



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110623658 A

(43)申请公布日 2019.12.31

(21)申请号 201910905791.5

(22)申请日 2019.09.24

(71)申请人 京东方科技集团股份有限公司

地址 100015 北京市朝阳区酒仙桥路10号

申请人 北京大学

(72)发明人 姜立 吴梦 梁思阳 王卿云

李玉德 李红燕 韩立通

(74)专利代理机构 北京市柳沈律师事务所

11105

代理人 王娟

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

G06K 9/00(2006.01)

G06K 9/62(2006.01)

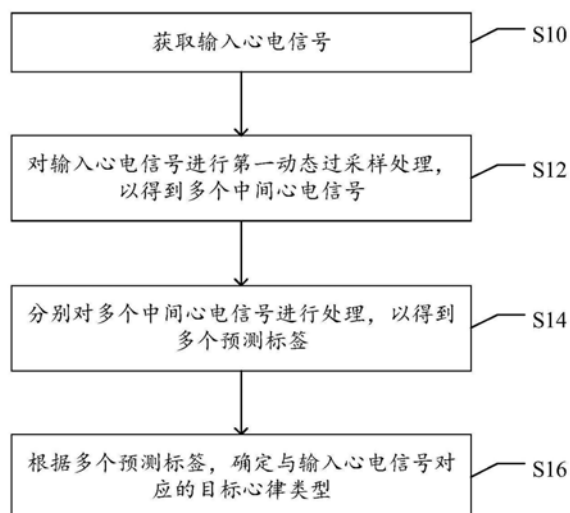
权利要求书3页 说明书20页 附图3页

(54)发明名称

信号处理方法、信号处理装置、医学设备、存储介质

(57)摘要

一种信号处理方法、信号处理装置、医学设备和存储介质。信号处理方法,包括:获取输入心电信号;对输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,其中,多个中间心电信号的长度相同,第一动态过采样处理包括根据输入心电信号的长度确定与输入心电信号对应的动态采样步长;分别对多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,其中,多个预测标签与多个中间心电信号一一对应;根据多个预测标签,确定与输入心电信号对应的目标心律类型。



1. 一种信号处理方法,包括:

获取输入心电信号;

对所述输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,其中,所述多个中间心电信号的长度相同,所述第一动态过采样处理包括根据所述输入心电信号的长度确定与所述输入心电信号对应的动态采样步长;

分别对所述多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,其中,所述多个预测标签与所述多个中间心电信号一一对应;

根据所述多个预测标签,确定与所述输入心电信号对应的目标心律类型。

2. 根据权利要求1所述的信号处理方法,其中,对所述输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,包括:

确定采样窗口,其中,每个所述中间心电信号的长度与所述采样窗口的长度相同;

根据所述采样窗口和所述输入心电信号的长度,确定所述动态采样步长;

根据所述动态采样步长和所述采样窗口,对所述输入心电信号进行所述第一动态过采样处理,以得到所述多个中间心电信号。

3. 根据权利要求2所述的信号处理方法,其中,根据所述采样窗口和所述输入心电信号的长度,确定所述动态采样步长,包括:

根据所述输入心电信号的长度和所述采样窗口的长度,确定分段数量,其中,所述多个中间心电信号的数量与所述分段数量相同;

根据所述输入心电信号的长度、所述采样窗口的长度和所述分段数量,确定所述动态采样步长。

4. 根据权利要求3所述的信号处理方法,其中,所述分段数量表示为:

$$n = \text{floor}(L/L_f) + 1,$$

其中, n 为正整数,且 n 表示所述分段数量, L 表示所述输入心电信号的长度, L_f 表示所述采样窗口的长度, floor 表示向下取整函数;

所述动态采样步长表示为:

$$s = \text{floor}(L_f - (n * L_f - L) / (n - 1))$$

其中, s 表示所述动态采样步长,且 s 为正整数。

5. 根据权利要求2-4任一项所述的信号处理方法,其中,

分别对所述多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,包括:

对于所述多个中间心电信号中的每个中间心电信号,对该中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个整体趋势特征;

根据所述多个整体趋势特征确定与所述中间心电信号对应的预测标签,从而得到与所述多个中间心电信号一一对应的所述多个预测标签。

6. 根据权利要求5所述的信号处理方法,其中,

对该中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个整体趋势特征,包括:

利用第一神经网络对所述中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个局部特征;

利用第二神经网络对所述多个局部特征进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的

所述多个整体趋势特征。

7. 根据权利要求6所述的信号处理方法,其中,所述第一神经网络为卷积神经网络,所述第二神经网络为长短期记忆模型网络。

8. 根据权利要求6所述的信号处理方法,其中,确定采样窗口包括:

根据所述第一神经网络的输入数据长度,确定所述采样窗口,其中,所述采样窗口的长度与所述输入数据长度相同。

9. 根据权利要求1-4任一项所述的信号处理方法,其中,所述多个预测标签中的每个预测标签包括N个预测概率,所述N个预测概率与N个预设心律类型一一对应,N为正整数。

10. 根据权利要求9所述的信号处理方法,其中,根据所述多个预测标签,确定与所述输入心电信号对应的目标心律类型,包括:

将所述多个预测标签求平均,以得到与所述输入心电信号对应的目标预测标签,其中,所述目标预测标签包括N个平均预测概率,所述N个平均预测概率与所述N个预设心律类型一一对应;

将所述目标预测标签的N个平均预测概率中的最大平均预测概率对应的预设心律类型作为所述目标心律类型。

11. 根据权利要求9所述的信号处理方法,其中,所述N个预设心律类型包括正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型。

12. 根据权利要求6所述的信号处理方法,其中,在执行获取所述输入心电信号的步骤之前,所述信号处理方法还包括:

对待训练的神经网络进行训练,以得到神经网络,其中,所述神经网络包括第一神经网络和第二神经网络,

其中,对待训练的神经网络进行训练,以得到所述神经网络,包括:

从训练数据集中获取一训练心电信号和与所述训练心电信号对应的训练参考标签;

对所述训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,其中,所述多个训练中间心电信号的长度相同,且均对应所述训练参考标签;

利用所述待训练神经网络分别对所述多个训练中间心电信号进行处理,以得到与所述多个训练中间心电信号一一对应的多个训练预测标签;

根据所述多个训练预测标签,确定与所述训练心电信号对应的训练输出标签;

根据所述训练参考标签和所述训练输出标签,通过所述待训练的神经网络的系统损失函数计算所述待训练的神经网络的系统损失值;

基于所述系统损失值对所述待训练的神经网络的参数进行修正;

在所述系统损失函数满足预定条件时,获得训练好的所述神经网络,在所述系统损失函数不满足预定条件时,继续对所述待训练神经网络进行训练。

13. 根据权利要求12所述的信号处理方法,其中,所述第二动态过采样处理的参数包括训练采样窗口和与所述训练心电信号对应的训练动态采样步长,

对所述训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,包括:

确定所述训练心电信号在所述训练数据集中的偏度感知率;

获取最大动态采样步长;

根据所述偏度感知率和所述最大动态采样步长,确定所述训练动态采样步长;

获取所述训练采样窗口；

根据所述训练采样窗口和所述训练动态采样步长，对所述训练心电信号进行所述第二动态过采样处理，以得到所述多个训练中间心电信号。

14. 根据权利要求13所述的信号处理方法，其中，所述训练数据集包括与N个预设心律类型一一对应的N个训练子集，所述N个训练子集包括目标训练子集和最大训练子集，所述目标训练子集包括所述训练心电信号，所述最大训练子集中的训练心电信号的数量大于所述多个训练子集中除所述最大训练子集之外的任意一个训练子集中的训练心电信号的数量，N为正整数，

确定所述训练心电信号在所述训练数据集中的偏度感知率包括：

确定所述目标训练子集中的训练心电信号的目标数量；

确定所述最大训练子集中的训练心电信号的最大数量；

根据所述目标数量和所述最大数量，确定所述偏度感知率。

15. 根据权利要求14所述的信号处理方法，其中，所述训练动态采样步长表示为：

$$S_c = \lceil MS \times IL_c / IL_{max} \rceil$$

其中， S_c 表示所述训练动态采样步长，MS表示所述最大动态采样步长，IL表示所述目标数量， IL_{max} 表示所述最大数量。

16. 根据权利要求12所述的信号处理方法，其中，根据所述多个训练预测标签，确定与所述训练心电信号对应的训练输出标签，包括：

将所述多个训练预测标签求平均，以得到所述训练输出标签。

17. 根据权利要求12所述的信号处理方法，其中，所述训练参考标签包括N个训练参考概率，所述N个训练参考概率中与所述训练心电信号对应的心律类型对应的目标训练参考概率的值为1，所述N个训练参考概率中除了所述目标训练参考概率以外的其余训练参考概率的值均为0。

18. 一种信号处理装置，包括：

存储器，用于非暂时性存储计算机可读指令；以及

处理器，用于运行所述计算机可读指令，所述计算机可读指令被所述处理器运行时执行根据权利要求1-17任一项所述的信号处理方法。

19. 一种医学设备，包括：

心电信号检测装置，被配置为获取输入心电信号；

存储器，用于非暂时性存储计算机可读指令；以及

处理器，用于运行所述计算机可读指令，所述计算机可读指令被所述处理器运行时执行根据权利要求1-17任一项所述的信号处理方法。

20. 一种存储介质，非暂时性地存储计算机可读指令，当所述计算机可读指令由计算机执行时可以执行根据权利要求1-17任一项所述的信号处理方法。

信号处理方法、信号处理装置、医学设备、存储介质

技术领域

[0001] 本公开的实施例涉及一种信号处理方法、信号处理装置、医学设备和存储介质。

背景技术

[0002] 心房颤动(简称房颤,atrial fibrillation(AF))是常见的持续性心律失常。房颤检测的临床价值很高,但由于房颤具有阵发性等原因,房颤检测仍存在问题。房颤检测获得学术界的广泛关注,从而房颤自动检测算法成为当前的一个研究热点。探索高可信的房颤智能分析技术,不仅能够能为医生及时诊断和发现患者(特别是重症监护患者和运动康复患者)房颤的发生提供辅助决策支持,还能帮助患者通过可穿戴设备的自动监测识别及时发现房颤(尤其是无症状房颤)的发生,减少心脏性猝死等危及生命情况的发生,具有重要的临床价值。

发明内容

[0003] 本公开至少一个实施例提供一种信号处理方法,包括:获取输入心电信号;对所述输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,其中,所述多个中间心电信号的长度相同,所述第一动态过采样处理包括根据所述输入心电信号的长度确定与所述输入心电信号对应的动态采样步长;分别对所述多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,其中,所述多个预测标签与所述多个中间心电信号一一对应;根据所述多个预测标签,确定与所述输入心电信号对应的目标心律类型。

[0004] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,对所述输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,包括:确定采样窗口,其中,每个所述中间心电信号的长度与所述采样窗口的长度相同;根据所述采样窗口和所述输入心电信号的长度,确定所述动态采样步长;根据所述动态采样步长和所述采样窗口,对所述输入心电信号进行所述第一动态过采样处理,以得到所述多个中间心电信号。

[0005] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,根据所述采样窗口和所述输入心电信号的长度,确定所述动态采样步长,包括:根据所述输入心电信号的长度和所述采样窗口的长度,确定分段数量,其中,所述多个中间心电信号的数量与所述分段数量相同;根据所述输入心电信号的长度、所述采样窗口的长度和所述分段数量,确定所述动态采样步长。

[0006] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述分段数量表示为: $n = \text{floor}(L/L_f) + 1$,其中, n 为正整数,且 n 表示所述分段数量, L 表示所述输入心电信号的长度, L_f 表示所述采样窗口的长度, floor 表示向下取整函数;所述动态采样步长表示为: $s = \text{floor}(L_f - (n * L_f - L) / (n - 1))$,其中, s 表示所述动态采样步长,且 s 为正整数。

[0007] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,分别对所述多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,包括:对于所述多个中间心电信号中的每个中间心电信号,对该中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个整体趋势特

征;根据所述多个整体趋势特征确定与所述中间心电信号对应的预测标签,从而得到与所述多个中间心电信号一一对应的所述多个预测标签。

[0008] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,对该中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个整体趋势特征,包括:利用第一神经网络对所述中间心电信号进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的多个局部特征;利用第二神经网络对所述多个局部特征进行处理,以得到与所述中间心电信号对应的所述多个整体趋势特征。

[0009] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述第一神经网络为卷积神经网络,所述第二神经网络为长短期记忆模型网络。

[0010] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,确定采样窗口包括:根据所述第一神经网络的输入数据长度,确定所述采样窗口,其中,所述采样窗口的长度与所述输入数据长度相同。

[0011] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述多个预测标签中的每个预测标签包括N个预测概率,所述N个预测概率与N个预设心律类型一一对应,N为正整数。

[0012] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,根据所述多个预测标签,确定与所述输入心电信号对应的目标心律类型,包括:将所述多个预测标签求平均,以得到与所述输入心电信号对应的目标预测标签,其中,所述目标预测标签包括N个平均预测概率,所述N个平均预测概率与所述N个预设心律类型一一对应;将所述目标预测标签的N个平均预测概率中的最大平均预测概率对应的预设心律类型作为所述目标心律类型。

[0013] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述N个预设心律类型包括正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型。

[0014] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,在执行获取所述输入心电信号的步骤之前,所述信号处理方法还包括:对待训练的神经网络进行训练,以得到神经网络,其中,所述神经网络包括第一神经网络和第二神经网络,其中,对待训练的神经网络进行训练,以得到所述神经网络,包括:从训练数据集中获取一训练心电信号和与所述训练心电信号对应的训练参考标签;对所述训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,其中,所述多个训练中间心电信号的长度相同,且均对应所述训练参考标签;利用所述待训练神经网络分别对所述多个训练中间心电信号进行处理,以得到与所述多个训练中间心电信号一一对应的多个训练预测标签;根据所述多个训练预测标签,确定与所述训练心电信号对应的训练输出标签;根据所述训练参考标签和所述训练输出标签,通过所述待训练的神经网络/system损失函数计算所述待训练的神经网络/system损失值;基于所述系统损失值对所述待训练的神经网络的参数进行修正;在所述系统损失函数满足预定条件时,获得训练好的所述神经网络,在所述系统损失函数不满足预定条件时,继续对所述待训练神经网络进行训练。

[0015] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述第二动态过采样处理的参数包括训练采样窗口和与所述训练心电信号对应的训练动态采样步长,对所述训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,包括:确定所述训练心电信号在所述训练数据集中的偏度感知率;获取最大动态采样步长;根据所述偏度感知率

和所述最大动态采样步长,确定所述训练动态采样步长;获取所述训练采样窗口;根据所述训练采样窗口和所述训练动态采样步长,对所述训练心电信号进行所述第二动态过采样处理,以得到所述多个训练中间心电信号。

[0016] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述训练数据集包括与N个预设心律类型一一对应的N个训练子集,所述N个训练子集包括目标训练子集和最大训练子集,所述目标训练子集包括所述训练心电信号,所述最大训练子集中的训练心电信号的数量大于所述多个训练子集中除所述最大训练子集之外的任意一个训练子集中的训练心电信号的数量,N为正整数,确定所述训练心电信号在所述训练数据集中的偏度感知率包括:确定所述目标训练子集中的训练心电信号的目标数量;确定所述最大训练子集中的训练心电信号的最大数量;根据所述目标数量和所述最大数量,确定所述偏度感知率。

[0017] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述训练动态采样步长表示为: $S_c = [MS \times IL_c / IL_{max}]$,其中, S_c 表示所述训练动态采样步长,MS表示所述最大动态采样步长,IL表示所述目标数量,IL_{max}表示所述最大数量。

[0018] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,根据所述多个训练预测标签,确定与所述训练心电信号对应的训练输出标签,包括:将所述多个训练预测标签求平均,以得到所述训练输出标签。

[0019] 例如,在本公开至少一个实施例提供的信号处理方法中,所述训练参考标签包括N个训练参考概率,所述N个训练参考概率中与所述训练心电信号对应的心律类型对应的目标训练参考概率的值为1,所述N个训练参考概率中除了所述目标训练参考概率以外的其余训练参考概率的值均为0。

[0020] 本公开至少一个实施例提供一种信号处理装置,包括:存储器,用于非暂时性存储计算机可读指令;以及处理器,用于运行所述计算机可读指令,所述计算机可读指令被所述处理器运行时执行根据上述任一实施例所述的信号处理方法。

[0021] 本公开至少一个实施例提供一种医学设备,包括:心电信号检测装置,被配置为获取输入心电信号;存储器,用于非暂时性存储计算机可读指令;以及处理器,用于运行所述计算机可读指令,所述计算机可读指令被所述处理器运行时执行根据上述任一实施例所述的信号处理方法。

[0022] 本公开至少一个实施例提供一种存储介质,非暂时性地存储计算机可读指令,当所述计算机可读指令由计算机执行时可以执行根据上述任一实施例所述的信号处理方法。

附图说明

[0023] 为了更清楚地说明本公开实施例的技术方案,下面将对实施例的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅涉及本公开的一些实施例,而非对本公开的限制。

[0024] 图1为本公开一些实施例提供的一种信号处理方法的流程图;

[0025] 图2为本公开一些实施例提供的一种输入心电信号和该输入心电信号对应的中间心电信号的示意图;

[0026] 图3为本公开一些实施例提供的一种神经网络的示意图;

[0027] 图4为本公开一些实施例提供的一种对训练心电信号进行第二动态过采样的示意图;

- [0028] 图5为本公开一些实施例提供的一种信号处理装置的示意性框图；
[0029] 图6为本公开一些实施例提供的一种医学设备的示意性框图；以及
[0030] 图7为本公开一些实施例提供的一种存储介质的示意性框图。

具体实施方式

[0031] 为了使得本公开实施例的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合本公开实施例的附图，对本公开实施例的技术方案进行清楚、完整地描述。显然，所描述的实施例是本公开的一部分实施例，而不是全部的实施例。基于所描述的本公开的实施例，本领域普通技术人员在无需创造性劳动的前提下所获得的所有其他实施例，都属于本公开保护的范围。

[0032] 除非另外定义，本公开使用的技术术语或者科学术语应当为本公开所属领域内具有一般技能的人士所理解的通常意义。本公开中使用的“第一”、“第二”以及类似的词语并不表示任何顺序、数量或者重要性，而只是用来区分不同的组成部分。“包括”或者“包含”等类似的词语意指出现该词前面的元件或者物件涵盖出现在该词后面列举的元件或者物件及其等同，而不排除其他元件或者物件。“连接”或者“相连”等类似的词语并非限定于物理的或者机械的连接，而是可以包括电性的连接，不管是直接的还是间接的。“上”、“下”、“左”、“右”等仅用于表示相对位置关系，当被描述对象的绝对位置改变后，则该相对位置关系也可能相应地改变。为了保持本公开实施例的以下说明清楚且简明，本公开省略了部分已知功能和已知部件的详细说明。

[0033] 心电图 (electrocardiogram, ECG) 被广泛应用于各类心脏病的诊断，虽然目前医用心电图机和可穿戴的自动监测设备等医疗设备都具备一些基础心电图自动分析功能 (如自动测量波形参数、节律参数等)，但房颤等部分心律失常类型，由于医疗设备的自动分析诊断的错误率较高，房颤等部分心律失常的解读与诊断目前仍然主要依靠医学专家完成。在心电图上进行房颤信号的智能分析检测主要面临着以下问题：心律失常数据集具有高偏斜性、房颤识别模型的精度较低和心律失常数据具有较多的噪声等。

[0034] 数据不平衡会导致房颤识别模型难以达到良好的性能，在心律失常的识别中，数据偏斜的问题尤为显著。不同于高血脂、高血压等疾病会长期伴随着患者的日常生活，心律失常通常并非频繁长期发作的，一些阵发性的心律失常 (如阵发性室上速等) 连续发作时间还不到30秒，阵发性的心律失常对应的心电信号很难被捕捉到，因此，在心律失常数据集中绝大多数的数据都是正常的，心律失常数据集具有天然的数据高度偏斜性。

[0035] 数据偏斜是机器学习中经常遇到的问题，在数据偏斜的情况下，样本无法准确反映整个空间的数据分布，分类器容易受到大类的影响而忽略小类。现有大多数分类算法都是面向均匀分布数据提出的，对于心律失常这种数据高度偏斜的情况，直接将现有的分类算法应用于对心律失常数据集上的房颤识别并不能取得理想的效果。

[0036] 按照特征提取方法的不同，现有的房颤识别方法可以包括基于特征工程的方法和基于深度学习的方法。传统的房颤识别方法基本上都采用基于特征工程的方法，根据房颤分析机理的不同，基于特征工程的方法又可分为基于心房活动分析的方法、基于心室反应分析的方法、结合心房活动和心室反应的方法。基于心房活动性分析的房颤识别方法主要关注房颤的P波消失特点或TQ间期上F波的出现。基于心房活动性分析的房颤识别方法主要

关注心房活动变化产生的心电数据形态变化,如果心电信号数据的分辨率高、且几乎没有噪声污染,基于心房活动分析的房颤检测器可以实现高精度检测,但在具有一定噪声干扰且难以进行复杂降噪操作的实时场景之上则受影响较大。基于心室反应分析的方法主要关注基于QRS检测的心拍之间的时间间隔(RR间期长度)变化。RR间期主要是根据心电信号数据中波动幅度最大的R波的波峰位置确定,基于心室反应分析的方法受噪声的干扰能够比基于心房活动分析的方法小很多,也更适用于实时的房颤诊断问题。结合心房活动和心室反应的方法可以通过结合周期性的独立信号来提供更强的性能。结合心房活动和心室反应的方法包括:结合P波形态相似性度量和PR间期变异性的RR间期马尔可夫模型以及结合RR间期不规则、P波缺失、F波出现的模糊逻辑分类方法。

[0037] 基于特征工程的方法与领域专家知识密切相关,现有的基于特征工程的房颤识别模型的研究在适用性上受到限制,仅能对部分心律失常进行分类。由于不同患者之间的波形变化复杂且许多非房颤信号表现出的特征可能类似于房颤信号的特征(例如不规则的RR间期等),而人工设计的专家特征需针对性尝试设计特征,虽然针对特定有限种类的心律失常能取得相对较好的识别效果,但是很难在各类心律失常混杂的复杂情况下都能准确区分出房颤和其他心律失常类型。原因主要在于两个方面:一方面由于很难保证提取了所有的特征,导致房颤识别模型在特征提取阶段可能丢弃了很多关键信息;另一方面,心电信号数据不可避免地包含工频干扰、电极接触噪声、人为运动、肌电干扰、基线漂移和心电信号的幅值变化、设备仪器噪声等大量噪声。在基于特征工程的方法中,由于很难从包含噪声的心电图中准确地进行参数测量和P波、T波、S波、F波等波形识别,因此基于特征工程的方法很容易受到噪声污染的影响。

[0038] 由于深度学习强大的自动提取数据特征的能力,深度神经网络模型在生物医学信号中的应用受到了人们的广泛关注。通常,深度神经网络模型的质量很大程度上取决于训练样本的质量,训练样本的类别越准确、内容越全面,训练得到的房颤识别模型的质量就越高。但是在实际应用中,全面且准确的训练样本是很难得到的。在心律失常识别应用中,由于心电图是连续采集的且人体的心电信号十分微弱,训练样本不可避免地包含各种噪声,这些包含噪声的训练样本将对最终的识别结果产生重要影响。由此,在房颤检测中,深度神经网络模型具有较高的错误率,一方面是由于训练数据量的不足;另一方面,心电图样本中的噪声片段(例如,噪声片段可以包括噪声和除当前心电图样本所属的心律失常类型之外的其他心律片段)导致的语义模糊也是导致心律失常识别模型准确率不高的主要原因,利用深度学习技术从带有噪声数据片段的心电信号数据中自动学习特征将导致错误的特征被映射到当前的心律失常类型的数据分布上,从而导致深度神经网络模型的质量变差。

[0039] 本公开的实施例提供一种信号处理方法、信号处理装置、医学设备和存储介质,本公开可以解决偏斜数据对检测精度造成严重影响的问题,该信号处理方法可以采用动态过采样的方式对偏斜的心电信号进行数据增强,在保持数据平衡的前提下增大用于检测的心电信号的数量,解决房颤信号的数据偏斜问题;还通过CNN-LSTM(convolutional neural network-long short term memory)的神经网络模型来对心电信号建模,增强对噪音的识别能力,提高检测和识别房颤信号的准确度。

[0040] 下面结合附图对本公开的实施例进行详细说明,但是本公开并不限于这些具体的实施例。

[0041] 图1为本公开一些实施例提供的一种信号处理方法的流程图。

[0042] 例如,本公开的实施例提供的信号处理方法可以对心电图中偏斜的房颤信号进行数据增强,在保持数据平衡的前提下增大用于检测的心电信号的数量,解决房颤信号的数据偏斜问题。在心电图中,房颤信号的特点是P波完全消失,P波被F波完全替代,并且心率绝对不齐(即任意相邻的两个RR间期均不相同)。

[0043] 如图1所示,首先,本公开的实施例提供的信号处理方法在步骤S10,获取输入心电信号。

[0044] 例如,在步骤S10中,在一些示例中,输入心电信号可以为包括房颤信号的心电信号。

[0045] 例如,在步骤S10中,输入心电信号可以为数字信号。输入心电信号可以为心电信号检测装置利用采样的方式得到的原始心电信号,也可以为对原始心电信号进行预处理后的心电信号。预处理可以包括滤波等处理,以去除或降低原始心电信号的尖峰和毛刺等噪声信号。

[0046] 需要说明的是,由于输入心电信号较微弱,由心电信号检测装置检测得到的输入心电信号可以被放大以便于得到更准确的输入心电信号。

[0047] 例如,在一些示例中,输入心电信号的时间长度可以为60秒,而在60秒内,输入心电信号所包括的采样点的数量可以为18000,也就是说,输入心电信号的采样频率为300赫兹(Hz)。但本公开不限于上述情形,输入心电信号的时间长度、采样点的数量等可以根据实际情况确定,输入心电信号的采样频率不限于上述的300Hz,还可以为其他值,例如,输入心电信号的采样频率的范围200-1000Hz,例如,200-300Hz。

[0048] 接下来,如图1所示,在步骤S12,对输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号。

[0049] 例如,在步骤S12中,多个中间心电信号的长度相同。每个中间心电信号的长度短于或等于输入心电信号的长度。

[0050] 例如,中间心电信号的长度可以表示中间心电信号所包括的采样点的数量,或者,也可以表示中间心电信号所对应的时间长度。例如,在一些示例中,输入心电信号的时间长度为60秒,每个中间心电信号的时间长度可以为5秒,或者,每个中间心电信号的时间长度也可以为2秒(或者,1秒等)等。又例如,在60秒内,输入心电信号所包括的采样点的数量为18000,每个中间心电信号所包括的采样点的数量可以为3000,或者,每个中间心电信号所包括的采样点的数量也可以为1000(或者,5000等)等。在本公开中,以中间心电信号的长度表示中间心电信号所包括的采样点的数量为例详细描述本公开的实施例。

[0051] 例如,第一动态过采样处理包括根据输入心电信号的长度确定与输入心电信号对应的动态采样步长。输入心电信号的动态采样步长由输入心电信号的长度决定。在本公开中,第一动态过采样表示:具有不同长度的多个输入心电信号的动态采样步长不相同,而具有相同长度的多个输入心电信号的动态采样步长相同;且对于同一个输入心电信号所对应的多个中间心电信号,至少部分中间心电信号彼此具有交叠的部分。

[0052] 例如,在一些示例中,如图2所示,输入心电信号表示为X,输入心电信号X所包括的采样点的数量为8000,即输入心电信号X可以表示为一维矩阵[0:8000],例如,一维矩阵[0:8000]中的各个矩阵元素是按照时间依序排列的,也就是说,一维矩阵中的第一个矩阵元素

的采样时间早于第二个矩阵元素的采样时间,一维矩阵中的第二个矩阵元素的采样时间早于第三个矩阵元素的采样时间,以此类推。

[0053] 例如,对该输入心电信号X进行第一动态过采样处理以得到多个中间心电信号,如图2所示,该多个中间心电信号依次为第一中间心电信号x1、第二中间心电信号x2和第三中间心电信号x3,且第一中间心电信号x1可以表示为一维矩阵[0:3000],第二中间心电信号x2可以表示为一维矩阵[2500:5500],第三中间心电信号x3可以表示为一维矩阵[5000:8000],在此情形下,第一中间心电信号x1和第二中间心电信号x2彼此之间具有第一交叠部分,第一交叠部分的长度为500个采样点,在输入心电信号X中,该第一交叠部分可以表示为一维矩阵[2500:3000],也就是说,输入心电信号X中第2500个采样点至第3000个采样点既属于第一中间心电信号x1,也属于第二中间心电信号x2。类似地,第二中间心电信号x2和第三中间心电信号x3彼此之间具有第二交叠部分,在输入心电信号X中,该第二交叠部分可以表示为一维矩阵[5000:5500]。需要说明的是,在本公开的实施例中,采用一维矩阵表示心电信号的采样点时,心电信号可以不包括第一个矩阵元素,但包括最后一个矩阵元素。

[0054] 例如,在步骤S12中,在一些示例中,对输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号,包括:确定采样窗口,其中,每个中间心电信号的长度与采样窗口的长度相同;根据采样窗口和输入心电信号的长度,确定动态采样步长;根据动态采样步长和采样窗口,对输入心电信号进行第一动态过采样处理,以得到多个中间心电信号。

[0055] 需要说明的是,在本公开的实施例中,“第一动态过采样”可以包括对输入心电信号进行动态过采样以得到多个中间心电信号的过程,例如可以包括确定采样窗口、确定动态采样步长和对输入心电信号进行动态过采样等完整的步骤。

[0056] 例如,可以利用滑动切割方法对输入心电信号进行第一动态过采样处理。

[0057] 例如,采样窗口的长度表示进行第一动态过采样处理时每次采样输入心电信号时的采样点的数量。动态采样步长表示第一动态过采样的滑动步长。

[0058] 例如,根据采样窗口和输入心电信号的长度,确定动态采样步长,包括:根据输入心电信号的长度和采样窗口的长度,确定分段数量;根据输入心电信号的长度、采样窗口的长度和分段数量,确定动态采样步长。

[0059] 例如,多个中间心电信号的数量与分段数量相同。

[0060] 例如,分段数量可以表示为:

$$[0061] \quad n = \text{floor}(L/L_f) + 1 \quad (1)$$

[0062] 其中,n为正整数,且n表示分段数量,L为正整数,且L表示输入心电信号的长度,Lf为正整数,且Lf表示采样窗口的长度,floor表示向下取整函数。例如,输入心电信号X被划分为n个中间心电信号,n个中间心电信号表示为 $[x_1, x_2, \dots, x_n]$,x1表示第一中间心电信号,x2表示第二中间心电信号,xn表示第n个中间心电信号。需要说明的是,当输入心电信号的长度、采样窗口的长度等表示时间长度时,L和Lf为正数,即在一些示例中,L和Lf可以包括小数部分。

[0063] 例如,动态采样步长可以表示为:

$$[0064] \quad s = \text{floor}(L_f - (n * L_f - L) / (n - 1)) \quad (2)$$

[0065] 其中,s表示动态采样步长,且s为正整数。

[0066] 例如,在一些示例中,如图2所示,若输入心电信号X的长度L为8000,即输入心电信

号X可以表示为一维矩阵 $X=[0:8000]$,采样窗口的长度 L_f 为3000,则根据公式(1), $n=\text{floor}(L/L_f)+1=\text{floor}(8000/3000)+1=3$,也就是说,分段数量 n 为3。根据公式(2), $s=\text{floor}(L_f-(n*L_f-L)/(n-1))=\text{floor}(3000-(3*3000-8000)/(3-1))=2500$,也就是说,动态采样步长 s 为2500。由此,根据采样窗口和动态采样步长,可以对输入心电信号X进行第一动态过采样处理,以将输入心电信号X划分为三个中间心电信号,每个中间心电信号的长度为3000。三个中间心电信号依次为第一中间心电信号 x_1 、第二中间心电信号 x_2 和第三中间心电信号 x_3 ,即三个中间心电信号表示为 $[x_1, x_2, x_3]$,且第一中间心电信号表示为一维矩阵 $x_1=[0:3000]$,第二中间心电信号表示为一维矩阵 $x_2=[2500:5500]$,第三中间心电信号表示为一维矩阵 $x_3=[5000:8000]$,也就是说,以输入心电信号的第一个采样点为起始点,采样3000个采样点作为第一中间心电信号 x_1 ;然后,滑动2500个采样点的距离,以输入心电信号的第2501个采样点为起始点,采样3000个采样点作为第二中间心电信号 x_2 ;最后,再次滑动2500个采样点的距离,以输入心电信号的第5001个采样点为起始点,采样3000个采样点作为第三中间心电信号 x_3 。

[0067] 需要说明的是,若输入心电信号的长度小于采样窗口的长度,则可以对输入心电信号的末尾采用零填充的方式补齐信号的数据量,以使输入心电信号的长度与采样窗口的长度相等。

[0068] 接下来,如图1所示,在步骤S14,分别对多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签。

[0069] 例如,在步骤S14中,多个预测标签与多个中间心电信号一一对应。例如,当分段数量为 n ,即多个中间心电信号的数量为 n ,则多个预测标签的数量也为 n 。多个预测标签可以表示为 $\hat{C}=[\hat{c}_1, \hat{c}_2, \dots, \hat{c}_n]$,其中, $\hat{c}_1$ 表示第一个预测标签, $\hat{c}_2$ 表示第二个预测标签, $\hat{c}_n$ 表示第 n 个预测标签。

[0070] 例如,多个预测标签中的每个预测标签包括 N 个预测概率, N 个预测概率与 N 个预设心律类型一一对应,例如, N 个预设心律类型分别为第一预设心律类型、第二预设心律类型、...、第 N 个预设心律类型, N 为正整数。例如,每个预测标签可以表示为一个一维矩阵,例如,对于多个预测标签中的第 i 个预测标签 $\hat{c}_i$, $\hat{c}_i=[c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iN}]$,其中, c_{i1} 可以表示与该第 i 个预测标签对应的第 i 个中间心电信号属于第一预设心律类型的概率, c_{i2} 可以表示第 i 个中间心电信号属于第二预设心律类型的概率,以此类推, c_{iN} 可以表示第 i 个中间心电信号属于第 N 个预设心律类型的概率。例如, i 为正整数,且 $1 \leq i \leq N$,

[0071] 例如,在一些示例中,每个预测标签中的 N 个预测概率之和可以为1,即对于第 i 个预测标签 $\hat{c}_i$, $c_{i1}+c_{i2}+\dots+c_{iN}=1$ 。

[0072] 例如,在一些示例中, $N=4$,且 N 个预设心律类型包括,但不限于此,正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型。此时,例如,多个预测标签中的第 i 个预测标签 $\hat{c}_i=[c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}, c_{i4}]$,且 c_{i1} 可以表示与该第 i 个预测标签对应的第 i 个中间心电信号属于正常心律类型的预测概率, c_{i2} 可以表示第 i 个中间心电信号属于房颤类型的预测概率, c_{i3} 可以表示第 i 个中间心电信号属于噪声类型的预测概率, c_{i4} 可以表示第 i 个中间心电信号属于其他心律类型的预测概率。例如, $c_{i1}+c_{i2}+c_{i3}+c_{i4}=1$ 。

[0073] 需要说明的是,本公开不限于此,在另一些实施例,本公开的实施例提供的信号

处理方法可以对心电图中偏斜的房扑信号进行数据增强,解决房扑信号的数据偏斜问题,此时,N个预设心律类型包括正常心律类型、心房扑动类型、噪声类型和其他心律类型。

[0074] 例如,在步骤S14中,分别对多个中间心电信号进行处理,以得到多个预测标签,包括:对于多个中间心电信号中的每个中间心电信号,对该中间心电信号进行处理,以得到与该中间心电信号对应的多个整体趋势特征;根据多个整体趋势特征确定与该中间心电信号对应的预测标签,从而得到与多个中间心电信号一一对应的多个预测标签。

[0075] 图3为本公开一些实施例提供的一种神经网络的示意图。

[0076] 例如,如图3所示,在一些示例中,神经网络包括第一神经网络100和第二神经网络200。例如,对该中间心电信号进行处理,以得到与中间心电信号对应的多个整体趋势特征,包括:利用第一神经网络对该中间心电信号进行处理,以得到与该中间心电信号对应的多个局部特征;利用第二神经网络对多个局部特征进行处理,以得到与该中间心电信号对应的多个整体趋势特征。

[0077] 例如,在一些示例中,第一神经网络100为卷积神经网络(CNN),第二神经网络200为长短期记忆模型网络(LSTM)。卷积神经网络能有效地对输入心电信号的局部特征进行捕捉,而长短期记忆模型网络则能兼顾输入心电信号的上下位特征,对整体趋势特征进行建模。在本公开的实施例中,采用CNN和LSTM联合的CNN-LSTM网络模型的神经网络架构对每个中间心电信号进行处理,能够自动集成和提取心电图内的局部内在特征和整体趋势特征,从而有效地对中间心电信号进行建模处理并能有效地预测中间心电信号所代表的心律类型。

[0078] 例如,在一些示例中,卷积神经网络可以采用Inception-ResNet、GoogLeNet v3等模型。卷积神经网络可以包括三层卷积层和两个池化层。卷积层可以对输入数据(例如,中间心电信号)应用若干个过滤器(即卷积核),以提取多种类型的特征。每个过滤器可以提取一种类型的特征。例如,池化层设置在相邻的卷积层之间。一方面,池化层可以用于缩减输入数据的规模,简化计算的复杂度,在一定程度上减小过拟合的现象;另一方面,池化层也可以进行特征压缩,提取输入数据的主要特征。池化层可以采用多种方法实现下采样,这些方法包括但不限于:最大值合并(max-pooling)、平均值合并(avg-pooling)、随机合并等。

[0079] 例如,在每个卷积层之前可以采用批量化预激活模块(例如,实例归一化层)和修正的线性激活函数(即ReLU激活函数)对输入到该卷积层的输入数据进行处理,然后利用卷积层对进行批量化预激活和修正的线性激活处理后的输入数据进行特征提取处理,以提取输入数据的局部特征。例如,在训练卷积神经网络时,在相邻两个卷积层之间,还可以采用Dropout技术来避免过度拟合,采用Adam技术来优化神经网络的参数,从而提高CNN-LSTM网络模型的泛化能力。

[0080] 例如,神经网络还包括全连接层和输出层。长短期记忆模型网络可以连接到一个全连接层,全连接层用于连接长短期记忆模型网络输出的所有整体趋势特征。全连接层的输出为一个一维矩阵,也就是向量。例如,全连接层可以连接到输出层,输出层可以包括分类器(例如,softmax分类器或SVM分类器等),分类器可以根据提取的特征对输入卷积神经网络的输入数据进行分类。分类器的分类结果经过输出层输出以作为CNN-LSTM网络模型的最终输出。

[0081] 例如,在一些示例中,对于多个中间心电信号中的第i个中间心电信号,该第i个中

间心电信号的长度为36,该第i个中间心电信号被输入至卷积神经网络,卷积神经网络包括M个卷积核,该M个卷积核对第i个中间心电信号进行处理,以得到M个局部特征,例如,每个局部特征表示为 1×4 ,即每个局部特征包括4个值,从而M个局部特征表示为 $M \times 4$ 。

[0082] 例如,在该示例中,长短期记忆模型网络可以包括四个LSTM单元,每个LSTM单元包括一个输入,且该四个LSTM单元对应的四个输入与每个局部特征中的4个值一一对应,按照时间顺序,四个LSTM单元分别为第一个LSTM单元、第二个LSTM单元、第三个LSTM单元和第四个LSTM单元,第一个LSTM单元具有第一输入,第二个LSTM单元具有第二输入,第三个LSTM单元具有第三输入,第四个LSTM单元具有第四输入,每个局部特征中的4个值分别为第一个值、第二个值、第三个值和第四个值,且第一个值所对应的采样点所对应的采样时间早于第二个值所对应的采样点所对应的采样时间,第三个值所对应的采样点所对应的采样时间早于第二个值所对应的采样点所对应的采样时间,第四个值所对应的采样点所对应的采样时间早于第三个值所对应的采样点所对应的采样时间。例如,第一个LSTM单元的第一输入包括M个局部特征中的第一个值,第二个LSTM单元的第二输入包括M个局部特征中的第二个值、第一个LSTM单元的输出和第一个LSTM单元的状态,第三个LSTM单元的第三输入包括M个局部特征中的第三个值、第二个LSTM单元的输出和第二个LSTM单元的状态,第四个LSTM单元的第四输入包括M个局部特征中的第四个值、第三个LSTM单元的输出和第三个LSTM单元的状态。

[0083] 例如,在该示例中,多个整体趋势特征可以包括第一个LSTM单元的输出、第二个LSTM单元的输出、第三个LSTM单元的输出和第四个LSTM单元的输出。

[0084] 例如,根据多个整体趋势特征确定与该中间心电信号对应的预测标签,包括:利用全连接层对多个整体趋势特征进行全连接处理,以得到与该中间心电信号对应的中间预测标签;然后,利用softmax分类器对中间预测标签进行处理,确定与该中间心电信号对应的预测标签。例如,该预测标签中的最大预测概率的类别标识被选择为该中间心电信号的标识或类别。

[0085] 例如,在步骤S12中,确定采样窗口包括:根据第一神经网络的输入数据长度,确定采样窗口。例如,采样窗口的长度与输入数据长度相同。输入数据长度可以表示第一神经网络的输入数据的长度,其由第一神经网络的结构决定。

[0086] 接下来,如图1所示,在步骤S16,根据多个预测标签,确定与输入心电信号对应的目标心律类型。

[0087] 例如,在一些示例中,在步骤S16中,根据多个预测标签,确定与输入心电信号对应的目标心律类型,包括:将多个预测标签求平均,以得到与输入心电信号对应的目标预测标签;将目标预测标签的N个平均预测概率中的最大平均预测概率对应的预设心律类型作为目标心律类型。

[0088] 例如,目标预测标签包括N个平均预测概率,N个平均预测概率与N个预设心律类型一一对应。例如,N个平均预测概率之和为1。

[0089] 需要说明的是,在确定与输入心电信号对应的目标心律类型后,该输入心电信号可以被输入至对应的辅助诊断装置以进行后续处理,例如,辅助诊断装置,又称为计算辅助诊断装置(CAD),是一种对医学信号进行辅助解读的计算机系统,其可以根据医学信号的内容提供有关医学信号的内容的参数或状态描述,医生等可以基于这些参数或状态描述,结

合临床检查、活检等得到的数据并结合个人医疗经验,诊断患者的疾病。

[0090] 例如,在一些示例中,分段数量可以为 n ,即多个中间心电信号的数量为 n ,则多个预测标签的数量也为 n 。多个中间心电信号分别为第一中间心电信号、第二中间心电信号、...、第 n 个中间心电信号,多个预测标签分别为第一个预测标签、第二个预测标签、...、第 n 个预测标签,且第一个预测标签表示第一中间心电信号的预测标签,第二个预测标签表示第二中间心电信号的预测标签,以此类推,第 n 个预测标签表示第 n 个中间心电信号的预测标签。例如,多个预测标签可以表示为 $\hat{C}=[\hat{c}1, \hat{c}2, \dots, \hat{c}n]$,其中, $\hat{c}1$ 表示第一个预测标签, $\hat{c}2$ 表示第二个预测标签, $\hat{c}n$ 表示第 n 个预测标签。

[0091] 在一些示例中, $N=4$,即 N 个预设心律类型的数量为4,且分别为正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型。在此情形下,第一个预测标签 $\hat{c}1$ 表示为 $\hat{c}1=[c11, c12, c13, c14]$, $c11$ 表示第一中间心电信号属于正常心律类型的预测概率, $c12$ 表示第一中间心电信号属于房颤类型的预测概率, $c13$ 表示第一中间心电信号属于噪声类型的预测概率, $c14$ 表示第一中间心电信号属于其他心律类型的预测概率;类似地,第二个预测标签 $\hat{c}2$ 表示为 $\hat{c}2=[c21, c22, c23, c24]$, $c21$ 表示第二中间心电信号属于正常心律类型的预测概率, $c22$ 表示第二中间心电信号属于房颤类型的预测概率, $c23$ 表示第二中间心电信号属于噪声类型的预测概率, $c24$ 表示第二中间心电信号属于其他心律类型的预测概率;第 n 个预测标签 $\hat{c}n$ 表示为 $\hat{c}n=[cn1, cn2, cn3, cn4]$, $cn1$ 表示第 n 个中间心电信号属于正常心律类型的预测概率, $cn2$ 表示第 n 个中间心电信号属于房颤类型的预测概率, $cn3$ 表示第 n 个中间心电信号属于噪声类型的预测概率, $cn4$ 表示第 n 个中间心电信号属于其他心律类型的预测概率。

[0092] 例如,输入心电信号对应的目标预测标签可以表示为 $\hat{c}t=[ct1, ct2, ct3, ct4]$,其中, $ct1$ 表示输入心电信号属于正常心律类型的平均预测概率, $ct2$ 表示输入心电信号属于房颤类型的平均预测概率, $ct3$ 表示输入心电信号属于噪声类型的平均预测概率, $ct4$ 表示输入心电信号属于其他心律类型的平均预测概率。例如, $ct1=(c11+c21+\dots+cn1)/n$, $ct2=(c12+c22+\dots+cn2)/n$, $ct3=(c13+c23+\dots+cn3)/n$, $ct4=(c14+c24+\dots+cn4)/n$ 。若 $ct2$ 大于 $ct1$ 、 $ct3$ 和 $ct4$ 中的任意一个,即 $ct2$ 为目标预测标签的 N 个平均预测概率中的最大平均预测概率,则输入心电信号对应的预设心律类型为房颤类型,即房颤类型作为目标心律类型。

[0093] 例如,在另一些示例中,在步骤S16中,根据多个预测标签,确定与输入心电信号对应的目标心律类型,包括:根据多个预测标签,确定与多个中间心电信号一一对应的多个心律类型;确定多个心律类型中相同心律类型的数量与多个心律类型的数量的至少一个比例;将与该至少一个比例中最高比例对应的心律类型作为目标心律类型。也就是说,在这些示例中,可以将多个心律类型中出现次数最多的心律类型确定为目标心律类型。

[0094] 例如,在另一些示例中,分段数量可以为 n ,即多个中间心电信号的数量为 n ,则多个预测标签的数量也为 n 。多个中间心电信号分别为第一中间心电信号、第二中间心电信号、...、第 n 个中间心电信号,多个预测标签分别为第一个预测标签、第二个预测标签、...、第 n 个预测标签。例如,多个预测标签可以表示为 $\hat{C}=[\hat{c}1, \hat{c}2, \dots, \hat{c}n]$ 。 N 个预设心律类型分别

为正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型。在此情形下,第一个预测标签 $\hat{c}1$ 表示为 $\hat{c}1=[c11, c12, c13, c14]$,若在第一个预测标签 $\hat{c}1$ 中, $c12$ 为第一个预测标签 $\hat{c}1$ 中的最大预测概率,则第一中间心电信号对应的预设心律类型为房颤类型。类似地,第二个预测标签 $\hat{c}2$ 表示为 $\hat{c}2=[c21, c22, c23, c24]$,若在第二个预测标签 $\hat{c}2$ 中, $c22$ 为第二个预测标签 $\hat{c}2$ 中的最大预测概率,则第二中间心电信号对应的预设心律类型为房颤类型。第 n 个预测标签 $\hat{c}n$ 表示为 $\hat{c}n=[cn1, cn2, cn3, cn4]$,若在第 n 个预测标签 $\hat{c}n$ 中, $cn1$ 为第 n 个预测标签 $\hat{c}n$ 中的最大预测概率,则第 n 个中间心电信号对应的预设心律类型为正常心律类型。

[0095] 当 n 为3时,由于第一中间心电信号对应的预设心律类型为房颤类型,第二中间心电信号对应的预设心律类型为房颤类型,而第 n 个中间心电信号对应的预设心律类型为正常心律类型,则表示该三个中间心电信号中,与房颤类型对应的中间心电信号的数量最多,即该输入心电信号对应的预设心律类型为房颤类型的概率最大,从而可以确定该输入心电信号对应的目标心律类型为房颤类型。

[0096] 例如,在 n 大于等于3的情况下,在步骤S16中可以得到 n 个心律类型,若在 n 个心律类型中的 $(n-1)$ 个心律类型均相同,则 $(n-1)$ 个相同的心律类型为最高比例对应的心律类型,从而确定与该相同的 $(n-1)$ 个心律类型中的任意一个心律类型为与输入心电信号对应的目标心律类型。或者,在 n 为2的情况下,在步骤S16中可以得到2个心律类型,2个心律类型均相同,则确定与该相同的2个心律类型中的任意一个心律类型为与输入心电信号对应的目标心律类型。

[0097] 需要说明的是,若多个心律类型各不相同或者多个心律类型中不存在具有最高比例的相同心律类型,则可以输出所有的心律类型,然后由用户进行判断;或者,不输出任何信息。

[0098] 需要说明的是,在又一些示例中,例如,根据多个预测标签,确定与输入心电信号对应的目标心律类型可以包括:若多个心律类型中相同的心律类型的数量与多个心律类型的数量的比例大于给定阈值,则确定与该比例对应的该相同的心律类型作为最终输出的目标心律类型。例如,给定阈值可以由用户预先设定,例如给定阈值可以为90%-100%,本公开对此不作限定。

[0099] 应了解,在本公开的实施例中,在执行获取输入心电信号的步骤之前,信号处理方法还包括:训练阶段。训练阶段包括对模型(CNN-LSTM网络模型)进行训练的过程。需要说明的是,CNN-LSTM网络模型中的第一神经网络(即卷积神经网络)和第二神经网络(即长短期记忆模型网络)可以交替训练,或者,可以同时第一神经网络和第二神经网络进行训练。

[0100] 例如,以同时对第一神经网络和第二神经网络进行训练为例。训练阶段可以包括对待训练的神经网络进行训练,以得到神经网络,其中,该训练得到的神经网络包括上述第一神经网络和第二神经网络。

[0101] 例如,对待训练的神经网络进行训练,以得到神经网络,包括:从训练数据集中获取一训练心电信号(例如,该获取的训练心电信号以下可以称作当前训练心电信号)和与该训练心电信号对应的训练参考标签;对训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,其中,多个训练中间心电信号的长度相同,且均对应训练参考标签;利用待训练神经网络分别对多个训练中间心电信号进行处理,以得到与多个训练中间心电

信号一一对应的多个训练预测标签;根据多个训练预测标签,确定与训练心电信号对应的训练输出标签;根据训练参考标签和训练输出标签,通过待训练的神经网络的系统损失函数计算待训练的神经网络的系统损失值;基于系统损失值对待训练的神经网络的参数进行修正;在系统损失函数满足预定条件时,获得训练好的神经网络,在系统损失函数不满足预定条件时,重复执行上述训练过程以继续对待训练神经网络进行训练。

[0102] 例如,在一些示例中,预定条件对应于在输入一定数量的训练心电信号的情况下,神经网络的损失函数的最小化。在另一些示例中,预定条件为神经网络的训练次数或训练周期达到预定数目,该预定数目可以为上百万,只要训练数据集足够大。

[0103] 例如,第二动态过采样处理的参数包括训练采样窗口和与当前训练心电信号对应的训练动态采样步长。

[0104] 例如,对训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号,包括:确定训练心电信号在训练数据集中的偏度感知率;获取最大动态采样步长;根据偏度感知率和最大动态采样步长,确定训练动态采样步长;获取训练采样窗口;根据训练采样窗口和训练动态采样步长,对训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到多个训练中间心电信号。

[0105] 例如,最大动态采样步长可以由用户预先设定。在一些示例中,最大动态采样步长可以为300(即300个采样点)。

[0106] 例如,训练数据集包括与N个预设心律类型一一对应的N个训练子集,N个训练子集包括目标训练子集和最大训练子集,目标训练子集包括训练心电信号,最大训练子集中的训练心电信号的数量大于多个训练子集中除最大训练子集之外的任意一个训练子集中的训练心电信号的数量,N为正整数。

[0107] 例如,确定训练心电信号在训练数据集中的偏度感知率包括:确定目标训练子集中的训练心电信号的目标数量;确定最大训练子集中的训练心电信号的最大数量;根据目标数量和最大数量,确定偏度感知率。

[0108] 例如,为了避免由不同类别的不平衡数据分布引起的性能退化,可以利用偏度感知率确定每个训练心电信号的训练动态采样步长,若在训练数据集中,训练心电信号对应的心律类型所对应的心电信号的数量较少,则该训练心电信号的训练动态采样步长较小;若训练心电信号对应的心律类型所对应的心电信号的数量较多,则该训练心电信号对应的训练动态采样步长较大,且受最大动态采样步长的约束。也就是说,若当前训练心电信号的偏度感知率较大,则当前训练心电信号对应的训练动态采样步长较大,从而根据该当前训练心电信号得到的多个训练中间心电信号的数量较少,此外,该当前训练心电信号对应的训练动态采样步长还受最大动态采样步长的约束;若当前训练心电信号的偏度感知率较小,则当前训练心电信号对应的训练动态采样步长较小,从而根据该当前训练心电信号得到的多个训练中间心电信号的数量较多。

[0109] 例如,偏度感知率可以表示为:

[0110]
$$R = ILc / ILmax \quad (3)$$

[0111] 其中,R表示偏度感知率,R大于0且小于等于1,ILc表示目标数量,ILc为正整数,ILmax表示最大数量,ILmax为正整数。

[0112] 例如,训练动态采样步长可以表示为:

$$[0113] \quad S_c = [MS \times R] = [MS \times IL_c / IL_{max}] \quad (4)$$

[0114] 其中, S_c 表示训练动态采样步长, S_c 为正整数, MS 表示最大动态采样步长, MS 可以为正整数, $[]$ 表示向上取整。

[0115] 例如, 在一些示例中, N 为4, 从而训练数据集包括四个训练子集, 四个训练子集分别为第一训练子集、第二训练子集、第三训练子集和第四训练子集, 第一训练子集中所有的训练心电信号均表示正常心电信号, 即第一训练子集中所有的训练心电信号对应的训练参考标签为与正常心律类型对应的标签; 第二训练子集中所有的训练心电信号均表示房颤信号, 即第二训练子集中所有的训练心电信号对应的训练参考标签为与房颤类型对应的标签; 第三训练子集中所有的训练心电信号均表示噪声信号, 即第三训练子集中所有的训练心电信号对应的训练参考标签为与噪声类型对应的标签; 第四训练子集中所有的训练心电信号均表示其他心律信号, 即第四训练子集中所有的训练心电信号对应的训练参考标签为与其他心律类型对应的标签。

[0116] 例如, 在一些示例中, 第一训练子集中的训练心电信号的数量为 q_1 , 第二训练子集中的训练心电信号的数量为 q_2 , 第三训练子集中的训练心电信号的数量为 q_3 , 第四训练子集中的训练心电信号的数量为 q_4 , 若在 q_1 、 q_2 、 q_3 和 q_4 中, q_2 最大, 则第二训练子集为最大训练子集, 最大数量 $IL_{max} = q_2$ 。若当前训练心电信号为房颤信号, 则同时第二训练子集也为目标训练子集, 目标数量 $IL_c = q_2$, 由此, 根据上面所示的公式 (3), 该当前训练心电信号的偏度感知率为 $R = IL_c / IL_{max} = q_2 / q_2 = 1$, 当最大动态采样步长 $MS = 300$ 时, 则根据上面所示的公式 (4), 该当前训练心电信号的训练动态采样步长为: $S_c = [MS \times R] = [300 \times 1] = 300$ 。

[0117] 例如, 在又一些示例中, 第一训练子集中的训练心电信号的数量为 q_1 , 第二训练子集中的训练心电信号的数量为 q_2 , 第三训练子集中的训练心电信号的数量为 q_3 , 第四训练子集中的训练心电信号的数量为 q_4 , 若在 q_1 、 q_2 、 q_3 和 q_4 中, q_1 最大, 则第一训练子集为最大训练子集, 最大数量 $IL_{max} = q_1$ 。若当前训练心电信号为房颤信号, 则第二训练子集为目标训练子集, 目标数量 $IL_c = q_2$, 由此, 根据上面所示的公式 (3), 该当前训练心电信号的偏度感知率为 $R = IL_c / IL_{max} = q_2 / q_1$, 当最大动态采样步长 $MS = 300$ 时, 则根据上面所示的公式 (4), 该当前训练心电信号的训练动态采样步长可以为: $S_c = [MS \times R] = [300 \times q_2 / q_1]$ 。

[0118] 例如, 每个训练参考标签可以包括 N 个训练参考概率, N 个训练参考概率中与训练心电信号对应的心律类型对应的目标训练参考概率的值为1, N 个训练参考概率中除了目标训练参考概率以外的其余训练参考概率的值均为0。

[0119] 例如, 在一些示例中, 训练数据集包括 N 个训练子集, N 个训练子集分别为第一训练子集、第二训练子集、...、第 N 个训练子集, 训练数据集对应的 N 个训练参考标签, 且 N 个训练参考标签分别为第一训练参考标签、第二训练参考标签、...、第 N 个训练参考标签, 第一训练子集中的所有的训练心电信号与第一训练参考标签对应, 第二训练子集中的所有的训练心电信号与第二训练参考标签对应, 第 N 个训练子集中的所有的训练心电信号于第 N 个训练参考标签对应。例如, N 个训练参考标签的向量集合表示为 $\hat{Y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_N]$, $\hat{y}_1$ 可以表示第一训练参考标签, $\hat{y}_2$ 可以表示第二训练参考标签, 以此类推, $\hat{y}_N$ 可以表示第 N 个训练参考标签。

[0120] 需要说明的是,训练参考标签的数量可以与训练数据集所包含的训练子集的数量相同,且N个训练参考标签与N个训练子集一一对应。例如,N个训练参考标签可以各不相同。

[0121] 例如,N个预设心律类型分别为第一预设心律类型、第二预设心律类型、...、第N个预设心律类型。

[0122] 例如,对于N个训练参考标签中的第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$,例如,j为正整数,且 $1 \leq j \leq N$ 。第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$ 可以表示为 $\hat{y}_j = [y_{j1}, y_{j2}, \dots, y_{jN}]$,其中, y_{j1} 表示N个预设心律类型中第一预设心律类型的参考概率, y_{j2} 表示N个预设心律类型中第二预设心律类型的参考概率, y_{jN} 表示N个预设心律类型中第N个预设心律类型的参考概率。当第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$ 表示与第一预设心律类型对应的标签,则 $y_{j1} = 1$,第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$ 中的其余值均为0,即 $y_{j2} = 0, y_{jN} = 0$ 等。当第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$ 表示与第二预设心律类型对应的标签,则 $y_{j2} = 1$,第j个训练参考标签 $\hat{y}_j$ 中的其余值均为0,即 $y_{j1} = 0, y_{jN} = 0$ 等。

[0123] 例如,在一些示例中, $N = 4$,N个训练参考标签分别为第一训练参考标签、第二训练参考标签、第三个训练参考标签、第四个训练参考标签,N个预设心律类型分别为正常心律类型、房颤类型、噪声类型和其他心律类型,例如,第一训练参考标签表示与正常心律类型对应的标签,第二训练参考标签表示与房颤类型对应的标签,第三训练参考标签表示与噪声类型对应的标签,第四训练参考标签表示与其他心律类型对应的标签。训练数据集对应的训练参考标签的向量集合表示为 $\hat{Y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4]$, $\hat{y}_1$ 表示第一训练参考标签,且 $\hat{y}_1 = [1, 0, 0, 0]$, $\hat{y}_2$ 表示第二训练参考标签,且 $\hat{y}_2 = [0, 1, 0, 0]$, $\hat{y}_3$ 表示第三训练参考标签,且 $\hat{y}_3 = [0, 0, 1, 0]$, $\hat{y}_4$ 表示第四训练参考标签,且 $\hat{y}_4 = [0, 0, 0, 1]$ 。

[0124] 图4为本公开一些实施例提供的一种对训练心电信号进行第二动态过采样的示意图。

[0125] 例如,在一些示例中,以当前训练心电信号为房颤信号为例,训练数据集包括第一训练子集、第二训练子集、第三训练子集和第四训练子集,第一训练子集中的训练心电信号的数量为 q_1 ,第二训练子集中的训练心电信号的数量为 q_2 ,第三训练子集中的训练心电信号的数量为 q_3 ,第四训练子集中的训练心电信号的数量为 q_4 ,且在 q_1, q_2, q_3 和 q_4 中, q_2 最大,即第二训练子集为最大训练子集,若该当前训练心电信号对应的参考标签为第二训练参考标签 $\hat{y}_2$,且第二训练参考标签 $\hat{y}_2$ 与第二训练子集对应,即第二训练子集也为目标训练子集,当最大动态采样步长为300时,则根据上述公式(4)可知,该当前训练心电信号的动态采样步长为300。如图4所示,该当前训练心电信号的时间长度为54秒,且包括约16200个采样点,可以基于窗口长度为3000的训练采样窗口和动态采样步长(动态采样步长的长度为300)对该当前训练心电信号进行第二动态过采样处理,以得到约51个训练中间心电信号,且该51个训练中间心电信号对应的类型标签均为第二训练参考标签 $\hat{y}_2$ 。

[0126] 例如,若多个训练中间心电信号中某一个训练中间心电信号的长度小于训练采样窗口的长度,即该一个训练中间心电信号的长度小于其余训练中间心电信号的长度,此时,可以在该训练中间心电信号的末尾采用零填充的方式补齐信号的数据量,以使即该一个训

练中间心电信号的长度等于其余训练中间心电信号的长度,从而保证所有训练中间心电信号的长度均相同。零填充的方法可以控制输入至待训练的神经网络中的各个训练中间心电信号的长度以确保所有训练中间心电信号(即增强数据片段)具有相同的输入维度。通过上述在当前训练心电信号上的进行第二动态过采样,可以达到增加用于训练的数据样本量、减轻或消除数据偏斜的问题、降低单个输入的当前训练心电信号的长度从而减低算法复杂度等效果。

[0127] 如图4所示,最后一个训练中间心电信号(即图4中矩形虚线框示出的训练中间心电信号),可以在该最后一个训练中间心电信号的末尾用零填充,以增加最后一个训练中间心电信号的数据量,使该最后一个训练中间心电信号的长度与其余训练中间心电信号的长度相同。例如,在一些示例中,当前训练心电信号所包括的采样点的数量为7000,即当前训练心电信号可以表示为一维矩阵[0:7000],训练采样窗口的长度为3000,当前训练心电信号对应的训练动态采样步长 s 为2500。对当前训练心电信号进行第二动态过采样处理,以将当前训练心电信号划分为三个训练中间心电信号,三个训练中间心电信号依次为第一训练中间心电信号、第二训练中间心电信号和第三训练中间心电信号,且第一训练中间心电信号表示为一维矩阵[0:3000],第二训练中间心电信号表示为一维矩阵[2500:5500],第三训练中间心电信号表示为一维矩阵[5000:7000],由此可知,第三训练中间心电信号的长度仅为2000,且小于训练采样窗口的长度,此时,可以在第三训练中间心电信号的末尾填充零,以增加第三训练中间心电信号的数据量,使第三训练中间心电信号的长度达到3000,从而第三训练中间心电信号表示为一维矩阵[5000:8000],其中,在该一维矩阵中的第7001个矩阵元素至第8000个矩阵元素的值均为零。

[0128] 例如,待训练的神经网络可以包括第一待训练的神经网络、第二待训练的神经网络、全连接层和输出层,第一待训练的神经网络为卷积神经网络,第二待训练的神经网络为长短期记忆模型网络。利用待训练神经网络分别对多个训练中间心电信号进行处理,以得到与多个训练中间心电信号一一对应的多个训练预测标签,包括:对于多个训练中间心电信号中的每个训练中间心电信号,利用第一待训练的神经网络对该训练中间心电信号进行处理,以得到与该训练中间心电信号对应的多个训练局部特征;利用第二待训练的神经网络分别对多个训练局部特征进行处理,以得到与该训练中间心电信号对应的多个训练整体趋势特征;基于多个训练整体趋势特征,利用全连接层和输出层确定与该训练中间心电信号对应的训练预测标签,从而得到与多个训练中间心电信号一一对应的多个训练预测标签。

[0129] 例如,多个训练中间心电信号的数量为 w ,则多个训练预测标签的数量也为 w , w 为正整数。多个训练预测标签可以表示为 $\hat{S}=[\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_w]$,其中, $\hat{s}_1$ 表示第一个训练预测标签, $\hat{s}_2$ 表示第二个训练预测标签, $\hat{s}_w$ 表示第 w 个训练预测标签。例如,每个训练预测标签可以包括 N 个训练预测概率。 N 个训练预测概率与 N 个预设心律类型一一对应。例如,每个训练预测标签可以表示为一个一维矩阵,例如,对于多个训练预测标签中的第1个训练预测标签 $\hat{s}_1$, $\hat{s}_1=[s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N}]$,其中, s_{11} 可以表示与该第1个训练预测标签对应的第1个训练中间心电信号属于第一预设心律类型的概率, s_{12} 可以表示第1个训练中间心电信号属于第二预设心律类型的概率,以此类推, s_{1N} 可以表示第1个训练中间心电信号属于第 N 个预设心律类型的

概率。例如,1为正整数,且 $1 \leq l \leq N$ 。

[0130] 例如,在一些示例中,每个训练预测标签中的N个训练预测概率之和可以为1,即对于第1个预测标签 $\hat{S}_l, s_{l1}+s_{l2}+\dots+s_{lN}=1$ 。

[0131] 例如,在一些示例中,根据多个训练预测标签,确定与训练心电信号对应的训练输出标签,包括:将多个训练预测标签求平均,以得到训练输出标签。

[0132] 例如,训练输出标签包括N个平均训练预测概率,N个平均训练预测概率与N个预设心律类型一一对应。例如,N个平均训练预测概率之和为1。

[0133] 需要说明的是,“多个训练预测标签求平均”的方式可以与上述“多个预测标签求平均”的方式相同,在此不再赘述。

[0134] 例如,在一些示例中,系统损失函数为用于多分类问题的交叉熵(Cross-entropy)损失函数。训练数据集中的多个训练心电信号的数量为e,且多个训练心电信号的集合表示为 $\hat{G} = [\hat{g}_1, \hat{g}_2, \dots, \hat{g}_e]$,训练数据集对应N个训练参考标签,N个训练参考标签的向量集合表示为 $\hat{Y} = [\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_N]$, $\hat{y}_1$ 可以表示第一训练参考标签, $\hat{y}_2$ 可以表示二训练参考标签,以此类推, $\hat{y}_N$ 可以表示第N个训练参考标签。N个预设心律类型的集合表示为 $\hat{H} = [h_1, h_2, \dots, h_N]$, h_1 表示第一预设心律类型, h_2 表示第二预设心律类型, h_N 表示第N个预设心律类型。

[0135] 例如,CNN-LSTM网络模型以一个训练心电信号 $\hat{g}_i = [\hat{g}_{i1}, \dots, \hat{g}_{ir}]$ 作为输入,然后,输出该训练心电信号 $\hat{g}_i$ 对应的训练输出标签 $\hat{U}_i, \hat{U}_i = [u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{ij}, \dots, u_{iN}]$ 。例如,训练心电信号 $\hat{g}_i$ 对应的训练参考标签为 $\hat{y}_i$,训练参考标签 $\hat{y}_i$ 表示为 $\hat{y}_i = [y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{ij}, \dots, y_{iN}]$,其表示训练心电信号 $\hat{g}_i$ 在所有可能的预设心律类型的概率集合,当且仅当 y_{ij} 等于1时表示训练心电信号 $\hat{g}_i$ 属于预设心律类型 h_j 。例如,i、j均为正整数,r为正整数且表示该训练心电信号 $\hat{g}_i$ 对应的训练中间心电信号的数量。

[0136] 例如,CNN-LSTM网络模型的优化目标损失函数(即系统损失函数)可以构建为:

$$[0137] \quad L(g, s) = \frac{1}{W} * \sum_{i=1}^w * \sum_{j=1}^N y_{ij} * \log P(u_{ij} = h_j \mid g = \hat{g}_i)$$

[0138] 其中, $L(g, s)$ 表示交叉熵损失函数, $P(u_{ij}=h_j \mid g=\hat{g}_i)$ 表示训练预测标签 $\hat{U}_i$ 中 u_{ij} 所对应的训练预测概率的值,即表示训练心电信号 $\hat{g}_i$ 属于预设心律类型 h_j 的训练预测概率, y_{ij} 表示训练心电信号 $\hat{g}_i$ 属于预设心律类型 h_j 的参考概率。

[0139] 例如,待训练的神经网络的训练过程中还可以包括优化函数,优化函数可以根据系统损失函数计算得到的系统损失值计算待训练的神经网络的参数的误差值,并根据该误差值对待训练的神经网络的参数进行修正。例如,优化函数可以采用随机梯度下降(stochastic gradient descent,SGD)算法、批量梯度下降(batch gradient descent,BGD)算法等计算待训练的神经网络的参数的误差值。又例如,训练阶段还包括对待训练的神经网络的参数进行微调(fine-tune),以获取更优化的参数。

[0140] 需要说明的是,在本公开的实施例,动态过采样(例如,第一动态过采样和第二

动态过采样)表示不同的心电信号对应的动态采样步长不同。而第一动态过采样中确定动态采样步长的方式和第二动态过采样中确定动态采样步长的方式不相同。在第一动态过采样中,输入心电信号的动态采样步长由输入心电信号的长度确定;而在第二动态过采样中,训练心电信号的训练动态采样步长由训练心电信号在训练数据集中的偏度感知率和最大动态采样步长确定。

[0141] 本公开的一些实施例还提供一种信号处理装置。图5为本公开一些实施例提供的一种信号处理装置的示意性框图。

[0142] 如图5所示,信号处理装置50包括存储器510和处理器520。存储器510用于非暂时性存储计算机可读指令。处理器520用于运行计算机可读指令,计算机可读指令被处理器520运行时执行本公开任一实施例提供的信号处理方法。

[0143] 例如,存储器510和处理器520之间可以直接或间接地互相通信。例如,存储器510和处理器520等组件之间可以通过网络连接进行通信。网络可以包括无线网络、有线网络、和/或无线网络和有线网络的任意组合。网络可以包括局域网、互联网、电信网、基于互联网和/或电信网的物联网(Internet of Things)、和/或以上网络的任意组合等。有线网络例如可以采用双绞线、同轴电缆或光纤传输等方式进行通信,无线网络例如可以采用3G/4G/5G移动通信网络、蓝牙、Zigbee或者WiFi等通信方式。本公开对网络的类型和功能在此不作限制。

[0144] 例如,处理器520可以控制信号处理装置50中的其它组件以执行期望的功能。处理器520可以是中央处理单元(CPU)、张量处理器(TPU)或者图形处理器GPU等具有数据处理能力和/或程序执行能力的器件。中央处理器(CPU)可以为X86或ARM架构等。GPU可以单独地直接集成到主板上,或者内置于主板的北桥芯片中。GPU也可以内置于中央处理器(CPU)上。

[0145] 例如,存储器510可以包括一个或多个计算机程序产品的任意组合,计算机程序产品可以包括各种形式的计算机可读存储介质,例如易失性存储器和/或非易失性存储器。易失性存储器例如可以包括随机存取存储器(RAM)和/或高速缓冲存储器(cache)等。非易失性存储器例如可以包括只读存储器(ROM)、硬盘、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、便携式紧致盘只读存储器(CD-ROM)、USB存储器、闪存等。在存储器510上可以存储一个或多个计算机指令,处理器520可以运行所述计算机指令,以实现各种功能。在计算机可读存储介质中还可以存储各种应用程序和各种数据,例如训练数据集、训练参考标签以及应用程序使用和/或产生的各种数据等。

[0146] 例如,关于信号处理方法的处理过程的详细说明可以参考上述信号处理方法的实施例中的相关描述,重复之处不再赘述。

[0147] 需要说明的是,本公开的实施例提供的信号处理装置是示例性的,而非限制性的,根据实际应用需要,该信号处理装置还可以包括其他常规部件或结构,例如,为实现信号处理装置的必要功能,本领域技术人员可以根据具体应用场景设置其他的常规部件或结构,本公开的实施例对此不作限制。

[0148] 本公开的实施例提供的信号处理装置的技术效果可以参考上述实施例中关于信号处理方法的相应描述,在此不再赘述。

[0149] 本公开的一些实施例还提供一种医学设备。图6为本公开一些实施例提供的一种医学设备的示意性框图。

[0150] 如图6所示,医学设备60包括心电信号检测装置610、存储器620和处理器630。心电信号检测装置610被配置为获取输入心电信号;存储器620用于非暂时性存储计算机可读指令;处理器630用于运行计算机可读指令,计算机可读指令被处理器630运行时执行根据本公开任一实施例提供的信号处理方法。

[0151] 例如,心电信号检测装置610可以包括心率检测元件和处理电路,心率检测元件被配置为检测并输出与心率相关的电信号,心率检测元件至少包括第一检测元件和第二检测元件,电信号包括第一子电信号和第二子电信号,第一检测元件被配置为检测并输出第一子电信号,第二检测元件被配置为检测并输出第二子电信号。处理电路被配置为接收第一子电信号和第二子电信号,并对第一子电信号和第二子电信号进行分析处理以得到输入心电信号。

[0152] 例如,第一检测元件包括第一电极片,第二检测元件包括第二电极片。此时,第一子电信号可以为电压信号或电流信号,相应地,第二子电信号可以为电压信号或电流信号,根据该电压信号或电流信号可以得到输入心电信号。需要说明的是,在另一些实施例中,输入心电信号可以包括光电容积脉搏波信号(PPG),此时,第一检测元件包括第一压力传感器,第二检测元件包括第二压力传感器,从而第一子电信号和第二子电信号可以为压力信号。由于心脏膨胀收缩致会使血管的膨胀与收缩,从而在皮肤表面形成压力,此时可通过第一检测元件和第二检测元件检测动脉膨胀收缩时在表面产生的相对压力,以得到压力信号,然后,根据该压力信号得到输入心电信号。

[0153] 需要说明的是,心率检测元件可以包括多个检测元件(例如三个、四个等),多个检测元件可以设置在用户的不同身体部位处,从而可以在不同身体部位处检测与心率相关的电信号,提高输入心电信号的准确性。

[0154] 例如,处理器630可以控制医学设备60中的其它组件以执行期望的功能。处理器630可以是中央处理单元(CPU)、张量处理器(TPU)或者图形处理器(GPU)等具有数据处理能力和/或程序执行能力的器件。中央处理元(CPU)可以为X86或ARM架构等。GPU可以单独地直接集成到主板上,或者内置于主板的北桥芯片中。GPU也可以内置于中央处理器(CPU)上。

[0155] 例如,存储器620可以包括一个或多个计算机程序产品的任意组合,计算机程序产品可以包括各种形式的计算机可读存储介质,例如易失性存储器和/或非易失性存储器。易失性存储器例如可以包括随机存取存储器(RAM)和/或高速缓冲存储器(cache)等。非易失性存储器例如可以包括只读存储器(ROM)、硬盘、可擦除可编程只读存储器(EPROM)、便携式紧致盘只读存储器(CD-ROM)、USB存储器、闪存等。在所述计算机可读存储介质上可以存储一个或多个计算机可读指令,处理器630可以运行所述计算机可读指令,以实现医学设备60的各种功能。

[0156] 需要说明的是,关于医学设备60执行心电信号处理的过程的详细说明可以参考信号处理方法的实施例中的相关描述,重复之处不再赘述。

[0157] 本公开的一些实施例还提供一种存储介质。图7为本公开一些实施例提供的一种存储介质的示意性框图。例如,如图7所示,在存储介质700上可以非暂时性地存储一个或多个计算机可读指令701。例如,当所述计算机可读指令01由计算机执行时可以执行根据上文所述的信号处理方法中的一个或多个步骤。

[0158] 例如,该存储介质700可以应用于上述信号处理装置50和/或医学设备60中,例如,

其可以为信号处理装置50中的存储器510和/或医学设备60中的存储器620。

[0159] 例如,关于存储介质700的说明可以参考信号处理装置50和/或医学设备60的实施例中对于存储器的描述,重复之处不再赘述。

[0160] 对于本公开,还有以下几点需要说明:

[0161] (1) 本公开实施例附图只涉及到与本公开实施例涉及到的结构,其他结构可参考通常设计。

[0162] (2) 为了清晰起见,在用于描述本发明的实施例的附图中,层或结构的厚度和尺寸被放大。可以理解,当诸如层、膜、区域或基板之类的元件被称作位于另一元件“上”或“下”时,该元件可以“直接”位于另一元件“上”或“下”,或者可以存在中间元件。

[0163] (3) 在不冲突的情况下,本公开的实施例及实施例中的特征可以相互组合以得到新的实施例。

[0164] 以上所述仅为本公开的具体实施方式,但本公开的保护范围并不局限于此,本公开的保护范围应以所述权利要求的保护范围为准。

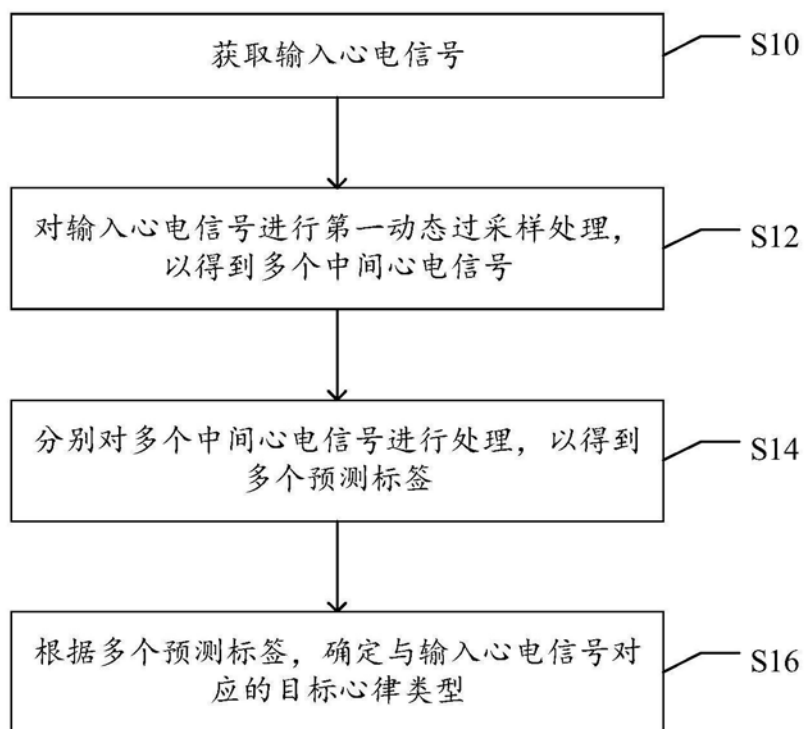


图1

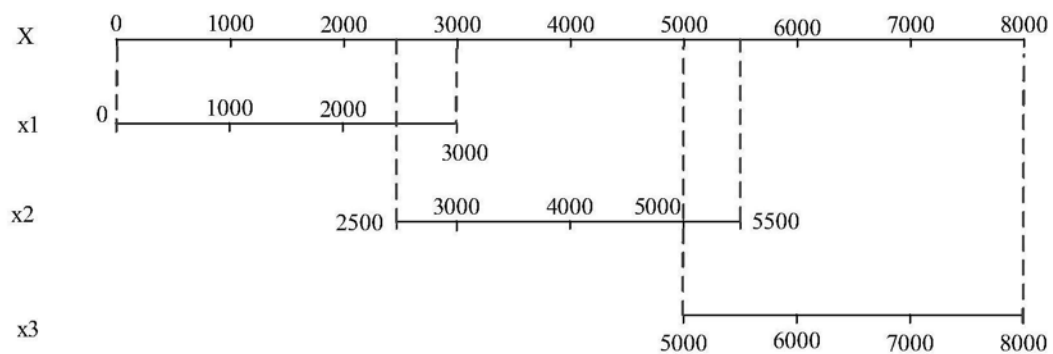


图2

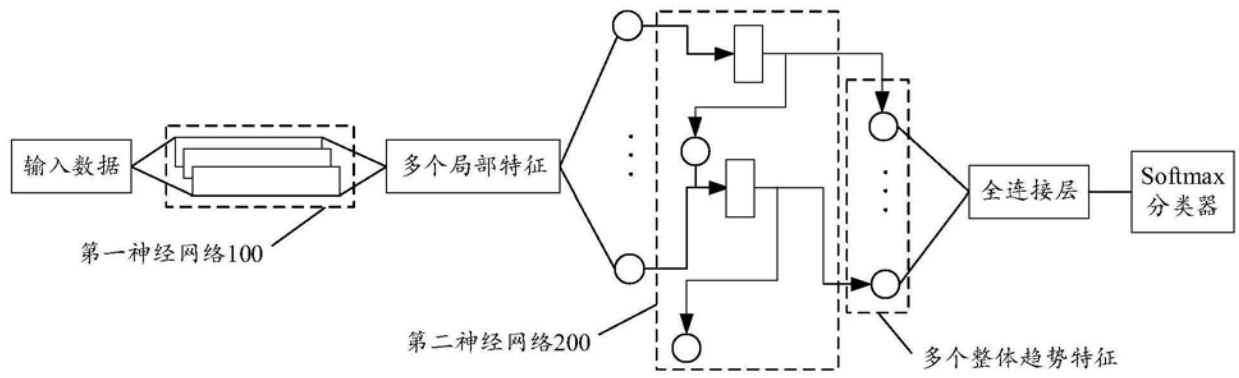


图3

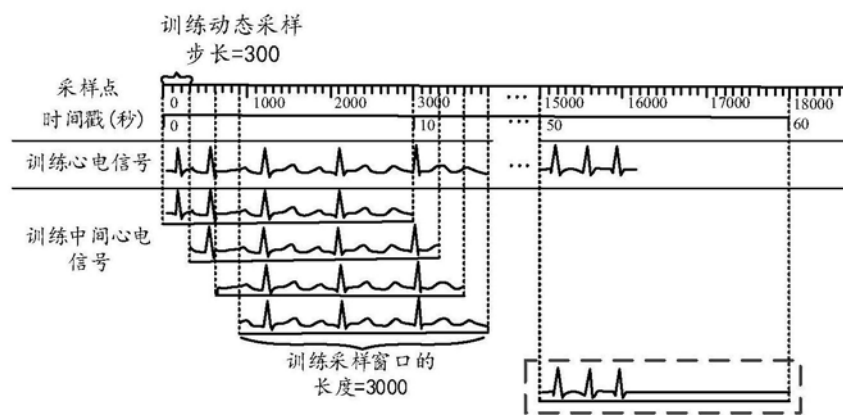


图4



图5



图6

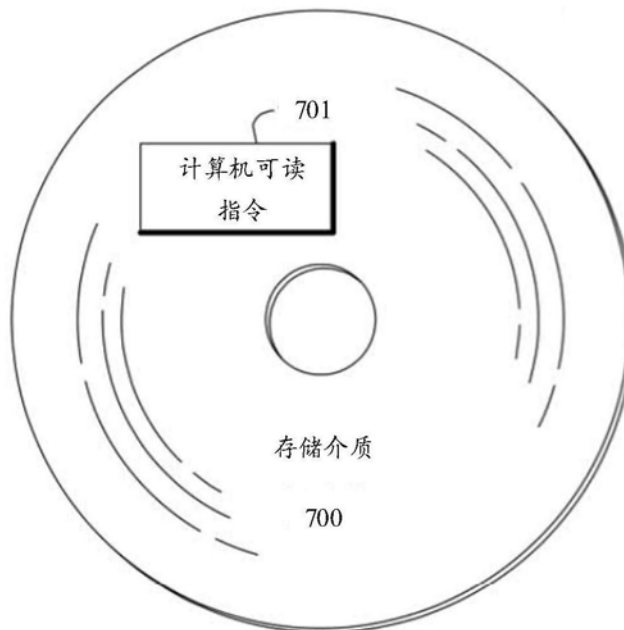


图7

专利名称(译)	信号处理方法、信号处理装置、医学设备、存储介质		
公开(公告)号	CN110623658A	公开(公告)日	2019-12-31
申请号	CN201910905791.5	申请日	2019-09-24
[标]申请(专利权)人(译)	京东方科技集团股份有限公司 北京大学		
申请(专利权)人(译)	京东方科技集团股份有限公司 北京大学		
当前申请(专利权)人(译)	京东方科技集团股份有限公司 北京大学		
[标]发明人	姜立 吴梦 王卿云 李玉德 李红燕 韩立通		
发明人	姜立 吴梦 梁思阳 王卿云 李玉德 李红燕 韩立通		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00 G06K9/00 G06K9/62		
CPC分类号	A61B5/04012 A61B5/0402 A61B5/7225 A61B5/7235 A61B5/7267 G06K9/00885 G06K9/6256 G06K2009/00939		
代理人(译)	王娟		
外部链接	Espacenet SIPO		

摘要(译)

一种信号处理方法、信号处理装置、医学设备和存储介质。信号处理方法，包括：获取输入心电信号；对输入心电信号进行第一动态过采样处理，以得到多个中间心电信号，其中，多个中间心电信号的长度相同，第一动态过采样处理包括根据输入心电信号的长度确定与输入心电信号对应的动态采样步长；分别对多个中间心电信号进行处理，以得到多个预测标签，其中，多个预测标签与多个中间心电信号一一对应；根据多个预测标签，确定与输入心电信号对应的目标心律类型。

