



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 118787340 A

(43) 申请公布日 2024. 10. 18

(21) 申请号 202410772470.3

G16H 50/30 (2018.01)

(22) 申请日 2024.06.14

G06F 18/25 (2023.01)

(71) 申请人 北京航空航天大学

G06F 18/10 (2023.01)

地址 100191 北京市海淀区学院路37号

G06F 18/21 (2023.01)

申请人 北京天航睿医科技有限公司

G06F 18/213 (2023.01)

(72) 发明人 杜松骏 李奕瑾 程相鑫 刘子阳
赵扬 刘涛(74) 专利代理机构 北京高沃律师事务所 11569
专利代理师 刘芳

(51) Int. Cl.

A61B 5/11 (2006.01)

A61B 5/256 (2021.01)

A61B 5/296 (2021.01)

A61B 5/389 (2021.01)

A61B 5/00 (2006.01)

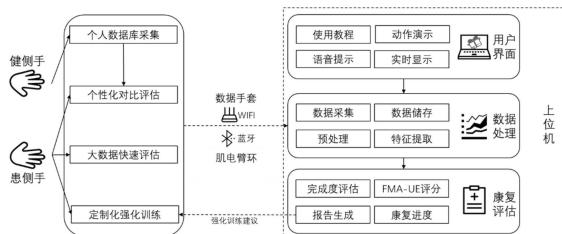
权利要求书2页 说明书17页 附图4页

(54) 发明名称

一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统与方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统与方法,涉及手部康复评估技术领域,该系统包括:传感器采集模块和上位机,上位机包括数据处理模块、用户交互模块、快速评估模块和个性化评估模块,快速评估模块用于将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到第一手部康复评估结果;个性化评估模块用于根据用户的待评估动作时间序列和完成程度对应的基准数据计算得到完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果。本发明通过手部姿态信息和表面肌电信号等多模态数据进行手部康复评估,提高了评估的全面性和准确性,通过个性化评估模块可对患者健患侧进行对比实现评估,精确反映患者的康复进展。



1. 一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,包括:

传感器采集模块,用于:采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到;

上位机包括数据处理模块、用户交互模块、快速评估模块和个性化评估模块;

数据处理模块,用于:对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号;

用户交互模块,用于根据用户的输入指令选择快速评估模块或个性化评估模块;

快速评估模块,用于:将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度神经网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成;

个性化评估模块,用于:对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括三轴姿态角度和目标表面肌电信号。

2. 根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,传感器采集模块包括数据手套和肌电臂环;

其中,所述数据手套,由六个惯性传感器和五个弯曲传感器构成,用于采集用户的原始手部姿态信息;惯性传感器设置于手套的指尖部位,弯曲传感器安装在每个手指关节处;所述原始手部姿态信息包括手部的加速度、角速度、手部相对于地球磁场的方向以及手指的弯曲程度;

所述肌电臂环,包括3个干电极片与磁吸表带,用于采集用户的原始表面肌电信号。

3. 根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,在对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度方面,所述数据处理模块,用于:

利用卡尔曼滤波算法,对所述原始手部姿态信息进行数据融合,得到三轴姿态角度;所述三轴姿态角度包括翻滚姿态角度、俯仰姿态角度和偏航姿态角度。

4. 根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,在对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号方面,所述数据处理模块,用于:

对所述原始表面肌电信号依次进行删除杂波、非数值字符和空值、剔除干扰、去直流、带通滤波、全波整流和归一化处理,得到中间表面肌电信号;

基于滑动窗口方式,对所述中间表面肌电信号进行划分,得到若干时间切片的表面肌电信号;对于每一时间切片,对所述时间切片的表面肌电信号进行特征提取,得到所述时间切片的肌电信号特征;所有所述时间切片的肌电信号特征构成目标表面肌电信号;所述肌电信号特征包括均方根、平均绝对值、波形长、Willision幅值、斜率符号变化次数、中值频率和平均功率频率。

5. 根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,

所述上位机还包括康复评估报告获取模块,用于:

在得到手部康复评估结果之后,根据手部康复评估结果确定康复评估报告;所述康复评估报告包括动作方案中每一设定动作的预测评分、Fugl-Meyer量表评分、B量表评分、动作完成情况雷达图、肌群收缩能力雷达图、各关节活动度以及后续训练建议。

6.根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,所述训练好的深度学习网络包括依次连接的LSTM模块、卷积模块、全局平均池层、BN层和分类模块;所述LSTM模块包括依次连接的第一LSTM层和第二LSTM层;所述卷积模块包括第一卷积层、最大池化层和第二卷积层;所述分类模块包括全连接层和Softmax分类器。

7.根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,所述个性化评估模块,用于:对于每一完成程度对应的基准数据,利用动态时间规整算法,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度。

8.根据权利要求1所述的一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,其特征在于,所述上位机还包括强化训练模块,用于:利用传感器采集模块进行动作训练。

9.一种基于权利要求1所述一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统的基于多模态数据融合的手部康复评估方法,其特征在于,包括:

采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到;

对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号;

将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成;

对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括位置、速度、加速度、角度、肌电信号。

一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统及方法

技术领域

[0001] 本发明涉及手部康复评估技术领域,特别是涉及一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统及方法。

背景技术

[0002] 传统手部运动功能障碍受试者的康复评估,主要是通过医师人工评估或借助简单康复器械辅助评估,不仅劳动强度大、评估时间长、主观性强、费用昂贵,且过程枯燥乏味,受试者参与主动性差,使得康复周期延长。近几年,脑卒中后手部运动功能障碍康复治疗技术不断出现,如强迫性运动疗法、经颅磁刺激疗法、运动想象疗法等。其中,基于肌电的手部康复训练方法可以显著改善脑卒中受试者手部运动功能,并且通过惯性信息可以对受试者手部运动功能进行评估。但评估模式单一、交互性差,无法适应不同受试者、不同康复阶段的康复训练需求,即存在个体适应性差和受试者主动性差的问题,对手部运动功能的评价并不完善。现有的基于传感器的手部康复评估自动化系统一般通过患者佩戴可穿戴数据采集设备获取手部信息,进行动作完成程度的评估,具有以下缺陷:(1)穿戴复杂:因为需要使用传感器采集运动信息,患者需要佩戴可穿戴数据采集设备,这可能会增加患者的运动负担和不适感,影响动作效果。(2)成本高昂:采用生物信息传感器等高科技设备可能会导致系统成本较高,同时产品开发的技术成本较高。(3)交互性差:交互界面设计较扁平化,人机友好性考虑不足,因此会降低患者的积极性和参与度,影响康复效果。(4)泛化性弱:由于患者的病史、身体情况和康复阶段各不相同,仅通过患侧的传感器数据,与数据库数据对比,可能难以实现个性化的评估和康复方案。(5)结果有效性不足:现有系统的评估结果中,定性评估结果缺乏准确性,而定量结果的科学性难以验证,无法完全满足临床实践的需求。

[0003] 为了解决上述问题,目前现有两种技术方案,现有方案一中,受试者健患侧双手均佩戴手套,采集惯性传感器和表面肌电信号数据,在康复的过程中进行评估。采集肌电信号创建分类器识别动作虚拟场景中的主要运动包括“摘水果”和“搭积木”,主要动作是抓取和伸展两种动作。同步采集受试者第一侧和第二侧手臂上的肌电和惯性信号对受试者的康复状态进行评估,对患者目前的康复情况进行评估,方便后续的康复训练的进行。对于两种数据,在预处理数据和特征工程提取信息后,计算健患两侧间的相关性,并以加速度和肌电信号所得结果的均值作为最终结果,并给出定性的评定等级。同时结合不同的虚拟场景和 leap motion实现虚拟手与健患侧两手“四手联动”的人机交互。

[0004] 现有方案二中,详述了手套硬件的制作,采用的传感器为安装于指尖的薄膜压力传感器和手指掌心的弯曲角度传感器。上位机提供动作指导,具体动作有“伸掌”“握拳”“耶”“点赞”“ok”五种。该方案同样在康复中实现评估,将肌电和惯性数据独立,表面肌电信号用于健侧手动作意图识别以便带动患侧康复,在评估时只采用压力传感器和弯曲传感器收集的运动学信号采集惯性数据,通过隐马尔科夫模型计算患侧手部相对于健侧手部运动功能对数似然概率给出评分。

[0005] 虽然上述两种方案能够在这些问题的解决中提供了有效方案,但在完备程度上仍

有诸多缺陷。对于现有方案一,虽然有健患两侧的对比,但需提前录入动作建立模型,不够方便。对于现有方案二,肌电信号只用于在已有运动提示的软件中在进行动作的分类识别意义不显著,这也导致参与评估的只有惯性的单模态数据,完善性有待提高。另一方面,就评估时采用的动作策略而言,均采用抓握、伸展等少数几个简单动作,故只能对手部的基础动作功能实现评估。正因为没有详尽细化的动作,评估报告较为简略,所以在效果上难以超越传统的医师的协助康复量表评估,更进一步地,权威性上也难以得到验证。

[0006] 因此,亟需一种对卒中患者手部康复状态的全面性与准确性评估能力更高的手部康复评估系统。

发明内容

[0007] 本发明的目的是提供一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统及方法,可通过手部姿态信息和表面肌电信号等多模态数据进行手部康复评估,提高了卒中患者手部康复评估的全面性、准确性和鲁棒性,并且,通过个性化评估模块的个性化评分机制,可对患者健患侧进行对比实现评估,精确反映患者的康复进展。

[0008] 为实现上述目的,本发明提供了如下方案:

[0009] 第一方面,本发明提供了一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,包括:

[0010] 传感器采集模块,用于:采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到;

[0011] 上位机包括数据处理模块、用户交互模块、快速评估模块和个性化评估模块;

[0012] 数据处理模块,用于:对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号;

[0013] 用户交互模块,用于根据用户的输入指令选择快速评估模块或个性化评估模块;

[0014] 快速评估模块,用于:将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成;

[0015] 个性化评估模块,用于:对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括三轴姿态角度和目标表面肌电信号。

[0016] 第二方面,本发明提供了一种基于第一方面所述一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统的基于多模态数据融合的手部康复评估方法,包括:

[0017] 采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到;

[0018] 对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号;

[0019] 将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;

所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成；

[0020] 对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括位置、速度、加速度、角度、肌电信号。

[0021] 根据本发明提供的具体实施例,本发明公开了以下技术效果:本发明提供了一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统及方法,包括传感器采集模块和上位机,上位机包括数据处理模块、用户交互模块、快速评估模块和个性化评估模块,快速评估模块用于将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;个性化评估模块用于对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和完成程度对应的基准数据计算得到完成程度对应的动作相似度;根据所有完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果。本发明通过手部姿态信息和表面肌电信号等多模态数据进行手部康复评估,提高了手部康复评估的全面性、准确性和鲁棒性,并且,通过个性化评估模块的个性化评分机制,可对卒中患者健患侧进行对比实现评估,精确反映患者的康复进展。

附图说明

[0022] 为了更清楚地说明本发明实施例或现有技术中的技术方案,下面将对实施例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。

[0023] 图1为本发明实施例1提供的基于多模态数据融合的手部康复评估系统结构示意图;

[0024] 图2为本发明实施例1提供的数字手套示意图;

[0025] 图3为本发明实施例1提供的肌电臂环展开结构示意图;

[0026] 图4为本发明实施例1提供的强化训练模块界面示意图;

[0027] 图5为本发明实施例1提供的手部康复评估流程示意图;

[0028] 图6为本发明实施例1提供的手部康复评估的工作流程示意图。

具体实施方式

[0029] 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做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。

[0030] 本发明的目的是提供一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统及方法,旨在通过手部姿态信息和表面肌电信号等多模态数据进行手部康复评估,提高了手部康复评估

的全面性、准确性和鲁棒性,并且,通过个性化评估模块的个性化评分机制,可对患者健患侧进行对比实现评估,精确反映患者的康复进展。为脑卒中后手功能障碍患者提供准确的康复评估和个性化训练。系统结合数据手套和肌电臂环实时采集手部运动学和肌电信号,利用机器学习和深度学习算法进行处理和分析获得评分,包括基于LSTM-CNN模型的快速评估模型与基于DTW算法的个性化评估模型。本系统通过多模态融合技术提高了结果的准确性和鲁棒性,能快速生成个性化康复评估报告,得到患者肌肉神经康复情况,通过记录历史评估信息,生成康复曲线,提供康复建议。

[0031] 为使本发明的上述目的、特征和优点能够更加明显易懂,下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细的说明。

[0032] 实施例1

[0033] 如图1所示,本实施例用于提供一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统,包括:

[0034] 传感器采集模块,用于:采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到。

[0035] 上位机包括数据处理模块、用户交互模块、快速评估模块和个性化评估模块。

[0036] 数据处理模块,用于:对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号。

[0037] 用户交互模块,用于根据用户的输入指令选择快速评估模块或个性化评估模块。

[0038] 快速评估模块,用于:将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成。

[0039] 个性化评估模块,用于:对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括三轴姿态角度和目标表面肌电信号。

[0040] 手部康复评估的流程如图5所示,工作流程如图6所示。

[0041] 传感器采集模块包括数据手套和肌电臂环,两者的采样频率分别为100Hz和1000Hz。

[0042] 1、如图2所示,所述数据手套,由六个惯性传感器和五个弯曲传感器构成,用于采集用户的原始手部姿态信息;惯性传感器设置于手套的指尖部位,弯曲传感器安装在每个手指关节处;所述原始手部姿态信息包括手部的加速度、角速度、手部相对于地球磁场的方向以及手指的弯曲程度。

[0043] 本实施例通过数据手套高效、精确地监测和分析用户的手部动作和姿态,以下是数据手套硬件的详细说明:

[0044] 本实施例中的数据手套内置了多个高精度传感器,包括六个惯性传感器(IMU)和五个弯曲传感器,以全面捕捉手部的运动和姿态变化。这些传感器共同工作,提供丰富的手部动作数据,从而反映用户手部的动态活动情况。(1) 惯性传感器:包括三轴加速度计和三

轴陀螺仪,这些传感器能够实时捕捉手部的线性加速度和角速度,从而精确跟踪手部动作。加速度计的量程为 $\pm 16g$,陀螺仪的量程为 $\pm 2000dps$,确保即使在快速和复杂的手部动作中也能保持数据的准确性。(2) 弯曲传感器:安装在每个手指关节处,用于检测手指的弯曲程度,提供更细致的手部动作数据。这些传感器通过检测手指的弯曲变化,增强了手部动作捕捉的精细度。

[0045] 数据手套采用卡尔曼滤波算法对传感器数据进行实时融合,有效减少噪声和干扰,提高数据的稳定性和准确性。通过标定确保了数据的可靠性,使得数据手套在各种环境下都能提供准确的手部动作数据。数据手套内置可充电电池,支持长达7小时的连续使用,适应长时间的动作捕捉需求。通过USB接口进行充电,简化了充电过程,提高了使用的便利性。

[0046] 连接与配置:数据手套通过数据接收器与PC机连接,支持2.4GHz和5.8GHz无线双频通信,确保数据传输的稳定性和可靠性。提供多种硬件连接方式,包括POE路由器、POE交换机和普通家用路由器,以适应不同的使用环境和需求。

[0047] 数据接收器提供隔离同步输入和非隔离同步输出BNC接口,允许与其他动作捕捉设备或系统进行时间同步,保证多设备协同工作时的数据一致性。

[0048] 数据手套的设计考虑到了用户的舒适性和便捷性,表皮采用粘合的方式,确保手套既能紧贴手部以准确捕捉动作;各组件相对独立,有脏、旧、破损的表皮可直接替换。

[0049] 在对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度方面,所述数据处理模块,用于:

[0050] 利用卡尔曼滤波算法,对所述原始手部姿态信息进行数据融合,得到三轴姿态角度;所述三轴姿态角度包括翻滚姿态角度、俯仰姿态角度和偏航姿态角度。

[0051] 数据手套通过内置的传感器采集人体动作数据。每只数据手套包含6个惯性传感器和5个弯曲传感器,这些传感器共同工作,采集高动态的人体动作信息,以避免动作失真。采集的原始手部姿态信息包括:

[0052] 加速度计数据:量程为 $\pm 16g$,用于测量手部的加速度。

[0053] 陀螺仪数据:量程为 $\pm 2000dps$,用于测量手部的角速度。

[0054] 磁力计数据:用于检测手部相对于地球磁场的方向。

[0055] 弯曲传感器数据:安装在手指上,用于测量手指的弯曲程度。

[0056] 通过将采集到的原始数据通过卡尔曼滤波(Kalman Filter)算法进行数据融合,这一算法能够有效地整合加速度、角速度、磁力值和弯曲传感器的数据,以得到高精度的姿态角度。此外,数据手套进行了标定,以确保数据的准确性。卡尔曼滤波算法具体包括如下步骤:

[0057] 步骤1. 状态预测:

$$[0058] \quad \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{u}_k \quad (1);$$

[0059] 其中, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 是在时间步k的状态预测, $\Phi_{k|k-1}$ 是状态转移矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 是上一时间步的状态估计, \mathbf{u}_k 是过程噪声。

[0060] 步骤2. 协方差预测:

$$[0061] \quad \mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_{k|k-1} \mathbf{P}_{k-1|k-1} \Phi_{k|k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (2);$$

[0062] 其中, $P_{k|k-1}$ 是预测状态的协方差估计, Q_k 是过程噪声的协方差矩阵。

[0063] 步骤3. 卡尔曼增益计算:

$$[0064] \quad K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (3);$$

[0065] 其中, K_k 是卡尔曼增益, H_k 是观测模型矩阵, R_k 是观测噪声的协方差矩阵。

[0066] 步骤4. 状态更新:

$$[0067] \quad \hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - H_k \hat{x}_{k|k-1}) \quad (4);$$

[0068] 其中, \hat{x}_k 是更新后的状态估计, z_k 是实际观测值。

[0069] 步骤5. 协方差更新:

$$[0070] \quad P_k = (I - K_k H_k) P_{k|k-1} \quad (5);$$

[0071] 其中, P_k 是更新后的状态估计的协方差。上述公式中的 \hat{x} 表示状态估计, P 表示状态估计的协方差, K 表示卡尔曼增益, u 表示过程噪声, z 表示观测值, H 表示观测模型矩阵, Q 和 R 分别表示过程噪声和观测噪声的协方差矩阵。

[0072] 通过数据融合得到高精度的三轴姿态角度, 包括Roll (翻滚姿态角度)、Pitch (俯仰姿态角度) 和Yaw (偏航姿态角度)。动态精度和静态精度: 分别给出了Roll、Pitch和Yaw在动态和静态条件下的测量精度。

[0073] 2、如图3所示, 肌电臂环 (即表面肌电传感器), 包括3个干电极片与磁吸表带, 用于采集用户的原始表面肌电信号。

[0074] 本实施例中的表面肌电传感器采用干电极技术, 通过主动感应方式检测人体表面肌电信号, 从而反映人体肌肉和神经的活动情况。表面肌电传感器内置滤波和放大电路, 能将 $\pm 1.5\text{mV}$ 范围内的微弱肌电信号放大1000倍。通过差分输入和模拟滤波电路有效抑制噪音, 特别是工频干扰, 输出模拟信号范围为 $0 \sim 3.0\text{V}$, 以 1.5V 作为基准电压, 输出信号大小直接反映被测肌肉的活动强度, 为表面肌电信号的分析与研究提供了便利。

[0075] 肌电臂环的供电电压范围为 $3.3 \sim 5.5\text{V}$, 供电电流不小于 20mA , 以确保稳定运行并最小化纹波与噪音。为了保障传感器性能, 使用稳压直流电源供电。肌电信号的有效频谱范围定为 $20\text{Hz} \sim 500\text{Hz}$, 因此, 采用的模数转换器 (ADC) 分辨率不低于 8bit , 有效采样频率不低于 1KHz , 以最大限度地保留原始信号信息, 提高信号处理的准确度和可靠性。

[0076] 本实施例采用特制的金属干电极板, 设计时考虑到了电极板与肌肉方向的一致性, 以优化信号捕获效率和质量。干电极的使用简化了准备工作, 无需导电凝胶, 既方便了用户使用, 又提高了电极的使用寿命和稳定性, 特别适合于非医疗专业人士的日常使用。

[0077] 干电极需要紧贴皮肤表面才准确测出表面肌电信号, 同时考虑到肌电臂环佩戴的便捷性, 肌电臂环通过弹性绳连接传感器, 通过磁贴进行穿戴, 兼顾了便捷性与可靠性。

[0078] 在对所述原始表面肌电信号进行第二预处理, 得到目标表面肌电信号方面, 所述数据处理模块, 用于:

[0079] 对所述原始表面肌电信号依次进行删除杂波、非数值字符和空值、剔除干扰、去直流、带通滤波、全波整流和归一化处理, 得到中间表面肌电信号;

[0080] 基于滑动窗口方式, 对所述中间表面肌电信号进行划分, 得到若干时间切片的表面肌电信号; 对于每一时间切片, 对所述时间切片的表面肌电信号进行特征提取, 得到所述时间切片的肌电信号特征; 所有所述时间切片的肌电信号特征构成目标表面肌电信号; 所

述肌电信号特征包括均方根、平均绝对值、波形长、Willision幅值、斜率符号变化次数、中值频率和平均功率频率。

[0081] 具体地,在本实施例中,使用了干电极肌肉电信号传感器来采集接触部分肌肉的表面肌电信号,并使用Arduino Uno进行数据读取和传输。接收到的数据经过预处理,包括删除杂波、非数值字符和空值,并剔除开始测试数据时出现的极大振幅扰动,得到初步处理后的信号,即中间表面肌电信号。

[0082] 肌电信号的能量分布通常集中在0至500Hz范围内,其中主要成分位于20至150Hz范围内。由于受到多种噪声的影响,如其他生物电信号、运动伪迹、基线漂移、工频干扰和电极-皮肤噪声等,肌电信号常常需要经过预处理才能得到准确的分析结果。利用第三方库pyemgpipeline对中间表面肌电信号进行下面预处理过程,具体过程如下:首先去直流、带通滤波,以除去直流电信号、心电信号、工频干扰等杂波的影响,保留关心肌电信号的主频成分。经过滤波处理后,肌电信号往往还包含负值部分,而通常用户对信号的幅度感兴趣且只分析正值部分。因此,将信号进行全波整流,即取绝对值,以便后续的分析 and 处理。最后,为了消除不同采集条件下信号幅度的差异,对信号进行标准化或归一化处理。这意味着将信号调整到相同的幅度范围内,以确保后续分析的一致性和可比性。

[0083] 在进行上述预处理后,还需要进行表面肌电信号的特征提取,对于时序的肌电信号,本实施例采用滑动窗口的方式按时序对每个时间切片提取以下7个特征。优选地,窗口大小和步长分别设定为300和100,使得窗口足够短以减少同时控制的决策时间,同时保证每个数据窗口都与前一个数据窗口重叠,防止分割过程中的特征丢失。

[0084] 1) 均方根RMS

$$[0085] \quad RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (6);$$

[0086] 其中, x_i 表示信号在第*i*个时间点的幅值, N 表示总样本数。肌肉受到较大的负荷或疲劳时RMS会降低,反之增加。

[0087] 2) 平均绝对值MAV

$$[0088] \quad MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (7);$$

[0089] 其中, x_i 表示信号在第*i*个时间点的幅值, N 表示总样本数。肌肉受到较大的负荷或疲劳时同RMS一样MAV会降低,但MAV计算时不考虑信号的平方,而直接对幅度的绝对值进行平均,因此MAV对高频噪声的影响更小,比RMS更稳定。

[0090] 3) 波形长ML

$$[0091] \quad ML = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (8);$$

[0092] 其中, x_i 表示信号在第*i*个时间点的幅值, N 表示总样本数。当肌肉收缩时,sEMG信号的波形会变得更加复杂,曲线会更“陡峭”,波形长随之增加。

[0093] 4) Willision幅值WA

[0094] $WA = \sum_{i=1}^{N-1} f |x_i - x_{i+1}| \quad (9);$

[0095] 其中 $f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{阈值} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}。$

[0096] 其中, x_i 表示信号在第 i 个时间点的幅值, N 表示总样本数。对表面肌电信号的幅值变化数量大于阈值的计数, 阈值一般取 $50 \sim 100\mu\text{v}$, 变化同波形长 WA 。

[0097] 5) 斜率符号变化次数 SSC

[0098] $SSC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} f(i) \quad (10);$

[0099] 其中:

[0100] $f(i) = \begin{cases} 1 & x(i) > x(i-1), x(i) > x(i+1) \text{ or } x(i) < x(i-1), x(i) < x(i+1) \\ 0 & |x(i) - x(i+1)| > x_{th} \text{ or } |x(i) - x(i-1)| > x_{th} \\ \text{else} & \end{cases}$

[0101] 其中, x_i 表示信号在第 i 个时间点的幅值, N 表示总样本数。其变化同波形长 WA 。

[0102] 其次, 信号频域特一般用于判断肌肉疲劳度, 特征频率的左移减小可能代表疲劳的出现。提取频域信号时, 先由快速傅里叶变换 (FFT) 得到幅频谱图, 幅频平方得能量密度谱, 能量密度比时间得功率谱 $PSD(f)$ 。由于涉及 FFT, 只能分析短时平稳信号且计算相对复杂。其中, 快速傅里叶变换公式如下:

[0103] $P_x(e^{jw}) = \lim_{m \rightarrow \infty} E \left\{ \frac{1}{2m+1} \left| \sum_{n=-m}^m e^{jwn} \right|^2 \right\} \quad (11);$

[0104] 6) 中值频率 MF

[0105] $MF = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} PSD(f) df \quad (12);$

[0106] 其中, $PSD(f)$ 表示频率 f 的功率谱密度。短时平稳因其对生理参数的敏感性, 以及在抗噪声干扰能力上有着不错的特性, 是研究人员对信号进行频域分析时的首选。

[0107] 7) 平均功率频率 MPF

[0108] $MPF = \frac{\int_0^{+\infty} f \cdot PSD(f) df}{\int_0^{+\infty} PSD(f) df} \quad (13);$

[0109] 其中, $PSD(f)$ 表示频率 f 的功率谱密度, f 表示采样频率。

[0110] 下面对动作方案进行具体介绍:

[0111] 本实施例设计了配套的卒中后手部康复情况评估所用动作方案, 其中涉及运动手腕关节、掌指关节、指间关节共 21 个自由度的 14 个动作, 在软件界面演示视频指导用户依次完成。动作方案的设计在参考权威量表的基础上, 深入解剖机理, 同时结合实际场景改进。

[0112] 量表评估是目前认可度最高的临床运动障碍评估方法, 而 Fugl-Meyer 评估量表 (Fugl-Meyer Assessment for Upper Extremity (FMA-UE) 量表) 是卒中康复的权威量表。

为提高合理性与说服力,设计方案包括Fugl-Meyer手部的所有动作,从而对接传统量表评价体系。

[0113] 在此基础上深入人体运动学和解剖生理学原理,从前臂、腕部和手部的肌肉、腱鞘、神经解剖结构出发总结了参与各动作的肌肉及其支配神经,进一步优化传统动作以实现对各的肌肉全面覆盖。具体有以下三部分细节修改:

[0114] (1) 腕旋转:量表中缺乏对手腕内旋、外旋功能的单独考察,且在运动学上负责旋腕的肌肉,即旋后肌、旋前圆肌、旋前方肌、肱桡肌功能相对独立,因此添加“腕旋转”一项,考察患者这几块对应肌肉的功能。

[0115] (2) 拇指与小指对掌:对掌运动是指拇指尖的掌面和其他各指的掌面相接触的运动,为人手特有,在精细操控和抓握动作中起重要作用。因此添加“拇指与小指对掌”一项,考察手固有肌内外侧肌群中拇长屈肌、拇收肌、拇短屈肌、拇对掌肌、小指对掌肌的功能。

[0116] (3) 伸食指、伸小指:量表对手活动度的考察只局限于五指的协调运动,而每个手指的独立活动,因此加入“伸食指”和“伸小指”两项,检查示指伸肌、小指展肌、蚓状肌、骨间背侧肌、骨间掌侧肌情况。而由于中指和无名指没有独立的肌腱,在日常生活中也往往以参与协同运动的方式和其他手指一起运动,故不单独设考察项。

[0117] (4) 腕内收、腕外展:为了使对“完成不充分”的界定更明确,将量表中腕部的“腕环形运动”拆解为腕内收(尺偏)和腕外展(桡偏)两部分。

[0118] 随后,结合发明设定的具体场景,即患者居家独立康复的情景改进。当患者独立生活时无法完成量表中对部分动作施加对抗加以观察的评估方法,因此将其改进为提示患者在完成动作后持续用力,使骨骼肌发生等长收缩,通过肌电设备获取肌肉力量信息。改进后的动作方案和文字描述如表1所示。

[0119] 表1:动作方案描述

[0120]

动作内容名称	动作分解描述	0 分	1 分	2 分
腕稳定性	坐位，肩部 0 度，肘部 90 度，小臂放在桌上并放松，手心向上，尽力向上抬起手腕	背伸角度不够 15 度	角度超 15 度不抗阻力	角度超 15 度且抗阻力
腕屈伸	肩部 0 度，肘部 90 度，手心向下，尽力向上抬起手腕	完全不能完成	能部分完成或完成时有代偿现象	能无停顿地充分完成
（脱离协同运动）腕稳定性	用另一侧手托举患侧小臂使其悬空，肩部 30 度，肘部 0 度，手心向上，尽力向上抬起手腕，抬腕时尽量保持小臂稳定	背伸角度不够 15 度	角度超 15 度不抗阻力	角度超 15 度且抗阻力
（脱离协同运动）腕屈伸	用另一侧手托举患侧小臂使其悬空，肩部 30 度，肘部 0 度，手心向下，尽力向上抬起手腕，抬腕时尽量保持小臂稳定	完全不能完成	能部分完成或有代偿	能无停顿地充分完成
腕外展	手心朝下平放于桌上，手掌向外侧（小指）侧偏转	同上	同上	同上
腕内收	手心朝下平放于桌上，手掌向内侧（拇指）侧偏转，动作时尽可能保持手掌贴桌面	同上	同上	同上
腕旋转	五指自然伸直，以手腕为轴旋转手掌，使手背和手掌交替向上	同上	同上	同上
集团屈曲	手心向下平放于桌上，手掌由自然伸直开始屈曲至握拳状，再用力握拳	完全不能完成	能部分完成或有代偿	能无停顿地充分完成
集团伸展	手心向上，在另一只手辅助下以握拳位开始伸展五指至自然状	伸不直	由于放松产生	主动用力伸直

[0121]		态,再用力伸直		伸直	
	钩状抓握	掌心向下,初始位时手掌并拢自然伸直,近节指关节弯曲使手部呈钩状	不能完成	能够完成但不抗拉力	能够完成且抗拉力
	拇指与四指侧捏	掌心向下,初始位时四指并拢自然伸直,大拇指向外侧伸出 60 度,将拇指与其他四指并拢	同上	同上	同上
	拇指与食指对捏	拇指与食指相对,捏住杆状物(如笔),再用力对捏,其余各指自然状态即可	同上	同上	同上
	圆柱状抓握	抓握圆柱状物并尽力握紧	同上	同上	同上
	球状抓握	抓握球状物并尽力握紧	同上	同上	同上
	拇指与小指对掌	拇指指腹与小指相互接近,指腹相贴	不能完成	能够完成但做不精确	能够完成动作精确
	食指伸展	小臂平放桌面,初始位呈握拳状,伸出食指至完全伸直	不能完成	能够完成但不抗拉力	能够完成且抗拉力
	小指伸展	小臂平放桌面,初始位呈握拳状,伸出小指至完全伸直	同上	同上	同上

[0122] 本实施例中,上位机包含软硬件环境和软件两个部分。

[0123] (1) 硬件部分描述如下:上位机部分的软硬件环境基于安装有Windows操作系统的电脑主机。该主机负责与下位机进行无线通信,实现数据采集与处理,并在用户操作时提供引导、展示进展和呈现结果。硬件环境包括电脑主机及相关外设,而软件环境则涵盖Windows操作系统以及开发的专用软件。

[0124] (2) 上位机软件描述如下:上位机软件主要包含数据解析和算法分析两个模块。

[0125] 数据解析模块,利用Windows的无线和蓝牙模块,分别读取来自数据手套和肌电臂环的数据包,并进行解析。该模块负责提取传感器记录的运动数据和肌电信号,随后将所读取的数据存储为文件,并在处理后输入模型以获取评估结果。

[0126] 算法分析模块,对患者的运动数据进行预处理和特征提取,然后将其输入评估模型,以生成评估结果。

[0127] 上位机包括个人数据库模块:数据库录入前向用户说明大致所需时间、建立数据库的作用,且采集的数据仅为健侧特定动作的运动学和肌电数据,不涉及关键个人隐私信息。录入时健侧佩戴数据手套,对于评估动作方案的每个动作分别模拟完全完成、部分完成、基本不能完成三种完成状况(表征手部康复评估结果)。

[0128] 录入动作数据库时,对于每个动作,在界面中给出动作指导,指导包括3D建模动画、手部实景动图和文字描述,提示用户每个动作做一次,不限制动作时长。显示录入进度条。动作数据读取开始和终止的实现靠用户分别点击“开始动作”及“下一个动作”用户动作是否完成。

[0129] 用户交互界面:设计集成康复评估与运动训练的交互界面,包括快速评估和个性评估两种模式,以及提供历史康复信息的查询功能,以满足不同用户的需求。

[0130] 本实施例评估部分提供了“快速评估”和“个性评估”两种模式。其中,“快速评估”模式适用于患者产品体验等场景,无需预先录入患者数据;而“个性评估”模式需要用户登录并建立个人手部动作数据库,以实现个性化评估。录入过程中,系统提供详细的动作指导和录入进度提示,以确保数据的准确性和完整性。同时,系统可通过视频和语音引导患者完成相关动作,同时在界面上实时呈现采集到的数据的建模以便患者了解自身运动情况,对患者所做的每一个动作进行了科普说明,增强患者对决策的参与度,提升患者的接受程度。此外,在完成一套评估后,患者不仅可以获得对应的FMA-UE量表评分,还可获取相关肌肉神经记录的康复情况,记录历史评估信息,生成康复曲线,提供康复建议,用以进行针对性的强化训练提升康复效果。

[0131] 用户首先通过点击图形用户界面(GUI)上的“开始”按钮,启动数据收集序列。这一动作激活了预设函数,调用特定可执行文件实时读取来自惯性测量单元(IMU)的数据,并将这些数据按序记录到文本文件中。同时,一个专门开发的肌电信号采集程序也被激活,它通过串口从Arduino设备接收肌电数据,并将其记录下来。为了应对数据采集和信号处理的连续性需求,同时避免程序因为多线程执行而互相阻塞,采用了一个多线程执行策略,确保了软件操作的流畅性和实时响应能力。

[0132] 为了进一步处理和管理这些收集到的肌电和惯性数据,本实施例将它们导入到一个主处理程序中。在这个程序里,数据经过转换和管理,自动触发一个评分流程。在执行快速测试时,该实施例调用了一个预先训练好的深度学习网络(长短期记忆网络LSTM-卷积神经网络CNN融合模型)来评估IMU和肌电数据。利用基于实验数据回归分析确定的权重,计算出一个最终评分,然后将这个评分结果保存在一个动作评分列表中,通过一个弹出窗口直接展示给用户。

[0133] 快速评估模块中的训练好的深度学习网络包括依次连接的LSTM模块、卷积模块、全局平均池层(GAP)、BN层和分类模块;所述LSTM模块包括依次连接的第一LSTM层和第二LSTM层,每个LSTM层具有32个神经元,激活函数为Relu;卷积模块包括第一卷积层、最大池化层和第二卷积层,卷积层用于提取空间特征,第一卷积层(第一个CNN层)具有64个神经元,第二卷积层(第二个CNN层)具有128个神经元,并在两个CNN层之间使用最大池化层进行下采样操作;全局平均池层,将多维特征映射转换为一维特征向量,以减少全局模型参数;BN层以提升模型的收敛性,从而确保模型的稳定性和准确性;所述分类模块包括全连接层和Softmax分类器。

[0134] 深度学习网络的训练过程如下:

[0135] 首先通过LSTM层再通过CNN层的模型架构,可利用LSTM层处理和记忆时间序列中的时间依赖性,随后利用CNN层提取这些序列的空间特征。这种组合方法使得模型能够更加全面地理解和分类手部动作,因为它不仅考虑了动作随时间进展的依赖性,还考虑了动作中的空间形态和重要的局部特征。

[0136] (1) 深度学习网络的构建:

[0137] (a) .LSTM层

[0138] LSTM模型在继承循环神经网络(RNN)在序列数据的特征提取方面优势的同时,解决了梯度消失问题。手部动作数据的长度可能会因动作的复杂性和执行速度而变化。LSTM能够处理这种变长的输入序列,使得模型能够适应不同长度的动作数据。

[0139] 其存储结构包括输入门、遗忘门和输出门,激活函数如下:

$$[0140] \quad h_t = \sigma(w_{i,h} \cdot x_t + w_{h,h} \cdot h_{t-1} + b) \quad (14);$$

[0141] 其中, σ 表示sigmoid激活函数, $w_{i,h}, w_{h,h}$ 是权重矩阵, b 是偏置, h_{t-1} 是前一时刻的隐藏状态, t 是当前时刻的输入。

[0142] 在本实施例使用的模型中,输入数据后构建两层LSTM以提取序列数据中的时间特征。每层LSTM的存储单元数为32个。为适应CNN卷积层的输入形状,对LSTM第二层的输出由三维扩展至四维。

[0143] (b).CNN卷积层和池化层

[0144] 通过卷积和池化操作,CNN能够降低数据的维度,同时保留重要的特征信息,不仅减少了后续处理所需的计算资源,有助于减少过拟合的风险,更能有效提取空间特征。卷积层能识别数据中的局部模式,这些局部模式在整个时间序列中可能多次出现。

[0145] CNN卷积层使用卷积核对输入进行卷积,由非线性激活函数激活:

$$[0146] \quad Z_{ij} = f(Y_{ij}) = f\left(\sum_{m=0}^{k_H-1} \sum_{n=0}^{k_W-1} W_{m,n} X_{i+m,j+n} + b\right) \quad (15);$$

[0147] 其中, $W_{m,n}$ 是卷积核, b 是偏置项, $X_{i+m,j+n}$ 是输入特征。卷积操作的结果 $Y_{i,j}$ 通过激活函数 f 进行非线性变换,得到激活后的输出特征图 $Z_{i,j}$ 。激活函数采用整流线性单元(ReLU)对卷积层进行特征图计算:

$$[0148] \quad o(x) = \max(0, x) \quad (16);$$

[0149] 其中, x 表示输入特征图中的值。在卷积层中使用64个卷积核进行特征提取,每个卷积核的大小为 1×5 ,卷积窗口的滑动步长为2。两个卷积层之间有一个最大池化层,用于执行下采样操作。

[0150] (c).全局平均池化层和批量归一化层

[0151] 本实施例对经典CNN改进,将卷积层后面的全连接层替换为全局平均池化层,以减少模型参数,同时提高对于输入的空间变换的鲁棒性。在其后增加一个批量归一化层,对每批训练样本的输入数据进行归一化和重构,以加速模型的收敛。

[0152] (d).输出层(分类模块)

[0153] 输出层由一个全连接层和一个Softmax分类器组成,其中全连接层从上层提取特征,Softmax分类器进行康复完成程度的分类:

$$[0154] \quad \text{Softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{K_i} e^{z_j}} \quad (17);$$

[0155] 其中, z_i 是模型对于第 i 个类别的原始输出, e^{z_i} 是 z_i 的指数函数。分母是所有 e^{z_j} 的和,确保了所有类别的概率之和为1。

[0156] (2) 训练集构建与模型训练:

[0157] 对于每个动作,录入了三种完成情况的动作各1000s(即十万帧),经过预处理后采用深度学习网络模型对三种完成情况的动作进行训练。数据通过定义时间步长窗口和步长,能够将原始数据按照固定时间间隔切割成多个段,每个段包含预定数量的时间点数据。此过程中,自动排除标签列和指定的非特征列,保留关键特征信息。

[0158] 使用构建的数据集,通过反向传播及梯度下降算法对分类模型进行训练学习,选

取预测精度高,泛化性能强的模型参数进行保存。

[0159] (3) 训练好的深度学习网络的应用:

[0160] 对待测数据进行数据预处理,包括标准化和特征提取,通过使用小波变换去噪和标准化处理,提高数据质量,以便有效提取关键特征。并将数据重塑为适合模型的格式,通过划分滑动时间窗口处理每个传感器列的数据来,确保模型能够捕获动作的细微差别。使用训练好的三分类模型预测陌生数据属于三类中的哪一类,从而得到这个动作的完成程度评分。

[0161] 训练好的深度学习网络的质量依赖于对患者数据的大量收集,患者的数量、差异性、采集时间都会对模型的评估效果有相当大的影响。

[0162] 个性化评估模块,用于:对于每一完成程度对应的基准数据,利用动态时间规整算法,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度。

[0163] 动态时间规整算法(DTW算法),DTW算法的核心是构建一个规整网络,这个网络通过最小化两个时间序列之间的全局距离来找到它们之间的最佳匹配。设有两个时间序列 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 和 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_M)$,其中N和M分别是序列X和Y的长度。DTW算法的目标是找到一条从序列X到序列Y的路径,这条路径的总距离最小。

[0164] 1.距离度量:首先定义一个距离函数 $d(x_i, y_j)$ 来衡量两个点 x_i 和 y_j 之间的距离。常用的距离度量包括欧氏距离和曼哈顿距离,本实施例选择使用欧氏距离计算方式。

$$[0165] \quad d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (18);$$

[0166] 其中, $p = (p_1, p_2, \dots, p_n)$ 和 $q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$ 分别是两个点在n维空间中的坐标, p_i 和 q_i 分别是点p和q在第i维的坐标值。

[0167] 2.累积距离:对于每一对点 (x_i, y_j) ,计算其累积距离 $D(i, j)$,它表示从序列X的开始到点 x_i ,以及从序列Y的开始到 y_j 的最小路径距离。累积距离的计算可以用以下递推公式表示:

$$[0168] \quad D(i, j) = \min \{D(i-1, j), D(i, j-1), D(i-1, j-1)\} + d(x_i, y_j) \quad (19);$$

[0169] 其中 $D(0, 0) = 0$ 。

[0170] 3.规整路径:通过累积距离矩阵D,可以回溯找到一条从 (x_N, y_M) 到 (x_1, y_1) 的路径,这条路径的总距离是 $D(N, M)$ 。

[0171] 在这个任务中,DTW算法的输入是两个时间序列:一个是参考动作的时间序列(即基准数据),另一个是待评估动作的时间序列。这些时间序列由从惯性传感器、弯曲传感器、表面肌电传感器采集到的手部数据处理后组成,包括位置、速度、加速度、角度、肌电信号等特征。

[0172] 输入两个时间序列X和Y,其中X是参考动作的时间序列,Y是待评估动作的时间序列。输出单一数值,表示待评估动作与参考动作之间的相似度。这个数值是两个时间序列之间的DTW距离,它反映了待评估动作的完成程度。DTW距离越小,表示两个动作越相似,即待评估动作的完成程度越高,表示患侧手部功能恢复得越好。通过比较待测数据与个人数据库中同一动作三种完成程度的基准数据比较,距离更小者对应分数为本次动作评分。

[0173] DTW算法可以有效地评估手部动作的完成程度,即使在动作执行速度或持续时间

上有所不同,也可通过算法对齐。值得注意的是,本算法对数据预处理、特征工程,基准动作的质量有较高的要求,参见软件设计中的个人数据库录入板块。只需采集少量患者健康侧信息即可实现个性化评估,提高了评估的效率和准确性。

[0174] 动态时间规整算法可量化两个速度或时间轴上位置不完全匹配的时间序列间的相似程度,使用动态时间规整算法进行个性化评估时有以下优点:

[0175] 1.数据量要求少:在直接应用此模型时,只需要有各类评分动作的一组数据即可以此为准进行评分,不需要患者重复录入数据,也不需要基于庞大的训练样本。

[0176] 2.泛化性好,可以进行健患侧对比:通过采集个体健侧的动作信息,可以将健患侧进行对比,使得评分可以依照个体的康复情况;尤其对于肌电模块,个体之间数据差异较大,参照其他人的数据进行评分往往不够准确——通过与个体自身数据进行对比评分,这样的评测更为个性化。

[0177] 对于需要个性化测试的用户,系统首先检查是否能够访问到对应用户的基准数据库。如果数据库不存在,系统会提示用户建立一个个性化数据库,或者选择使用快速测试功能。一旦确认基准数据库的存在,系统将分别采用动态时间弯曲(DTW)算法对IMU和肌电数据进行处理,通过一系列精确的加权计算得出最终评分,并以弹窗的形式展现给用户。特别地,DTW算法在处理IMU数据时主要进行列删除操作,在处理肌电数据时则依据特征分类进行回归分析和权重分配。

[0178] 所述上位机还包括康复评估报告获取模块,用于:在得到手部康复评估结果之后,根据手部康复评估结果确定康复评估报告;所述康复评估报告包括动作方案中每一设定动作的预测评分、Fugl-Meyer量表评分、B量表评分、几个基本动作完成情况雷达图、几个肌群收缩能力雷达图、各关节活动度以及后续训练建议。

[0179] 所述上位机还包括强化训练模块,用于:利用传感器采集模块进行动作训练。

[0180] 强化训练模块为患者制定了主动康复的康复计划,通过评估得到强化训练建议,用户可在此模块针对特定动作进行反复训练,从而增强相关肌肉神经能力。

[0181] 当用户进行了评估后,可点击“强化训练功能”。在此界面,系统推送对康复最有效的5个动作,患者通过点击界面右下角切换动作,模仿视频示例动作,尽力完成动作。此时由于数据手套与肌电臂环的佩戴实际上提供了一定运动阻力,有助于患者对抗式主动运动,同时在一定程度减小肌肉协同作用。

[0182] 如图4所示,在强化训练模块的界面设计方面,特别强调了人机交互的友好性。软件不仅展示进度条和用时,还提供了包括文字说明和视频演示在内的丰富提示,从而引导用户正确执行动作。视频教程以循环播放的方式直观引导用户进行运动,而文字说明则既包括动作分解的细节,帮助用户规范操作,也涵盖了有关肌肉和神经知识的科普,增进用户对肌肉运动原理的理解。此外,通过利用MotionVenus建模仿真技术,软件能够实时反映用户的手部运动,实现了人机之间的双向信息反馈。用户可以在两个不同大小的界面之间切换,初期以视频教程为主在较大的界面中播放,随着对动作流程的熟悉,用户可以切换到建模仿真界面,以便更直观地观察自己的运动情况,增加康复过程的趣味性。

[0183] 本实施例具有以下有益效果:

[0184] 1、本实施例通过整合惯性测量单元、弯曲感应器及表面肌电传感器,从多个维度获取患者肢体的运动状态信息。这种多模态的综合评估能够更全面地反映患者的运动能力

和康复情况,较之仅依靠单一数据源的方法,能够提供更加精确和全面的数据支持,从而提高评估的准确性。

[0185] 2、本实施例采用LSTM与CNN融合模型,结合DTW技术的个性化评分机制,可对患者健患侧进行对比实现评估,精确反映患者的康复进展。长短期记忆网络与卷积神经网络的融合模型,结合动态时间规划技术,使得评分机制能够针对不同的使用场景进行个性化调整。这种方法既考虑了模型在特定场景下的预测精度,也增强了模型的泛化能力,从而能够更精准地评估和监测患者在神经肌肉康复过程中的微小变化。

[0186] 3、本实施例针对特定硬件和应用场景设计的动作适配方法,通过对执行过程中的数据分析,得出性能评分并与Fugl-Meyer Assessment for Upper Extremity量表匹配,同时将动作与肌肉神经联系在一起,从而将结果映射到具体的肌肉神经恢复情况。这不仅增加了评估的精确度,也使得评估过程更加符合实际康复需求,有助于医疗人员和患者更清晰地了解康复进度。

[0187] 4、本实施例设计人性化、易于操作的交互界面,能够让患者在无需医师现场指导的情况下也能自主进行康复训练。这不仅提高了康复训练的便利性和可及性,还可能增加患者的康复积极性,通过日常的自我训练加速康复进程。

[0188] 本实施例通过多模态综合评估系统、融合先进深度学习模型的个性化评分机制、特定硬件与应用场景下的动作适配方法以及人性化的交互界面设计,综合实现了在精确性、个性化、实用性及用户体验方面的显著优势。这种独特的综合方法论使得本实施例能够在多维度全面捕捉患者肢体的运动状态信息,实现高度精确的康复进程监测与评估,并且通过个性化的评分机制适应多样化的使用场景,提供了与众不同的神经肌肉康复解决方案。此外,考虑到患者在康复训练中的自主性与便利性,本实施例的人机交互设计显著提升了患者的康复经验和训练积极性。这些独到的技术和方法,确保了目前没有其他相关发明能够达到本实施例所展现的同样的全面效果,在神经肌肉康复领域具有明显的应用价值。

[0189] 实施例2

[0190] 本实施例提供一种基于实施例1所述一种基于多模态数据融合的手部康复评估系统的基于多模态数据融合的手部康复评估方法,包括:

[0191] 采集用户的原始手部姿态信息和原始表面肌电信号;所述原始手部姿态信息和所述原始表面肌电信号由用户做出设定动作时采集得到;

[0192] 对所述原始手部姿态信息进行第一预处理,得到三轴姿态角度;对所述原始表面肌电信号进行第二预处理,得到目标表面肌电信号;

[0193] 将三轴姿态角度和目标表面肌电信号输入至训练好的深度学习网络中,得到设定动作对应的预测评分;根据所有设定动作对应的评分确定用户的第一手部康复评估结果;所述手部康复评估结果包括完全完成、部分完成和基本不能完成;

[0194] 对于每一完成程度对应的基准数据,根据用户的待评估动作时间序列和所述完成程度对应的基准数据计算得到所述完成程度对应的动作相似度;根据所有所述完成程度对应的动作相似度确定用户的第二手部康复评估结果;完成程度对应的基准数据为所述用户的健康侧手部在进行预设动作时手部康复评估结果为所述完成程度时采集的手部数据;所述用户的待评估动作时间序列为所述用户的患病侧手部在进行所述预设动作时采集的手部数据;手部数据包括位置、速度、加速度、角度、肌电信号。

[0195] 以上实施例的各技术特征可以进行任意的组合,为使描述简洁,未对上述实施例中的各个技术特征所有可能的组合都进行描述,然而,只要这些技术特征的组合不存在矛盾,都应当认为是本说明书记载的范围。

[0196] 本文中应用了具体个例对本发明的原理及实施方式进行了阐述,以上实施例的说明只是用于帮助理解本发明的方法及其核心思想;同时,对于本领域的一般技术人员,依据本发明的思想,在具体实施方式及应用范围上均会有改变之处。综上所述,本说明书内容不应理解为对本发明的限制。

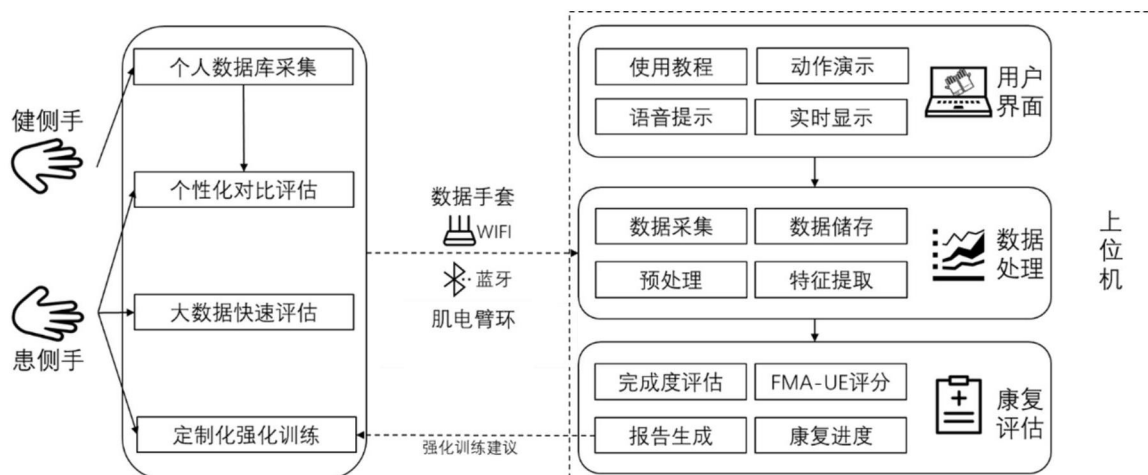


图1

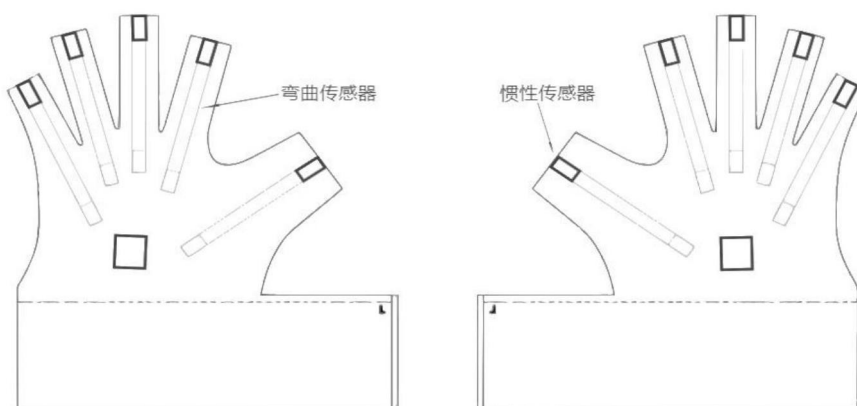


图2

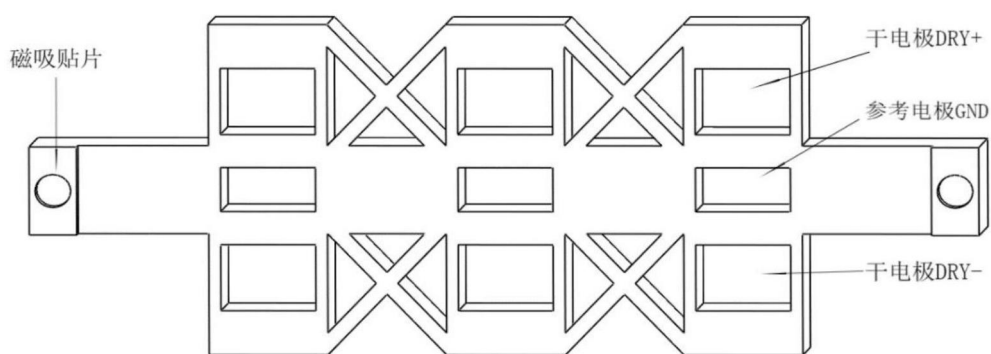


图3

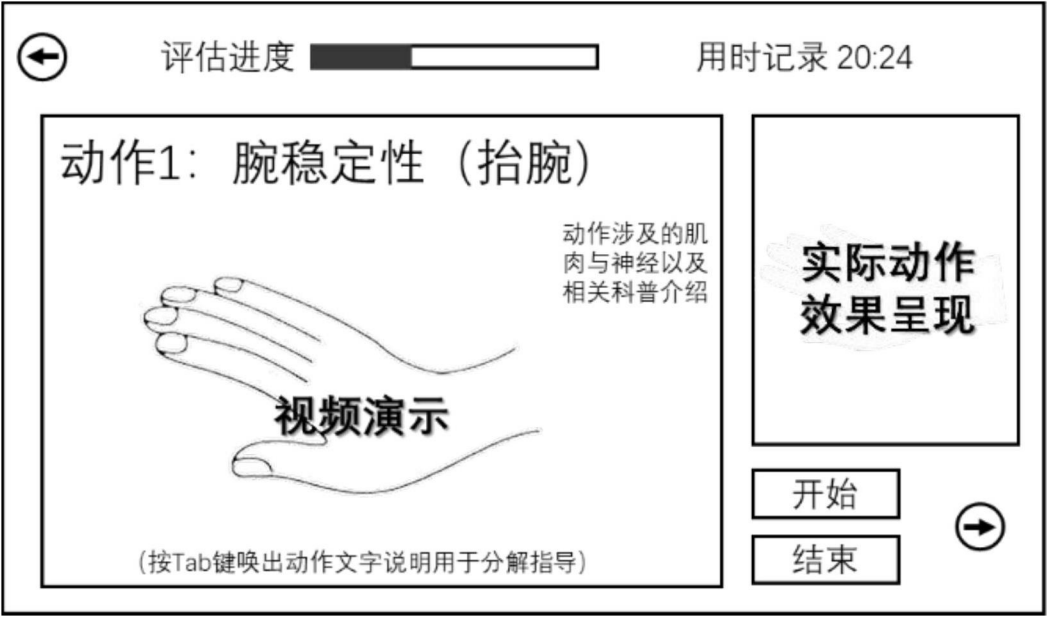


图4

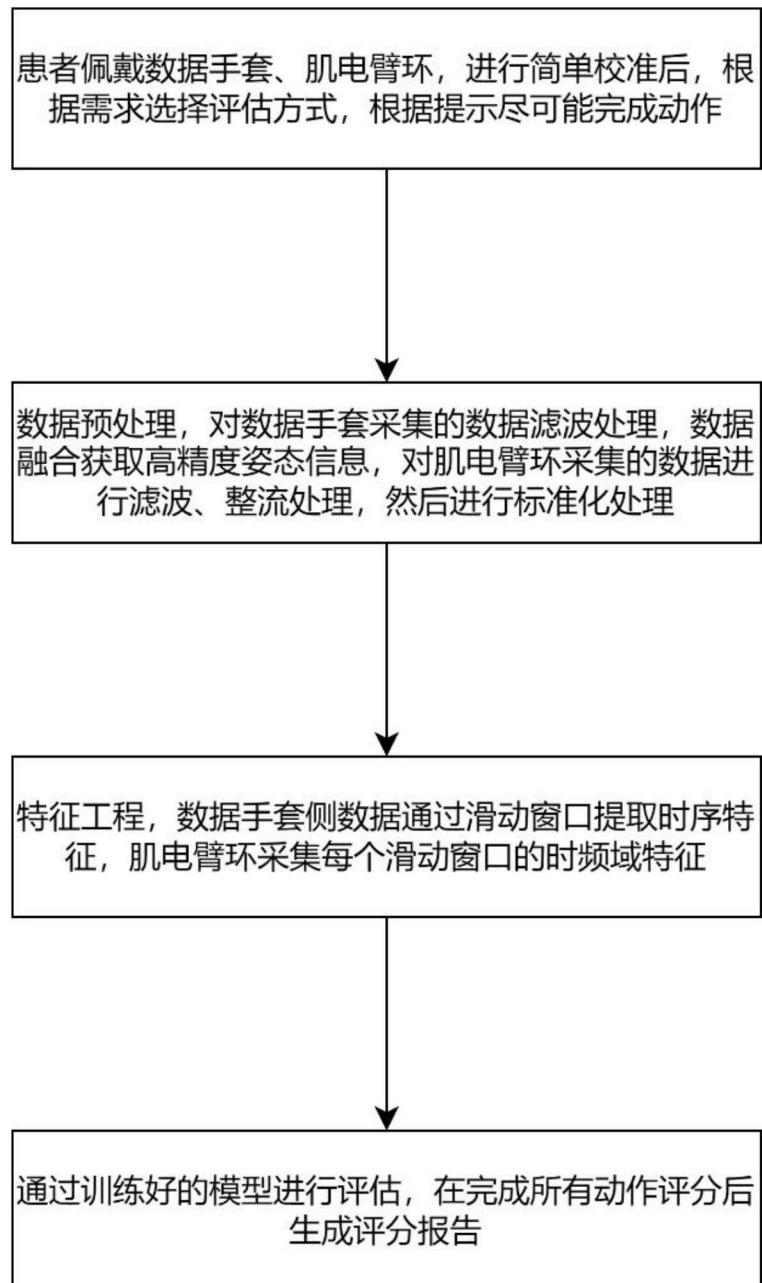


图5

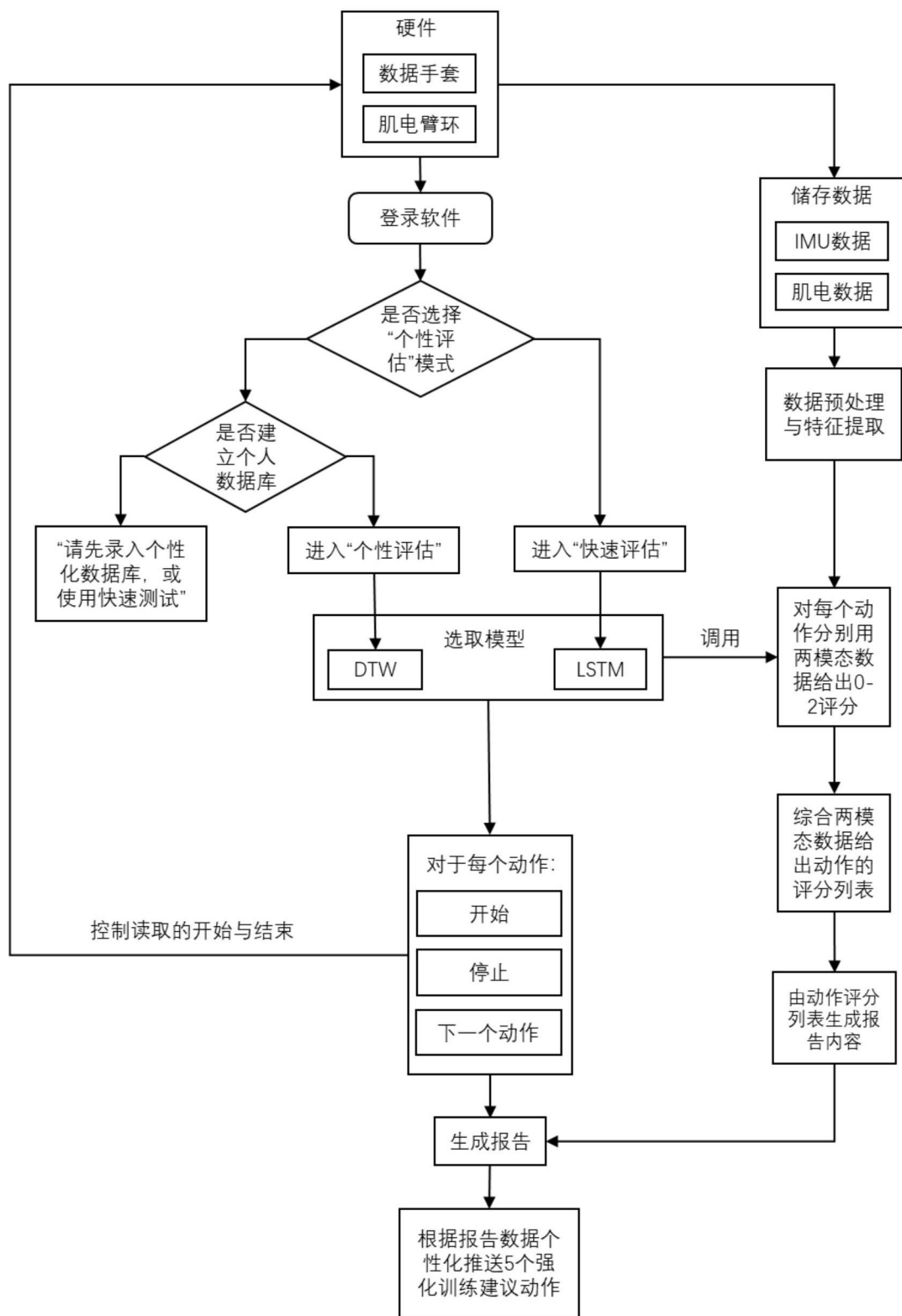


图6