



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110755065 A

(43)申请公布日 2020.02.07

(21)申请号 201910973899.8

(22)申请日 2019.10.14

(71)申请人 齐鲁工业大学

地址 250353 山东省济南市长清区大学路
3501号

申请人 山东省计算中心(国家超级计算济
南中心)

(72)发明人 李彬 李伟 乔凤娟 郭红丽
杨雪

(74)专利代理机构 济南圣达知识产权代理有限
公司 37221

代理人 李琳

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

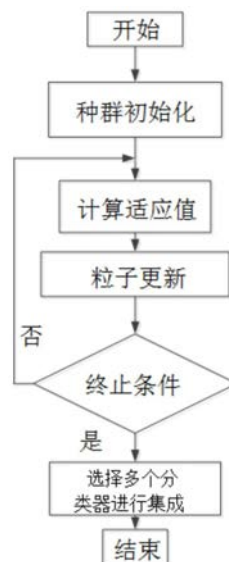
权利要求书2页 说明书6页 附图4页

(54)发明名称

一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法
及系统

(57)摘要

本公开提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统,对获取的心电信号数据进行预处理,对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取,得到数据集;以数据集集中的特征为输入数据,利用PSO算法优化ELM的参数,对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择,建立多个ELM分类器,集成目标神经网络,得到多组分类结果;采用最大投票原则,对相同样本的多组分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果;本公开在PSO-ELM基础上,进行个体的选择,从而集成一个更优化的网络结构,能够有效的提高网络的泛化性能,提高心电信号的分类精度。



1. 一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,步骤如下:

对获取的心电信号数据进行预处理,对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取,得到数据集;

以数据集中的特征为输入数据,利用PSO算法优化ELM的参数,对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择,以选择的个体为基础建立对应数量的ELM分类器,集成多个ELM分类器为目标神经网络,得到多组分类结果;

采用最大投票原则,对相同样本的多组分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

2. 如权利要求1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,所述预处理方法包括:

对获取的心电信号数据进行40阶FIR带通滤波,通带为15~25Hz;

对滤波后的波形双斜率预处理,具体为:分别在某个点的左右两侧的某个区间内寻找最大平均斜率与最小平均斜率,然后分别用左侧最大斜率减去右侧最小斜率,用右侧最大斜率减去左侧最小斜率,再求取两者中的最大者。

3. 如权利要求1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,对预处理后的数据进行滑动窗口积分处理,用于使得波形绝对振幅增大,并使波形进一步光滑;对通过滑动窗口积分处理后的数据进行自适应阈值设计,实现QRS波的检测定位,进而进行心拍的截取;

或者,采用小波变换进行特征提取,采用小波变换的系数作为输入特征。

4. 如权利要求1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,利用PSO算法优化ELM的参数,具体为:

初始化种群,随机产生N组初始输入权值和偏差,作为PSO算法的第一代粒子;

计算每个粒子的适应值,更新粒子的速度和位置;

输出最后一次迭代的所有粒子的适应值,得到最优的ELM参数值,将适应值进行排序,选择最优的前M个个体组成候选集。

5. 如权利要求4所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,利用PSO算法优化ELM的参数之后,将M个最优个体重新带入ELM神经网络中进行训练,通过M个独立的ELM神经网络,计算输出权值,得到M组分类结果。

6. 如权利要求5所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,将M组样本实际输出的分类结果,与期望输出的分类结果进行对比,统计正确分类和错误分类情况,标记正确分类的结果为1,错误分类的结果为0,采用最大投票原则,对相同样本的分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

7. 如权利要求1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,其特征在于,还包括对多组分类结果的分类精度的确认,具体为:

$$\text{accuracy rate} = \frac{\sum_{i=1}^N n_{li} \left(\max \left(\sum_{r=1}^M n_{0r}, \sum_{r=1}^M n_{1r} \right) \right)}{N}$$

其中, $\sum_{r=1}^M n_{0r}$ 和 $\sum_{r=1}^M n_{1r}$ 分别统计分类错误和分类正确的样本个数; 函数 $\max()$: 若 $\sum_{r=1}^M n_{0r} \geq \sum_{r=1}^M n_{1r}$ 返回值0; 若 $\sum_{r=1}^M n_{0r} < \sum_{r=1}^M n_{1r}$ 返回值1; N为样本总数, n_1 为分类正确的样本, n_0

为分类错误的样本, M为集成神经网络的个数, $\sum_{i=1}^N n_{1i}$ 为统计分类正确的样本数目。

8. 一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类系统, 其特征在于, 包括:

预处理模块, 被配置为: 对获取的心电信号数据进行预处理, 对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取, 得到数据集;

模型训练模块, 被配置为: 以数据集的特征为输入数据, 利用PSO算法优化ELM的参数;

集成模块, 被配置为: 对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择, 建立多个ELM分类器, 集成目标神经网络, 得到多组分类结果;

分类模块, 被配置为: 采用最大投票原则, 对相同样本的多组分类结果进行投票, 票数多者作为最终的分类结果。

9. 一种介质, 其上存储有程序, 其特征在于, 该程序被处理器执行时实现如权利要求1-7任一项所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

10. 一种电子设备, 包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序, 其特征在于, 所述处理器执行所述程序时实现如权利要求1-7任一项所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统

技术领域

[0001] 本公开涉及心电信号分类技术领域，特别涉及一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统。

背景技术

[0002] 本部分的陈述仅仅是提供了与本公开相关的背景技术，并不必然构成现有技术。

[0003] 近年来，心血管类疾病的防治已经成为当前医疗保健的一项重点内容。心血管疾病的发作具有突发性，难以预测，致残致死的特性。而QRS波是最显著的部分，它反映了心室收缩时心脏的电行为，其能量占了心电信号能量的很大百分比。QRS波分布于心电信号的中、高频区域，峰值落在10~20Hz之间，并且幅度特征非常明显，与其它波形的区别显著，因而在心电特征波形的检测中，常常先定位QRS波，所以QRS波的检测是所有波形检测的基础。1996年发表的《Detection algorithms in implantable cardioverter Defibrillators》实现心电图在时域和频域上的分析，提出了特异性分析的建议。QRS波的检测不仅是诊断心脏疾病的重要依据，而且只有在QRS波确定后才能分析其他波形信息。

[0004] 根据采用的理论基础和信号特征的不同，波检测技术可以划分为几个不同的技术领域：时域检测技术，频域检测技术，小波变换检测技术等，在QRS波检测方面，传统的检测方法和新理论方法的融合，成为一种趋势。单隐层前向神经网络具有简单的网络结构和良好的全局逼近能力，在机器学习领域得到广泛的应用，但是存在收敛速度慢和容易陷入局部极小点等缺点。2011年《International Journal of Machine Learning and Cybernetics》Huang等人发表的《Extreme learning machines:a survey》提出了一种全新的单隐层前馈神经网络，即极限学习机(Extreme Learning machine,ELM)。目前的ELM神经网络通过随机生成网络的输入权值和隐层偏差，减少了过多的人工干预，通过最小二乘法求解输出层权值，从而完成对网络的训练。网络能以极快的学习速度达到较好的泛化性能，解决了传统神经网络学习速度缓慢的缺点，拓宽了神经网络的应用范围，在函数逼近、模式识别和人脸识别等领域得到较为广泛的应用。

[0005] 但是，本公开发明人在研究中发现，(1)由于ELM学习算法的参数是随机设定的，因此网络性能稳定性相对不高，无法实现QRS波的高效稳定检测；(2)单纯的ELM学习算法无法精确的实现心电信号的分类，也无法对分类结果进行有效的评价。

发明内容

[0006] 为了解决现有技术的不足，本公开提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统，在利用PSO(Particle Swarm Optimization,粒子群算法)优化ELM参数的基础上，进行个体的选择，从而集成一个更优化的网络结构，能够有效的提高网络的泛化性能，提高心电信号的分类精度。

[0007] 为了实现上述目的，本公开采用如下技术方案：

[0008] 本公开第一方面提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法。

[0009] 一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,步骤如下:

[0010] 对获取的心电信号数据进行预处理,对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取,得到数据集;

[0011] 以数据集的特征为输入数据,利用PSO算法优化ELM的参数,对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择,以选择的个体为基础建立对应数量的ELM分类器,集成多个ELM分类器为目标神经网络,得到多组分类结果;

[0012] 采用最大投票原则,对相同样本的多组分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

[0013] 作为可能的一些实现方式,所述预处理方法包括:

[0014] 对获取的心电信号数据进行40阶FIR带通滤波,通带为15~25Hz;

[0015] 对滤波后的波形双斜率预处理,具体为:分别在某个点的左右两侧的某个区间内寻找最大平均斜率与最小平均斜率,然后分别用左侧最大斜率减去右侧最小斜率,用右侧最大斜率减去左侧最小斜率,再求取两者中的最大者。

[0016] 作为进一步的限定,对预处理后的数据进行滑动窗口积分处理,用于使得波形绝对振幅增大,并使波形进一步光滑;

[0017] 进一步的,对通过滑动窗口积分处理后的数据进行自适应阈值设计,实现QRS波的检测定位,进而进行心拍的截取。

[0018] 作为可能的一些实现方式,采用小波变换进行特征提取,采用小波变换的系数作为输入特征。

[0019] 作为可能的一些实现方式,利用PSO算法优化ELM的参数,具体为:

[0020] 初始化种群,随机产生N组初始输入权值和偏差,作为PSO算法的第一代粒子;

[0021] 计算每个粒子的适应值,更新粒子的速度和位置;

[0022] 输出最后一次迭代的所有粒子的适应值,得到最优的ELM参数值,将适应值进行排序,选择最优的前M个个体组成候选集。

[0023] 作为进一步的限定,利用PSO算法优化ELM的参数之后,将M个最优个体重新带入ELM网络中进行训练,通过M个独立的ELM神经网络,计算输出权值,得到M组分类结果。

[0024] 作为更进一步的限定,将M组样本实际输出的分类结果,与期望输出的分类结果进行对比,统计正确分类和错误分类情况,标记正确分类的结果为1,错误分类的结果为0,采用最大投票原则,对相同样本的分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

[0025] 作为可能的一些实现方式,还包括对多组分类结果的分类精度的确认,具体为:

$$[0026] \quad \text{accuracy rate} = \frac{\sum_{i=1}^N n \left(\text{li} \left(\max \left(\sum_{r=1}^M n_{0r}, \sum_{r=1}^M n_{1r} \right) \right) \right)}{N}$$

[0027] 其中, $\sum_{r=1}^M n_{0r}$ 和 $\sum_{r=1}^M n_{1r}$ 分别统计分类错误和分类正确的样本个数,函数 $\max()$: 若

$\sum_{r=1}^M n_{0r} \geq \sum_{r=1}^M n_{1r}$ 返回值0; 若 $\sum_{r=1}^M n_{0r} < \sum_{r=1}^M n_{1r}$ 返回值1, N为样本总数, n_1 为分类正确的样本, n_0

为分类错误的样本, M 为集成神经网络的个数, $\sum_{i=1}^N n_{li}$ 为统计分类正确的样本数目。

[0028] 本公开第二方面提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类系统。

[0029] 一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类系统, 包括:

[0030] 预处理模块, 被配置为: 对获取的心电信号数据进行预处理, 对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取, 得到数据集;

[0031] 模型训练模块, 被配置为: 以数据集中的特征为输入数据, 利用PSO算法优化ELM的参数;

[0032] 集成模块, 被配置为: 对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择, 建立多个ELM分类器, 集成目标神经网络, 得到多组分类结果;

[0033] 分类模块, 被配置为: 采用最大投票原则, 对相同样本的多组分类结果进行投票, 票数多者作为最终的分类结果。

[0034] 本公开第三方面提供了一种介质, 其上存储有程序, 该程序被处理器执行时实现如本公开所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

[0035] 本公开第四方面提供了一种电子设备, 包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序, 所述处理器执行所述程序时实现如本公开所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

[0036] 与现有技术相比, 本公开的有益效果是:

[0037] 1、本公开所述的方法在PSO-ELM的基础上, 进行个体的选择, 从而集成一个更优化的网络结构, 能够有效的提高网络的泛化性能, 提高心电信号的分类精度。

[0038] 2、本公开所述的方法针对极限学习的不稳定的缺点, 利用粒子群优化算法增加网络的稳定性, 为了进一步提高网络的泛化性能和学习精度。

[0039] 3、在PSO-ELM的基础上, 增加集成学习思想, 不直接利用最优的个体, 而是利用最优候选集建立多个ELMs分类器, 从而计算得到多组ELMs的输入权值和隐层偏差, 进而计算得到样本的实际输出, 通过与期望输出的对比, 统计正确分类和错分情况, 利用最大投票原则, 输出最后的分类精度, 整个实验表明分类精度提高, 稳定性相比于DESE-ELM更优。

[0040] 4、本公开所述的内容通过预处理消除了噪声和其他的杂波(如P波和T波), 同时使波形模式变得更为单一, QRS波的变化更为突出, 从而能够更好的对QRS波进行识别和检测。

附图说明

[0041] 图1为本公开实施例1所述的正常心电信号的时间特征示意图。

[0042] 图2为本公开实施例1所述的MIT-BIH数据库中的部分编号信号的部分示意图。

[0043] 图3为本公开实施例1所述的数据预处理方法示意图。

[0044] 图4为本公开实施例1所述的极限学习机结构示意图。

[0045] 图5是本公开实施例1所述的PSO-ELM选择集成的结构示意图。

具体实施方式

[0046] 应该指出, 以下详细说明都是例示性的, 旨在对本公开提供进一步的说明。除非另有指明, 本文使用的所有技术和科学术语具有与本公开所属技术领域的普通技术人员通常

理解的相同含义。

[0047] 需要注意的是,这里所使用的术语仅是为了描述具体实施方式,而非意图限制根据本公开的示例性实施方式。如在这里所使用的,除非上下文另外明确指出,否则单数形式也意图包括复数形式,此外,还应当理解的是,当在本说明书中使用术语“包含”和/或“包括”时,其指明存在特征、步骤、操作、器件、组件和/或它们的组合。

[0048] 实施例1:

[0049] 如图1-5所示,本公开实施例1提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,步骤如下:

[0050] 对获取的心电信号数据进行预处理,对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取,得到数据集;

[0051] 以数据集中的特征为输入数据,利用PSO算法优化ELM的参数,对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择,以选择的个体为基础建立对应数量的ELM分类器,集成多个ELM分类器为目标神经网络,得到多组分类结果;

[0052] 采用最大投票原则,对相同样本的多组分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

[0053] 首先进行分类器的输入数据获取,具体为:

[0054] (1)QRS波定位检测:

[0055] 1) 预处理数据:对心电信号进行40阶FIR带通滤波,通带为15~25Hz,滤波器的设计可以使用Matlab的Fdatool工具;

[0056] 2) 对滤波后的波形“双斜率”预处理,其基本思想是分别在一个点的左右两侧的某个区间内寻找最大平均斜率与最小平均斜率,然后分别用左侧最大斜率减去右侧最小斜率,用右侧最大斜率减去左侧最小斜率,再求取两者中的最大者;

[0057] 3) 滑动窗口积分;

[0058] 4) 自适应阈值设计:自适应阈值要跟随信号实时变化;阈值需要根据前面已经检测到的正确波峰振幅变化,另外设定下限,以确保不会过高或过低;

[0059] 5) 心拍截取。

[0060] 本实施例在MIT-BIH数据集上对其性能进行验证,本实施例中,在QRS波定位检测完成后,形成目标类型心拍,分别为“正常(N)”,“左束支阻滞(LBBB)”,“右束支阻滞(RBBB)”,“室性早搏(VPB)”,如表1所示。

[0061] 表1:目标心拍的样本数据

	心拍类型	样本数×特征数
[0062]	Normal(N)	74962×250

[0063]	Left Bundle Branch Block(LBBB)	8068×250
	Right Bundle Branch Block(RBBB)	7254×250
	Ventricular Premature beat(VPB)	7034×250

[0064] (2) 小波变换提取特征:

[0065] 采用小波变换的系数作为输入特征。具体过程:对每个心拍进行5阶的小波分解,小波函数利用db6小波,使用Matlab中的wavedec函数:

[0066] $[C,L]=wavedec(sig,5,'db6');$

[0067] 其中,C包含了各阶小波变换后的系数,sig在这里表示所提取的250点心拍。

[0068] (3) 划分数据集

[0069] 基于小波变换,每类心拍选取5000个样本进行特征提取,生成20000个含25个特征的输入样本,且进行特征归一化处理后,按照7:3的比例划分训练集和测试集;通过Matlab内建randperm函数随机打乱样本索引,然后截取前14000个索引对应的样本作为训练集,剩余的作为测试集。

[0070] (4) 特征归一化

[0071] 先使用mapminmax函数的正常模式对训练集特征归一化到(0,1)之间,得到归一化后的训练集和归一化信息,然后使用mapminmax的apply模式,将训练集归一化得到的归一化信息应用至测试集,完成测试集的归一化。

[0072] 基于上述的操作,我们得到分类器的输入数据,接下来进行心电信号的分类,计算分类精度,具体为:

[0073] 输入:四类心拍,共20000个样本;隐层节点个数为 \tilde{N} ,迭代次数为K,神经网络集成的数目为M,种群个数为N。

[0074] 步骤(1):初始化种群,随机产生N组初始输入权值和偏差,作为PSO算法的第一代粒子;

[0075] 步骤(2):for $k=1,2,\dots,K$

[0076] 1) 根据下列公式计算每个粒子的适应值:

$$[0077] \quad \text{fitness} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N \left\| \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i G(w_i \cdot x_j + b_i) - t_j \right\|_2^2}{N}} \quad (1)$$

[0078] 2) 更新粒子的速度和位置:

$$[0079] \quad \begin{aligned} v_i^{t+1} &= wv_i^t + c_1 * \text{rand}() * (P_i^t - x_i^t) \\ &\quad + c_2 * \text{rand}() * g(P_g^t - x_g^t) \end{aligned} \quad (2)$$

$$[0080] \quad x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

[0081] 3) $k=k+1$ 。

[0082] 步骤(3):结束。

[0083] 步骤(4):输出最后一次迭代的所有粒子的适应值,将适应值进行排序,选择最优的前M个个体组成候选集;

[0084] 步骤(5): $r=1,2,\dots,M$

[0085] 1)将M个最优个体重新带入网络,计算输出权值,最终计算得到实际输出;

[0086] 2) $r=r+1$;

[0087] 步骤(6):结束。

[0088] 步骤(7):由下列公式计算分类精度:

$$[0089] \quad \text{accuracy rate} = \frac{\sum_{i=1}^N n_{li} \left(\max \left(\sum_{r=1}^M n_{0r}, \sum_{r=1}^M n_{1r} \right) \right)}{N} \quad (4)$$

[0090] 其中, $\sum_{r=1}^M n_{0r}$ 和 $\sum_{r=1}^M n_{1r}$ 分别统计分类错误和分类正确的样本个数;函数 $\max()$:若

$\sum_{r=1}^M n_{0r} \geq \sum_{r=1}^M n_{1r}$, 返回值0;若 $\sum_{r=1}^M n_{0r} < \sum_{r=1}^M n_{1r}$, 返回值1;N为样本总数, n_1 为分类正确的样本, n_0

为分类错误的样本,M为集成神经网络的个数, $\sum_{i=1}^N n_{li}$ 为统计分类正确的样本数目。

[0091] 实施例2:

[0092] 本公开实施例2提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类系统,利用本公开实施例1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法,包括:

[0093] 预处理模块,被配置为:对获取的心电信号数据进行预处理,对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取,得到数据集;

[0094] 模型训练模块,被配置为:以数据集中的特征为输入数据,利用PSO算法优化ELM的参数;

[0095] 集成模块,被配置为:对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择,建立多个ELM分类器,集成目标神经网络,得到多组分类结果;

[0096] 分类模块,被配置为:采用最大投票原则,对相同样本的多组分类结果进行投票,票数多者作为最终的分类结果。

[0097] 实施例3:

[0098] 本公开实施例3提供了一种介质,其上存储有程序,该程序被处理器执行时实现如本公开实施例1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

[0099] 实施例4:

[0100] 本公开实施例4提供了一种电子设备,包括存储器、处理器及存储在存储器上并可在处理器上运行的程序,所述处理器执行所述程序时实现如本公开实施例1所述的基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法中的步骤。

[0101] 以上所述仅为本公开的优选实施例而已,并不用于限制本公开,对于本领域的技术人员来说,本公开可以有各种更改和变化。凡在本公开的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本公开的保护范围之内。

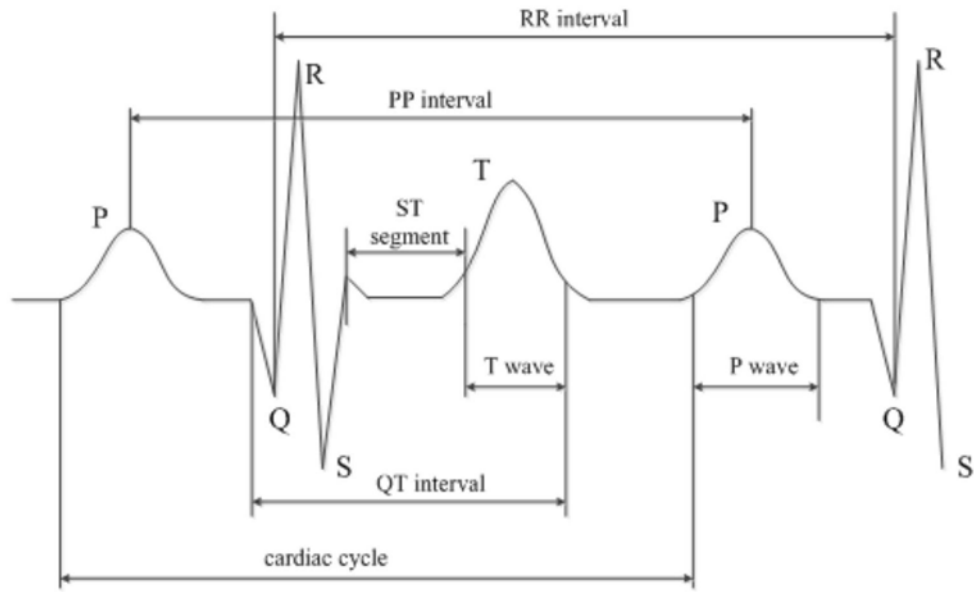


图1

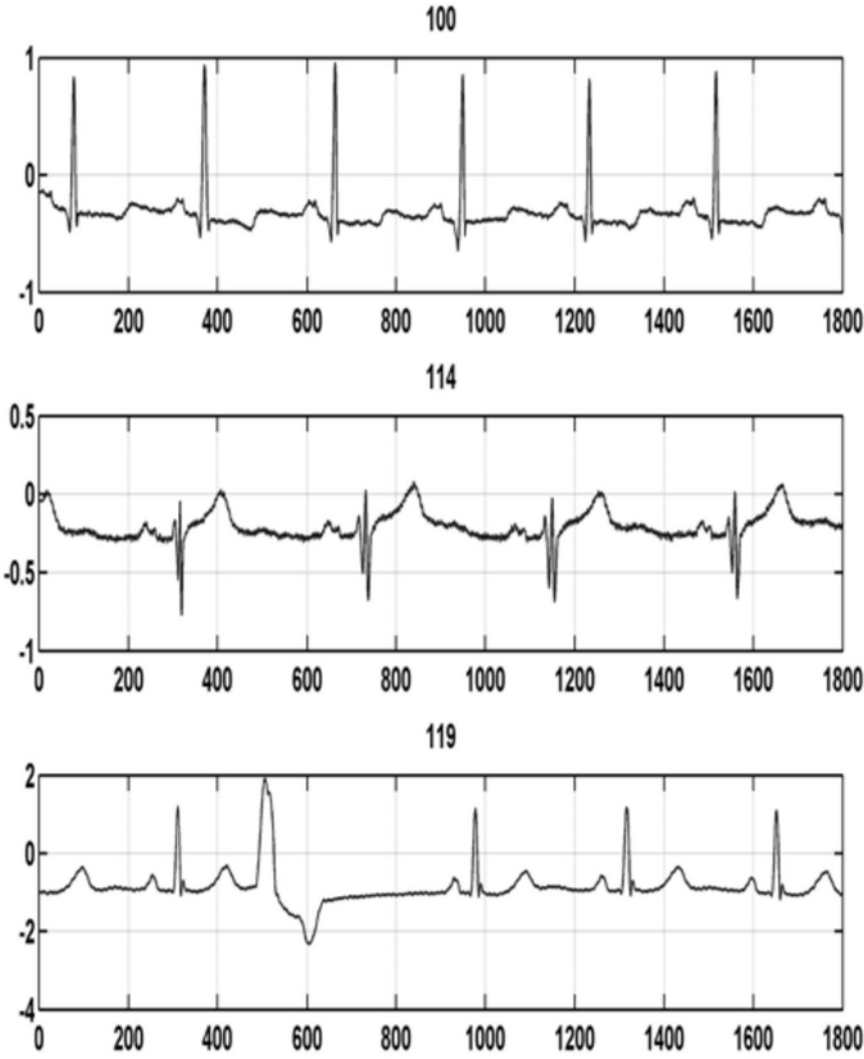


图2

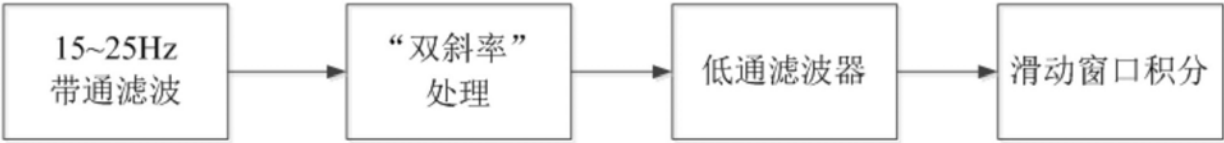


图3

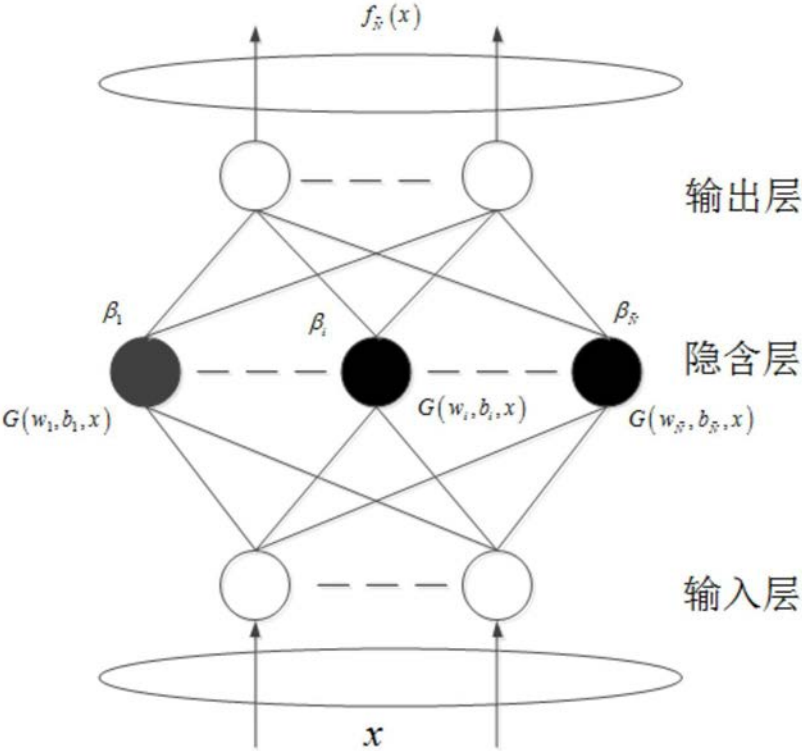


图4

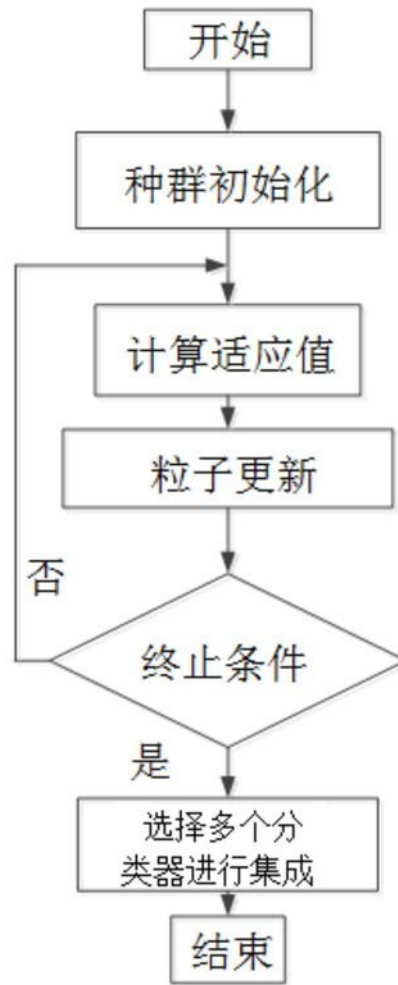


图5

专利名称(译)	一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统		
公开(公告)号	CN110755065A	公开(公告)日	2020-02-07
申请号	CN201910973899.8	申请日	2019-10-14
[标]申请(专利权)人(译)	山东轻工业学院 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
申请(专利权)人(译)	齐鲁工业大学 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
当前申请(专利权)人(译)	齐鲁工业大学 山东省计算中心(国家超级计算济南中心)		
[标]发明人	李彬 李伟 郭红丽 杨雪		
发明人	李彬 李伟 乔风娟 郭红丽 杨雪		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/725 A61B5/7264 A61B5/7267		
代理人(译)	李琳		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本公开提供了一种基于PSO-ELM算法的心电信号分类方法及系统，对获取的心电信号数据进行预处理，对预处理后的结果进行心拍截取后再进行特征提取，得到数据集；以数据集的特征为输入数据，利用PSO算法优化ELM的参数，对PSO算法最后一次迭代的个体进行选择，建立多个ELM分类器，集成目标神经网络，得到多组分类结果；采用最大投票原则，对相同样本的多组分类结果进行投票，票数多者作为最终的分类结果；本公开在PSO-ELM基础上，进行个体的选择，从而集成一个更优化的网络结构，能够有效的提高网络的泛化性能，提高心电信号的分类精度。

