

基于优化后向传播神经网络的基础心音分类

许春冬, 龙清华

江西理工大学信息工程学院, 江西 赣州 341000

【摘要】针对后向传播(BP)神经网络高度依赖初始权值、收敛慢且易陷入局部极值,标准人工蜂群算法开发能力弱、局部搜索能力差等问题,提出一种基于改进人工蜂群算法优化BP神经网络的分类方法。引入自适应和全局最优策略改进人工蜂群算法中跟随蜂蜜源全局搜索、概率选择算法,使用当前迭代的最优解来提高其开发能力。此外,利用混沌系统产生初始种群,以增强人工蜂群算法全局收敛性。最后,将本文算法应用到基础心音分类。结果表明本文算法较经典分类算法分类准确率有较大的提升。梅尔频率倒谱特征参数下,本文算法的分类准确率达到94%以上。

【关键词】人工蜂群算法;后向传播神经网络;混沌系统;基础心音分类

【中图分类号】R318;TN912.1

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)09-1181-07

Fundamental heart sound classification based on optimized back-propagation neural network

XU Chundong, LONG Qinghua

School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China

Abstract: For solving the problems of back-propagation (BP) neural network such as highly relying on initial weights, slow convergence and easily falling into local extremum, and the weak development capability and poor local search ability of standard artificial bee colony (ABC) algorithm, a classification method based on improved ABC algorithm is proposed to optimize BP neural network. The adaptive and global optimal strategies are introduced to improve the global search and probability selection algorithm of honey sources in ABC algorithm, and the optimal solution of the current iteration is used to improve the development capability. In addition, chaotic systems are used to generate initial populations, thus enhancing the global convergence of ABC algorithm. Finally, the proposed algorithm is applied in fundamental heart sound recognition. The experimental results show that the classification accuracy of the proposed algorithm is superior to that of the classical classification algorithms. Based on Mel-scale frequency cepstral coefficients, the proposed algorithm can achieve a classification accuracy rate above 94%.

Keywords: artificial bee colony algorithm; back-propagation neural network; chaotic system; fundamental heart sound classification

前言

心血管疾病一直是人类致死的主要原因之一,早期提取心脏的生理及病理信息对治疗心血管疾病具有重要价值。成功的心音自动化听诊分析可作为一种有用的辅助诊断工具,帮助普通医护人员确定是否需要专家诊断,特别是在临床医生稀缺和医疗护理条件有限的地区^[1]。精准的心音分段是自动化分析的前提,分段的目的是分割基础心音,包括

第一心音(S1)和第二心音(S2),是心脏的重要物理特征^[2-3]。在基础心音分段方面,早期主要由经验丰富的内科医生进行人工标注,工作量大且主观性强;后期机器学习算法也被引用到基础心音分类中,常用的有经典后向传播(Back-Propagation, BP)神经网络、随机森林(Random Forests, RF)、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、K近邻算法(K-Nearest Neighbor, KNN)。在基于机器学习算法的基础心音分类中,同等条件下,BP神经网络具有最佳的分类效果。Liu等^[3]将BP神经网络应用到基础心音分类研究中,由于未能克服BP神经网络的缺点,其分类准确率仅为73%~93%。Jin等^[4]利用人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法优化BP神经网络,有效改进了BP神经网络解精度低、搜索速度慢、易于

【收稿日期】2020-03-21

【基金项目】国家自然科学基金(11704164, 11864016)

【作者简介】许春冬,博士,副教授,研究方向:语音信号处理、心音信号处理,E-mail: 939022210@qq.com

收敛到局部值等缺点,并提高了算法计算效率。

ABC算法是一种由Karaboga等^[5]提出的仿生蜂群采蜜行为的优化算法,被广泛应用于数学问题和工程问题,其全局寻优能力强,但存在局部搜索能力差、开发能力弱等缺点。Liu等^[6]提出一种由粒子群算法改良的ABC算法,命名为GABC,该算法为所有的跟随蜂提供了全局最优信息。为了提高ABC算法的开发性能,Lu等^[7]提出一种改进的ABC(ABC/BEST/1)算法。在以上改进算法中,候选解与当前全局最佳解的生成非常接近^[8]。尽管这些改进相比原来的ABC算法有更好的性能,但它们并不能在开发和探索能力之间保持良好的平衡^[9]。

BP神经网络存在易陷入局部最优以及依赖初始权值、阈值等缺点^[10]。而ABC算法常用来优化BP神经网络^[11]。基于标准人工蜂群、BP神经网络算法在基础心音分类中效果不佳的问题,本研究提出一种利用改进ABC算法优化经典BP神经网络的分类方法,即IMPABC-BP(Improved Artificial Bee Colony and Back Propagation)。首先,在蜂群实际采蜜任务中,跟随蜂根据雇佣蜂提供的蜜源位置信息寻找蜜源,并在其附近邻域继续探寻优质蜜源,此特性可应用于ABC算法增强其局域搜索能力,再引入动态权重系数,以保证解的多样性;其次,引入全局最优参数策略,根据当前最优解产生候选解,为跟随蜂的搜寻过程提供参考依据,增强其开发能力,改进跟随蜂搜索和蜜源选择概率算法,求出全局最优解,此外,利用混沌模型对种群进行初始化,以提高全局收敛性;最后,利用改进的ABC算法对BP网络初始权值进行全局搜索,解决BP神经网络易陷入局部最优问题,并利用优化的BP神经网络分类器对基础心音信号进行分类。实验结果表明,改进的分类方法与其它4种传统方法相比,S1与S2分类识别正确率有较大提升。

1 ABC算法及其改进

1.1 ABC算法

ABC算法是一种群体智能搜索算法,在优化BP神经网络的初始权值和阈值方面有着不错的效果,ABC算法模拟了蜜蜂的觅食行为^[12]。ABC算法在最优值求解问题中,将生物蜂群寻找最优蜜源位置问题映射为最优候选值求取问题^[13]。ABC算法中有3种蜂群,分别是:雇佣蜂、跟随蜂、侦查蜂。雇佣蜂搜索新的食物来源,并分享相关信息^[14];跟随蜂观察雇佣蜂的活动,并选择性地进一步搜索^[15];长期分享劣质蜜源信息的蜜蜂会变成侦查蜂,再以随机

的方式探寻蜜源。蜜源质量等级与实际优化问题中适应度值相对应,3种蜂之间进行相互协作即可实现最优蜜源寻找的问题,从而解决最值优化问题^[16]。

ABC算法具体流程如下:

(1)首先,初始蜜源是随机产生的,生成随机分布的初始蜜源位置^[17],这个过程可以用式(1)表示:

$$x_{ij} = x_j^l + \text{rand}(0, 1) * (x_j^m - x_j^l) \quad (1)$$

假设ABC算法产生SN个解,对应解 X_i 为n维向量,每个解与一个蜜源相对应, $i \in \{1, 2, \dots, SN\}$, $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, x_j^m 和 x_j^l 分别表示n维搜索空间向量中最大值和最小值。

(2)雇佣蜂搜索全局蜜源。每个雇佣蜂找到的蜜源更新成一个新的蜜源 v_{ij} ,即随机选取 X_i 中任一维按式(2)进行更新,并计算 v_{ij} :

$$v_{ij} = x_{ij} + \alpha(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

其中, x_k 为随机蜜源, x_{ij} 代表领域当前位置信息。 $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$, $k \neq i$; $j \in \{1, 2, \dots, n\}$, j 为随机抽取值; α 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数,用来限制蜂群全局搜索步长。一旦 v_{ij} 产生后,使用贪婪机制在 v_{ij} 和 x_{ij} 之间选择最优值来计算 v_{ij} 适应度,适应度用 $f(\cdot)$ 表示,如果 $f(v_{ij}) > f(x_{ij})$,则 v_{ij} 替换掉 x_{ij} 形成新的蜜源,否则, x_{ij} 保持不变。

(3)跟随蜂搜索局部蜜源。雇佣蜂完成全局搜索后,跟随蜂接收来自雇佣蜂的蜜源信息,跟随蜂再根据蜜源信息质量按概率 p_i 选择蜜源,跟随蜂选定蜜源后再按式(2)更新蜜源,之后按贪婪机制选择蜜源。概率 p_i 和适应度 $f(\cdot)$ 如式(3)和(4)所示:

$$p_i = \frac{f(x_i)}{\sum_{i=1}^{SN} f(x_i)} \quad (3)$$

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

其中, $f(x_i)$ 表示 x_i 适应度, $F(x_i)$ 表示人工蜂群优化目标函数。

(4)若蜜源 X_i 在有限次循环迭代后未得到最优值,提供该蜜源信息的雇佣蜂则降为侦查蜂^[18],让其通过式(2)继续更新蜜源,将新的蜜源代替该劣质蜜源,同时计算其适应度,再让其返回到雇佣蜂群中,继续迭代产生优质蜂源。

1.2 改进ABC算法

在群体智能算法中,开发和探索能力在获取最优解方面都起着不可或缺的作用^[19]。然而,ABC算法存在局部探索能力差以及开发能力弱的缺点^[20]。为同时提高ABC算法的开发、探索能力,本研究引入

基于全局最优和混沌系统初始化的自适应方法,提出改进的ABC算法,即IMPABC算法。

1.2.1 混沌系统产生初始种群 在ABC算法中,种群初始化是一项至关重要的任务,影响收敛速度和最终解的质量。近年来,混沌序列在某些应用中取代了随机序列,并取得明显的改进。为提高收敛性,本研究使用混沌映射策略进行种群初始化,混沌变量 ch_j 计算过程由式(5)表示:

$$ch_{j+1} = 5 * ch_j * |ch_j - 1|, j \leq Z \quad (5)$$

其中, Z 为混沌序列的长度, ch_j 是属于(0, 1)的随机数,然后将 ch_j 代替式(1)中的随机数。

1.2.2 自适应全局最优策略 在文献[7]中,为提高ABC算法的开发、探索能力,在跟随蜂阶段将自适应地生成新的解。这背后的思想是产生足量的潜在高质量的解,并在此基础上生成新的算法。改进的搜索方程见式(6):

$$v_{ij} = x_{nj}^{best} + \omega(x_{r1j} - x_{r2j}) \quad (6)$$

其中, r_1, r_2 是从 $\{1, 2, \dots, SN\}$ 中随机选择的整数, $r_1 \neq r_2 \neq i$; x_{ni}^{best} 是邻域 X_i 中当前最优解。

文献[8]提出一种基于全局最优蜜源搜寻的COABC算法,此算法具有很强的寻优能力,但在某些多模态和复杂问题中,它可能会提前收敛。因此,全局最优解信息对增强开发能力是有效的。然而,在某些情况下,最初偏向最优解可能导致局部最优。因此,需针对跟随蜂提出一种新的搜索方程,该方程可以从全局最优解和邻域中获取信息,避免在初始化时偏向最优解。为提升ABC算法的开发能力及探索能力,本研究将对跟随蜂搜索方程式进行改进,见式(7):

$$v_{ij} = \psi \cdot x_{nij}^{best} + c_1 \alpha (x_{nij}^{best} - x_{kj}) + c_2 \beta (x_{best} - x_{nij}^{best}) \quad (7)$$

其中, k, j, α 的选取同式(2); β 为[0, 1.5]之间的随机数; c_1, c_2 为正常数; ni 表示 X_i 的邻域; x_{ni}^{best} 是邻域 X_i 中的最优解; x_{best} 为人工蜂群探寻到全局最优蜜源位置。式(7)和标准ABC算法中式(2)相比,引入全局最优的惯性权重以及邻域信息,在邻域最优解附近产生候选解,不仅增加算法开发能力,也增加算法探索能力,防止算法陷入局部最优。本研究在计算邻域最优解 x_{ni}^{best} 时采用马氏距离寻找邻域,其它所有解到 X_i 的平均半径如式(8)所示。 M_i, D_{ij} 表示 X_i 和 X_j 马氏距离,当 $D_{ij} \leq M_i$ 时,则认定 X_j 在邻域内。 x_{ni}^{best} 表示适应度最大的解。

$$M_i = \sum_{j=1}^{SN} \frac{D_{ij}}{SN - 1} \quad (8)$$

$$f(x_{ni}^{best}) = \max(f(x_{ni}^1), f(x_{ni}^2), \dots, f(x_{ni}^s)) \quad (9)$$

其中,在式(7)中 ψ 为当前迭代中控制全局最优解的

惯性权重;在本研究提出的改进ABC算法中,参数 ψ 是进行自适应更新的, ψ 自适应更新过程计算如式(10)~(11)所示:

$$\psi = \psi_{min} + \phi * (\psi_{max} - \psi_{min}) \quad (10)$$

$$\phi = \left(\frac{1}{2} \sin \frac{\text{period}}{\max \text{ period}} * \pi + 1 \right)^\mu \quad (11)$$

其中, ψ_{max} 和 ψ_{min} 分别表示 ψ 的极大和极小值; $\max \text{ period}$ 为最大迭代次数。随着迭代次数的增加, ϕ 将动态变化,迭代次数趋近500次时, ϕ 值趋于平稳最大(图1)。 ϕ 背后的思想是在初始步骤释放搜索方法去搜寻整个搜索空间,之后将最佳蜜源位置信息和邻域信息将作为搜索新蜜源的参考,以避免局部最小值附近出现停滞。

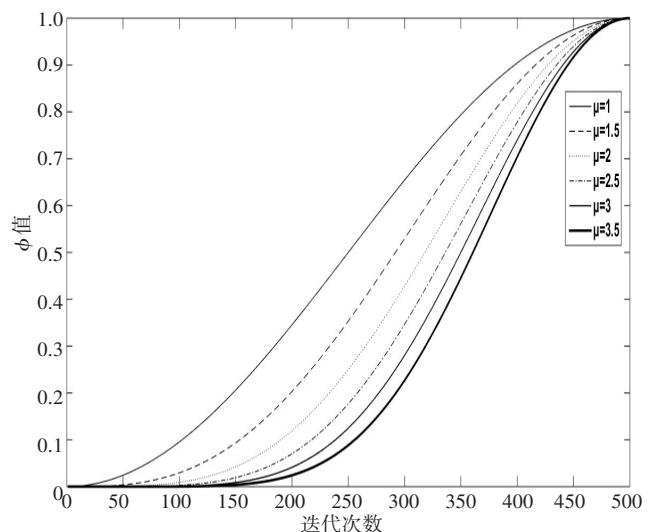


图1 最大迭代次数和 ϕ 关系

Fig.1 Relationship between the maximum number of iterations and ϕ

在跟随蜂按概率 p_i 选择雇佣蜂提供的蜜源这一过程中,本研究对 p_i 的计算式进行改进,见式(12):

$$P_i = \frac{0.9 * f(x_i)}{\max(f(x_i))} + 1 \quad (12)$$

其中, $f(x_i)$ 表示蜜源 x_i 适应度。改进后的概率公式,可以确保适应值为零的邻域也能被找到,并能确保最终输出值是全局最优值。

本研究提出的改进ABC算法,即IMPABC算法,在领域产生最优解后,再产生候选解,充分利用了初始最优解的邻域信息。与标准ABC算法搜索方程式(2)和式(3)相比,将蜂群在实际采蜜活动中的行为仿生到ABC算法,并根据标准ABC算法开发能力弱、探索能力差的缺点,改进跟随蜂搜索方程及跟随蜂选择蜜源的方程,不仅增强了算法的开发能力,也增加了算法的探索能力。

2 IMPABC-BP 神经网络

利用改进的 ABC 算法优化标准 BP 神经网络的阈值和权值。采用和文献[9]相同的网络结构,样本实际值和预估值的均方误差 (Mean Square Error, MSE) 即为人工蜂群目标函数值, MSE 的大小与适应度 $f(x_i)$ 呈反比关系。取使适应度 $f(x_i)$ 达到最大值的蜜源 x_i , 通过与之对应的阈值和权值初始化 BP 神经网络, 输入训练集开始训练 BP 神经网络, 最后输入测试样本进行分类任务。通过式 (13) 可计算人工蜂群蜜源维数:

$$\text{Dim} = n * p + p + p * q + q \quad (13)$$

其中, n 、 p 、 q 分别表示输入层、隐藏层、输出层节点数。

利用 IMPABC 优化 BP (IMPABC-BP) 神经网络进行基础心音分类实验流程如图 2 所示, 而具体实现流程如下:

(1) 将人工蜂群参数初始化, 通过式 (1) 计算得到 SN 个蜜源, 对应 BP 神经网络初始阈值和权值也为 SN 组, 开始进行循环迭代, 直至达到最大迭代次数。

(2) 雇佣蜂采用式 (2) 进行蜜源全局搜索, BP 神经网络用来求新蜜源目标函数值; 并采用式 (4) 求新蜜源适应度, 新蜜源的更替采用贪婪原则。

(3) 跟随蜂采用概率式 (3) 选择最合适的蜜源, 再使用本研究提出的搜索式 (7) 搜索新的蜜源, 对新蜜源采用 BP 神经网络求取目标函数值, 再使用本研究提出的新蜜源概率选取式 (12) 计算适应度, 对新蜜源更替采用贪婪原则。

(4) 若全局最佳蜜源目标函数值中, 其最小 MSE 或两个 MSE 之差小于某常数, 直接跳转到步骤 (7)。

(5) 经有限次循环迭代后效果未得到改善的雇佣蜂降级为侦查蜂。

(6) 在有限次循环封顶后, 进入步骤 (4), 否则跳回步骤 (2)。

(7) 将以上步骤得到的最优蜜源对 BP 神经网络进行初始化, 初始化后再对 BP 神经网络进行训练。

(8) 使用训练集训练网络, 用测试集开展基础心音分类任务, 评价分类器的正确率。

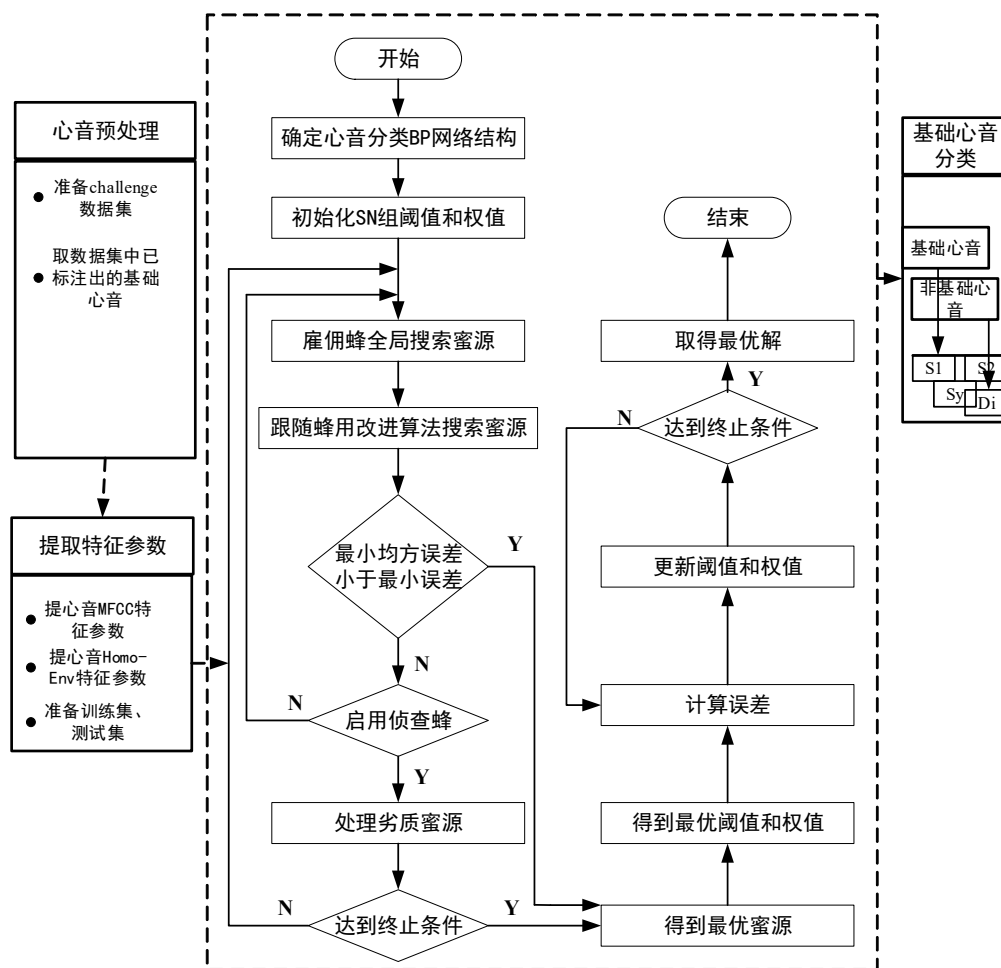


图2 IMPABC-BP神经网络结构图

Fig.2 IMPABC-BP neural network structure diagram

3 实验结果分析

3.1 IMPABC算法的性能测试

为客观地对本研究提出的IMPABC算法的性能进行评测,选取4种常见的测试函数,其中函数 $f_1(x)$ 、 $f_3(x)$ 为单峰值函数,函数 $f_2(x)$ 、 $f_4(x)$ 为多峰值函数(表1)。使用4种函数对ABC算法、IMPABC算法进行性能测试。实验设置参数如下:公共参数设置为种群规模200,种群进化截止最大值设为200;IMPABC算法参数设置为: $\psi_{\min}=0.3$, $\psi_{\max}=1$, $c_1=0.02$, $c_2=0.03$ 。表2表示当维度等于50、100并且迭代次数等于2 500、5 000时,在相同实验条件下,不同算法的测试结果。记录算法独立运行30次中的最佳值(Best)、最差值(Worst)、平均值(Mean)和标准差(Std)。Best和Worst分别体现了解的质量,Std体现了算法稳定性和鲁棒性。

表1 测试函数及设置

Tab.1 Test functions and settings

函数	搜索范围	最优值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i ^{(i+1)}$	$[-10, 10]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i \sin x_i + 0.1x_i $	$[-10, 10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-10, 10]$	0

由表2可知,IMPABC算法在函数 $f_2(x)$ 、 $f_3(x)$ 、 $f_4(x)$ 上性能提升较大,和ABC算法相比精度提高了 $10^3\sim 10^4$ 倍,在函数 $f_1(x)$ 上精度提高了2倍;IMPABC算法在鲁棒性、稳定性上也有了较大提升。本研究提出的IMPABC算法在处理高维数据时,对目标函数优化效果明显,效果优于ABC算法,并能取得预期的效果。

3.2 IMPABC-BP神经网络进行基础心音分类

3.2.1 基础心音分类识别 在本研究中进行基础心音分类实验所用电脑CPU型号为Intel(R)Core(TM)i7-8700kCPU@3.70 GHz, RAM为16.0 GB,硬盘为1 T,仿真软件为MATLAB2017a。实验数据集由“PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2016”心音开源数据库组成;在a~e这5个开源数据库中,去除部分较为杂乱、采集时长较短的心音信号,筛选出2 400条构成本研究数据集。随机抽取1 440条作为训练集,共计5 688个基础心音;再随机抽取480条心音作为测试集,共计1 904个基础心音;剩余的480条

表2 两种算法实验结果比较

Tab.2 Comparison of experimental results of two algorithms

函数	测试指标	ABC算法	IMPABC算法
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i ^{(i+1)}$	Best	5.367 8E-5	2.890 6E-6
	Worst	4.361 5E-3	3.056 3E-3
	Mean	9.808 1E-4	5.303 5E-4
	Std	7.056 3E-8	3.412 6E-8
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i \sin x_i + 0.1x_i $	Best	3.536 2E-5	2.868 1E-7
	Worst	0.230 5	3.072 1E-6
	Mean	3.742 1E-3	4.987 6E-7
	Std	6.123 7E-3	3.097 3E-12
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	Best	5.368 2E-3	5.169 4E-7
	Worst	8.369 4E-3	2.897 6E-7
	Mean	9.732 1E-3	4.612 5E-7
	Std	3.617 6E-7	6.056 3E-16
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	Best	8.367 1E-7	4.615 7E-11
	Worst	3.535 2E-5	7.936 1E-9
	Mean	8.617 7E-6	2.315 6E-9
	Std	5.317 6E-12	3.676 5E-18

作为验证集,共计1 896个基础心音。3个数据集均包含了正常与异常、不同年龄段、不同性别的受试者心音信号,所有心音均已降采样至2 000 Hz,并已去除首尾两个心动周期,避免采集设备不稳定带来的干扰,同时也去除首尾不完整的心动周期部分。对3个数据集分别提取同态包络特征参数(Homo-Env)和梅尔频率倒谱特征参数(Mel-scale Frequency Cepstral Coefficients, MFCC),组成基础心音分类的特征参数数据集。将数据集官方已标记出的基础心音作为输入,让算法判断这些输入是否为基础心音。RF、SVM、KNN这3种分类器的实现主要借助Matlab中自带的分类学习工具箱,3种分类器均采用相同的训练集、测试集和验证集,对两种特征参数集分别进行分类研究。

3.2.2 心音分类器性能测试 针对Homo-Env和MFCC这两种特征参数数据集,5种算法分别进行30次独立实验。IMPABC-BP算法和BP算法参数设置为:蜂群最大迭代次数为200,种群数量为40,神经网络最大迭代次数为1 000,学习率0.4,隐层神经元个数为8,激活函数为Sigmoid函数,MSE之差小于 10^{-5} 时循环结束。记录30次测试后的均方根误差(Root Mean Squard Error, RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Deviation, MAE)和平均运行时间(Average

Running Time, ART),其实验结果如表3所示。

由表3可知,在Homo-Env和MFCC两种特征参

表3 不同特征参数下5类算法的评价
Tab.3 Evaluations of 5 algorithms under different feature parameters

特征参数	算法	RMSE	MAE	ART/s
Homo-env	RF	0.406 5	0.312 7	178
	SVM	0.383 1	0.272 5	231
	KNN	0.352 7	0.313 5	356
	BP	0.367 5	0.293 7	231
	IMPABC-BP	0.206 7	0.195 4	466
MFCC	RF	0.317 2	0.257 3	132
	SVM	0.304 5	0.193 6	196
	KNN	0.298 6	0.274 3	278
	BP	0.253 8	0.203 4	207
	IMPABC-BP	0.191 7	0.115 3	432

数数据集的情况下,IMPABC-BP算法相比于其他4种算法在RMSE和MMAE上均有了较大幅度的提升,表明系统的性能更优、精确度更好;同等条件下,

IMPABC-BP算法的ART更长,说明IMPABC-BP算法在提高分类准确率的同时增大算法时间复杂度。

3.2.3 基础心音分类结果分析 本研究中5种基础心音分类器采用相同的实验平台进行实验,分析分别在Homo-Env和MFCC特征参数下5种分类器的性能表现。实验中,采用了3个评价指标评价算法分割性能,评价指标包括S1检出正确率 TP_{s1} 、S2检出正确率 TP_{s2} 、基础心音检出平均正确率 FP_{s12} 。其中,Best(B)、Worst(W)、Mean(M)分别表示每个算法在每种特征参数情况下分别进行30次测试得到的最优值、最差值、平均值,其计算方法如式(14)所示:

$$\begin{cases} TP_{s1} = \frac{TN_{s1}}{TN_{s1} + TN_{s2} + MN_{s12}} \\ TP_{s2} = \frac{TN_{s2}}{TN_{s1} + TN_{s2} + MN_{s12}} \\ FP_{s12} = \frac{MTP_{s1} + MTP_{s1}}{2} \end{cases} \quad (14)$$

其中, TN_{s1} 为S1正确检出帧数, TN_{s2} 为S2正确检出帧数, MN_{s12} 为基础心音未检入帧数以及错误检入帧数,在基础心音分类中,以数据库给出的标记为参考标准。

两种特征参数下5种识别器的基础心音分类结果如表4所示。

表4 Homo-Env和MFCC下的识别器分类正确率(%)

Tab.4 Classification accuracy of recognizers based on Homo-env and MFCC (%)

特征参数	算法	BTP _{s1}	WTP _{s1}	MTP _{s1}	BTP _{s2}	WTP _{s2}	MTP _{s2}	FP _{s12}
Homo-env	RF	89.36	85.87	87.62	72.26	70.31	71.10	79.36
	SVM	87.32	83.41	84.76	72.21	67.65	68.16	76.46
	KNN	83.97	81.22	82.61	75.12	69.24	71.66	77.14
	BP	88.34	82.13	84.09	84.22	82.21	83.61	83.85
	IMPABC-BP	89.96	85.67	87.88	88.74	84.21	86.39	87.14
MFCC	RF	90.22	87.35	88.81	76.87	70.32	73.52	81.17
	SVM	88.73	84.16	85.42	72.53	67.32	69.59	77.51
	KNN	90.31	85.23	86.80	71.35	69.02	70.30	78.55
	BP	90.31	87.87	89.24	89.76	86.61	87.89	88.57
	IMPABC-BP	96.22	91.34	95.45	94.12	90.35	93.01	94.23

由表4可知,IMPABC-BP算法较其它4种分类算法在Homo-Env和MFCC条件下,S1正确率和S2正确率上均达到最优效果;MFCC下,IMPABC-BP算法平均正确率达94%以上。由于MFCC更全面展示了心音信号频域能量分布情况,且对心音主成分频带拥有较高的分辨率;而Homo-Env提取心音信号时域能量包络时,在时域一定程度上过滤掉了信号分裂

和抖动,在频域分析上略显不足,因此心音信号在分类器相同的条件下,MFCC下的分类效果一般优于Homo-Env的分类效果。心音信号数据库是由多种类型传感器采集到的信号,心音数据的统计学分布差异明显。RF算法处理高维数据时效果不错,但会受到数据噪声的影响导致过拟合;SVM算法在处理大样本量的高维数据时,计算复杂度高且分类效果

不佳,因此仅适用于小样本分类;KNN虽然抗干扰能力强,但离群点的敏感性会因样本量大而降低,因此产生计算量大的问题;BP神经网络模型对复杂数据的抽象与建模性能较好,因而在基础心音分类中与传统分类模型相比效果更优;IMPABC-BP算法较经典BP算法分类性能有了较大提升,分类正确率大约提高了3%~5%。本研究提出的IMPABC-BP神经网络,增强了全局搜索能力,解决了其容易陷入局部最优的问题,并对经典BP神经网络的阈值和权值进行了优化,因此IMPABC-BP算法较BP算法在整体性能上有较大提升。

4 结 语

采用当下最大公共心音数据集,避免数据量少引起分类效果不佳。提取心音分类研究中常用的MFCC和Homo-Env这两种特征参数,进行基于机器学习算法的基础心音分类研究。本研究提出一种改进的ABC算法,引入自适应、全局最优、混沌理论,优化跟随蜂搜索方程、蜜源概率选择方程,使算法更贴近蜂群实际采蜜任务,提高了ABC算法探索和开发能力;将改进的ABC算法用于优化BP神经网络,并将其应用到基础心音分类中。实验结果表明,在基础心音分类中,本研究提出的IMPABC-BP算法在特征参数相同条件下,较其它4种经典算法性能有较大提升,有利于提升后期心音自动化听诊的准确性。

【参考文献】

- [1] 陈天华. 基于现代信号处理技术的心音与心电信号分析方法[M]. 北京: 机械工业出版社, 2016, 12: 103-106.
CHEN T H. Analysis method of heart sound and ECG signal based on modern signal processing technology[M]. Beijing: China Machine Press, 2016, 12: 103-106.
- [2] 侯雷静, 应冬文, 国雁萌, 等. 基于心音分类的识别器分析[J]. 声学技术, 2017, 36(5): 707-708.
HOU L J, YING D W, GUO Y M, et al. Identifier analysis based on heart sound classification [J]. Technical Acoustics, 2017, 36(5): 707-708.
- [3] LIU S, CHEN G. The application of wavelet analysis and BP neural network for the early diagnosis of coronary heart disease[J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2017, 236(1): 165-172.
- [4] JIN F, SHU G. Back propagation neural network based on artificial bee colony algorithm [C]//International Forum on Strategic Technology. IEEE, 2017.
- [5] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. J Global Optim, 2017, 39(3): 459-471.
- [6] LIU J, ZHANG Y, BAI S. An adaptive artificial bee colony algorithms based on global best guide [C]//International Conference on Computational Intelligence & Security. IEEE Computer Society, 2017: 677-681.
- [7] LU X, LI T, GAO L, et al. An improved artificial bee colony algorithm for range image registration[C]//International Conference on Audio. IEEE, 2017: 379-387.
- [8] JIA G, LI D, YAO L, et al. An improved artificial bee colony-BP neural network algorithm in the short-term wind speed prediction [C]//Intelligent Control & Automation. IEEE, 2016: 789-798.
- [9] BULLINARIA J A, ALYAHYA K. Artificial bee colony training of neural networks: comparison with back-propagation [J]. Memet Comput, 2016, 6(3): 171-182.
- [10] MAKEL J, VAANANEN H. Time and frequency-based approach to heart sound segmentation and classification [C]//Computing in Cardiology. 2016: 178-186.
- [11] ANTINK C H, BECKER J, LEONHARDT S, et al. Nonnegative matrix factorization and random forest for classification of heart sound recordings in the spectral domain [C]//Computing in Cardiology Conference. 2017: 465-474.
- [12] WANG X, LI Y. Improving classification accuracy of heart sound recordings by wavelet filter and multiple features[C]//Computing in Cardiology Conference. 2017: 134-139.
- [13] 赵旭芳, 梁昔明, 龙文. 基于最优个体指导单纯形法改进的人工蜂群算法及应用[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(2): 50-57.
ZHAO X F, LIANG X M, LONG W. Improved artificial bee colony algorithm with simplex method based on optimal solution and its application[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(2): 50-57.
- [14] 张义敏, 曾庆宁, 黎耀, 等. 基于HHT和PPA的心音分段算法研究[J]. 计算机应用与软件, 2015, 4: 276-278.
ZHANG Y M, ZENG Q N, LI Y, et al. Research on HHT and PPA-based heart sounds segmentation algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2015, 4: 276-278.
- [15] JIA M, SUN J, BAO C, et al. Multiple-to-single sound source localization by applying single-source bins detection[J]. Appl Acoust, 2018, 138(138): 28-38.
- [16] YANG X, YANG F, GOBEAWAN L, et al. A multi-modal classifier for heart sound recordings[C]//Computing in Cardiology Conference. IEEE, 2017: 432-438.
- [17] CHEN T E, YANG S I, HO L T, et al. S1 and S2 heart sound recognition using deep neural networks [J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2017, 64(2): 372-380.
- [18] BARABASA C, JAFARI M, PLUMBLEY M D. A robust method for S1/S2 heart sounds detection without ECG reference based on music beat tracking [C]//International Symposium on Electronics & Telecommunications. IEEE, 2016: 176-183.
- [19] BOZKURT B, GERMANAKIS I, STYLIANOU Y. A study of time-frequency features for CNN-based automatic heart sound classification for pathology detection[J]. Comput Biol Med, 2017, 11(4): 125-132.
- [20] SHARMA S, KUMAR S, SHARMA K. Improved Gbest artificial bee colony algorithm for the constraints optimization problems[J]. Evol Intell, 2019. <https://doi.org/10.1007/s12065-019-00231-8>.

(编辑:谭斯允)