



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 116894210 A

(43) 申请公布日 2023. 10. 17

(21) 申请号 202311166365.7

(22) 申请日 2023.09.11

(71) 申请人 深圳市力准传感技术有限公司

地址 518172 广东省深圳市龙岗区龙城街  
道嶂背工业区创业二路23号

(72) 发明人 汪星星 王建国 王梦茹

(74) 专利代理机构 苏州科权知识产权代理事务  
所(普通合伙) 32561

专利代理师 邹宇

(51) Int. Cl.

G06F 18/241 (2023.01)

G06F 18/10 (2023.01)

G06F 18/213 (2023.01)

G06F 18/25 (2023.01)

G06N 3/0464 (2023.01)

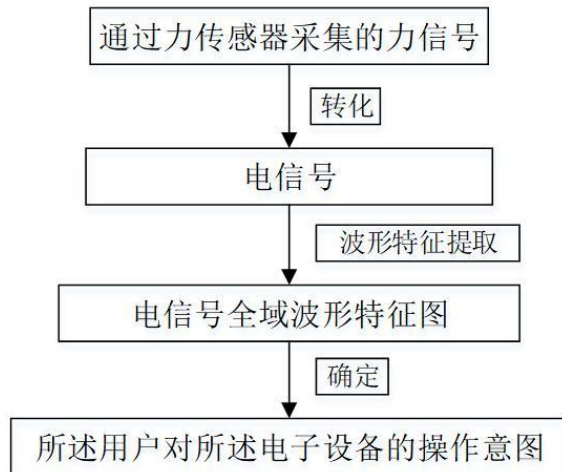
权利要求书2页 说明书8页 附图4页

(54) 发明名称

包含力传感器的电子设备及数据处理方法

(57) 摘要

本发明公开了一种包含力传感器的电子设备及数据处理方法。该电子设备包括：力传感器，用于采集力信号；连接于所述力传感器的处理器，用于基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图；连接于所述处理器的执行器，用于基于所述用户对所述电子设备的操作意图，执行相应的功能；以及，连接于所述执行器的显示器，用于显示所述执行器的执行结果。这样，可以对采集到的力信号进行转化、特征提取、全域强化和分类，通过这样的方式，将用户对电子设备的操作方式映射为相应的操作意图标签，以此实现对用户的操作意图的识别。



1. 一种包含力传感器的电子设备,其特征在于,包括:  
力传感器,用于采集力信号;  
连接于所述力传感器的处理器,用于基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;  
连接于所述处理器的执行器,用于基于所述用户对所述电子设备的操作意图,执行相应的功能;  
连接于所述执行器的显示器,用于显示所述执行器的执行结果。
2. 根据权利要求1所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述处理器,包括:  
信号转化模块,用于将所述力信号转化为电信号;  
波形特征提取模块,用于对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图;以及操作意图确认模块,用于基于所述电信号全域波形特征图,确定所述用户对所述电子设备的操作意图。
3. 根据权利要求2所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述波形特征提取模块,包括:  
局部邻域特征提取单元,用于对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图;以及  
特征感知扩增单元,用于对所述电信号波形特征图进行特征感知扩增以得到所述电信号全域波形特征图。
4. 根据权利要求3所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述局部邻域特征提取单元,进一步用于:  
将所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器以得到所述电信号波形特征图。
5. 根据权利要求4所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述特征感知扩增单元,进一步用于:  
将所述电信号波形特征图通过基于非局部神经网络模型的波形全域强化感知器以得到所述电信号全域波形特征图。
6. 根据权利要求5所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述操作意图确认模块,包括:  
特征分布优化单元,用于对所述电信号全域波形特征图进行特征分布优化以得到优化电信号全域波形特征图;以及分类单元,用于将所述优化电信号全域波形特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示用户对电子设备的操作意图标签。
7. 根据权利要求6所述的包含力传感器的电子设备,其特征在于,所述特征分布优化单元,进一步用于:  
以如下优化公式对所述电信号波形特征图和所述电信号全域波形特征图进行平滑响应参数化解耦融合以得到所述优化电信号全域波形特征图;  
其中,所述优化公式为:

$$F_2' = \exp \{ [\log (F_2 \ominus F_1)] \oplus \log \left[ \frac{\sqrt{F_1 \odot F_2}}{\text{cov}(F_1, F_2)} \right] \} ;$$

其中,  $F_1$ 表示所述电信号波形特征图,  $F_2$ 表示所述电信号全域波形特征图,  $cov(F_1, F_2)$ 表示所述电信号波形特征图  $F_1$ 和所述电信号全域波形特征图  $F_2$ 之间的余弦距离, 且  $\log$ 为以2为底的对数函数,  $\odot$ 表示按位置点乘,  $\ominus$ 表示按位置减法,  $\oplus$ 表示按位置加法,  $\exp\{\cdot\}$ 表示特征图的指数运算, 对特征图进行指数运算表示以特征图中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值,  $F_2'$ 表示所述优化电信号全域波形特征图。

8. 一种数据处理方法, 其特征在于, 包括:

通过力传感器采集力信号;

基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;

基于所述用户对所述电子设备的操作意图, 执行相应的功能;

显示执行结果;

所述基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图, 包括:

将通过力传感器采集的力信号转化为电信号;

对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图; 以及基于所述电信号全域波形特征图, 确定所述用户对所述电子设备的操作意图。

9. 根据权利要求8所述的数据处理方法, 其特征在于, 对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图, 包括:

对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图; 以及

对所述电信号波形特征图进行特征感知扩增以得到所述电信号全域波形特征图。

10. 根据权利要求9所述的数据处理方法, 其特征在于, 对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图, 包括:

将所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器以得到所述电信号波形特征图。

11. 根据权利要求10所述的数据处理方法, 其特征在于, 对所述电信号波形特征图进行特征感知扩增以得到所述电信号全域波形特征图, 包括:

将所述电信号波形特征图通过基于非局部神经网络模型的波形全域强化感知器以得到所述电信号全域波形特征图。

12. 根据权利要求11所述的数据处理方法, 其特征在于, 基于所述电信号全域波形特征图, 确定所述用户对所述电子设备的操作意图, 包括:

对所述电信号全域波形特征图进行特征分布优化以得到优化电信号全域波形特征图; 以及将所述优化电信号全域波形特征图通过分类器以得到分类结果, 所述分类结果用于表示用户对电子设备的操作意图标签。

## 包含力传感器的电子设备及数据处理方法

### 技术领域

[0001] 本申请涉及力传感器领域,且更为具体地,涉及一种包含力传感器的电子设备及数据处理方法。

### 背景技术

[0002] 电子设备,如智能手机、平板电脑、笔记本电脑等,是现代生活和工作不可或缺的工具。用户通过对电子设备的操作,可以实现各种功能,如拍照、浏览网页等。

[0003] 然而,传统的电子设备操作方式,如触摸屏、按键、鼠标等,往往需要用户进行明确的指令输入,这可能会降低用户的操作效率和体验。例如,用户在观看视频时,如果想要暂停或继续播放,就需要点击屏幕上的按钮,这可能会遮挡视频内容或造成误操作。

[0004] 因此,如何让电子设备能够更智能地识别用户的操作意图,并根据用户的意图自动执行相应的功能,是当前电子设备领域面临的一个重要的技术问题。

### 发明内容

[0005] 为了解决上述技术问题,提出了本申请。本申请的实施例提供了一种包含力传感器的电子设备及数据处理方法。其可以对采集到的力信号进行转化、特征提取、全域强化和分类,通过这样的方式,将用户对电子设备的操作方式映射为相应的操作意图标签,以此实现对用户的操作意图的识别。

[0006] 根据本申请的一个方面,提供了一种包含力传感器的电子设备,其包括:

[0007] 力传感器,用于采集力信号;

[0008] 连接于所述力传感器的处理器,用于基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;

[0009] 连接于所述处理器的执行器,用于基于所述用户对所述电子设备的操作意图,执行相应的功能;以及连接于所述执行器的显示器,用于显示所述执行器的执行结果。

[0010] 根据本申请的另一个方面,提供了一种数据处理方法,其包括:

[0011] 通过力传感器采集力信号;

[0012] 基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;

[0013] 基于所述用户对所述电子设备的操作意图,执行相应的功能;

[0014] 显示执行结果;

[0015] 所述基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图,包括:

[0016] 将通过力传感器采集的力信号转化为电信号;

[0017] 对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图;以及基于所述电信号全域波形特征图,确定所述用户对所述电子设备的操作意图。

[0018] 与现有技术相比,本申请提供的包含力传感器的电子设备及数据处理方法,该电子设备包括:力传感器,用于采集力信号;可通信地连接于所述力传感器的处理器,用于基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;可通信地连接于所述处理器的执行器,用

于基于所述用户对所述电子设备的操作意图,执行相应的功能;以及,可通信地连接于所述执行器的显示器,用于显示所述执行器的执行结果。这样,可以对采集到的力信号进行转化、特征提取、全域强化和分类,通过这样的方式,将用户对电子设备的操作方式映射为相应的操作意图标签,以此实现对用户的操作意图的识别。

### 附图说明

[0019] 为了更清楚地说明本申请实施例的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,以下附图并未刻意按实际尺寸等比例缩放绘制,重点在于示出本申请的主旨。

[0020] 图1为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器的框图示意图。

[0021] 图2为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述波形特征提取模块的框图示意图。

[0022] 图3为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述操作意图确认模块的框图示意图。

[0023] 图4为根据本申请实施例的数据处理方法的流程图。

[0024] 图5为根据本申请实施例的数据处理方法的系统架构的示意图。

[0025] 图6为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备的应用场景图。

### 具体实施方式

[0026] 下面将结合附图对本申请实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显而易见地,所描述的实施例仅仅是本申请的部分实施例,而不是全部的实施例。基于本申请实施例,本领域普通技术人员在没有做出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,也属于本申请保护的范围。

[0027] 如本申请和权利要求书中所示,除非上下文明确提示例外情形,“一”、“一个”、“一种”和/或“该”等词并非特指单数,也可包括复数。一般说来,术语“包括”与“包含”仅提示包括已明确标识的步骤和元素,而这些步骤和元素不构成一个排它性的罗列,方法或者设备也可能包含其他的步骤或元素。

[0028] 虽然本申请对根据本申请的实施例的系统中的某些模块做出了各种引用,然而,任何数量的不同模块可以被使用并运行在用户终端和/或服务器上。所述模块仅是说明性的,并且所述系统和方法的不同方面可以使用不同模块。

[0029] 本申请中使用了流程图用来说明根据本申请的实施例的系统所执行的操作。应当理解的是,前面或下面操作不一定按照顺序来精确地执行。相反,根据需要,可以按照倒序或同时处理各种步骤。同时,也可以将其他操作添加到这些过程中,或从这些过程移除某一步或数步操作。

[0030] 下面,将参考附图详细地描述根据本申请的示例实施例。显然,所描述的实施例仅仅是本申请的一部分实施例,而不是本申请的全部实施例,应理解,本申请不受这里描述的示例实施例的限制。

[0031] 本申请提供了一种包含力传感器的电子设备,其包括:力传感器,用于采集力信

号;可通信地连接于所述力传感器的处理器,用于基于所述力信号分析用户对电子设备的操作意图;可通信地连接于所述处理器的执行器,用于基于所述用户对所述电子设备的操作意图,执行相应的功能;以及,可通信地连接于所述执行器的显示器,用于显示所述执行器的执行结果。

[0032] 可以理解,力传感器是一种能够检测物体之间或物体内部所受到的力或压力的传感器。通过将力传感器安装在电子设备的外壳或内部结构上,可以实现对用户电子设备施加的力信号的实时采集。例如,用户在拿着电子设备时,可能会对其施加不同程度和方向的力,如轻轻挤压、快速拍打、缓慢旋转等。这些力信号反映了用户对电子设备的操作意图,如暂停或继续播放视频、切换到下一个或上一个视频、调节音量或亮度等。因此,如果能够通过对力信号进行有效的分析,就可以实现对用户操作意图的识别,并根据识别结果自动执行相应的功能。

[0033] 但是,在实际应用中,对力信号进行分析并不是一件容易的事情。首先,力信号本身具有复杂性和多样性,不同用户之间或同一用户在不同时间和环境下对电子设备施加的力信号可能存在差异。其次,力信号受到噪声和干扰的影响以及其他非目标操作(如抖动、滑动等)所产生的无关信号。因此,如何提取出力信号中有效的特征,并将其与预定义的操作意图标签进行匹配,是一个具有挑战性的任务。

[0034] 对此,本申请的技术构思为:对采集到的力信号进行转化、特征提取、全域强化和分类,通过这样的方式,将用户对电子设备的操作方式映射为相应的操作意图标签,以此实现对用户的操作意图的识别。

[0035] 基于此,图1为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器的框图示意图。如图1所示,根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备,所述处理器100,包括:信号转化模块110,用于将所述力信号转化为电信号;波形特征提取模块120,用于对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图;以及,操作意图确认模块130,用于基于所述电信号全域波形特征图,确定所述用户对所述电子设备的操作意图。可以理解,处理器100包括信号转化模块110、波形特征提取模块120和操作意图确认模块130三个模块。其中,信号转化模块110用于将力信号转化为电信号,当力传感器感知到施加在其上的力时,它会将这个力转化为相应的电信号,信号转化模块110负责接收这个力信号并将其转化为电信号,以便后续处理和分析。波形特征提取模块120用于对电信号进行波形特征提取,以得到电信号的全域波形特征图,波形特征提取是指从电信号中提取出与波形形状、频率、振幅等相关的特征,通过对电信号进行波形特征提取,可以得到表示信号特征的全域波形特征图。操作意图确认模块130基于电信号的全域波形特征图,用于确定用户对电子设备的操作意图,通过分析波形特征图,该模块可以识别用户的操作意图,例如用户是想开启设备、关闭设备还是进行其他特定的操作,这样,系统可以根据用户的操作意图作出相应的响应或控制。这些模块共同工作,将力信号转化为电信号,并通过波形特征提取和操作意图确认来理解用户的意图,从而实现对电子设备的控制和交互。

[0036] 相应地,在本申请的技术方案中,首先,将所述力信号转化为电信号。接着,将所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器以得到电信号波形特征图。也就是,利用卷积神经网络模型来构建波形特征提取器,以捕捉所述电信号中所蕴含的局部邻域隐含特征分布。

[0037] 进一步地,将所述电信号波形特征图通过基于非局部神经网络模型的波形全域强化感知器以得到电信号全域波形特征图。也就是,通过非局部神经网络模型来对所述电信号波形特征图进行全域信息强化,使得所述电信号全域波形特征图具有更大的特征感受野和更为出色的特征表达能力。

[0038] 相应地,如图2所示,所述波形特征提取模块120,包括:局部邻域特征提取单元121,用于对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图;以及,特征感知扩增单元122,用于对所述电信号波形特征图进行特征感知扩增以得到所述电信号全域波形特征图。应可以理解,所述波形特征提取模块120是一个包含两个子单元模块,分别是局部邻域特征提取单元121和特征感知扩增单元122。这两个单元分别用于不同的功能,局部邻域特征提取单元121的作用是对输入的电信号进行局部邻域特征提取,它会对电信号进行一定范围的局部分析,提取出局部特征信息,这些局部特征可以包括信号的幅值、频率、相位等,通过对局部邻域的分析,可以捕捉到信号的局部变化和特征。特征感知扩增单元122的作用是对局部特征进行感知和扩增,以得到电信号的全域波形特征图,它会对局部特征进行进一步的分析,以提取更高级的特征信息,这些特征可以是信号的时域特征、频域特征、统计特征等,通过特征感知和扩增,可以将局部特征整合并扩展到整个信号的全局范围,从而得到更全面、更丰富的波形特征图。换言之,局部邻域特征提取单元121用于提取电信号的局部特征,而特征感知扩增单元122用于对局部特征进行感知和扩增,从而得到电信号的全域波形特征图,这两个单元的结合可以提高波形特征的表达能力和区分度,为后续的信号处理和分析提供更有价值的信息。

[0039] 更具体地,所述局部邻域特征提取单元121,进一步用于:将所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器以得到所述电信号波形特征图。值得一提的是,卷积神经网络(Convolutional Neural Network,CNN)是一种深度学习模型,主要用于处理具有网格结构的数据,如图像和波形数据。在所述局部邻域特征提取单元121中,卷积神经网络模型被用作波形特征提取器。这意味着通过使用卷积神经网络模型,可以从输入的电信号中提取出波形特征图。卷积神经网络模型的主要特点是它能够自动学习具有层次结构的特征表示,它通过卷积层、池化层和全连接层等组件来实现这一目标。卷积层通过卷积操作在输入数据上滑动一个可学习的滤波器(卷积核),从而提取出输入数据的局部特征,这些局部特征可以捕捉到信号的空间相关性,对于波形数据来说,可以提取出不同时间尺度上的特征。池化层用于降低特征图的空间尺寸,减少参数数量,并增强模型的平移不变性,常见的池化操作包括最大池化和平均池化,它们可以保留最显著的特征信息。全连接层将卷积层和池化层的输出连接起来,并通过一系列的全连接层进行分类或回归等任务。通过使用卷积神经网络模型作为波形特征提取器,可以从原始的电信号中提取出具有语义信息的特征图。这些特征图可以用于后续的任务,如信号分类、异常检测、模式识别等。卷积神经网络模型的优势在于它可以自动学习特征表示,无需手工设计特征提取算法,从而提高了波形数据处理的效果和准确性。

[0040] 更具体地,所述特征感知扩增单元122,进一步用于:将所述电信号波形特征图通过基于非局部神经网络模型的波形全域强化感知器以得到所述电信号全域波形特征图。值得一提的是,非局部神经网络模型(Non-local Neural Network)是一种用于建模长程依赖关系的神经网络模型,它在处理图像、视频和波形等数据时,能够捕捉到全局信息和长程依

赖,从而提高模型的性能和表达能力。在所述特征感知扩增单元122中,非局部神经网络模型被用作波形全域强化感知器,用于对电信号波形特征图进行进一步的感知和扩增,以得到电信号的全域波形特征图。非局部神经网络模型的核心思想是引入非局部操作,通过在特征图中的不同位置之间建立长程的依赖关系,以捕捉全局上的语义信息。这种操作可以在特征图中的每个位置上,通过计算该位置与其他位置之间的相似度,从而获取全局上的上下文信息。通过引入非局部操作,非局部神经网络模型能够更好地处理长程依赖关系,从而提高波形数据的建模能力。它可以捕捉到信号中的全局模式、上下文信息和时序关系,使得模型能够更好地理解和表示输入信号。在特征感知扩增单元122中,非局部神经网络模型对电信号波形特征图进行处理,强化了特征图的感知能力,并扩展了特征图的范围,使得模型能够更全面地理解和表达输入信号的全域波形特征。这样得到的全域波形特征图可以用于后续的任务,如信号分析、模式识别、异常检测等,提供更丰富和准确的特征信息。

[0041] 进一步地,将所述电信号全域波形特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示用户对电子设备的操作意图标签。其中,所述操作意图标签可以是点击、滑动、旋转等。这样一来,电子设备就能够根据用户的操作意图做出相应的反应,提供更加智能化的功能和服务。

[0042] 相应地,如图3所示,所述操作意图确认模块130,包括:特征分布优化单元131,用于对所述电信号全域波形特征图进行特征分布优化以得到优化电信号全域波形特征图;以及,分类单元132,用于将所述优化电信号全域波形特征图通过分类器以得到分类结果,所述分类结果用于表示用户对电子设备的操作意图标签。应可以理解,操作意图确认模块130包括特征分布优化单元131和分类单元132,它们分别用于对电信号全域波形特征图进行特征分布优化和操作意图分类。其中特征分布优化单元131用于对电信号全域波形特征图进行特征分布的优化,以得到优化的电信号全域波形特征图,这个单元的主要作用是通过调整特征图中特征的分布,提高特征的区分度和表达能力,具体的优化方法可以包括特征选择、特征变换、特征归一化等技术,以使得优化后的特征图更适合后续的操作意图分类任务;分类单元132用于将优化后的电信号全域波形特征图输入到分类器中,并得到相应的分类结果,这个单元的主要作用是将优化后的特征图映射到操作意图的标签空间,实现对用户对电子设备的操作意图的分类,分类器可以是各种机器学习算法,如支持向量机(SVM)、决策树、随机森林等,或者是深度学习模型,如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)等,分类结果可以表示用户的操作意图,如打开、关闭、调节等不同的操作类型。通过特征分布优化和操作意图分类,操作意图确认模块能够将电信号全域波形特征图转化为具体的操作意图标签,从而实现对用户操作意图的理解和识别。这样的操作意图确认结果可以用于智能设备的控制和交互,提供更智能、便捷的用户体验。

[0043] 在本申请的技术方案中,在将所述电信号波形特征图通过基于非局部神经网络模型的波形全域强化感知时,期望所述电信号全域波形特征图在表达基于所述电信号波形特征图的全局图像语义特征的同时,仍然具有对于所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器提取到的局部图像语义特征在分类场景下的良好表达,因此,需要基于所述电信号波形特征图的局部图像语义特征表示来对所述电信号全域波形特征图进行校正。

[0044] 基于此,本申请的申请人对所述电信号波形特征图,例如记为 $F_1$ ,和所述电信号全域波形特征图,例如记为 $F_2$ 进行平滑响应参数化解耦融合,来获得优化后的电信号全域波

形特征图,例如记为 $F_2'$ 。

[0045] 相应地,在一个具体示例中,所述特征分布优化单元131,进一步用于:以如下优化公式对所述电信号波形特征图和所述电信号全域波形特征图进行平滑响应参数化解耦融合以得到所述优化电信号全域波形特征图;其中,所述优化公式为:

$$F_2' = \exp \{ [\log (F_2 \ominus F_1)] \oplus \log \left[ \frac{\sqrt{F_1 \odot F_2}}{\text{cov}(F_1, F_2)} \right] \} ;$$

其中, $F_1$ 表示所述电信号波形特征图, $F_2$ 表示所述电信号全域波形特征图, $\text{cov}(F_1, F_2)$ 表示所述电信号波形特征图 $F_1$ 和所述电信号全域波形特征图 $F_2$ 之间的余弦距离,且 $\log$ 为以2为底的对数函数, $\odot$ 表示按位置点乘, $\ominus$ 表示按位置减法, $\oplus$ 表示按位置加法, $\exp \{ \cdot \}$ 表示特征图的指数运算,对特征图进行指数运算表示以特征图中各个位置的特征值为幂的自然指数函数值, $F_2'$ 表示所述优化电信号全域波形特征图。

[0046] 这里,所述平滑响应参数化解耦融合通过使用平滑参数化函数的解耦原则,基于所述电信号波形特征图 $F_1$ 和所述电信号全域波形特征图 $F_2$ 之间的余弦距离的非负对称性来编译所述电信号波形特征图 $F_1$ 和所述电信号全域波形特征图 $F_2$ 的特征之间的逐点嵌入,从而以特征之间的空间变换(transformation)来推断所述电信号波形特征图 $F_1$ 和所述电信号全域波形特征图 $F_2$ 之间的信息分布转移(information distribution shift),从而表达特征之间的平滑响应在分类规则下的信息结构化融合,从而提升优化后的电信号全域波形特征图 $F_2'$ 对于所述电信号波形特征图的局部图像语义特征的基于分类规则的表达效果,以提升所述优化后的电信号全域波形特征图通过分类器得到的分类结果的准确性。

[0047] 进一步地,所述分类单元132,进一步用于:将所述优化电信号全域波形特征图按照行向量或者列向量展开为优化分类特征向量;使用所述分类器的全连接层对所述优化分类特征向量进行全连接编码以得到编码分类特征向量;以及,将所述编码分类特征向量输入所述分类器的Softmax分类函数以得到所述分类结果。

[0048] 应可以理解,分类器的作用是利用给定的类别、已知的训练数据来学习分类规则和分类器,然后对未知数据进行分类(或预测)。逻辑回归(logistics)、SVM等常用于解决二分类问题,对于多分类问题(multi-class classification),同样也可以用逻辑回归或SVM,只是需要多个二分类来组成多分类,但这样容易出错且效率不高,常用的多分类方法有Softmax分类函数。

[0049] 值得一提的是,全连接编码(Fully Connected Encoding)是一种将输入向量通过全连接层进行编码的操作,在分类单元132中,全连接编码用于对优化的分类特征向量进行编码,以得到编码分类特征向量。全连接层是神经网络中最常见的一种层类型,其中每个神经元都与上一层的所有神经元相连接。在全连接层中,每个神经元都有一组权重和偏置参数,它们将输入的特征向量与权重进行线性组合,并通过激活函数进行非线性转换。这样的操作可以有效地对输入特征进行组合和抽象,提取更高级别的特征表示。在分类单元132中,全连接层被用于对优化的分类特征向量进行全连接编码,以得到编码分类特征向量。通过全连接编码,模型可以对特征向量进行更深层次的表示学习,捕捉更复杂的特征模式和关系。编码分类特征向量包含了经过全连接层编码的高级抽象特征,具有更强的表达能力

和判别能力。在分类结果的计算中,编码分类特征向量会被输入到分类器的Softmax分类函数中,用于计算各个类别的概率分布。Softmax分类函数将编码分类特征向量映射到一个概率分布上,表示每个类别的置信度。通过Softmax函数的计算,可以得到最终的分类结果,即预测的操作意图标签。总之,全连接编码在分类单元中起到了对优化分类特征向量进行更深层次的特征表示学习的作用,提高了特征的表达能力和判别能力,从而有助于更准确地进行操作意图的分类和识别。

[0050] 综上,基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100被阐明,其可以对采集到的力信号进行转化、特征提取、全域强化和分类,通过这样的方式,将用户对电子设备的操作方式映射为相应的操作意图标签,以此实现对用户的操作意图的识别。

[0051] 如上所述,根据本申请实施例的基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100可以实现在各种终端设备中,例如具有基于本申请实施例的数据处理算法的服务器等。在一个示例中,基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100可以作为一个软件模块和/或硬件模块而集成到终端设备中。例如,该基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100可以是该终端设备的操作系统中的一个软件模块,或者可以是针对于该终端设备所开发的一个应用程序;当然,该基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100同样可以是该终端设备的众多硬件模块之一。

[0052] 替换地,在另一示例中,该基于本申请实施例的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100与该终端设备也可以是分立的设备,并且该包含力传感器的电子设备中的所述处理器100可以通过有线和/或无线网络连接到该终端设备,并且按照约定的数据格式来传输交互信息。

[0053] 图4为根据本申请实施例的数据处理方法的流程图。图5为根据本申请实施例的数据处理方法的系统架构的示意图。如图4和图5所示,根据本申请实施例的数据处理方法,其包括:S110,将通过力传感器采集的力信号转化为电信号;S120,对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图;以及,S130,基于所述电信号全域波形特征图,确定所述用户对所述电子设备的操作意图。

[0054] 在一个具体示例中,对所述电信号进行波形特征提取以得到电信号全域波形特征图,包括:对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图;以及,对所述电信号波形特征图进行特征感知扩增以得到所述电信号全域波形特征图。

[0055] 在一个具体示例中,对所述电信号进行局部邻域特征提取以得到电信号波形特征图,包括:将所述电信号通过基于卷积神经网络模型的波形特征提取器以得到所述电信号波形特征图。

[0056] 这里,本领域技术人员可以理解,上述数据处理方法中的各个步骤的具体操作已经在上面参考图1到图3的包含力传感器的电子设备中的所述处理器100的描述中得到了详细介绍,并因此,将省略其重复描述。

[0057] 图6为根据本申请实施例的包含力传感器的电子设备的应用场景图。如图6所示,在该应用场景中,首先,通过力传感器采集力信号(例如,图6中所示意的D),然后,将通过力传感器采集的力信号转化为电信号,接着,将所述电信号输入至部署有数据处理算法的服务器中(例如,图6中所示意的S),其中,所述服务器能够使用所述数据处理算法对所述电信

号进行处理以得到用于表示用户对电子设备的操作意图标签的分类结果。

[0058] 根据本申请的另一方面,还提供了一种非易失性的计算机可读存储介质,其上存储有计算机可读的指令,当利用计算机执行所述指令时可以执行如前所述的方法。

[0059] 技术中的程序部分可以被认为是以可执行的代码和/或相关数据的形式而存在的“产品”或“制品”,通过计算机可读的介质所参与或实现的。有形的、永久的储存介质可以包括任何计算机、处理器、或类似设备或相关的模块所用到的内存或存储器。例如,各种半导体存储器、磁带驱动器、磁盘驱动器或者类似任何能够为软件提供存储功能的设备。

[0060] 本申请使用了特定词语来描述本申请的实施例。如“第一/第二实施例”、“一实施例”、和/或“一些实施例”意指与本申请至少一个实施例相关的某一特征、结构或特点。因此,应强调并注意的是,本说明书中在不同位置两次或多次提及的“一实施例”或“一个实施例”或“一替代性实施例”并不一定是指同一实施例。此外,本申请的一个或多个实施例中的某些特征、结构或特点可以进行适当的组合。

[0061] 此外,本领域技术人员可以理解,本申请的各方面可以通过若干具有可专利性的种类或情况进行说明和描述,包括任何新的和有用的工序、机器、产品或物质的组合,或对他们的任何新的和有用的改进。相应地,本申请的各个方面可以完全由硬件执行、可以完全由软件(包括固件、常驻软件、微码等)执行、也可以由硬件和软件组合执行。以上硬件或软件均可被称为“数据块”、“模块”、“引擎”、“单元”、“组件”或“系统”。此外,本申请的各方面可能表现为位于一个或多个计算机可读介质中的计算机产品,该产品包括计算机可读程序编码。

[0062] 除非另有定义,这里使用的所有术语(包括技术和科学术语)具有与本发明所属领域的普通技术人员共同理解的相同含义。还应当理解,诸如在通常字典里定义的那些术语应当被解释为具有与它们在相关技术的上下文中的含义相一致的含义,而不应用理想化或极度形式化的意义来解释,除非这里明确地这样定义。

[0063] 上面是对本发明的说明,而不应被认为是对其的限制。尽管描述了本发明的若干示例性实施例,但本领域技术人员将容易地理解,在不背离本发明的新颖教学和优点的前提下可以对示例性实施例进行许多修改。因此,所有这些修改都意图包含在权利要求书所限定的本发明范围内。应当理解,上面是对本发明的说明,而不应被认为是限于所公开的特定实施例,并且对所公开的实施例以及其他实施例的修改意图包含在所附权利要求书的范围内。本发明由权利要求书及其等效物限定。

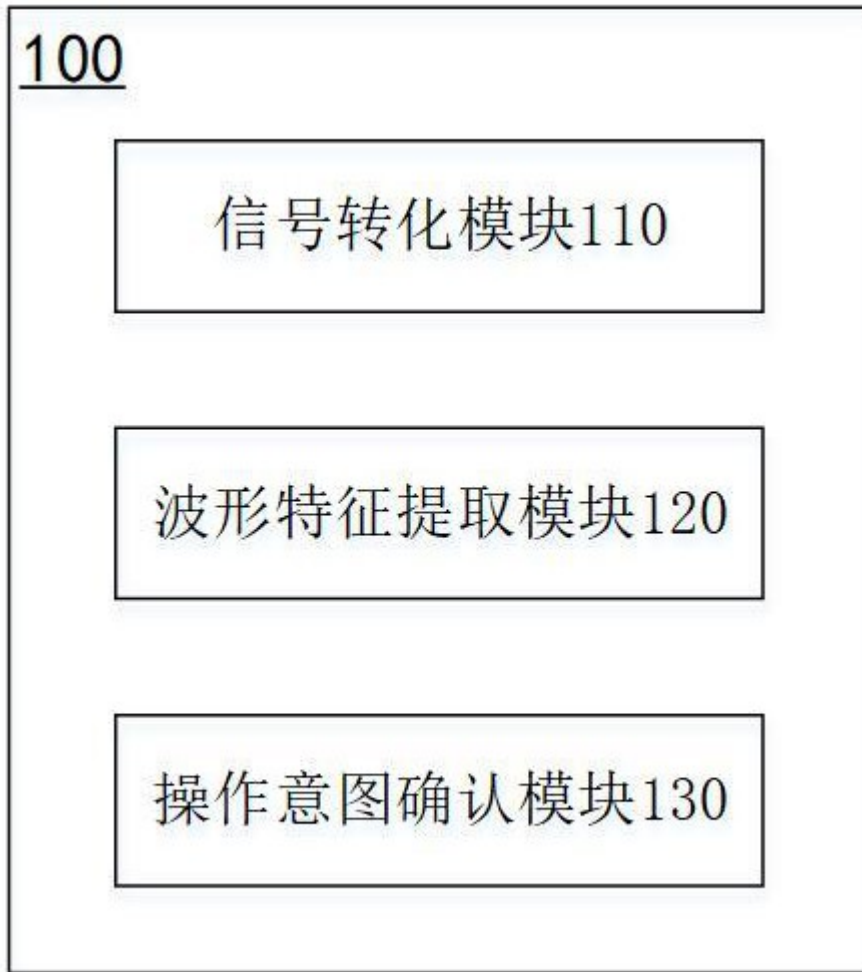


图 1



图 2

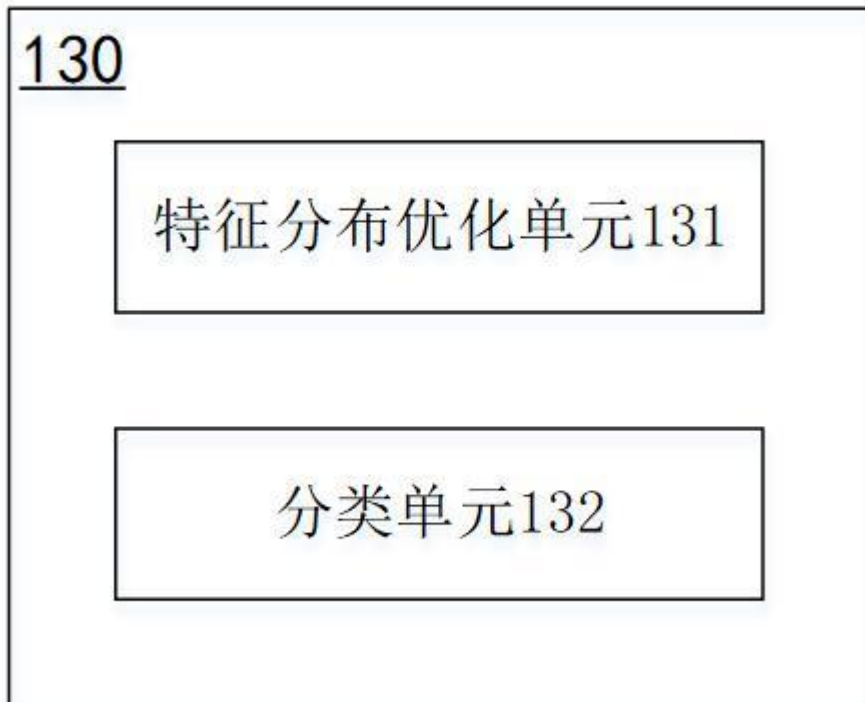


图 3

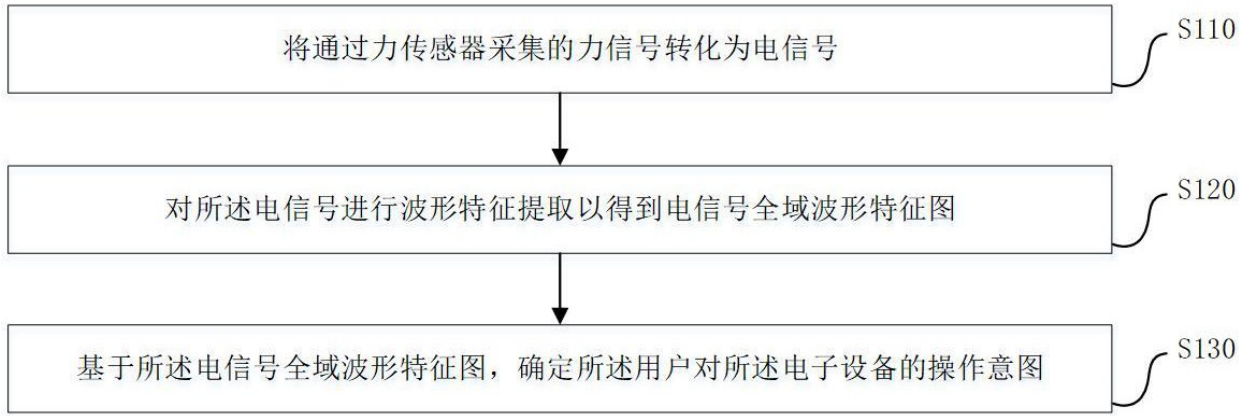


图 4

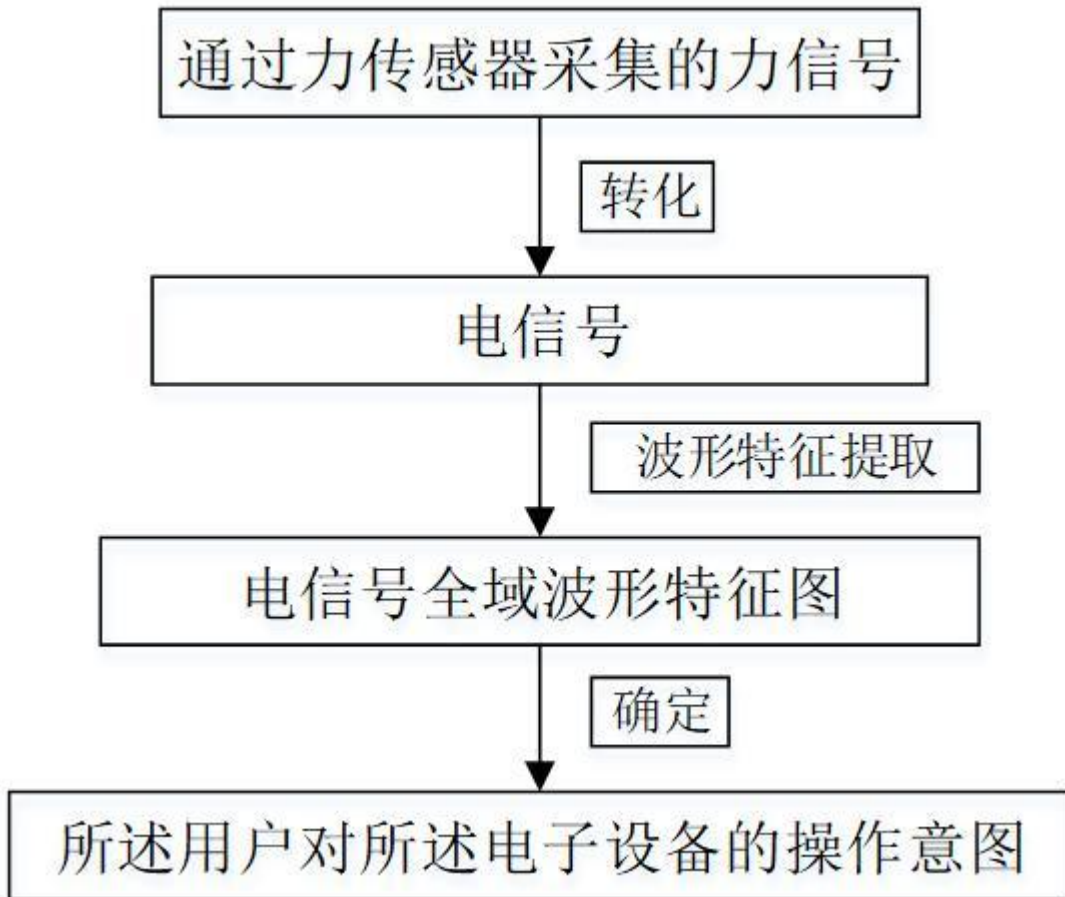


图 5

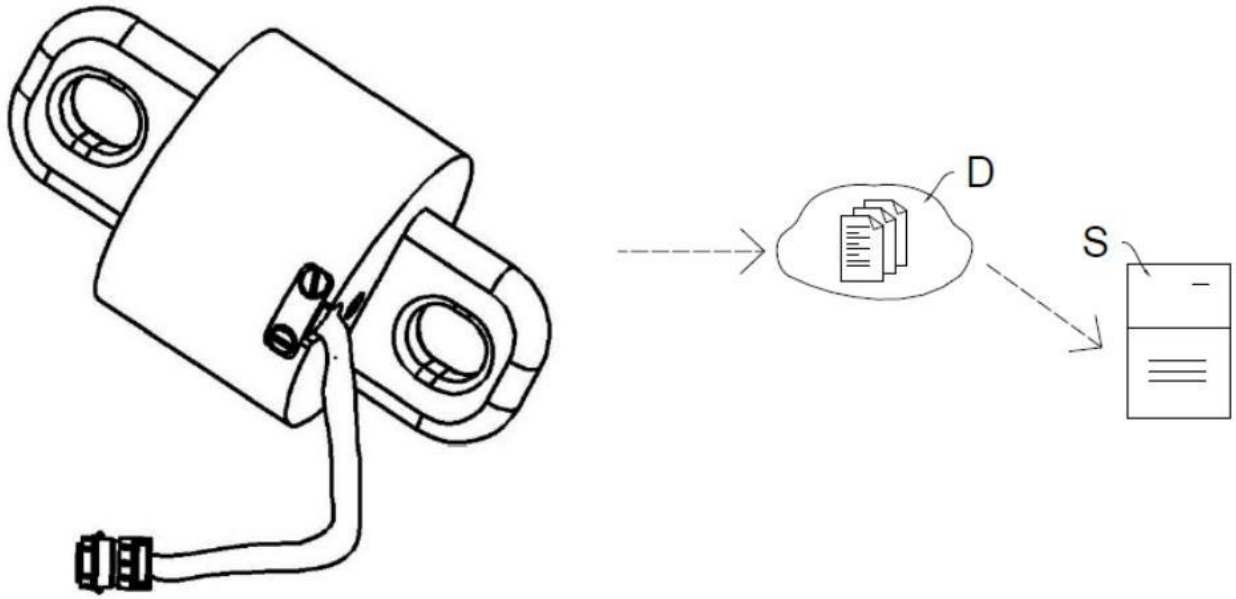


图 6