



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 106618552 B

(45)授权公告日 2019.08.09

(21)申请号 201611265560.5

(51)Int.CI.

(22)申请日 2016.12.30

A61B 5/0402(2006.01)

(65)同一申请的已公布的文献号

A61B 5/00(2006.01)

申请公布号 CN 106618552 A

(56)对比文件

(43)申请公布日 2017.05.10

CN 103970975 A, 2014.08.06,

(73)专利权人 清华大学

CN 104102915 A, 2014.10.15,

地址 100084 北京市海淀区清华园北京

CN 103110417 A, 2013.05.22,

100084-82信箱

CN 104398256 A, 2015.03.11,

专利权人 北京欣和怡点科技有限公司

审查员 朱晓旻

(72)发明人 王贵锦 张晨爽 赵京伟 高鹏飞

权利要求书2页 说明书5页 附图2页

林剑平 程晓伟

(74)专利代理机构 北京路浩知识产权代理有限公司 11002

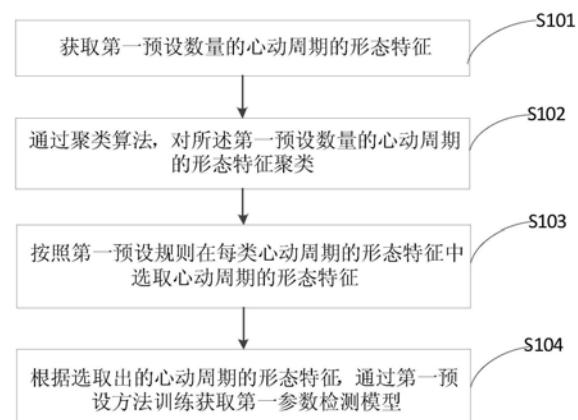
代理人 李相雨

(54)发明名称

一种检测模型获取方法及装置

(57)摘要

本发明提供一种检测模型获取方法及装置，方法包括：获取第一预设数量的心动周期的形态特征；第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征；通过聚类算法，对第一预设数量的心动周期的形态特征聚类；按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征；根据选取出的心动周期的形态特征，通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。本发明采用原始的心动周期的形态特征作为训练数据训练得到第一参数检测模型，且利用聚类算法对数据集中数据聚类，数据具有代表性，提高了训练出的第一参数检测模型的分类性能。



1. 一种检测模型获取方法,包括:获取第一预设数量的心动周期的形态特征,并通过聚类算法,对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;其特征在于,

所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;

所述方法还包括:

按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;

根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型,包括:

根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述第三预设数量的第二类心动周期包括第二预设数量的室上性心律失常心动周期、第二预设数量的室性心律失常心动周期及第二预设数量的室性融合波心动周期。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征;

通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征分类;

按照第二预设规则在每类待检测目标的心动周期的形态特征中选取待检测目标的心动周期的形态特征;

根据选取出的待检测目标的心动周期的形态特征,通过深度学习算法对所述第一参数检测模型进行优化,获取第二参数检测模型,以根据所述第二参数检测模型对待检测目标的心动周期的形态特征进行分类。

5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,所述通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征聚类,包括:

通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征进行无监督聚类,以实现对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征的聚类。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:

利用所述第二参数检测模型对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征中的未选取的心动周期的形态特征进行分类。

7. 根据权利要求6所述的方法,其特征在于,所述聚类算法为基于密度的聚类算法,所述深度学习算法为递归神经网络算法。

8. 根据权利要求1-7中任一项所述的方法,其特征在于,每个所述心动周期的形态特征包括当前心动周期中第一预设间隔的采样点的幅值和所述当前心动周期的前一心动周期的T波周期内第二预设间隔的采样点的幅值。

9. 一种检测模型获取装置,包括:获取单元,用于获取第一预设数量的心动周期的形态特征;聚类单元,用于通过聚类算法,对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;其特征在于,

所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;

所述装置还包括:

选取单元,用于按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;

训练单元,用于根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

10. 根据权利要求9所述的装置,其特征在于,所述训练单元,还用于:

根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

一种检测模型获取方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及检测技术领域,尤其涉及一种检测模型获取方法及装置。

背景技术

[0002] 心电信号 (Electrocardiogram, 简称ECG) 反映了心脏兴奋的电活动过程, 它在心脏基本功能及其病理研究方面, 具有重要的参考价值。

[0003] 目前, 一般心律失常检测方法可以分为波形特征提取和分类器检测两个阶段。在波形特征提取阶段, 不同种类的特征被提取出来, 包括但不限于: 时域信息特征, 高阶统计量特征, 基于独立成分分析 (ICA) 的特征, 基于主成分分析 (PCA) 的特征, Hermite变换参数特征, 小波变换特征, 功率谱密度特征, 李雅普诺夫指数特征等。在分类器检测阶段, 多种分类算法已被应用于心律失常检测问题中, 包括支持向量机、线性分类判别、全连接神经网络、概率神经网络等。分类器将人工提取的特征作为输入, 输出分类结果作为心律失常检测结果。

[0004] 然而, 人为提取的特征存在较大的主观性。特征的有效性极大地依赖于特征设计者的经验和对信号及分类器的熟悉程度。

[0005] 训练数据选择方面, 为充分处理病人间心电图形态巨大差异, 实现个性化诊断, 目前已有研究中选取共同训练数据和少量病人数据作为个性化心律失常检测方法的训练数据。共同训练数据从大量数据中随机选择, 特定病人数据来自于该病人数据的前几分钟。

[0006] 然而, 目前的训练数据选择方法未能捕捉大量数据的内在分布规律, 不能选择出最具代表性的数据作为训练数据。为提高心律失常检测方法的检测性能, 应选择具有代表性的数据作为训练数据。

[0007] 鉴于此, 如何提供一种自主学习特征、基于代表性训练集、检测敏感度与准确率较高的个性化心律失常检测方法及装置是目前需要解决的技术问题。

发明内容

[0008] 本发明提供一种解决上述技术问题的检测模型获取方法及装置。

[0009] 第一方面, 本发明提供一种检测模型获取方法, 包括:

[0010] 获取第一预设数量的心动周期的形态特征; 所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;

[0011] 通过聚类算法, 对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;

[0012] 按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;

[0013] 根据选取出的心动周期的形态特征, 通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

[0014] 优选的, 所述根据选取出的心动周期的形态特征, 通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型, 包括:

[0015] 根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

[0016] 优选的,所述第三预设数量的第二类心动周期包括第二预设数量的室上性心律失常心动周期、第二预设数量的室性心律失常心动周期及第二预设数量的室性融合波心动周期。

[0017] 优选的,所述方法还包括:

[0018] 获取待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征;

[0019] 通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征聚类;

[0020] 按照第二预设规则在每类待检测目标的心动周期的形态特征中选取待检测目标的心动周期的形态特征;

[0021] 根据选取出的待检测目标的心动周期的形态特征,通过深度学习算法对所述第一参数检测模型进行优化,获取第二参数检测模型,以根据所述第二参数检测模型对待检测目标的心动周期的形态特征进行分类。

[0022] 优选的,所述通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征分类,包括:

[0023] 通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征进行无监督聚类,以实现对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征的聚类。

[0024] 优选的,所述方法还包括:

[0025] 利用所述第二参数检测模型对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征中的未选取的心动周期的形态特征进行分类。

[0026] 优选的,所述聚类算法为基于密度的聚类算法,所述深度学习算法为递归神经网络算法。

[0027] 优选的,每个所述心动周期的形态特征包括当前心动周期中第一预设间隔的采样点的幅值和所述当前心动周期的前一心动周期的T波周期内第二预设间隔的采样点的幅值。

[0028] 第二方面,本发明还提供一种检测模型获取装置,包括:

[0029] 获取单元,用于获取第一预设数量的心动周期的形态特征;所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;

[0030] 聚类单元,用于通过聚类算法,对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;

[0031] 选取单元,用于按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;

[0032] 训练单元,用于根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

[0033] 优选的,所述训练单元,还用于:

[0034] 根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

[0035] 由上述技术方案可知,本发明实施例中直接采用原始的心动周期的形态特征作为训练数据训练得到第一参数检测模型,使得训练出的第一参数检测模型更准确,提高其使

用的敏感度和准确率。本发明利用聚类算法对数据集中数据(获取的第一预设数量的心动周期的形态特征心动周期的形态特征)聚类,选择具有代表性的数据作为共同训练集;基于共同训练集进行训练,得到第一参数检测模型,聚类算法的使用保证了训练集中数据的代表性,可以提高第一参数检测模型的分类性能,采用深度学习算法可实现特征的自主学习和波形的分类。

附图说明

- [0036] 图1为本发明一实施例提供的检测模型获取方法的流程图;
- [0037] 图2为本发明一实施例提供的所提取各心动周期波形图;
- [0038] 图3为本发明一实施例提供的利用聚类算法对心动周期的形态特征进行聚类的效果示意图;
- [0039] 图4为本发明一实施例提供的检测模型获取装置的原理框图。

具体实施方式

[0040] 下面结合附图和实施例,对本发明的具体实施方式作进一步详细描述。以下实施例用于说明本发明,但不用来限制本发明的范围。

- [0041] 图1为本发明一实施例提供的一种检测模型获取方法的流程图。
- [0042] 如图1所示的一种检测模型获取方法,包括:
 - [0043] S101、获取第一预设数量的心动周期的形态特征;所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;
 - [0044] 可以理解的是,所述第一预设数量可以根据需要具体选择。
 - [0045] 图2为本发明一实施例提供的所提取各心动周期波形图。在本步骤中,每个所述心动周期的形态特征包括当前心动周期中第一预设间隔的采样点的幅值和所述当前心动周期的前一心动周期的T波周期内第二预设间隔的采样点的幅值。
 - [0046] 例如,一共包括50个心动周期的形态特征,每个心动周期的形态特征包括该心动周期中预设间隔的采样点的幅值和该心动周期的前一心动周期的T波周期内预设间隔的采样点的幅值,所述第一预设间隔的采样点或第二预设间隔的采样点:如每隔5个采样点取一个采样点,获取该采样点的幅值,具体间隔的采样点数根据采样频率以及具体需要确定,本发明对此不做限制。
 - [0047] S102、通过聚类算法,对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;
 - [0048] 图3为本发明一实施例提供的利用聚类算法对心动周期的形态特征进行聚类的效果示意图。
 - [0049] S103、按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;
 - [0050] 可以理解的是,所述第一预设规则可以为:若某个类别中的心动周期的形态特征的数量大于等于预设值,则在该类心动周期的形态特征集合中随机选取一定比例,如50%的心动周期的形态特征,若心动周期的形态特征的数量小于所述预设值,则不在该类别中选取心动周期的形态特征。事实上,也可以根据具体情况采用其他规则。

[0051] S104、根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

[0052] 优选的,根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

[0053] 本发明实施例中直接采用原始的心动周期的形态特征作为训练数据训练得到第一参数检测模型,使得训练出的第一参数检测模型更准确,提高其使用的敏感度和准确率。本发明利用聚类算法对数据集中数据(获取的第一预设数量的心动周期的形态特征心动周期的形态特征)聚类,选择具有代表性的数据作为共同训练集;基于共同训练集进行训练,得到第一参数检测模型,聚类算法的使用保证了训练集中数据的代表性,可以提高第一参数检测模型的分类性能,采用深度学习算法可实现特征的自主学习和波形的分类。

[0054] 作为一种优选实施例,所述第三预设数量的第二类心动周期包括第二预设数量的室上性心律失常心动周期、第二预设数量的室性心律失常心动周期及第二预设数量的室性融合波心动周期。即,所述第一预设数量的心动周期的形态特征中的室上性心律失常心动周期、室性心律失常心动周期、室性融合波心动周期和第一类心动周期的形态特征数量相等。

[0055] 作为一种优选实施例,所述方法还包括:

[0056] 获取待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征;

[0057] 在本步骤中,每个所述心动周期的形态特征包括当前心动周期中第一预设间隔的采样点的幅值和所述当前心动周期的前一心动周期的T波周期内第二预设间隔的采样点的幅值。

[0058] 例如,一共包括50个心动周期的形态特征,每个心动周期的形态特征包括该心动周期中预设间隔的采样点的幅值和该心动周期的前一心动周期的T波周期内预设间隔的采样点的幅值,所述第一预设间隔的采样点或第二预设间隔的采样点:如每隔5个采样点取一个采样点,获取该采样点的幅值,具体间隔的采样点数根据采样频率以及具体需要确定,本发明对此不做限制。

[0059] 通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征聚类;

[0060] 优选的,通过聚类算法,对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征进行无监督聚类,以实现对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征的聚类。

[0061] 按照第二预设规则在每类待检测目标的心动周期的形态特征中选取待检测目标的心动周期的形态特征;

[0062] 可以理解的是,所述第二预设规则可以为:若某个类别中的心动周期的形态特征的数量大于等于预设值,则在该类心动周期的形态特征集合中随机选取一定比例,如50%的心动周期的形态特征,若心动周期的形态特征的数量小于所述预设值,则不在该类别中选取心动周期的形态特征。事实上,也可以根据具体情况采用其他规则。

[0063] 根据选取出的待检测目标的心动周期的形态特征,通过深度学习算法对所述第一参数检测模型进行优化,获取第二参数检测模型,以根据所述第二参数检测模型对待检测目标的心动周期的形态特征进行分类。

[0064] 作为一种优选实施例,所述方法还包括:

[0065] 利用所述第二参数检测模型对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征中的未选取的心动周期的形态特征进行分类。

[0066] 本发明实施例在第一参数检测模型的基础上,基于待检测目标的代表性数据(选取出的待检测目标的心动周期的形态特征),利用深度学习算法对第一参数检测模型进行优化,得到第二参数检测模型,用该第二参数检测模型对所述待检测目标的第四预设数量的心动周期的形态特征中的未选取的心动周期的形态特征进行分类,其分类敏感度与准确率较高。

[0067] 作为一种优选实施例,所述聚类算法为基于密度的聚类算法,所述深度学习算法为递归神经网络算法。

[0068] 图4为本发明一实施例提供的检测模型获取装置的原理框图。

[0069] 如图4所示的一种检测模型获取装置,包括:

[0070] 获取单元401,用于获取第一预设数量的心动周期的形态特征;所述第一预设数量的心动周期的形态特征中包括第二预设数量的第一类心动周期的形态特征和第三预设数量的第二类心动周期的形态特征;

[0071] 聚类单元402,用于通过聚类算法,对所述第一预设数量的心动周期的形态特征聚类;

[0072] 选取单元403,用于按照第一预设规则在每类心动周期的形态特征中选取心动周期的形态特征;

[0073] 训练单元404,用于根据选取出的心动周期的形态特征,通过第一预设方法训练获取第一参数检测模型。

[0074] 作为一种优选实施例,所述训练单元404,还用于:

[0075] 根据选取出的心动周期的形态特征,通过深度学习算法训练获取第一参数检测模型。

[0076] 由于本发明的一种检测模型获取装置和一种检测模型获取方法是一一对应的,因此对一种检测模型获取装置不再详述。

[0077] 本领域普通技术人员可以理解:以上各实施例仅用以说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述各实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解:其依然可以对前述各实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分或者全部技术特征进行等同替换;而这些修改或者替换,并不使相应技术方案的本质脱离本发明权利要求所限定的范围。

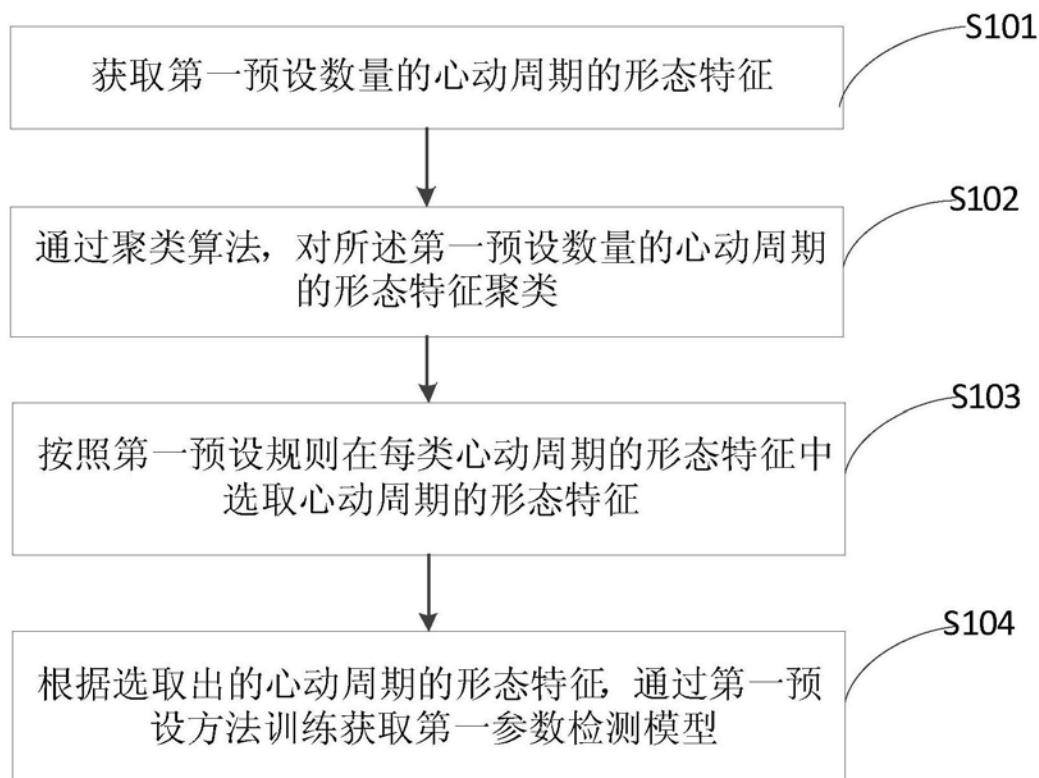


图1



图2

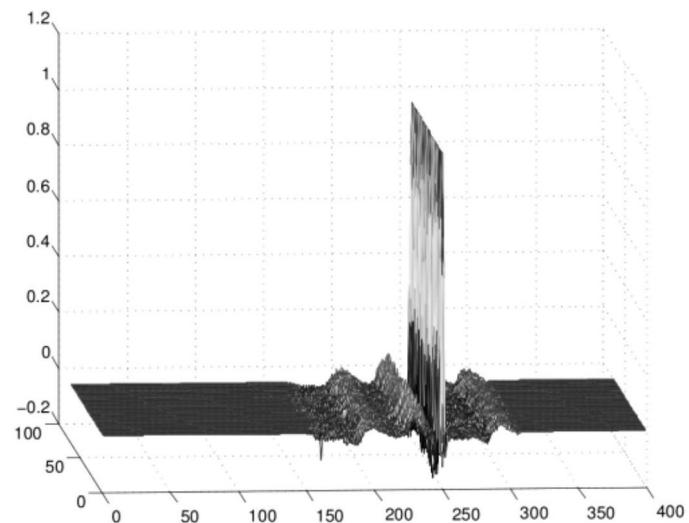


图3

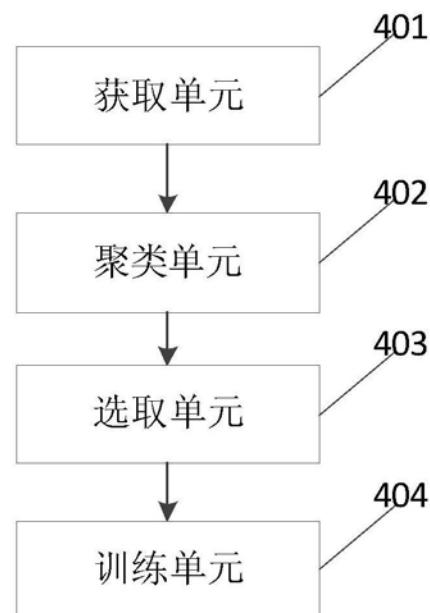


图4