



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109998495 A

(43)申请公布日 2019. 07. 12

(21)申请号 201910436832.0

(22)申请日 2019.05.23

(71)申请人 河南工业大学

地址 450001 河南省郑州市高新技术产业
开发区莲花街100号河南工业大学科
技处

(72)发明人 王莉 张紫烨 郭晓东 牛群峰

(51)Int.Cl.

A61B 5/00(2006.01)

A61B 5/04(2006.01)

A61B 5/0402(2006.01)

G06N 3/00(2006.01)

G06N 3/063(2006.01)

G06N 3/08(2006.01)

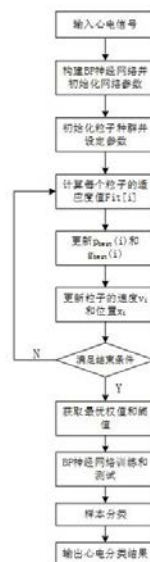
权利要求书1页 说明书4页 附图3页

(54)发明名称

一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信
号分类方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于粒子群优化的BP神经网络(PSO-BP)的心电分类方法,先构建BP神经网络并初始化网络参数,接着初始化例子种群并设定参数,然后计算每个粒子的适应度值,将粒子的适应度值和粒子的最优位置个体极值进行比较,更新粒子的最优位置个体极值,接着将粒子的适应度值与粒子的最优位置的全局极值进行比较,更新粒子的最优位置的全局极值,然后更新粒子的速度与位置,满足条件后得到最优位置的全局极值作为BP神经网络的权值和阈值来进行训练识别心电信号分类。本发明解决了BP神经网络学习收敛速度慢和学习过程易于陷入局部极小化的问题,从而引入了粒子群算法进行优化,结果表明经过粒子群优化的BP神经网络分类效果更好,精度更高。



1. 一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤一:获取人体的心电信号,对心电信号去除基线漂移干扰,在样本采样点中提取特征向量;

步骤二:确定BP神经网络的拓扑结构,设置BP神经网络每层神经元个数,BP神经网络为单隐含层的三层BP神经网络,将心电信号提取的s组特征值作为输入,即网络输入层有s个神经元;隐含层神经元根据公式 $k = \sqrt{m+n} + a$ 设置为k个神经元,其中m为输出层节点数,n为输入层节点数,a为[1,10]之间的常数;输出层为t种心电类型的分类结果,所以输出层设置为t个神经元,PSO-BP神经网络的拓扑结构为s-k-t;

步骤三:初始化粒子种群,随机设置各个粒子的速度 v_i 和位置 x_i ,群体规模N;

步骤四:设定运行参数,学习因子 c_1, c_2 ,惯性权重 w ,最大迭代次数M,群体规模m;

步骤五:计算每个粒子的适应度值Fit[i];

步骤六:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和第i个最优位置的个体极值 $p_{best}(i)$,如果Fit[i]> $p_{best}(i)$,则用Fit[i]替换掉 $p_{best}(i)$;

步骤七:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和整个粒子群搜索到的最优位置的全局极值 $g_{best}(i)$,如果Fit[i]> $g_{best}(i)$,则用Fit[i]替 $g_{best}(i)$;

步骤八:在找到最优位置个体极值 $p_{best}(i)$ 和最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 时,粒子将根据公式来更新粒子的速度 v_i 和位置 x_i ;

公式为: $v_{id} = v_{id} * \omega + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id})$

$x_{id} = x_{id} + v_{id}$;

步骤九:如果满足误差足够好或者达到最大循环次数的条件,则退出,否则将返回步骤五;

步骤十:将得到的最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 作为BP神经网络的权值和阈值,用训练样本训练神经网络;

步骤十一:用测试样本进行仿真,得到心电信号类型分类结果。

2. 根据权利要求1所述的心电信号去除基线漂移干扰,是利用小波多分辨率分析原理对心电信号去除基线漂移干扰。

3. 根据权利要求1所述提取特征向量,利用极大极小值过零点原理检测R波峰值,采用平面几何法定位QRS波峰值,在零基线附近定位QRS波起始点,在样本采样点中提取RR间期、QRS波间期和R波、Q波、S波振幅5个参数作为特征向量。

一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法

技术领域

[0001] 本发明涉及生物信息技术领域,属于信号分类领域,具体涉及一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法。

背景技术

[0002] 心脏是人体最重要的器官,是人体循环系统的中枢,它通过周期性的收缩和舒张完成向人体各个组织和器官供血的功能,血液中携带细胞活动需要的氧气和其他营养物质并带走二氧化碳和其他代谢产物。因此,当心脏出现病变或者功能紊乱时,人体就不能完成正常的生理活动。心脏病是一种常见的慢性病,严重危害人们的生活健康,严重时往往危及生命。近些年来心脏疾病的发病率和死亡率呈逐年上升趋势,也是导致老人死亡的三大病因之一。与此同时,随着现代社会工作和生活的节奏不断加快,年轻人生活压力大,饮食不规律,心脏病有年轻化的趋势。

[0003] 心电图是由心肌细胞的生物电变化所产生的,心电图采集是使用心电图仪采集心脏搏动过程引起的体表电位变化,反应了心脏活动情况,对心电信号的研究有助于更准确的辨别心脏疾病,让患者能够得到及时治疗。一直以来心电信号是临床上判断心脏疾病的重要依据,并且心电图仪都是在体外采集信号,对人体没有创伤,也是检测和诊断心脏疾病的重要依据。

[0004] 心电信号分类的本质是模式识别,在研究中采用的最广泛的分类方法是神经网络。BP神经网络是一种多层的前馈神经网络,其主要特点是分为两个阶段,第一阶段是信号的前向传播,第二阶段是误差的反向传播。BP神经网络具有自适应、自组织、自学习的能力,原理简单、易于实现,是目前应用最为广泛的神经网络模型之一。但是BP神经网络存在学习过程收敛速度慢、学习效率低和学习过程易于陷入局部极小化等问题。尤其是BP神经网络隐含层神经元个数的选取对神经网络的学习能力和泛化能力有较大的影响。

[0005] 针对BP神经网络的缺陷,许多学者提出了优化BP神经网络的学习算法,常见的有遗传算法、布谷鸟算法、粒子群算法等等。

[0006] 粒子群算法是由J.Kennedy和R.C Eberhart等人开发的一种新的进化算法。粒子群算法属于进化算法的一种,源于对鸟群捕食的行为研究。粒子群算法的本质是一种随机搜索算法,通过群体中个体之间的相互协作和信息共享来寻找最优解。粒子群算法能以较大的概率收敛于全局最优解,和传统的算法相比较,粒子群算法具有更快的计算速度和更好的全局搜索能力,而且粒子群算法具有易实现、收敛快、精度高的特点。

发明内容

[0007] 本发明是为了解决BP神经网络存在学习过程收敛速度慢、学习效率低和学习易于陷入局部极小化等局限性从而影响BP神经网络进行心电信号分类准确率偏低的问题,本发明针对现有技术的不足,通过将粒子群算法融合BP神经网络来解决BP神经网络存在不足的问题,所以本发明设计了一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法。

[0008] 本发明设计了一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法,其特征在于包括以下步骤:

[0009] 步骤一:获取人体的心电信号,利用小波多分辨率分析原理,在小波域上对心电信号去除基线漂移干扰,然后利用极大极小值过零点原理检测R波峰值,采用平面几何法定位QRS波峰值,在零基线附近定位QRS波起止点,在样本采样点中提取RR间期、QRS波间期和R波、Q波、S波振幅5个特征参数作为特征向量。

[0010] 步骤二:确定BP神经网络的拓扑结构,设置BP神经网络每层神经元个数。BP神经网络为单隐含层的三层BP神经网络,将心电信号提取的s组特征值作为输入,即网络输入层有s个神经元;隐含层神经元根据公式 $k = \sqrt{m+n} + a$ 设置为k个神经元,其中m为输出层节点数,n为输入层节点数,a为[1,10]之间的常数;输出层为三种心电类型的分类结果,所以输出层设置为t个神经元。PSOS-BP神经网络的拓扑结构为s-k-t;

[0011] 步骤三:初始化粒子种群,随机设置各个粒子的速度 v_i 和位置 x_i ,群体规模N;

[0012] 步骤四:设定运行参数,学习因子 c_1, c_2 ,惯性权重w,最大迭代次数M,群体规模m;

[0013] 步骤五:计算每个粒子的适应度值Fit[i];

[0014] 步骤六:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和第i个最优位置的个体极值 $p_{best}(i)$,如果Fit[i]> $p_{best}(i)$,则用Fit[i]替换掉 $p_{best}(i)$;

[0015] 步骤七:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和整个粒子群搜索到的最优位置的全局极值 $g_{best}(i)$,如果Fit[i]> $g_{best}(i)$,则用Fit[i]替 $g_{best}(i)$;

[0016] 步骤八:在找到最优位置个体极值 $p_{best}(i)$ 和最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 时,粒子将根据公式来更新粒子的速度 v_i 和位置 x_i ;

[0017] 公式为: $v_{id} = v_{id} * \omega + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id})$

[0018] $x_{id} = x_{id} + v_{id}$;

[0019] 步骤九:如果满足误差足够好或者到达最大循环次数两者任意条件之一,则退出;否则返回步骤五;

[0020] 步骤十:将得到的最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 作为BP神经网络的权值和阈值,用训练样本进行神经网络训练;

[0021] 步骤十一:用测试样本进行仿真,得到心电信号类型分类结果;

[0022] 本发明的有益效果是:由于BP神经网络存在着学习过程收敛速度慢、学习效率低、学习时间长、学习过程易于陷入局部极小化等问题,对于心电信号识别分类的准确率不高,所以本发明引入了粒子群算法来优化BP神经网络,本发明建立了PSO-BP神经网络模型来进行心电信号的分类识别。粒子群算法具有收敛速度快、精度高、学习效率高的特点,本发明利用粒子群算法修正BP神经网络的权值和阈值,克服了BP神经网络易于陷入局部极小化的局限性。结果表明,基于PSO-BP神经网络模型实现了对BP神经网络权值和阈值的优化,克服了BP神经网络易陷入局部极小化的问题。通过对比BP神经网络和PSO-BP神经网络对于心电信号特征提取分类结果,结果表明基于PSO-BP神经网络的心电信号分类方法比基于BP神经网络的方法收敛速度更快,分类精度更高,更适合用于心电信号分类。

附图说明

[0023] 图1是基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法的流程图;

- [0024] 图2是粒子群的适应度变化曲线图；
[0025] 图3是BP神经网络训练误差图；
[0026] 图4是基于粒子群优化的PSP-BP训练误差图。

具体实施方式

[0027] 下面结合附图对本发明作进一步说明。

[0028] 如图1所示,本发明提出基于粒子群优化BP神经网络的心电分类方法,包括以下步骤:

[0029] 步骤一:获取人体的心电信号,利用小波多分辨率分析原理,在小波域上对心电信号去除基线漂移干扰,然后利用极大极小值过零点原理检测R波峰值,采用平面几何法定位QRS波峰值,在零基线附近定位QRS波起止点,本次发明实验在样本采样点中提取RR间期、QRS波间期和R波、Q波、S波振幅5个特征参数作为特征向量。

[0030] 步骤二:确定BP神经网络的拓扑结构,设置BP神经网络每层神经元个数。BP神经网络为单隐含层的三层BP神经网络,本发明实验中将心电信号提取的5组特征值作为输入,即网络输入层有5个神经元;隐含层神经元根据公式设置为10个神经元,其中m为输出层节点数,n为输入层节点数,a为[1,10]之间的常数;输出层为三种心电类型的分类结果,所以输出层设置为3个神经元。PSOS-BP神经网络的拓扑结构为5-10-3;

[0031] 步骤三:初始化粒子种群,随机设置各个粒子的速度和位置,群体规模N;

[0032] 步骤四:设定运行参数,学习因子 c_1, c_2 ,惯性权重w;最大迭代次数M;群体规模m;

[0033] 步骤五:计算每个粒子的适应度值Fit[i];

[0034] 步骤六:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和第i个最优位置的个体极值 $p_{best}(i)$,如果 $Fit[i] > p_{best}(i)$,则用Fit[i]替换掉 $p_{best}(i)$;

[0035] 步骤七:比较每个粒子的适应度值Fit[i]和整个粒子群搜索到的最优位置的全局极值 $g_{best}(i)$,如果 $Fit[i] > g_{best}(i)$,则用Fit[i]替 $g_{best}(i)$;

[0036] 步骤八:在找到最优位置个体极值 $p_{best}(i)$ 和最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 时,粒子将根据公式来更新粒子的速度 v_i 和位置 x_i ;

[0037] 公式为: $v_{id} = v_{id} * \omega + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id})$

[0038] $x_{id} = x_{id} + v_{id}$;

[0039] 步骤九:如果满足误差足够好或者到达最大循环次数两者任意条件之一,则退出;否则返回步骤五;

[0040] 步骤十:将得到的最优位置全局极值 $g_{best}(i)$ 作为BP神经网络的权值和阈值,用训练样本进行神经网络训练;

[0041] 步骤十一:用测试样本进行仿真,得到心电信号类型分类结果;

[0042] 初始化网络中的参数,选取正常、左束支传导阻滞、右束支传导阻滞共计350组样本作为训练样本,另选取150组样本作为测试样本。

[0043] 对样本特征向量归一化处理,分别用BP神经网络和基于粒子群优化的PSO-BP神经网络训练样本并仿真。

[0044] 图2为粒子群适应度变化曲线,反应了粒子当前位置的优劣程度。可以看出,随着迭代次数增加,适应度值越来越小,个体的适应度会越来越高,

[0045] 图3和图4分别为BP神经网络和粒子群优化PSO-BP神经网络训练过程中验证样本中训练样本和测试样本的误差曲线,可以看出BP神经网络和PSO-BP神经网络都可以较好的对不同的心电信号进行分类,但是基于粒子群优化的PSO-BP神经网络的均方误差更小,分类精度更高。

[0046] 由于粒子群算法具有更快的计算速度和更好的全局搜索能力,可以有效地避免陷入局部极值。因此基于粒子群优化的PSO-BP算法迭代次数更少,收敛速度更快。

[0047] 表1是两种算法识别分类的结果

[0048] 表1

	算法	训练样本数	测试样本数	分类精度
[0049]	BP 神经网络	350	150	93.483
	基于粒子群优化的 PSO-BP 神经网络	350	150	98.216

[0050] 由表1可以看出相较于传统的BP神经网络算法,基于粒子群优化的BP神经网络算法分类效果更好,分类精度更高,对于心电信号检测的自动诊断具有较高的应用价值。

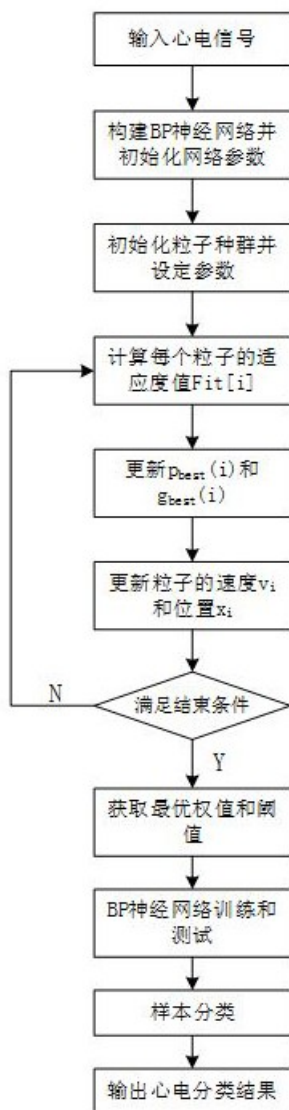


图 1

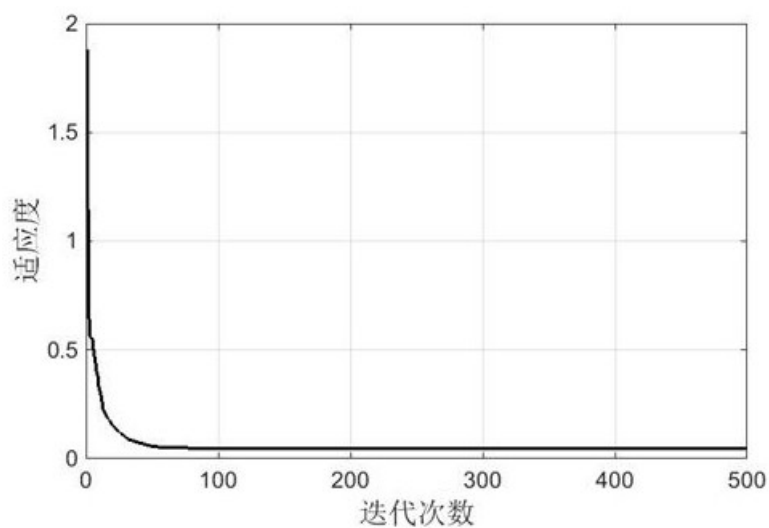


图 2

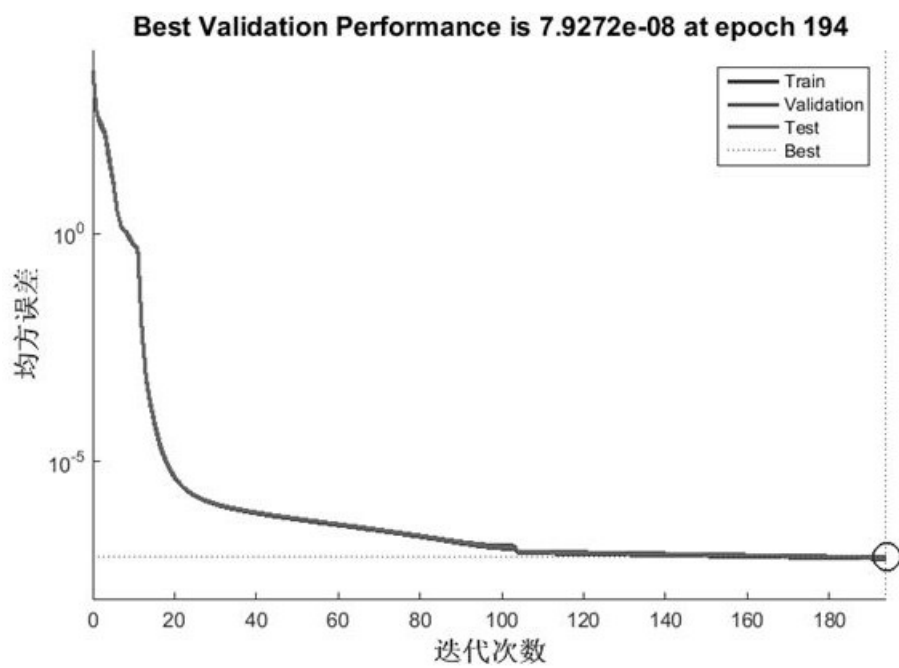


图 3

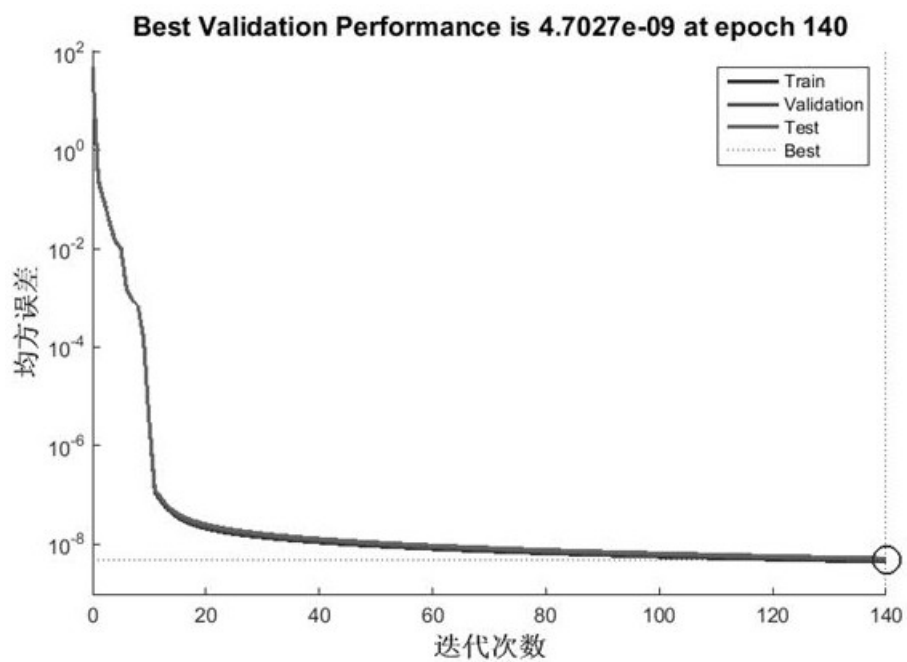


图 4

专利名称(译)	一种基于粒子群优化BP神经网络的心电信号分类方法		
公开(公告)号	CN109998495A	公开(公告)日	2019-07-12
申请号	CN201910436832.0	申请日	2019-05-23
[标]申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
当前申请(专利权)人(译)	河南工业大学		
[标]发明人	王莉 郭晓东 牛群峰		
发明人	王莉 张紫烨 郭晓东 牛群峰		
IPC分类号	A61B5/00 A61B5/04 A61B5/0402 G06N3/00 G06N3/063 G06N3/08		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7235 A61B5/7264 G06N3/006 G06N3/063 G06N3/084		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明公开了一种基于粒子群优化的BP神经网络 (PSO-BP) 的心电分类方法, 先构建BP神经网络并初始化网络参数, 接着初始化例子种群并设定参数, 然后计算每个粒子的适应度值, 将粒子的适应度值和粒子的最优位置个体极值进行比较, 更新粒子的最优位置个体极值, 接着将粒子的适应度值与粒子的最优位置的全局极值进行比较, 更新粒子的最优位置的全局极值, 然后更新粒子的速度与位置, 满足条件后得到最优位置的全局极值作为BP神经网络的权值和阈值来进行训练识别心电信号分类。本发明解决了BP神经网络学习收敛速度慢和学习过程易于陷入局部极小化的问题, 从而引入了粒子群算法进行优化, 结果表明经过粒子群优化的BP神经网络分类效果更好, 精度更高。

