



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 122460966 A

(43) 申请公布日 2026. 07. 28

(21) 申请号 202610576343.5

(22) 申请日 2026.04.28

(71) 申请人 广州索诺星信息科技有限公司

地址 510000 广东省广州市黄埔区联浦街6号902房

(72) 发明人 蔡伟忠 梁成民 许培达 林锡丰

(74) 专利代理机构 广州帮专高智知识产权代理
事务所(特殊普通合伙)
44674

专利代理师 骆兴钊

(51) Int.Cl.

A61B 8/00 (2006.01)

G06F 18/10 (2023.01)

G06F 18/243 (2023.01)

G06N 3/0499 (2023.01)

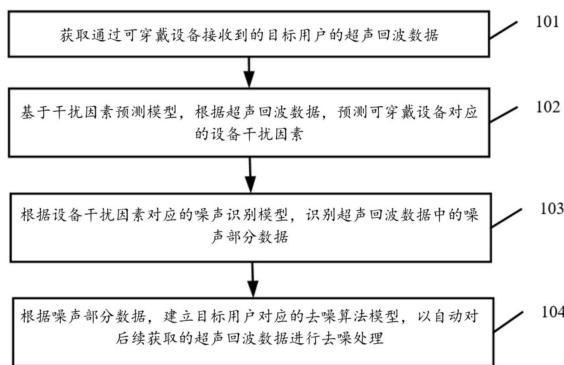
权利要求书3页 说明书16页 附图2页

(54) 发明名称

基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统,该方法包括:获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据;基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素;根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据;根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。可见,本发明能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。



1. 一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述方法包括:
获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据;
基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素;
根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据;
根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。
2. 根据权利要求1所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素,包括:
将所述超声回波数据输入至训练好的设备环境预测模型中,以得到输出的设备环境参数;所述设备环境参数包括设备设置在所述目标用户的人体位置、设备设置方式、设备松动空间和所述目标用户所处的空间类型中的至少一种;
将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据;
将所述待预测数据输入至训练好的干扰因素预测模型,以得到输出的所述可穿戴设备对应的至少一个设备干扰因素;所述设备干扰因素为探头对准偏差干扰、肌肉收缩信号干扰、探头与皮肤摩擦干扰、探头与衣物摩擦干扰或环境电磁信号干扰。
3. 根据权利要求2所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据,包括:
将所述设备环境参数输入至仿真模型中,以得到仿真得到的三维数据;所述三维数据用于表征所述可穿戴设备和所述目标用户对应的空间特征;
根据所述超声回波数据对应的超声发射参数,在所述三维数据中生成所述超声回波数据对应的数据表示;
将所述超声回波数据进行向量化之后,确定为所述数据表示对应的关联数据;
将包括有所述数据表示和所述关联数据的所述三维数据,确定为待预测数据。
4. 根据权利要求2所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述干扰因素预测模型和所述仿真模型通过以下步骤训练得到:
获取多个历史超声回波数据和对应的可穿戴设备和用户的工作影像;
基于影像分析算法,确定所述工作影像对应的设备干扰因素,以确定为对应的所述历史超声回波数据的设备干扰因素标注;
对所述工作影像进行建模以得到对应的三维模型标注;
将所述历史超声回波数据和对应的所述设备干扰因素标注,作为第一训练数据集,输入至预设的第一基础预测模型中进行训练,以得到所述干扰因素预测模型;
将所述工作影像和对应的所述三维模型标注,作为第二训练数据集,输入至预设的第二基础预测模型中进行训练,以得到所述仿真模型。
5. 根据权利要求4所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述第一基础预测模型和所述第二基础预测模型的训练方式为共同优化训练,其每次优化中输入的所述历史超声回波数据与所述工作影像为对应关系,其对应的共同优化损失

函数为第一损失函数和第二损失函数的加权求和值;所述第一损失函数为所述第一基础预测模型的预测输出对应的所述设备干扰因素标注之间的差异度;所述第二损失函数为所述第二基础预测模型的预测输出对应的所述三维模型标注之间的差异度;所述第一损失函数对应的第一计算权重和所述第二损失函数对应的第二计算权重之和为1;所述第一计算权重与对应的输入的所述历史超声回波数据的数据完整度成正比;所述第二计算权重与对应的输入的所述工作影像的清晰度成正比。

6. 根据权利要求1所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据,包括:

对于每一所述设备干扰因素,在预设的噪声识别模型库中确定该设备干扰因素对应的训练好的噪声识别模型;所述噪声识别模型通过包括有多个训练超声回波数据和对应的与该设备干扰因素相关的噪声数据标注的训练数据集训练得到;

将所述超声回波数据输入至所述噪声识别模型中,以得到输出的该设备干扰因素对应的噪声部分数据。

7. 根据权利要求1所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,包括:

将所有所述设备干扰因素对应的所述噪声部分数据作为正样本,将除所述噪声部分之外的所述超声回波数据的其他部分数据作为负样本;

将所述正样本和所述负样本,输入至第一基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第一分类器模型;

对所述超声回波数据中的多个数据部分进行数据增强以得到训练数据;

将每一所述训练数据对应的所述噪声部分数据确定为该训练数据对应的噪声标注;

将所述训练数据和对应的所述噪声标注输入至第二基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第二分类器模型;

将所述第一分类器模型和所述第二分类器模型确定为所述目标用户对应的去噪算法模型。

8. 根据权利要求7所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,其特征在于,所述方法还包括:

获取通过所述可穿戴设备接收到的所述目标用户的新的超声回波数据;

基于干扰因素预测模型,根据所述新的超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的当前设备干扰因素;

计算所述当前设备干扰因素与所述去噪算法模型的所有输入训练数据对应的设备干扰因素集合之间的相关程度;

对于所述新的超声回波数据的每一数据部分,将该数据部分输入至所述第一分类器模型,以得到输出的噪声可能性;

计算所述噪声可能性和相关权重的乘积,得到修正噪声可能性;所述相关权重与所述相关程度成正比;

将该数据部分输入至所述第二分类器模型,以得到输出的预测噪声部分;

在所述修正噪声可能性大于预设的可能性阈值时,删除该数据部分中的所述预测噪声

部分。

9. 一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统,其特征在于,所述系统包括:
获取模块,用于获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据;

预测模块,用于基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素;

识别模块,用于根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据;

去噪模块,用于根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。

10. 一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统,其特征在于,所述系统包括:

存储有可执行程序代码的存储器;

与所述存储器耦合的处理器;

所述处理器调用所述存储器中存储的所述可执行程序代码,执行如权利要求1-8任一项所述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法。

基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统

技术领域

[0001] 本发明涉及数据处理技术领域,尤其涉及一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统。

背景技术

[0002] 随着可穿戴超声设备在健康监测领域的应用,用户和医疗机构越来越重视通过可穿戴设备获取高质量的超声信号实现可靠的生理参数分析,其中,如何在干扰环境下实现自适应噪声识别与精准去噪处理以提升信号质量与后续分析可靠性成为关键技术问题。现有技术通常通过获取可穿戴设备接收到的超声回波数据,采用固定滤波算法或简单阈值去噪方法处理信号,并基于标准模型进行后续分析,以支持健康监测。现有解决方案因缺乏对设备干扰因素的动态预测以及对应噪声识别模型的针对性应用,难以建立自适应的去噪算法模型并有效去除干扰导致的噪声部分数据,常用通用或静态去噪策略无法适配可穿戴设备在运动、使用场景变化下的干扰特性,导致超声信号失真严重,易因设备干扰引发信号质量下降或分析误差,限制了可穿戴超声设备的数据可靠性和临床应用价值。可见,现有技术存在缺陷,亟待解决。

发明内容

[0003] 本发明所要解决的技术问题在于,提供一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统,能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。

[0004] 为了解决上述技术问题,本发明第一方面公开了一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法,所述方法包括:

获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据;

基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素;

根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据;

根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。

[0005] 作为一个可选的实施方式,在本发明第一方面中,所述基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素,包括:

将所述超声回波数据输入至训练好的设备环境预测模型中,以得到输出的设备环境参数;所述设备环境参数包括设备设置在所述目标用户的人体位置、设备设置方式、设备松动空间和所述目标用户所处的空间类型中的至少一种;

将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据;

将所述待预测数据输入至训练好的干扰因素预测模型,以得到输出的所述可穿戴

设备对应的至少一个设备干扰因素；所述设备干扰因素为探头对准偏差干扰、肌肉收缩信号干扰、探头与皮肤摩擦干扰、探头与衣物摩擦干扰或环境电磁信号干扰。

[0006] 作为一个可选的实施方式，在本发明第一方面中，所述将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据，包括：

将所述设备环境参数输入至仿真模型中，以得到仿真得到的三维数据；所述三维数据用于表征所述可穿戴设备和所述目标用户对应的空间特征；

根据所述超声回波数据对应的超声发射参数，在所述三维数据中生成所述超声回波数据对应的数据表示；

将所述超声回波数据进行向量化之后，确定为所述数据表示对应的关联数据；

将包括有所述数据表示和所述关联数据的所述三维数据，确定为待预测数据。

[0007] 作为一个可选的实施方式，在本发明第一方面中，所述干扰因素预测模型和所述仿真模型通过以下步骤训练得到：

获取多个历史超声回波数据和对应的可穿戴设备和用户的工作影像；

基于影像分析算法，确定所述工作影像对应的设备干扰因素，以确定为对应的所述历史超声回波数据的设备干扰因素标注；

对所述工作影像进行建模以得到对应的三维模型标注；

将所述历史超声回波数据和对应的所述设备干扰因素标注，作为第一训练数据集，输入至预设的第一基础预测模型中进行训练，以得到所述干扰因素预测模型；

将所述工作影像和对应的所述三维模型标注，作为第二训练数据集，输入至预设的第二基础预测模型中进行训练，以得到所述仿真模型。

[0008] 作为一个可选的实施方式，在本发明第一方面中，所述第一基础预测模型和所述第二基础预测模型的训练方式为共同优化训练，其每次优化中输入的所述历史超声回波数据与所述工作影像为对应关系，其对应的共同优化损失函数为第一损失函数和第二损失函数的加权求和值；所述第一损失函数为所述第一基础预测模型的预测输出对应的所述设备干扰因素标注之间的差异度；所述第二损失函数为所述第二基础预测模型的预测输出对应的所述三维模型标注之间的差异度；所述第一损失函数对应的第一计算权重和所述第二损失函数对应的第二计算权重之和为1；所述第一计算权重与对应的输入的所述历史超声回波数据的数据完整度成正比；所述第二计算权重与对应的输入的所述工作影像的清晰度成正比。

[0009] 作为一个可选的实施方式，在本发明第一方面中，所述根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型，识别所述超声回波数据中的噪声部分数据，包括：

对于每一所述设备干扰因素，在预设的噪声识别模型库中确定该设备干扰因素对应的训练好的噪声识别模型；所述噪声识别模型通过包括有多个训练超声回波数据和对应的与该设备干扰因素相关的噪声数据标注的训练数据集训练得到；

将所述超声回波数据输入至所述噪声识别模型中，以得到输出的该设备干扰因素对应的噪声部分数据。

[0010] 作为一个可选的实施方式，在本发明第一方面中，所述根据所述噪声部分数据，建立所述目标用户对应的去噪算法模型，包括：

将所有所述设备干扰因素对应的所述噪声部分数据作为正样本，将除所述噪声部

分之外的所述超声回波数据的其他部分数据作为负样本；

将所述正样本和所述负样本,输入至第一基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第一分类器模型；

对所述超声回波数据中的多个数据部分进行数据增强以得到训练数据；

将每一所述训练数据对应的所述噪声部分数据确定为该训练数据对应的噪声标注；

将所述训练数据和对应的所述噪声标注输入至第二基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第二分类器模型；

将所述第一分类器模型和所述第二分类器模型确定为所述目标用户对应的去噪算法模型。

[0011] 作为一个可选的实施方式,在本发明第一方面中,所述方法还包括：

获取通过所述可穿戴设备接收到的所述目标用户的新的超声回波数据；

基于干扰因素预测模型,根据所述新的超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的当前设备干扰因素；

计算所述当前设备干扰因素与所述去噪算法模型的所有输入训练数据对应的设备干扰因素集合之间的相关程度；

对于所述新的超声回波数据的每一数据部分,将该数据部分输入至所述第一分类器模型,以得到输出的噪声可能性；

计算所述噪声可能性和相关权重的乘积,得到修正噪声可能性；所述相关权重与所述相关程度成正比；

将该数据部分输入至所述第二分类器模型,以得到输出的预测噪声部分；

在所述修正噪声可能性大于预设的可能性阈值时,删除该数据部分中的所述预测噪声部分。

[0012] 本发明实施例第二方面公开了一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统,所述系统包括：

获取模块,用于获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据；

预测模块,用于基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素；

识别模块,用于根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据；

去噪模块,用于根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。

[0013] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述预测模块基于干扰因素预测模型,根据所述超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的设备干扰因素的具体方式,包括：

将所述超声回波数据输入至训练好的设备环境预测模型中,以得到输出的设备环境参数；所述设备环境参数包括设备设置在所述目标用户的人体位置、设备设置方式、设备松动空间和所述目标用户所处的空间类型中的至少一种；

将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据；

将所述待预测数据输入至训练好的干扰因素预测模型,以得到输出的所述可穿戴设备对应的至少一个设备干扰因素;所述设备干扰因素为探头对准偏差干扰、肌肉收缩信号干扰、探头与皮肤摩擦干扰、探头与衣物摩擦干扰或环境电磁信号干扰。

[0014] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述预测模块将所述设备环境参数与所述超声回波数据确定为待预测数据的具体方式,包括:

将所述设备环境参数输入至仿真模型中,以得到仿真得到的三维数据;所述三维数据用于表征所述可穿戴设备和所述目标用户对应的空间特征;

根据所述超声回波数据对应的超声发射参数,在所述三维数据中生成所述超声回波数据对应的数据表示;

将所述超声回波数据进行向量化之后,确定为所述数据表示对应的关联数据;

将包括有所述数据表示和所述关联数据的所述三维数据,确定为待预测数据。

[0015] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述干扰因素预测模型和所述仿真模型通过以下步骤训练得到:

获取多个历史超声回波数据和对应的可穿戴设备和用户的工作影像;

基于影像分析算法,确定所述工作影像对应的设备干扰因素,以确定为对应的所述历史超声回波数据的设备干扰因素标注;

对所述工作影像进行建模以得到对应的三维模型标注;

将所述历史超声回波数据和对应的所述设备干扰因素标注,作为第一训练数据集,输入至预设的第一基础预测模型中进行训练,以得到所述干扰因素预测模型;

将所述工作影像和对应的所述三维模型标注,作为第二训练数据集,输入至预设的第二基础预测模型中进行训练,以得到所述仿真模型。

[0016] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述第一基础预测模型和所述第二基础预测模型的训练方式为共同优化训练,其每次优化中输入的所述历史超声回波数据与所述工作影像为对应关系,其对应的共同优化损失函数为第一损失函数和第二损失函数的加权求和值;所述第一损失函数为所述第一基础预测模型的预测输出对应的所述设备干扰因素标注之间的差异度;所述第二损失函数为所述第二基础预测模型的预测输出对应的所述三维模型标注之间的差异度;所述第一损失函数对应的第一计算权重和所述第二损失函数对应的第二计算权重之和为1;所述第一计算权重与对应的输入的所述历史超声回波数据的数据完整度成正比;所述第二计算权重与对应的输入的所述工作影像的清晰度成正比。

[0017] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述识别模块根据所述设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别所述超声回波数据中的噪声部分数据的具体方式,包括:

对于每一所述设备干扰因素,在预设的噪声识别模型库中确定该设备干扰因素对应的训练好的噪声识别模型;所述噪声识别模型通过包括有多个训练超声回波数据和对应的与该设备干扰因素相关的噪声数据标注的训练数据集训练得到;

将所述超声回波数据输入至所述噪声识别模型中,以得到输出的该设备干扰因素对应的噪声部分数据。

[0018] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述去噪模块根据所述噪声部分数据,建立所述目标用户对应的去噪算法模型的具体方式,包括:

将所有所述设备干扰因素对应的所述噪声部分数据作为正样本,将除所述噪声部分之外的所述超声回波数据的其他部分数据作为负样本;

将所述正样本和所述负样本,输入至第一基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第一分类器模型;

对所述超声回波数据中的多个数据部分进行数据增强以得到训练数据;

将每一所述训练数据对应的所述噪声部分数据确定为该训练数据对应的噪声标注;

将所述训练数据和对应的所述噪声标注输入至第二基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第二分类器模型;

将所述第一分类器模型和所述第二分类器模型确定为所述目标用户对应的去噪算法模型。

[0019] 作为一个可选的实施方式,在本发明第二方面中,所述系统还用于执行以下步骤:

获取通过所述可穿戴设备接收到的所述目标用户的新的超声回波数据;

基于干扰因素预测模型,根据所述新的超声回波数据,预测所述可穿戴设备对应的当前设备干扰因素;

计算所述当前设备干扰因素与所述去噪算法模型的所有输入训练数据对应的设备干扰因素集合之间的相关程度;

对于所述新的超声回波数据的每一数据部分,将该数据部分输入至所述第一分类器模型,以得到输出的噪声可能性;

计算所述噪声可能性和相关权重的乘积,得到修正噪声可能性;所述相关权重与所述相关程度成正比;

将该数据部分输入至所述第二分类器模型,以得到输出的预测噪声部分;

在所述修正噪声可能性大于预设的可能性阈值时,删除该数据部分中的所述预测噪声部分。

[0020] 本发明第三方面公开了另一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统,所述系统包括:

存储有可执行程序代码的存储器;

与所述存储器耦合的处理器;

所述处理器调用所述存储器中存储的所述可执行程序代码,执行本发明第一方面公开的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法中的部分或全部步骤。

[0021] 本发明第四方面公开了一种计算机存储介质,所述计算机存储介质存储有计算机指令,所述计算机指令被调用时,用于执行本发明第一方面公开的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法中的部分或全部步骤。

[0022] 与现有技术相比,本发明实施例具有以下有益效果:

本发明通过获取可穿戴设备接收到的目标用户超声回波数据,基于干扰因素预测模型预测设备干扰因素,根据干扰因素对应的噪声识别模型识别噪声部分数据,并建立去噪算法模型对后续超声回波数据进行去噪处理,从而能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。

附图说明

[0023] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案,下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍,显而易见地,下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例,对于本领域普通技术人员来讲,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。

[0024] 图1是本发明实施例公开的一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法的流程示意图。

[0025] 图2是本发明实施例公开的一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统的结构示意图。

[0026] 图3是本发明实施例公开的另一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统的结构示意图。

具体实施方式

[0027] 为了使本技术领域的人员更好地理解本发明方案,下面将结合本发明实施例中的附图,对本发明实施例中的技术方案进行清楚、完整地描述,显然,所描述的实施例仅仅是本发明一部分实施例,而不是全部的实施例。基于本发明中的实施例,本领域普通技术人员在没有作出创造性劳动前提下所获得的所有其他实施例,都属于本发明保护的范围。

[0028] 本发明的说明书和权利要求书及上述附图中的术语“第一”、“第二”等是用于区别不同对象,而不是用于描述特定顺序。此外,术语“包括”和“具有”以及它们任何变形,意图在于覆盖不排他的包含。例如包含了一系列步骤或单元的过程、方法、装置、产品或设备没有限定于已列出的步骤或单元,而是可选地还包括没有列出的步骤或单元,或可选地还包括对于这些过程、方法、产品或设备固有的其他步骤或单元。

[0029] 在本文中提及“实施例”意味着,结合实施例描述的特定特征、结构或特性可以包含在本发明的至少一个实施例中。在说明书中的各个位置出现该短语并不一定均是指相同的实施例,也不是与其它实施例互斥的独立的或备选的实施例。本领域技术人员显式地和隐式地理解的是,本文所描述的实施例可以与其它实施例相结合。

[0030] 本发明公开了一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统,通过获取可穿戴设备接收到的目标用户超声回波数据,基于干扰因素预测模型预测设备干扰因素,根据干扰因素对应的噪声识别模型识别噪声部分数据,并建立去噪算法模型对后续超声回波数据进行去噪处理,从而能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。以下分别进行详细说明。

[0031] 实施例一

请参阅图1,图1是本发明实施例公开的一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法的流程示意图。其中,图1所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法可以应用于数据处理系统/数据处理设备/数据处理服务器(其中,该服务器包括本地处理服务器或云处理服务器)中。如图1所示,该基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法可以包括以下操作:

101、获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据。

[0032] 可选的,该可穿戴设备可以为柔性超声贴片、智能超声手环、集成压电陶瓷换能器的紧身背心或基于电容式微加工超声换能器CMUT的贴敷式传感器,本发明不做限定。

[0033] 可选的,该超声回波数据可以为未经过波束合成的射频RF原始数据、包络检测后的IQ数据、具有特定采样频率的数字信号序列或经过时间增益补偿TGC处理后的模拟电压信号,本发明不做限定。

[0034] 102、基于干扰因素预测模型,根据超声回波数据,预测可穿戴设备对应的设备干扰因素。

[0035] 可选的,该干扰因素预测模型可以为深度残差网络ResNet、长短期记忆网络LSTM、轻量化卷积神经网络MobileNet或基于多头注意力机制的Transformer预测模型,本发明不做限定。

[0036] 可选的,该设备干扰因素可以为由于用户呼吸引起的探头相对位移、皮肤表面的耦合剂干涸导致的声阻抗不匹配、环境工频电磁辐射或由于肢体剧烈运动产生的运动伪影,本发明不做限定。

[0037] 103、根据设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别超声回波数据中的噪声部分数据。

[0038] 可选的,该噪声识别模型可以为基于短时傅里叶变换STFT的频谱分析模型、基于一维卷积神经网络的特征分类模型或基于随机森林的异常检测模型,本发明不做限定。

[0039] 可选的,该噪声部分数据可以为特定频段的高频白噪声、具有周期性特征的工频干扰分量、由于探头摩擦产生的随机脉冲信号或因耦合不佳形成的杂乱斑点信号,本发明不做限定。

[0040] 104、根据噪声部分数据,建立目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。

[0041] 可选的,该去噪算法模型可以为自适应维纳滤波器、小波软阈值去噪模型、基于生成对抗网络GAN的信号增强模型或深度学习端到端波形重建模型,本发明不做限定。

[0042] 可见,上述发明实施例通过获取可穿戴设备接收到的目标用户超声回波数据,基于干扰因素预测模型预测设备干扰因素,根据干扰因素对应的噪声识别模型识别噪声部分数据,并建立去噪算法模型对后续超声回波数据进行去噪处理,从而能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。

[0043] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,基于干扰因素预测模型,根据超声回波数据,预测可穿戴设备对应的设备干扰因素,包括:

将超声回波数据输入至训练好的设备环境预测模型中,以得到输出的设备环境参数;

将设备环境参数与超声回波数据确定为待预测数据;

将待预测数据输入至训练好的干扰因素预测模型,以得到输出的可穿戴设备对应的至少一个设备干扰因素。

[0044] 可选的,设备环境参数包括设备设置在目标用户的人体位置、设备设置方式、设备松动空间和目标用户所处的空间类型中的至少一种。

[0045] 可选的,设备干扰因素为探头对准偏差干扰、肌肉收缩信号干扰、探头与皮肤摩擦

干扰、探头与衣物摩擦干扰或环境电磁信号干扰。

[0046] 可选的,该设备环境预测模型可以为基于支持向量机SVM的多分类模型、基于逻辑回归的概率估算模型或基于视觉与超声多模态融合的感知模型,本发明不做限定。

[0047] 可选的,该人体位置可以为颈动脉区域、胸部心脏投影区、腹部脏器区域或四肢骨骼肌位置,本发明不做限定。

[0048] 可选的,该设备设置方式可以为胶带粘贴固定、弹性绑带束缚、机械支架固定或贴身衣物压迫固定,本发明不做限定。

[0049] 可选的,该设备松动空间可以为基于压力传感器测算的法向间隙值、基于加速度计检测的位移自由度或基于回波强度波动推算的动态耦合系数,本发明不做限定。

[0050] 可选的,该空间类型可以为高电磁干扰的工业车间、具有多径反射的室内居家环境、低背景噪声的医院病房或运动干扰显著的户外健身场所,本发明不做限定。

[0051] 可选的,该待预测数据可以为经归一化处理后的环境特征向量与超声波形数据的拼接张量、经主成分分析PCA处理后的降维特征矩阵或具备时间戳对齐的多源数据流,本发明不做限定。

[0052] 可见,通过上述可选的实施例,通过将超声回波数据输入训练好的设备环境预测模型得到设备环境参数,并与超声回波数据共同确定为待预测数据输入干扰因素预测模型输出设备干扰因素,实现基于设备环境与回波融合的精准干扰因素预测,提升干扰识别的全面性与准确性,降低因环境参数未考虑导致的干扰误判风险。

[0053] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,将设备环境参数与超声回波数据确定为待预测数据,包括:

将设备环境参数输入至仿真模型中,以得到仿真得到的三维数据;

根据超声回波数据对应的超声发射参数,在三维数据中生成超声回波数据对应的数据表示;

将超声回波数据进行向量化之后,确定为数据表示对应的关联数据;

将包括有数据表示和关联数据的三维数据,确定为待预测数据。

[0054] 可选的,三维数据用于表征可穿戴设备和目标用户对应的空间特征。

[0055] 可选的,该仿真模型可以为基于有限元分析FEA的人体解剖结构模型、基于k-Wave声学仿真库的声场分布模型或基于蒙特卡洛算法的粒子运动仿真模型,本发明不做限定。

[0056] 可选的,该三维数据可以为人体皮肤与探头接触面的三维点云数据、人体组织声学阻抗分布的体素矩阵或设备在三维坐标系下的位姿拓扑图,本发明不做限定。

[0057] 可选的,该超声发射参数可以为脉冲重复频率PRF、发射电压峰峰值、中心频率分量、波束成形偏转角度或脉冲宽度参数,本发明不做限定。

[0058] 可选的,该数据表示可以为在三维空间中渲染的声束扫描扇面、声压强度分布等值面或基于射线追踪算法计算的回波传播路径几何图,本发明不做限定。

[0059] 可选的,该向量化可以为将一维时域信号转化为高维嵌入向量Embedding、通过自编码器提取的潜在空间表征向量或基于希尔伯特变换后的解析信号特征向量,本发明不做限定。

[0060] 可见,通过上述可选的实施例,通过将设备环境参数输入仿真模型生成三维数据,在三维数据中生成超声回波数据对应的数据表示并与向量化后的回波数据关联,确定为待

预测数据,实现基于仿真空间特征的干扰因素输入构建,提升预测数据的结构化表达能力与准确性,降低因直接使用原始回波导致的干扰分析偏差风险。

[0061] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,干扰因素预测模型和仿真模型通过以下步骤训练得到:

获取多个历史超声回波数据和对应的可穿戴设备和用户的工作影像;

基于影像分析算法,确定工作影像对应的设备干扰因素,以确定为对应的历史超声回波数据的设备干扰因素标注;

对工作影像进行建模以得到对应的三维模型标注;

将历史超声回波数据和对应的设备干扰因素标注,作为第一训练数据集,输入至预设的第一基础预测模型中进行训练,以得到干扰因素预测模型;

将工作影像和对应的三维模型标注,作为第二训练数据集,输入至预设的第二基础预测模型中进行训练,以得到仿真模型。

[0062] 可选的,该工作影像可以为由红外深度相机拍摄的设备佩戴视频、由RGB摄像头采集的用户运动姿态序列或由高速摄像机记录的探头震动微变化影像,本发明不做限定。

[0063] 可选的,该影像分析算法可以为基于光流法的运动追踪算法、基于人体关键点检测的姿态估计算法或基于目标检测架构的设备松动状态识别算法,本发明不做限定。

[0064] 可选的,该三维模型标注可以为人工标注的人体骨骼蒙皮模型、经由结构光扫描生成的设备几何掩模或基于多视角重建技术合成的三维场景网格,本发明不做限定。

[0065] 可见,通过上述可选的实施例,通过获取历史超声回波数据与对应工作影像,基于影像分析确定设备干扰因素标注并建模得到三维模型标注,对第一基础预测模型和第二基础预测模型进行训练得到干扰因素预测模型与仿真模型,实现基于历史医疗超声数据和工作影像的精准模型训练,以提供更精准的干扰因素预测和三维数据仿真。

[0066] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,第一基础预测模型和第二基础预测模型的训练方式为共同优化训练,其每次优化中输入的历史超声回波数据与工作影像为对应关系,其对应的共同优化损失函数为第一损失函数和第二损失函数的加权求和值。

[0067] 可选的,第一损失函数为第一基础预测模型的预测输出对应的设备干扰因素标注之间的差异度。

[0068] 可选的,第二损失函数为第二基础预测模型的预测输出对应的三维模型标注之间的差异度。

[0069] 可选的,第一损失函数对应的第一计算权重和第二损失函数对应的第二计算权重之和为1。

[0070] 可选的,第一计算权重与对应的输入的历史超声回波数据的数据完整度成正比。

[0071] 可选的,第二计算权重与对应的输入的工作影像的清晰度成正比。

[0072] 可选的,该第一损失函数可以为交叉熵损失函数、均方误差损失函数或聚焦损失 Focal Loss,本发明不做限定。

[0073] 可选的,该第二损失函数可以为Dice损失函数、交并比IoU损失函数或基于结构相似度SSIM的重构损失函数,本发明不做限定。

[0074] 可选的,该数据完整度可以为有效信号采样点占总长度的比例、信号信噪比的高低分布或数据流在时间轴上的连续性指标,本发明不做限定。

[0075] 可选的,该清晰度可以为基于拉普拉斯方差计算的影像对焦评分、峰值信噪比PSNR或结构模糊度因子,本发明不做限定。

[0076] 可见,通过上述可选的实施例,对第一基础预测模型和第二基础预测模型进行共同优化训练得到干扰因素预测模型与仿真模型,实现基于历史影像与共同损失优化的精准模型训练,提升干扰预测与仿真建模的协同性和可靠性,降低因单独训练导致的模型不一致风险。

[0077] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,根据设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别超声回波数据中的噪声部分数据,包括:

对于每一设备干扰因素,在预设的噪声识别模型库中确定该设备干扰因素对应的训练好的噪声识别模型;

将超声回波数据输入至噪声识别模型中,以得到输出的该设备干扰因素对应的噪声部分数据。

[0078] 可选的,该噪声识别模型库可以为存储于本地设备闪存中的离线模型字典、部署于云端的模型哈希索引表或基于知识图谱构建的模型推理库,本发明不做限定。

[0079] 可选的,噪声识别模型通过包括有多个训练超声回波数据和对应的与该设备干扰因素相关的噪声数据标注的训练数据集训练得到。

[0080] 可见,通过上述可选的实施例,通过为每一设备干扰因素在噪声识别模型库中确定对应噪声识别模型,将超声回波数据输入模型得到噪声部分数据,实现基于干扰类型自适应的精准噪声识别,提升噪声部分提取的针对性与准确性,降低因模型通用导致的噪声误识别风险。

[0081] 作为一个可选的实施例,上述步骤中的,根据噪声部分数据,建立目标用户对应的去噪算法模型,包括:

将所有设备干扰因素对应的噪声部分数据作为正样本,将除噪声部分之外的超声回波数据的其他部分数据作为负样本;

将正样本和负样本,输入至第一基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第一分类器模型;

对超声回波数据中的多个数据部分进行数据增强以得到训练数据;

将每一训练数据对应的噪声部分数据确定为该训练数据对应的噪声标注;

将训练数据和对应的噪声标注输入至第二基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第二分类器模型;

将第一分类器模型和第二分类器模型确定为目标用户对应的去噪算法模型。

[0082] 可选的,该第一基础分类器模型可以为极端梯度提升树XGBoost、轻量级分类树LightGBM或简单的多层感知机MLP,本发明不做限定。

[0083] 可选的,该数据增强可以为对信号添加高斯白噪声、进行时间轴平移或缩放、引入幅值随机抖动或进行时频掩蔽处理,本发明不做限定。

[0084] 可选的,该第二基础分类器模型可以为基于U-Net结构的信号分割模型、全卷积网络FCN或具备因果卷积结构的WaveNet模型,本发明不做限定。

[0085] 可见,通过上述可选的实施例,通过将设备干扰因素对应的噪声部分数据作为正样本、其余数据作为负样本训练第一分类器模型,对超声回波数据部分进行数据增强并以

噪声部分作为标注训练第二分类器模型,确定两者为去噪算法模型,实现基于正负样本与增强数据的双分类器去噪模型构建,提升去噪处理的鲁棒性与精度,降低因样本不均衡导致的去噪效果不稳定风险。

[0086] 作为一个可选的实施例,该方法还包括:

获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的新的超声回波数据;

基于干扰因素预测模型,根据新的超声回波数据,预测可穿戴设备对应的当前设备干扰因素;

计算当前设备干扰因素与去噪算法模型的所有输入训练数据对应的设备干扰因素集合之间的相关程度;

对于新的超声回波数据的每一数据部分,将该数据部分输入至第一分类器模型,以得到输出的噪声可能性;

计算噪声可能性和相关权重的乘积,得到修正噪声可能性;

将该数据部分输入至第二分类器模型,以得到输出的预测噪声部分;

在修正噪声可能性大于预设的可能性阈值时,删除该数据部分中的预测噪声部分。

[0087] 可选的,相关权重与相关程度成正比。

[0088] 可选的,该相关程度可以为计算得到的余弦相似度数值、基于马氏距离的特征相似度或基于KL散度的分布偏移程度,本发明不做限定。

[0089] 可选的,该噪声可能性可以为Softmax层输出的概率数值、分类器预测的逻辑得分Logits或基于贝叶斯推断的后验概率值,本发明不做限定。

[0090] 可选的,该相关权重可以为基于动态自适应算法生成的调整因子、预设的权重衰减系数或基于S型函数Sigmoid映射的相关性增益值,本发明不做限定。

[0091] 可选的,该预测噪声部分可以为模型预测的掩码向量、被识别为噪声的信号采样点子集或频域中的干扰谱线,本发明不做限定。

[0092] 可选的,该可能性阈值可以为0.8、0.9或基于历史误报率统计确定的动态执行门槛,本发明不做限定。

[0093] 可见,通过上述可选的实施例,通过获取新的超声回波数据预测当前设备干扰因素,计算其与去噪算法模型训练数据干扰因素集合的相关程度,对每一数据部分输入第一分类器模型得到噪声可能性并基于相关程度正比权重修正噪声可能性,再输入第二分类器模型得到预测噪声部分,在修正噪声可能性大于阈值时删除预测噪声部分,实现基于当前干扰相关性的自适应去噪处理,提升新数据去噪的适应性与准确性,降低因模型老化导致的去噪失效风险。

[0094] 实施例二

请参阅图2,图2是本发明实施例公开的一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统的结构示意图。其中,图2所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统可以应用于数据处理系统/数据处理设备/数据处理服务器(其中,该服务器包括本地处理服务器或云处理服务器)中。如图2所示,该基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统可以包括:

获取模块201,用于获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的超声回波数据。

[0095] 预测模块202,用于基于干扰因素预测模型,根据超声回波数据,预测可穿戴设备对应的设备干扰因素。

[0096] 识别模块203,用于根据设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别超声回波数据中的噪声部分数据。

[0097] 去噪模块204,用于根据噪声部分数据,建立目标用户对应的去噪算法模型,以自动对后续获取的超声回波数据进行去噪处理。

[0098] 可见,上述发明实施例通过获取可穿戴设备接收到的目标用户超声回波数据,基于干扰因素预测模型预测设备干扰因素,根据干扰因素对应的噪声识别模型识别噪声部分数据,并建立去噪算法模型对后续超声回波数据进行去噪处理,从而能够实现自适应设备干扰下的精准超声信号去噪,提升超声数据质量与后续分析可靠性,降低因设备干扰导致的信号失真风险。

[0099] 作为一个可选的实施例,预测模块基于干扰因素预测模型,根据超声回波数据,预测可穿戴设备对应的设备干扰因素的具体方式,包括:

将超声回波数据输入至训练好的设备环境预测模型中,以得到输出的设备环境参数;可选的,设备环境参数包括设备设置在目标用户的人体位置、设备设置方式、设备松动空间和目标用户所处的空间类型中的至少一种;

将设备环境参数与超声回波数据确定为待预测数据;

将待预测数据输入至训练好的干扰因素预测模型,以得到输出的可穿戴设备对应的至少一个设备干扰因素;设备干扰因素为探头对准偏差干扰、肌肉收缩信号干扰、探头与皮肤摩擦干扰、探头与衣物摩擦干扰或环境电磁信号干扰。

[0100] 可见,通过上述可选的实施例,通过将超声回波数据输入训练好的设备环境预测模型得到设备环境参数,并与超声回波数据共同确定为待预测数据输入干扰因素预测模型输出设备干扰因素,实现基于设备环境与回波融合的精准干扰因素预测,提升干扰识别的全面性与准确性,降低因环境参数未考虑导致的干扰误判风险。

[0101] 作为一个可选的实施例,预测模块将设备环境参数与超声回波数据确定为待预测数据的具体方式,包括:

将设备环境参数输入至仿真模型中,以得到仿真得到的三维数据;可选的,三维数据用于表征可穿戴设备和目标用户对应的空间特征;

根据超声回波数据对应的超声发射参数,在三维数据中生成超声回波数据对应的数据表示;

将超声回波数据进行向量化之后,确定为数据表示对应的关联数据;

将包括有数据表示和关联数据的三维数据,确定为待预测数据。

[0102] 可见,通过上述可选的实施例,通过将设备环境参数输入仿真模型生成三维数据,在三维数据中生成超声回波数据对应的数据表示并与向量化后的回波数据关联,确定为待预测数据,实现基于仿真空间特征的干扰因素输入构建,提升预测数据的结构化表达能力与准确性,降低因直接使用原始回波导致的干扰分析偏差风险。

[0103] 作为一个可选的实施例,干扰因素预测模型和仿真模型通过以下步骤训练得到:

获取多个历史超声回波数据和对应的可穿戴设备和用户的工作影像;

基于影像分析算法,确定工作影像对应的设备干扰因素,以确定为对应的历史超

声回波数据的设备干扰因素标注；

对工作影像进行建模以得到对应的三维模型标注；

将历史超声回波数据和对应的设备干扰因素标注,作为第一训练数据集,输入至预设的第一基础预测模型中进行训练,以得到干扰因素预测模型；

将工作影像和对应的三维模型标注,作为第二训练数据集,输入至预设的第二基础预测模型中进行训练,以得到仿真模型。

[0104] 可见,通过上述可选的实施例,通过获取历史超声回波数据与对应工作影像,基于影像分析确定设备干扰因素标注并建模得到三维模型标注,对第一基础预测模型和第二基础预测模型进行训练得到干扰因素预测模型与仿真模型,实现基于历史医疗超声数据和工作影像的精准模型训练,以提供更精准的干扰因素预测和三维数据仿真。

[0105] 作为一个可选的实施例,第一基础预测模型和第二基础预测模型的训练方式为共同优化训练,其每次优化中输入的历史超声回波数据与工作影像为对应关系,其对应的共同优化损失函数为第一损失函数和第二损失函数的加权求和值;第一损失函数为第一基础预测模型的预测输出对应的设备干扰因素标注之间的差异度;第二损失函数为第二基础预测模型的预测输出对应的三维模型标注之间的差异度;第一损失函数对应的第一计算权重和第二损失函数对应的第二计算权重之和为1;第一计算权重与对应的输入的历史超声回波数据的数据完整度成正比;第二计算权重与对应的输入的工作影像的清晰度成正比。

[0106] 可见,通过上述可选的实施例,对第一基础预测模型和第二基础预测模型进行共同优化训练得到干扰因素预测模型与仿真模型,实现基于历史影像与共同损失优化的精准模型训练,提升干扰预测与仿真建模的协同性和可靠性,降低因单独训练导致的模型不一致风险。

[0107] 作为一个可选的实施例,识别模块根据设备干扰因素对应的噪声识别模型,识别超声回波数据中的噪声部分数据的具体方式,包括:

对于每一设备干扰因素,在预设的噪声识别模型库中确定该设备干扰因素对应的训练好的噪声识别模型;可选的,噪声识别模型通过包括有多个训练超声回波数据和对应的与该设备干扰因素相关的噪声数据标注的训练数据集训练得到;

将超声回波数据输入至噪声识别模型中,以得到输出的该设备干扰因素对应的噪声部分数据。

[0108] 可见,通过上述可选的实施例,通过为每一设备干扰因素在噪声识别模型库中确定对应噪声识别模型,将超声回波数据输入模型得到噪声部分数据,实现基于干扰类型自适应的精准噪声识别,提升噪声部分提取的针对性与准确性,降低因模型通用导致的噪声误识别风险。

[0109] 作为一个可选的实施例,去噪模块根据噪声部分数据,建立目标用户对应的去噪算法模型的具体方式,包括:

将所有设备干扰因素对应的噪声部分数据作为正样本,将除噪声部分之外的超声回波数据的其他部分数据作为负样本;

将正样本和负样本,输入至第一基础分类器模型中进行训练直至收敛,得到第一分类器模型;

对超声回波数据中的多个数据部分进行数据增强以得到训练数据;

将每一训练数据对应的噪声部分数据确定为该训练数据对应的噪声标注；

将训练数据和对应的噪声标注输入至第二基础分类器模型中进行训练直至收敛，得到第二分类器模型；

将第一分类器模型和第二分类器模型确定为目标用户对应的去噪算法模型。

[0110] 可见，通过上述可选的实施例，通过将设备干扰因素对应的噪声部分数据作为正样本、其余数据作为负样本训练第一分类器模型，对超声回波数据部分进行数据增强并以噪声部分作为标注训练第二分类器模型，确定两者为去噪算法模型，实现基于正负样本与增强数据的双分类器去噪模型构建，提升去噪处理的鲁棒性与精度，降低因样本不均衡导致的去噪效果不稳定风险。

[0111] 作为一个可选的实施例，该系统还用于执行以下步骤：

获取通过可穿戴设备接收到的目标用户的新的超声回波数据；

基于干扰因素预测模型，根据新的超声回波数据，预测可穿戴设备对应的当前设备干扰因素；

计算当前设备干扰因素与去噪算法模型的所有输入训练数据对应的设备干扰因素集合之间的相关程度；

对于新的超声回波数据的每一数据部分，将该数据部分输入至第一分类器模型，以得到输出的噪声可能性；

计算噪声可能性和相关权重的乘积，得到修正噪声可能性；可选的，相关权重与相关程度成正比；

将该数据部分输入至第二分类器模型，以得到输出的预测噪声部分；

在修正噪声可能性大于预设的可能性阈值时，删除该数据部分中的预测噪声部分。

[0112] 可见，通过上述可选的实施例，通过获取新的超声回波数据预测当前设备干扰因素，计算其与去噪算法模型训练数据干扰因素集合的相关程度，对每一数据部分输入第一分类器模型得到噪声可能性并基于相关程度正比权重修正噪声可能性，再输入第二分类器模型得到预测噪声部分，在修正噪声可能性大于阈值时删除预测噪声部分，实现基于当前干扰相关性的自适应去噪处理，提升新数据去噪的适应性与准确性，降低因模型老化导致的去噪失效风险。

[0113] 实施例三

请参阅图3，图3是本发明实施例公开的又一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统。图3所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统应用于数据处理系统/数据处理设备/数据处理服务器（其中，该服务器包括本地处理服务器或云处理服务器）中。如图3所示，该基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪系统可以包括：

存储有可执行程序代码的存储器301；

与存储器301耦合的处理器302；

其中，处理器302调用存储器301中存储的可执行程序代码，用于执行实施例一所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法的步骤。

[0114] 实施例四

本发明实施例公开了一种计算机读存储介质，其存储用于电子数据交换的计算机

程序,其中,该计算机程序使得计算机执行实施例一所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法的步骤。

[0115] 实施例五

本发明实施例公开了一种计算机程序产品,该计算机程序产品包括存储了计算机程序的非瞬时性计算机可读存储介质,且该计算机程序可操作来使计算机执行实施例一所描述的基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法的步骤。

[0116] 上述对本说明书特定实施例进行了描述,其它实施例在所附权利要求书的范围内。在一些情况下,在权利要求书中记载的动作或步骤可以按照不同于实施例中的顺序来执行并且仍然可以实现期望的结果。另外,附图中描绘的过程不一定必须按照示出的特定顺序或者连续顺序才能实现期望的结果。在某些实施方式中,多任务处理和并行处理也是可以的或者可能是有利的。

[0117] 上述实施例阐明的系统、装置、模块或单元,具体可以由计算机芯片或实体实现,或者由具有某种功能的产品来实现。一种典型的实现设备为计算机。具体的,计算机例如可以为个人计算机、膝上型计算机、蜂窝电话、相机电话、智能电话、个人数字助理、媒体播放器、导航设备、电子邮件设备、游戏控制台、平板计算机、可穿戴设备或者这些设备中的任何设备的组合。

[0118] 为了描述的方便,描述以上装置时以功能分为各种单元分别描述。当然,在实施本说明书时可以把各单元的功能在同一个或多个软件和/或硬件中实现。

[0119] 本领域内的技术人员应明白,本说明书实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本说明书实施例可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本说明书实施例可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0120] 本说明书是参照根据本说明书实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0121] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0122] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0123] 在一个典型的配置中,计算设备包括一个或多个处理器(CPU)、输入/输出接口、网

络接口和内存。

[0124] 内存可能包括计算机可读介质中的非永久性存储器,随机存取存储器 (RAM) 和/或非易失性内存等形式,如只读存储器 (ROM) 或闪存 (flash RAM)。内存是计算机可读介质的示例。

[0125] 计算机可读介质包括永久性和非永久性、可移动和非可移动媒体可以由任何方法或技术来实现信息存储。信息可以是计算机可读指令、数据结构、程序的模块或其他数据。计算机的存储介质的例子包括,但不限于相变内存 (PRAM)、静态随机存取存储器 (SRAM)、动态随机存取存储器 (DRAM)、其他类型的随机存取存储器 (RAM)、只读存储器 (ROM)、电可擦除可编程只读存储器 (EEPROM)、快闪记忆体或其他内存技术、只读光盘只读存储器 (CD-ROM)、数字多功能光盘 (DVD) 或其他光学存储、磁盒式磁带,磁带式磁盘存储或其他磁性存储设备或任何其他非传输介质,可用于存储可以被计算设备访问的信息。按照本文中的界定,计算机可读介质不包括暂存电脑可读媒体 (transitory media),如调制的数据信号和载波。

[0126] 还需要说明的是,术语“包括”、“包含”或者其任何其他变体意在涵盖非排他性的包含,从而使得包括一系列要素的过程、方法、商品或者设备不仅包括那些要素,而且还包括没有明确列出的其他要素,或者是还包括为这种过程、方法、商品或者设备所固有的要素。在没有更多限制的情况下,由语句“包括一个……”限定的要素,并不排除在包括所述要素的过程、方法、商品或者设备中还存在另外的相同要素。

[0127] 本说明书可以在由计算机执行的计算机可执行指令的一般上下文中描述,例如程序模块。一般地,程序模块包括执行特定任务或实现特定抽象数据类型的例程、程序、对象、组件、数据结构等等。也可以在分布式计算环境中实践本说明书,在这些分布式计算环境中,由通过通信网络而被连接的远程处理设备来执行任务。在分布式计算环境中,程序模块可以位于包括存储设备在内的本地和远程计算机存储介质中。

[0128] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述,各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其,对于系统实施例而言,由于其基本相似于方法实施例,所以描述的比较简单,相关之处参见方法实施例的部分说明即可。

[0129] 最后应说明的是:本发明实施例公开的一种基于多模型协同识别的可穿戴超声回波去噪方法及系统所揭露的仅为本发明较佳实施例而已,仅用于说明本发明的技术方案,而非对其限制;尽管参照前述实施例对本发明进行了详细的说明,本领域的普通技术人员应当理解;其依然可以对前述各项实施例所记载的技术方案进行修改,或者对其中部分技术特征进行等同替换;而这些修改或替换,并不使相应的技术方案的本质脱离本发明各项实施例技术方案的精神和范围。

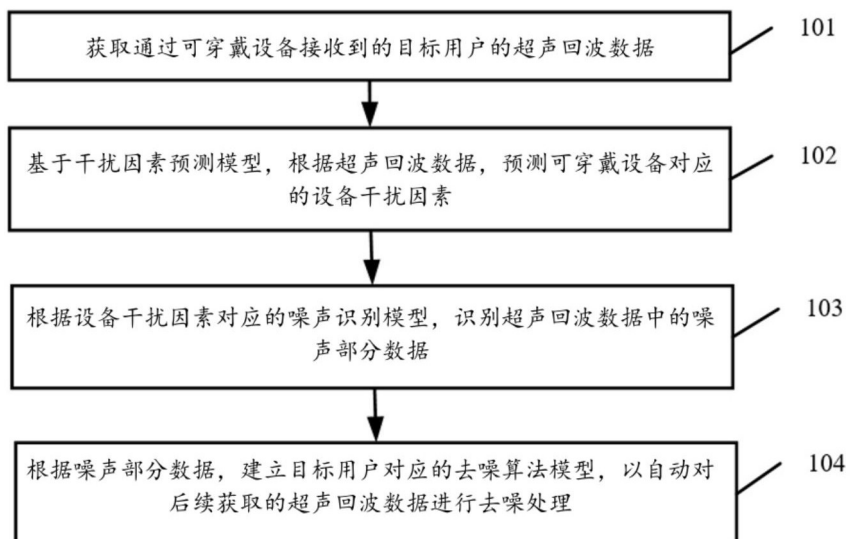


图1

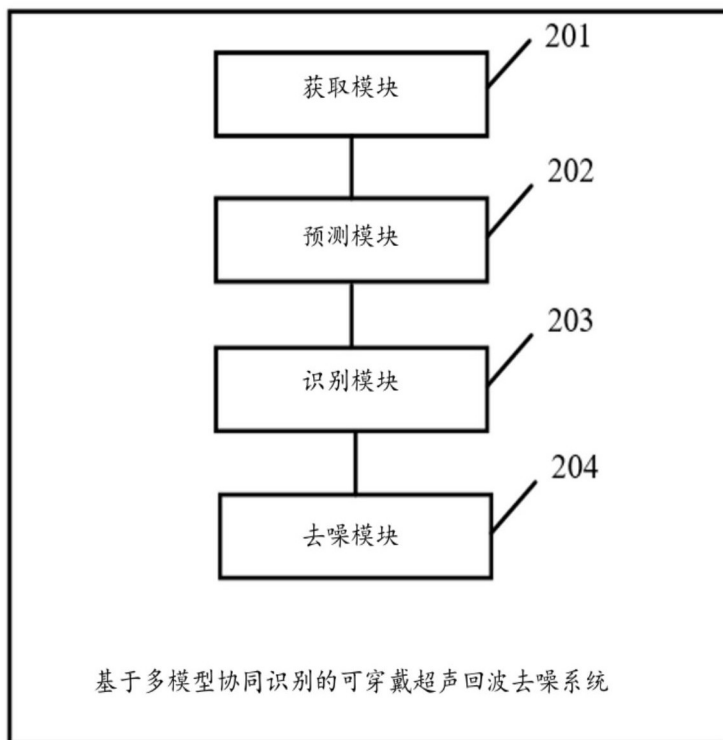


图2

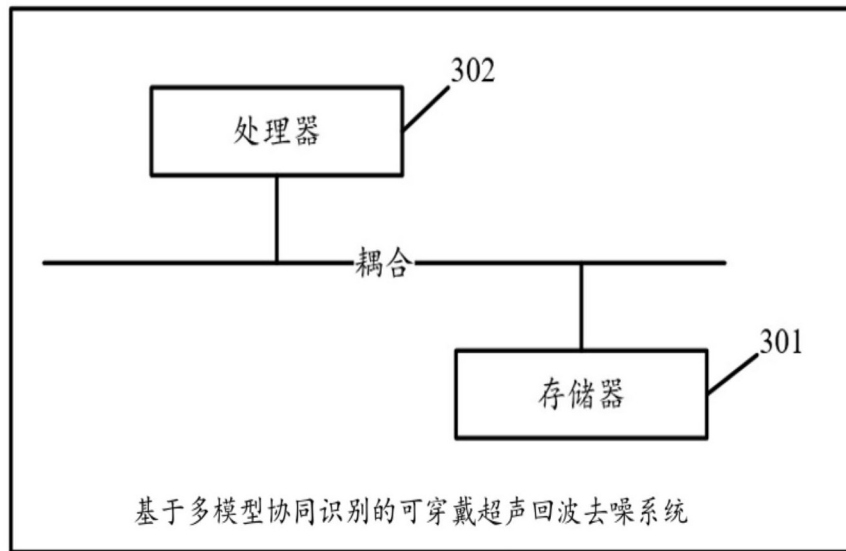


图3