



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110074775 A

(43)申请公布日 2019.08.02

(21)申请号 201910357864.1

(22)申请日 2019.04.30

(71)申请人 郑州大学

地址 450001 河南省郑州市高新技术开发
区科学大道100号

(72)发明人 李润川 张行进 申圣亚 王宗敏
周兵 陈刚

(74)专利代理机构 郑州裕晟知识产权代理事务
所(特殊普通合伙) 41142

代理人 徐志威

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书5页 附图1页

(54)发明名称

基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位
方法

(57)摘要

本发明涉及一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,包括以下步骤:1)、信号预处理,通过中值滤波算法去除基线漂移,通过带阻滤波器去除工频干扰,通过低通滤波去除肌电干扰,通过切比雪夫数字低通滤波器去除肌电干扰信号,最终得到高质量的心电信号;2)、心搏分割,以DB6小波作为母小波,通过基于小波变换的检测算法对R波峰进行定位,以定位到的R波峰值点为基准点,向前向后分别选择250ms和400ms的原始采样数据作为特征向量;3)、模型训练,通过GA算法对ELM中随机选取的参数寻优,然后用得到的最优参数训练ELM网络,最后使用训练好的ELM网络定位心肌梗死;本发明不需要设置大量的网络训练参数,结构简单,训练速度快。

1. 一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,其特征在于,包括以下步骤:

1) 信号预处理,通过中值滤波算法去除基线漂移,通过带阻滤波器去除工频干扰,通过低通滤波去除肌电干扰,通过切比雪夫数字低通滤波器去除肌电干扰信号,最终得到高质量的心电信号;

2)、心搏分割,以DB6小波作为母小波,通过基于小波变换的检测算法对R波峰进行定位,以定位到的R波峰值点为基准点,向前向后分别选择250ms和400ms的原始采样数据作为特征向量;

3)、模型训练,通过遗传算法(Genetic Algorithm,GA)对极限学习机(Extreme Learning Machine,ELM)中随机选取的参数寻优,然后用得到的最优参数训练ELM网络,最后使用训练好的ELM网络定位心肌梗死,其中所述随机选取的参数选取自步骤2)中获得的特征向量。

2. 根据权利要求1所述的基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,其特征在于,所述步骤3)的具体过程为:

首先,将需要优化的ELM参数采用二进制编码,设定进化代数Gen,定义适应度函数,初始化种群;

然后,计算适应度值并判断是否满足结束条件,若满足则结束,否则通过选择、交叉和变异运算更新种群中染色体的信息,迭代次数计数器加1,返回再次计算适应度值并判断是否结束,通过逐次迭代种群得到不断进化,最后的最优解就是经过优化后的ELM参数;

最后,将经过优化的ELM参数代入单隐层神经网络的激活函数中。

3. 根据权利要求2所述的基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,其特征在于:

所述种群中的每个个体都是一个二进制串,个体的维度即为需要优化的ELM参数的个数;

定义 $\lambda = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1L}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2L}, \dots, w_{n1}, w_{n2}, \dots, w_{nL}, b_1, b_2, \dots, b_L]$,

其中, λ 表示种群中的一个个体, w_{ij} 和 b_j 分别表示输入权重和偏置,

定义适应度函数 $fit = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (t_i - \hat{t}_i)^2$,

其中,M表示测试样本数量,i表示第i个测试样本, t_i 表示预测值, \hat{t}_i 表示实际值。

4. 根据权利要求2所述的基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,其特征在于,所述ELM网络算法为:

假设有N个任意不同的心搏样本 (x_i, t_i) ,

其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ 是n维特征向量, $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ 是one-hot编码的心肌梗死类别,只有一位为1;

ELM算法对于一个有L个隐层节点的单隐层神经网络可以表示为:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j, j=1, \dots, N,$$

其中 $g(x)$ 为激活函数,i指的是第i个隐层, $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为输入权重, β_i 为输出权重, b_i 是偏置。 $w_i \cdot x_j$ 表示 w_i 与 x_j 的内积;

其中, N 个方程可以用矩阵表示为 $\mathbf{H}\beta=\mathbf{T}$,

其中, \mathbf{H} 是隐层节点的输出, β 为输出权重, \mathbf{T} 为期望输出,

$$\mathbf{H}(\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_L, b_1, \dots, b_L, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N)$$

$$= \begin{bmatrix} g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_1 + b_1) & \dots & g(\mathbf{w}_L \cdot \mathbf{x}_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_N + b_1) & \dots & g(\mathbf{w}_L \cdot \mathbf{x}_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}, \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{t}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{t}_L^T \end{bmatrix}_{N \times m}。$$

基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法

技术领域

[0001] 本发明属于心搏检测分类技术领域,具体涉及一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法。

背景技术

[0002] 心血管疾病是严重威胁人类健康的疾病之一,随着社会经济的发展和国民生活方式的改变,以及人口老龄化和城镇化进程的加速,我国心血管病的发病人数快速持续增长。急性心肌梗死^[1]指营养心肌的冠状动脉发生病变,冠状动脉血供急剧减少或完全中断,使相应心肌严重而持久的缺血缺氧所引起的心肌细胞损伤甚至坏死,心肌梗死具有极高的死亡率和致残率。对于急性心肌梗死患者,若能在2小时内打通堵塞血管,恢复心肌供血,绝大多数心肌都可以免于坏死。心肌梗死的症状很多,但也有许多患者仅出现轻微症状或根本没有症状,容易因误诊而错过最佳救治时机,所以为了辅助医生快速准确的做出临床诊断,构建精准的心肌梗死定位算法至关重要。

[0003] 国内外研究者提出了各种针对急性心肌梗死的自动检测和定位算法,如随机森林分层分类方法,实现了心肌梗死的检测,为了应用于实时分析系统,研究者逐层增加特征数量,以减少分类所需要的时间;采用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks,CNN)方法实现了心肌梗死的检测;采用前馈神经网络(Feed-Forward Neural Network,FFNN)和SVM实现了心肌梗死的检测,然而前述心肌梗死的检测方法没有进行心梗部位的定位分析,不同导联下获取的心电图记录具有无可代替的临床价值,人为减少导联数据会导致有效信息的缺失,直接影响到心肌梗死定位的准确性。

发明内容

[0004] 本发明的目的是克服现有技术的不足而提供一种可行性高、识别率高、扩展性强、检测速度快的基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法。

[0005] 本发明的技术方案如下:

[0006] 一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,包括以下步骤:

[0007] 1)、信号预处理,通过中值滤波算法去除基线漂移,通过带阻滤波器去除工频干扰,通过低通滤波去除肌电干扰,通过切比雪夫数字低通滤波器去除肌电干扰信号,最终得到高质量的心电信号;

[0008] 2)、心搏分割,以DB6小波作为母小波,通过基于小波变换的检测算法对R波峰进行定位,以定位到的R波峰值点为基准点,向前向后分别选择250ms和400ms的原始采样数据作为特征向量;

[0009] 3)、模型训练,通过遗传算法(Genetic Algorithm,GA)对极限学习机(Extreme Learning Machine,ELM)中随机选取的参数寻优,然后用得到的最优参数训练ELM网络,最后使用训练好的ELM网络定位心肌梗死,其中所述随机选取的参数选取自步骤2)中获得的特征向量。

[0010] 进一步,所述步骤3)的具体过程为:

[0011] 首先,将需要优化的ELM参数采用二进制编码,设定进化代数Gen,定义适应度函数,初始化种群;

[0012] 然后,计算适应度值并判断是否满足结束条件,若满足则结束,否则通过选择、交叉和变异运算更新种群中染色体的信息,迭代次数计数器加1,返回再次计算适应度值并判断是否结束,通过逐次迭代种群得到不断进化,最后的最优解就是经过优化后的ELM参数;

[0013] 最后,将经过优化的ELM参数代入单隐层神经网络的激活函数中。

[0014] 进一步,所述种群中的每个个体都是一个二进制串,个体的维度即为需要优化的ELM参数的个数;

[0015] 定义 $\lambda = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1L}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2L}, \dots, w_{n1}, w_{n2}, \dots, w_{nL}, b_1, b_2, \dots, b_L]$,

[0016] 其中, λ 表示种群中的一个个体, w_{ij} 和 b_j 分别表示输入权重和偏置,

[0017] 定义适应度函数 $fit = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (t_i - \hat{t}_i)^2$,

[0018] 其中,M表示测试样本数量,i表示第i个测试样本, t_i 表示预测值, \hat{t}_i 表示实际值。

[0019] 进一步,所述ELM网络算法为:

[0020] 假设有N个任意不同的心搏样本 (x_i, t_i) ,

[0021] 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ 是n维特征向量, $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ 是one-hot编码的心肌梗死类别,只有一位为1;

[0022] ELM算法对于一个有L个隐层节点的单隐层神经网络可以表示为:

[0023]
$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j, j = 1, \dots, N,$$

[0024] 其中 $g(x)$ 为激活函数,i指的是第i个隐层, $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为输入权重, β_i 为输出权重, b_i 是偏置。 $w_i \cdot x_j$ 表示 w_i 与 x_j 的内积;

[0025] 其中,N个方程可以用矩阵表示为 $H\beta = T$,

[0026] 其中,H是隐层节点的输出, β 为输出权重,T为期望输出,

[0027]
$$\mathbf{H}(w_1, \dots, w_L, b_1, \dots, b_L, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_L \cdot x_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

[0028]
$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}, \mathbf{T} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_L^T \end{bmatrix}_{N \times m}。$$

[0029] 与现有技术相比,本发明的有益效果是:

[0030] 本发明对采用遗传算法对ELM中随机选取的参数进行优化,以提高ELM网络隐层的调节能力,避免网络稳定性受到影响,同时避免训练结果收到随机性的干扰;而且避免为为了提高训练经度而增加隐层神经单元的个数,避免出现过拟合现象,从而提高ELM网络模型的泛化能力;并且本发明提供的GA-ELM混合模型对心肌梗死进行定位,不需要设置大量的网络训练参数,结构简单,训练速度快。

具体实施方式

[0031] 下面将结合本发明实施例,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0032] 一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法,包括以下步骤:

[0033] 1)、信号预处理,通过中值滤波算法去除基线漂移,通过带阻滤波器去除工频干扰,通过低通滤波去除肌电干扰,通过切比雪夫数字低通滤波器去除肌电干扰信号,最终得到高质量的心电信号;

[0034] 2)、心搏分割,以DB6小波作为母小波,通过基于小波变换的检测算法对R波峰进行定位,以定位到的R波峰值点为基准点,向前向后分别选择250ms和400ms的原始采样数据作为特征向量;

[0035] 3)、模型训练,通过遗传算法(Genetic Algorithm,GA)对极限学习机(Extreme Learning Machine,ELM)中随机选取的参数寻优,然后用得到的最优参数训练ELM网络,最后使用训练好的ELM网络定位心肌梗死,其中所述随机选取的参数选取自步骤2)中获得的特征向量。

[0036] 进一步,所述步骤3)的具体过程为:

[0037] 首先,将需要优化的ELM参数采用二进制编码,设定进化代数Gen,定义适应度函数,初始化种群;

[0038] 然后,计算适应度值并判断是否满足结束条件,若满足则结束,否则通过选择、交叉和变异运算更新种群中染色体的信息,迭代次数计数器加1,返回再次计算适应度值并判断是否结束,通过逐次迭代种群得到不断进化,最后的最优解就是经过优化后的ELM参数;

[0039] 最后,将经过优化的ELM参数代入单隐层神经网络的激活函数中。

[0040] 进一步,所述种群中的每个个体都是一个二进制串,个体的维度即为需要优化的ELM参数的个数;

[0041] 定义 $\lambda = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1L}, w_{21}, w_{22}, \dots, w_{2L}, \dots, w_{n1}, w_{n2}, \dots, w_{nL}, b_1, b_2, \dots, b_L]$,

[0042] 其中, λ 表示种群中的一个个体, w_{ij} 和 b_j 分别表示输入权重和偏置,

[0043] 定义适应度函数 $fit = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (t_i - \hat{t}_i)^2$,

[0044] 其中,M表示测试样本数量,i表示第i个测试样本, t_i 表示预测值, \hat{t}_i 表示实际值。

[0045] 进一步,所述ELM网络算法为:

[0046] 假设有N个任意不同的心搏样本 (x_i, t_i) ,

[0047] 其中 $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ 是n维特征向量, $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ 是one-hot编码的心肌梗死类别,只有一位为1;

[0048] ELM算法对于一个有L个隐层节点的单隐层神经网络可以表示为:

[0049]
$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j, j = 1, \dots, N,$$

[0050] 其中 $g(x)$ 为激活函数,i指的是第i个隐层, $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$ 为输入权重, β_i 为

输出权重, b_i 是偏置。 $w_i \cdot x_j$ 表示 w_i 与 x_j 的内积;

[0051] 其中, N 个方程可以用矩阵表示为 $H\beta = T$,

[0052] 其中, H 是隐层节点的输出, β 为输出权重, T 为期望输出,

$$[0053] \quad \mathbf{H}(\mathbf{w}_1, \dots, \mathbf{w}_L, b_1, \dots, b_L, \mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_N) \\ = \begin{bmatrix} g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_1 + b_1) & \dots & g(\mathbf{w}_L \cdot \mathbf{x}_1 + b_L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}_N + b_1) & \dots & g(\mathbf{w}_L \cdot \mathbf{x}_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}$$

$$[0054] \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}, \quad \mathbf{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{t}_1^T \\ \vdots \\ \mathbf{t}_L^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad \circ$$

[0055] 本发明在实施时,通过GA算法已经得到最优的输入权重 w_i 和隐层偏置 b_i , 隐层的输出矩阵 H 也就可以被唯一确定。网络训练可以转化为求解一个线性系统 $H\beta = T$, 并且输出权重可以被确定为:

$$[0056] \quad \hat{\beta} = H^\dagger T$$

[0057] 其中 H^\dagger 是矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆, 且可以证明求得的解 $\hat{\beta}$ 的范数是最小并且唯一的。假设隐节点数 L 和训练样本数 N 相等, 则矩阵 H 是方阵且可逆, 但一般情况下 $L < N$, 因此采用广义逆矩阵来求解。

[0058] 实验结果与分析

[0059] 为了评价本文提出的心肌梗死定位算法的性能, 我们使用了四个指标, 它们分别是分类灵敏度 (Sen)、特异性 (Spe)、精度 (Ppr) 和准确率 (Acc)。分类准确率评估所提出的方法在所有心搏上的整体性能。由于正常心搏的数量不同, Sen、Spe 和 Ppr 在评估分类器性能方面会出现较小的偏差, 评价指标计算公式如下:

$$[0060] \quad Sen = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$[0061] \quad Spe = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$[0062] \quad Ppr = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$[0063] \quad Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP}$$

[0064] 其中 TP 是正确检测为 MI 的 MI 心搏的数量, TN 是正确识别为 HC 的 HC 心搏的数量, FN 是错误检测为 HC 的 MI 心搏的数量, FP 是错误诊断为 MI 的 HC 心搏数量实验与结果分析。

[0065] 验证实验首先对 ECG 信号进行去噪预处理, 然后确定 R 波的位置, 将每条大约两分钟的心电信号分割为心搏序列, 对每一个心搏, 以 R 波峰为基准前后分别取 250ms 和 400 ms 的采样数据, 构成单导联心电向量, 对 8 个导联分别采用相同的方式进行处理, 将 8 个心电向量合成为一个多导联心电向量。心电向量序列送入 GA-ELM, 首先利用 GA 确定 ELM 模型输入权值和偏置的最优解, 然后用得到的最优参数训练 ELM 网络, 最后使用训练好的网络来定位心肌梗死。在优化参数的过程中, 预测准确率随进化代数变化的曲线如图 1 所示。

[0066] 在搜寻最优参数的过程中,进化迭代次数设置为50。混淆矩阵如表1所示,该算法在心肌梗死定位上的总体准确率为98.42%,归一化后的混淆矩阵如图2所示。

[0067] 表1混淆矩阵及分类性能

[0068]

类别	分类结果						性能			
	AMI	ALM I	ASMI	IMI	ILMI	HC	Sen	Spe	Ppr	Acc
AMI	6225	45	32	23	10	3	0.9822	0.9970	0.9772	0.9953

[0069]

ALM I	59	6315	73	56	21	30	0.9635	0.9973	0.9797	0.9932
ASM I	49	47	11054	54	19	10	0.9841	0.9966	0.9868	0.9940
IMI	23	22	26	12191	43	18	0.9893	0.9940	0.9796	0.9930
ILMI	8	5	9	92	7601	18	0.9829	0.9977	0.9859	0.9956
HC	6	12	8	29	16	10501	0.9933	0.9982	0.9925	0.9973

[0070] 尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,对于本领域的技术人员来说,其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

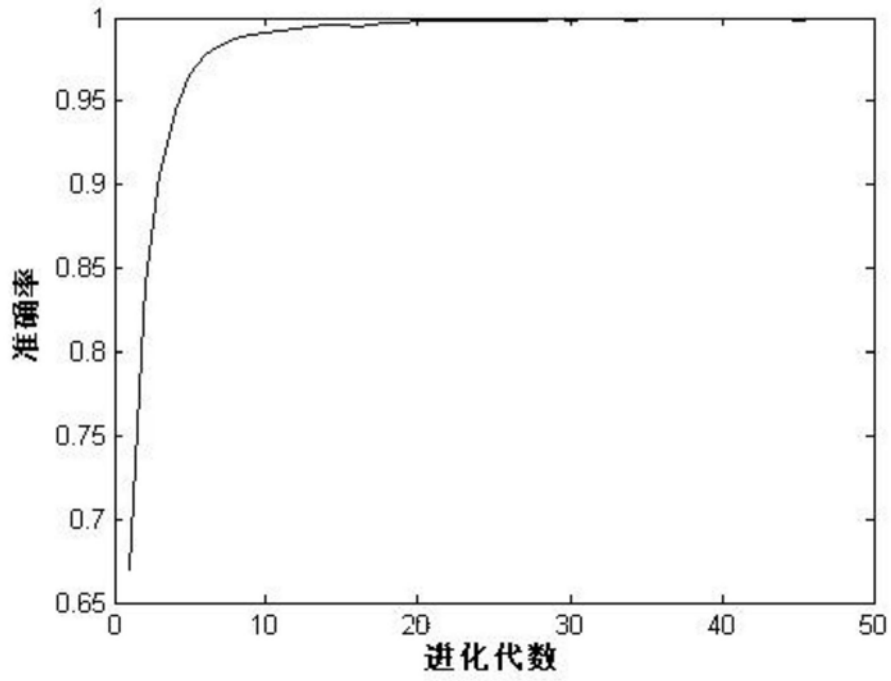


图1

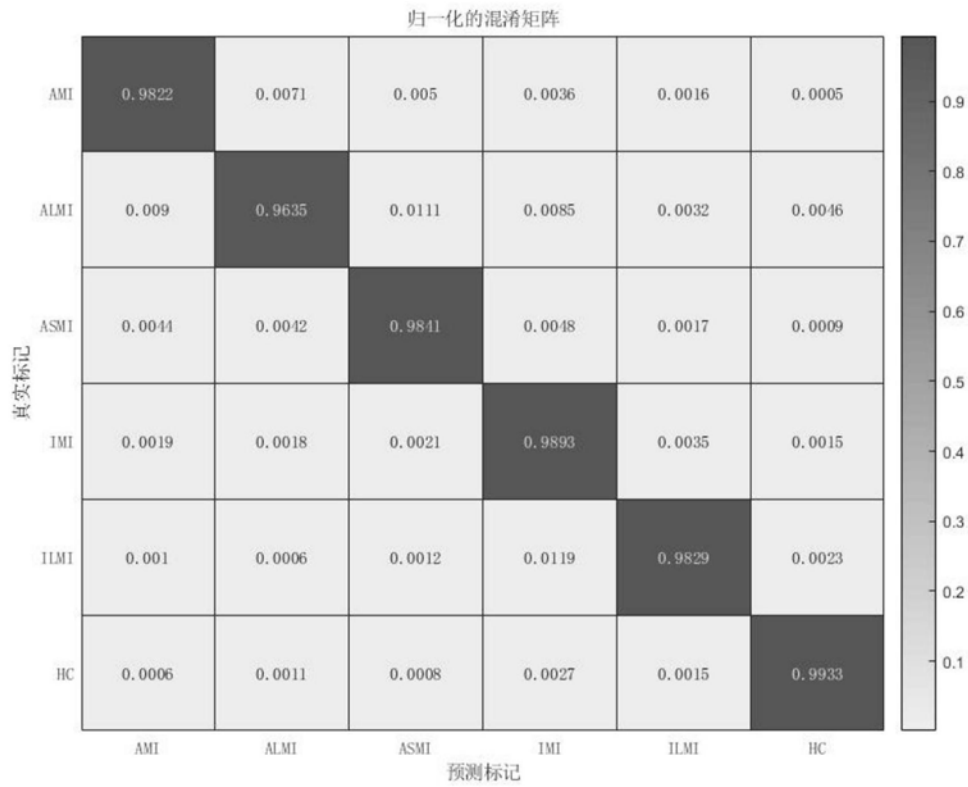


图2

专利名称(译)	基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法		
公开(公告)号	CN110074775A	公开(公告)日	2019-08-02
申请号	CN201910357864.1	申请日	2019-04-30
[标]申请(专利权)人(译)	郑州大学		
申请(专利权)人(译)	郑州大学		
当前申请(专利权)人(译)	郑州大学		
[标]发明人	李润川 张行进 王宗敏 周兵 陈刚		
发明人	李润川 张行进 申圣亚 王宗敏 周兵 陈刚		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7203 A61B5/7225 A61B5/725 A61B5/7267		
代理人(译)	徐志威		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

本发明涉及一种基于GA-ELM混合模型的急性心肌梗死定位方法，包括以下步骤：1)、信号预处理，通过中值滤波算法去除基线漂移，通过带阻滤波器去除工频干扰，通过低通滤波去除肌电干扰，通过切比雪夫数字低通滤波器去除肌电干扰信号，最终得到高质量的心电信号；2)、心搏分割，以DB6小波作为母小波，通过基于小波变换的检测算法对R波峰进行定位，以定位到的R波峰值点为基准点，向前向后分别选择250ms和400ms的原始采样数据作为特征向量；3)、模型训练，通过GA算法对ELM中随机选取的参数寻优，然后用得到的最优参数训练ELM网络，最后使用训练好的ELM网络定位心肌梗死；本发明不需要设置大量的网络训练参数，结构简单，训练速度快。

