



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107742534 A

(43)申请公布日 2018.02.27

(21)申请号 201710880339.9

A61B 5/00(2006.01)

(22)申请日 2011.03.14

A61B 5/01(2006.01)

(30)优先权数据

A61B 5/0205(2006.01)

61/313,822 2010.03.15 US

A61B 5/021(2006.01)

A61B 5/024(2006.01)

(62)分案原申请数据

A61B 5/04(2006.01)

201180024232.5 2011.03.14

A61B 5/0402(2006.01)

(71)申请人 新加坡保健服务集团有限公司

A61B 5/0456(2006.01)

地址 新加坡新加坡城

A61B 5/08(2006.01)

申请人 南洋理工大学

A61B 5/145(2006.01)

A61B 5/1455(2006.01)

(72)发明人 王英福 林芝平 徐维 黄广斌

G06N 3/04(2006.01)

(74)专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

G06N 3/08(2006.01)

11105

代理人 王珊珊

(51)Int.Cl.

G16H 50/20(2018.01)

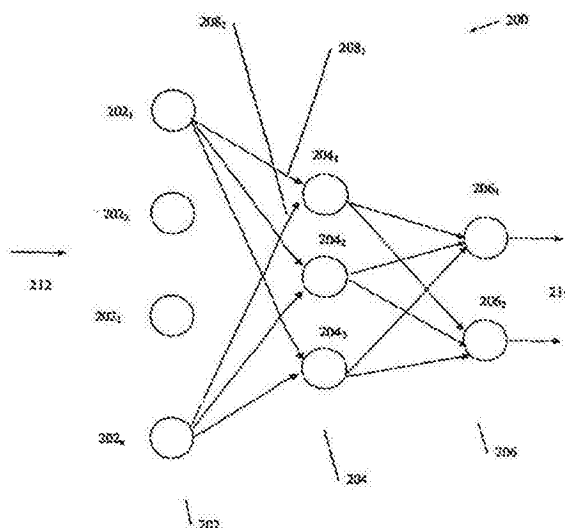
权利要求书3页 说明书38页 附图26页

(54)发明名称

患者存活性预测系统

(57)摘要

根据本发明的实施例,提供了一种患者存活性预测系统,包括:第一输入,其用于接收涉及患者的心率变异性数据的第一组参数;第二输入,其用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二组参数;存储模块,其用于存储所述第一组参数和所述第二组参数;至少一个处理器,其耦合到所述存储器模块,并且被配置为分析所述第一组参数和所述第二组参数,以及基于所述第一组参数和所述第二组参数输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测;以及显示器,其耦合到所述至少一个处理器以显示所述对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。



1. 一种患者存活性预测系统,包括:

第一输入,其用于接收涉及患者的心率变异性数据的第一组参数;

第二输入,其用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二组参数;

存储模块,其用于存储所述第一组参数和所述第二组参数;

至少一个处理器,其耦合到所述存储器模块,并且被配置为分析所述第一组参数和所述第二组参数,以及基于所述第一组参数和所述第二组参数输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测;以及

显示器,其耦合到所述至少一个处理器以显示所述对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

2. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述患者存活性预测系统还包括第三输入,其用于接收包括所述患者的人口学信息和所述患者的病历信息中的至少一个的第三组参数,其中所述至少一个处理器还被配置为分析所述第一组参数、所述第二组参数和所述第三组参数,以及基于所述第一组参数、所述第二组参数和所述第三组参数输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

3. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述患者存活性预测系统还包括第三输入,其用于接收包括所述患者的人口学信息和所述患者的病历信息的第三组参数,其中所述至少一个处理器还被配置为分析所述第一组参数、所述第二组参数和所述第三组参数,以及基于所述第一组参数、所述第二组参数和所述第三组参数输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

4. 根据权利要求3所述的患者存活性预测系统,其中所述人口学信息包括所述患者的年龄和性别中的至少一个。

5. 根据权利要求4所述的患者存活性预测系统,其中所述生命迹象数据包括所述患者的血氧饱和度水平、所述患者的体温、所述患者的呼吸速率、所述患者的脉搏率、所述患者的收缩压、所述患者的舒张压、所述患者的格拉斯哥昏迷评分以及患者的疼痛分数中的至少一个。

6. 根据权利要求5所述的患者存活性预测系统,其中所述心率变异性数据包括时域数据、频域数据和几何域数据中的至少一个。

7. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述生命迹象数据包括所述患者的血氧饱和度水平、所述患者的体温、所述患者的呼吸速率、所述患者的脉搏率、所述患者的收缩压、所述患者的舒张压、所述患者的格拉斯哥昏迷评分以及患者的疼痛分数中的至少一个。

8. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述心率变异性数据包括时域数据、频域数据和几何域数据中的至少一个。

9. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述心率变异性数据包括时域数据、频域数据和几何域数据。

10. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述患者存活性预测系统被构造和布置为由患者以可穿戴配置携带。

11. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中所述患者存活性预测系统被配置为患者可穿戴设备。

12. 根据权利要求11所述的患者存活性预测系统,其中所述患者穿戴式装置还包括:  
感测电极,通过所述患者穿戴设备保持其与患者接触,并被配置为从所述患者接收心电图(ECG)信号;

用于处理来自所述患者的所述ECG信号的电路;以及

至少两个脉冲电极,其被设置在所述患者可穿戴设备中,并被配置为向所述患者的心脏递送电脉冲。

13. 根据权利要求11所述的患者存活性预测系统,还包括温度传感器、呼吸速率传感器、脉搏率传感器、血压传感器和血氧饱和度传感器中的至少一个,所述血氧饱和度传感器被配置为将至少一个生理信号提供到所述至少一个处理器。

14. 根据权利要求1所述的患者存活性预测系统,其中对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测为所述患者死亡或存活。

15. 一种患者存活性预测系统,包括:

信号获取模块,其具有第一输入端和第二输入端,所述第一输入端用于从患者接收的心电图(ECG)信号,所述第二输入的用于从所述患者接收除ECG信号之外的至少一个生理信号;

信号处理模块,其耦合到所述信号获取模块,以接收所述ECG信号并基于所述ECG信号确定所述患者的心率变异性数据;

生命迹象模块,其耦合到信号获取模块,以接收所述至少一个生理信号,并基于所述至少一个生理信号确定所述患者的生命迹象数据;以及

分析模块,其耦合到所述信号处理模块和所述生命迹象模块,所述分析模块被配置为分析所述心率变异性数据和所述生命迹象数据,并且基于所述心率变异性数据和所述生命迹象数据输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

16. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,还包括患者信息模块,其耦合到所述分析模块,以接收所述患者的人口学信息和所述患者的病历信息中的至少一个,其中所述分析模块还被配置为分析所述心率变异性数据、所述生命迹象数据,以及所述人口学信息和所述病历信息两个中的至少一个,并且基于所述心率变异性数据、所述生命迹象数据,以及所述人口学信息和所述病历信息两个中的至少一个输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

17. 根据权利要求16所述的患者存活性预测系统,其中所述人口学信息和所述病历信息中的至少一个包括所述人口学信息和所述病历信息,以及其中所述人口学信息包括所述患者的年龄、性别和种族,所述病历信息包括格拉斯哥昏迷评分、包括糖尿病、高血压和心肌梗塞的任何医疗状况的历史,以及患者正在使用的任何特殊药物中的至少一种。

18. 根据权利要求16所述的患者存活性预测系统,其中所述信号处理模块和所述分析模块在数字信号处理器内实现,以及其中所述患者信息模块在通用处理器中实现。

19. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,还包括温度传感器、呼吸速率传感器、脉搏率传感器、血压传感器和血氧饱和度传感器中的至少一个,以将所述至少一个生理信号提供到所述信号采集模块。

20. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述心率变异性数据包括时域数据、频域数据和几何域数据中的至少一个。

21. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述生命迹象数据包括所述患者的血氧饱和度水平、所述患者的温度、所述患者的呼吸速率、所述患者的脉搏率、所述患者的收缩压、所述患者的舒张压、所述患者的格拉斯哥昏迷评分和所述患者的疼痛分数中的至少一个。

22. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述心率变异性数据包括时域数据、频域数据和几何域数据。

23. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述患者存活性预测系统被构造和布置为由患者以可穿戴配置携带。

24. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述信号处理模块、所述生命迹象模块和所述分析模块被部署在手持式电子设备上。

25. 根据权利要求15所述的患者存活性预测系统,其中所述信号获取模块、所述信号处理模块、所述生命迹象模块和所述分析模块被部署在手持式电子设备上。

## 患者存活性预测系统

[0001] 本申请是申请日为2011年3月14日、申请号为201180024232.5、发明名称为“预测患者的存活性的方法”的发明专利申请的分案申请。

### 技术领域

[0002] 本发明涉及一种预测患者的急性心肺(ACP)事件和存活性(survivability)的方法。本发明也涉及一种用于预测患者的急性心肺事件和存活性的系统。

### 背景技术

[0003] 治疗类选法在任何紧急医疗反映的重要部分。这是快速筛选大量患者以评定严重性和分配适当的治疗优先级的临床过程。治疗类选法是实际存在的，因为医疗资源从来不足以用于要即刻照顾的所有患者。因而，能够快速识别具有更高严重性的患者是重要的，这样的患者将更紧急地需要这样的资源。因此，特别是在天灾或大量伤亡的情形中，用于自动患者结果(心动停止和死亡率)分析的设备能够帮助引导治疗类选法，在这种情况下需要海量资源。

[0004] 当前的治疗类选法基于临床判断、传统生命迹象和其他生理参数。它们倾向于主观的，并且因此对于临床医生来说是不方便和不有效的。此外，包括心律、呼吸速率、血压、体温和脉搏血氧饱和度的临床“生命迹象”并未示出与短期或长期临床结果很好相关。

### 发明内容

[0005] 根据本发明的实施例，提供了一种产生能够预测患者的ACP事件和存活性的人造神经网络的方法，该方法包括：在电子数据库中存储患者健康数据，患者健康数据包括多个数据集合，每个数据集合具有涉及心律变异性数据的第一参数和涉及生命迹象数据的第二参数中的至少一个，每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的第三参数；提供互连的节点的网络以形成人造神经网络，节点包括多个人造神经元，每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入；以及使用患者健康数据来训练人造神经网络，使得响应于来自患者健康数据的不同数据集合的相应第一、第二和第三参数来调节多个人造神经元中的每个人造神经元的至少一个输入的相关权重，从而人造神经网络被训练为产生对患者的ACP事件和存活性的预测。

[0006] 根据本发明的实施例，提供了一种预测患者的ACP事件和存活性的方法，该方法包括：测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合；测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合；提供包括互连的节点的网络的人造神经网络，节点包括多个人造神经元，每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入，通过使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重，每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参数，每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数；处理第一参数集合和第二参数集合以产生适合于输入到人造神经网络中的处理数据；将处理数据作为输入提供到人造神经网络中；以及从人造神经网络中获得输出，输出提供对

患者的ACP事件和存活性的预测。

[0007] 根据本发明的实施例,提供了一种患者ACP事件和存活性预测系统,包括:第一输入,用于接收涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合;第二输入,用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合;存储器模块,用于存储实现人造神经网络的指令,人造神经网络包括互连的节点的网络,节点包括多个人造神经元,每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入,通过使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重,每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参数,每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数;处理器,用于执行存储在存储器模块中的指令,以基于第一参数集合和第二参数集合执行人造神经网络的功能并输出对于患者的ACP事件和存活性的预测;以及显示器,用于显示对患者的ACP事件和存活性的预测。

[0008] 根据本发明的实施例,提供了一种预测患者的ACP事件和存活性的方法,该方法包括:测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合;测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合;获得涉及患者特征的第三参数集合;当需要时,将第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合作为标准化数据值的集合提供到在电子数据库内实现的评分模块,该评分模块具有与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数相关的相应类别,每个类别具有多个预定义的值范围,多个值范围中的每个具有预定义的分值;通过向与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的相应参数相关的类别的多个值范围的相应的预定义的值范围分配标准化数据的集合,来确定关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分值,相应的预定义的值范围涵盖标准化数据的集合;获得总分值,总分值是关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分值的总计,总分值提供对于患者的存活性的指示。

[0009] 根据实施例的各方面,一种用于检测迫近的、未接受治疗的急性心肺医疗事件的系统,在严重伤害或死亡情况中具有合理的可能结果,该系统包括:心电图(ECG)模块,包括用于感测患者的ECG的多个电极并具有ECG输出;传感器,用于感测除了ECG之外的患者的生理参数;第一输入,用于接收ECG输出;第二输入,用于从感测除了ECG之外的患者的生理参数的传感器接收信号;第三输入,被构造并布置为接收描述患者的人口统计学信息的至少一个元素的参数信息和描述患者的医疗历史的参数信息;数字化单元,用于数字化ECG和除了ECG之外的生理信号;壳,用于容纳存储器单元和处理单元,存储器单元和处理单元分别用于存储和处理ECG、除了ECG之外的生理信号、患者人口学信息和医疗历史;以及用户通信单元,其中,处理单元计算心律变异性(HRV)的至少一个测量,将HRV的至少一个测量与患者人口学信息和医疗历史中的每一个的至少一个参数进行组合,并且计算在上述计算的72小时内ACP事件的统计概率。该系统可以进一步被构造和布置为以可佩戴的配置由患者携带。传感器可以测量微脉管的灌注状态。传感器可以是脉搏血氧仪。该系统可以进一步包括:生理组织的电磁刺激器,其可以刺激心脏组织。用户通信单元可以具有键输入。第三输入可以是键输入。用户通信单元可以在主壳中。用户通信单元可以与主壳分离。用户通信单元可以是显示器。刺激可以是起搏(pacing),或者刺激可以是去纤维性颤动。刺激可以是磁刺激。

[0010] 根据实施例的各方面,一种预测正接收外伤治疗或作为发生大量伤亡时的一员

的患者的死亡率的系统包括：心电图 (ECG) 模块，包括用于感测患者的 ECG 的多个电极并具有 ECG 输出；传感器，用于感测除了 ECG 之外的患者的生理参数；第一输入，用于接收 ECG 输出；第二输入，用于从感测除了 ECG 之外的患者的生理参数的传感器接收信号；第三输入，被构造并布置为接收描述患者的人口学信息的至少一个元素的参数信息和描述患者的治疗历史的参数信息；数字化单元，用于数字化 ECG 和除了 ECG 之外的生理信号；壳，用于容纳存储器单元和处理单元，存储器单元和处理单元分别用于存储和处理 ECG、除了 ECG 之外的生理信号、患者人口学信息和医疗历史；以及用户通信单元，其中，处理单元计算心律变异性 (HRV) 的至少一个测量，将 HRV 的至少一个测量与患者人口学信息和医疗历史中的每一个的至少一个参数进行组合，并且计算关于患者的死亡率的统计概率。该系统可以进一步被构造和布置为以可佩戴的配置由患者携带。传感器可以测量微脉管的灌注状态。传感器可以是脉搏血氧仪。

[0011] 根据实施例的各方面，一种对待患者的心脏病 (cardiac condition) 的方法包括：测量患者的心律变异性 (HRV)；测量患者的生命迹象数据；使用为此目的而构造和布置的计算装置，基于 HRV 与所测量的生命迹象数据的组合来预测患者对于一个或多个选择时限的生存可能性；以及当患者对于一个或多个选择时限的生存可能性低于希望阈值时，如生命迹象数据所指示的来对待心脏病。该方法可以进一步包括：收集患者人口学信息和患者治疗历史信息中的至少一个；其中预测进一步包括：额外基于所收集的患者人口学信息和患者历史信息来计算生存可能性。该方法也可以进一步包括：选择 4 和 24 小时之间的时限或者 4 和 72 小时之间的时限。

[0012] 根据本发明实施例的各方面，一种用于预测患者由于心脏原因而对一个或多个选择时限的生存可能性的装置包括：心率传感器，具有心律输出；生命迹象传感器，具有生命迹象输出；计算模块，用于接收心律输出和生命迹象输出，并执行下述操作：根据所接收的心律输出计算心律变异性 (HRV)；并且根据所计算的 HRV 与生命迹象输出的组合来计算患者由于心脏原因而对一个或多个选择时限的生存可能性；以及输出设备，用于向用户显示患者由于心脏原因而对一个或多个选择时限的生存可能性。该装置可以进一步包括：数据输入设备，被构造和布置为收集患者人口学信息和患者治疗历史信息中的至少一个，以及额外基于所收集的患者人口学信息和患者历史信息来计算生存可能性。该装置也可以进一步包括：4 和 24 小时之间的时限或者 4 和 72 小时之间的时限。

[0013] 将参照附图在下面的描述中进一步解释本发明。

## 附图说明

[0014] 在附图中，虽然是在不同的附图中，但是类似的参考标记一般指代相同的部分。附图不必是按比例绘制的，相反在解释本发明时安排了重点。在下面的描述中，参照附图描述本发明的各种实施例，其中：

[0015] 图1是图示根据本发明的一个实施例的用于产生能够预测患者的 ACP 事件和存活性的人造神经网络的发的流程图。

[0016] 图2是根据本发明的一个实施例的人造神经网络的示意性表示。

[0017] 图3是根据本发明的一个实施例的人造神经网络的示意性表示。

[0018] 图4是示出用于预测患者的 ACP 事件和存活性的系统的框图。

- [0019] 图5示出根据本发明的实施例的由信号获取块实现的流程图。
- [0020] 图6示出根据本发明的实施例的由信号处理模块实现的流程图。
- [0021] 图7示出根据本发明的实施例的由搏动检测和后处理模块实现的流程图。
- [0022] 图8示出根据本发明的实施例的由HRV参数计算模块实现的流程图。
- [0023] 图9示出数据在分析模块中如何流动的框图表示。
- [0024] 图10示出图示使用根据本发明的实施例的、利用无线技术的系统的流程图。
- [0025] 图11总结患者的原始ECG数据特征。
- [0026] 图12示出根据本发明的实施例的、图示如何预处理ECG信号以计算HRV参数的流程图。
- [0027] 图13示出如何执行数据提取。
- [0028] 图14示出图示根据本发明的实施例的、预测患者的ACP事件和存活性的方法的流程图。
- [0029] 图15示出根据本发明的实施例的患者ACP事件和存活性预测系统的示意图。
- [0030] 图16示出根据本发明的实施例的患者ACP事件和存活性预测系统的示意图。
- [0031] 图17示出根据本发明的实施例的患者ACP事件和存活性预测系统的图片。
- [0032] 图18至图20示出根据本发明的实施例的患者ACP事件和存活性预测系统的输出的快照。
- [0033] 图21示出图示根据本发明的实施例的用于预测患者的ACP事件和存活性的方法的流程图。
- [0034] 图22示出由确认系统所使用的流程图。
- [0035] 图23、图24和图25分别示出使用生命迹象、HRV测量和组合特征的分类结果。
- [0036] 图26示出来自使用利用组合特征的不同数量的选择分段的结果。
- [0037] 图27示出四个不同的预测策略。
- [0038] 图28示出来自使用利用组合特征的不同预测策略的结果。
- [0039] 图29示出通过使用生命迹象、HRV策略和组合特征的分类结果。
- [0040] 图30、图31和图32描绘针对不同数量的隐藏节点的极端学习机(ELM)的性能。
- [0041] 图33示出来自使用组合特征的不同预测策略的结果。
- [0042] 图34示出在可佩戴的医疗设备中本发明的实施例。

### 具体实施方式

[0043] 根据实施例的各方面,一种系统能够可靠地预测未接受治疗的、具有导致重伤或死亡的较高可能性的急性心肺医疗事件。这样的急性心肺(ACP)事件的例子将包括心脏或呼吸停止、特别是由于钝器外伤或急性失代偿性心力衰竭而导致的低血容量性休克。

[0044] 寻求在各种外伤、压力和撞击条件下确定并预测患者发病率和患者死亡率的先前系统在所监视的体征群中包括心律变异性(HRV)。HRV测量将患者的心电图信号中经由R-R间隔的时间的变异性进行量化。特定心跳的R-波与早期心脏收缩阶段的心动周期对应,并且从信号处理的观点看,其提供了用于进行心动周期期间测量的可靠的时间基准。HRV受到自主神经系统的影响,包括交感神经系(SNS)和副交感神经系(PNS)。相信观测到的HRV是SNS与PNS之间的动态交互与平衡的指示符,其提供神经系统能力的测量。HRV充当

诊断的指示符以及各种条件的评估,所述各种条件受到范围从充血性心力衰竭到睡眠呼吸暂停的自主系统的影响。例如,已经发现降低的HRV是老年人对于冠心病的增加的死亡率的预测。在突然的心动停止和具有诸如糖尿病、尿毒症和高血压的病症的患者中也可以看到降低的HRV。不幸的是,虽然心律变异性能够预测增加的死亡率,但是其单独而言仅仅是具有任何时间特异性的ACP事件的较差预测。

[0045] 与HRV相关的变异性测量是作为心脏舒张(张弛)阶段期间心肌复原的变异性的测量的T-波交替(alternans),并且测量ECG的T-波幅度中的波动。因为需要测量ECG幅度中的细微波动,因此相对而言易受由患者运动引起的人造因素影响,因此对于连续地监视患者的ECG没有用处。

[0046] 根据实施例的各方面,例如在治疗类选法系统中,能够可靠地预测未接受治疗的、具有导致重伤或死亡的较高可能性的急性心肺医疗事件上有价值的。这样的急性心肺(ACP)事件的例子将包括心脏或呼吸停止、特别是由于钝器外伤或急性失代偿性心力衰竭而导致的低血容量性休克。传统的临床迹象、症状和生理测量对这些类型的事件几乎不提供警示。例如,置入型心律转复除颤器(ICD)或诸如Lifestest(ZOLL医疗)的可佩戴式外部心脏除颤器将在患者的日常活动中连续分析患者的心电图(ECG)信号并向心脏传递救生电性冲击。

[0047] 在美国申请2009/0234410A1中,描述了一种用于预测心力衰竭代偿失调的系统。该系统以及类似的系统需要经由ECG来检测心脏的心律失常,不幸的是这限制了预言性预报精确性的持续时间。例如,ICD和可佩戴式心脏除颤器上的心律失常检测器仅仅在患者处于需要电击的致命性心律失常之后才检测可电击事件。尽量进行了大量研究,但是利用用于迫近的ACP事件的可靠预测的心律失常分析已经是值得怀疑的,其不仅缺乏预测精确度,而且缺少事件时间特异性(当可能发生事件时预测)。US 2009/0234410A1可以结合心律失常分析来利用心律变异性,但是使用心律失常检测器将再次限制预测精确度。

[0048] 诸如T-波交替的心脏的心律失常的更尖端的分析方法也需要好于通常1微伏的非常精确的ECG电压的测量,因而意欲非常容易受到在其中以相对连续的基础监视ECG的系统(诸如可佩戴式监视和治疗设备)中产生的信号假象的影响。US专利No.4,957,115描述了一种连同其他生理测量一起使用ECG心律失常分析来产生由于心血管事件而导致的迫近死亡的概率分数的系统。诸如在US专利No.7,272,435中描述的其他系统可以在应力测试实验室中使用,其中在与可佩戴式设备上将可能遇到的那些条件不同的受控条件下观察患者。在这样严格控制的条件下,可以应用诸如T-波交替的易受噪声影响的测量技术。

[0049] 美国专利No.6,665,559和No.5,501,229描述了基于ECG心律失常分析来确定心血管风险的概率。因而,根据本发明的实施例的各方面,具有一种对于存在来自外部可佩戴式设备的ECG信号假象更鲁棒的系统是有益的,ECG信号假象是在连续监视期间经常遇到的,并且具有一种能够拥有一些可靠性地来预测何时最可能发生ACP事件的系统是进一步有益的。

[0050] 本发明的实施例的各方面将HRV与其他生命迹象信号组合,这与在美国公开专利申请2007/112,275A1是有区别的,美国公开专利申请2007/112,275A1描述了一种向用户警告超出希望范围的任何生命迹象信号的系统。此外,与美国公开专利申请2007/276,

275A1相比,本发明的实施例的各方面通过将HRV与其他生命迹象数据组合来预测发生急性心肺(ACP)事件的概率,美国公开专利申请2007/276,275A1描述了使用HRV与一个或多个其他生命迹象结合来预测由于完全不同和不相关的类型的外伤、脑外伤而导致的发病率和死亡率。

[0051] 根据本发明的各方面的HRV数据的测量提供自主神经系统与心血管系统之间的交互的测量。虽然HRV已经变成学者用来试图预测ACP事件(例如,参见1999年医学年刊修订版50:249-61,P.K.Stein,R.E.Kleiger的Insights from the Study of Heart Rate Variability)的公知技术,但是如Stein等所指出的,单独的HRV不足以具有任何合理的精确程度来预测未来的临床事件。

[0052] 本发明实施例的各方面与当前市场可获得的用于HRV分析的商用设备在其他方面也有区别。一些商用HRV分析设备是体积巨大的。实施例的各方面更加便携,并因此是易于野外使用的,以便便于医院的日常使用和用于边境环境,诸如救护车。此外,实施例的各方面在将一些HRV测量与心血管系统的特定异常进行简单关联方面比当前的商用设备做得更多。实施例的各方面以便携式封装来预测患者结局的风险分数。一些商用设备虽然是便携式的,但是具有有限的功能。熟练的临床医生对输出进行解释,并且一些当前的商用设备仅提供诸如常人的健康状况的简单信息。因而,一些实施例的方面也对现有的商用设备进行了改进,现有的商用设备缺乏自动预测患者结局的概率与能力的组合,而这对医疗类选法是至关重要的。

[0053] 在本发明的一个实施例中,提供了一种患者可佩戴设备,诸如设备10,其整体视图在图34中示出。患者配戴的设备可以包括适当质地(网状等)的环绕上身的带子14,并且可以并入弹性元件,带子可以具有不引人注目的连接器或带扣16以及在带子的前后部分之间连接的类似材料的肩带18。第一和第二感测和脉冲电极组件20分别被携带在带子14和肩带18上。带子14也携带壳24,壳24可以具有与带18的支撑带连接26以及在图中的28和30处指示的电导体,该电导体用于从各个电极组件20接收电信号并向各个电极组件20传递脉冲。组件20具有相应的感测电极22和脉冲电极32。

[0054] 在使用如此描述的设备中,组件20被保持处于与患者的胸膛舒适接触并且借助于各个感测电极22来连续监视和检测心脏律动。可替换地,感测电极可以是传统上可用的ECG电极,这样的ECG电极被放置在患者的皮肤上与脉冲电极32分开的位置处。设备10可以被穿戴在诸如T恤的舒适内衣34外面,其具有容纳各个电极组件20的孔36。诸如环状的片和绒面Velcro型质地的配件38可以被提供在带子14、带18和内衣之间。

[0055] 用于电极组件20的壳可以包含用于ECG电极的信号调节和放大电子装置。ECG电极2可以是电容性的导电碳棒或允许长期使用而无皮肤炎症的任何其他设计。应当理解,各个电极的印刷电路通过导体28和30被连接到脉冲生成器24。

[0056] 诸如脉搏血氧仪38的用于测量第二生理参数的传感器被用来测量患者的额外生理状态。在脉搏血氧仪的情况下,该生理参数是组织灌注的生理参数。

[0057] 传感器也可以是本领域技术人员所知道的阻抗容积图(impedance plethysmography,IP)。IP是通过测量感测电极之下的组织的电阻抗中的小变化而完成的,通常是通过向电极施加小电流并测量感应电压。作为诸如血液灌注或当随呼吸而使肺中的空气增加的生理活动的结果,当组织的体积改变时,其电阻抗也变化。因而,所感测到

的生理参数可以是经由相同的阻抗 电极集合的同时的血液流动和呼吸二者。对本领域技术人员来说已知的是，也可以的是，ECG电极22也能够同时被用于阻抗测量和ECG，因为对1P施加 的电流通常是30kHz或更高，而由于ECG信号包含不高于100Hz的相关频率，所以在处理之前其可以从到ECG放大器的输入信号中滤除对1P施加的电流。可以提供多于一个的传感器来获得关于两个或更多个生理参数的多个测量。

[0058] 可以使用诸如使用粘片、浆糊或胶，与至少一个患者的皮肤表面进行电接 触的电极的无源设备来检测ECG信号。可以使用诸如有源设备的其他机制，其不必需要与至少一个患者的皮肤表面接触来检测患者的ECG信号。这样的 有源设备可以是绝缘的生物电极(1BE)。1BE可以测量皮肤上的电势而没有 电阻性电接触，并且具有非常低的容性耦合。1BE可以无线地或经由线缆被 连接到的处理单元。为了获得无线1BE，无线节点平台可以被集成到1BE中。可以利用无线1BE来运行的系统的例子是“Tmote Sky”平台，其使用三个无 线1BE来形成3引导系统。“Tmote Sky”平台具有250Kbps的802.15.4无线 接口，并且由MSP430F1611微控制器来控制。

[0059] 参照图4，系统400具有三个主功能块：信号获取块402、信号处理块 404和分析块406。信号获取块402具有用于获取来自患者401的ECG信号和 其他生命迹象的传感器和信号调节硬件408。传感器和信号调节硬件408可 以包括传感器，传感器检测ECG信号以及其他生理参数，诸如血压、例如SpO<sub>2</sub> 的组织灌注和呼吸速率。

[0060] 信号获取块402具有数据获取(DAQ)电极410，在一个实施例中，其包 括用于处理来自传感器和信号调节硬件408的输出的信号调节电路。信号调 节电路被设计为处理来自这些传感器的信号。信号调节电路包括执行诸如分 离和放大由传感器测量的各种信号以及将模拟信号转换为数字信号的功能的 电组件。DAQ电极410向处理单元430传达数字化后的ECG和其他生理参数。处理单元包含本领域技术人员所知道的电路元件：诸如微处理器的 处理单元；诸如硬盘驱动的程序存储电路或诸如ROM或快闪存储器的固态存储元件；诸如DRAM的动态数据存储元件；诸如串行数据通道、蓝牙、USB等的通信电路，用于与DAQ 410 以及诸如WiFi网络或蜂窝网络的外部设备二者通信；包含显 示器、音频通道和扬声器、触摸屏接口和开关的用户接口；滇池和电源电路。输入面板也接受额外信息，诸如患者的年 龄和性别。

[0061] 信号处理块404包括信号处理模块426、生命迹象模块420和患者信息 模块418。电路可以以如下方式配置以便优化功能：即由诸如Texas仪器 Blackfin处理器家族的数字信号处理(DSP) 芯片来提供信号处理模块426 和分析模块406，并且由诸如在Linux操作系统 上运行的双核Intel Xeon处 理器的通用微处理器来提供用户接口和其他功能。利用词组 “模块”，我们仅 仅是指由处理单元430执行的特定功能；图中的模块边界可以或可以不对 应 实际的电路。信号处理模块426包括ECG预处理模块412、节拍检测和后处 理模块414以及HRV参数计算模块416。ECG预处理模块412处理来自信号获 取块402的原始ECG数据，并抑制不想要的信号，诸如噪声、运动伪像和电 力线干扰，这些将影响从ECG数据中最终提取的HRV参数的精确度。节拍检 测和后处理模块414对来自ECG预处理模块412的去噪声的信号进行作用， 以在后处理期间检测心跳并排除非窦性搏动。连贯的窦性搏动之间的持续时 间被汇编成RR1(搏动至搏动间隔)序列，根据RR1序列来计算HRV参数。优选地，从自患者的 窦性节奏中到处的ECG信号来进行提取。

[0062] 在本发明的一个实施例中,提取心律变异性数据包括:滤波ECG信号以去除噪声和伪像;在滤波后的ECG信号中定位QRS合成体(complex);找到QRS合成体的连贯R波之间的RR间隔;以及处理RR间隔之内的信息序列,以得到心律变异性数据。

[0063] 在本发明的一个实施例中,使用带通滤波器来滤波ECG信号并定位QRS合成体。必须使用具有比QRS合成体的频率分量更宽的操作频率范围的带通滤波器。QRS合成体的频率分量处于10至25Hz之间。因而,在本发明的一个实施例中,带通滤波器的操作频率范围在大约5Hz至大约28Hz之间。

[0064] 在本发明的一个实施例中,可以如下定位R波。定位在滤波后的ECG信号中首次出现的最大峰数据值。根据所定位的最大峰值来确定上幅度阈值和下幅度阈值。定位峰值的任一侧的峰值和最小值。在发明的该实施例中,任一侧是指峰值的左侧和右侧。检查是否满足峰值在上幅度阈值之上同时最小值在下幅度阈值之下的条件。如果满足条件,则峰值的位置被表示为R位置。在R位置的左侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为Q位置,并且在R位置的右侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为S位置。再次参照描绘滤波后的ECG信号的时间刻度,在R位置之前首次出现最小值的地方出现Q位置,而在R位置之后首次出现最小值的地方出现S位置。从而确定滤波后的ECG信号之内的QRS峰的定位。

[0065] 在本发明的一个实施例中,在提供ECG采样点 $x(n)$ 的一维阵列的情况下,在找到开头几秒的数据之内的最大值(ref\_peak)之后设置上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ )。如下来定义阈值:

[0066]  $T_{upper} = \text{ref\_peak} + 0.4 \times \text{ref\_peak}$

[0067]  $T_{lower} = \text{ref\_peak} - 0.35 \times \text{ref\_peak}$

[0068] 然后,如果满足下述条件,则可以说在点 $i$ 处出现R波:

[0069]  $x(i)$  位于 $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ 之间;

[0070]  $x(i+1) - x(i) < 0$ ; 且

[0071]  $x(i) - x(i-1) > 0$ ;

[0072] 其中,R峰是具有最大值的点。

[0073] 可以通过如下迭代过程来定位滤波后的ECG信号之内的其他R波的位置:定位另一峰值,并且定位该另一峰值任一侧的其他最小值。当另一峰值在上幅度阈值之上且其他两个最小值在下阈值之下时,峰值的位置被表示为R位置。在R位置的左侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为Q位置,并且在R位置的右侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为S位置。以此方式,确定其他QRS峰的位置。

[0074] 处理RR间隔之内的信息序列可以进一步包括从RR间隔之内的信息序列中去除离群值(outlier)。可以找到关于RR间隔的中间值和标准偏差值。可以计算急于标准偏差值的容限因子。可以保留位于RR间隔内、跨越中间值任一侧达容限因子的信息部分。可以根据所保留的信息部分来得到心律变异性数据,并且可以丢弃信息序列中的剩余信息部分。

[0075] 在本发明的实施例中,心律变异性数据可以包括时域数据、频域数据和几何域数据。

[0076] 时域数据可以包括关于下述参数中的任何一个或更多个的信息:RR间隔的平均值(平均RR)、RR间隔的标准偏差(STD)、瞬时心律的平均值(平均HR)、瞬时心律的标准偏差(STD\_HR)、相邻RR间隔之间的差的均方根(RMSSD)、相差多于50ms的连贯RR间隔的数量

(NN50)、和相差多于50ms的连贯RR间隔的百分比(pNN50)。

[0077] 频域数据可以包括关于下述参数中的任何一个或更多的信息:甚低频率范围( $\leq 0.04\text{Hz}$ )中的能量(VLF)、低频范围(0.04至0.15Hz)中的能量(LF)、高频范围(0.15至0.4Hz)中的能量(HF)、从片段中的NN间隔的变化估计并以 $\text{ms}^2$ 测量的总能量(TP)、LF能量与HF能量之比(LF/HF)、标准化单元中的LF能量 $\text{LF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (LFnorm)、和标准化单元中的HF能量 $\text{HF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (HFnorm)。

[0078] 几何域数据可以包括关于下述参数中的任何一个或更多的信息:通过间隔的直方图的高度(HRV索引)以及使用最小平方方法被拟合到RR直方图中的三角形的基区宽度(base width)(T1NN)而划分的所有RR间隔的总数量。

[0079] 在本发明的实施例中,生命迹象数据可以包括下述中的任何一个或更多个:心脏收缩血压、心脏舒张血压、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、呼吸速率、格拉斯哥昏迷评分(glasgow coma scale,GCS)、疼痛分数、温度。生命迹象测量也可以是波形形式的连续变量。生命迹象测量也可以是在单个时间点采取的测量,或者生命迹象测量可以说一系列测量,通常以规律间隔来进行采样,有时可以以所谓的倾向数据的形式来存储规律间隔。

[0080] 在本发明的实施例中,用于训练人造神经网络的患者健康数据可以是瞬时心律的标准偏差(STD\_HR)、标准化单元中的LF能量 $\text{LF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (LFnorm)、年龄、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、心脏收缩血压和心脏舒张血压。

[0081] 在本发明的实施例中,所测量的第一参数集合是瞬时心律的标准偏差(STD\_HR)和标准化单元中的LF能量 $\text{LF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (LFnorm);并且所测量的第二参数集合是年龄、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、心脏收缩血压和心脏舒张血压。

[0082] 患者健康数据包括与心律变异性数据、生命迹象数据、患者存活性和患者特征相关的参数。患者健康数据可以包括多个数据集合,其中每个数据集合可以根据这些参数的单个类别来形成,即或者第一参数涉及心律变异性,第二参数涉及生命迹象数据,第三参数涉及患者特征或第四参数涉及患者存活性。另一方面,每个数据集合可以具有这些参数的类别的组合,诸如以下中的至少一个:第一参数涉及心律变异性,第二参数涉及生命迹象数据,且第三参数涉及诸如年龄、性别的患者特征或者其他几何特征以及患者的健康历史中的特殊状况,诸如糖尿病、心肌梗塞、高血压。特殊状况的严重性也被记录并向系统提供,诸如发生系心肌梗塞的日期、梗塞后排出碎片或心室组织破坏的百分比范围。其他说明符可以是患者用来治疗各种医疗状况的特殊药物。第四参数可以被提供为涉及诸如类似于存活以出院的结果的患者存活性。第四参数可以在算法开发的训练阶段被用作训练算法的手段,并且可以在使用阶段被用作通过记录预测算法的实际精确度并进行适当修改以提高精确度来提高精确度的手段。数据集合甚至可以不必包括涉及患者存活性的参数。可替换地,每个患者健康数据的集合可以包括所有四个参数。因而,有益的是,在患者健康数据中,与另一个数据集合相比,一个数据集合可以不包含相同数量的参数。此外,患者健康数据可以被存储为数字数据,其是从原始获得的四个参数中的每一个的形式(诸如模拟信号)、从而是所得到的测量的原始形式转换来的。

[0083] 诸如人口统计学、健康历史和存活性的关于患者特征的数据可以经由通过医院分布的无线网络、诸如802.11被传达给设备10或系统400。

[0084] 根据本发明的实施例,提供了一种产生能够预测患者的存活性的人造神经网络

的方法。该方法包括：在电子数据库中存储患者健康数据。患者健康数据包括多个数据集合，每个数据集合具有涉及心律变异性数据的第一参数和涉及生命迹象数据的第二参数中的至少一个。多个数据集合中的每一个进一步具有涉及患者存活性的第三参数。提供节点互连以形成人造神经网络的网络。节点包括多个人造神经元，每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入。使用患者健康数据来训练人造神经网络，使得响应于来自患者健康数据的不同数据集合的相应第一、第二和第三参数来调节多个人造神经元中的每个人造神经元的至少一个输入的相关权重。这导致人造神经网络被训练为产生对患者的存活性的预测。

[0085] 用于存储患者健康数据的电子数据库可以是诸如硬盘驱动、光盘或固态设备（例如大拇哥霹雳碟）的存储模块。在算法的训练阶段，可以从医院记录或从患者（或多个）的池的引导领域研究来得到患者健康数据，其中所述池包括充当控制组的一组患者。因而，患者健康数据可以包括遭受各种微症的患者、健康（即，不具有疾病征兆）的患者、各种种族及年龄的患者和/或晚期疾病的患者的数据。

[0086] 早先提及到，生命迹象数据可以是用于训练能够用于实现临床决策支持程序或设备的人造神经网络的参数（在涉及患者健康数据的多个数据集合众被称为第二参数）中的一个。

[0087] 生命迹象数据被定义为知识患者的基本身体功能的状态的临床测量。这些测量涉及心脏收缩血压、心脏舒张血压、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、呼吸速率、格拉斯哥昏迷评分（GCS）、疼痛分数和温度。

[0088] 在训练阶段，可以从医院记录或从患者（或多个）的池的引导领域研究中得到生命迹象数据。当进行引导领域研究时，可以如下测量每个生命迹象。例如，可以使用诸如来自“CardioCommand”的“statMAP™型号7200”的血压测量设备来测量心脏收缩血压和心脏舒张血压。可替换地，可以使用诸如血压计或水银压力计的设备。可以使用呼吸描记图来测量脉搏速率、脉搏血氧饱和度和呼吸速率。格拉斯哥昏迷评分（GCS）是指对于来自医疗专家的指令，患者的生理（诸如四肢、眼镜）马达和/或口头响应的自发性程度。疼痛分数是指对施加于患者的疼痛的响应的程度（诸如四肢或身体部分的并拢、内旋或伸展；弯曲或收回）。可以使用温度计来记录温度。

[0089] 转到可以被用来训练人造神经网络的另一参数，患者存活性（在涉及患者健康的多个数据集合中被称为第三参数）是指结果，即或者是患者的死亡，或者是患者的存活。因此，关于患者存活性的数据通常与关于同一患者的心律变异性数据和生命迹象数据二者的相应集合相关联。

[0090] 可以被用来训练人造神经网络的另一参数是患者特征。患者特征包括诸如患者年龄、性别和医疗历史的信息。在训练阶段结束时，被发现与达到较高精确度级别相关的参数然后被用作实时检测系统的输入。

[0091] 一种电子设备可以并入处理器或存储指令的存储模块以实现训练后的人造神经网络，从而设备可以分析正检查的患者的健康数据。然后，电子设备的输出可以被用于帮助操作者或医疗专家来预测患者的结果，从而对如何对待患者做出合适的临床决策。

[0092] 在本发明的实施例中，人造神经网络（ANN）可以是模拟生物神经网络的结构和/或功能方面的数学模型或计算模型。在本发明的实施例中，ANN的节点包括至少一个输入

(作为ANN的至少一个实际输入)、至少一个人造神经元 和至少一个输出(作为ANN的至少一个实际输出)。可以在ANN的单个隐藏层 中出现至少一个人造神经元。在本发明的其他实施例中,其中ANN具有多个 人造神经元,多个人造神经元可以跨越一个或更多个隐藏层来分布。在存在 多于一个层的情况下,每个层可以与先前层和随后层互连。

[0093] 人造神经元可以使用连接(connectionist)方案来处理信息以计算。ANN 可以是自适应系统,其中在训练或学习阶段其基于通过该ANN流动的外部或 内部信息来改变。具体而言,ANN之内的连接(诸如相邻人造神经元之间、或输入与人造神经元之间)的权重(或重量)被适配为改变。

[0094] 在本发明的实施例中,第一参数(心律变异性数据)、第二参数(生命迹 象数据)或第一参数与第二参数的组合可以被分类为患者健康数据的特征矢 量。可以利用特征矢量来训练人造神经网络。

[0095] 人造神经网络可以被实现为在存储器中存储的指令,当由处理器执行该 指令时,其使得处理器执行人造神经网络的功能。

[0096] 在本发明的实施例中,人造神经网络可以基于支持矢量机架构,其中根 据由支持矢量机所使用的库来初始化多个人造神经元中的每个人造神经元的 至少一个输入的相关权重。支持矢量机可以具有包括决策函数的聚集输出, 通过如下给出决策函数:

$$[0097] \quad f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^N a_i y_i k(x, x_i) + b \right)$$

[0098] 其中,sgn()是符号函数,(x, x<sub>i</sub>)是特征矢量集合,k(x, x<sub>i</sub>)是由x和 x<sub>i</sub>构造的核心矩阵,y<sub>i</sub>是1或-1,其是特征矢量x<sub>i</sub>的标签,a<sub>i</sub>和b是用于定 义最优决策超平面的参数,以使得在特征空间中两类模式之间的容限被最大 化。

[0099] 在本发明的实施例中,人造神经网络可以基于极端学习机架构,其中通 过由极端学习机的随机选择来初始化多个人造神经元中的每个人造神经元的 至少一个输入的相关权重。人造神经网络可以被实现为单层前向反馈网络, 从而根据如下函数来导出对患者的存活性的预测:

$$[0100] \quad f_N(x_j) = \sum_{i=1}^N \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j \quad j = 1, \dots, N$$

[0101] 其中,x<sub>j</sub>是对于多个人造神经元中的一个的输入的输入矢量,其中j=1, 2, ..., N个输入矢量;w<sub>i</sub>是接收x<sub>j</sub>输入矢量的人造神经元的输入的相关权重; g(w<sub>i</sub> · x<sub>j</sub>+b<sub>i</sub>)是接收x<sub>j</sub>输入矢量的人造神经元的输出,其中i=1, 2, ..., N个 人造神经元;β<sub>i</sub>是将第i隐藏神经元与相应输出神经元相关联的输出加权矢 量;并且b<sub>i</sub>是第i隐藏神经元的偏置。

[0102] 在本发明的实施例中,可以基于后传播学习来训练人造神经网络。

[0103] 在本发明的实施例中,后传播学习可以使用Levenberg-Marguardt算法。

[0104] 在本发明的实施例中,人造神经网络的多个人造神经元中的每一个可以 具有激励函数,从包括hardlim、sigmoid、正弦、radial basis和线性的一 组函数中选择激励函数。

[0105] 在本发明的实施例中,RR间隔之内的信息序列可以被分为非重叠片段; 并且非重叠片段可以被用来训练人造神经网络。可以提取每个滤波后的ECG 信号的RR间隔之内的信号的长度。信号的长度可以被分为非重叠片断;并且 可以选择非重叠片段中的至少一个来

训练人造神经网络。

[0106] 在本发明的实施例中,每一个非重叠片段可以具有基本相等的长度。在本发明的实施例中,非重叠片段可以具有固定长度。

[0107] 根据本发明的实施例,提供了一种预测患者的存活性的方法。该方法包括:测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合。也测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合。提供包括互连的节点的网络的人造神经网络,节点包括多个人造神经元。每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入,通过使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重。每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参数,每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数。该方法包括处理第一参数集合和第二参数集合以产生适合于输入到人造神经网络中的处理数据。将处理数据作为输入提供到人造神经网络中。然后,从人造神经网络中获得输出,输出提供对患者的存活性的预测。

[0108] 在本发明的实施例中,第一参数集合的处理数据和第二参数集合的处理数据可以被表示为特征矢量。

[0109] 在本发明的实施例中,处理数据可以是表示为标准化数据的第一参数集合和第二参数集合。

[0110] 在本发明的实施例中,处理数据可以被分为非重叠片段,以使得人造神经网络中的输入可以包括处理数据的一个或多个非重叠片段的集合。可以对于处理数据的一个或多个非重叠片段的集合中的每一个而得到结果,以使得每个结果可以被认为是患者的存活性的预测。

[0111] 在本发明的实施例中,多数表决可以被用来确定对于患者的存活性的预测,通过如下的函数来表示多数表决:

$$[0112] \quad \hat{y} = \max_{j=1}^2 \sum_{m=1}^M D_{m,j}$$

[0113] 其中, $D_{m,j}$ 是用于最后决策做出的中间变量,如果第 $m$ 分类器选择决策联合体中的类 $j$ ,则 $D_{m,j}$ 被分配值1,否则被分配值0。

[0114] 在本发明的实施例中,人造神经网络的结果可以被编码为两类标签。预测患者的存活性的方法然后可以进一步包括向两类标签结果中的每一个应用基于标签的算法,以决定来自人造神经网络的输出,从而提供对患者的存活性的预测。

[0115] 在本发明的实施例中,对患者的存活性的预测是患者的死亡或者是患者的存活。

[0116] 在本发明的实施例中,一种患者存活性预测系统,包括:第一输入,用于接收涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合;第二输入,用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合;以及存储器模块,用于存储实现人造神经网络的指令。人造神经网络包括互连的节点的网络,节点包括多个人造神经元。每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入,通过使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重。每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参数。每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数。该患者存活性预测系统进一步包括:处理器,用于执行存储在存储器模块中的指令,以基于第一参数集合和第二参数集合执行人造神经网络的功能并输出对于患者的存活性的预测;以及显示器,用于显示对患者的存活性

的预测。

[0117] 在本发明的实施例中,该患者存活性预测系统进一步包括:端口,用于从第一输入接收第一参数集合并从第二输入接收第二参数集合。

[0118] 在本发明的实施例中,该患者存活性预测系统,进一步包括:第一端口,用于从第一输入接收第一参数集合;以及第二端口,用于从第二输入接收第二参数集合。

[0119] 根据本发明的实施例,提供一种预测患者的存活性的方法。该方法包括:测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合;测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合;以及获得涉及患者特征的第三参数集合。当需要时,将第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合作为标准化数据值的集合提供到在电子数据库内实现的评分模块。该评分模块具有与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数相关的相应种类(category)。每个种类具有多个预定义的值范围,多个值范围中的每个具有预定义的分數。通过向与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的相应参数相关的类别的多个值范围的相应的预定义的值范围分配标准化数据的集合,来确定关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分数,相应的预定义的值范围涵盖标准化数据的集合。获得总分数,总分数是关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分数的总计。总分数提供对于患者的存活性的指示。

[0120] 值得赞赏的是,在本发明的实施例中,可以向在电子数据库内实现的评分模块仅提供第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合的所选择的参数。例如,第三参数集合可能完全不从患者来获得或完全不被提供到评分模块。在本发明的实施例中,患者健康数据的进一步的参数可以被测量并提供给评分模块。

[0121] 评分模型可以是任何合适的处理或算法,并能够在电子数据库中实现,其能够向与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数相关的每个种类之内的每个值范围分配分数。例如,评分模型可以基于使用诸如单因素分析的对数回归的数学模型。

[0122] 在本发明的实施例中,分数可以是数字值,可以根据统计信息或标准医疗信息来确定该数字值。预定义的分数的数字值也可以取决于相应种类中的预定义的值范围,其中向预定义的值范围分配预定义的分數。在本发明的实施例中,同一种类内的相邻的预定义的值范围中的每个可以具有相同数字值的所分配的预定义的分數。也值得赞赏的是,不同种类之内的预定义的值范围具有相同数字值的所分配的预定义的分數。

[0123] 预定义的值范围的领域可以取决于它们所属的种类,并可以根据统计信息或标准医疗信息来确定。关于与第一参数集合的参数相关的种类的预定义的值范围的领域可以与关于与第二参数集合的参数相关的种类的预定义的值范围的领域不同。在本发明的实施例中,在相同种类的预定义的值范围之间可以不存在重叠。

[0124] 在本发明的实施例中,向各个预定义的值范围分配标准化数据集合可以涉及首先确定标准化数据属于哪个种类的评分模型。随后,可以通过查明标准化数据之的数字值落入相应预定义的值范围的领域之内或被其所涵盖来确定标准化数据值属于哪一个预定义的值范围。

[0125] 在本发明的实施例中,评分模型可以进一步包括多个风险种类,每个种类具有预定义的值范围。预测患者的存活性的方法可以进一步包括:向具有涵盖总分数的预定义的

值范围的种类分配总分数,以确定总分数属于多个风险种类中的哪一个。

[0126] 虽然将参照特定实施例来示出和描述本发明的实施例,但是本领域人员应当明白,在不偏离由所附权利要求所限定的本发明的精神的范围的情况下,可以在这里做出各种形式上和细节上的改变。因此,由所附权利要求来只是本发明的范围,并且因此意欲包含来自权利要求的等价物的含义和范围之内 的所有改变。

[0127] 值得赞赏的是,在相关附图中使用的公共数字指代为类似或相同目的提供服务的组件。

[0128] 图1是图示根据本发明的一个实施例的用于产生能够预测患者的存活性 的人造神经网络的方法的流程图100。

[0129] 该方法包括三个步骤102、104和106。

[0130] 在步骤102中,在电子数据库中存储患者健康数据。患者健康数据包括 多个数据集合,每个集合具有涉及心律变异性数据的第一参数和涉及生命迹 象数据的第二参数中的至少一个。多个数据集合中的每个进一步具有涉及患 者存活性的第三参数。

[0131] 在步骤104中,提供节点互连以形成人造神经网络(ANN)的网络,节点 包括多个人造神经元,每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入。在步骤104中提供的人造神经网络(ANN)可以是用于模拟生物神经网络的结构和/或功能方法的数据模型活计算模型。

[0132] 在步骤106中,使用患者健康数据来训练人造神经网络,使得响应于来 自患者健康数据的不同数据集合的相应第一、第二和第三参数来调节多个人 造神经元中的每个人造神经元的至少一个输入的相关权重。这导致人造神经 网络被训练为产生对患者的存活性的预测。

[0133] 如上所述,人造神经网络(诸如在步骤104中提供的ANN)基于人脑处 理模式识别任务的方式,该方式提供基于人工智能的途径来解决分类问题。模型在训练过程中使用先前知道得输入-输出对来“学习”。然后利用新数据 来测试训练后的模型。

[0134] 各种人造神经网络拓扑是可用的,包括单层和多层前向反馈网络。这样 的ANN通常是基于BP(后向传播)的,从而在训练期间调节隐藏层的权重以 最小化误差函数。

[0135] 在本发明的实施例中,ANN的节点包括至少一个输入(作为ANN的至少 一个实际输入)、至少一个人造神经元和至少一个输出(作为ANN的至少一个 实际输出)。

[0136] 图2是根据本发明的一个实施例的人造神经网络200的示意性表示。参 照在图1中示出流程100,人造神经网络200可以在步骤104中被提供。

[0137] 在图2所示的实施例中,ANN 200是单隐藏层前向反馈网络(SLFN)。ANN 200具有输入层202、隐藏层204和输出层206。

[0138] 输入层202包括一个或更多个输入节点 $202_1$ 、 $202_2$ 、 $202_3$ 、……和 $202_n$ 。虽然图2示出隐藏层204仅具有三个人造神经元 $204_1$ 、 $204_2$ 和 $204_3$ ,但是将 理解可以使用任何数量的人造神经元。输出层具有两个输出节点 $206_1$ 和 $206_2$ 。

[0139] 每个输入节点 $202_1$ 、 $202_2$ 、 $202_3$ 、……和 $202_n$ 的输出可以被连接到隐藏 层204中的每一个人造神经元 $204_1$ 、 $204_2$ 和 $204_3$ 的输入。然而,为了简单的 目的,在图2中进士除了输入层202与隐藏层204之间的这样的连接中的几 个。类似地,每个人造神经元 $204_1$ 、 $204_2$ 和 $204_3$ 的输出可以被连接到输出层 206中的每一个输出节点的 $206_1$ 和 $206_2$ 输入。以此方式,形成互

连节点的网 络。

[0140] 每个人造神经元204<sub>1</sub>、204<sub>2</sub>和204<sub>3</sub>具有至少一个输入。为了简单,在图 2中仅标注了关于一个人造神经元的输入,即用于人造神经元204<sub>1</sub>的输入208<sub>1</sub>和208<sub>2</sub>。各个人造神经元(204<sub>1</sub>、204<sub>2</sub>和204<sub>3</sub>)的每个输入具有相关权重。

[0141] 在训练ANN 200以预测患者的存活性中,响应于来自患者健康数据的不同数据集的相应第一、第二和第三参数来调节每个人造神经元的至少一个 输入(例如,人造神经元204<sub>1</sub>的输入208<sub>1</sub>)的相关权重。参照图1的流程100 的步骤102,第一参数涉及心律变异性数据,第二参数涉及生命迹象数据,且第三参数涉及患者存活性。

[0142] 然后,训练后的ANN 200可以被用来帮助对于正显现出某些症状的患者 将会存活是死亡的临床决策,即训练后的ANN 200帮助对患者的存活性的预 测。

[0143] 训练后的ANN 200可以如下被用于预测患者的存活性。测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合。测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数 集合。处理第一参数集合和第二参数集合以产生适合于输入到人造神经网络 200中的处理数据。将处理数据作为输入212提供到人造神经网络200中, 例如处于输入层202。然后从人造神经网络202中获得输出214,输出214提 供对患者的存活性的预测。

[0144] 图3是根据本发明的一个实施例的人造神经网络300的示意性表示。参 照图1的流程100,人造神经网络300可以在步骤104中被提供。

[0145] 在图3示出的实施例中,ANN 300是多层前向反馈网络。ANN 300具有输 入层302、隐藏层304和输出层306。

[0146] 图3的ANN 300与图2的ANN 200的主要区别在于图3的ANN 300具有 互连人造神经元304<sub>n</sub>的几个层而不是单层人造神经元。每层人造神经元304<sub>n</sub>可以与先前和随后层的人造神经元304<sub>n</sub>互连。

[0147] 另一区别在于,(与训练图2的ANN 200相比)训练ANN 300来预测患者 的存活性花费更长的时间,因为存在具有输入(例如308<sub>1</sub>和308<sub>2</sub>)的更多的人造神经元304<sub>n</sub>,其中输入的权重需要响应于患者健康数据来调节。

[0148] 从功能上来说,隐藏层304仍然以与ANN 200的隐藏层304相同的方式 工作。类似地,输入层302和输出层306分别以与ANN 200的输入层202和 输出层206相同的方式起作用。因而,不进一步详述输入层302、隐藏层304 和输出层306的功能。

[0149] 在本发明的另一个实施例中,系统可以被用于对患者进行医疗类选的手 段,例如在战地情形、诸如多车辆机动车事故或恐怖事件的大规模伤亡情形 中。训练后的ANN 300可以被用来帮助关于正显现某些症状的患者将会存活 还是死亡的临床决策,即训练后的ANN 300可以帮助对患者的存活性的预测。

[0150] 图4是示出用于预测患者的存活性的系统400的框图,根据本发明的实 施例来构建系统400。

[0151] 系统400实时获取ECG信号,滤除噪声和异常搏动,生成HRV参数并将 它们与诸如血压、氧饱和度、呼吸速率、脉搏速率和年龄的其他生命迹象参 数组合为复合医疗类选法分数。系统400的目的是具有便携式、野外可用的、集成设备,其将基于风险预测帮助医疗 人员进行快速、实时的患者医疗类选 法。这样的系统400将特别适合于大规模天灾情况以及大量患者涌入情形,比如像急诊部。

[0152] 存在使用HRV作为预测值的已知系统,但是这样的系统主要关注于诸如 败血症和头部损伤的特定患者状况。此外,可用的HRV分析软件包或者需要 从外部生成RR间隔(ECG节拍至节拍间隔)、或者在可用的特征方面具有优先的功能。这些包使用整个记录或在所选择的片段上“离线”工作,但是不具有在计算HRV参数之前识别并分离非窦性节拍的自动方法。

[0153] 相较于已知的现有系统,系统400具有如下优点:

[0154] 1. 动态获取并处理来自患者的原始ECG信号,以减少诸如移动和干扰的 噪声和其他伪像的影响;

[0155] 2. 在自动分离非窦性节拍和伪像之后生成RR间隔序列;

[0156] 3. 计算并显示时域和频域HRV参数;

[0157] 4. 使用合适的传感器和信号调节电路来实时获取并显示生命迹象,包括 血压、呼吸速率和SpO<sub>2</sub>(周围氧饱和度);

[0158] 5. 计算并显示于各种可能的患者结果有关的风险分数(或多个)。

[0159] 系统400能够“实时”执行上述功能。

[0160] 系统400具有三个主功能块:信号获取块402、信号处理块404和分析 块406。

[0161] 信号获取块402具有用于获取来自患者401的ECG信号和其他生命迹象 的传感器和信号调节硬件408。传感器和信号调节硬件408可以包括传感器, 传感器检测ECG信号、血压、SpO<sub>2</sub>和呼吸速率。

[0162] 信号获取块402具有数据获取(DAQ)卡410,在一个实施例中,其包括 用于处理来自传感器和信号调节硬件408的输出的信号调节电路。信号调节 电路被设计为处理来自这些传感器的信号。信号调节电路包括执行诸如分离 和放大由传感器测量的各种信号以及将模拟信号转换为数字信号的功能的电 组件。每个信号调节电路的输出是具有大约1V的峰值幅度的信号。

[0163] DAQ卡410也可以充当与计算机的接口。输入面板也接受诸如患者401 的年龄和性别的额外信息。DAQ卡用于对来自传感器和信号调节硬件408的 获取信号执行模数转换,以为了进一步的处理而与计算机接口。National Instruments PCMCIA或USB卡可以用于此目的。优选地,DAQ卡应当具有大 致10kHz的采样速率并使用16位量化。

[0164] 信号处理块404包括信号处理模块426、生命迹象模块420和患者信息 模块418。

[0165] 信号处理模块426包括ECG预处理模块412、节拍检测和后处理模块414 以及HRV参数计算模块416。

[0166] ECG预处理模块412处理来自信号获取块402的原始ECG数据,以抑制 不想要的信号,诸如噪声、运动伪像和电力线干扰,这些将影响从ECG数据 中最终提取的HRV参数的精确度。节拍检测和后处理模块414对来自ECG预 处理模块412的去除噪声的信号进行作用,以在后处理期间检测心跳并排除 非窦性节拍。连贯的窦性节拍之间的持续时间被汇编成RR1(节拍至节拍间 隔)序列。

[0167] HRV参数计算模块416用于从节拍检测和后处理模块414的输出中提取 HRV参数。

[0168] 患者信息模块418接收与关于患者401的额外信息有关的输入,诸如年 龄、性别、格拉斯哥昏迷评分(GCS)和医疗历史。利用分析块406来执行标 准化。

[0169] 由生命迹象模块420来处理诸如血压、SpO<sub>2</sub>和呼吸速率的生命迹象数据。利用分

析块406来执行标准化。

[0170] 分析块406包括HRV参数和患者信息分析模块422以及风险分数模块 424。值得赞赏的是,在分析块406中实现依据本发明的实施例的ANN(参 见图1至图3)。

[0171] 分析块406对从信号处理块404中获得HRV参数进行计算,并使用从根 据医院记录或根据进行实地研究 (conducting field study) 得到的患者健 康数据中得来的结果,将 HRV参数汇编为特征集合。在分析中也可以与患者 的生命迹象一起使用患者401的人口统计,诸如年龄、性别、格拉斯哥昏迷 评分等,它们可以被键入到系统中。计算提供对关于患者401的死亡、进入 病房和进入重症加强监护病房 (ICU) 的不同结果的预测的风险分数,并 显示 在计算机屏幕上。

[0172] 可以使用软件来实现信号处理块404和分析块406,诸如在手持电子设 备430(在 图4中被图示为虚线框) 上部署的“LabView”。“LabView”程序 执行如上所述的信号获取、噪 声去除、节拍监测、后处理、HRV参数的检测 以及风险分数的显示。以此方式,手持电子设备 430充当单独设备,其中用 于手持电子设备430的适当部署平台将是“National Instruments”的“CompactRIO”。

[0173] 更详细地,对于来自信号获取块402的ECG信号,在“LabView”程序内 使用1-20Hz 带通滤波器来执行噪声去除,1-50Hz带通滤波器抑制由于基线 漂移和移位而导致的高频 干和低频变化、以及运动伪像。在屏幕432上显示 去噪后的信号。

[0174] 在另一个实施例(未示出)中,信号获取块402、信号处理块404和分 析模块406被 集成到单个手持电子设备中。

[0175] 如下根据ECG采样点 $x(n)$ 的一维阵列来执行节拍检测。在本发明的一个 实施例 中,在提供ECG采样点 $x(n)$ 的一维阵列的情况下,在找到开头几秒的 数据之内的最大值 (ref\_peak) 之后设置上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和  $T_{lower}$ )。如下来定义阈值:

[0176]  $T_{upper} = \text{ref\_peak} + 0.4 \times \text{ref\_peak}$

[0177]  $T_{lower} = \text{ref\_peak} - 0.35 \times \text{ref\_peak}$

[0178] 然后,如果满足下述条件,则可以说在点 $i$ 处出现R波:

[0179]  $x(i)$  位于 $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ 之间;

[0180]  $x(i+1) - x(i) < 0$ ; 且

[0181]  $x(i) - x(i-1) > 0$ ;

[0182] 其中,R峰是具有最大值的点。

[0183] 可以通过如下迭代过程来定位滤波后的ECG信号之内的其他R波的位置: 定位另 一峰值,并且定位该另一峰值任一侧的其他最小值。当另一峰值在上 幅度阈值之上且其他 两个最小值在下阈值之下时,峰值的位置被表示为R位 置。在R位置的左侧的最接近处出现 的最小值的位置被表示为Q位置,并且 在R位置的右侧的最接近处出现的最小值的位置被 表示为S位置。以此方式, 确定其他QRS峰的位置。

[0184] 上述节拍检测技术在校正异常节拍和噪声之后,自动根据给定的ECG数 据、利用 最少限度的用户输入来生成RR间隔序列。利用来自己知数据库(例 如,MIT-BIH心律失常数 数据库,网址: <http://www.physionet.org/physioband/database/mitdb/>) 的数据来测试节 拍检测技术,并且发现结果与手动注释的值紧密匹配。也关于救护车ECG数 据来测试该技 术,其中救护车ECG数据经历更高级别的噪声和运动伪像并具 有良好结果。

[0185] 根据所检测的QRS合成体,可以得到处理后的RR间隔(RR1)序列。处理后的RR1用于计算后面的HRV参数,根据其可以进行包括时域测量和频域测量的测量。

[0186] 时域测量的例子如下:

[0187] 时域测量

[0188] 1. RR间隔的平均长度:在序列中所有窦性RR间隔(N-N)的均值

[0189] 2. 所有N-N间隔的标准偏差(SDNN)

[0190] 3. 平均心律(平均HR)

[0191] 4. 所有瞬时心律值的标准偏差(SDHR)

[0192] 5. 连贯的N-N间隔的平均方差的均方根(RMSSD):相邻N-N间隔之间的均方差之和的均值的均方根

[0193] 6. HRV三角索引:由所有N-N间隔的直方图的高度划分的所有N-N间隔的总数

[0194] 7. 使用最小平方技术被拟合到N-N间隔直方图中的三角形的基线宽度(TINN)

[0195] 频域测量的例子如下:

[0196] 频域测量

[0197] 基于使用Lomb-Scargle周期图生成的RR1序列的能量谱来计算频域测量。然后计算下面的参数。

[0198] 1. 总能量(TP):0.4Hz以下的、针对片段的NN间隔的变化

[0199] 2. VLF:甚低频率范围( $\leq 0.04\text{Hz}$ )中的能量

[0200] 3. LF:低频范围(0.04至0.15Hz)中的能量

[0201] 4. HF:高频范围(0.15至0.4Hz)中的能量

[0202] 5. LFnorm:标准化单元中的LF能量: $\text{LFnorm} = \text{LF} / (\text{TP} - \text{VLF}) \times 100$

[0203] 6. HFnorm:标准化单元中的HF能量: $\text{HFnorm} = \text{HF} / (\text{TP} - \text{VLF}) \times 100$

[0204] 7. LF/HF:LF与HF之比

[0205] 除了上面的HRV参数以外,用户也可以输入患者401的其他参数,诸如年龄、性别、格拉斯哥昏迷评分、呼吸速率、血压、SpO2和心律。关于患者401的这些参数被用来计算风险分数,以预测患者401的存活性。在计算风险分数中,值得赞赏的是,分析块406之内的人造神经网络已经被训练为如上面在图1至图3中略述的。分析块406的输出将是风险分数,对于包括死亡、进入病房和进入ICU的医院结果中的每个,其将患者分类为“高”、“中”或“低”风险。

[0206] 图5至图9中的每个示出根据本发明的实施例的、由图4的系统400的各个功能块所实现的流程图。

[0207] 图5示出根据本发明的实施例的由图4的信号获取块402实现的流程500。

[0208] 在步骤502中,选择患者以执行对存活性的预测。

[0209] 在步骤504中,获得患者的ECG、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、血压和临床信息。临床信息的例子包括年龄、性别和医疗历史(例如癌症、糖尿病、心脏病)。

[0210] 在步骤506中,患者的ECG、脉搏速率、脉搏血氧饱和度、血压和临床信息被发送到数据获取(DAQ)卡。从步骤506由DAQ卡获取的所有信息将作为数据被实时发送到计算机或单独设备。

[0211] 在步骤508中,来自步骤506的信息被采样并在步骤510中被从模拟信号转换为数

字信号。

[0212] 在步骤512中,数据获取块402(参见图4)检查已经收集的数字ECG数据的记录长度。为了根据在步骤510中得到的数字数据来可靠计算HRV参数,应当注意需要至少六分钟的记录长度。如果未收集到六分钟的有价值的数字ECG数据,则流程500返回到步骤504。另一方面,如果已经记录了六分钟的数字ECG数据,则流程在步骤514停止。在步骤514中,数字ECG数据与患者的生命迹象和临床信息一起被存储到计算机或单独设备中。

[0213] 图6示出根据本发明的实施例的由图4的信号处理模块426实现的流程600。

[0214] 流程600以步骤602开始,在步骤602中,ECG预处理模块412具有原始ECG数据和生命迹象数据作为输入。

[0215] 原始ECG数据可以并不总是包含单个连续长度的数据点。通常,可能去除了开头(leads)或者设置可能已经被改变,这导致数据中的缝隙。因此在步骤604中,去除或整理校准值,分离数据片段并连接以得到一个连续的数据流。

[0216] 在步骤606中,数据处理模块426具有带有整理后的校准值得未滤波ECG数据。未滤波的ECG数据中的噪声和伪像的影响是公知的。ECG信号的较低幅度使得其非常容易受到来自各种源的噪声和干扰的影响。这些包括高频噪声、电力线干扰、基线漂移、运动伪像和其他低频失真。噪声的存在可能导致QRS检测阶段的错误肯定,因而对HRV序列的生成和随后的HRV分析引入误差。

[0217] 存在噪声去除技术(诸如使用带通滤波器)来去除诸如基线漂移的低频噪声,并且削弱高频变异而没有QRS合成体的显著失真。尖锐基线漂移和其他伪像的存在可能导致峰被错误地检测为QRS合成体。因为这些伪像可能位于与QRS合成体相同的频率范围之内,所以可能很难将它们消除。因而,在步骤610中,从未滤波的整理后ECG数据中去除基线漂移,并在步骤612中去除DC偏移。

[0218] QRS合成体的频率分量通常位于10和25Hz的范围之间。在步骤614中,使用具有5至大约28Hz的操作频率范围的带通滤波器来处理来自步骤612的数据。因而值得赞赏的是,带通滤波器通过增强来自步骤612的未滤波整理后ECG数据的QRS合成体而有助于QRS合成体的定位,并有助于抑制高频变异。应用成功消除基线漂移并放大QRS合成体而没有使信号显著失真的带通频率范围。

[0219] 在步骤616中,获得去噪后的ECG信号,其被用于进一步的处理以检测QRS并计算HRV测量。在步骤618中,例如在屏幕432上显示去噪后的ECG信号波形(参见图4)。

[0220] 图7示出根据本发明的实施例的由图4的节拍检测和后处理模块414实现的流程700。

[0221] 流程700以步骤702开始,在步骤702中,节拍检测和后处理模块414具有去噪后的ECG信号。

[0222] 总体来说,步骤702至726的目的是检测QRS合成体的位置,这允许我们计算RR间隔。QRS合成体的位置、幅度和形状以及相邻合成体之间的持续时间允许筛出将从HRV分析中排除的异常节拍和其他非窦性律动。以此方式,能够从来自患者的ECG信号中提取出可靠的心律变异性数据。

[0223] 在步骤706至714中,定位在滤波后的ECG信号中首次出现的最大峰数据值。确定根据所定位的最大峰值的上幅度阈值和下幅度阈值。定位峰值的任一侧的峰值和最小值。

在本发明的该实施例中,任一侧是指峰值的左侧和右侧。检查是否满足峰值在上幅度阈值之上同时最小值在下幅度阈值之下的条件。如果满足条件,则峰值的位置被表示为R位置。在R位置的左侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为Q位置,并且在R位置的右侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为S位置。从而确定滤波后的ECG信号之内的QRS峰的定位。

[0224] 关于步骤704至726的进一步的细节被提供如下。

[0225] 在步骤704中,使用改进的阈值加偏差方法,因为其已经被发现是有效的且对噪声的存在是鲁棒的。改进的算法如下工作。

[0226] 在步骤706中,假设ECG采样点 $x(n)$ 的一维阵列,找到开头几秒的去噪后的ECG数据之内的最大峰数据(ref\_peak)值。在步骤708中,找到上幅度阈值和下幅度阈值。

[0227] 在本发明的实施例中,在找到开头几秒的数据之内的最大值(ref\_peak)之后设置上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ )。如下来定义阈值:

[0228]  $T_{upper} = \text{ref\_peak} + 0.4 \times \text{ref\_peak}$

[0229]  $T_{lower} = \text{ref\_peak} - 0.35 \times \text{ref\_peak}$ 。

[0230] 在步骤710中,确定ECG采样点是否穿过上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ )。如果ECG采样点没有通过该准则,则流程700不进行到步骤712。对于QRS合成体检测使用上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ )确保了由于噪声(例如,作为电极布局或运动伪像的结果)而导致的较大峰不被检测为QRS合成体。

[0231] 如果ECG采样点穿过上幅度阈值和下幅度阈值( $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ ),则发生步骤712。在步骤712中,确定通过步骤710的准则检查的采样点是否能够被认为是QRS峰。如果满足下述条件,则可以说在点 $i$ 处出现QRS峰:

[0232]  $x(i)$  位于 $T_{upper}$ 和 $T_{lower}$ 之间;

[0233]  $x(i+1) - x(i) < 0$ ; 且

[0234]  $x(i) - x(i-1) > 0$ ;

[0235] 其中,R峰是具有最大值的点。

[0236] 如果满足上述进一步的条件,则然后通过定位在R峰的任一侧上的一窗口之内的最近局部最小来确定与Q和S波对应的点。然后,在步骤714中保存Q、R和S位置的确切定位。否则(即,如果不满足上述进一步的条件),则流程700返回步骤710。可以通过迭代步骤710和712的过程来定位滤波后的ECG信号之内的其他R峰的位置:即定位另一峰值,并且定位该另一峰值任一侧的其他最小值。当另一峰值在上幅度阈值之上且其他两个最小值在下幅度阈值之下时,峰值的位置被表示为R位置。在R位置的左侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为Q位置,并且在R位置的右侧的最接近处出现的最小值的位置被表示为S位置。以此方式,确定其他QRS峰的位置。然后在步骤714中存储QRS峰的所有位置。

[0237] 除了噪声以外,需要识别异常节拍和其他离群值(由于锻炼、肌肉或其他伪像导致的),因为它们可能干扰RR间隔序列。

[0238] 当窦房节点暂时无知觉时产生异常节拍,引起心房或心室的早期收缩,这在正常主体以及具有心脏病的患者二者中均会出现。通常,大多数这样的异常将伴随较宽的QRS合成体出现。

[0239] 步骤716至726用于从RR间隔之内的信息序列中去除离群值。该过程涉及找到关

于RR间隔的中间值和标准偏差值。计算基于标准偏差值的容忍因子。保留位于RR间隔内、跨越中间值任一侧达容忍因子的信息部分。可以根据所保留的信息部分来得到心律变异性数据,并且可以丢弃信息序列中的剩余信息部分。

[0240] 关于步骤716至726的进一步的细节被提供如下。

[0241] 在步骤716中,分离非窦性节拍。在步骤718中,去除与非窦性节拍相邻的节拍以产生干净的QRS峰。

[0242] 然后,在步骤720中,基于正常节拍来生成RR间隔序列。一旦如此以后,则与窦性律动对应的节拍的定位被存储在阵列中,以用于下一阶段的处理。使用所检测到的峰,RR间隔对应于连贯的QRS峰之间的距离。所计算的间隔被存储在阵列中,以用于后处理。虽然已经滤除了噪声、伪像和分离的异常节拍,但是可能由于补偿性暂停或是因为去除一些节拍的效果,节拍导致非常短或非常长的RR间隔。因此,序列可能包含离群值。

[0243] 为了自动识别这些离群值,在步骤720中从RR间隔序列应用序列的统计特性。

[0244] 在步骤722中,如下计算RR1极限。

[0245] 1. 找到关于RR间隔序列的中间值和标准偏差。

[0246] 2. 计算基于标准偏差(或多个)的容忍因子。

[0247] 3. 搜索位于与中间间隔分开多于M的任何间隔,其中M是容忍因子。离群值位于与中间间隔分开多于M的间隔之内。

[0248] 4. 分离这些离群值,这发生在步骤724中。

[0249] 在步骤724中,基于值的展开来计算容忍因子。因为容忍因子被用于分离离群值,所以要应对噪声和正常数据二者。因此,在计算HRV参数之前,在步骤726中生成无噪声且无异常的窦性RR1序列。

[0250] 总结图6和图7,在本发明的实施例中,提取心律变异性数据包括:滤波ECG信号以去除噪声和伪像;在滤波后的ECG信号中定位QRS合成体;找到QRS合成体的连贯的QRS峰之间的RR间隔;以及处理RR间隔之内的信息序列,以得到心律变异性数据。

[0251] 图8示出根据本发明的实施例的由图4的HRV参数计算模块416实现的流程800。

[0252] 流程800以步骤802开始,在步骤802中,HRV参数计算模块416具有窦性RR间隔(窦性RR1)序列。

[0253] 根据窦性RR1序列来计算三个种类的HRV测量,时域数据、频域数据和几何域数据。

[0254] 在步骤804中,计算时域数据,诸如RR间隔的平均值(平均RR)、RR间隔的标准偏差(STD)、瞬时心律的平均值(平均HR)、瞬时心律的标准偏差(STD\_HR)、相邻RR间隔之间的差的均方根(RMSSD)、相差不多于50ms的连贯RR间隔的数量(NN50)、和相差不多于50ms的连贯RR间隔的百分比(pNN50)。时域分析基于根据经过短期(少于5分钟)以及长期记录(多于24小时)的时间从RR间隔计算的统计参数(主要基于标准偏差)。

[0255] 下面提供每个术语的含义:平均RR、STD、平均HR、STD\_HR、RMSSD、NN50和pNN50。

[0256] 平均RR(或aRR)是以毫秒或秒测量的RR间隔的平均宽度。这给出了心律的一般理念,并且能够针对长期和短期记录二者来计算。

[0257] STD(或SDNN)是数据集合[21]中的所有RR间隔的标准偏差,这给出了值的传播的一般理念。STD适合于短期和长期记录二者。

[0258] 平均HR是瞬时心律的均值。

[0259] STD\_HR是瞬时心律的标准偏差。

[0260] 通过对24小时间隔内的连贯的心动周期之间的差的平方之和采取均方根而找到RMSSD(或r-MSSD或SDSD)。RMSSD并非长时段期间的变异性的灵敏测试,但是其对类似于保留了早期心室搜索之类的误分类或节拍分类错误特别敏感。在时域变量之中,其对迷走神经影响最为敏感。即使其不能被用来确定交感神经和副交感神经收缩。

[0261] NN50(或RR-50)是24小时内2个连贯的RR间隔之间的差超过50ms的总次数。在所有测量中,其对误分类的节拍最为敏感,并且早期心室或心房收缩的出现将快速增加RR50计数。其对正常窦性律动的心动周期的更长变异性也非常敏感。

[0262] pNN50(或%RR50)是超过50ms的正常RR间隔之间的绝对差的百分比,由平均心律来标准化。

[0263] 在步骤806中,计算频域数据,诸如甚低频率范围( $\leq 0.04\text{Hz}$ )中的能量(VLF)、低频范围(0.04至0.15Hz)中的能量(LF)、高频范围(0.15至0.4Hz)中的能量(HF)、从片段中的NN间隔的变化估计并被测量处于 $\text{ms}^2$ 中的总能量(TP)、LF能量与HF能量之比(LF/HF)、规格化单元中的LF能量 $\text{LF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (LFnorm)、和规格化单元中的HF能量 $\text{HF}/(\text{TP}-\text{VLF}) \times 100$  (HFnorm)。谱分析是用于在频域中评估HRV的灵敏的定量方法。通过将时间级数变换到频域并找到能量谱来进行分析。谱能量在各种波段中的分布被量化,并被用作变异性的索引。该能量分布反映自主神经系统的交感神经和副交感神经臂的分布。

[0264] 在步骤808中,得到几何域数据,诸如通过间隔的直方图的高度(HRV索引)以及使用最小平方方法被拟合到RR直方图中的三角形的基区宽度(T1NN)而划分的所有RR间隔的总数量。

[0265] 下面提供每个术语的含义:HRV索引和T1NN。

[0266] HRV索引(或HRV三角指数(triangular index)或RR三角指数)是在RR间隔被转换为采样密度分布之后获得的。三角指数是密度分布的积分,即被密度分布的最大值划分的所有RR间隔的数量。

[0267] T1NN——RR间隔直方图的三角形内插——是作为对RR间隔分布进行近似的三角形的基区而测量的采样密度分布的基线宽度。

[0268] 在步骤810中,上面16个HRV参数(平均RR、STD、平均HR、STD\_HR、RMSSD、NN50、pNN50、VLF、LF、HF、TP、LF/HF、LFnorm、HFnorm、HRV索引和T1NN)被组合并发送到分析块406(参见图4),以用于分类器训练(即,在分析块406中的人造神经网络的训练)和患者结果预测。

[0269] 图9示出数据在图4的分析模406中如何流动的框图表示。

[0270] 分析块406首先被配置为使用训练数据而被训练(由参考数字902来表示),并且随后使用测试数据来测试训练过的分析块406(由参考数据904来表示)。

[0271] 在步骤906中,构造测试数据集,其中每个患者被表示为HRV参数、临床信息(类似于年龄、性别、种族)和生命迹象的特征矢量。

[0272] 在步骤908中,利用特征选择和/或提取算法来进一步处理被表示为特征矢量的训练数据,以用于降低特征维度以便取出冗余信息。

[0273] 除了有差别的特征之外,分类器的选择在构建有效的预测系统中扮演关键角色。

判断分类器通常取决于对其概括能力的评估,该概括能力指分类器在对未见到过的模式进行分类中的性能。因为相同的分类器在不同的应用中可能具有各种性能,所以在选择合适的分类器之前应当分析应用的需要。为了预测未见到过的患者的结果,在对测试样本进行分类之前应当利用训练样本对分类器进行训练。因此,在步骤908中选择合适的模式表示之后,在步骤910中,学习适合于手头的应用的分类模型。

[0274] 在步骤912中,来自患者的测试数据被表示为HRV测量、临床信息和生命迹象的组合特征矢量。

[0275] 在步骤914中,向被表示为组合特征矢量的来自患者的测试数据应用特征选择和/或提取算法,用于提取有差别的信息。

[0276] 在步骤916中,使用在步骤910中选择的分类模型来处理所提取的有差别的信息。来自步骤916的输出918是测试数据的标签,其给出对患者结果的预测。

[0277] 图10示出图示使用根据本发明的实施例的、利用无线技术的系统的流程1000。

[0278] 流程1000以步骤1002开始,其中患者存活性预测系统具有关于临床信息、HRV参数、生命迹象的数据并进行患者存活性风险预测。

[0279] 在步骤1004中,使用诸如GPRS或WAP的无线技术来在于步骤1002中描述的患者存活性预测系统与外围系统之间建立网络基础设施,外围系统诸如医院服务器、其他手持设备或急救中心服务器。在步骤1006、1008和1010中,患者存活性预测系统的数据被发送到医院服务器、其他手持设备和急救中心服务器。步骤1006、1008和1010允许临床医生实时且远程地接收并分析患者的状况。

[0280] 图11总结为了分析而选择的100个患者的原始ECG数据特征,包括40例死亡情况和60例存活情况。数据集合包括年龄在25岁和92岁之间的63位男性患者和37位女性患者。从医院记录中获得生命迹象和患者结果,包括诸如患者人口统计(年龄、种族、性别)和优先级代码的信息。

[0281] 这100名患者是从在Department of Emergency Medicine (DEM)、新加坡综合医院(SGH)就诊的临床疾病患者中获取的。“临床疾病”是指在DEM被医疗类选法判定为是最严重的种类P1或P2的患者。这些包括经历ECG监视的外伤患者和非外伤患者。使用LIFEPAK 12去纤颤器/监视器来获得ECG信号,使用CODE-STAT Suite来下载并与患者的医院记录进行匹配。情况包括检查它们是否包括多于70%的窦性律动,并且如果存在非窦性律动(心房和心室心率失常)的较大片段,则排除。

[0282] 在图11中示出的原始ECG数据需要被预处理以得到可靠的HRV测量。图12示出根据本发明的实施例的、图示如何预处理ECG信号以计算HRV参数的流程1200。

[0283] 在步骤1202中,利用5-28Hz带通滤波器来处理原始ECG数据1210以减少噪声和伪像的影响。发现该频率范围对照背景噪声而增强了QRS合成体,以便易于峰检测。

[0284] 在步骤1204中,实现改进的阈值加偏差方法以检测QRS合成体。

[0285] 在步骤1206中,排除所有的异常和其他非窦性节拍。

[0286] 在步骤1208中,给予窦性律动来计算RR间隔。情况包括检查它们是否包含多于70%的窦性律动(测量为:检测的窦性节拍的总数量/所检测的节拍的总数量),并且如果它们包含持续不变的心率失常或大片的噪声/伪像,则将它们排除。结果得到的节拍至节拍(RR)间隔序列1210被用于计算各种HRV测量。

[0287] 在本发明的实施例中,步骤1202至1208可以使用参照图6和图7描述的方法。因而,不对步骤1202至1208提供进一步的详述。

#### [0288] 人造神经网络的分类

[0289] 在本发明实施例中所使用的训练中,第一参数、第二参数或第一参数与第二参数的组合可以被分类为患者健康数据的特征矢量。然后利用特征矢量来训练人造神经网络。因为人造神经网络的一个目的是预测死亡率,所以人造神经网络将被实现为解决两类分类问题(患者结果是死亡或存活)。

[0290] 在本发明的实施例中,可以使用各种训练算法来训练人造神经网络(200, 300),并确定最优的隐藏层权重(参见关于图2和图3的描述)

[0291] Levenberg-Marquardt算法

[0292] 例如,可以基于后向传播学习来训练人造神经网络(200,300)。Levenberg-Marquardt算法可以被用来执行后向传播学习。

[0293] 极端学习机(ELM)

[0294] 极端学习机架构可以被用来训练本发明的实施例,其中使用SLFN(诸如在图2中示出的)。与传统的基于梯度的学习方案相比,ELM具有快速学习过程并且同时保留了良好的概括能力。极端学习机具有通过消除调整人造神经网络的所有参数的需要来提高训练速度的优点。可以为具有加性神经元(additive neuron)或径向基函数(RBF)神经的SLFN来实现极端学习机。

[0295] 在极端学习机架构中,通过随机选择来初始化人造神经网络的每个人造神经元的至少一个输入的相关权重和偏置。通过找到最小平方解来确定每个人造神经元的输出权重。

[0296] 假定包含N个样本的训练序列

$$[0297] \quad L = \{(x_j, t_j) \mid x_j \in \mathbb{R}^n, t_j \in \mathbb{R}^m, j=1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

[0298] 其中, $x_j$ 是 $p \times 1$ 输入矢量,且 $t_j$ 是 $q \times 1$ 目标矢量,具有N个隐藏节点的SLFN被用公式表示为:

$$[0299] \quad f_N(x_j) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i g(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j \quad j=1, \dots, N \quad (2)$$

[0300] 其中, $x_j$ 是对于 $j=1, 2, \dots, N$ 个输入矢量的多个人造神经元中的一个地输入的输入矢量; $w_i$ 是接收 $x_j$ 输入矢量的人造神经元的输入的相关权重; $g(w_i \cdot x_j + b_i)$ 是接收对于 $i=1, 2, \dots, N$ 个人造神经元的 $x_j$ 输入矢量的人造神经元的输出; $\beta_i$ 是将第 $i$ 个隐藏神经元与相应输出神经元相关联的输出加权矢量;并且 $b_i$ 是第 $i$ 隐藏神经元的偏置。根据上面的等式(2)来导出对患者存活性的预测。

[0301] 等式(2)的紧凑格式可以被写为:

$$[0302] \quad H\hat{\beta} = T \quad (3)$$

[0303] 其中, $H(w_1, \dots, w_{\tilde{N}}, b_1, \dots, b_{\tilde{N}}, x_1, \dots, x_N)$ 是网络的隐藏层输出矩阵, $h_{ji} = g(w_i \cdot x_j + b_i)$ 是第 $i$ 隐藏神经元关于 $x_{j,i}=1, 2, \dots, \tilde{N}$ 且 $j=1, 2, \dots, N$ 的输出; $\hat{\beta} = [\beta_1, \dots, \beta_{\tilde{N}}]^T$ 和 $T = [t_1, \dots, t_N]^T$ 分别是输出加权矩阵和目标矩阵。为了得到较小的非

灵训练误差,可以为参数 $w_i$ 和 $b_i$ 分配随机值,从而系统变为线性,使得输出权重可以被估计为 $\beta=H^+T$ ,其中 $H^+$ 是隐藏层输出矩阵 $H$ 的 Moore-Penrose 广义逆。

$$[0304] \quad H(w_1, \dots, w_N, b_1, \dots, b_N, x_1, \dots, x_N) = \begin{bmatrix} g(w_1 \cdot x_1 + b_1) & \dots & g(w_N \cdot x_1 + b_N) \\ \vdots & \dots & \vdots \\ g(w_1 \cdot x_N + b_1) & \dots & g(w_N \cdot x_N + b_N) \end{bmatrix}_{N \times N} \quad (4)$$

[0305] 通常,ELM算法可以被总结如下:

[0306] 1) 对于 $i=1, \dots, \tilde{N}$ 生成参数 $w_i$ 和 $b_i$ ,

[0307] 2) 计算隐藏层输出矩阵 $H$ ,

[0308] 3) 使用 $\beta=H^+T$ 来计算输出权重。

[0309] 支持向量机(SVM)

[0310] 另一训练人造神经网络的算法基于支持向量机架构。支持向量机是为二值分类定义的学习机制。在支持向量机中,输入矢量被非线性地映射到非常高的纬度的特征空间,在该特征空间中构造线性决策表面(超平面)。平面被选择为使得其分离具有最大容限的输入矢量。

[0311] 根据由支持向量机所使用的库来初始化多个人造神经元中的每个人造神经元的至少一个输入的相关权重。合适的库的例子可以是Chang等的LIBSVM 软件包。

[0312] 考虑将线性可分离特征 $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$ 的集合假定为训练数据,其中 $x_i \in X$ ,  $y_i \in \{\pm 1\}$ ,具有超平面 $\langle w, x \rangle + b = 0$ 。如果其被无误地分离且容限是最大的,则矢量集合被说成是由超平面最优化的。规范的超平面具有对于参数 $w$ 和 $b$ 的约束: $\min x_i y_i (\langle w, x_i \rangle + b) = 1$ 。以规范的形式分离超平面必须满足约束:

$$[0313] \quad y_i (\langle w, x_i \rangle + b) \geq 1, i = 1, \dots, N \quad (5)$$

[0314] 二次编程被用于解决约束最优化问题,以找到最优的超平面。最优化准则是类别之间的容限的宽度。然后,对于新的模式 $x$ ,超平面决策函数可以被写为:

$$[0315] \quad f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^N a_i y_i (x, x_i) + b \right) \quad (6)$$

[0316] 因为大多数真实世界的数据是非线性分布的,所以需要使用核心技艺来将分类器扩展为非线性的,其中使用核心函数来代替简单的点乘。然后,加权矢量变为特征空间的展开,并且我们得到的支持向量机的决策函数可以被给出为:

$$[0317] \quad f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^N a_i y_i k(x, x_i) + b \right) \quad (7)$$

[0318] 其中,  $\text{sgn}()$  是符号函数,  $(x, x_i)$  是特征矢量集合,  $k(x, x_i)$  是由 $x$ 和 $x_i$ 构造的核心矩阵,  $y_i$ 是1或-1,其是特征矢量 $x_i$ 的标签,  $a_i$ 和 $b$ 是用于定义最优决策超平面的参数,以使得在特征空间中两类模式之间的容限被最大化。

[0319] 可以使用三个核来提高多样化的解,它们是线性核 $k(x_i, x_j) = x_i \cdot x_j$ 、sigmoid核 $k(x_i, x_j) = \tanh(a x_i \cdot x_j + \gamma)$ 以及radial basis函数(RBF)核 $k(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2)$ ,其中 $s$ 是RBF函数的宽度。

[0320] 基于片段的方法

[0321] 当测量来自患者的ECG信号时,ECG信号的长度随患者不同而改变,这 将影响HRV测量的计算。

[0322] 为了避免长度变化的可能影响,对于所有患者提取相同长度的ECG信号 的片段。因为原始ECG数据包括非窦性节拍和噪声,所以对RR间隔序列进行 提取。图13示出如何执行数据提取。在图13中,根据本发明的实施例,RR 间隔 (1308,1310和1312) 之内的信息序列 (1302,1304和1306) 被分为 片段1314。

[0323] 在本发明的实施例中,RR间隔 (1308,1310和1312) 之内的信息序列 (1302,1304和1306) 可以被分为非重叠片段1314。非重叠片段可以被用 来训练人造神经网络。

[0324] 在本发明的其他实施例中,可以提取每个滤波后的ECG信号的RR间隔 (1308,1310和1312) 之内的信号的长度。信号的长度可以被分为非重叠片 段1314;并且可以选择非重叠片段1314中的至少一个来训练人造神经网络。

[0325] 在本发明的实施例中,每一个非重叠片段1314可以具有基本相等的长 度。在本发明的实施例中,非重叠片段1314可以具有固定长度。在本发明的 实施例中,每一个非重叠片段1314可以具有不相等的长度。在本发明的实施 例中,非重叠片段1314可以具有可调节的长度。

[0326] 提取从信号端1306开始,因为与原始序列中的任何其他片段相比,这部 分记录与患者结果更好地相关。整个序列 (1308,1310和1312) 和所提取的 部分 (1302,1304和1306) 分别作为“全局”信号和“局部”信号。

[0327] 仅利用N(患者的数量)个特征矢量可能不能实现较高的预测精确度。局部序列 (1302,1304和1306) 可以进一步被分为几个固定长度的非重叠片 段1318,1320和1322,并 且通过使用患者的对应片段的多数表决来给出患 者结果的预测。

[0328] 首先,具有同一患者的M个片段的全体分类器被组合以提高整个预测性 能。因为预测器的输出可以是类别标签或类别专有连续值(对那些类别给出 的支持程度),所以存在两种类型的组合规则。患者结果被编码为0或1,从 而基于标签的策略(诸如多数表决) 可以被用作组合方法。该规则寻求接受 最高数量的表决的类别并且向其分配用于测试模式 的预测标签。基于片段的 预测方法的细节被详述如下,注意虽然在图13中示出ECG数据,但 是基于片 段的预测方法适用于其他1维生物信号,诸如脑电图 (EEG)。

[0329] 假设数据集L,  $\{(x_m, y_m), n=1, \dots, N, m=1, \dots, M\}$ , 包括N个患者, 并且每个局部 序列被划分为M个片段。假定如果  $\hat{x}$  是测试数据,则  $\hat{y}$  是通过  $f(\hat{x}, L)$  的预测。因为使用M个 片段,所以我们具有关于  $\hat{x}$  的M个预测标签集合。目标是使用M个预测器而不是单独一个来 更好地预测  $\hat{y}$ 。因为考虑两类问题, 所以  $f(\hat{x}, L)$  预测一系列类标签  $w_j \in \{0, 1\}$ , 其中  $j=1, 2$ , 并且第m分类器(在 第m片段上构造的)的预测是  $D_{m,j}$ , 如果第m分类器选择类  $w_j$ , 则  $D_{m,j}$  的 值被 分配为1, 否则被分配为0。然后,关于  $\hat{x}$  的决策被定义为:

$$[0330] \quad \hat{y} = \max_{j=1}^2 \sum_{m=1}^M D_{m,j} \quad (8)$$

[0331] 其中,输出  $\hat{y}$  是具有最高表决数的值。在存在J个类,即  $j=1, \dots, J$  的情况下,通过

$\max_{j=1}^J \sum_{m=1}^M D_{m,j}$  来给出预测标签。

[0332] 因而,到此为止,总片段(TS)方法方案被讨论为使用所有M个片段来用于决策做出。完整的TS算法被提供如下。

[0333] TS算法

[0334] 输入

[0335] -N个患者的ECG信号, $S_1, \dots, S_N$ 。

[0336] -包括生命迹象和患者结果的医院记录, $y_1, \dots, y_N$ 。

[0337] -迭代数量K和总片段数量M。

[0338] HRV测量的计算

[0339] 1.对原始ECG信号进行预处理,诸如滤波、QRS检测、非窦性节拍去除等。

[0340] 2.提取“局部”RR间隔信号来得到序列 $S'_1, \dots, S'_N$ 。

[0341] 3.将 $S'_N$ 分成M个非重叠片段,并且计算HRV测量 $z_n^m$ ,其中 $n=1, \dots, N$ 且 $m=1, \dots, M$ 。

[0342] 4.利用 $z_n^m$ 和生命迹象构造特征矢量 $x_n^m$ ,其中 $m=1, \dots, M$ 。

[0343] ACP事件和死亡率的预测

[0344] 对于 $k=1, \dots, K$

[0345] a)通过随机将 $N_{trn}$ 个患者选择为训练集并将剩余的 $N_{tst}$ 个患者选择为测试集来划分数据集。因为通过M个特征矢量来表示每个患者,所以在训练集中存在 $N_{trn}M$ 个样本并且在测试集中存在 $N_{tst}M$ 个样本。

[0346] b)训练分类器具有 $N_{trn}M$ 个特征矢量和测试集中关于 $N_{tst}M$ 个样本的预测标签。因此,每个测试患者接受M个预测结果。应用多数表决规则,使用等式(8)来获得关于所有测试患者的最终预测结果。

[0347] c)根据预测标签和它们对应的实际标签计算精确度、灵敏度和特异性。

[0348] 结束。

[0349] 输出

[0350] -计算K次迭代的平均值。

[0351] -存储、显示和分析最终结果。

[0352] 代替选择所有的片段,能够使用选择性片段(SS)方法。SS方法仅选择一些片段。

[0353] SS方法背后的基本原理是选择一些“最优”片段来最小化类间差异,其中采用欧式距离[6]来作为选择准则。具体而言,在特征集合之内,确定类中心并且计算任意患者的M个片段中的每个于中心之间的距离。如果 $M^1$ 是所选择的片段的数量,则将保留 $M^1$ 个片段,与丢弃的片段相比它们更靠近对应的类中心。结果,数据集的大小从 $N \times M$ 被减小到 $N \times M^1$ 。因为对选择操作进行监督(使用类信息),所以可以将片段的选择认为是对原始数据集的预处理。完整的SS算法被提供如下。

[0354] SS算法

[0355] 输入

[0356] -ECG信号, $S_1, \dots, S_N$ 。

[0357] -生命迹象和患者结果, $y_1, \dots, y_N$ 。

[0358] -迭代数量K,总片段数量M,和所选择片段的数量M'。

[0359] HRV测量的计算

[0360] 1.在TS算法中进行步骤1-3,以对于每个患者得到M个片段。

[0361] 2.计算类中心  $C_0 = \frac{1}{N^0} \sum_{x \in c_0} x_i$  和  $C_i = \frac{1}{N^i} \sum_{x \in c_i} x_i$ , 其中  $N^i$  是类别  $w_i$  中的 样本数量,  $i=0,1$ 。

[0362] 3.计算N和M个片段与类中心  $C_0, C_1$  之间的欧式距离  $d_n^m$ 。

[0363] 4.单独对于每个患者,对距离排序,并选择与其他片段相比更靠近 对应中心的M'个片段。

[0364] 5.利用  $z_n^m$  和生命迹象构造特征矢量  $x_n^m$ , 其中  $m' = 1, \dots, M'$ 。

[0365] ACP事件或死亡率的预测

[0366] 对于  $k=1, \dots, K$

[0367] -利用通过使用M' 个所选择的片段而不是全部M个片段创建的数据集合 来进行TS算法中的步骤a)-c)。

[0368] 结束。

[0369] 输出

[0370] -计算K次迭代的平均结果。

[0371] -存储、显示和分析最终结果。

[0372] 总之,上述方法中的任何一个可以分类人造神经网络,并且人造神经网络可以被用于有助于预测患者的存活性的预测的方法。

[0373] 图14示出图示根据本发明的实施例的、预测患者的ACP事件和存活性的 方法的流程1400。

[0374] 在步骤1402中,测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合。

[0375] 在步骤1404中,测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合。

[0376] 在步骤1406中,提供包括互连的节点的网络的人造神经网络,节点包括 多个人造神经元。每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入,通过 使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重。每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参 数,每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数。

[0377] 在步骤1408中,处理第一参数集合和第二参数集合以产生适合于输入到 人造神经网络中的处理数据。

[0378] 在步骤1410中,将处理数据作为输入提供到人造神经网络中。

[0379] 在步骤1412中,从人造神经网络中获得输出,输出提供对患者的ACP 事件和存活性的预测。

[0380] 在本发明的实施例中,第一参数集合的处理数据和第二参数集合的处理 数据可以被表示为特征矢量。

[0381] 在本发明的实施例中,处理数据可以是表示为标准化数据的第一参数 集合和第二参数集合。

[0382] 在本发明的实施例中,处理数据可以被分为非重叠片段,以使得到人造 神经网络

中的输入可以包括处理数据的一个或多个非重叠片段的集合。可以对于处理数据的一个或多个非重叠片段的集合中的每一个而得到结果,以使每个结果可以被认为是患者的存活性的预测。

[0383] 在本发明的实施例中,多数表决可以被用来确定对于患者的存活性的预测,通过如下的函数来表示多数表决:

$$[0384] \quad \hat{y} = \max_{j=1}^2 \sum_{m=1}^M D_{m,j}$$

[0385] 其中, $D_{m,j}$ 是用于最后决策做出的中间变量,如果第 $m$ 分类器选择决策联合体中的类 $j$ ,则 $D_{m,j}$ 被分配值1,否则被分配值0。

[0386] 在本发明的实施例中,人造神经网络的结果可以被编码为两类标签。预测患者的存活性的方法然后可以进一步包括向两类标签结果中的每一个应用基于标签的算法,以决定来自人造神经网络的输出,从而提供对患者的存活性的预测。

[0387] 在本发明的实施例中,心律变异性数据可以包括时域数据、频域数据和几何域数据。

[0388] 图15示出根据本发明的实施例的患者存活性预测系统1500的示意图。

[0389] 患者存活性预测系统1500包括:第一输入1502,用于接收涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合;和第二输入1504,用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合。

[0390] 患者存活性预测系统1500包括存储器模块1506,用于存储实现人造神经网络的指令。人造神经网络包括互连的节点的网络,节点包括多个人造神经元。每个人造神经元包含具有相关权重的至少一个输入,通过使用具有多个数据集合的电子数据库来训练人造神经网络而调节相关权重。每个数据集合具有至少涉及心律变异性数据的参数和涉及生命迹象数据的参数。每个数据集合进一步具有涉及患者存活性的参数。

[0391] 患者存活性预测系统1500进一步包括:处理器1508,用于执行存储在存储器模块1506中的指令,以基于第一参数集合和第二参数集合执行人造神经网络的功能并输出对于患者的存活性的预测。显示器1510显示对患者的存活性的预测。

[0392] 在本发明的实施例中,患者存活性预测系统1500包括端口1512,用于从第一输入1502接收第一参数集合并从第二输入1504接收第二参数集合。

[0393] 图16示出根据本发明的实施例的患者存活性预测系统1600的示意图。

[0394] 患者存活性预测系统1600与图15的患者存活性预测系统1500共享类似的组件。患者存活性预测系统1600与图15的患者存活性预测系统1500的主要对比在于患者存活性预测系统1600不使用单个端口来从第一输入1502接收第一参数集合并从第二输入1504接收第二参数集合。相反,患者存活性预测系统1600具有:第一端口1602,用于从第一输入1502接收第一参数集合;以及第二端口1604,用于从第二输入1504接收第二参数集合。

[0395] 图17示出根据本发明的实施例的患者存活性预测系统1700的图片。

[0396] 在图17中,患者存活性预测系统具有ECG传感器1702和血压传感器1704。在桌上型计算机1706中实现用于预测患者存活性的人造神经网络。

[0397] 图18至图21示出在桌上型计算机1706的屏幕上示出的患者存活性预测系统的输出的快照。

- [0398] 图18示出处理原始ECG数据1802以产生滤波后的ECG数据1804。
- [0399] 图19示出患者存活性预测系统能够显示的各种信号图形。
- [0400] 图20示出两个不同患者的预测结果,其中在一种情况(2102)中,预测在72小时内不发生心动停止。在另一种情况(2104)中,预测在72小时内发生心动停止。
- [0401] 图21示出图示根据本发明的实施例的用于预测患者的存活性的方法的流程图2150。
- [0402] 该方法包括六个步骤,2152、2154、2156、2158、2160和2162。
- [0403] 在步骤2152中,测量涉及患者的心律变异性数据的第一参数集合。
- [0404] 在步骤2154中,测量涉及患者的生命迹象数据的第二参数集合。
- [0405] 在步骤2156中,获得涉及患者特征的第三参数集合。
- [0406] 在步骤2158中,当需要时,将第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合作为标准化数据值的组提供到在电子数据库内实现的评分模块。该评分模块具有与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数集合相关的相应种类。每个种类具有多个预定义的值范围,多个值范围中的每个具有预定义的分值。
- [0407] 在步骤2160中,确定第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分值。通过向与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的相应参数相关的类别的多个值范围的相应的预定义的值范围分配标准化数据集合(来自步骤2158),来确定分值,相应的预定义的值范围涵盖标准化数据集合。
- [0408] 在步骤2162中,获得总分值,总分值是关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的分值(见步骤2160)的总计。总分值提供对于患者的存活性的指示。
- [0409] 可以依据下面的例子来实现在图21中图示的方法,例子涉及预测72小时之内的患者的心动停止。
- [0410] 当患者被转移到医疗类选法区域以用于评定时,患者的特征(诸如年龄)、生命迹象(诸如GCS、温度、脉搏速率、呼吸速率、SBP、DBP、SpO<sub>2</sub>和疼痛分值)以及HRV参数(时域、频域和几何域)将被根据本发明实施例的患者存活性预测系统所记录和分析。在该实施例中,所测量的HRV参数变为第一参数集合,而所测量的生命迹象数据形成第二参数集合。患者特征形成第三数据集合,也可以从患者的医院记录来得到患者特征。值得赞赏的是,也可以通过患者存活性预测系统来记录进一步的患者健康数据。
- [0411] 患者存活性预测系统可以具有其中实现评分模块的电子数据库。评分模块可以基于数学模型,该数学模型可以基于诸如单变量分析的逻辑回归。在一个实施例中,例如可以对来自心血管(CVS)和非心血管(非CVS)患者的样本的数据使用逻辑回归数学模型。逻辑回归数学模型可以分别与关于CVS和非CVS患者的人口统计参数(年龄)、生命迹象与HRV参数的组合拟合。可以通过受试者工作特征(receiver operating characteristic, ROC)分析以及敏感性、特异性肯定预测值(sensitivity, specificity and positive predictive value, PPV)和否定预测值(negative predictive value, NPV)来研究预测性能。下面的表1归纳了根据本发明的一个实施例的第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合在评分模块内的组织状态。
- [0412] 表1:基于关于人口统计、生命迹象和HRV参数的评分方案的模型

[0413]

	参数和相应的值范围	分数
年龄	<40	1
	40-49	2
	50-59	2
	60-69	3
	70-79	4
	$\geq 80$	4
GCS	$\leq 5$	6
	6-10	4
	11-14	3
	15	0
温度	<36.5	5
	36.5-37.4	0
	$> 37.4$	4
脉搏速率	<60	4
	60-99	1
	100-129	4
	$\geq 130$	5

[0414]

呼吸速率	<10	6
	10-16	3
	>16	4
SBP	<90	6
	90-120	2
	>120	5
DBP	<60	4
	60-95	2
	>95	3
SPO2	<95	5
	>=95	0
疼痛分数	0	0
	1-5	3
	6-10	4
aRR(s)	<0.73	0
	0.73-0.95	0
	>0.95	3
STD(s)	<0.04	0
	0.04-0.08	0
	>0.08	3
avHR(bpm)	<63.46	0
	63.46-83.24	0
	>83.24	3
sdHR(bpm)	<3.84	0
	3.84-6.36	0
	>6.36	3
RMSSD	<0.02	0
	0.02-0.07	0
	>0.07	3
nn50 (计数)	<3.34	0
	3.34-39.64	0
	>39.64	3
pnn50 (%)	<17.43	3
	>=17.43	1
RR三角指数	<3.20	5
	>=3.20	3
TINN (ms)	<0.18	3
	0.18-0.33	0
	>0.33	0
LS-VLF能量 (ms <sup>2</sup> )	<0.15	3
	>=0.15	0

[0415]	LS-LF 能量 (ms2)	<0.12	3
		>=0.12	0
	LS-HF 能量 (ms2)	<0.08	2
		0.08-0.20	3
		>0.20	4
	LS-total 能量 (ms2)	<0.46	3
		>=0.46	0
	LS-LF 能量 (nu)	<41.91	3
		41.91-70.76	0
		>70.76	0
	LS-HF 能量 (nu)	<29.24	0
		29.24-58.09	0
		>58.09	3
	LS-LF/HF 比	<0.62	3
		0.62-2.54	0
		>2.54	0

[0416] 如表1中所示,评分模型具有多个种类(年龄、GCS、温度、脉搏速率、……、LS-LF/HF比),其中每个种类具有多个预定义的值范围(例如,种类“年龄”具有<40,40-49,……,>=80的值范围)。多个预定义的值范围中的每个具有预定义的分值(例如,种类“年龄”、值范围<40,40-49,……,>=80分别具有分值1、2、……、和4)。

[0417] 每个中路与第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的相应参数相关。例如,种类“aRR(s)”、“STD(s)”、……和“LS-LF/HF比”是HRV参数,并且因此在该实施例中与第一参数集合相关。第一参数集合的“aRR、STD、……和LS-LF/HF比”参数将与在表1中示出的评分模型的种类“aRR(s)、STD(s)、……和LS-LF/HF比”对应。

[0418] 在表1中,例如从CVS和非CVS患者的样本来导出关于种类“年龄”的预定义的值范围和它们各自的分数值二者,以对变量分组。根据从CVS和非CVS患者的样本导出的数据来导出关于生命迹象的预定义的值范围和它们各自的分数值二者(即,种类“GCS”、“温度”、“脉搏速率”、“SBP”、“SpO2”、和“疼痛分数”)。关于HRV参数的预定义的值范围和它们各自的分数值二者(即,种类“aRR(s)”、“STD(s)”、……和“LS-LF/HF比”)基于新加坡的正常人群的ECG研究。

[0419] 如表1中所示,仅对来自第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合的所需要的参数进行标准化。例如,来自第一参数集合的参数“年龄”和来自第二参数集合的参数“温度”无需被标准化,因为在评分模型中与它们对应的种类被设计为处理来自患者的实际记录的值。

[0420] 当需要时,向其相关种类分配关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的标准化数据。此外,向相关种类之内的相应值范围分配标准化数据,该标准化数据落入相应的值范围内或被该值范围所涵盖。向其相关种类之内的其相应的值范围分配标准化数据的目的是基于在表1中归纳的评分方法来确定标准化数据的分值。根据表1,能够观察到最大可能分值是100且最小可能分值是15。

[0421] 下面的表2示出通过使用在表1中归纳的评分方法、对于患者的人口统计、生命迹象和HRV参数中的每个参数获得的各个分值的总结。

[0422] 表2:患者人口统计、生命迹象和HRV测量

	参数和种类	分数
	年龄 >=80	4
	GCS 11-14	3
	温度 >37.4	4
	脉搏速率 >=130	5
	呼吸速率 >16	4
	SBP >120	5
	DBP >95	3
	SPO2 <95	5
	疼痛分数 6-10	4
	aRR(s) >0.95	3
	STD(s) >0.08	3
[0423]	avHR(bpm) >83.24	3
	sdHR(bpm) >6.36	3
	RMSSD >0.07	3
	mnSO (计数) >39.64	3
	pnn50 (%) <17.43	3
	RR 三角指数 <3.20	5
	TINN (ms) <0.18	3
	LS-VLF 能量 (ms <sup>2</sup> ) <0.15	3
	LS-LF 能量 (ms <sup>2</sup> ) <0.12	3
	LS-HF 能量 (ms <sup>2</sup> ) >0.20	4
	LS-总能量 (ms <sup>2</sup> ) <0.46	3
	LS-LF 能量 (nu) <41.91	3
	LS-HF 能量 (nu) >58.09	3
	LS-LF/HF 比 <0.62	3
	总分数	88

[0424] 如表2中所示,获得总分数,总分数是关于第一参数集合、第二参数集合和第三参数集合中的每个参数的每个分数的合计。

[0425] 下面的表3示出了根据本发明的实施例的在评分模型内的多个风险种类的归纳组织状态。

[0426] 表3:评分模型内的风险种类的组织状态

	在72小时内具有心动停止的风险级别	分数
[0427]	低	15-40
	中	41-60
	高	61-80
	非常高	81-100

[0428] 多个风险种类的每个种类(诸如低、中、高和非常高)具有预定义的值范围。在表2中获得的总分数被分配给具有涵盖该总分数的预定义的值范围的种类。因而,对于表2中的总分数“88”,评定患者具有“非常高”的风险级别在72小时内发生心动停止。在表3所示的实施例中,可以以任意方式来 确定多个风险种类中的每一个的数字范围。

[0429] 表4示出对于1021名患者的样本、通过使用如图21所示的评分模型而 获得的结果的归纳,在72小时内是否发生心动停止的实际结果进行对照。

[0430] 根据表4,通过使用图21的评分模型而获得的结果指示:对于1021名患者,26名(或采样大小的2.5%)属于“低”风险种类,661名(或采样大小的64.7%)属于“中”风险种类,333名(或采样大小的32.6%)属于“高”风险种类,而1名(或采样大小的0.1%)属于“非常高”风险种类。对采样大小的百分比值采用一位小数精度。

[0431] 在“低”风险种类的26名患者中,不发生心动停止。在“中”风险种类的661名患者中,3.2%在72小时内遭受心动停止。在“高”风险种类的333名患者中,9.0%在72小时内遭受心动停止。对于“非常高”风险种类的1名患者中,在72小时内发生心动停止。

[0432] 表4:对照实际结果的评分模型的评定

72小时内具有心动停止的风险级别	风险估值患者 n (%)	72小时内心动停止 (%)	
		No	Yes
低	26 (2.5)	100.0	0.0
中	661 (64.7)	96.8	3.2
高	333 (32.6)	91.0	9.0
非常高	1 (0.1)	0.0	100.0

[0434] 根据表4,曲线(AUC)的区域以95%的分数置信区间(confidence interval)来预测72小时内发生心动停止的范围从0.633至0.769,其具有0.701的平均精确度。

[0435] 实验数据集合1

[0436] 在使用八个生命迹象来形成用于患者结果预测的特征矢量的一部分情况下做出实验。这些生命迹象是温度、呼吸速率、脉搏、心脏收缩血压(SBP)、心脏舒张血压(DBP)、氧饱和度(SpO2)、格拉斯哥昏迷评分(GCS)和疼痛分数。

[0437] 在该数据集合中,每个患者被表示为24度空间(24-dimensional)特征矢量,并且对应的结果被编码为0(存活并出院)或1(死亡)。在100名患者中,40例死亡且60例存活。在分类以前,通过对原始数据执行min-max标准化(离差标准化)来将特征集合变换到区间[-1,1]。假设 $\min_A$ 和 $\max_A$ 是属性值 $A = [x_1(i), \dots, x_N(i)]$ 的最小值和最大值,其中 $i \in [1, 24]$ 并且N是样本总数量。min-max标准化通过如下计算将A的值v映射到范围 $[\min'_A$ 和 $\max'_A]$ 中的 $v'$ 。

$$[0438] \quad v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} (\max'_A - \min'_A) + \min'_A \quad (9)$$

[0439] 该类标准化保留了原始数据值之中的关系,因此有助于预测。为了使患者存活性预测系统的实施例生效,随机选择75名患者来训练,并且使用剩余的25名患者来进行测试。该划分和分类过程被重复50次,并且记录平均输出值。

[0440] 根据图11可知,60名患者属于类0且40名患者被分类为类1。结果,随机选择可能导致偏移的训练和测试集合,即两类的样本数量不平衡。可替代地,对于两类分别进行随机划分,以使得在每次迭代中类0中的75%和类1中的75%将进入到训练集合。在图22中示出了该有效系统。可以看出,在图22中表示的架构是与大多数模式识别系统类似的径直向前的(straight-forward),其中分别实现数据获取、特征提取和分类。

[0441] 在实践中,ECG记录在长度和信号质量方面广泛不同。因此,需要几个预处理步骤来确保量化后的RR间隔序列。在计算HRV测量之前,对照MIT-BIH数据库验证QRS检测和非窦性节拍检测算法。发现这些算法在针对MIT-BIH数据库中的ECG信号检测QRS合成体和检

测非窦性节拍时执行良好,具有较高的灵敏度(99.8%)和特异性(99.4%)。

[0442] 在实验中,为分类实现ELM和SVM。因此,应当清楚在这些算法中使用的几个参数。在ELM中,隐藏神经元的数量被分配为30。对于SVM,使用LIBSVM包中的参数的默认设置。为了评估预测性能,除了分类精确度外,计算灵敏度和特异性。作为对于二值分类广泛使用的统计测量,灵敏度测量正确预测的肯定样本的数量对实际的肯定数量之比,并且特异性是正确识别的否定的比例。如果患者结果是死亡,则决策被定义为肯定的,而否定情况是指存活。因此,获得下面的测量。

[0443] -正确肯定(TP):死亡情况被正确地预测为死亡。

[0444] -错误肯定(FP):存活情况被错误地预测为死亡。

[0445] -正确否定(TN):存活情况被正确地预测为存活。

[0446] -错误否定(FN):死亡情况被错误地预测为存活。

[0447] 随后,确定灵敏度、特异性和精确度,并将它们用于在实验中评估所提出的方法。

[0448]  $\text{灵敏度} = TP / (TP + FN)$

[0449]  $\text{特异性} = TN / (TN + FP)$

[0450]  $\text{精确度} = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN)$

[0451] 一般,希望较高的灵敏度、特异性和精确度,从而能够正确地识别出两类中的更多情况。

[0452] 基于片段的预测

[0453] 在实现方式中,每个片段被设置为250个节拍,并且从原始RR间隔序列中提取每名患者的9个片段。通过对三个所选择的片段( $M' = 3$ )应用基于标决定预测策略,分别在图23、24和25种呈现使用生命迹象、HRV测量和组合特征的分类结果。

[0454] 图23和图24分别示出利用传统生命迹象和HRV测量的预测结果。可以观察到,SVM在精确度和特异性方面通常胜于ELM。ELM和SVM算法二者在灵敏度方法实现不分伯仲的性能。与基于生命迹象的结果相比,给予HRV测量的结果使用ELM而给出更高的精确度和灵敏度。使用SVM,基于生命迹象和HRV测量的结果在精确度方面产生类似的性能。此外,通过用HRV测量来代替生命迹象,灵敏度增加而特异性减少。通常,单独利用HRV测量或生命迹象来预测死亡率是不能令人满意的。通过组合HRV测量和生命迹象,使用具有线性核心的SVM获得最好的结果(精确度:78.32%,灵敏度:65%,特异性:87.2%),如可以从图25中所看到的。根据这些结果,观察到组合HRV测量和生命迹象通常能够提高预测性能。

[0455] 几个参数可能影响最终结果,特别是所选择的片段的数量 $M'$ 。因此,在下面研究具有不同的参数值 $M'$ 的预测结果。当 $M' = M$ 时,选择片段的全集,即TS方法。如果 $M' < M$ ,则采用用于生成更紧凑的数据集合(即,更小的类间变化)的 $M'$ 个片段来用于预测。在对两类问题应用多数表决中,应当对决策组合使用奇数个预测器。因此,对于表决选择不同的 $M'$ 个片段,并且在图26中示出其结果。观察到,当 $M'$ 是3时,SVM执行得最好,且ELM也能实现良好的结果。此外,随着 $M'$ 的递增,数据集合中的样本数量增加。因此, $M'$ 被设置为3以保持对于临床使用来说简单而有效的预测系统。

[0456] 不同预测策略的比较

[0457] 如下归纳预测策略,并在图27中图示。

[0458] -全局:根据整个RR间隔序列来计算HRV测量,其中信号的长度在2273个节拍至

21697个节拍中变化。

[0459] -局部:根据原始信号的最后一部分(2250个节拍长)来根据局部序列 而计算HRV测量。

[0460] -全部片段:局部序列中所有非重叠片段通过多数表决规则被用于预测。在该研究中,每个片段是250个节拍长,并因此从局部序列中获得每名患者 的9个片段。

[0461] -选择性片段:局部序列中的所选择的 $M'$ 个非重叠片段通过多数表决规 则被用于预测。因为选择 $M'$ 个片段,所以使用每名患者的 $M' \times 250$ 个节拍 长的信号来用于分析。

[0462] 如在图28中看到的,在一些情况中,全局策略胜于局部策略,而在另一 一些情况中相反,但是通过使用选择性片段方法获得了最好的结果。

[0463] 实验数据集2

[0464] 在另一研究中,从新加坡综合医院(SGH)的急诊医学部(DEM)处的临 床疾病患者中获得八个生命迹象和原始ECG数据。这些生命迹象包括温度、呼吸速率、脉搏、心脏收缩 血压(SBP)、心脏舒张血压(DBP)、氧饱和度( $SpO_2$ )、格拉斯哥昏迷评分(GCS)和疼痛分数。使用LIFEPAK 12去纤颤器/监视器 来获得ECG信号,并使用CODE-STAT Suite来下载。为了确保量化后的RR间 隔被用于计算HRV测量,在数据集中仅包括包含多于70%窦性律动的 情况。总之,选择100名患者进行分析,其中40例死亡而60例存活并出院。

[0465] 在数据集中,每名患者被表示为24度空间特征矢量(16个HRV测量 和8个生命迹 象),并且对应结果被编码为0(存活并出院)或1(死亡)。在 实验中,随机选择75名患者来训 练,并且使用剩余的25名患者来进行测试。该划分和分类过程被重复50次,并且记录平均 输出值。然而,随机选择样本 可能导致不平衡的训练和测试集合,因此我们对于每类分别 进行随机划分,以使得在每次迭代中类0中的75%和类1中的75%将进入到训练集合。

[0466] 在分类以前,执行min-max标准化以将特征集合变换到区间 $[-1, 1]$ ,并 且隐藏神 经元的数量被启发式地确定为30。此外,计算灵敏度、特异性和分 类精确度以评估预测性 能。此后,报告并分析实验结果。

[0467] 基于片段的患者结果分析

[0468] 在100名患者的数据集中,RR间隔的长度在2273个节拍至21697个 节拍中变化, 因此局部序列的最大长度是2273个节拍。局部序列被划分为9 个片段( $M=9$ ),每个片段是 250个节拍长。通过应用基于片段的预测策略,在图29中呈现了使用生命迹象、HRV测量和 组合特征的分类结果。可以观察 到,使用具有sigmoid激励函数的组合特征获得最好的结 果(精确度:70.88%, 灵敏度:47.93%,特异性:78.92%),并且利用HRV测量或生命迹象的 死亡率 的预测是不能令人满意的。当单独使用生命迹象和HRV测量时,HRV测量获 得更高的 灵敏度,而生命迹象在预测特异性方面胜于HRV测量。根据图29,观察到组合HRV测量和 生命迹象通常能够提高预测性能。

[0469] 在实践中,ELM中的隐藏节点的数量通常控制网络复杂度和学习性能,因而可能 影响最终结果。

[0470] 图30、图31和图32描绘了ELM关于不同数量的隐藏节点的性能。在图 30至图32中, 分别使用下面的激励函数:硬限幅、sigmoid和正弦。

[0471] 可以看到,当隐藏节点的数量在20到30变化时获得良好的预测结果,而不管激励 函数如何。我们也观察到,使用30个隐藏神经元、利用sigmoid 函数获得最好的结果。此外,

如图29所示出的,能够在几毫秒内完成利用 ELM的训练和测试。

[0472] 不同预测策略的比较

[0473] 根据从ECG信号中计算HRV测量的方式,所使用的三个预测策略是基于 全局、基于局部和基于片段的方法。这些策略的详细描述如下。

[0474] -基于全局的方法:根据整个RR几个序列来计算HRV测量。

[0475] -基于局部的方法:根据表示患者的局部序列来计算HRV测量。

[0476] -基于片段的方法:利用多数表决规则,使用局部序列中的所有非重叠片 段来用于预测。

[0477] 显然的是,当实现全局策略和局部策略时,使用一个特征集合来表示用 户,而如果采用基于片段的方法则对一个患者计算M个特征集合。如从图33 中所看到的,局部策略胜于全局策略,且基于片段的方法获得最好的结果。

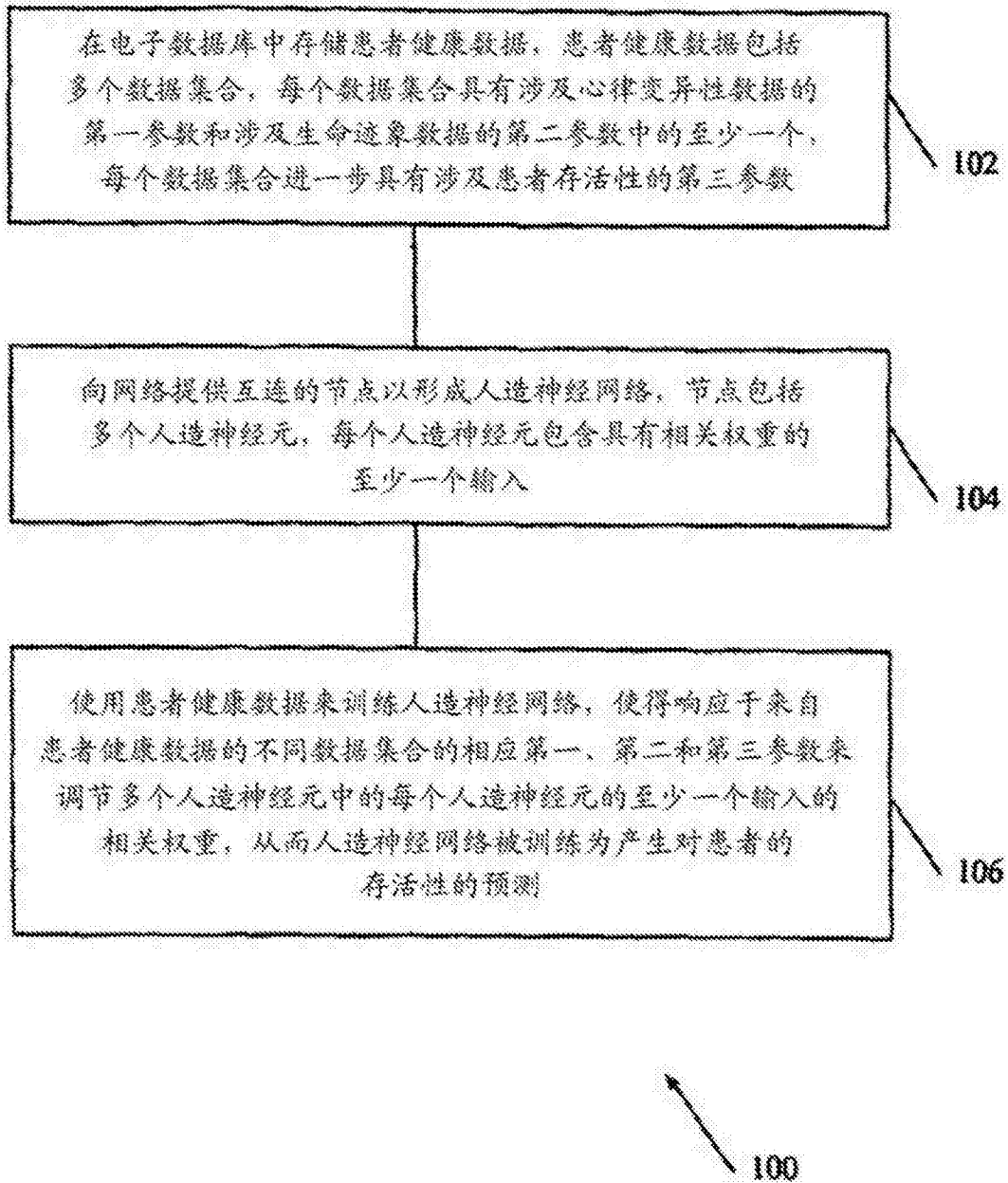


图1

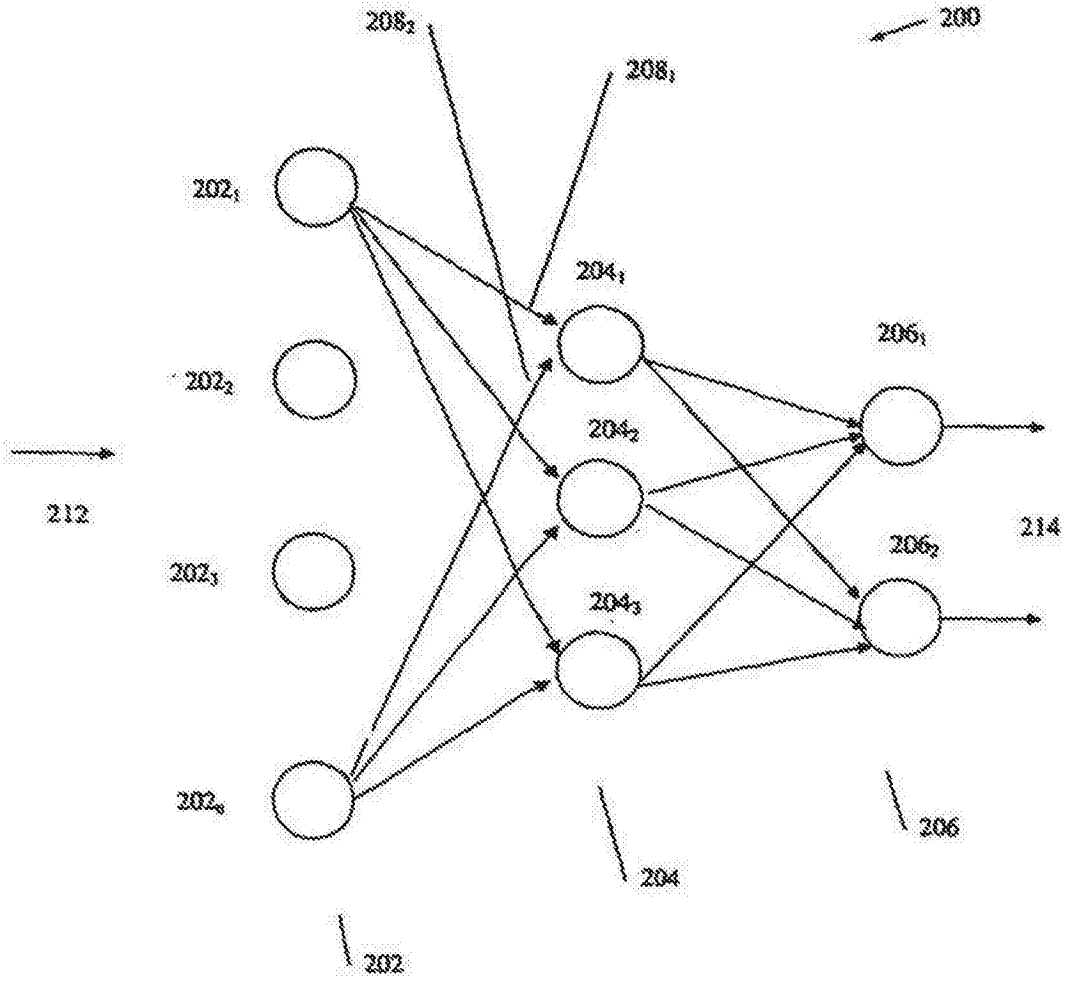


图2

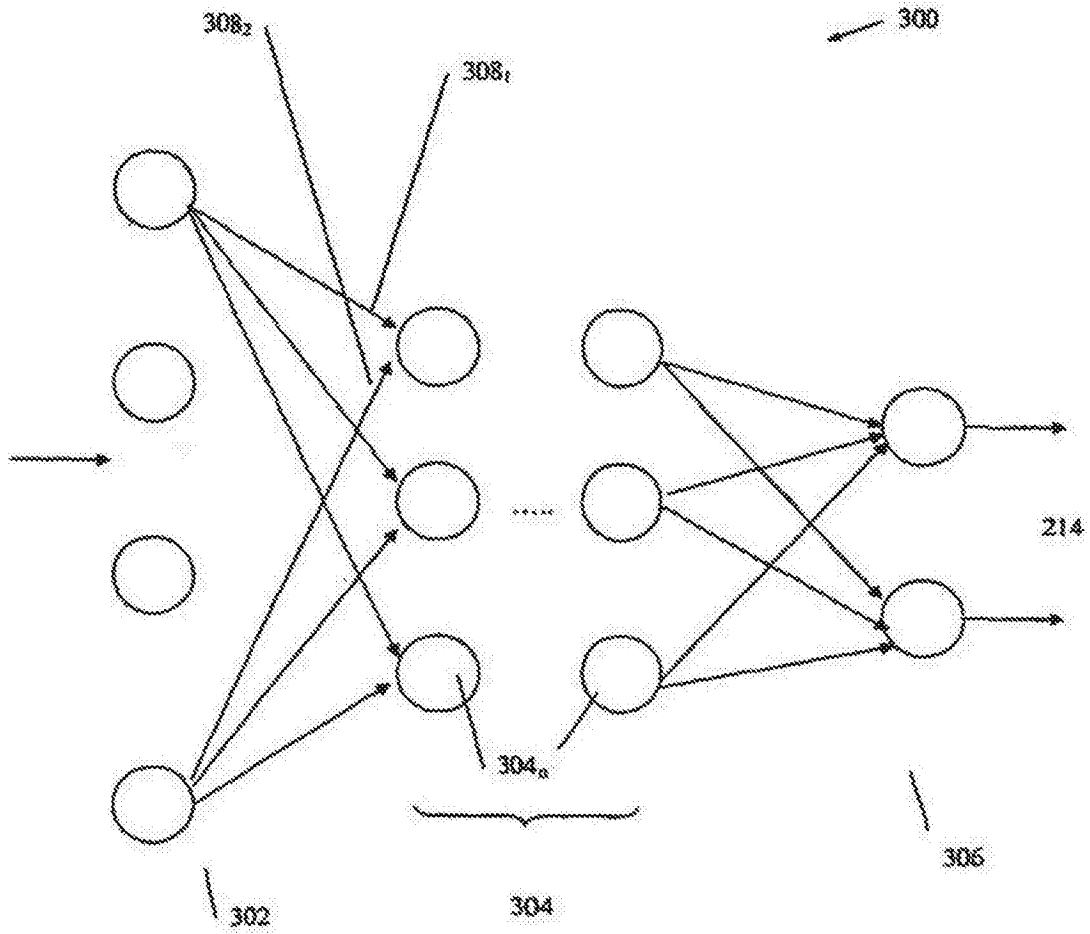


图3

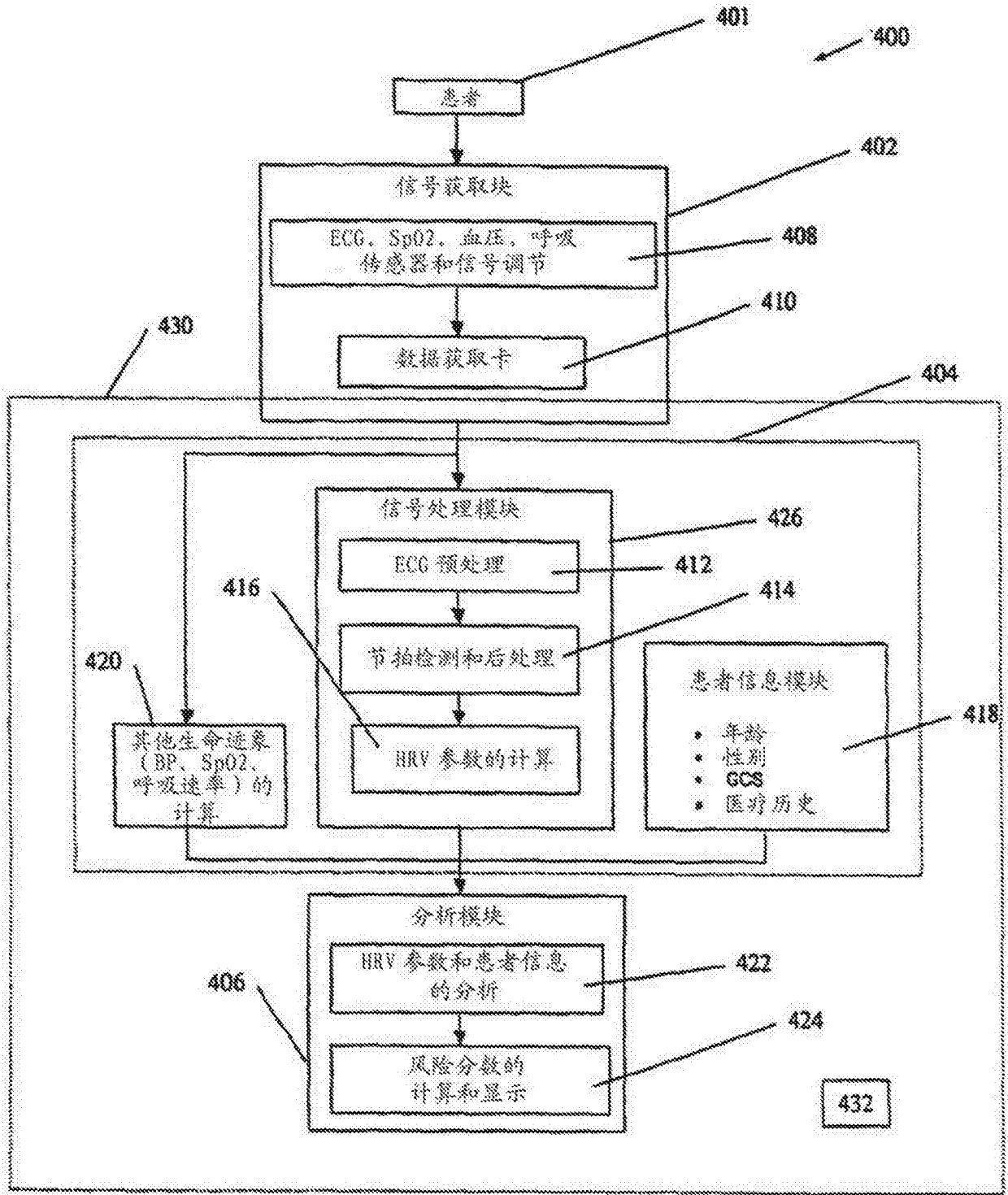


图4

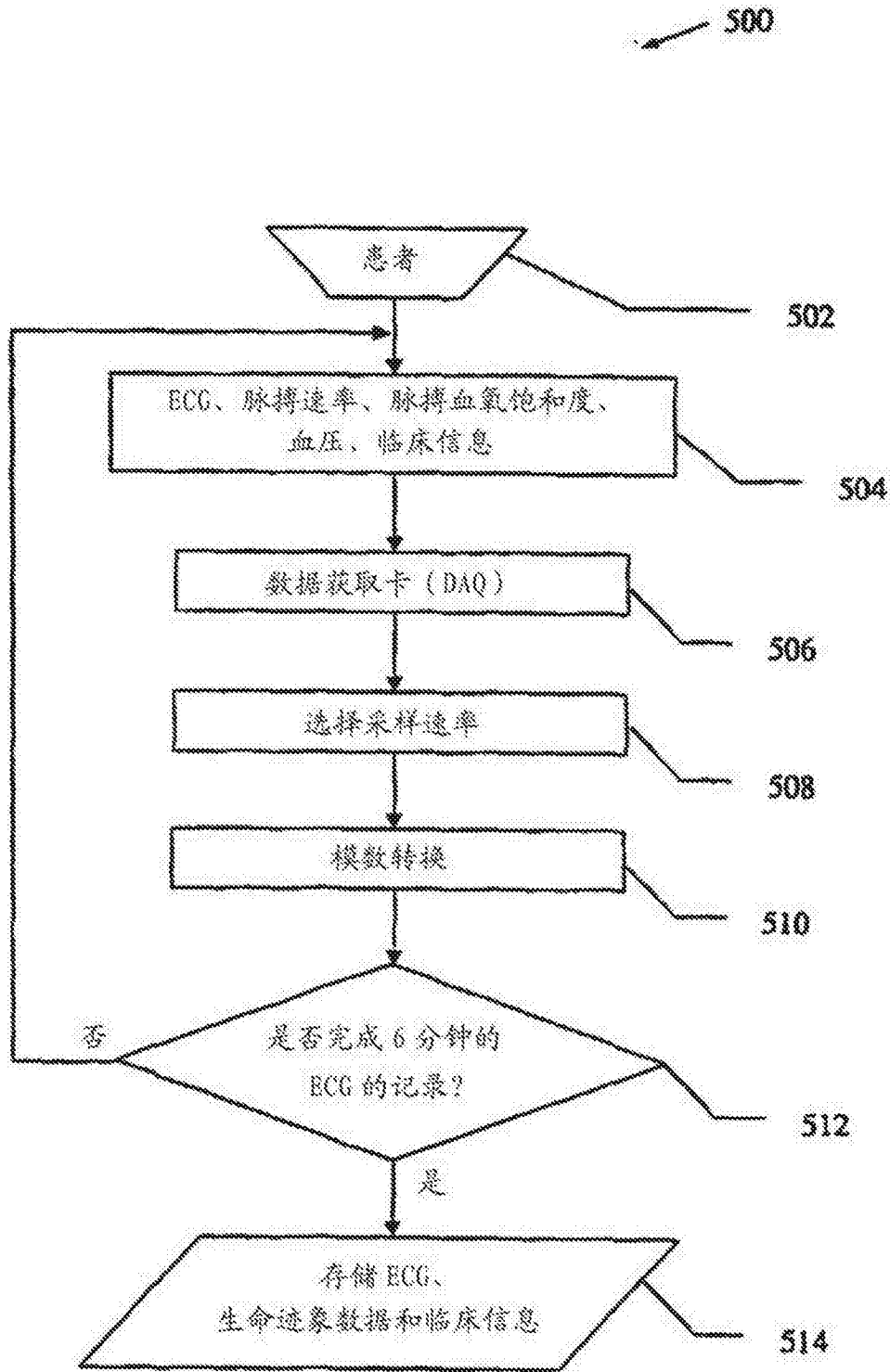


图5

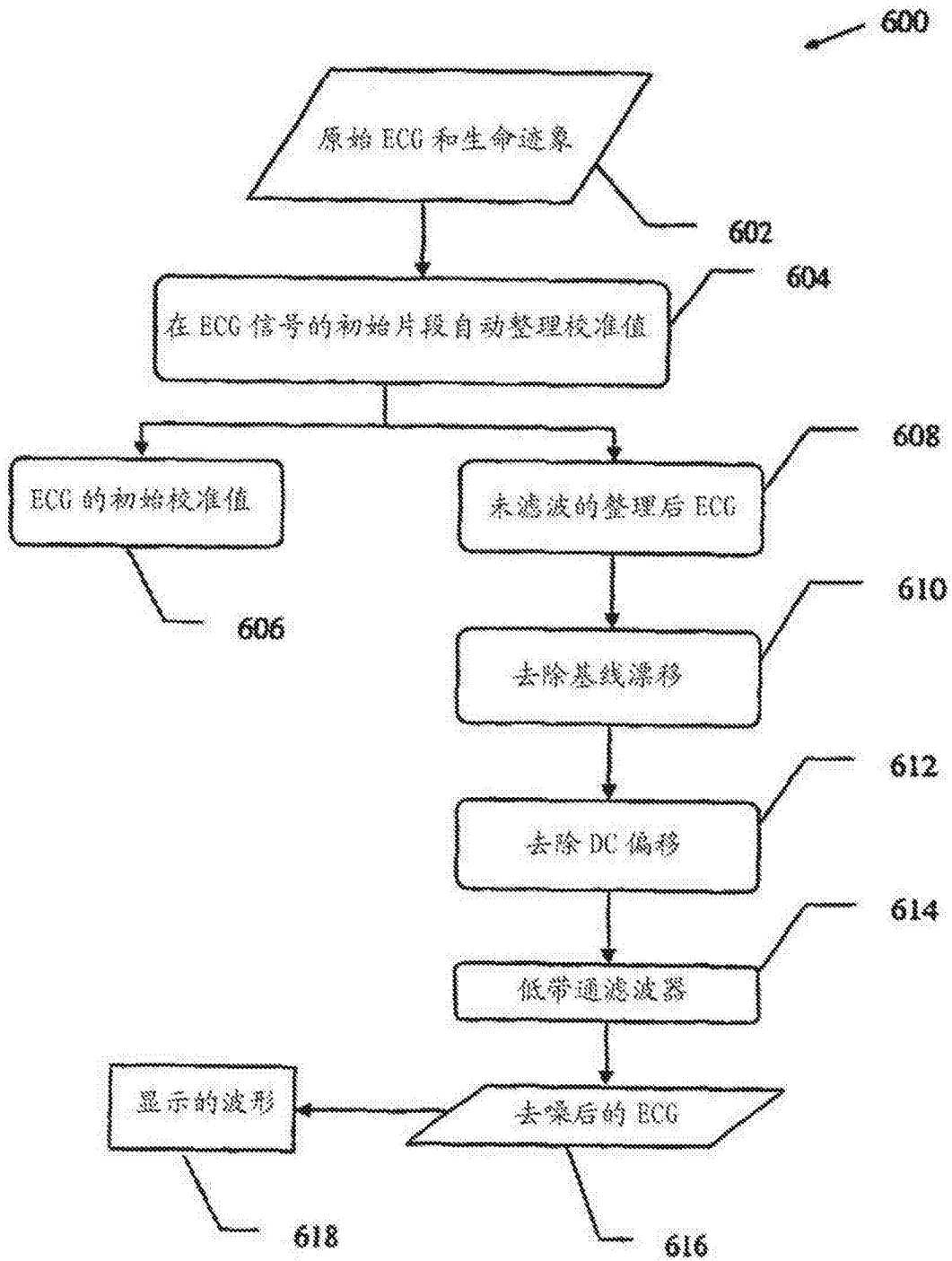


图6

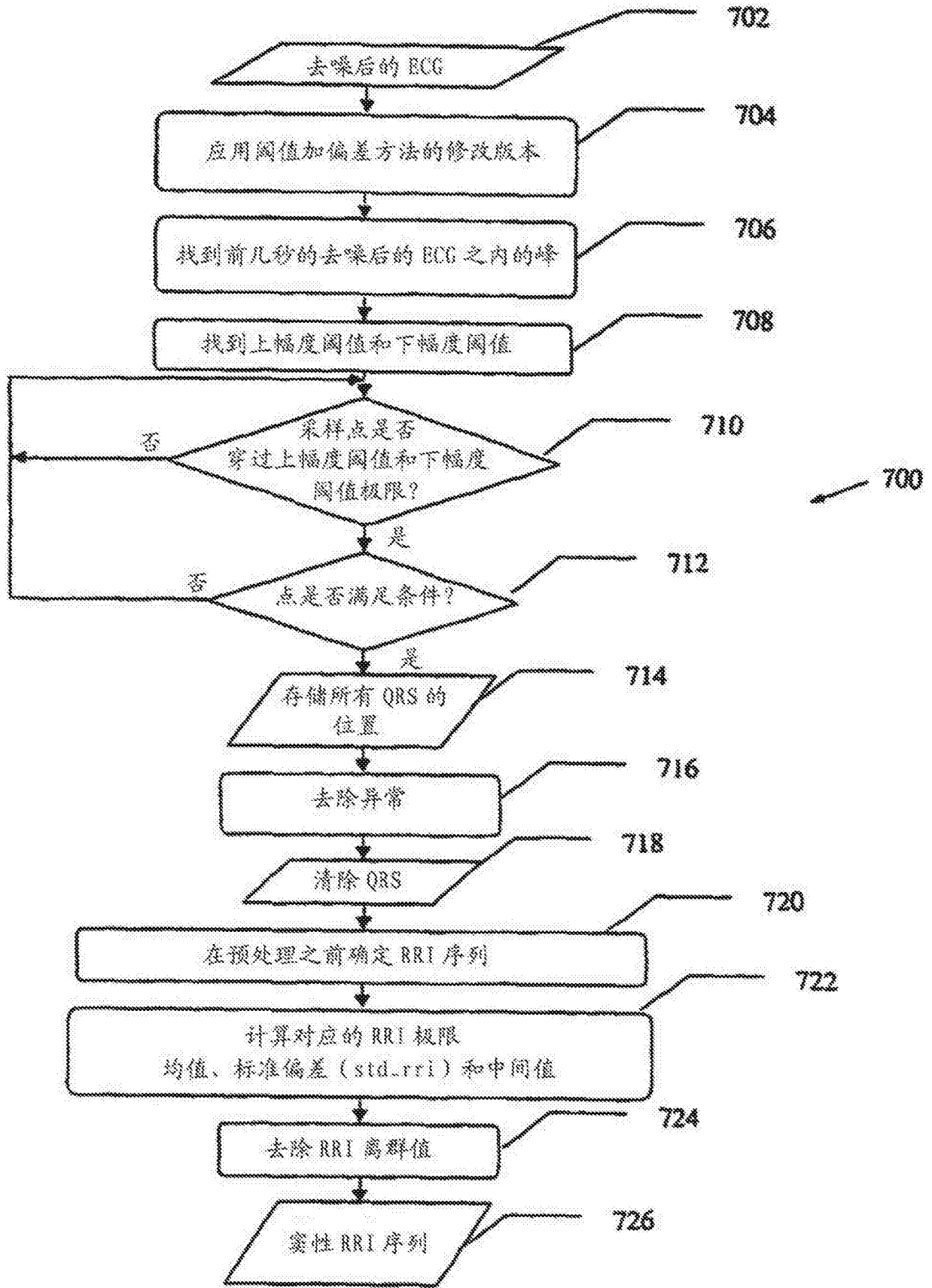


图7

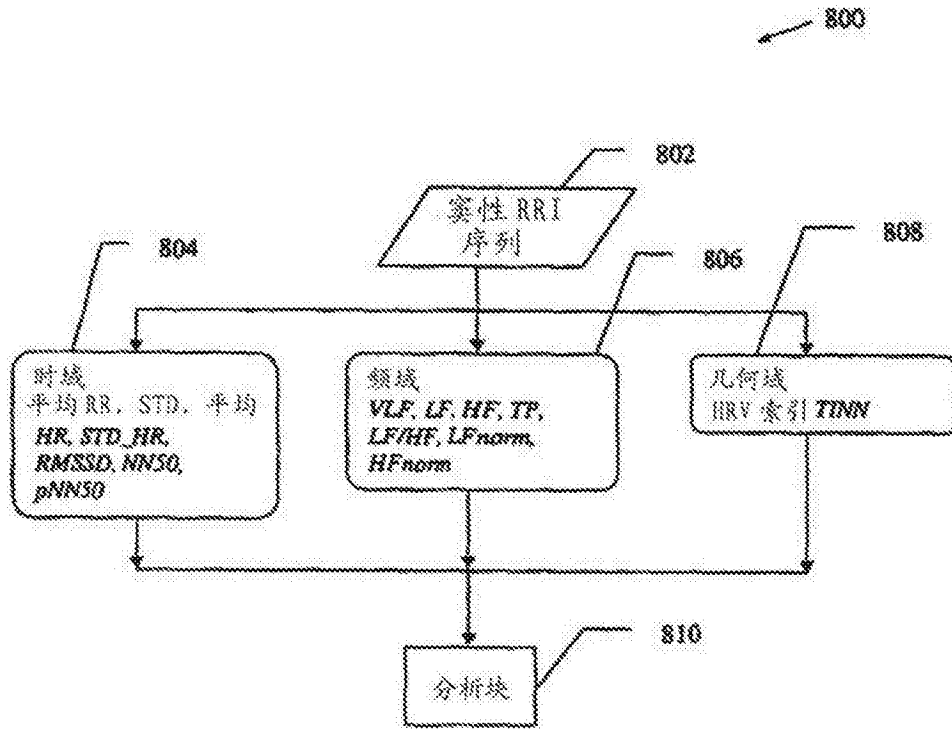


图8

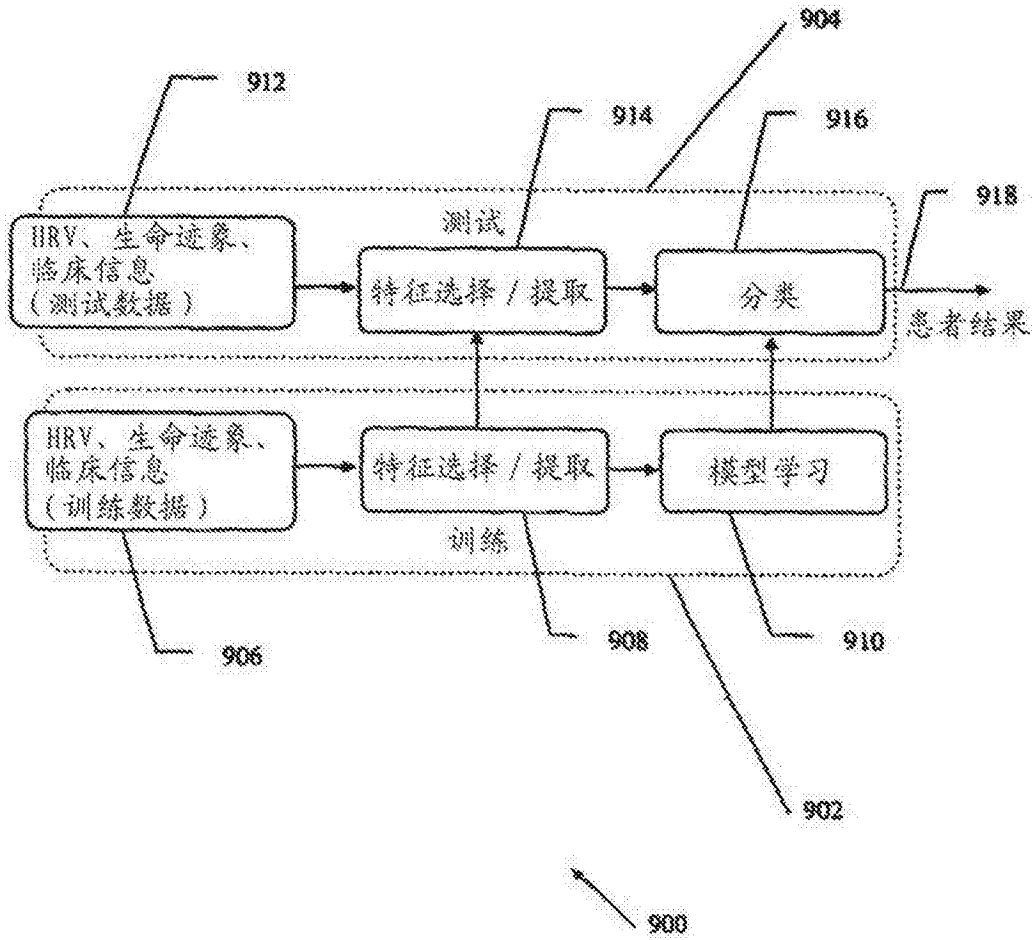


图9

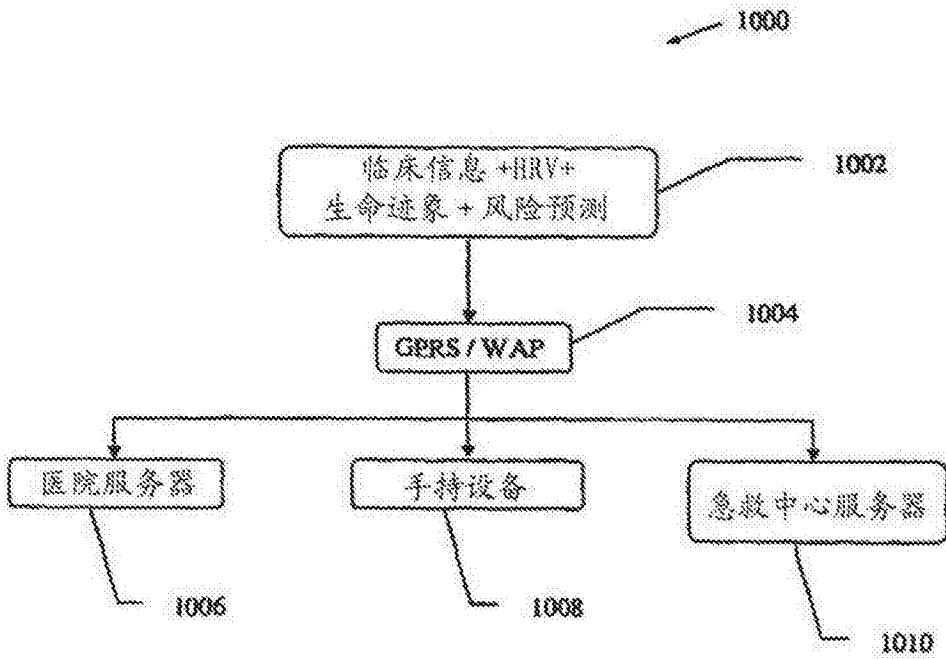


图10

特征	(N=100)
平均年龄 (SD)	65.21 (15.95)
女性 (%)	37 (37.00)
种族 (%)	
中国人	73 (73.00)
马来人	15 (15.00)
印度人	7 (7.00)
其他	5 (5.00)
优先权等级 (%)	
P1	87 (87.00)
p2	13 (13.00)
生命迹象 (SD)	
温度 (°C)	36.81 (0.75)
呼吸速率 (/min)	19.47 (4.34)
脉搏 (/min)	91.82 (27.35)
SBP (mmHG)	135.99 (37.80)
DBP (mmHG)	75.94 (20.89)
SpO <sub>2</sub>	95.19 (7.12)
GCS	14.01 (2.77)
疼痛分数	1.84 (3.15)
患者结果 (%)	
死亡	40 (40.00)
存活	60 (60.00)
EKG 特征 (SD)	
平均长度 (min)	207.52 (102.07)
% 窦性心律	89.64 (13.99)

图11

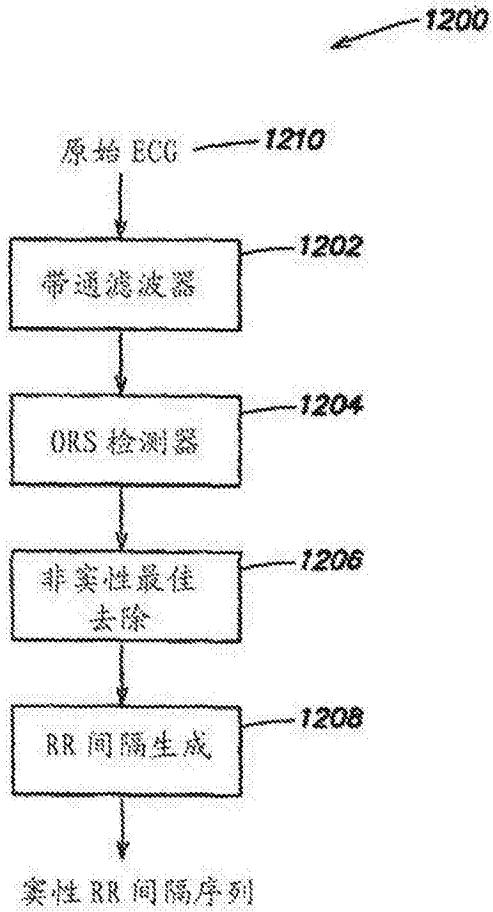


图12

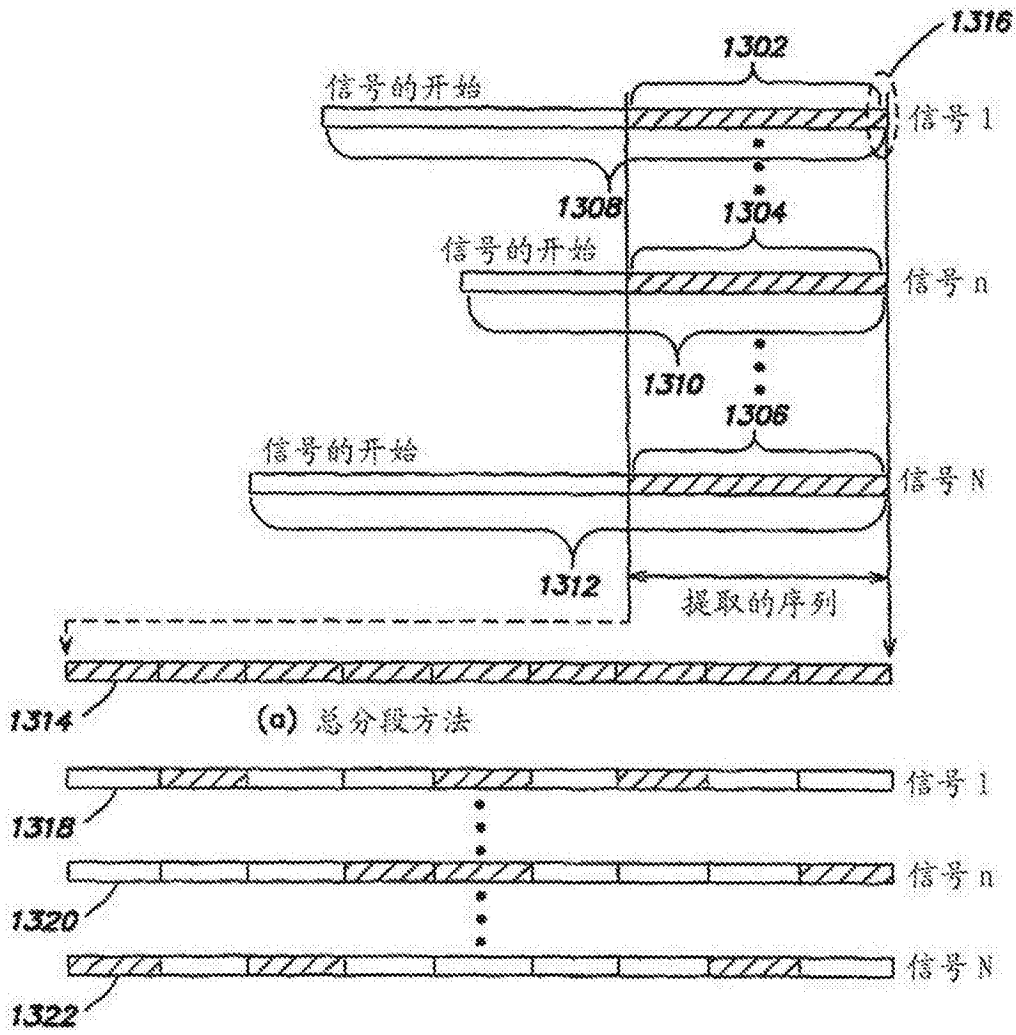


图13

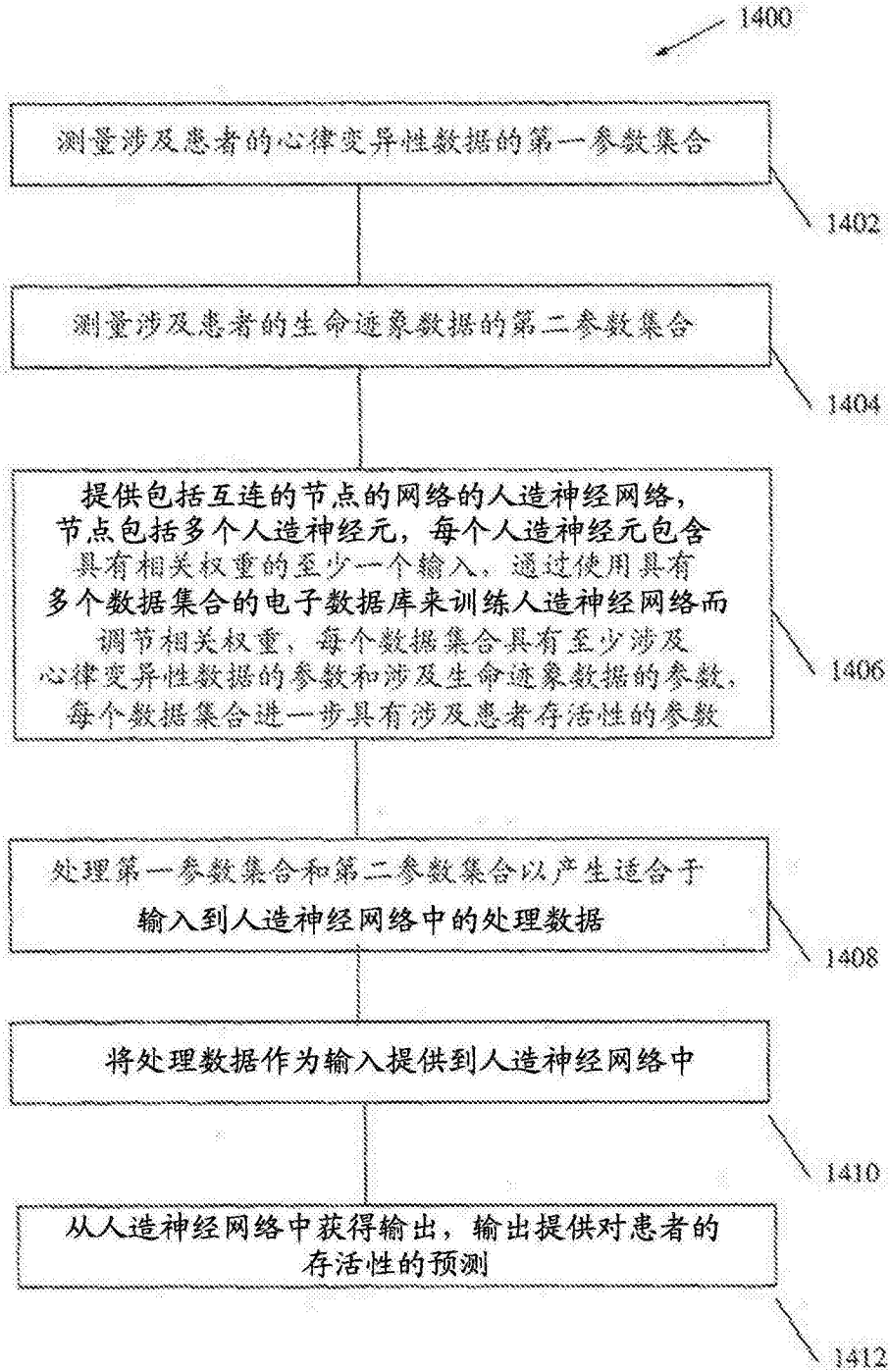


图14

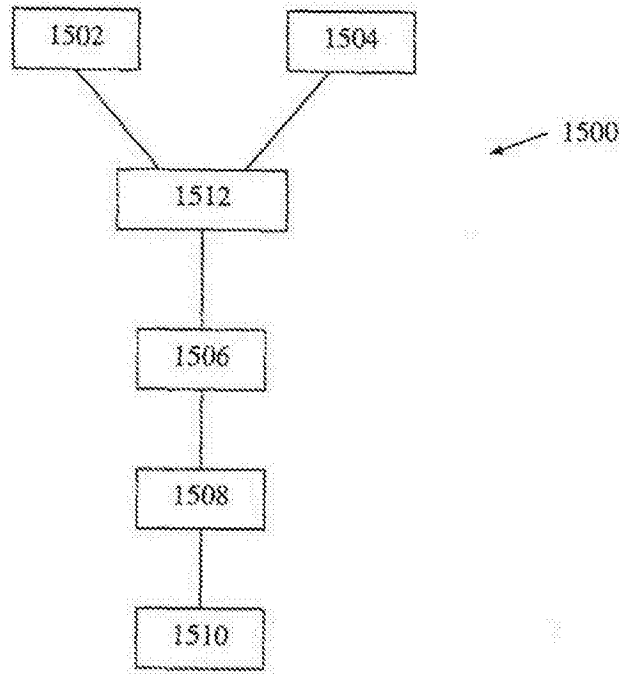


图15

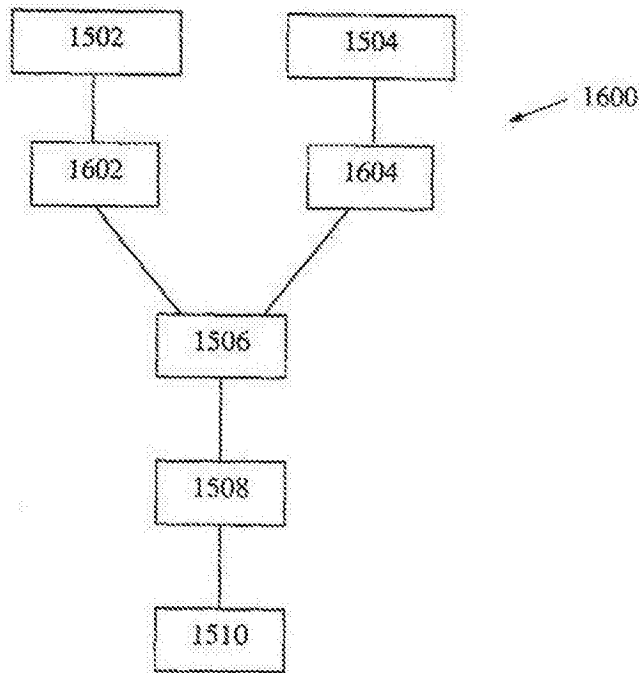


图16

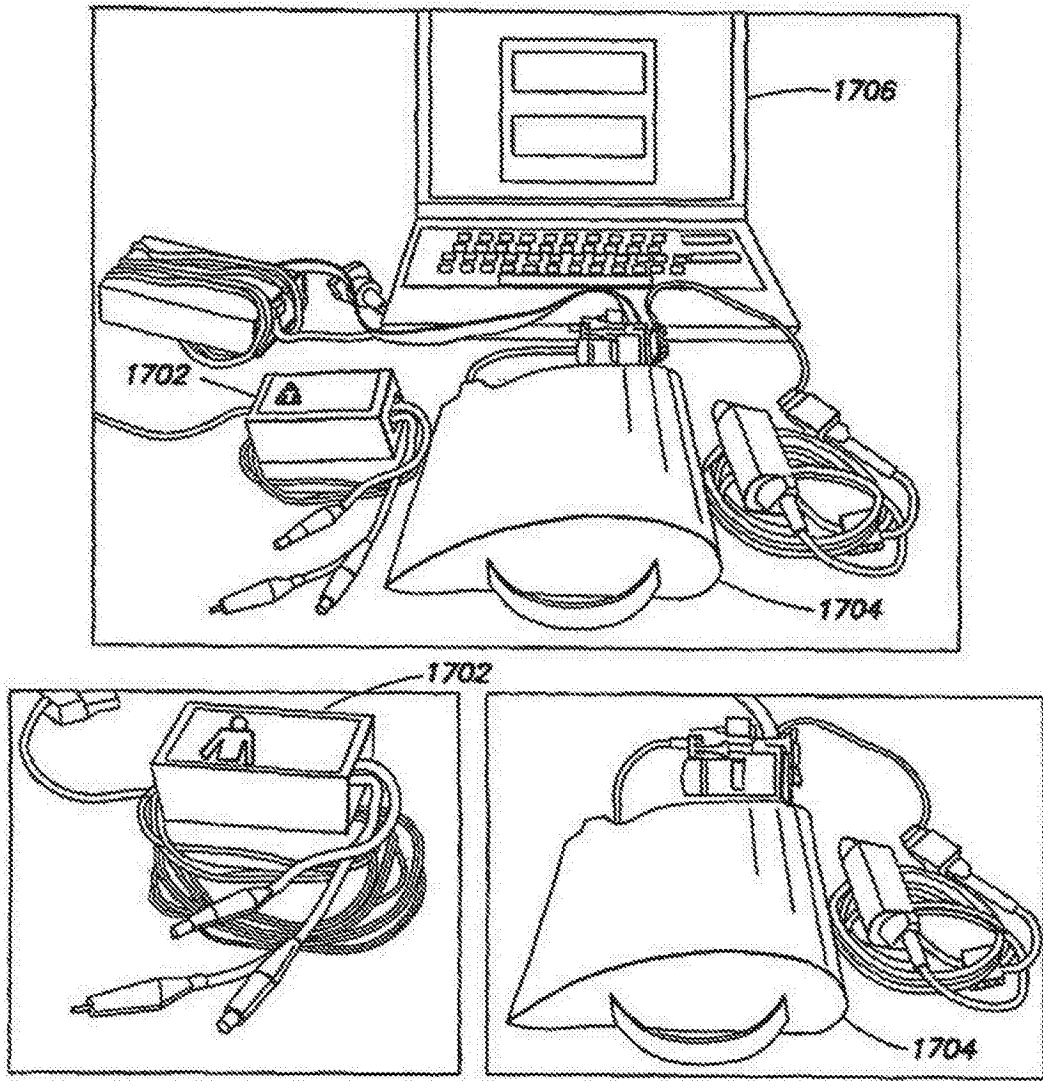


图17

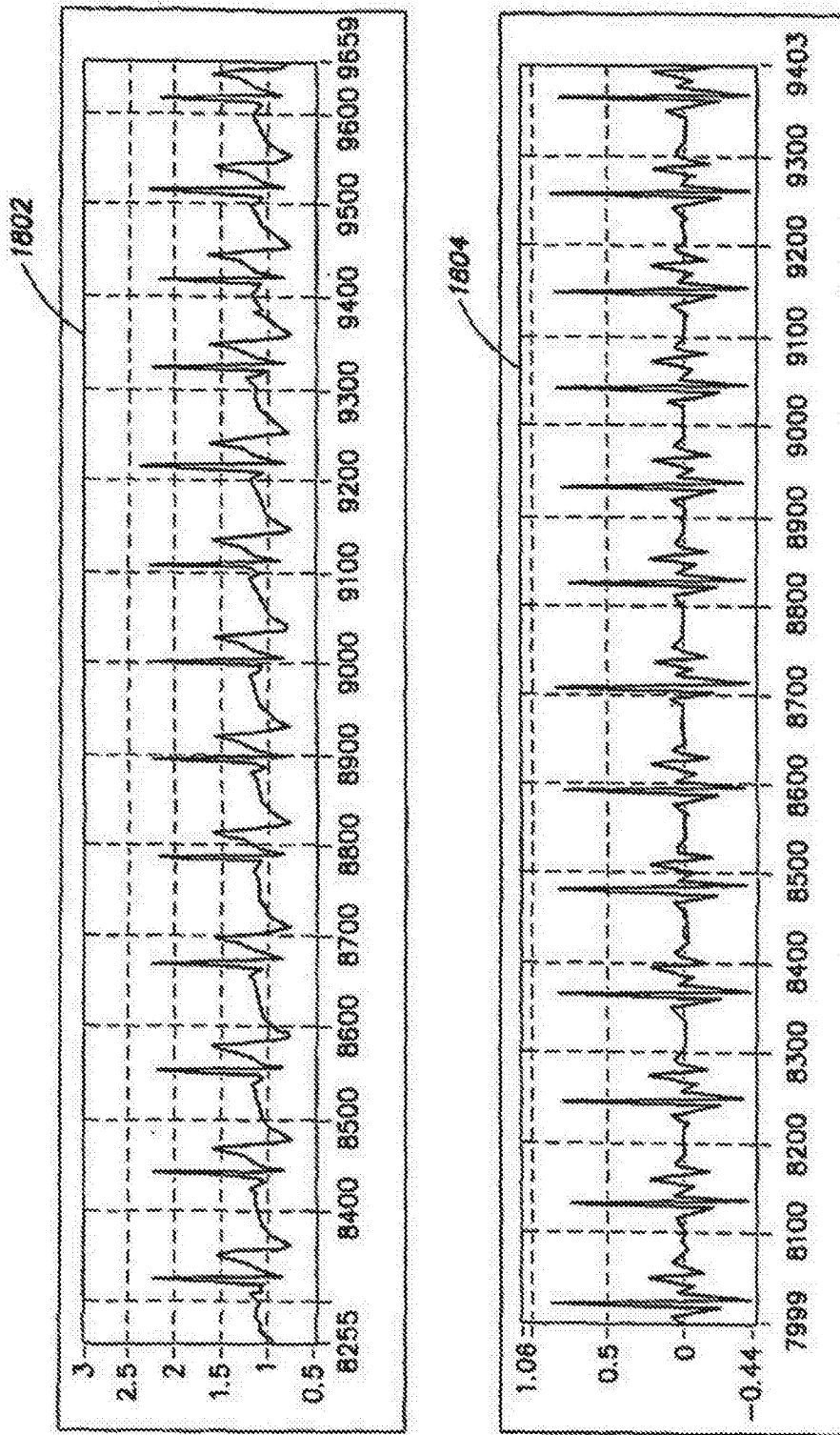


图18

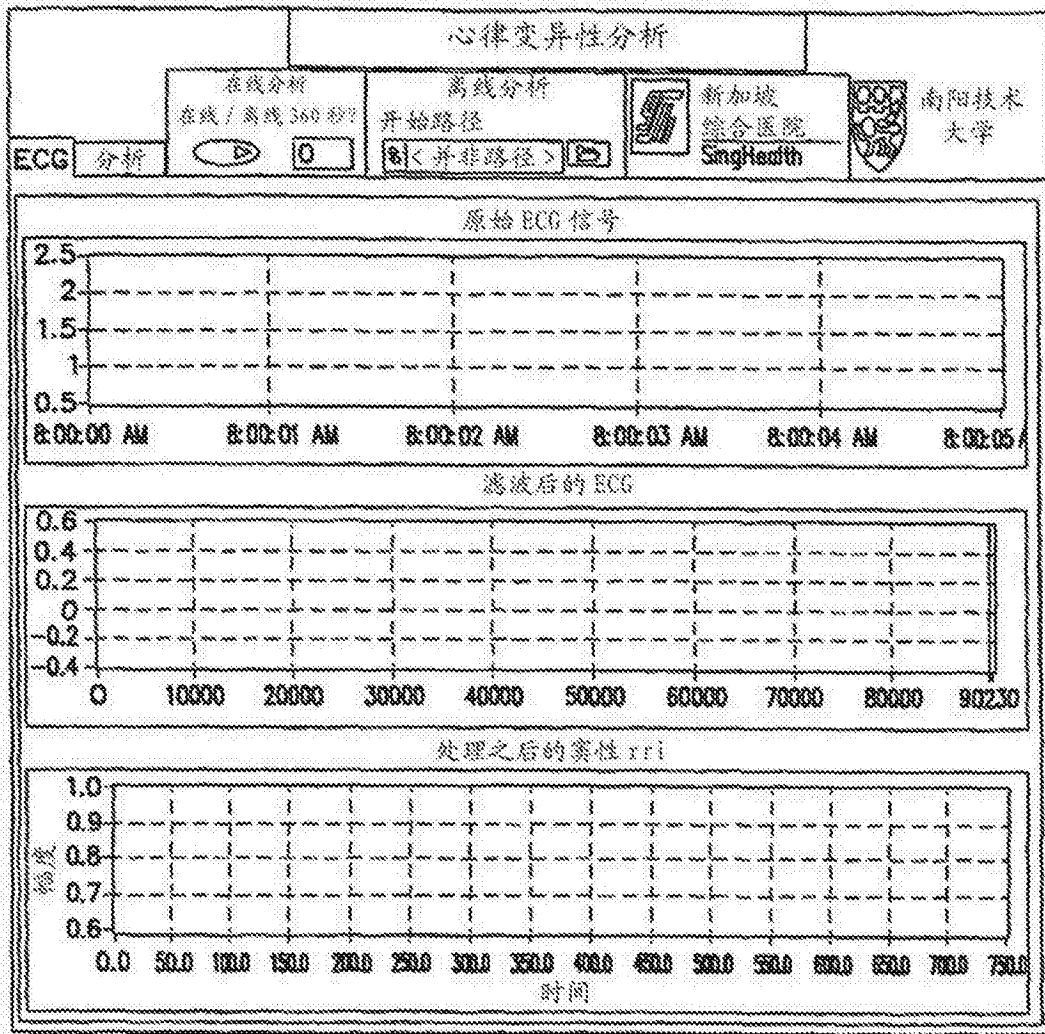


图19

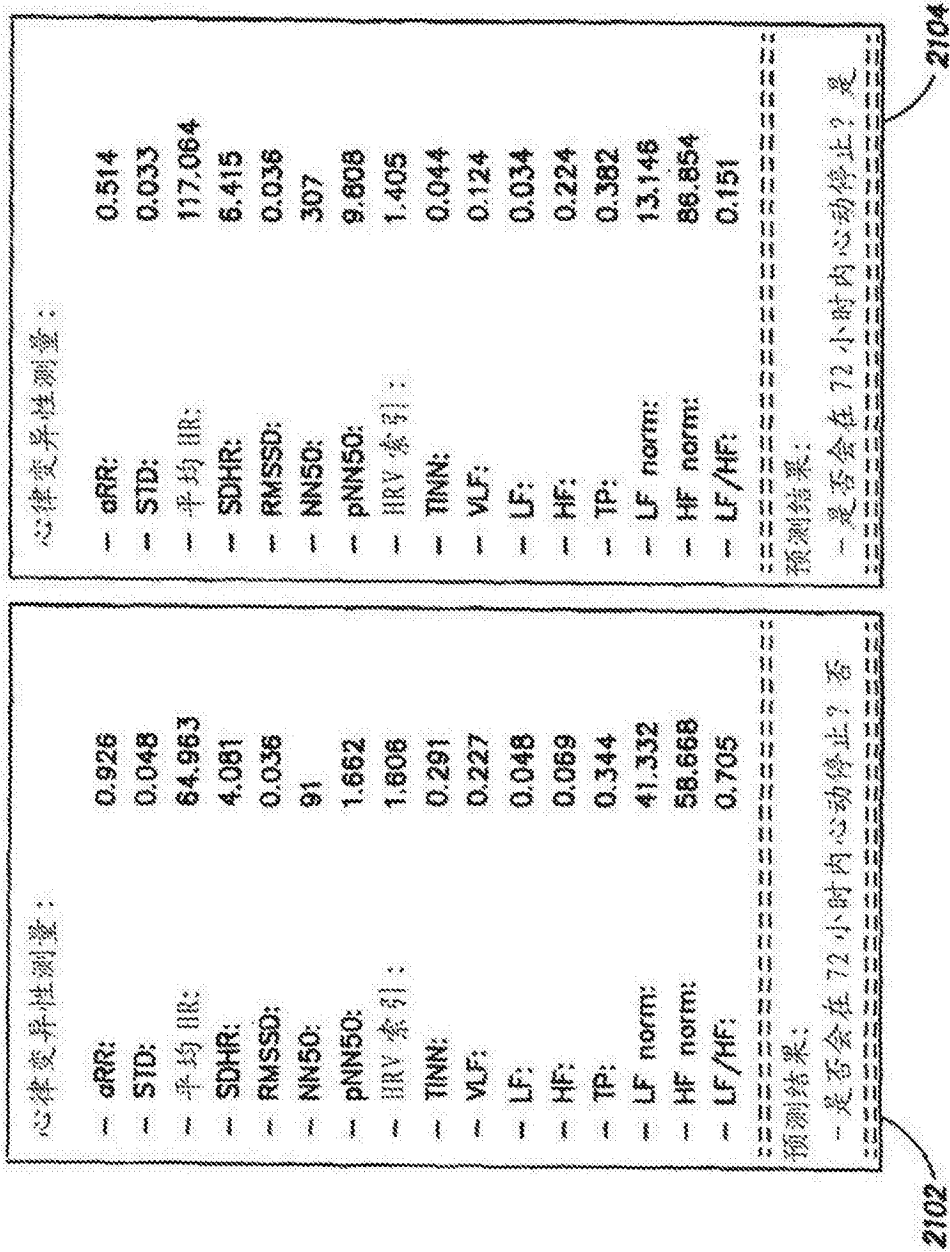


图20

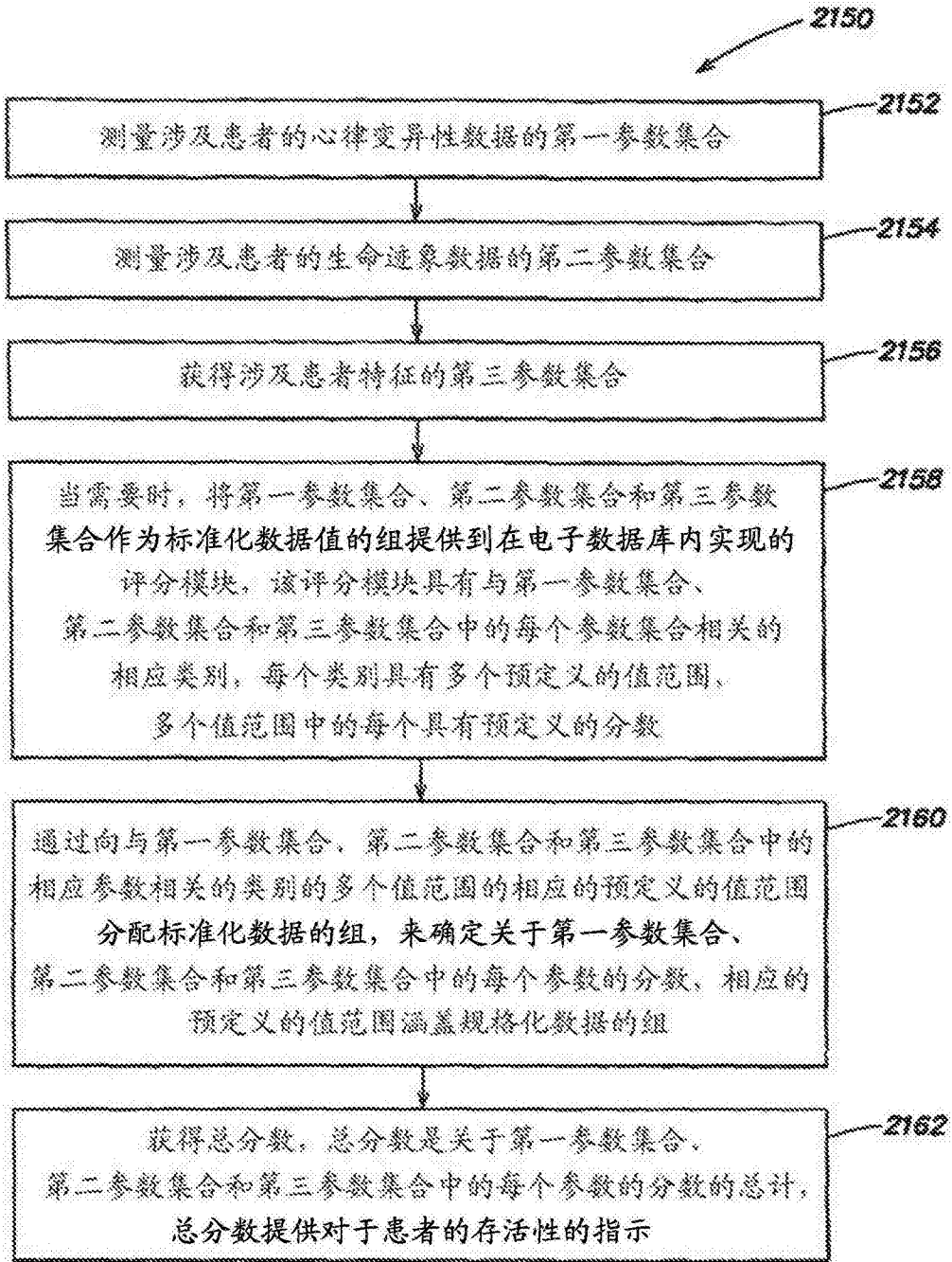


图21

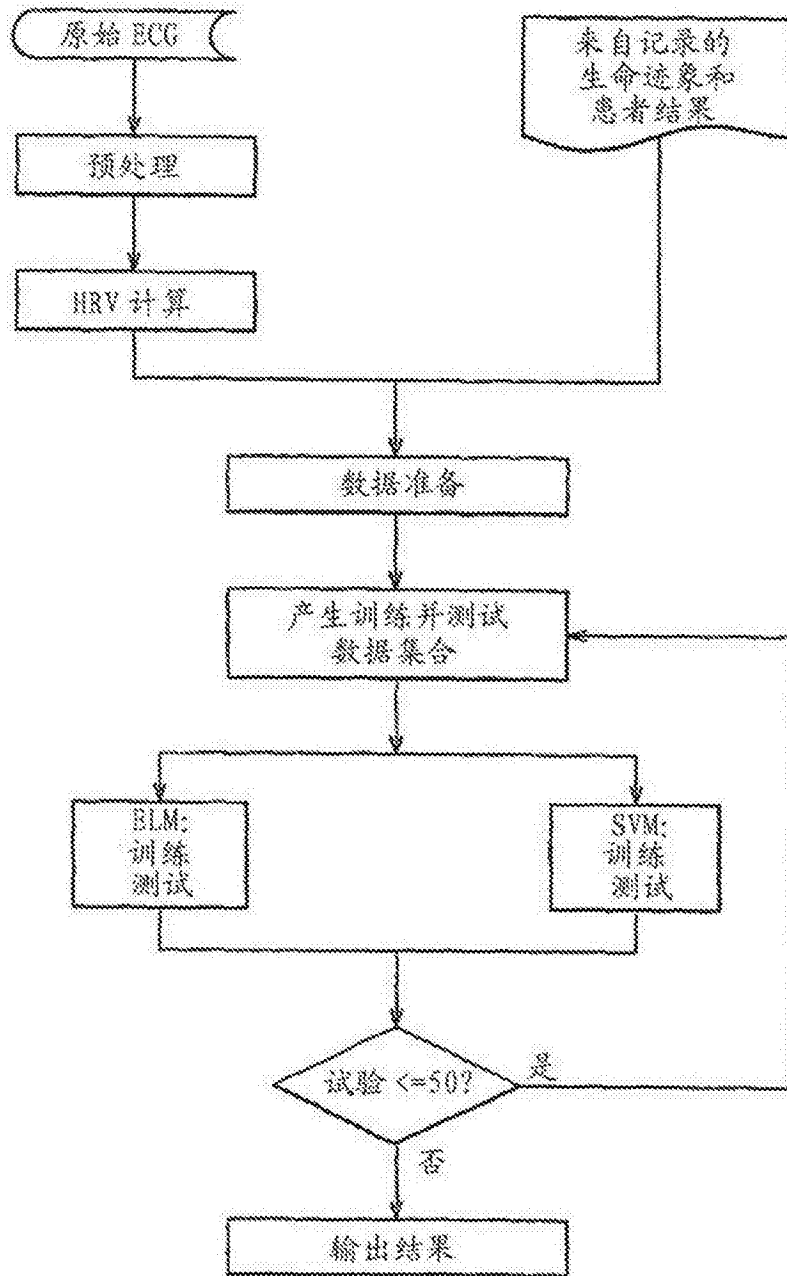


图22

分类器	激励 / 核函数	精确度 (%)	灵敏度 (%)	特异性 (%)
ELM	Hardlim	61.44	41.20	74.93
	Sigmoid	62.72	42.20	75.33
	正弦	60.72	41.80	74.84
SVM	RBF	71.60	41.20	91.87
	线性	69.76	46.60	85.20
	Sigmoid	71.68	39.40	93.20

图23

分类器	激励 / 核函数	精确度 (%)	灵敏度 (%)	特异性 (%)
ELM	Hardlim	65.76	51.27	72.13
	Sigmoid	67.60	53.23	72.53
	正弦	68.48	54.04	72.83
SVM	RBF	71.20	59.60	78.93
	线性	71.04	58.00	79.73
	Sigmoid	66.08	48.80	77.60

图24

分类器	激励 / 核函数	精确度 (%)	灵敏度 (%)	特异性 (%)
ELM	Hardlim	68.48	51.07	76.71
	Sigmoid	72.40	53.47	78.42
	正弦	68.80	52.84	78.13
SVM	RBF	73.68	56.00	85.47
	线性	78.32	65.00	87.20
	Sigmoid	71.04	47.00	88.40

图25

分类器	激励 / 核函数	所选择的片段的数量				
		$M' = 1$	$M' = 3$	$M' = 5$	$M' = 7$	$M' = 9$
ELM	Hardlim	65.60	68.48	69.44	67.28	67.52
	Sigmoid	68.48	72.40	73.44	71.12	69.36
	正弦	64.96	68.80	68.24	67.36	65.84
SVM	RBF	73.04	73.68	72.40	73.28	70.96
	线性	70.00	78.32	73.84	75.04	74.24
	Sigmoid	62.54	71.04	72.00	71.28	70.24

图26

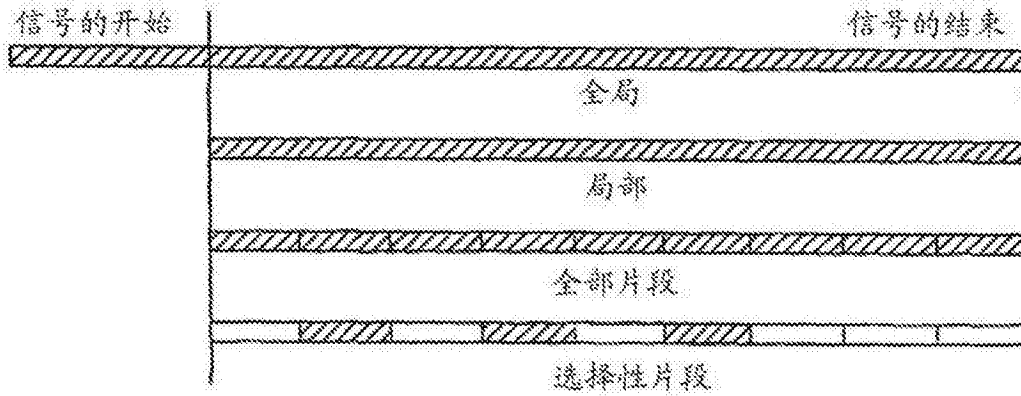


图27

表 7 使用组合特征的具有不同预测策略的分类精确度

分类器	激励 / 核函数	全局 (%)	局部 (%)	全部片段 (%)	选择性片段 (%)
ELM	Hardlim	60.48	60.96	67.52	68.48
	Sigmoid	64.24	65.28	69.36	72.40
	正弦	59.92	61.12	65.84	68.80
SVM	RBF	62.32	66.72	70.96	73.68
	线性	70.00	68.64	74.24	78.32
	Sigmoid	60.64	60.72	70.24	71.04

图28

特征类型	激励函数	精确度 (%)	灵敏度 (%)	特异性 (%)	训练时间 (ms)	测试时间 (ms)
生命迹象	Hardlim	61.44	41.20	74.93	1.58	1.25
	Sigmoid	62.72	42.20	75.33	3.13	0.63
	Sine	60.72	41.80	74.84	2.50	0.94
IRV	Hardlim	61.60	44.44	72.40	8.13	0.63
	Sigmoid	61.36	46.27	71.40	8.13	1.25
	Sine	62.64	46.89	71.48	7.50	0.63
组合	Hardlim	64.24	44.98	76.44	8.44	1.25
	Sigmoid	70.88	47.93	78.92	7.81	2.50
	Sine	65.92	47.82	78.08	7.50	1.25

图29

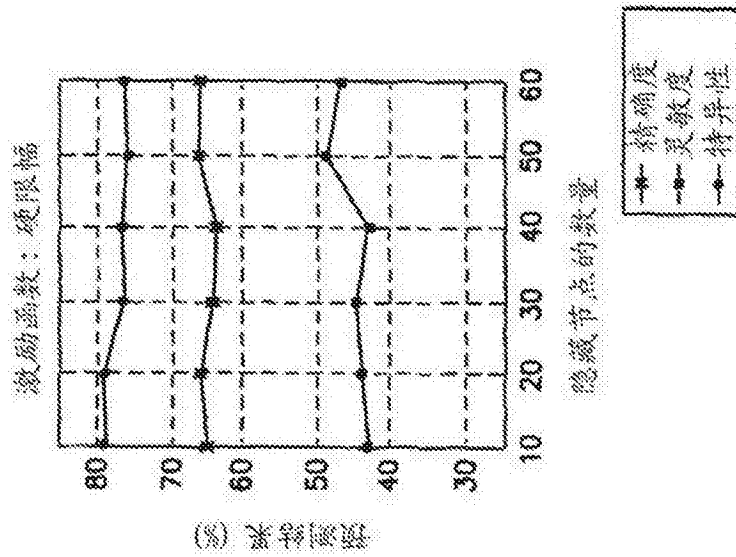


图30

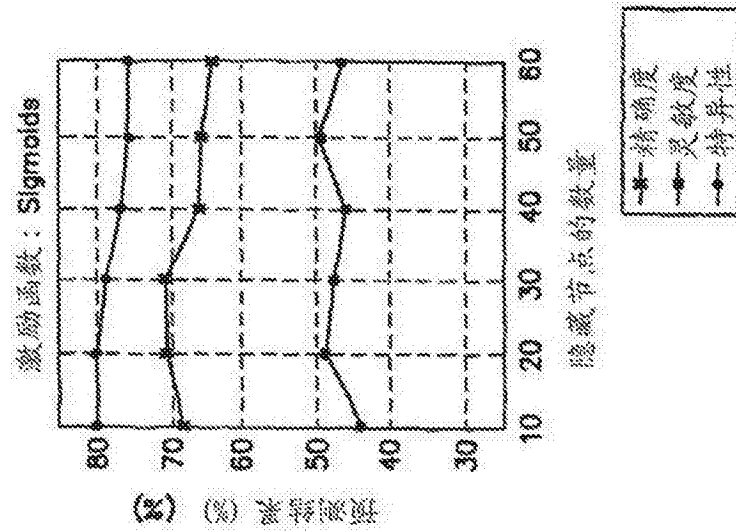


图31

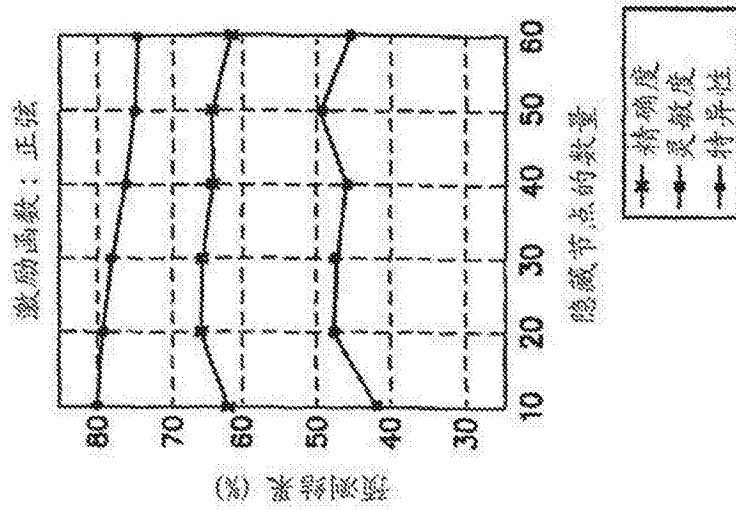


图32

特征类型	激励函数	全局 (%)	局部 (%)	片段 (%)
组合	Hardlim	60.48	60.96	64.24
	Sigmoid	64.24	65.28	70.88
	正弦	59.92	61.12	65.92

图33

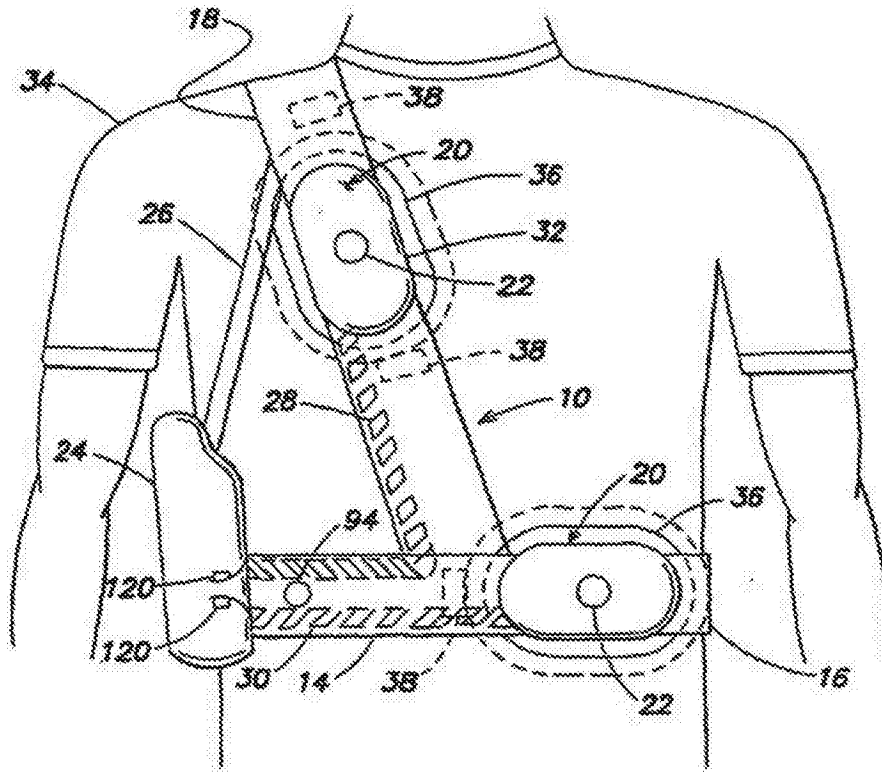


图34

专利名称(译)	患者存活性预测系统		
公开(公告)号	<a href="#">CN107742534A</a>	公开(公告)日	2018-02-27
申请号	CN2017110880339.9	申请日	2011-03-14
[标]申请(专利权)人(译)	新加坡保健服务集团有限公司 南洋理工大学		
申请(专利权)人(译)	新加坡保健服务集团有限公司 南洋理工大学		
当前申请(专利权)人(译)	新加坡保健服务集团有限公司 南洋理工大学		
[标]发明人	王英福 林芝平 徐维 黄广斌		
发明人	王英福 林芝平 徐维 黄广斌		
IPC分类号	G16H50/20 A61B5/00 A61B5/01 A61B5/0205 A61B5/021 A61B5/024 A61B5/04 A61B5/0402 A61B5/0456 A61B5/08 A61B5/145 A61B5/1455 G06N3/04 G06N3/08		
代理人(译)	王珊珊		
优先权	61/313822 2010-03-15 US		
外部链接	<a href="#">Espacenet</a> <a href="#">SIPO</a>		

摘要(译)

根据本发明的实施例，提供了一种患者存活性预测系统，包括：第一输入，其用于接收涉及患者的心率变异性数据的第一组参数；第二输入，其用于接收涉及患者的生命迹象数据的第二组参数；存储模块，其用于存储所述第一组参数和所述第二组参数；至少一个处理器，其耦合到所述存储器模块，并且被配置为分析所述第一组参数和所述第二组参数，以及基于所述第一组参数和所述第二组参数输出对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测；以及显示器，其耦合到所述至少一个处理器以显示所述对所述患者在接下来的72小时内的存活性的预测。

