



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111107785 A

(43)申请公布日 2020.05.05

(21)申请号 201880061020.6

(74)专利代理机构 永新专利商标代理有限公司
72002

(22)申请日 2018.09.18

代理人 刘兆君

(30)优先权数据

62/561,253 2017.09.21 US

(51)Int.Cl.

A61B 5/046(2006.01)

(85)PCT国际申请进入国家阶段日

2020.03.19

A61B 5/0452(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

(86)PCT国际申请的申请数据

PCT/EP2018/075113 2018.09.18

A61B 5/044(2006.01)

G16H 50/20(2006.01)

(87)PCT国际申请的公布数据

WO2019/057676 EN 2019.03.28

(71)申请人 皇家飞利浦有限公司

地址 荷兰艾恩德霍芬

(72)发明人 J·鲁宾 S·珀尔沃内

A·拉赫曼 B·康罗伊

S·巴巴埃萨德赫

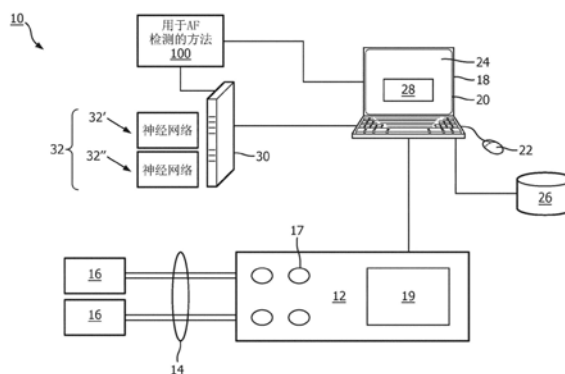
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54)发明名称

使用短的单导联ECG记录来检测心房颤动

(57)摘要

一种非瞬态计算机可读介质存储指令,所述指令能由至少一个电子处理器(20)读取并运行以执行心房颤动(AF)检测方法(100)。所述方法包括:生成在时间间隔内采集的心电图(ECG)信号的时频表示;使用神经网络(NN)(32)来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率;基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述ECG信号分配节律;以及控制显示设备(24)以显示被分配给所述ECG信号的所述节律。



1. 一种非瞬态计算机可读介质, 存储指令, 所述指令能由至少一个电子处理器 (20) 读取并运行以执行心房颤动 (AF) 检测方法 (100), 所述方法包括:

生成在时间间隔内采集的心电图 (ECG) 信号的时频表示;

使用神经网络 (NN) (32) 来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率;

基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述 ECG 信号分配节律; 以及

控制显示设备 (24) 以显示被分配给所述 ECG 信号的所述节律。

2. 根据权利要求 1 所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述一组节律包括至少:

正常窦性节律;

心房颤动; 以及

不是正常窦性节律并且不是心房颤动的另一节律。

3. 根据权利要求 2 所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述一组节律包括心房颤动、正常窦性节律、以及不是心房颤动并且不是正常窦性节律的其他节律, 并且所述分配包括:

响应于由所述神经网络针对所述正常窦性节律和所述其他节律输出的所述概率在彼此的相似性阈值内, 应用次级分类器以从所述正常窦性节律与所述其他节律之间选择用于分配的节律。

4. 根据权利要求 1-3 中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述一组节律包括至少:

正常窦性节律;

心房颤动; 以及

噪声记录。

5. 根据权利要求 1-3 中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述处理包括基于所述 ECG 信号的时间长度从分别在不同时间长度的多组 ECG 信号节段上训练的至少两个不同的神经网络中选择用于在所述处理中使用的神经网络 (32)。

6. 根据权利要求 1-5 中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 对所述 ECG 信号的所述时频表示的所述生成包括:

利用在所述 ECG 信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引的时间窗口的表示所述 ECG 信号的在所述索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成所述时频表示。

7. 根据权利要求 6 所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述索引的时间窗口中的所述 ECG 信号的所述部分的所述频谱是谱图或小波谱。

8. 根据权利要求 1-7 中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述方法还包括:

确定在所述时间间隔内的所述 ECG 信号的信号质量指数 (SQI);

其中, 所述分配包括在所确定的 SQI 在预先选择的 SQI 阈值之下的情况下为所述 ECG 信号分配噪声记录。

9. 根据权利要求 8 所述的非瞬态计算机可读介质, 其中, 所述方法在所确定的 SQI 在所预先选择的 SQI 阈值之下的情况下不使用所述神经网络来执行所述处理。

10. 根据权利要求1-9中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述NN (32) 是卷积NN (CNN)。

11. 根据权利要求10所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述CNN (32) 是稠密连接的CNN,对于所述CNN的每层,所述稠密连接的CNN连结所有先前层特征图作为输入。

12. 根据权利要求1-11中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述方法还包括:

控制心电图测量设备 (12) 在单个数据采集时间段内采集所述ECG信号,并且然后停止对所述ECG信号的采集。

13. 根据权利要求1-11中的任一项所述的非瞬态计算机可读介质,其中,所述方法还包括:

控制心电图测量设备 (12) 连续采集ECG信号数据;

其中,在所述时间间隔内采集的所述ECG信号是连续采集的ECG信号数据的在所述时间间隔内采集的节段。

14. 一种用于检测心房颤动的设备 (10),所述设备包括:

具有一个或多个导联 (14) 的心电图 (ECG) 测量设备 (12),所述一个或多个导联具有能附接到患者的一个或多个电极 (16);

至少一个电子处理器 (20、30),其被编程为:

控制所述ECG测量设备 (12) 在单个数据采集时间段内采集ECG信号,并且然后停止对所述ECG信号的采集;

利用在所述ECG信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引的时间窗口的表示所述ECG信号的在所述索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成在时间间隔内采集的所述ECG信号的时频表示;

使用神经网络 (NN) (32) 来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率;

基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述ECG信号分配节律;并且

控制显示设备 (24) 以显示被分配给所述ECG信号的所述节律。

15. 根据权利要求14所述的设备 (10),其中,所述一组节律包括至少:

正常窦性节律;

心房颤动;

不是正常窦性节律并且不是心房颤动的另一节律;以及

噪声记录。

16. 根据权利要求15所述的设备 (10),其中,所述至少一个电子处理器 (20,30) 还被编程为:

响应于由所述神经网络针对所述正常窦性节律和所述其他节律输出的所述概率在彼此的相似性阈值内,应用次级分类器以从所述正常窦性节律与所述其他节律之间选择用于分配的节律。

17. 根据权利要求14-16中的任一项所述的设备 (10),其中,所述至少一个电子处理器 (20,30) 还被编程为:

基于所述ECG信号的时间长度从分别在不同时间长度的多组ECG信号节段上训练的至少两个不同的神经网络中选择用于在所述处理中使用的神经网络(32)。

18. 一种心房颤动(AF)检测方法(100),包括:

利用ECG测量设备(12)来采集心电图(ECG)信号;

确定在所述时间间隔内的所述ECG信号的信号质量指数(SQI);

利用在所述ECG信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引的时间窗口的表示所述ECG信号的在所述索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成在时间间隔内采集的所述ECG信号的时频表示;

使用神经网络(NN)(32)来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动、正常窦性节律、不是正常窦性节律并且不是心房颤动的另一节律和噪声记录的一组节律中的节律的概率;

基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述ECG信号分配节律;以及

控制显示设备(24)以显示被分配给所述ECG信号的所述节律。

19. 根据权利要求18所述的方法(100),还包括:

响应于由所述神经网络针对所述正常窦性节律和所述其他节律输出的所述概率在彼此的相似性阈值内,应用次级分类器以从所述正常窦性节律与所述其他节律之间选择用于分配的节律。

20. 根据权利要求18所述的方法(100),还包括:

利用至少一个电子处理器(20)来执行所述确定;以及当所述SQI在预先选择的SQI阈值之下时,为所述ECG信号分配噪声的节律;以及

当所述SQI在所述预先选择的SQI阈值之上时,利用云计算服务器(30)来执行所述生成、所述处理和所述分配。

使用短的单导联ECG记录来检测心房颤动

技术领域

[0001] 以下大致涉及心脏监测领域、心电图 (ECG) 监测和信号处理领域、心房颤动检测领域、神经网络处理领域、以及相关的领域。

背景技术

[0002] 心房颤动 (AF) 是最常见类型的心脏心律不齐, 并且估计其单单在美国的发病率为 2.7-6.1 百万人 (例如参见, C.T. January, L.S. Wann, J.S. Alpert, H. Calkins, J.C. Cleveland, J.E. Cigarroa 等人的“2014 AHA/ACC/HRS guideline for the management of patients with atrial fibrillation”, Circulation, p. CIR.0000000000000041, 2014)。因此, 近年来使用手持的易于使用的设备的 AF 筛查已经备受关注。

[0003] 需要研发对来自短的单通道 ECG 记录 (9-60 秒) 的正常窦性节律 (NSR)、AF、其他节律 (O) 和噪声记录进行分类的 ECG 设备。ECG 设备和/或床旁监测器中的大多数现有算法需要一些时间来调整 ECG 数据处理参数, 并且不适合于短的 ECG 记录。

[0004] 此外, 大多数商用 ECG 设备被设计用于采集并分析多通道 ECG。

[0005] 以下公开了克服这些问题的新的且改善的系统和方法。

发明内容

[0006] 在一个所公开的方面中, 一种非瞬态计算机可读介质存储指令, 所述指令能由至少一个电子处理器读取并运行以执行心房颤动 (AF) 检测方法。所述方法包括: 生成在时间间隔内采集的心电图 (ECG) 信号的时频表示; 使用神经网络 (NN) 来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率; 基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述 ECG 信号分配节律; 以及控制显示设备 (24) 以显示被分配给所述 ECG 信号的所述节律。

[0007] 在另一公开的方面中, 一种用于检测心房颤动的设备包括具有一个或多个导联的 ECG 测量设备, 所述一个或多个导联具有能附接到患者的一个或多个电极。至少一个电子处理器被编程为: 控制所述 ECG 测量设备在单个数据采集时间段内采集 ECG 信号, 并且然后停止对所述 ECG 信号的采集; 利用在所述 ECG 信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引的时间窗口的表示所述 ECG 信号的在所述索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成在时间间隔内采集的 ECG 信号的时频表示; 使用神经网络 (NN) 来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率; 基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述 ECG 信号分配节律; 并且控制显示设备以显示被分配给所述 ECG 信号的所述节律。

[0008] 在另一公开的方面中, 一种心房颤动 (AF) 检测方法 (100) 包括: 利用 ECG 测量设备来采集心电图 (ECG) 信号; 确定在所述时间间隔内的所述 ECG 信号的信号质量指数 (SQI); 利用在所述 ECG 信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引

的时间窗口的表示所述ECG信号的在所述索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成在时间间隔内采集的ECG信号的时频表示;使用神经网络(NN)来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动、正常窦性节律、不是正常窦性节律并且不是心房颤动的另一节律和噪声记录的一组节律中的节律的概率;基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述ECG信号分配节律;以及控制显示设备以显示被分配给所述ECG信号的所述节律。

[0009] 一个优点在于确定短长度的ECG信号中的心房颤动。

[0010] 另一优点在于提供一种非常适合于使用短持续时间ECG来提供心房颤动筛查的监测设备。

[0011] 另一优点在于提供一种非常适合于使用短持续时间ECG来提供心房颤动评价的便携式监测设备。

[0012] 另一优点在于在将ECG数据传输到云计算资源之前执行初始信号质量评价以便避免不可接受噪声ECG数据集的传输/处理。

[0013] 另一优点在于使用神经网络将节律类型分配给ECG数据集。

[0014] 给定的实施例可以提供前述优点中的零个、一个、两个、更多个或全部,并且/或者可以提供在阅读并理解本公开后对于本领普通技术人员来说将会变得显而易见的其他优点。

附图说明

[0015] 本发明可以采取各种部件和部件的布置,以及各种步骤和步骤的安排的形式。附图仅出于说明优选实施例的目的,并且不得被解释为对本发明的限制。

[0016] 图1图解性地示出了根据一个方面的用于检测心房颤动的心电图(ECG)设备;以及

[0017] 图2和图3示出了图1的ECG设备的示范性流程图操作。

具体实施方式

[0018] 以下涉及能够提供对ECG中的心房颤动的自动化检测的ECG设备,对ECG中的心房颤动的自动化检测可以是有挑战性的任务,尤其是在单导联ECG(其仅采用两个电极)的情况下。所公开的方法使用滑动窗口将时域单导联ECG转换为二维(2D)时频数据集。对于滑动窗口的每个位置(用作“2D表示”的“x”-坐标),计算谱(用作“3D表示”的“y”-坐标)。在一说明性范例中,采用谱图,但是可以使用其他频率表示,诸如小波表示。窗口尺寸能够在0.25秒窗口尺寸(对应于大约四分之一心跳)处进行优化。这种时频数据集能够被类推到2D“图像”,并且图像处理方法因此能够被利用。

[0019] 2D时频数据集是紧凑的,并且使用现有图像处理范例来合适地处理。如本文中公开的,被设计为处理图像的类型神经网络(诸如卷积神经网络(CNN))能够用来对2D时频表示中的ECG数据集进行分类。在一些范例中,稠密连接的CNN(DenseNet;例如参见,G.Huang等人的“Densely connected convolutional networks”,arXiv preprint arXiv:1608.06993,2016)连结所有先前层特征图作为到当前层的输入,但是其他类型的分类器可以被采用。网络能够在均被临床医生标记为四个类别中的一个的训练样本上进行训练:“正常窦性节律(NSR)”、“心房颤动(AF)”、“其他节律(0)”或“噪声”。如果临床医生确定ECG噪

声太多以致于不能被可靠地分类,则噪声标记能够被分配。

[0020] 在又一变体中,能够在DenseNet的层之间执行规范化。在一些实施例中,这种规范化被应用于一维列(即对应于每个窗口位置的频谱被单独地规范化)。

[0021] 在本文中公开的一些实施例中,执行信号质量评价以生成指示ECG数据集中的噪声的信号质量指数(SQI)。在说明性SQI构想中,执行QRS检测以将数据集分割成与模板进行比较的个体心跳,但是预见到其他质量评价方法。在优选实施方式中,质量评价在计算上是快速的,并且例如在家庭心脏监测设备(或其他ECG设备)处在本地执行,并且只有在SQI是可接受的情况下,ECG数据集然后才被传输到云计算资源以执行复杂的基于CNN的分类。这种方法通过避免对不可接受噪声ECG数据集的传输/处理来改善效率。在优选实施例中,CNN被训练为具有噪声输出,由此提供用于丢弃噪声过多的ECG数据集的第二滤波器。(还应注意,采用云计算用于基于CNN的分类是一种合适的方法;备选地预见到,如果它具有足够的计算能力,例如在家庭心脏监测设备处本地执行基于CNN的分类)。

[0022] 在一些实际执行的测试中,在NSR或0分类根据CNN分类器具有最高概率的情况下,NSR和0分类概率是类似的。换言之,CNN以高置信度将ECG轨迹分类为NSR或0,但是提供用于在NSR与0分类之间进行区分的低置信度。为了克服这种问题,在一些说明性实施例中,如果NSR和0概率是充分类似的,那么被优化以消除NSR和0类别歧义的不同后处理分类器被应用。类似的后处理可以用来在其他“接近”类别之间消除歧义。

[0023] 在又一实施例中,信号分析能够使用两个CNN来执行:用于具有更长记录时间(例如15秒或更长)的ECG数据集的主CNN和用于更短ECG数据集的次级CNN。在说明性范例中,主CNN处理15秒节段,而次级CNN处理9秒节段。组合主和次级CNN的结果的集成分类器也被预见到,并且将可能提供更进一步改善的结果。作为又一变体,集成分类器可以额外地或备选地包括直接在ECG数据集上操作的CNN(在时域中,而非处理2D时频数据集)。

[0024] 所公开的ECG设备能够采用单发ECG或连续ECG监测。单发ECG设备将会特别适合于家庭监测器,并且将会在短时段内被连接到患者以便采集大约15秒的(单发)ECG数据集,其然后将被质量评价,并且如果可接受的话,被上传到云以便例如通过使用CNN分类器的ECG分类。连续ECG设备更适合于医院设置中的连续ECG监测,并且将对相继的15秒ECG节段(可能在时间上交叠)进行分类从而以低时间延时提供关于心房颤动的连续ECG分类。

[0025] 参考图1,示出了用于执行心房颤动(AF)检测的说明性设备或系统10。如图1中示出的,系统10包括具有至少一个导联14的心电图(ECG)测量设备12,所述至少一个导联被限定在能附接到患者或被患者保持的两个电极16之间。说明性ECG设备12是单导联ECG,所述单导联ECG通常用于筛查。然而,所公开的ECG分析技术也能够适用于多导联ECG,诸如通常用于诊断ECG的类型的常规12导联ECG。ECG测量设备12还能够包括用于用户编辑ECG测量设备的设置的一个或多个按钮17、以及显示与设备相关的信息和来自患者的心脏数据的屏幕19。此外,预见到ECG设备12被实现为执行ECG监测以及其他生理监测功能(血压、呼吸、SpO₂等等)的多功能患者监测器。

[0026] 设备10还可以包括或要不然与工作站18连接,所述工作站包括具有典型部件的计算机或其他电子数据处理设备,所述典型部件诸如至少一个电子处理器20、至少一个用户输入设备(例如,鼠标、键盘、跟踪球等)22和显示设备24。应当注意,这些部件能够以各种方式分布。例如,电子处理器20可以包括工作站终端的本地处理器和由工作站终端访问的服

务器计算机的处理器。在一些实施例中,显示设备24能够是与计算机18分开的部件。工作站18还能够包括一个或多个数据库或非瞬态存储介质26。通过非限制性说明性范例,各种非瞬态存储介质26可以包括以下中的一个或多个:磁盘、RAID或其他磁性存储介质;固态驱动器、闪烁驱动器、电子可擦除只读存储器(EEROM)或其他电子存储器;光盘或其他光学存储设备;其各种组合;等等。它们也可以以各种方式组合,例如单个服务器RAID存储设备。显示设备24被配置为显示图形用户接口(GUI) 28,包括接收来自用户输入设备22的用户输入的一个或多个字段。被示为组成工作站18的硬件中的一些或全部可以备选地与ECG设备12集成。

[0027] 说明性工作站18与ECG监测设备12可操作地连接,以便接收在一时间段内从电极16收集的ECG数据流。这经常被称为用于导联14的ECG记录,并且可以例如在一固定时间段(诸如9秒或14秒)内被采集;或备选地,可以在连续患者监测的情况下被连续地采集。ECG记录可以通过工作站18以各种方式处理,和/或通过ECG测量设备12的电子设备(诸如未在图1中示出的电子设备)预处理,以执行所采集的技术数据的各种滤波等。在一些实施例中,采用神经网络(NN) 32的云计算处理器30被编程为进一步处理ECG信号以确定AF指示。在一个范例中,NN 32能够是卷积NN(CNN)。在另一范例中,CNN 32能够是稠密连接的CNN,对于CNN的每层,所述稠密连接的CNN连结所有先前层特征图作为输入(例如参见,G.Huang, Z.Liu,K.Q.Weinberger,and L.van der Maaten的“Densely connected convolutional networks”,arXiv preprint arXiv:1608.06993,2016)。

[0028] 系统10被配置为执行AF检测方法或过程100。为此目的,非瞬态存储介质26存储指令,所述指令能由工作站18的至少一个电子处理器20读取并运行以执行所公开的操作,包括执行用于执行AF检测的方法或过程100。在一些范例中,方法100可以至少部分地通过经由云计算处理器30、例如云计算服务器(计算机)、服务器的网络、服务器的自组网络等等的云处理来执行。

[0029] 参考图2,AF检测方法100的说明性实施例被图解性地示为流程图。为了开始方法100,电极16被附接到患者的皮肤的一部分(例如,在手臂、胸部等等上)或被患者保持,并且经由电线被连接到ECG测量设备12以形成说明性单导联ECG的导联14。

[0030] 在102处,至少一个电子处理器20被编程为控制ECG测量设备12在时间间隔内采集ECG信号。在一个范例中,在单个数据采集时间段内采集ECG信号。在一些说明性范例中,采集时间段是9秒或15秒,但是基本上任何采集时间段可以被采用。一旦采集时间段结束,至少一个电子处理器20然后就控制ECG测量设备12停止对ECG信号的采集。备选地预见到采用ECG信号被连续采集的连续ECG记录,并且将方法100的随后步骤应用于连续采集的ECG记录的指定时间间隔。

[0031] 在104处,至少一个电子处理器20被编程为确定在该时间间隔内的ECG信号的信号质量指数(SQI)。为了这样做,所采集的ECG信号使用合适的算法被处理以检测信号的QRS部分。在一些范例中,SQI能够具有大约0.5的预先选择的SQI阈值。如果SQI在预先选择的SQI阈值之下,那么方法100停止,并且ECG信号被分类或被确定为是噪声。如果SQI在预先选择的SQI阈值之上,那么ECG信号被传输到云计算处理器30以便进一步处理。操作104有利地识别噪声太多以致于不能在执行将数据传输到云并且利用神经网络32进行处理的计算昂贵的且带宽密集的过程之前被有效地分类的ECG记录;然而,在其他实施例中,操作104可选

地被省略,并且ECG数据被传输到云以便在没有质量检查104的情况下和/或在SQI作为到NN 32的输入中的一个的情况下进行处理。

[0032] 在106处,云计算处理器30被编程为生成ECG信号的时频表示。为了这样做,云计算处理器30被编程为利用通过在ECG信号内索引滑动时间窗口的时间窗口的时间维度的值并且利用对于每个索引的时间窗口的表示ECG信号的在索引的时间窗口中的部分的频谱的沿着频率维度的值来生成时频表示。在一个范例中,时间窗口能够通过存储时间窗口的开始时间(或开始样本)以及在时间上测量的预定义长度(或样本的数量)来索引。在另一范例中,索引值能够是时间窗口的中心时间(或样本)。索引值也能够通过任何其他合适的操作来确定。

[0033] 在一些实施例中,ECG信号的在索引的时间窗口中的部分的频谱是谱图或小波谱。谱图能够通过被应用在具有0.25秒的长度和80%的交叠的移动窗口上的快速傅里叶变换(FFT)来构建。然后从谱图提取在每个检测到的QRS峰处开始的信号节段。对于滑动窗口的每个位置(用作“图像”的“x”-坐标),计算谱(用作“图像”的“y”-坐标)。窗口尺寸能够在0.25秒窗口尺寸(对应于大约四分之一心跳)处进行优化。2D时频表示包含针对0.25秒滑动窗口的每个窗口的列。因此数据集具有沿着时间维度的一定数量的位置(注意相继的时间窗口可以在时间上交叠),其中每个位置具有在频率维度上存储ECG数据的0.25秒节段的谱的一定数量的点。

[0034] 在108处,云计算处理器30被编程为使用NN 32来处理所生成的时频表示以输出针对一组节律中的节律的概率。该组节律能够包括以下中的一个或多个:心房颤动(AF);正常窦性节律(NSR);不是正常窦性节律并且不是心房颤动中的另一节律(O);或噪声节律或噪声记录(N)。如本文中使用的,N节律构成噪声太多以致于不能检测到特定节律的ECG信号,节律由噪声占主导地位等等。

[0035] 在一些实施例中,处理包括基于ECG信号的时间长度从分别在不同时间长度的多组ECG信号节段上训练的至少两个不同的神经网络中选择用于在处理中使用的一个或多个NN 32。例如,第一NN 32'能够被实施以处理“长”ECG信号时间信号(例如,15秒或更长),并且第二NN 32"能够被实施以处理“短”ECG信号时间信号(例如,在9和15秒之间)。在一说明性范例中,在72个跳动/分钟(例如,相当于1.2个跳动/秒)的心率下的9秒的ECG数据包含7.5个跳动。滑动时间窗口的每个窗口例如是0.25秒,因此每个窗口是心跳的一小部分。

[0036] 在110处,云计算处理器30被编程为基于针对由NN 32输出的一组节律中的节律的概率来为ECG信号分配节律(即,关于节律的类型对ECG信号进行分类)。在一种方法中,具有最高概率的节律类型(AF、NSR、O或N)被选择作为对ECG的分类。然而,如果两个类别具有非常类似的概率(使得NN在这两个类别之间不是强烈地有区别力的),则该方法能够导致错误分类。在实验中,发现在NSR与O类别之间常常是这样的情况,其中经常观察到NN 32针对NSR和O输出类似的概率。为了解决这种模棱两可,在一些实施例中,响应于由NN 32针对正常窦性节律和其他节律输出的概率在彼此的相似性阈值内,云计算处理器30被编程为应用次级分类器以从正常窦性节律与其他节律之间选择用于分配的节律。在如在步骤104处确定的当SQI在预先选择的SQI阈值之下时的情况下,分配包括分配用于ECG信号的噪声记录(在图2中通过表示在此情况下从SQI评价104流向分类110的连接111图解性地指示)。用于ECG信号的节律分配被向后传输到工作站18。

[0037] 在112处,至少一个电子处理器20被编程为控制显示设备24以显示被分配给ECG信号的节律。(在工作站18与ECG设备12集成的备选实施例中,显示器24可以是ECG设备12的部件)。

[0038] 图3示出了AF检测方法200的另一范例。在202处,采集ECG信号。在204处,在ECG信号中检测心跳的QRS部分。在206处,基于QRS部分来确定SQI值。在一些实施例中,操作206也能够在操作204之前被执行。在208处,将SQI值与阈值进行比较。在210处,如果SQI值在阈值之下,那么ECG信号被分配为噪声。在212处,如果SQI值在阈值之上,那么生成ECG信号的谱图。在214处,通过NN 32(在该实施例中其具体为DenseNet)来分析谱图,以将ECG信号的概率分配为AF、NSR或0。在216处,例如如果针对ECG信号的两个或更多个分配在相似性阈值内,那么可选的后处理被完成,所述ECG信号通过分类器被后处理以确定针对ECG信号的正确分配。如能够看出的,图3的实施例与图2的实施例不同在于,图3的实施例在214处具体采用DenseNet,并且后处理216可以包括除了次级分类器之外的其他操作。

[0039] 范例

[0040] 云计算处理器30的NN 32需要训练。一般来说,训练采用关于节律类型(AF、NSR、0或噪声)进行标记的ECG记录的训练集。训练集的标记可以被手动地提供,例如通过使熟练的心脏病专家审查训练集的ECG记录并且分配标记来手动地提供。NN 32的训练可以采用任何合适的神经网络训练方法来优化网络,诸如误差的反向传播等。

[0041] 例如,在一些实际执行的实验中,用于NN 32的训练集包括8,528个单通道ECG记录(NSR:5050,AF:738,0:2456,以及噪声:284)。5倍分层分割被应用于8,528个ECG记录。分层分割能够用来维持数据分割之间的类别普遍性。来自四个分割的记录用来构建由QRS对齐的谱图节段组成的训练/验证集(6821个ECG记录)。训练集包括80%的以上记录。其他20%在模型训练期间用作验证集。包括1,707个ECG记录的其余分层分割被保持作为用于评价算法性能的内部测试集。

[0042] 在另一范例中,表示心房颤动的6,312个30秒ECG节段从各种来源(包括来自Holter监测器的门诊记录)收集,并且用来增强训练和验证集。基线漂移节段从每个AF节段去除,并且从250到300个样本每秒被上采样。

[0043] 在使用移动平均滤波器去除基线漂移之后,使用GQRS算法来检测QRS波群,该算法在用于MATLAB的WFDB工具箱中是公共可用的。在通过检测到的QRS峰对齐之后,具有阈值0.5的平均模板匹配相关系数用作SQI来识别噪声数据。这种措施具有在用于在伪影与心律不齐ECG之间区别的最高受试者工作特性(ROC)曲线下面积。

[0044] 对于每个记录,谱图使用被应用在具有75个样本的长度和80%的交叠的移动窗口上的FFT来构建。具有15和9秒的长度的节段在检测到的QRS峰中的每个处开始从谱图提取。

[0045] 如果通过SQI模块确定ECG记录的质量是合理的(诸如 $SQI > 0.5$),则节律分类使用稠密卷积神经网络来实施。由CNN处理的记录被分类为NSR、AF、0以及噪声。首先,使用处理15秒节段的CNN模型。然而,如果输入记录长度不是足够长的,则使用能够处理9秒节段的次级模型。15秒模型由包括总共40层的3个稠密块组成。每层涉及应用卷积滤波器,紧接着ReLU激活和逐行批规范化。6个特征图的生长速率用于每层。模型输入维度是20个频率分箱乘以375个时间节段的单个通道。来自计算的谱图的头20个频率分箱捕获多达大约50Hz的频率范围。总的来说,模型包括262,344个可训练参数。用于次级模型的架构类似于主模型,

然而,每层使用4个特征图的更小生长速率。模型输入维度是20个频率分箱乘以225个时间节段、高度和宽度的单个通道。更低的宽度由更短的9秒节段尺寸产生。总的来说,次级模型包括119,458可训练参数。

[0046] 主和次级NN模型两者使用标准Softmax交叉熵损失被训练为四种类别分类模型。模型通常被训练不多于15次。一旦模型被充分地训练,对遗漏的分层分割执行内部测试。在提交给挑战服务器之前进一步对实现期望性能的模型进行训练。具体地,对挑战数据的充分五次分割用来对最终模型进行训练,其中,95%的数据用于训练,并且其余5%用于验证。最终模型训练不是从零开始发生,而是来自先前学习的模型的权重用来对用于使用更新的完全数据集继续训练的稠密CNN进行预初始化。

[0047] 如果ECG通过CNN被标记为NSR或0并且为NSR和0的概率接近彼此(在NSR与0的概率之间的绝对差 <0.4),则执行基于特征的后处理步骤以制定最终决策。对于NSR/0后处理,AdaBoost-abstain分类器使用内部训练集中的NSR和0记录来进行训练。

[0048] 在一些范例中,总共437个特征从五个不同种类提取以对模型进行训练,包括:(1)信号质量(2个特征):基于GQRS和Pan-Tompkins QRS检测算法的输出的平均模板匹配相关系数和bSQI;(2)频率含量(10个特征):跨九个频率带(1-15、15-30、30-45、45-60、60-75、75-90、90-150、5-14和5-50Hz)的中值功率以及5-14Hz带中的功率与5-50Hz中的功率的比(ECG记录的功率谱能够使用离散时间傅里叶变换来估计);(3)心跳间间隔(11个特征):RR间隔的数量、最小值、最大值和中值、SDNN、RMSSD、平均心率和不同心率不对称性度量(PI, GI, SI);(4)包括规范化的ECG重建的相位空间(RPS)的基于ECG的重建的相位空间(401个特征)被产生有维度2和相当于4个样本的延迟,其中RPS能够被分成小正方形区域(20×20 的网格),并且每个正方形中的规范化数量的点能够被视为特征(此外,空间填充指数能够被计算);以及(5)使用从ECG重建的RPS的来自ECG的庞加莱截面(13个特征)。利用统一线从庞加莱截面提取13个不同的特征。

[0049] NN 32的性能使用用于NSR、AF和0的分的三个F1值(分别地, $F1_n$ 、 $F1_a$ 和 $F1_o$)来评估。内部测试集还用于独立于盲挑战测试数据集的算法评估。而且,在正式阶段期间对盲隐藏测试的随机子集执行测试,并且最终分数使用整个盲测集来产生。

[0050] 在NSR/0后处理步骤中针对AdaBoost-abstain分类器确定的ROC曲线下面积在内部测试集上为0.86。仅58个特征被分类器选择,包括来自心跳间间隔的前10个($n=5$)、基于ECG的重建的相位空间($n=2$)和来自ECG的庞加莱截面($n=3$)。在内部测试集上实现的最佳结果是0.82(对于NSR、AF、F1,并且其他节律分别是0.90、0.79和0.75),下面在表1中总结了所述最佳结果:

数据集	$F1_n$	$F1_a$	$F1_o$	F1
内部测试集	0.91	0.80	0.76	0.82
盲测试集的子集	0.91	0.82	0.74	0.82

[0051]

[0052] 表1

[0053] 提出的NN 32的性能低于最高分数(0.86)百分之四。

[0054] 已经参考优选实施例描述了本发明。他人在阅读和理解以上具体实施方式的情况下可能想到修改和更改。本文旨在将示范性实施例解释为包括所有这种修改和更改,只要它们落入随附权利要求书及其等价方案的范围之内。

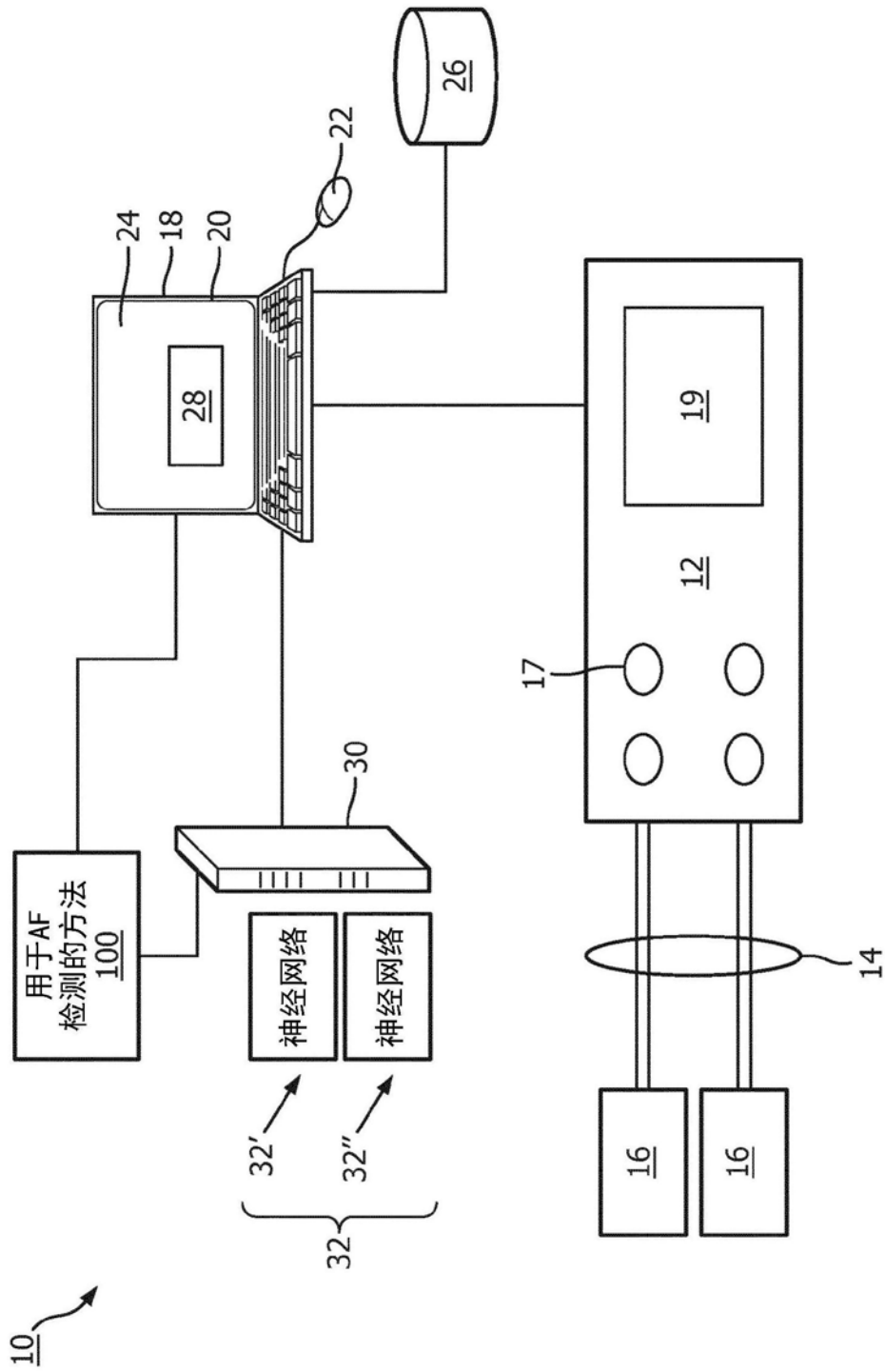


图1

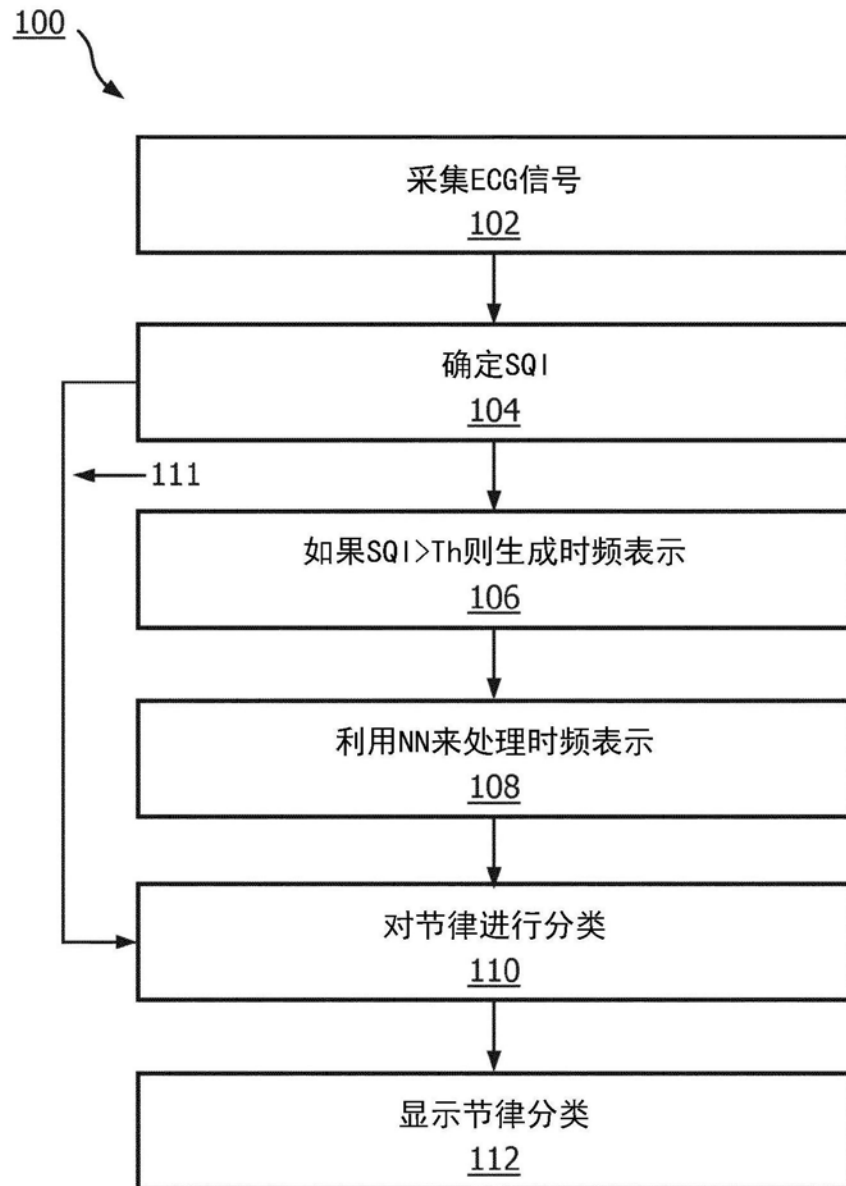


图2

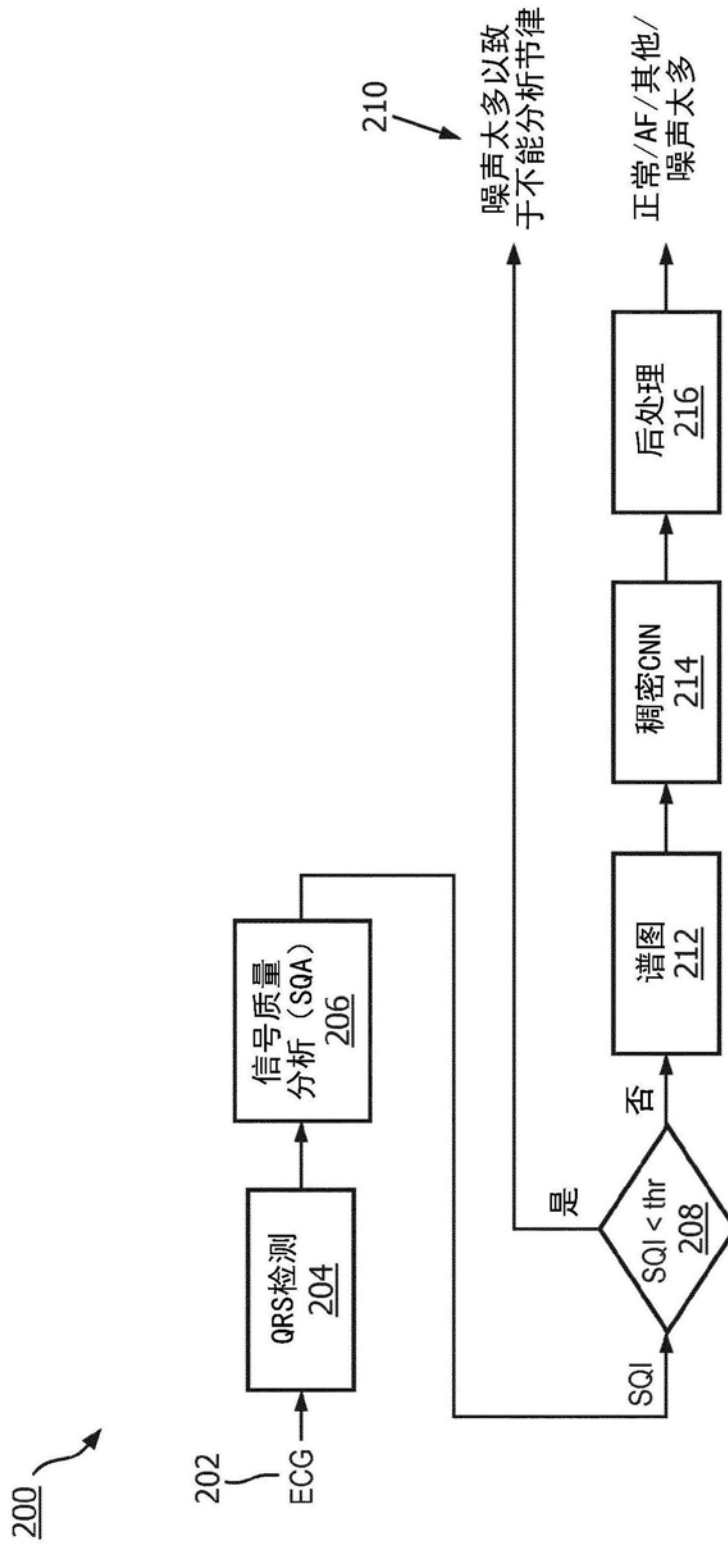


图3

专利名称(译)	使用短的单导联ECG记录来检测心房颤动		
公开(公告)号	CN111107785A	公开(公告)日	2020-05-05
申请号	CN201880061020.6	申请日	2018-09-18
[标]申请(专利权)人(译)	皇家飞利浦电子股份有限公司		
申请(专利权)人(译)	皇家飞利浦有限公司		
当前申请(专利权)人(译)	皇家飞利浦有限公司		
[标]发明人	J鲁宾 A拉赫曼 B康罗伊 S巴巴埃萨德赫		
发明人	J·鲁宾 S·珀尔沃内 A·拉赫曼 B·康罗伊 S·巴巴埃萨德赫		
IPC分类号	A61B5/046 A61B5/0452 A61B5/00 A61B5/044 G16H50/20		
CPC分类号	A61B5/044 A61B5/0452 A61B5/04525 A61B5/046 A61B5/7246 A61B5/7253 A61B5/7264 A61B5/7267 A61B5/7282 G16H40/63 G16H50/20 G16H50/70		
代理人(译)	刘兆君		
优先权	62/561253 2017-09-21 US		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种非瞬态计算机可读介质存储指令，所述指令能由至少一个电子处理器(20)读取并运行以执行心房颤动(AF)检测方法(100)。所述方法包括：生成在时间间隔内采集的心电图(ECG)信号的时频表示；使用神经网络(NN)(32)来处理所述时频表示以输出针对包括至少心房颤动的一组节律中的节律的概率；基于针对由所述神经网络输出的所述一组节律中的所述节律的所述概率来为所述ECG信号分配节律；以及控制显示设备(24)以显示被分配给所述ECG信号的所述节律。

