



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110801218 A

(43)申请公布日 2020.02.18

(21)申请号 201911105385.7

(22)申请日 2019.11.13

(71)申请人 清华大学

地址 100084 北京市海淀区清华园1号

(72)发明人 曹正 吴及

(74)专利代理机构 北京律智知识产权代理有限公司 11438

代理人 孙宝海 袁礼君

(51)Int.Cl.

A61B 5/0402(2006.01)

A61B 5/00(2006.01)

权利要求书2页 说明书15页 附图7页

(54)发明名称

心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质

(57)摘要

本公开涉及一种心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质。该方法包括：获取心电图数据，心电图数据包括至少一个导联信号；通过神经网络模型对心电图数据进行处理，获得心电图数据的分类结果。本公开涉及的心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质，根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重，以对根据权重获得的目标特征向量进行处理，能够抵抗导联错位对分类结果的干扰，获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。



1. 一种心电图数据处理方法,其特征在于,包括:

获取心电图数据,所述心电图数据包括至少一个导联信号;

通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理,获得所述心电图数据的分类结果;其中包括:

对各导联信号进行特征提取,获得所述各导联信号的多尺度特征向量;

根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重;

根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量;

通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理,获得所述心电图数据的分类结果。

2. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,对各导联信号进行特征提取,获得所述各导联信号的多尺度特征向量,包括:

通过预激活模块对各导联信号进行处理,获得所述各导联信号的激活向量;

通过第一残差模块对所述各导联信号的激活向量进行处理,获得第一尺度特征向量;

通过第二残差模块对所述各导联信号的所述第一尺度特征向量进行处理,获得第二尺度特征向量;

对所述第一尺度特征向量和所述第二尺度特征向量进行拼接,获得所述各导联信号的多尺度特征向量。

3. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重,包括:

通过激活函数对所述各导联信号的多尺度特征向量进行处理,获得各导联信号的激活特征向量;

对第一向量和所述各导联信号的激活特征向量进行内积运算;

对内积运算结果进行归一化处理,获得所述各导联信号的权重。

4. 如权利要求1-3任一项所述的方法,其特征在于,根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量,包括:

对所述各导联信号的权重与多尺度特征向量进行加权求和;

通过激活函数对加权求和结果进行处理,获得所述心电图数据的目标特征向量。

5. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,获取心电图数据包括:

对所述至少一个导联信号进行补全处理,获得具有预定长度的至少一个导联信号;和/或

对所述至少一个导联信号进行截断处理,获得具有预定长度的至少一个导联信号。

6. 如权利要求1所述的方法,其特征在于,还包括:

获取训练样本集,所述训练样本集包括心电图数据与分类标注;

通过所述神经网络模型对所述心电图数据进行处理,获得训练分类结果;

通过所述训练分类结果和所述分类标注对所述神经网络模型进行训练,获得训练后的所述神经网络模型。

7. 如权利要求6所述的方法,其特征在于,通过所述训练分类结果和所述分类标注对所述神经网络模型进行训练,获得训练后的所述神经网络模型,包括:

通过所述训练分类结果和所述分类标注确定交叉熵损失函数；

根据所述交叉熵损失函数对所述神经网络模型进行训练，获得训练后的所述神经网络模型。

8. 一种心电图数据处理装置，其特征在于，包括：

数据获取模块，用于获取心电图数据，所述心电图数据包括至少一个导联信号；

数据处理模块，用于通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理，获得所述心电图数据的分类结果；其中包括：

特征提取单元，用于对各导联信号进行特征提取，获得所述各导联信号的多尺度特征向量；

权重计算单元，用于根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重；

特征向量生成单元，用于根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量；

分类结果生成单元，用于通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理，获得所述心电图数据的分类结果。

9. 一种电子设备，其特征在于，包括：

一个或多个处理器；

存储装置，用于存储一个或多个程序；

当所述一个或多个程序被所述一个或多个处理器执行，使得所述一个或多个处理器实现如权利要求1-7中任一所述的方法。

10. 一种计算机可读介质，其上存储有计算机程序，其特征在于，所述程序被处理器执行时实现如权利要求1-7中任一所述的方法。

心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质

技术领域

[0001] 本公开涉及神经网络计算领域,具体而言,涉及一种心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质。

背景技术

[0002] 医学是关系到人类生命健康的重要学科,其中心血管疾病是医学领域中的一类极为重要的疾病。心血管病在疾病中的死亡率居首位,高于肿瘤等其他疾病,占居民疾病死亡构成的40%以上。同时,随着人口老龄化及城镇化的加速,心血管病危险因素流行趋势变得更加明显,心血管病的发病人数快速增长,使得中国心血管病负担日渐加重。其中,心脏病是心血管疾病中占重要地位的一大类疾病。常见的心脏疾病包括心房颤动、窦性心律不齐、室性早搏、房性早搏等疾病。

[0003] 心电图测量了心肌的电生理活动,反映了心脏的电去极化和复极化的过程。心电图是临床诊断心律失常便捷而又有效的方式,同时也广泛应用于当前的临床实践中。临床医疗中往往使用12导联(由AVR,AVF,AVL,I,II,III,V1-V6导联构成)的标准心电图,各个导联的波形分别反映心脏的一部分情况。图12示意性示出了12导联心电图的导联信号的示意图。12导联心电图一般由四肢的4个导联电极和胸前的6个导联电极测量得到。当导联电极电线正确连接时,心脏病医生和现有的一些计算机辅助识别系统都能根据心电图做出较为正确的判断。但是,在心电图测量的日常工作中,导联电极电线错接(即导联错位)的情况时有发生。导联错位会导致心电图波形出现疾病以外的改变,或者可能使一个导联的波形出现在另一个导联中。导联错位会对心脏病医生以及计算机辅助系统通过心电图对心脏疾病的判断造成影响,可能会导致错误的诊断,进而导致一些不必要的额外检查和诊断或者导致对疾病的漏诊,甚至导致临幊上错误的处理决定。由于心脏疾病普遍的紧急性和危重性,这种错误的发生将导致严重的后果。

[0004] 因此,需要一种新的心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质。

[0005] 在所述背景技术部分公开的上述信息仅用于加强对本公开的背景的理解,因此它可以包括不构成对本领域普通技术人员已知的相关技术的信息。

发明内容

[0006] 有鉴于此,本公开实施例提供一种心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质,通过具有残差模块的神经网络模型对待处理图像进行处理,能够获得高准确性和鲁棒性的临床靶区勾画结果。

[0007] 本公开的其他特性和优点将通过下面的详细描述变得显然,或部分地通过本公开的实践而习得。

[0008] 根据本公开的一方面,提出一种心电图数据处理方法,该方法包括:获取心电图数据,所述心电图数据包括至少一个导联信号;通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理,获得所述心电图数据的分类结果;其中包括:对各导联信号进行特征提取,获得所述各

导联信号的多尺度特征向量；根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重；根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量；通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理，获得所述心电图数据的分类结果。

[0009] 在本公开的一种示例性实施例中，对各导联信号进行特征提取，获得所述各导联信号的多尺度特征向量，包括：通过预激活模块对各导联信号进行处理，获得所述各导联信号的激活向量；通过第一残差模块对所述各导联信号的激活向量进行处理，获得第一尺度特征向量；通过第二残差模块对所述各导联信号的所述第一尺度特征向量进行处理，获得第二尺度特征向量；对所述第一尺度特征向量和所述第二尺度特征向量进行拼接，获得所述各导联信号的多尺度特征向量。

[0010] 在本公开的一种示例性实施例中，根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重，包括：通过激活函数对所述各导联信号的多尺度特征向量进行处理，获得各导联信号的激活特征向量；对第一向量和所述各导联信号的激活特征向量进行内积运算；对内积运算结果进行归一化处理，获得所述各导联信号的权重。

[0011] 在本公开的一种示例性实施例中，根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量，包括：对所述各导联信号的权重与多尺度特征向量进行加权求和；通过激活函数对加权求和结果进行处理，获得所述心电图数据的目标特征向量。

[0012] 在本公开的一种示例性实施例中，获取心电图数据包括：对所述至少一个导联信号进行补全处理，获得具有预定长度的至少一个导联信号；和/或对所述至少一个导联信号进行截断处理，获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0013] 在本公开的一种示例性实施例中，所述方法还包括：获取训练样本集，所述训练样本集包括心电图数据与分类标注；通过所述神经网络模型对所述心电图数据进行处理，获得训练分类结果；通过所述训练分类结果和所述分类标注对所述神经网络模型进行训练，获得训练后的所述神经网络模型。

[0014] 在本公开的一种示例性实施例中，通过所述训练分类结果和所述分类标注对所述神经网络模型进行训练，获得训练后的所述神经网络模型，包括：通过所述训练分类结果和所述分类标注确定交叉熵损失函数；根据所述交叉熵损失函数对所述神经网络模型进行训练，获得训练后的所述神经网络模型。

[0015] 根据本公开的一方面，提出一种心电图数据处理装置，包括：数据获取模块，用于获取心电图数据，所述心电图数据包括至少一个导联信号；数据处理模块，用于通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理，获得所述心电图数据的分类结果；其中包括：特征提取单元，用于对各导联信号进行特征提取，获得所述各导联信号的多尺度特征向量；权重计算单元，用于根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重；特征向量生成单元，用于根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量；分类结果生成单元，用于通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理，获得所述心电图数据的分类结果。

[0016] 根据本公开的一方面，提出一种电子设备，该电子设备包括：一个或多个处理器；存储装置，用于存储一个或多个程序；当一个或多个程序被一个或多个处理器执行，使得一

个或多个处理器实现如上文中所述的方法。

[0017] 根据本公开的一方面,提出一种计算机可读介质,其上存储有计算机程序,该程序被处理器执行时实现如上文中所述的方法。

[0018] 根据本公开一些实施例提供的心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质,通过获得各导联信号的多尺度特征向量,并进行后续处理,能够充分利用各导联信号的局部特征与全局特征。同时,根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重,能够不受导联错位的干扰,正确地获得各个导联信号的权重,并根据各导线信号的权重与多尺度特征向量进行后续处理,进而能够抵抗导联错位对分类结果的干扰,获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。

[0019] 应当理解的是,以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性的,并不能限制本公开。

附图说明

[0020] 通过参照附图详细描述其示例实施例,本公开的上述和其它目标、特征及优点将变得更加显而易见。下面描述的附图仅仅是本公开的一些实施例,对于本领域的普通技术人员来讲,在不付出创造性劳动的前提下,还可以根据这些附图获得其他的附图。

- [0021] 图1是根据一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图;
- [0022] 图2是基于图1的步骤S120在一示例性实施例中的流程图;
- [0023] 图3是基于图2的步骤S121在另一示例性实施例中的流程图;
- [0024] 图4是基于图2的步骤S122在另一示例性实施例中的流程图;
- [0025] 图5是基于图2的步骤S123在另一示例性实施例中的流程图;
- [0026] 图6是基于图1的步骤S110在另一示例性实施例中的流程图;
- [0027] 图7是根据另一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图;
- [0028] 图8是基于图7的步骤S730在一个示例性实施例中的流程图;
- [0029] 图9是根据又一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图;
- [0030] 图10示意性示出了根据本公开实施例的神经网络模型的结构示意图;
- [0031] 图11示意性示出了图10中的多尺度特征提取模块的结构示意图;
- [0032] 图12示意性示出了12导联心电图的导联信号的示意图;
- [0033] 图13示意性示出了根据本公开实施例的目标特征矩阵获取流程的示意图;
- [0034] 图14是根据一示例性实施例示出的一种心电图数据处理装置的框图;
- [0035] 图15是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图;
- [0036] 图16示意性示出本公开示例性实施例中一种计算机可读存储介质示意图。

具体实施方式

[0037] 现在将参考附图更全面地描述示例实施例。然而,示例实施例能够以多种形式实施,且不应被理解为限于在此阐述的实施例;相反,提供这些实施例使得本公开将全面和完整,并将示例实施例的构思全面地传达给本领域的技术人员。在图中相同的附图标记表示相同或类似的部分,因而将省略对它们的重复描述。

[0038] 此外,所描述的特征、结构或特性可以以任何合适的方式结合在一个或更多实施

例中。在下面的描述中,提供许多具体细节从而给出对本公开的实施例的充分理解。然而,本领域技术人员将意识到,可以实践本公开的技术方案而没有特定细节中的一个或更多,或者可以采用其它的方法、组元、装置、步骤等。在其它情况下,不详细示出或描述公知方法、装置、实现或者操作以避免模糊本公开的各方面。

[0039] 附图中所示的方框图仅仅是功能实体,不一定必须与物理上独立的实体相对应。即,可以采用软件形式来实现这些功能实体,或在一个或多个硬件模块或集成电路中实现这些功能实体,或在不同网络和/或处理器装置和/或微控制器装置中实现这些功能实体。

[0040] 附图中所示的流程图仅是示例性说明,不是必须包括所有的内容和操作/步骤,也不是必须按所描述的顺序执行。例如,有的操作/步骤还可以分解,而有的操作/步骤可以合并或部分合并,因此实际执行的顺序有可能根据实际情况改变。

[0041] 应理解,虽然本文中可能使用术语第一、第二、第三等来描述各种组件,但这些组件不应受这些术语限制。这些术语乃用以区分一组件与另一组件。因此,下文论述的第一组件可称为第二组件而不偏离本公开概念的教示。如本文中所使用,术语“及/或”包括相关联的列出项目中的任一个及一或多者的所有组合。

[0042] 本领域技术人员可以理解,附图只是示例实施例的示意图,附图中的模块或流程并不一定是实施本公开所必须的,因此不能用于限制本公开的保护范围。

[0043] 相关技术中,为实现对心电图数据的处理,通常分为如下两类方案。第一种方案分为提取特征和使用分类器进行分类两个步骤。提取特征时采用类似于医生对心电图的判读标准,即提取心电图波形的波形和统计特征,包括心率变化率、P波、T波和QRS波群的振幅和宽度、PR间期和QT间期的长度等等。提取得到数据特征后,送入分类器进行分类。采用的分类器包括支持向量机、决策树等。

[0044] 第二种方案通过神经网络进行处理。神经网络是近年来兴起的心电图辅助诊断方案,其能够通过训练自动完成特征提取和分类的过程,不需要人工设计特征,具有更好灵活性。卷积神经网络具有较好的空间特征提取能力,循环神经网络具有较好的序列前后关系的捕捉能力,这两种神经网络在心电图判读研究中有所应用。

[0045] 然而,上述两种方案主要处理的是正常采集的心电图数据,即在心电图正确采集、没有出现导联错位的前提下,上述两种方案具有良好的性能。但是,上述两种方案并没有考虑导联错位这种错误的发生对心电图造成的影响,使得其在面对导联错位的心电图数据时具有较低的鲁棒性。以12导联的心电图数据为例,导联错位会带来的改变举例见下表:

错位	I	II	III	AVR	AVL	AVF
[0046]	LA/RA	- I	III	II	AVL	AVR
	LA/LL	II	I	- III	AVR	AVF
	RA/LL	- III	- II	- I	AVF	AVL
	顺时针	III	- I	- II	AVL	AVF
	逆时针	- II	- III	I	AVF	AVR
	RA/RL	- III	0	III	AVF	- III
	LA/RL	II	II	0	- II	AVF
	LL/RL	I	II	III	AVR	AVL
	RA/RL 且 LA/LL	0	- II	- I	AVL	AVR
						- III

[0047] 其中,LA为左臂电极,RA为右臂电极,LL为左脚电极,RL为右脚电极(同时是中性参考电极),顺时针为RA->LA->LL->RA,逆时针为RA->LL->LA->RA。

[0048] 在临床实践中,导联错位时有发生,这会使得心电图的波形出现疾病以外的改变,或者可能使一个导联的波形出现在另一个导联中,使得现有的没有考虑这种情况的自动识别技术受到干扰,导致性能大大下降,进而无法正确获得心电图的分类结果。

[0049] 因此,需要一种新的心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质。

[0050] 图1是根据一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图。本公开实施例提供的心电图数据处理方法可以由任意具备计算处理能力的电子设备执行,例如用户终端和/或服务器,在下面的实施例中,以服务器执行所述方法为例进行举例说明,但本公开并不限于此。本公开实施例提供的心电图数据处理方法10可以包括步骤S110至S120。

[0051] 如图1所示,在步骤S110中,获取心电图数据,心电图数据包括至少一个导联信号。

[0052] 本公开实施例中,当通过12导联获得心电图数据时,该心电图数据可包括12个导联信号。其中,该12个导联信号包括6个肢体导联(I、II、III、aVR、aVL、aVF)和6个胸导联(V1至V6)。肢体导联包括标准双极导联(I、II和III)和加压导联(aVR、aVL和aVF)。12导联的心电图数据如图12所示,每一行为一个导联信号的波形信号,其中共包括12个导联信号。但本公开还可获取其他导联形式的心电图数据,本公开并不以此为限。

[0053] 在步骤S120中,通过神经网络模型对心电图数据进行处理,获得心电图数据的分类结果。

[0054] 本公开实施例中,可将心电图数据中的至少一个导联信号作为神经网络模型的输入,以通过神经网络模型对心电图数据进行非线性处理,获得心电图数据的分类结果。

[0055] 在示例性实施例中,分类结果可以是各个类别对应的概率。例如,当分类类型一共有X类时,分类结果可为X维的分类结果向量,该分类结果向量的第x个元素对应的值表示心电图数据为第x类类型的概率。又例如,可选取分类结果向量中的取值最大元素对应的分类类型为心电图数据的分类结果。

[0056] 图2是基于图1的步骤S120在一示例性实施例中的流程图。

- [0057] 如图2所示,上述步骤S120可以进一步包括以下步骤。
- [0058] 在步骤S121中,对各导联信号进行特征提取,获得各导联信号的多尺度特征向量。
- [0059] 在本公开实施例中,各导联信号多尺度特征向量描述了心脏的各种特征信号。其中可包括:全局特征(如心率变化率)和局部特征(如Q、R、S、T波)。本公开实施例通过获得多尺度特征向量,能够实现对各导联信号的充分利用。
- [0060] 在步骤S122中,根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重。
- [0061] 在本公开实施例中,可根据各道路的多尺度特征向量确定各导联信号的权重,而与该导联信号的连接部位无关,因此不会受到导联信号错位的干扰。
- [0062] 在步骤S123中,根据各导联信号的权重和多尺度特征向量确定心电图数据的目标特征向量。
- [0063] 本公开实施例中,可对各导联信号的权重与多尺度特征向量进行加权求和,以确定心电图数据的目标特征向量。
- [0064] 在步骤S124中,通过防过拟合层和全连接层依次对目标特征向量进行处理,获得心电图数据的分类结果。
- [0065] 本公开实施例中,防过拟合(例如Dropout)层可在每个训练批次中,通过忽略一般的特征检测器,能够减少特征检测器间的相互作用,以减少过拟合现象。其中,防过拟合层的技术手段可例如为神经元随机失活。
- [0066] 本公开实施例中,全连接层(Fully Connected Layers,FC)的每一个节点都与上一层的所有节点相连,其能够将“分布式特征表示”(即目标特征向量)映射到样本标记空间的作用,进而起到分类器的作用。
- [0067] 图10示意性示出了根据本公开实施例的神经网络模型1000的结构示意图。如图10所示,神经网络模型1000可包括多尺度特征提取模块1010、特征向量获取模块1020、防过拟合层1030以及全连接层1040。其中,多尺度特征提取模块1010可用于执行本公开实施例的步骤S121。特征向量获取模块1020可用于执行本公开实施例的步骤S122和S123。
- [0068] 根据本公开实施方式提供的心电图数据处理方法,通过获得各导联信号的多尺度特征向量,并进行后续处理,能够充分利用各导联信号的局部特征与全局特征。同时,根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重,能够不受导联错位的干扰,正确地获得各个导联信号的权重,并根据各导线信号的权重与多尺度特征向量进行后续处理,进而能够抵抗导联错位对分类结果的干扰,获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。
- [0069] 应清楚地理解,本公开描述了如何形成和使用特定示例,但本公开的原理不限于这些示例的任何细节。相反,基于本公开公开的内容的教导,这些原理能够应用于许多其它实施例。
- [0070] 图3是基于图2的步骤S121在另一示例性实施例中的流程图。
- [0071] 如图3所示,上述步骤S121可以进一步包括以下步骤。
- [0072] 在步骤S1211中,通过预激活模块对各导联信号进行处理,获得各导联信号的激活向量。
- [0073] 本公开实施例中,预激活模块可对各导联信号进行激活处理,获得各导联信号的激活向量。图11示意性示出了图10中的多尺度特征提取模块的结构示意图。如图11所示,多

尺度特征提取模块1010可包括预激活模块1011，预激活模块1011包括依次连接的第一卷积层10111、第一标准化层10112、第一激活层10113、第二卷积层10114、第二标准化层10115、第二激活层10116、第三卷积层10117，其中，预激活模块1011还包括第一最大池化层10118。其中，第一激活层10113的输出信息为第一最大池化层10117输入信息，其中根据第三卷积层10117的输出信息和第一最大池化层10118的输出信息确定预激活模块1011的输出信息，即激活向量。

[0074] 在步骤S1212中，通过第一残差模块对各导联信号的激活向量进行处理，获得第一尺度特征向量。

[0075] 本公开实施例中，残差模块用于统计实际观察值与估计值(拟合值)之间的差。残差模块能够实现鲁棒性的特征表达。如图11所示，多尺度特征提取模块1010可包括第一残差模块1012和第二残差模块1213。第一残差模块1012和第二残差模块可具有类似的结构。其中，第一残差模块1012可包括依次连接的第三标准化层10121、第三激活层10122、第四卷积层10123、第四标准化层10124、第四激活层10125、第五卷积层10126。第一残差模块1012还包括第二最大池化层10127。第三标准化层10121的输入信息作为第二最大池化层10127的输入信息，其中根据第五卷积层10126的输出信息和第二最大池化层10127的输出信息确定第一残差模块1012的输出信息，即第一尺度特征向量。激活层(Activate Function)可用于实现非线性化操作。示例性实施例中，每一残差模块后还可包括一最大池化层，其中该最大池化层根据每一残差模块的输出信息确定该残差模块的对应尺度的特征向量。在步骤S1213中，通过第二残差模块对各导联信号的第一尺度特征向量进行处理，获得第二尺度特征向量。

[0076] 本公开实施例中，第二残差模块的结构可与上述实施例中第一残差模块具有类似的结构，此处不再赘述。

[0077] 在步骤S1214中，对第一尺度特征向量和第二尺度特征向量进行拼接，获得各导联信号的多尺度特征向量。

[0078] 本公开实施例中，第一残差模块为浅层残差模块，第一残差模块输出的第一尺度特征向量倾向于表征局部的特征。第二残差模块的处理对象为第一残差模块输出的第一尺度特征向量，因此第二残差模块可作为深层残差模块，第二残差模块输出的第二尺度特征向量倾向于表征全局的特征。本步骤通过对第一尺度特征向量和第二尺度特征向量进行拼接，能够获得包含局部特征和全局特征的多尺度特征向量，以实现对局部特征和全局特征的充分利用。

[0079] 在示例性实施例中，多尺度特征提取模块1010还可包括第三残差模块，第四残差模块等。其中，通过第三残差模块对第二尺度特征向量进行处理，获得第三尺度特征向量。以及通过第四残差模块对第三尺度特征向量进行处理，获得第四尺度特征向量。在步骤S1214中，通过对第一尺度特征向量、第二尺度特征向量、第三尺度特征向量和第四尺度特征向量进行拼接，以获得各导联信号的多尺度特征向量。本公开对残差模块的具体个数并不作特殊限定。

[0080] 在示例性实施例中，多尺度特征提取模块1010还可包括标准化层和激活层。如图11所示，多尺度特征提取模块1010可包括依次连接的预激活模块1011、至少一个残差模块(包括第一残差模块1012、第二残差模块1013等)、标准化层1014、激活层1015。其中每一残

差模块还包括第三最大池化层,根据每一残差模块的第三最大池化层的输出信息确定每一残差模块的输出信息;根据激活层1015的输出信息确定最后一个残差模块的输出信息;以及对每一残差模块的输出信息进行拼接,获得多尺度特征提取模块1010的输出信息,即多尺度特征向量。

[0081] 在示例性实施例中,当残差模块为R个时,每个残差模块输出的第r尺度特征向量的维度可为1*M_r维,对第一尺度特征向量至第R尺度特征向量进行拼接后,获得的多尺度特征向量的维度可为1*(M₁+M₂+…+M_R)维。

[0082] 图4是基于图2的步骤S122在另一示例性实施例中的流程图。

[0083] 如图4所示,上述步骤S122可以进一步包括以下步骤。

[0084] 在步骤S1221中,通过激活函数对各导联信号的多尺度特征向量进行处理,获得各导联信号的激活特征向量。

[0085] 本公开实施例中,各导联信号的激活特征向量可通过下式获得:

$$Q_c = F_a(p_c) = \tanh(p_c) \quad (1)$$

[0087] 其中q_c表示第c个导联信号的激活特征向量,c=1,2,…,C,C表示导联信号的个数,当心电图数据为12导联时,C=12。q_c表示第c个导联信号的多尺度特征向量。

[0088] 在示例性实施例中,p_c和q_c的维度可为1*(M₁+M₂+…+M_R)维。

[0089] 在步骤S1222中,对第一向量和各导联信号的激活特征向量进行内积运算。

[0090] 本公开实施例中,第一向量的维度与各导联信号的激活特征向量的维度相同。例如,当各导联信号的激活特征向量的维度为n*1维,则第一向量为1*n维,其中,n=M₁+M₂+…+M_R。第一向量和各导联信号的激活特征向量的内积运算的表达式可如下所示:

$$k \cdot q_c = \sum_{j=1}^n k_j \times q_{cj} \quad (2)$$

[0092] 其中,k=[k₁,k₂,…,k_n]表示第一向量,q_c=[q_{c1},q_{c2},…,q_{cn}]^T表示第c个导联信号的激活特征向量。

[0093] 在步骤S1223中,对内积运算结果进行归一化处理,获得各导联信号的权重。

[0094] 本公开实施例中,可通过下式对内积运算结果进行归一化处理:

$$w_i = F_d(q_c, k) = \text{softmax}(kq) \quad (3)$$

[0096] 其中,F_d为归一化函数。Softmax为一种归一化函数,本公开还可通过其他类型的归一化函数对内积运算结果进行归一化处理,本公开并不以此为限。

[0097] 本公开实施例的方法以注意力机制为主要思想,能够自动地基于更加重要的导联信号更高的权重值,以使神经网络模型能够自动关注更加重要的导联信号。即使在导联信号发生错位时,也不会导致第一向量与各导联信号的激活特征向量的内积运算结果发生错误。因此,在对内积运算结果进行归一化处理,获得各导联信号的权重时,也不会影响各导联信号的权重的正确性。综上,本公开实施例的方法能够抵抗导联错位的干扰,获得各个导联信号的正确权重。

[0098] 图5是基于图2的步骤S123在另一示例性实施例中的流程图。

[0099] 如图5所示,上述步骤S123可以进一步包括以下步骤。

[0100] 在步骤S1231中,对各导联信号的权重与多尺度特征向量进行加权求和。

[0101] 本公开实施例中,每一导联信号对应一权重。通过该权重对所有导联信号的多尺度特征向量进行加权求和。加权求和的过程可如下所示:

$$[0102] \quad \sum_{c=1}^C w_c q_c \quad (4)$$

[0103] 其中, w_c 为第 c 个导联信号的权重, q_c 为第 c 个导联信号的多尺度特征向量。 C 为导联信号的数量。当心电图数据为 12 导联时, $C=12$ 。

[0104] 在步骤 S1232 中, 通过激活函数对加权求和结果进行处理, 获得心电图数据的目标特征向量。

[0105] 本公开实施例中, 可通过下式获得心电图数据的目标特征向量:

$$[0106] \quad z = F_a(\sum_{c=1}^C c q_c) = \tanh(\sum_{c=1}^C w_c q_c) \quad (5)$$

[0107] 其中, z 为目标特征向量, F_a 为激活函数, \tanh 为一种激活函数, 但还可采用其他类型的激活函数, 本公开并不以此为限。

[0108] 在示例性实施例中, 当 q_c 为 $n*1$ 维时, 目标特征向量 z 为 $n*1$ 维。

[0109] 图 6 是基于图 1 的步骤 S110 在另一示例性实施例中的流程图。

[0110] 如图 6 所示, 上述步骤 S110 可以进一步包括以下步骤。

[0111] 在步骤 S111 中, 对至少一个导联信号进行补全处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0112] 本公开实施例中, 心电图数据中各导联信号的数据长度可能存在不一致的情况。在上述情况下, 可在导联信号的长度小于预定长度时, 对至少一个导联信号进行补全处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。其中, 预定长度可通过经验数据或神经网络的输入格式进行确定, 本公开对预定长度的具体数值并不作特殊限定。

[0113] 在步骤 S112 中, 对至少一个导联信号进行截断处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0114] 本公开实施例中, 可在导联信号的长度大于预定长度时, 对至少一个导联信号进行截断处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0115] 在示例性实施例中, 可判断至少一个导联信号的初始长度, 在初始长度小于预定长度时, 对至少一个导联信号进行补全处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。以及在初始长度大于预定长度时, 对至少一个导联信号进行截断处理, 获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0116] 图 7 是根据另一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图。

[0117] 如图 7 所示, 本公开的心电图数据处理方法可以包括以下步骤。

[0118] 在步骤 S710 中, 获取训练样本集, 训练样本集包括心电图数据与分类标注。

[0119] 本公开实施例中, 心电图数据可包括至少一个导联信号。分类标注为心电图数据的期望分类结果。其中, 分类结果可例如为窦性心律(正常)、心房纤颤、室性早搏、房性早搏等类型。分类标注可例如通过向量表示。例如, 以上述分类结果为例, 当某一心电图数据的分类结果为窦性心律时, 该心电图数据的分类标注可表示为向量: [1, 0, 0, 0]。其中, 该向量中第一个元素表示窦性心律(正常), 第二个元素表示心房纤颤, 第三个元素表示室性早搏, 第四个元素表示房性早搏。元素取值范围为 [0, 1], 元素取值为该元素对应的分类结果的概率值。但此处仅为示例, 本公开对分类结果的种类数量和分类标注的表示形式并不作特殊限定。

[0120] 在步骤 S720 中, 通过神经网络模型对心电图数据进行处理, 获得训练分类结果。

[0121] 本公开实施例中,神经网络模型对心电图数据的处理过程可例如步骤S120所示,还可例如步骤S121至S124所示。训练分类结果的表示形式可与分类标注相同。

[0122] 在步骤S730中,通过训练分类结果和分类标注对神经网络模型进行训练,获得训练后的神经网络模型。

[0123] 本公开实施例中,可根据训练分类结果和分类标注计算获得损失函数,以根据损失函数对神经网络模型进行训练,获得训练后的神经网络模型。

[0124] 图8是基于图7的步骤S730在一个示例性实施例中的流程图。

[0125] 如图8所示,上述步骤S730可以进一步包括以下步骤。

[0126] 在步骤S731中,通过训练分类结果和分类标注确定交叉熵损失函数。

[0127] 本公开实施例中,可通过下式确定交叉熵损失函数:

$$[0128] L = - \sum_{i=1}^M y_i \log(g_i) \quad (6)$$

[0129] 其中,L是交叉熵损失函数,M分类标注的类别总数。

[0130] y_i 为指示变量,如果训练分类结果中该类别和分类标注所指的真实类别相同, y_i 取值为1,否则取值为0。

[0131] g_i 为训练分类结果中对应类别的概率。

[0132] 在步骤S732中,根据交叉熵损失函数对神经网络模型进行训练,获得训练后的神经网络模型。

[0133] 本公开实施例中,可使用反向传播算法对网络结构中的参数进行更新,直到最小化交叉熵损失函数最小为止,以对神经网络模型进行训练。

[0134] 在示例性实施例中,可使用反向传播算法对网络结构中的第一向量、卷积层中卷积核的值、全连接层中的参数进行更新,以对神经网络模型进行训练。

[0135] 图9是根据又一示例性实施例示出的一种心电图数据处理方法的流程图。

[0136] 如图9所示,本公开的心电图数据处理方法可以包括以下步骤。

[0137] 在步骤S910中,获取心电图数据,心电图数据包括C个导联信号,C为大于或等于1的整数。

[0138] 在步骤S920中,对各导联信号进行特征提取,获得多尺度特征矩阵P。

[0139] 本公开实施例中,可通过如图10所示的多尺度特征提取模块1010对各导联信号进行特征提取,并通过图3的实施例中的步骤S1211至S1214获得各导联信号的多尺度特征向量。其中,C个导联信号的多尺度特征向量可组成多尺度特征矩阵 $P = [p_1, p_2, \dots, p_c]$ 。 p_c ($c = 1, 2, \dots, C$)表示第c个导联信号的多尺度特征向量。

[0140] 在步骤S930中,通过激活函数对多尺度特征矩阵P进行处理,获得激活特征矩阵Q。

[0141] 本公开实施例中,激活特征矩阵可通过下式获得:

$$[0142] Q = F_a(P) = \tanh(P) \quad (7)$$

[0143] 其中, $Q = [q_1, q_2, \dots, q_c]$ 为激活特征矩阵。 q_i ($i = 1, 2, \dots, C$)表示第i个导联信号的激活特征向量。

[0144] 在步骤S940中,对第一向量和激活特征矩阵Q进行内积运算。

[0145] 本公开实施例中,内积运算可通过下式进行:

$$[0146] k \cdot Q = k \cdot [q_1, q_2, \dots, q_c] \quad (8)$$

[0147] 在步骤S950中,对内积运算结果进行归一化处理,获得C个导联信号的权重向量W。

[0148] 本公开实施例中,各导联信号的权重向量可通过下式获得:

$$W = F_d(Q, k) = \text{softmax}(kQ) \quad (9)$$

[0150] 其中, $W = [w_1, w_2, \dots, w_C]$, $w_i (i=1, 2, \dots, C)$ 表示第*i*个导联信号的权重。

[0151] 在步骤S960中,根据C个导联信号的权重向量W和激活特征矩阵Q确定心电图数据的目标特征向量z。

[0152] 本公开实施例中,可通过公式(5)确定目标特征向量。图13示意性示出了根据本公开实施例的目标特征矩阵获取流程的示意图。图13可以描述步骤S930至步骤S960的数据处理过程,也可描述图4中步骤S1221至步骤S1223以及图5中步骤S1231至S1232的数据处理过程。

[0153] 在步骤S970中,通过防过拟合层和全连接层依次对目标特征向量z进行处理,获得心电图数据的分类结果。

[0154] 本步骤可采用与图2中步骤S124类似的步骤,此处不再赘述。

[0155] 根据本公开实施方式提供的心电图数据处理方法,通过对第一向量和激活特征矩阵进行内积运算,并对内积运算结果进行归一化处理,获得C个导联信号的权重向量W,能够通过共享参数的特征提取方式避免输入导联错位带来的干扰。同时,通过注意力机制的引入,使得神经网络模型自动根据各个导联信号对分类结果的贡献比例确定各个导联信号的权重。因此,无论导联输入是否混乱,神经网络模型都能够自动捕捉导联间的轻重关系并自动关注较为重要的导联信号,进而能够抵抗导联错位对分类结果的干扰,获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。

[0156] 本领域技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤被实现为由CPU执行的计算机程序。在该计算机程序被CPU执行时,执行本公开提供的上述方法所限定的上述功能。所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,该存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0157] 此外,需要注意的是,上述附图仅是根据本公开示例性实施例的方法所包括的处理的示意性说明,而不是限制目的。易于理解,上述附图所示的处理并不表明或限制这些处理的时间顺序。另外,也易于理解,这些处理可以是例如在多个模块中同步或异步执行的。

[0158] 下述为本公开装置实施例,可以用于执行本公开方法实施例。对于本公开装置实施例中未披露的细节,请参照本公开方法实施例。

[0159] 图14是根据一示例性实施例示出的一种心电图数据处理装置的框图。本公开实施例提供的心电图数据处理装置1400可以包括:数据获取模块1410和数据处理模块1420。

[0160] 在心电图数据处理装置1400中,数据获取模块1410可用于获取心电图数据,所述心电图数据包括至少一个导联信号。

[0161] 在示例性实施例中,数据获取模块1410可包括信号补全单元和/或信号截断单元。其中,信号补全单元可用于对所述至少一个导联信号进行补全处理,获得具有预定长度的至少一个导联信号。信号截断单元可用于对所述至少一个导联信号进行截断处理,获得具有预定长度的至少一个导联信号。

[0162] 数据处理模块1420可用于通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理,获得所述心电图数据的分类结果。其中数据处理模块1420可包括特征提取单元1421、权重计算单元1422、特征向量生成单元1423以及分类结果生成单元1424。

[0163] 特征提取单元1421用于对各导联信号进行特征提取,获得所述各导联信号的多尺度特征向量。

[0164] 在示例性实施例中,特征提取单元1421可包括第一激活子单元、第一残差子单元、第二残差子单元和残差拼接子单元。其中,第一激活子单元可用于通过预激活模块对各导联信号进行处理,获得所述各导联信号的激活向量。第一残差子单元可用于通过第一残差模块对所述各导联信号的激活向量进行处理,获得第一尺度特征向量。第二残差子单元可用于通过第二残差模块对所述各导联信号的所述第一尺度特征向量进行处理,获得第二尺度特征向量。残差拼接子单元可用于对所述第一尺度特征向量和所述第二尺度特征向量进行拼接,获得所述各导联信号的多尺度特征向量。

[0165] 权重计算单元1422可用于根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重。

[0166] 在示例性实施例中,权重计算单元1422可包括第二激活子单元、内积运算子单元和权重计算子单元。其中,第二激活子单元可用于通过激活函数对所述各导联信号的多尺度特征向量进行处理,获得各导联信号的激活特征向量。内积运算子单元可用于对第一向量和所述各导联信号的激活特征向量进行内积运算。权重计算子单元可用于对内积运算结果进行归一化处理,获得所述各导联信号的权重。

[0167] 特征向量生成单元1423可用于根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量。

[0168] 在示例性实施例中,特征向量生成单元1423可包括加权求和子单元和特征向量生成子单元。其中,加权求和子单元可用于对所述各导联信号的权重与多尺度特征向量进行加权求和。特征向量生成子单元可用于通过激活函数对加权求和结果进行处理,获得所述心电图数据的目标特征向量。

[0169] 分类结果生成单元1424可用于通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理,获得所述心电图数据的分类结果。

[0170] 在示例性实施例中,心电图数据处理装置1400还可包括训练样本获取模块、训练结果生成模块以及模型训练模块。其中,训练样本获取模块可用于获取训练样本集,所述训练样本集包括心电图数据与分类标注。训练结果生成模块可用于通过所述神经网络模型对所述心电图数据进行处理,获得训练分类结果。模型训练模块可用于通过所述训练分类结果和所述分类标注对所述神经网络模型进行训练,获得训练后的所述神经网络模型。

[0171] 在示例性实施例中,模型训练模块可包括损失函数生成单元和模型训练单元。其中,损失函数生成单元可用于通过所述训练分类结果和所述分类标注确定交叉熵损失函数。模型训练单元可用于根据所述交叉熵损失函数对所述神经网络模型进行训练,获得训练后的所述神经网络模型。

[0172] 根据本公开实施方式提供的心电图数据处理装置,通过获得各导联信号的多尺度特征向量,并进行后续处理,能够充分利用各导联信号的局部特征与全局特征。同时,根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重,能够不受导联错位的干扰,正确地获得各个导联信号的权重,并根据各导线信号的权重与多尺度特征向量进行后续处理,进而能够抵抗导联错位对分类结果的干扰,获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。

[0173] 图15是根据一示例性实施例示出的一种电子设备的框图。

[0174] 下面参照图15来描述根据本公开的这种实施方式的电子设备200。图15显示的电子设备200仅仅是一个示例,不应对本公开实施例的功能和使用范围带来任何限制。

[0175] 如图15所示,电子设备200以通用计算设备的形式表现。电子设备200的组件可以包括但不限于:至少一个处理单元210、至少一个存储单元220、连接不同系统组件(包括存储单元220和处理单元210)的总线230、显示单元240等。

[0176] 其中,所述存储单元存储有程序代码,所述程序代码可以被所述处理单元210执行,使得所述处理单元210执行本说明书上述电子处方流转处理方法部分中描述的根据本公开各种示例性实施方式的步骤。例如,所述处理单元210可以执行如图1,图2,图3,图4,图5,图6,图7,图8,图9中所示的步骤。

[0177] 所述存储单元220可以包括易失性存储单元形式的可读介质,例如随机存取存储单元(RAM)2201和/或高速缓存存储单元2202,还可以进一步包括只读存储单元(ROM)2203。

[0178] 所述存储单元220还可以包括具有一组(至少一个)程序模块2205的程序/实用工具2204,这样的程序模块2205包括但不限于:操作系统、一个或者多个应用程序、其它程序模块以及程序数据,这些示例中的每一个或某种组合中可能包括网络环境的实现。

[0179] 总线230可以为表示几类总线结构中的一种或多种,包括存储单元总线或者存储单元控制器、外围总线、图形加速端口、处理单元或者使用多种总线结构中的任意总线结构的局域总线。

[0180] 电子设备200也可以与一个或多个外部设备300(例如键盘、指向设备、蓝牙设备等)通信,还可与一个或者多个使得用户能与该电子设备200交互的设备通信,和/或与使得该电子设备200能与一个或多个其它计算设备进行通信的任何设备(例如路由器、调制解调器等等)通信。这种通信可以通过输入/输出(I/O)接口250进行。并且,电子设备200还可以通过网络适配器260与一个或者多个网络(例如局域网(LAN),广域网(WAN)和/或公共网络,例如因特网)通信。网络适配器260可以通过总线230与电子设备200的其它模块通信。应当明白,尽管图中未示出,可以结合电子设备200使用其它硬件和/或软件模块,包括但不限于:微代码、设备驱动器、冗余处理单元、外部磁盘驱动阵列、RAID系统、磁带驱动器以及数据备份存储系统等。

[0181] 通过以上的实施方式的描述,本领域的技术人员易于理解,这里描述的示例实施方式可以通过软件实现,也可以通过软件结合必要的硬件的方式来实现。因此,根据本公开实施方式的技术方案可以以软件产品的形式体现出来,该软件产品可以存储在一个非易失性存储介质(可以是CD-ROM,U盘,移动硬盘等)中或网络上,包括若干指令以使得一台计算设备(可以是个人计算机、服务器、或者网络设备等)执行根据本公开实施方式的上述方法。

[0182] 图16示意性示出本公开示例性实施例中一种计算机可读存储介质示意图。

[0183] 参考图16所示,描述了根据本公开的实施方式的用于实现上述方法的程序产品400,其可以采用便携式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)并包括程序代码,并可以在终端设备,例如个人电脑上运行。然而,本公开的程序产品不限于此,在本文件中,可读存储介质可以是任何包含或存储程序的有形介质,该程序可以被指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用。

[0184] 所述程序产品可以采用一个或多个可读介质的任意组合。可读介质可以是可读信

号介质或者可读存储介质。可读存储介质例如可以为但不限于电、磁、光、电磁、红外线、或半导体的系统、装置或器件，或者任意以上的组合。可读存储介质的更具体的例子(非穷举的列表)包括：具有一个或多个导线的电连接、便携式盘、硬盘、随机存取存储器(RAM)、只读存储器(ROM)、可擦式可编程只读存储器(EPROM或闪存)、光纤、便携式紧凑盘只读存储器(CD-ROM)、光存储器件、磁存储器件、或者上述的任意合适的组合。

[0185] 所述计算机可读存储介质可以包括在基带中或者作为载波一部分传播的数据信号，其中承载了可读程序代码。这种传播的数据信号可以采用多种形式，包括但不限于电磁信号、光信号或上述的任意合适的组合。可读存储介质还可以是可读存储介质以外的任何可读介质，该可读介质可以发送、传播或者传输用于由指令执行系统、装置或者器件使用或者与其结合使用的程序。可读存储介质上包含的程序代码可以用任何适当的介质传输，包括但不限于无线、有线、光缆、RF等等，或者上述的任意合适的组合。

[0186] 可以以一种或多种程序设计语言的任意组合来编写用于执行本公开操作的程序代码，所述程序设计语言包括面向对象的程序设计语言—诸如Java、C++等，还包括常规的过程式程序设计语言—诸如“C”语言或类似的程序设计语言。程序代码可以完全地在用户计算设备上执行、部分地在用户设备上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算设备上部分在远程计算设备上执行、或者完全在远程计算设备或服务器上执行。在涉及远程计算设备的情形中，远程计算设备可以通过任意种类的网络，包括局域网(LAN)或广域网(WAN)，连接到用户计算设备，或者，可以连接到外部计算设备(例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接)。

[0187] 上述计算机可读介质承载有一个或者多个程序，当上述一个或者多个程序被一个该设备执行时，使得该计算机可读介质实现如下功能：获取心电图数据，所述心电图数据包括至少一个导联信号；通过神经网络模型对所述心电图数据进行处理，获得所述心电图数据的分类结果；其中包括：对各导联信号进行特征提取，获得所述各导联信号的多尺度特征向量；根据所述各导联信号的多尺度特征向量确定所述各导联信号的权重；根据所述各导联信号的所述权重和所述多尺度特征向量确定所述心电图数据的目标特征向量；通过防过拟合层和全连接层依次对所述目标特征向量进行处理，获得所述心电图数据的分类结果。

[0188] 本领域技术人员可以理解上述各模块可以按照实施例的描述分布于装置中，也可以进行相应变化唯一不同于本实施例的一个或多个装置中。上述实施例的模块和/或单元和/或子单元可以合并为一个模块和/或单元和/或子单元，也可以进一步拆分成多个模块和/或单元和/或子单元和/或子模块。

[0189] 通过以上的实施例的描述，本领域的技术人员易于理解，这里描述的示例实施例可以通过软件实现，也可以通过软件结合必要的硬件的方式来实现。因此，根据本公开实施例的技术方案可以以软件产品的形式体现出来，该软件产品可以存储在一个非易失性存储介质(可以是CD-ROM，U盘，移动硬盘等)中或网络上，包括若干指令以使得一台计算设备(可以是个人计算机、服务器、移动终端、或者网络设备等)执行根据本公开实施例的方法。

[0190] 以上具体地示出和描述了本公开的示例性实施例。应可理解的是，本公开不限于这里描述的详细结构、设置方式或实现方法；相反，本公开意图涵盖包含在所附权利要求的精神和范围内的各种修改和等效设置。

[0191] 此外，本说明书说明书附图所示出的结构、比例、大小等，均仅用以配合说明书所

公开的内容,以供本领域技术人员了解与阅读,并非用以限定本公开可实施的限定条件,故不具技术上的实质意义,任何结构的修饰、比例关系的改变或大小的调整,在不影响本公开所能产生的技术效果及所能实现的目的下,均应仍落在本公开所公开的技术内容得能涵盖的范围内。同时,本说明书中所引用的如“上”、“第一”、“第二”及“一”等的用语,也仅为便于叙述的明了,而非用以限定本公开可实施的范围,其相对关系的改变或调整,在无实质变更技术内容下,当也视为本公开可实施的范畴。

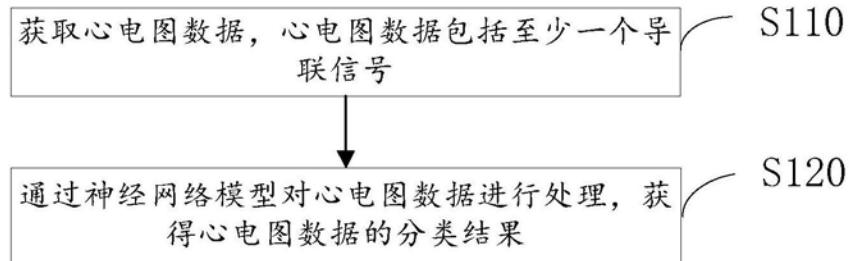


图1



图2



图3

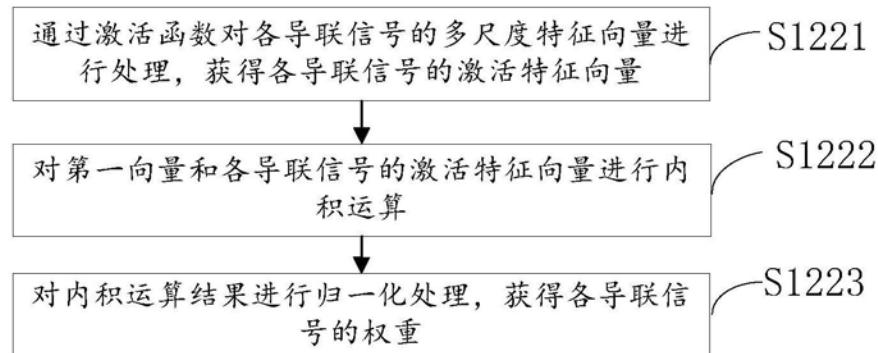


图4

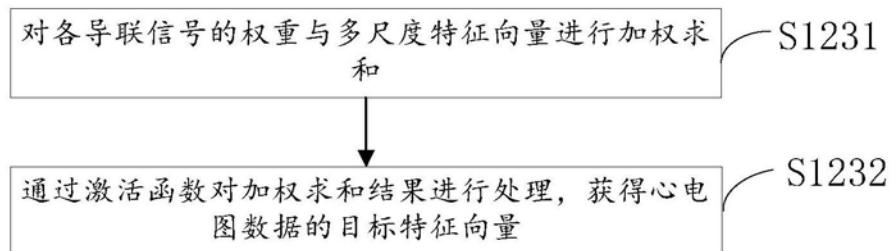


图5

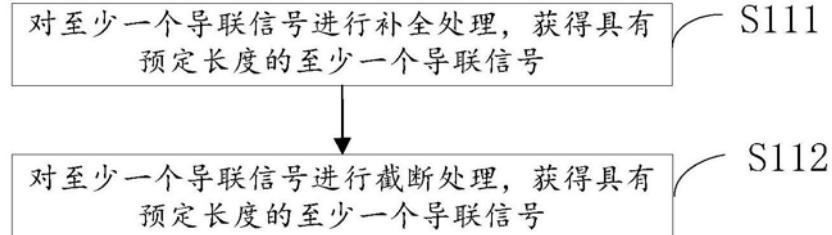


图6

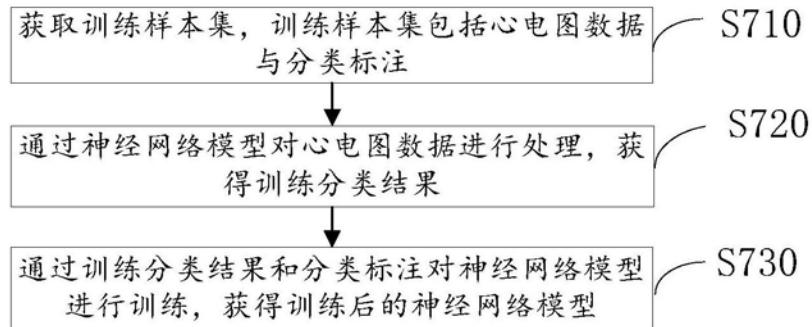


图7

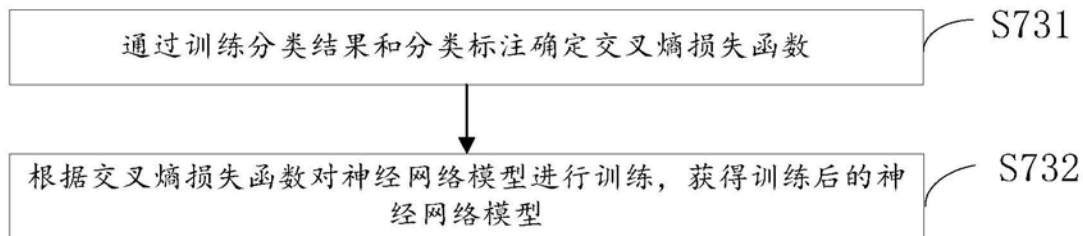


图8

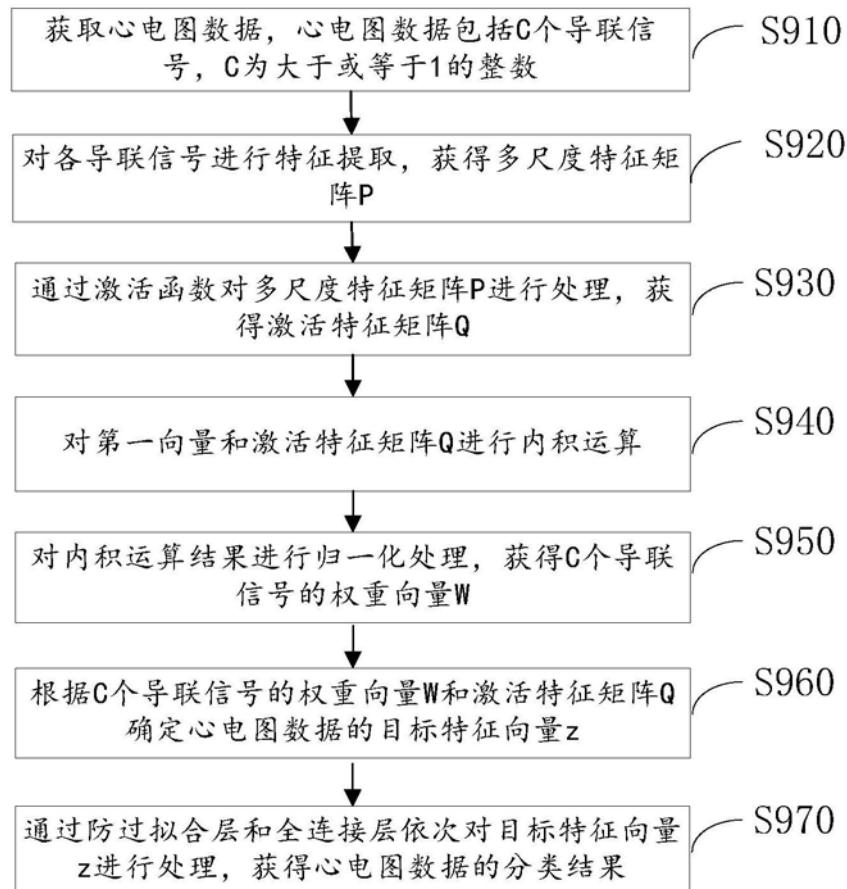


图9

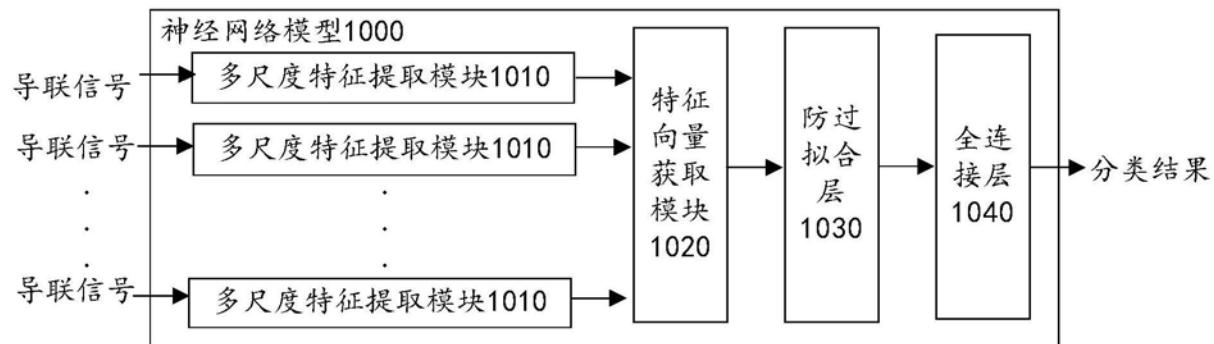


图10

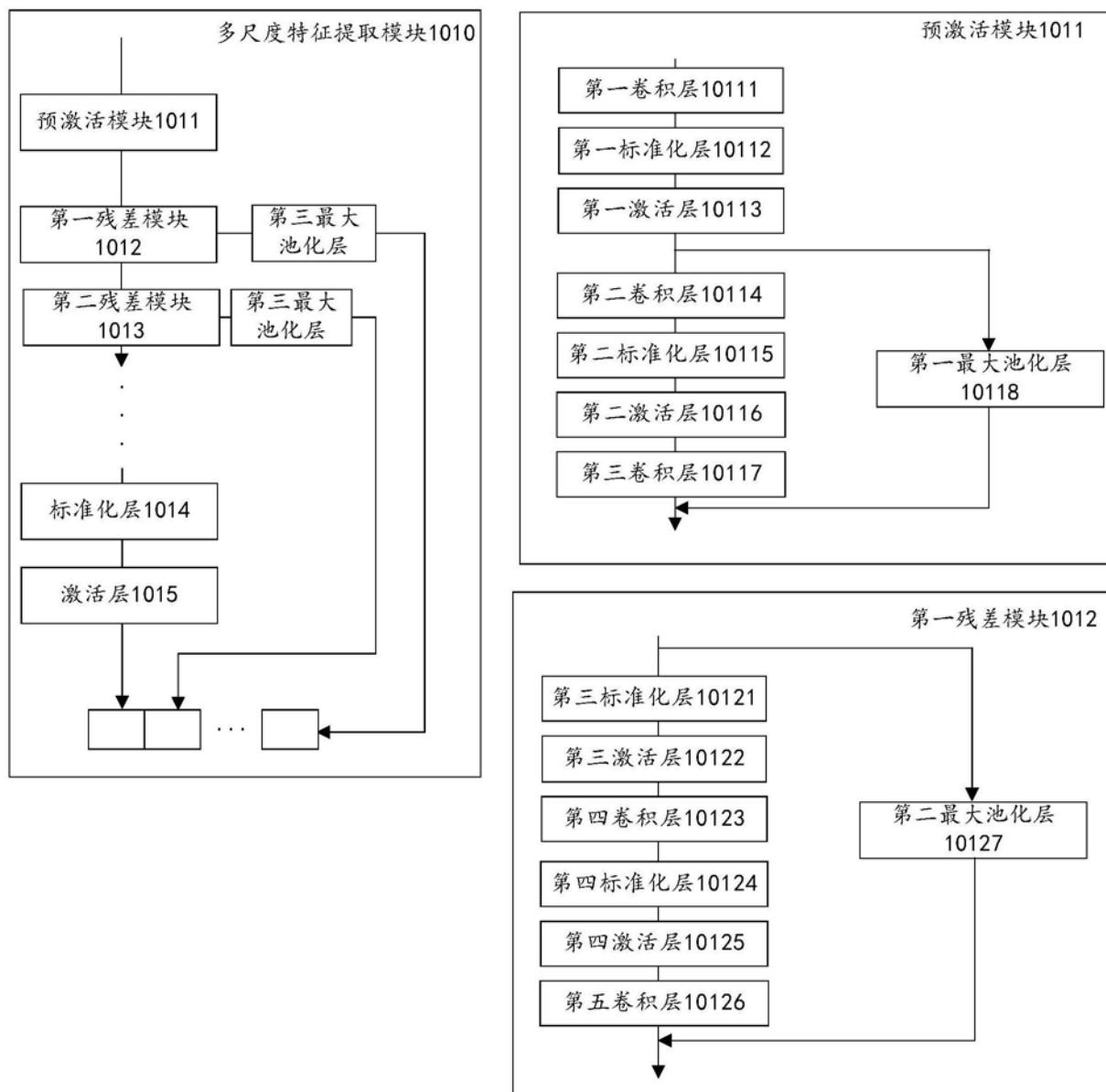


图11



图12

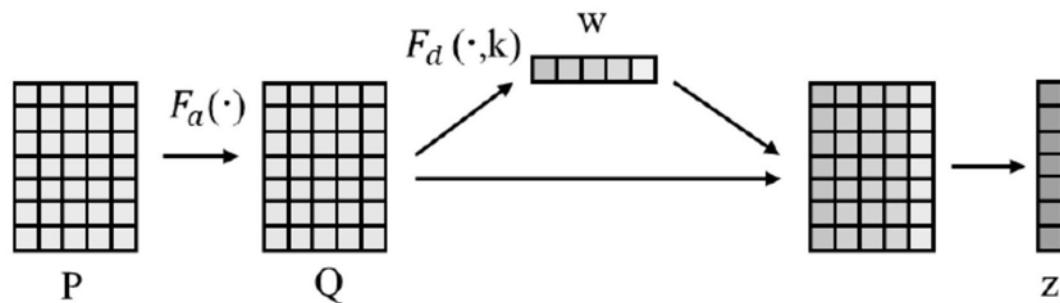


图13

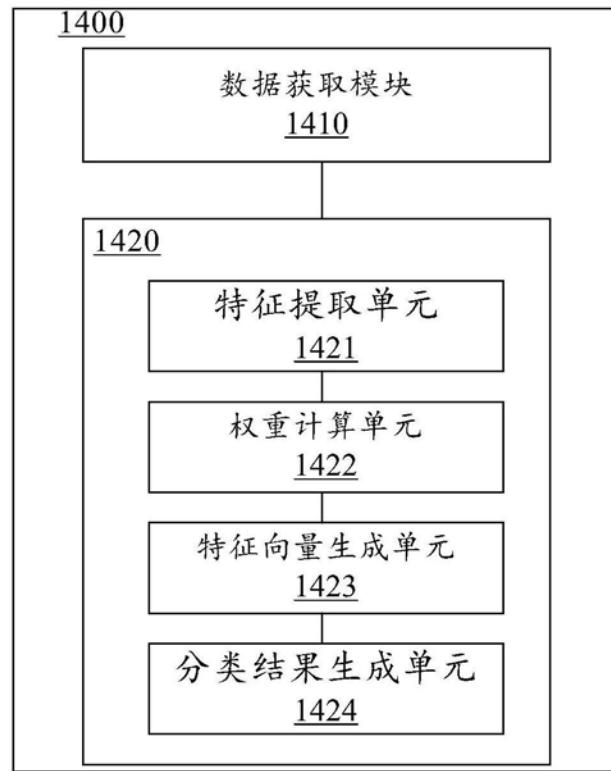


图14

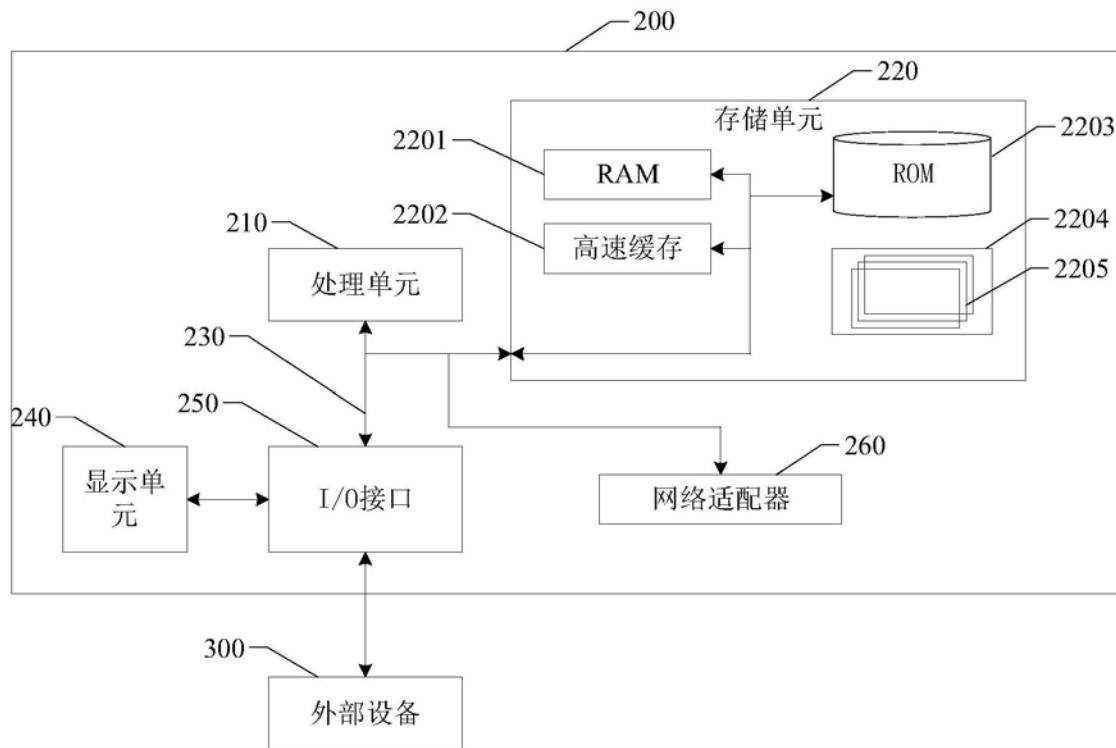


图15

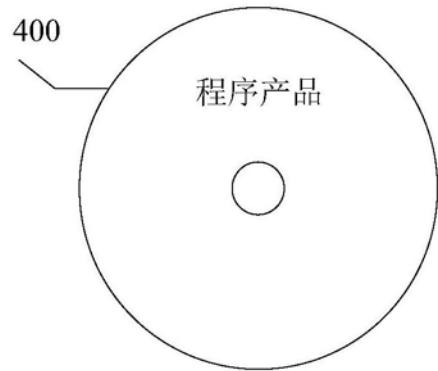


图16

专利名称(译)	心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质		
公开(公告)号	CN110801218A	公开(公告)日	2020-02-18
申请号	CN201911105385.7	申请日	2019-11-13
[标]申请(专利权)人(译)	清华大学		
申请(专利权)人(译)	清华大学		
当前申请(专利权)人(译)	清华大学		
[标]发明人	曹正 吴及		
发明人	曹正 吴及		
IPC分类号	A61B5/0402 A61B5/00		
CPC分类号	A61B5/0402 A61B5/7267 A61B5/7271		
代理人(译)	孙宝海 袁礼君		
外部链接	Espacenet	SIPO	

摘要(译)

本公开涉及一种心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质。该方法包括：获取心电图数据，心电图数据包括至少一个导联信号；通过神经网络模型对心电图数据进行处理，获得心电图数据的分类结果。本公开涉及的心电图数据处理方法、装置、电子设备及计算机可读介质，根据各导联信号的多尺度特征向量确定各导联信号的权重，以对根据权重获得的目标特征向量进行处理，能够抵抗导联错位对分类结果的干扰，获得高鲁棒性与高准确性的心电图数据的分类结果。

