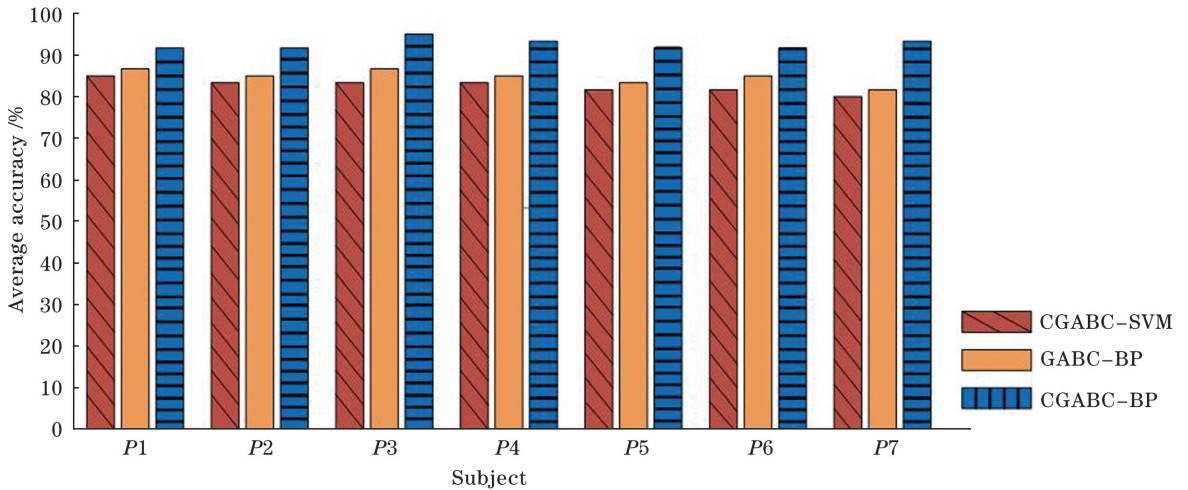


图8 CGABC-BP与其他分类方法的准确率对比

Fig. 8 Comparison of accuracy between CGABC-BP and other classification methods

从图8可以看到,对比于CGABC-SVM和GABC-BP神经网络的分类方法,CGABC-BP神经网络的分类正确率最高,对EEG信号进行分类,CGABC-BP神经网络的表现不仅优于其他算法,而且可以取得较好的分类效果。

6 结 论

采用一种基于交叉运算的全局ABC算法,该算法不仅能够提高ABC算法的探索 and 开发能力,而且可以提高全局寻优能力。采用基于交叉运算的全局ABC算法初始化BP神经网络的初始权值和阈值,可以有效防止目标函数陷入局部最优,使基于交叉运算的全局ABC算法对于运动想象的脑电信号分类具有较好的效果,同时可以提高鲁棒性。

参 考 文 献

[1] Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderks W J, et al. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting[J]. IEEE Transactions on

Rehabilitation Engineering, 2000, 8(2): 164-173.

[2] Peng J W, Lv W H, Xing H Y, et al. Temperature compensation for humidity sensor based on improved GA-BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 153-160.

彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进GA-BP神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 153-160.

[3] Yang Y Q, Wang G J, Yang Y. Parameters optimization of polygonal fuzzy neural networks based on GA-BP hybrid algorithm[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2014, 5(5): 815-822.

[4] Zhang X D, Guo J, Li R, et al. A simulation model and pattern recognition method of electroencephalogram driven by expression [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2016, 50(6): 1-8.

张小栋, 郭晋, 李睿, 等. 表情驱动下脑电信号的建模仿真及分类识别[J]. 西安交通大学学报, 2016,

- 50(6): 1-8.
- [5] Wang Q, Piao Y. Depth image acquisition technology based on improved genetic algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(2): 021003.
王琦, 朴燕. 基于改进遗传算法的深度图像获取技术 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(2): 021003.
- [6] Yang Z Q, Liang J R, Mao L H. Power uniformity optimization in indoor visible light communication based on ant colony algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(22): 220601.
杨智群, 梁继然, 毛陆虹. 蚁群算法优化室内可见光通信功率均匀性的研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(22): 220601.
- [7] Wei P Y, Pan F C, Li S. Study on classification of improved artificial bee colony algorithm to optimization of BP neural network [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54 (10): 158-163.
韦鹏宇, 潘福成, 李帅. 改进人工蜂群优化 BP 神经网络的分类研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54 (10): 158-163.
- [8] Hou Z W. Research on efficient and trusted dynamic Web services optimization composition [D]. Jiaozuo: Henan Polytechnic University, 2018: 27-28.
侯占伟. 高效可信的 Web 服务动态优化组合方法研究 [D]. 焦作: 河南理工大学, 2018: 27-28.
- [9] Chen J, Zhou Q X, Lin Y T, et al. Optimization design of multi-pump Raman fiber amplifiers based on artificial bee colony algorithm [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(6): 0606002.
陈静, 周清旭, 林雅婷, 等. 基于人工蜂群算法的多抽运拉曼光纤放大器优化设计 [J]. *光学学报*, 2018, 38(6): 0606002.
- [10] Su C H, Xiang N, Lin M J. Dissolved oxygen prediction based on artificial bee colony optimization algorithm and BP neural network [J]. *Computer Simulation*, 2013, 30(11): 325-329.
苏彩红, 向娜, 林梅金. 基于 ABC 优化算法的神经网络水溶解氧预测 [J]. *计算机仿真*, 2013, 30(11): 325-329.
- [11] Fu X. Research on task scheduling based on sharing mechanism and swarm intelligence optimization algorithm in cloud computing [D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2018: 22-23.
符晓. 云计算中基于共享机制和群体智能优化算法的任务调度研究 [D]. 成都: 西南石油大学, 2018: 22-23.
- [12] Chen K K. Research on liquid level control system design and algorithm of multi-capacity water tank [D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2018: 22-23.
陈凯凯. 多容水箱液位控制系统的设计与算法研究 [D]. 西安: 西安工程大学, 2018: 22-23.
- [13] Liang X L, Yang H B. Design of laser sensing cloud data mining system based on artificial bee colony optimization algorithm [J]. *Laser Journal*, 2019, 40 (8): 94-97.
梁显丽, 杨海波. 基于人工蜂群优化算法的激光传感云数据挖掘系统设计 [J]. *激光杂志*, 2019, 40(8): 94-97.
- [14] Zhu G P, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [15] Huo J Y, Zhang Z, Meng F M. A hybrid artificial bee colony algorithm based on mutation of inferior solutions [J]. *Computer Applications and Software*, 2018, 35(2): 267-272, 293.
火久元, 张政, 孟凡明. 一种劣解突变策略引导的混合人工蜂群算法 [J]. *计算机应用与软件*, 2018, 35 (2): 267-272, 293.
- [16] Zhang S Z. Research on nursing bed brain control methods based on brain-computer interface [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2019: 39-52.
张松志. 基于脑机接口的护理床脑控方法研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2019: 39-52.
- [17] Mi B H, Hong W X, Song J L, et al. Myocardial ischemia pre-diagnosis method based on infrared thermal imaging and BP neural network [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(1): 011101.
宓保宏, 洪文学, 宋佳霖, 等. 基于红外热成像技术与 BP 神经网络的心肌缺血预诊断方法研究 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(1): 011101.
- [18] Yi Z M, Shao H J. A prediction model for sintering quality based on control of process parameters [J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 2018, 38(6): 92-96.
易正明, 邵慧君. 基于过程参数控制的烧结矿质量预测模型 [J]. *矿冶工程*, 2018, 38(6): 92-96.
- [19] Zhang P H, Li J M, Hu X D, et al. Research on global artificial bee colony algorithm based on crossover [J]. *Journal of Shandong University of Technology (Natural Science Edition)*, 2017, 31(5): 6-11, 17.
张平华, 李敬明, 胡贤德, 等. 基于交叉的全局人工

- 蜂群算法的研究[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2017, 31(5): 6-11, 17.
- [20] Wang Z J. Analysis and processing of motor imagery EEG in brain computer interface [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2017: 35-36.
- 王振杰. 脑机接口中的运动想象脑电信号分析与处理方法研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2017: 35-36.
- [21] Liu Y, Yang L, Liu L. Student scores prediction based on genetic neural network[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2019, 24(1): 79-84.
- 刘毓, 杨柳, 刘陆. 基于遗传神经网络的学生成绩预测[J]. 西安邮电大学学报, 2019, 24(1): 79-84.