



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110495872 A

(43)申请公布日 2019.11.26

(21)申请号 201910797646.X

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2019.08.27

(71)申请人 中科麦迪人工智能研究院(苏州)有限公司

地址 215026 江苏省苏州市苏州工业园区
归家巷222号麦迪科技大楼7F-2

(72)发明人 石亚君 陈韵岱 郜玲 王晋丽
文冬凌 赵成辉 但晴 王小鹏
李腾京 郭亚涛 董颖 宋鹏
李俊博 陈方印

(74)专利代理机构 北京品源专利代理有限公司
11332

代理人 孟金喆

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

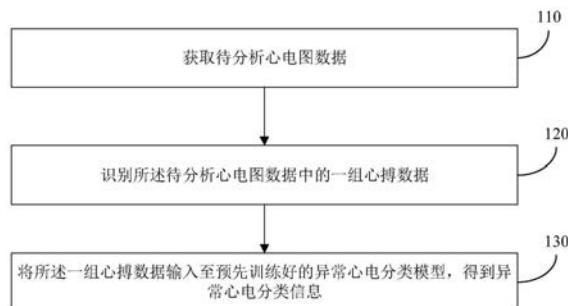
权利要求书2页 说明书10页 附图3页

(54)发明名称

基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质

(57)摘要

本发明实施例公开了一种基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质，所述方法包括：获取待分析心电图数据；识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据；将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；其中，所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据，所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。通过采用上述技术方案，实现了心电图的智能分析，同时降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。



1. 一种基于图片及心搏信息的心电分析方法,其特征在于,包括:
 获取待分析心电图数据;
 识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;
 将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;
 其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。
2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述获取待分析心电图数据包括:
 获取可移植文档格式PDF的待分析心电图数据;
 对应的,识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据,包括:
 将PDF的待分析心电图数据转换为SVG格式的心电波形矢量图;
 基于心电图的标定电压和走纸速度对SVG格式的心电波形矢量图进行采样以及坐标变换操作,得到向量形式的心电波形数据;
 基于所述向量形式的心电波形数据结合关键点检测技术识别每个导联对应的心搏的R峰位置;
 以每个心搏的R峰位置为基准确定每个导联对应的心搏周期数据;
 将各导联的心搏周期数据确定为所述一组心搏数据。
3. 根据权利要求2所述的方法,其特征在于,所述以每个心搏的R峰位置为基准确定每个心搏周期数据,包括:
 将每个心搏的R峰位置以及与所述R峰位置对应的PP间期数据确定为每个心搏周期数据。
4. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述预先训练好的异常心电分类模型基于训练样本训练得到,所述训练样本包括被标注了异常心电分类信息的一组心搏数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量个心搏周期数据,所述设定数量个心搏周期数据为所述设定数量个导联分别对应的心搏周期数据;
 所述预先训练好的异常心电分类模型基于Gradient Boosting框架的XGBoost类库进行学习得到。
5. 根据权利要求4所述的方法,其特征在于,对一组心搏数据进行异常心电分类信息标注,包括:
 将所述一组心搏数据的分布特征与预设分布特征进行比对;
 根据比对结果确定所述一组心搏数据对应的异常心电分类信息。
6. 根据权利要求1-5任一项所述的方法,其特征在于,所述方法还包括:
 识别所述待分析心电图数据中的每一组心搏数据;
 将所述每一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;
 根据各组心搏数据对应的芯片类别信息确定所述PDF的待分析心电图数据的芯片类别信息。
7. 根据权利要求1-5任一项所述的方法,其特征在于,所述异常心电分类信息包括:正常、室性早搏、心室预激波、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞、心房颤动、心房扑动、房

性逸搏、房性早搏或者房性心动过速中的至少一种。

8. 一种基于图片及心搏信息的心电分析装置,其特征在于,所述装置包括:

获取模块,用于获取待分析心电图数据;

识别模块,用于识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;

分析模块,用于将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;

其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。

9. 一种电子设备,包括第一存储器、第一处理器及存储在存储器上并可在第一处理器上运行的计算机程序,其特征在于,所述第一处理器执行所述计算机程序时实现如权利要求1-7中任一项所述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

10. 一种包含计算机可执行指令的存储介质,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时实现如权利要求1-7中任一项所述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质

技术领域

[0001] 本发明实施例涉及心电图分析领域，尤其涉及一种基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质。

背景技术

[0002] 心电图检查根据临床使用情况可以分成：静态心电图、动态心电图和运动心电图。其中，静态心电图采用12导联记录一段时间内心电信号进行分析，对各种心律失常和传导阻滞的诊断分析具有肯定价值，是冠心病诊断中最常用的诊断方法。

[0003] 静态心电图的检查装置主要由心电信号采集记录仪、导联系统和计算机软件三部分组成。心电信号采集记录仪负责采集测量并记录患者的心电图数据，由于在患者接受心电图检查过程中，很容易受到外界的各种干扰，因此，对心电信号采集记录仪的采样频率、分辨率以及抗干扰等性能的要求较高。高性能的心电信号采集记录仪采集的静态心电信号波形信噪比高、信号保真强，这对于后续的分析计算有非常大的帮助。导联系统包括电极片和导联线。计算机软件用于基于心电信号采集记录仪所采集的心电信号进行心电图的波形显示。

[0004] 目前，基于静态心电图的诊断方法主要是依靠经验资深的专业医生通过观察生成的心电图报告进行诊断。但在各级基础医院，由于没有足够多的经验资深的专业医生，导致无法高效地基于静态心电图对患者的身体状态进行诊断。针对该问题，出现了基于人工智能的心电图分析方法，但是，目前的基于图片及心搏信息的心电分析方法存在如下问题：在训练样本数据采集方面，多数通过与具体的心电图机对接，即制作与心电图机兼容的接口采集原始心电信号，显然该种采集方式比较复杂；在数据标注方面，多数是由经验丰富的医生手动进行标注，效率较低，标注医生的工作量较大；在训练样本的特征提取方面，多数是将一个患者的心电图数据作为一个训练样本，极大地增加了训练样本数据的获取难度，增加了训练样本的数据需求量，若没有足够量的训练样本数据，则得不到性能优越的智能分析模型。

发明内容

[0005] 本发明提供一种基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质，通过所述方法实现了心电图的智能分析，同时降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。

[0006] 第一方面，本发明实施例提供了一种基于图片及心搏信息的心电分析方法，所述方法包括：

[0007] 获取待分析心电图数据；

[0008] 识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据；

[0009] 将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；

[0010] 其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。

[0011] 第二方面,本发明实施例提供了一种基于图片及心搏信息的心电分析装置,所述装置包括:

[0012] 获取模块,用于获取待分析心电图数据;

[0013] 识别模块,用于识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;

[0014] 分析模块,用于将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;

[0015] 其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。

[0016] 第三方面,本发明实施例提供了一种电子设备,包括第一存储器、第一处理器及存储在存储器上并可在第一处理器上运行的计算机程序,所述第一处理器执行所述计算机程序时实现如上述第一方面所述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

[0017] 第四方面,本发明实施例提供了一种包含计算机可执行指令的存储介质,所述计算机可执行指令在由计算机处理器执行时实现如上述第一方面所述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

[0018] 本发明实施例提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析方法,通过获取待分析心电图数据;识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据的技术手段,实现了心电图的智能分析,同时降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。

附图说明

[0019] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对本发明实施例描述中所需要使用的附图作简单的介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据本发明实施例的内容和这些附图获得其他的附图。

[0020] 图1为本发明实施例一提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析方法流程示意图;

[0021] 图2为本发明实施例一提供的一种心电图示意图;

[0022] 图3为本发明实施例一提供的一种心搏周期的波形示意图;

[0023] 图4为本发明实施例二提供的一种异常心电分类模型的生成过程示意图;

[0024] 图5为本发明实施例三提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析装置的结构示意图;

[0025] 图6为本发明实施例四提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0026] 为使本发明解决的技术问题、采用的技术方案和达到的技术效果更加清楚,下面

将结合附图对本发明实施例的技术方案作进一步的详细描述，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，本领域技术人员在没有作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。

[0027] 实施例一

[0028] 图1为本发明实施例一提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析方法流程示意图。本实施例公开的基于图片及心搏信息的心电分析方法可适用于对患者进行动态心电图监测的场景，可以由基于图片及心搏信息的心电分析装置来执行。其中该装置可由软件和/或硬件实现。具体参见图1所示，该方法包括如下步骤：

[0029] 步骤110、获取待分析心电图数据。

[0030] 具体的，获取待分析心电图数据，包括：

[0031] 获取可移植文档格式PDF的待分析心电图数据。

[0032] 目前多数医院采用的心电图管理系统都具备导出PDF (Portable Document Format, 可移植文档格式) 文件的功能。当患者接受完心电图检查后，相关医护人员手动或者心电图管理系统自动导出所述患者PDF格式的心电图报告，即为所述PDF的待分析心电图数据，进一步将所述PDF的待分析心电图数据输入至基于图片及心搏信息的心电分析装置，实现所述获取PDF的待分析心电图数据的操作。

[0033] 进一步的，获取待分析心电图数据，还包括：

[0034] 从电子心电图管理系统直接获取心电波形数据。

[0035] 步骤120、识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据。

[0036] 优选的，所述待分析心电图数据为12导联静态心电图数据。静态心电图一般使用标准12导联体系，包括I、II和III三个肢体导联，V1、V2、V3、V4、V5和V6六个胸导联，以及aVR、aVL和aVF三个加压导联。具体可参见图2所示的一种心电图示意图，为了清晰显示心电图波形，图2中仅示出了部分导联的心电波形供参考。

[0037] 以所述待分析心电图数据为12导联静态心电图数据为例，所述一组心搏数据具体包括12个心搏周期数据，分别为12个导联中每个导联分别对应的一个心搏周期数据。例如在t1时刻I、II和III三个肢体导联对应的心搏周期数据分别记为I[]、II[]和III[]，在t1时刻V1、V2、V3、V4、V5和V6六个胸导联对应的心搏周期数据分别为记为V1[]、V2[]、V3[]、V4[]、V5[]和V6[]，在t1时刻aVR、aVL和aVF三个加压导联对应的心搏周期数据分别为记为aVR[]、aVL[]和aVF[]，则所述一组心搏数据为：{I[]，II[]，III[]，V1[]，V2[]，V3[]，V4[]，V5[]，V6[]，aVR[]，aVL[]，aVF[]}。

[0038] 具体的，当所述待分析心电图数据为PDF的待分析心电图数据时，所述识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据，包括：

[0039] 将PDF的待分析心电图数据转换为SVG (Scalable Vector Graphics, 可缩放的矢量图形) 格式的心电波形矢量图；

[0040] 基于心电图的标定电压和走纸速度对SVG格式的心电波形矢量图进行采样以及坐标变换操作，得到向量形式的心电波形数据；

[0041] 基于所述向量形式的心电波形数据结合关键点检测技术识别每个导联对应的心搏的R峰位置；

[0042] 以每个心搏的R峰位置为基准确定每个导联对应的心搏周期数据；

- [0043] 将各导联对应的心搏周期数据确定为所述一组心搏数据。
- [0044] 进一步的,所述以每个心搏的R峰位置为基准确定每个导联对应的心搏周期数据,包括:
- [0045] 将每个心搏的R峰位置以及与所述R峰位置对应的PP间期数据确定为每个心搏周期数据。
- [0046] 通过将PDF的待分析心电图数据转换为SVG格式的心电波形矢量图,降低了心电波形数据的提取难度。每个心搏的R峰具体指心搏波形的最高点,例如参见图3所示的心搏周期的波形示意图,在心电图上心搏周期数据具体指以R峰为基准PP间期所产生的数据。当识别到每个心搏的R峰时,以每个心搏的R峰位置为基准,例如向前取110个采样点,向后取145个采样点,总共256个采样点(包括R峰)作为基础信号,基础信号通常涵盖波形QRS。为了解决单个心搏数据缺乏上下文信息的问题,进一步的,在基础信号的基础上进行部分间期数据(关键点的间距)、波形振幅、小波变换等一系列测量操作,例如在基础信号的基础上加入当前心搏与相邻的前一个心搏之间的RR间期及PP间期等表示心搏之间信息的波形数据,以及当前心搏与相邻的后一个心搏之间的RR间期及PP间期等表示心搏之间信息的波形数据等,极大地丰富了心搏之间的联系信息。
- [0047] 正常情况下心跳都是从窦房结开始产生电信号,并将此点作为p波起点,直到下一次的心跳p波起点,这段时间作为PP间期(具体可参见图3所示)。QRS波是窦房结产生的电信号传输到心室而产生跳动从而形成的波形。通常PP间期对应计算心房率,而RR间期对应计算心室率。正常情况下,心房率与心室率是相等的。
- [0048] 所述关键点检测技术具体可以采用业界权威的ecgpuwave工具实现。本实施例对心电图的智能分析是以心搏为粒度,区别于一些方案中只是顺序截取固定长度的心电信号,本案对心电信号截取的位置和长度都有特定的要求,首先是基于每个心搏的位置进行截取,所以要对心电信号进行关键点的检测,找到信号中每个心搏R峰的位置,然后前后各截取固定的长度(向前取110个采样点,向后取145个采样点),并加入相邻心搏之间的间期数据,提高了异常心电分类的分析准确度。
- [0049] 可以理解的是,当所述待分析心电图数据为从电子心电图管理系统直接获取的心电波形数据时,所述识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据的步骤,省去了上述的格式转换以及波形采样步骤,所述识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据具体包括:
- [0050] 基于所述心电波形数据结合关键点检测技术识别每个导联对应的心搏的R峰位置;
- [0051] 以每个心搏的R峰位置为基准确定每个导联对应的心搏周期数据;
- [0052] 将各导联对应的心搏周期数据确定为所述一组心搏数据。
- [0053] 步骤130、将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息。
- [0054] 其中,所述预先训练好的异常心电分类模型基于训练样本训练得到,所述训练样本包括被标注了异常心电分类信息的一组心搏数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量个心搏周期数据,所述设定数量个心搏周期数据为所述设定数量个导联分别对应的心搏周期数据;所述预先训练好的异常心电分类模型基于Gradient Boosting框架的XGBoost类库

进行学习得到。

[0055] 所述异常心电分类信息包括：正常、室性早搏、心室预激波、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞、心房颤动、心房扑动、房性逸搏、房性早搏或者房性心动过速中的至少一种。不同异常心电分类信息对应的心电图的波形特征不同，通过利用已知异常心电分类信息的心搏波形特征训练异常心电分类模型，极大地降低了大数据量训练样本的获取难度。

[0056] 进一步的，所述方法还包括：

[0057] 识别所述待分析心电图数据中的每一组心搏数据；

[0058] 将所述每一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；

[0059] 根据各组心搏数据对应的芯片类别信息确定所述PDF的待分析心电图数据的芯片类别信息。

[0060] 通常一次静态心电图检测大约持续10秒左右，该时间段内大约有10个左右的心搏周期，因此基于一份PDF的待分析心电图数据可提取大约10组心搏数据，相应地输入至异常心电分类模型后可得到大约10种异常心电分类信息，正常情况下这10种异常心电分类信息是相同；但当有干扰信息时，或者接受检查的患者存在病灶时，可能会出现这10种异常心电分类信息不一致的情况。当出现10种异常心电分类信息不一致的情况时，可基于预设规则确定最终的异常心电分类信息，所述预设规则例如具体为：基于投票规则，将出现次数最多的异常心电分类信息确定为当前PDF的待分析心电图数据对应的最终异常心电分类信息；或者加入一些经验规则，例如，假设临床经验认为室性早搏与心室预激波两种异常心电分类信息不可能同时出现在同一患者，若出现同时出现在同一患者的情况下，一定是由周围的噪声干扰所致，此种情况下正确的异常心电分类信息应为室性早搏。需要说明的是，上述示例仅用于解释经验规则的原理，不代表真实的临床经验。

[0061] 可以理解的是，在动态心电图监测场景，通过本实施例提供的心电分析方法可实现实时分析和预警，通过试验发现，本实施例提供的心电分析方法对于动态心电图监测可实现秒级响应，异常心电分类信息分析准确率高，大大减少了医生主观分析心电图所花费的时间，提高了医生的诊断效率。

[0062] 本实施例提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析方法，通过获取可移植文档格式PDF的待分析心电图数据；识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据；将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；其中，所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据，所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据的技术手段，实现了心电图的智能分析，通过以心搏为粒度，降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。

[0063] 实施例二

[0064] 图4为本发明实施例二提供的一种上述实施例中用于对一组心搏数据进行分析以得到对应的异常心电分类信息的所述异常心电分类模型的生成过程示意图。具体参见图4所示，所述异常心电分类模型生成过程包括如下阶段：

[0065] 410、心电图数据采集阶段。

[0066] 其中，为了降低心电图数据的采集难度，本实施提出的方案中采用PDF格式的心电图数据，这是因为目前大多数心电图管理系统均具备导出PDF文件的功能，由此，无需再与

特定的心电图机进行对接,开发心电图机可以兼容的数据传输接口,从而降低了心电图数据的采集难度,缩短了心电图数据的采集周期。同时,PDF数据是矢量格式,较易于从中提取心电信号。为了保证样本数据的有效性和均衡性,可以有针对性地采集心电图数据,例如每种异常心电分类信息对应的心电图各5000份,可以由医生手动筛选,也可以通过编制小程序自动完成数据筛选。

[0067] 420、样本特征提取阶段。

[0068] 得到PDF格式的心电图数据后,从中进行心电信号提取,具体为:通过借助第三方类库,将PDF转换为基于开放标准的SVG格式的矢量图。通过对比定标电压和走纸速度等参数,对SVG中的心电波形进行采样,坐标转换等一系列操作。最终将心电波形转换为向量的表示形式,并存储在自定义文档结构的xml文档中,方便后续步骤的使用。

[0069] 进一步从向量形式的心电波形中提取更具体的心搏波形,具体为基于关键点检测技术找到心电波形信号中每个心搏R峰的位置,然后前后各截取固定的长度(例如向前取110个采样点,向后取145个采样点)。关键点检测技术可采用业界权威的ecgpuwave工具。对于未检测到的R峰位置或检测错误的R峰位置,可以由专业医生进行异常心电分类信息标注时进行修正(新增或移除),以提高样本质量。

[0070] 为了解决单个心搏波形信息内缺乏上下文信息,在特征中加入对应心搏的前后PP间期等数据,并进行波形振幅、小波变换等测量操作,丰富了样本的波形特征,提高了样本数据的有效性。

[0071] 可以理解的是,通过对采样信号进行中值滤波、z-score标注化等常规的信号处理可提高样本特征的有效性。通过实验证明,在实验数据下,经过一系列心电信号处理得到的样本特征信号比未经心电信号处理的样本特征在机器学习中提升了约2个百分点。

[0072] 430、异常心电分类信息标注阶段。

[0073] 具体的,对上述检测到的心搏数据进行异常心电分类信息标注,包括:

[0074] 将所述心搏数据的分布特征与预设分布特征进行比对;

[0075] 根据比对结果确定所述一组心搏数据对应的异常心电分类信息。

[0076] 通过对异常心电分类信息进行自动标注,极大地降低了医生的工作量。可以理解的是,为了提高样本质量,预标注完成后,可由专业医生进行复核,对标注不准确的进行调整修改。试验证明,自动标注在异常心电分类信息为正常、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞、心室预激波以及室性早搏上都有很高的正确率。

[0077] 440、机器学习阶段。

[0078] 因为前期在特征提取的过程中对心电信号做了一系列的处理,使得的特征信息具有明确的意义,所以我们采用了基于Gradient Boosting框架的XGBoost库。相比卷积神经网络(CNN)等深度学习方案,XGBoost的训练速度更快,且更容易获取原始特征的重要性信息,方便对特征信息进行分析,以改进特征提取过程。XGBoost的模型构建相比CNN等更容易,需要调整的超参数较少,模型更容易优化。在我们提取的特征数据下,实验证明,XGBoost模型比CNN模型收敛速度更快,多次实验的数据表明XGBoost模型的测试结果达到甚至略微超过了CNN模型。

[0079] 我们取20%的数据作为测试数据集、80%的数据作为训练数据集。同时为了保证测试的有效性,来自同一幅心电图的样本不会同时被分配到训练集和测试集。为了获得较

佳的模型,我们在训练数据中抽取20%作为验证集,若50轮迭代中结果没有提升,则停止训练。为了提升训练速度,我们使用4块Nvidia 1080Ti显卡并行训练,为了方便日后模型迁移至无显卡的服务器中运行,模型在预测阶段采用CPU预测。在多次实验中选取结果最好的模型作为可供软件使用的AI模型。

[0080] 450、模型评估阶段

[0081] 在一次实验中共标注和训练了包括正常在内的10类心拍,分别是正常、室性早搏、心室预激波、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞、心房颤动、心房扑动、房性逸搏、房性早搏和房性心动过速。其中,正常、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞以及心室预激波由于在心搏波形的形态特征上较为显著,所以较容易识别,模型的预测效果最好。室性早搏由于每幅心电图中所能获得的样本较少,预测效果相比前者略差。心房颤动、心房扑动、房性逸搏、房性早搏以及房性心动过速这5种异常心电分类由于对心电信号的前后上下文信息依赖性较强,而样本特征中这部分信息相对缺乏,致使模型预测效果相对不好。最终,实验结果基本符合医生认知,具有较好的预测能力。

[0082] 本实施例提供的一种异常心电分类模型生成方法,通过以心搏为细粒度,极大地降低了样本数据需求量以及获取难度,通过使用PDF格式的心电图数据,更好地迎合目前的心电图管理系统的硬件现状,进一步降低了原数据的获取难度,在动态心电图监测场景,本实施例提供的异常心电分类模型可做到秒级响应,降低了医生的工作量,提高了诊断效率。

[0083] 实施例三

[0084] 图5为本发明实施例三提供的一种基于图片及心搏信息的心电分析装置结构示意图。参见图5所示,所述装置包括:获取模块510、识别模块520和分析模块530。

[0085] 获取模块510,用于获取待分析心电图数据;识别模块520,用于识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;分析模块530,用于将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。

[0086] 进一步的,获取模块510具体用于:获取可移植文档格式PDF的待分析心电图数据,对应的识别模块520包括:

[0087] 转换单元,用于将PDF的待分析心电图数据转换为可缩放的矢量图形SVG格式的心电波形矢量图;

[0088] 采样单元,用于基于心电图的标定电压和走纸速度对SVG格式的心电波形矢量图进行采样以及坐标变换操作,得到向量形式的心电波形数据;

[0089] 识别单元,用于基于所述向量形式的心电波形数据结合关键点检测技术识别每个导联对应的心搏的R峰位置;

[0090] 确定单元,用于以每个心搏的R峰位置为基准确定每个导联对应的心搏周期数据;将各导联对应的心搏周期数据确定为所述一组心搏数据。

[0091] 进一步的,确定单元具体用于将每个心搏的R峰位置以及与所述R峰位置对应的PP间期数据确定为每个心搏周期数据。

[0092] 进一步的,所述预先训练好的异常心电分类模型基于训练样本训练得到,所述训练样本包括被标注了异常心电分类信息的一组心搏数据,所述一组心搏数据包括所述设定

数量个心搏周期数据,所述设定数量个心搏周期数据为所述设定数量个导联分别对应的心搏周期数据;所述预先训练好的异常心电分类模型基于Gradient Boosting框架的XGBoost类库进行学习得到。

[0093] 进一步的,所述装置还包括:标注模块,用于对一组心搏数据进行异常心电分类信息标注,所述标注模块具体包括:

[0094] 比对单元,用于将所述一组心搏数据的分布特征与预设分布特征进行比对;

[0095] 确定单元,用于根据比对结果确定所述一组心搏数据对应的异常心电分类信息。

[0096] 进一步的,所述识别模块520还用于:

[0097] 识别所述待分析心电图数据中的每一组心搏数据;

[0098] 所述分析模块还用于将所述每一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;

[0099] 对应的,所述装置还包括确定模块,用于根据各组心搏数据对应的芯片类别信息确定所述PDF的待分析心电图数据的芯片类别信息。

[0100] 进一步的,所述异常心电分类信息包括:正常、室性早搏、心室预激波、完全性左束支阻滞、完全性右束支阻滞、心房颤动、心房扑动、房性逸搏、房性早搏或者房性心动过速中的至少一种。

[0101] 本实施例提供的基于图片及心搏信息的心电分析装置,通过获取可移植文档格式PDF的待分析心电图数据;识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据;将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型,得到异常心电分类信息;其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据的技术手段,实现了心电图的智能分析,通过以心搏为粒度,降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。

[0102] 本实施例提供的基于图片及心搏信息的心电分析装置可执行上述任一实施例所提供的基于图片及心搏信息的心电分析方法,具备相应的功能模块,未在本实施例解释清楚的内容可参考上述方法实施例。

[0103] 实施例四

[0104] 图6为本发明实施例四提供的一种电子设备的结构示意图。如图6所示,该电子设备包括:第一处理器670、第一存储器671及存储在第一存储器671上并可在第一处理器670上运行的计算机程序;其中,第一处理器670的数量可以是一个或多个,图6中以一个第一处理器670为例;第一处理器670执行所述计算机程序时实现如上述实施例一中所述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。如图6所示,所述电子设备还可以包括第一输入装置672和第一输出装置673。第一处理器670、第一存储器671、第一输入装置672和第一输出装置673可以通过总线或其他方式连接,图6中以通过总线连接为例。

[0105] 第一存储器671作为一种计算机可读存储介质,可用于存储软件程序、计算机可执行程序以及模块,如本发明实施例中基于图片及心搏信息的心电分析装置/模块(例如,基于图片及心搏信息的心电分析装置中的获取模块510、识别模块520和分析模块530等)。第一处理器670通过运行存储在第一存储器671中的软件程序、指令以及模块,从而执行电子设备的各种功能应用以及数据处理,即实现上述的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

[0106] 第一存储器671可主要包括存储程序区和存储数据区,其中,存储程序区可存储操

作系统、至少一个功能所需的应用程序；存储数据区可存储根据终端的使用所创建的数据等。此外，第一存储器671可以包括高速随机存取存储器，还可以包括非易失性存储器，例如至少一个磁盘存储器件、闪存器件、或其他非易失性固态存储器件。在一些实例中，第一存储器671可进一步包括相对于第一处理器670远程设置的存储器，这些远程存储器可以通过网络连接至电子设备/存储介质。上述网络的实例包括但不限于互联网、企业内部网、局域网、移动通信网及其组合。

[0107] 第一输入装置672可用于接收输入的数字或字符信息，以及产生与电子设备的用户设置以及功能控制有关的键信号输入。第一输出装置673可包括显示屏等显示设备。

[0108] 实施例五

[0109] 本公开实施例提供了一种计算机存储介质，其上存储有计算机程序，该程序被处理器执行时实现上述实施例所提供的基于图片及心搏信息的心电分析方法。

[0110] 需要说明的是，本公开上述的计算机可读介质可以是计算机可读信号介质或者计算机可读存储介质或者是上述两者的任意组合。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子可以包括但不限于：具有一个或多个导线的电连接、便携式计算机磁盘、硬盘、随机访问存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑磁盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。在本公开中，计算机可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质，该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。而在本公开中，计算机可读信号介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了计算机可读的程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。计算机可读信号介质还可以是计算机可读存储介质以外的任何计算机可读介质，该计算机可读信号介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。计算机可读介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于：电线、光缆、RF(射频)等等，或者上述的任意合适的组合。

[0111] 在一些实施方式中，客户端、服务器可以利用诸如HTTP(HyperText Transfer Protocol,超文本传输协议)之类的任何当前已知或未来研发的网络协议进行通信，并且可以与任意形式或介质的数字数据通信(例如，通信网络)互连。通信网络的示例包括局域网(“LAN”)，广域网(“WAN”)，网际网(例如，互联网)以及端对端网络(例如，ad hoc端对端网络)，以及任何当前已知或未来研发的网络。

[0112] 上述计算机可读介质可以是上述电子设备中所包含的；也可以是单独存在，而未装配入该电子设备中。

[0113] 上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被该电子设备执行时，使得该电子设备：

[0114] 获取待分析心电图数据；

[0115] 识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据；

[0116] 将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；

[0117] 其中,所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据,所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。

[0118] 可以以一种或多种程序设计语言或其组合来编写用于执行本公开的操作的计算机程序代码,上述程序设计语言包括但不限于面向对象的程序设计语言—诸如Java、Smalltalk、C++,还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中,远程计算机可以通过任意种类的网络——包括局域网(LAN)或广域网(WAN)——连接到用户计算机,或者,可以连接到外部计算机(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0119] 附图中的流程图和框图,图示了按照本公开各种实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上,流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段、或代码的一部分,该模块、程序段、或代码的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。也应当注意,在有些作为替换的实现中,方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如,两个接连地表示的方框实际上可以基本并行地执行,它们有时也可以按相反的顺序执行,这依所涉及的功能而定。也要注意的是,框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合,可以用执行规定的功能或操作的专用的基于硬件的系统来实现,或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

[0120] 描述于本公开实施例中所涉及到的单元可以通过软件的方式实现,也可以通过硬件的方式来实现。其中,单元的名称在某种情况下并不构成对该单元本身的限定,例如,可编辑内容显示单元还可以被描述为“编辑单元”。

[0121] 本文中以上描述的功能可以至少部分地由一个或多个硬件逻辑部件来执行。例如,非限制性地,可以使用的示范类型的硬件逻辑部件包括:现场可编程门阵列(FPGA)、专用集成电路(ASIC)、专用标准产品(ASSP)、片上系统(SOC)、复杂可编程逻辑设备(CPLD)等等。

[0122] 在本公开的上下文中,机器可读介质可以是有形的介质,其可以包含或存储以供指令执行系统、装置或设备使用或与指令执行系统、装置或设备结合地使用的程序。机器可读介质可以是机器可读信号介质或机器可读储存介质。机器可读介质可以包括但不限于电子的、磁性的、光学的、电磁的、红外的、或半导体系统、装置或设备,或者上述内容的任何合适组合。机器可读存储介质的更具体示例会包括基于一个或多个线的电气连接、便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦除可编程只读存储器(EPROM或快闪存储器)、光纤、便捷式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光学储存设备、磁储存设备、或上述内容的任何合适组合。

[0123] 注意,上述仅为本发明的较佳实施例及所运用技术原理。本领域技术人员会理解,本发明不限于这里所述的特定实施例,对本领域技术人员来说能够进行各种明显的变化、重新调整和替代而不会脱离本发明的保护范围。因此,虽然通过以上实施例对本发明进行了较为详细的说明,但是本发明不仅仅限于以上实施例,在不脱离本发明构思的情况下,还可以包括更多其他等效实施例,而本发明的范围由所附的权利要求范围决定。

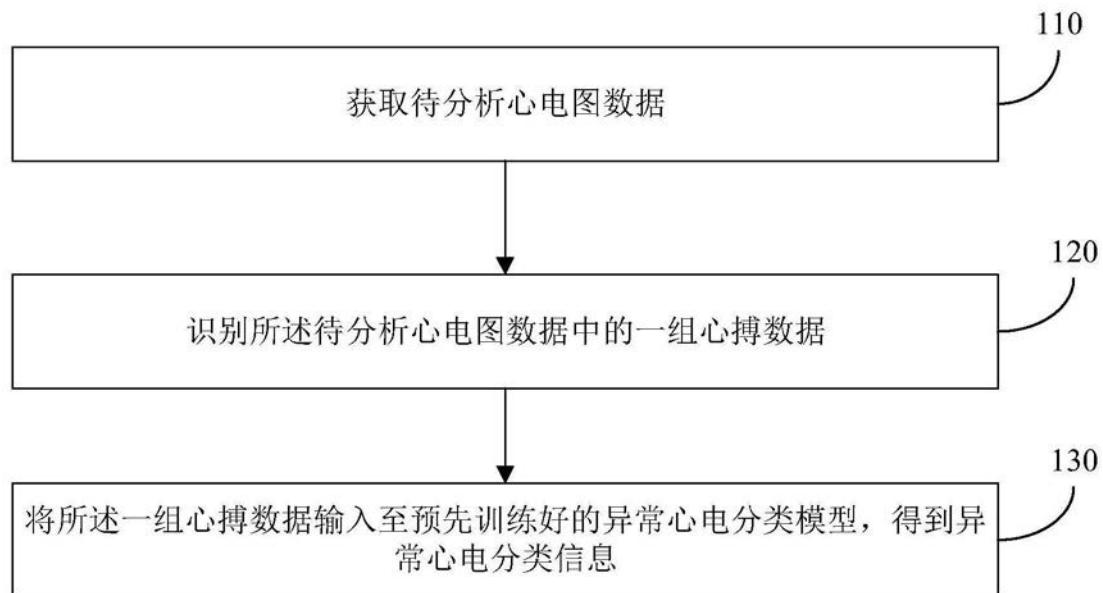


图1

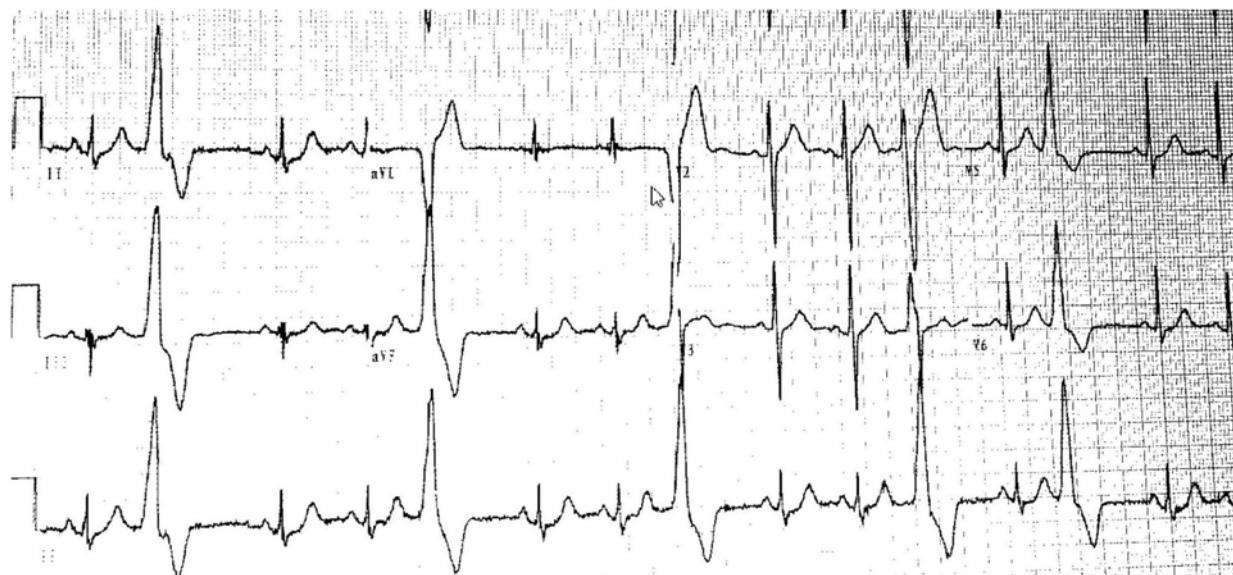


图2

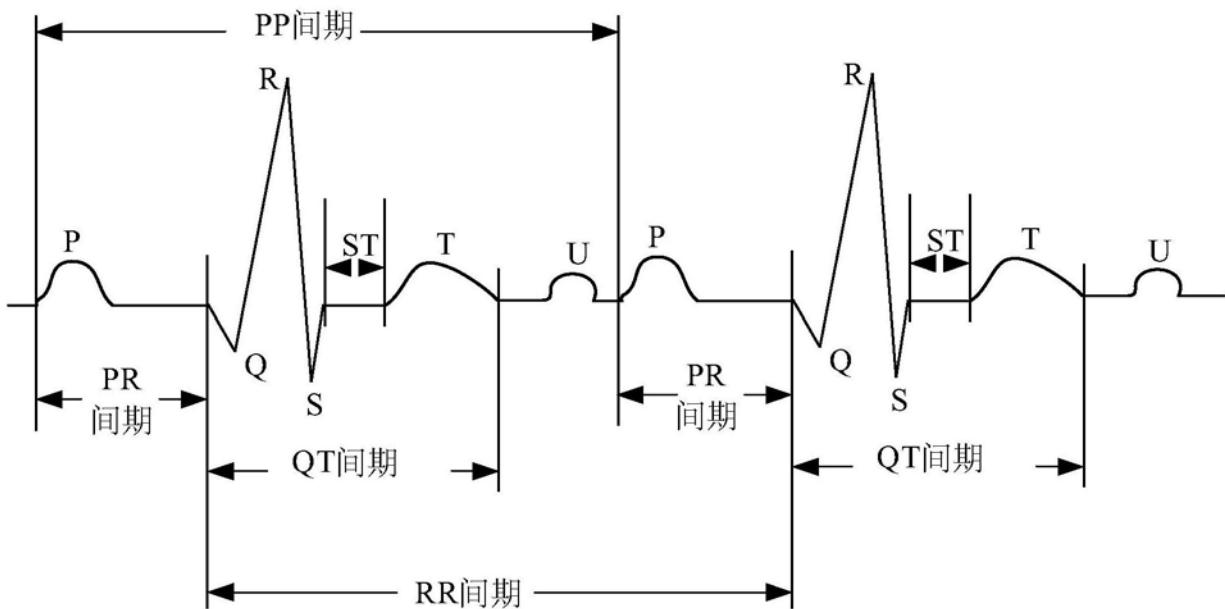


图3

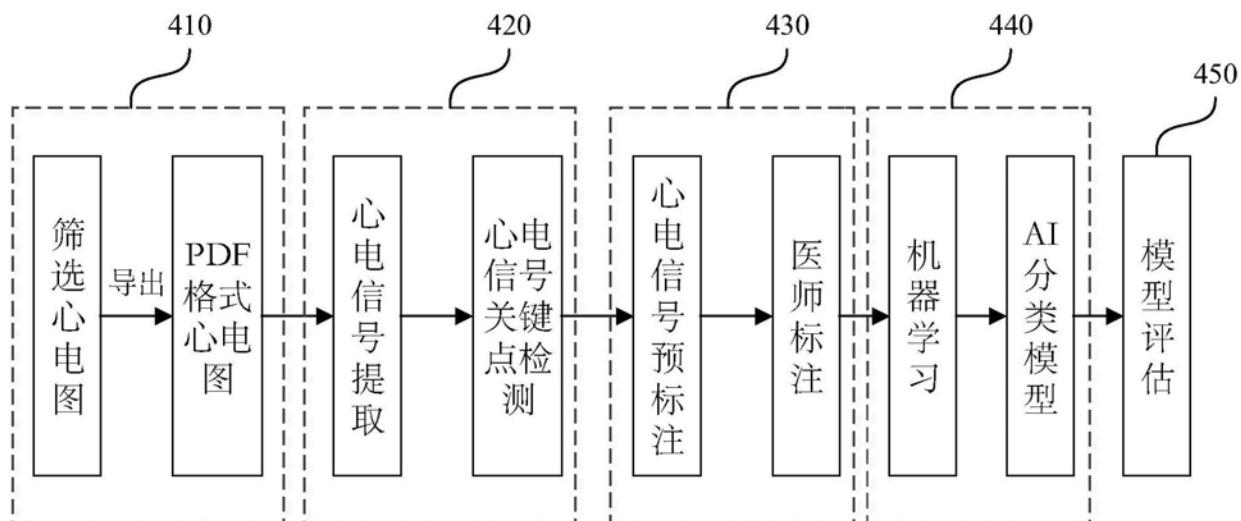


图4



图5

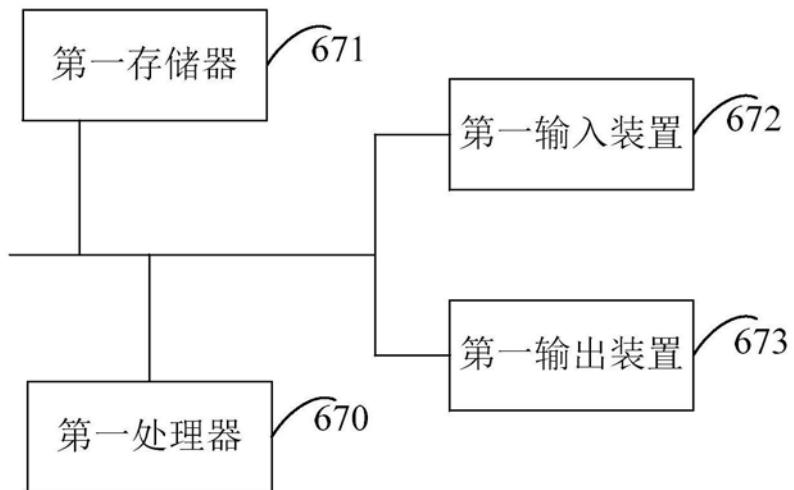


图6

专利名称(译)	基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质		
公开(公告)号	CN110495872A	公开(公告)日	2019-11-26
申请号	CN201910797646.X	申请日	2019-08-27
[标]发明人	石亚君 陈韵岱 郜玲 王晋丽 文冬凌 赵成辉 但晴 王小鹏 李腾京 郭亚涛 董颖 宋鹏 李俊博		
发明人	石亚君 陈韵岱 郜玲 王晋丽 文冬凌 赵成辉 但晴 王小鹏 李腾京 郭亚涛 董颖 宋鹏 李俊博 陈方印		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7267		
外部链接	Espacenet Sipo		

摘要(译)

本发明实施例公开了一种基于图片及心搏信息的心电分析方法、装置、设备及介质，所述方法包括：获取待分析心电图数据；识别所述待分析心电图数据中的一组心搏数据；将所述一组心搏数据输入至预先训练好的异常心电分类模型，得到异常心电分类信息；其中，所述待分析心电图数据为设定数量导联的心电图数据，所述一组心搏数据包括所述设定数量的导联分别对应的一个心搏周期数据。通过采用上述技术方案，实现了心电图的智能分析，同时降低了训练样本数据的采集复杂度以及训练样本数据的需求量。

