



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 120155924 A

(43) 申请公布日 2025. 06. 17

(21) 申请号 202510489002.X

(22) 申请日 2025.04.18

(71) 申请人 浙江理工大学

地址 310000 浙江省杭州市江干区杭州经济开发区白杨街道

(72) 发明人 孙强 路一洛 曹文杰 虞喆洋
刘爱萍 程琳(74) 专利代理机构 杭州敦和专利代理事务所
(普通合伙) 33296

专利代理师 冯海军

(51) Int. Cl.

B25J 9/16 (2006.01)

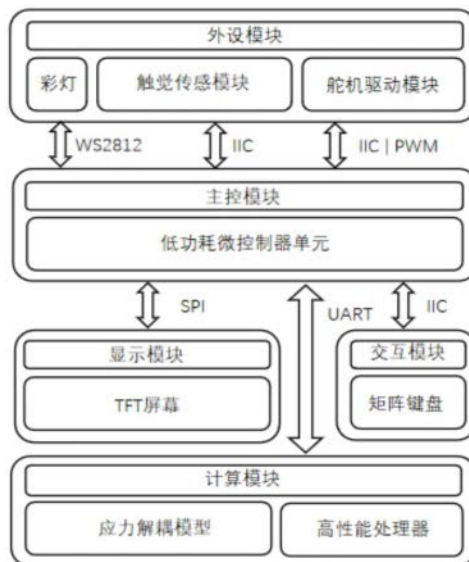
权利要求书3页 说明书7页 附图2页

(54) 发明名称

基于改进iTransformer神经网络的灵巧手
力值自适应控制系统

(57) 摘要

本发明公开了一种基于改进iTransformer神经网络的灵巧手自适应力控系统,包含感知、预测和控制模块。所述感知模块通过多通道电容传感器实时采集接触数据,经高维时序化处理后输入所述预测模块;所述预测模块利用改进的iTransformer网络分析应力时序特征,生成接触力预测模型。所述控制模块通过微控器与处理器的高效架构,融合任务规划、参数优化与实时反馈,动态校准抓取力。本发明对多通道传感器数据进行高维时序化处理,并通过系统微控制器单元和高性能处理器的类脑架构对数据进行高效处理与高速传输,实时操灵巧手抓取任务。



1. 基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,包括:

感知模块:包括用于采集指尖应力的多通道电容传感器,用于未知环境的目标物体动力学模型的参数识别;

预测模块:包括应力过程解耦算法和改进的iTransformer模型结构;所述解耦算法为基于时间序列模型预测的应力过程解耦算法,用于应力的精确估计;所述iTransformer模型结构由原iTransformer模型改进而来,删除了原用于捕捉原始数据的潜在关系和结构的全连接层,防止其的非线性映射破坏多通道电容信号固有的线性空间结构特征,所述iTransformer模型结构用于复杂时序预测任务,并对标准化的输入数据进行深度处理;

控制模块:包括双芯片类脑架构、主控模块、传感器模块、显示模块、人机交互模块、运动模块、AI计算模块、滑动检测算法和自适应力值调整算法,用于任务运动规划、负载分配、运动分配、人机信息交互、传感器数据处理以及控制参数的发送;所述双芯片类脑架构由负责实时任务调度与外设控制的低功耗微控制器单元MCU和负责处理计算密集型任务的高性能处理器组成,用于实现系统的低功耗与高性能的协同优化;所述滑动检测算法由多个滑动窗口内信号算术平均值为基准特征值,通过布尔运算计算其均值的相对变化率,并于预设阈值进行比较、判断,实现滑动趋势的检测;所述自适应力值调整通过人机交互模块的参数传输,结合各种传感器信息以及任务规划层发送来的控制命令和控制参数,实现灵巧手人机交互情况下的自适应力值调整算法,同时将控制信号发至各个驱动器,实现对灵巧手的关节位置及应力进行控制。

2. 根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述预测模块定义了一个以三维数据为结构的高维时间序列输入数据,该高维时间序列数据由样本数量、时间信息和电极数量组成,由多个单一时刻的传感器电信号积累而成,该输入数据表示为:

$$T_{\alpha} \in \mathbb{R}^{b \times t \times c}$$

式中,b表示样本的数量,t表示时间信息,c表示电极数量。

3. 根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述预测模块设计了一种改进的、移除前端的嵌入层的iTransformer神经网络模型,由双层的TrmBlock和线性层组成,该模型接收输入的高维时间序列数据,通过倒置Transformer原本的模块,iTransformer神经网络模型先将同一变量的整条序列映射成高维特征表示,得到的特征向量以变量为描述的主体,独立地刻画了其反映的历史过程;注意力模块可建模变量之间的相关性,前馈网络则在时间维上逐层编码历史观测的特征,并且将学到的特征映射为未来的预测结果;可用于深层次挖掘堆叠的电容时间序列信息,将提取到的特征信息转化为具体的应力值输出,实现对多通道电信号的解耦,精确预测接触力大小。

4. 根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述控制模块设计了一种双芯片类脑架构,同时安置了低功耗微控制器单元和高性能处理器;所述低功耗微控制器单元移植并部署了高度优化的FreeRTOS实时操作系统(RTOS),所述系统具有优先级抢占式调度机制,采用模块化的任务设计,包括数据采集任务、数据处理任务和通信任务;所述任务通过事件驱动架构进行协同工作,任务间的通信依赖于消息队列和信号量机制;所述消息队列用于异步数据传输,信号量所述用于任务同

步,确保系统的可靠性与实时响应能力,所述优先级抢占式调度机制进一步保证了高优先级任务能够及时执行,用于实现系统的实时控制;所述高性能处理器为RDK X3芯片,部署了Ubuntu操作系统,并采用ONNX Runtime作为模型推理引擎,用于实现高效的模型推理;所述Ubuntu操作系统提供采用BPU架构,提供5TOPS算力,支持Transformer、BEV、Occupancy等复杂模型推理,可进一步提升了RDK X3的边缘加速能力,用于执行AI推理任务,满足低功耗与高性能需求。

5.根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述控制模块设计了一种滑动检查算法和自适应力值调节算法。

6.根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述滑动检查算法为一种基于多通道电容信号时变特征分析的滑移趋势检测方法;首先为每个传感通道建立长度L的滑动窗口,计算窗口内信号的算术平均值 $\mu_c^{(t)}$ 作为基准特征量,所述基准特征量表示为:

$$\mu_c^{(t)} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L S(c, (t-1)L + k), \forall c \in \{1, 2, 3, 4\}$$

其中t为时间参数,L、 τ_1 、N、K均设计为可配置核心参数变量;在连续监测过程中,针对每个新到达的检测窗口所述滑动检查算法计算各通道当前窗口均值 μ_c^{curr} 与前一窗口均值 μ_c^{prev} 的相对变化率,所述相对变化率表示为:

$$\Delta_c = \frac{|\mu_c^{\text{curr}} - \mu_c^{\text{prev}}|}{\mu_c^{\text{prev}}}, \forall c \in \{1, 2, 3, 4\}$$

其中 μ_c^{curr} 为当前窗口均值, μ_c^{prev} 为前一窗口均值;当单通道所述相对变化率超过预设阈值 $\tau_1 = 50\%$ 时标记为异常通道;若多个通道中同时出现两个及以上异常通道,则触发一次有效事件并递增计数器temp;该过程在连续个所述检测窗口内重复执行,最终通过比较计数器累计值temp与判定阈值K输出滑移趋势判断;若 $\text{temp} \geq K$ 则判定存在滑移趋势,否则视为稳定接触状态。

7.根据权利要求1所述的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,其特征在于,所述自适应力值调节算法由滑移趋势分级检测算法和自适应多级抓取控制算法构成;所述滑移趋势分级检测算法定义了控制系统输入空间函数、滑移趋势函数、神经网络推理函数和档位映射函数,所述控制系统输入空间函数表达式为:

$$I = \kappa \cup S$$

其中, $\kappa = \{0, 1, \dots, 9\}$ 表示矩阵键盘输入的细档位, $S = \{S, M, L\}$ 表示滑移趋势检测算法输出的粗档位(S-small, M-medium, L-large);

所述滑移趋势函数表达式为:

$$f_s: R^n \rightarrow \{0, 1, 2\}$$

其输出对应于 {S,M,L} 三挡;

所述神经网络推理函数表达式为:

$$f_n: R^m \rightarrow R$$

其中输入为传感器数据,输出为解耦后的力值估计;

所述档位映射函数表达式为:

$$\phi(g) = \begin{cases} \{0,1,2\} & g = S \\ \{3,4,5\} & g = M \\ \{6,7,8\} & g = L \\ \{\kappa\} & \kappa \in K \end{cases}$$

其中g为当前档位, {S,M,L} 对应于三个档位,K为矩阵键盘输入的细档位;

所述自适应多级抓取控制算法采用动态约束机制,在输入来自滑移检测时,会将档位切换限制在原始粗档位区间内,防止档位的变动;所述算法采用单次校准策略,用于提高抓取效率,减少误差累积的可能性;所述算法为每个档位都维护了一个通过实验标定获得的力值边界 [Fmin,Fmax],用于确保操作在安全的力值范围内进行。

基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统

技术领域

[0001] 本发明涉及机器人灵巧手的控制技术领域,具体为基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统。

背景技术

[0002] 机器人控制系统是通过软硬件结合,让机械手能够完成稳定抓握、捏取、旋转等复杂动作,甚至是处理易碎或形状不规则物体。人型机器人灵巧手在工业自动化、医疗手术、物流分拣及危险环境操作等领域具有广泛应用,其在物料搬运、分拣、精密操作等场景中发挥着至关重要的作用。现如今随着人型机器人逐渐占据自动化作业领域,工作环境的多样性、复杂性,生产中待处理数据量的增长,使得灵巧手的实时、精确抓取变得极具挑战性,传统的电流环灵巧手通过调节电机电流实现力控制,虽可以实现5%-15%精度误差范围内的力控,但其运动速度慢,不能反向传动,已难以满足人型机器人的需求;灵巧手控制和数据收集算法有待提升,其传统的基于规则的处理方法在处理复杂数据时存在明显局限性,不仅易受系统噪声和外部干扰的影响而导致精度下降,更会直接影响系统的整体稳定性;同时目前的灵巧手在应对易碎、不规则物体等复杂环境下的抓取应力解耦与数据精度问题仍亟待解决。

发明内容

[0003] 针对现有技术的不足,本发明提供了基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,解决了灵巧手在日常生活中对各类物体精细抓取时的接触力控制,复杂应力数据解耦的问题。

[0004] 为实现以上目的,本发明通过以下技术方案予以实现:基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,包括感知模块、预测模块和控制模块,所述预测模块包括应力解耦算法和改进的iTransformer模型,所述解耦算法为基于时间序列模型预测的应力解耦算法,用于应力的精确估计,所述改进的iTransformer模型结构删除了通常iTransformer模型用于将离散的高维数据(如文字、图片、音频)映射到低纬度的连续向量空间,捕捉原始数据的潜在关系和结构的全连接层嵌入层,防止其非线性映射破坏多通道电容信号固有的线性空间结构特征,便于进行复杂时序预测任务,并对标准化的输入数据进行深度处理;所述控制模块包括双芯片类脑架构、主控模块、传感器模块、显示模块、人机交互模块、运动模块、AI计算模块、滑动检测算法和自适应力值调整,用于任务运动规划、负载分配、运动分配、人机信息交互、传感器数据处理以及控制参数的发送,所述双芯片类脑架构用于实现系统的低功耗与高性能的协同优化,所述滑动检测算法由多个滑动窗口内信号算术平均值为基准特征值,通过布尔运算计算其均值的相对变化率,并于预设阈值进行比较、判断,实现滑动趋势的检测,所述自适应力值调整通过人机交互模块的参数传输,结合各种传感器信息以及任务规划层发送来的控制命令和控制参数,实现灵巧手人机交互情

况下的自适应力值调整算法,同时将控制信号发至各个驱动器,实现对灵巧手的关节位置及应力进行控制。

[0005] 优选的,该系统中所述控制模块设计了一种双芯片类脑架构,同时安置了低功耗微控制器单元和高性能处理器。所述低功耗微控制器单元移植并部署了高度优化的FreeRTOS实时操作系统(RTOS),所述系统具有优先级抢占式调度机制,采用模块化的任务设计,包括数据采集任务、数据处理任务和通信任务;所述任务通过事件驱动架构进行协同工作,任务间的通信依赖于消息队列和信号量机制;所述消息队列用于异步数据传输,信号量所述用于任务同步,确保系统的可靠性与实时响应能力,所述优先级抢占式调度机制进一步保证了高优先级任务能够及时执行,用于实现系统的实时控制;所述高性能处理器为一种高性能算力芯片,部署了Ubuntu操作系统,并采用ONNX Runtime作为模型推理引擎,用于实现高效的模型推理;所述Ubuntu操作系统提供采用BPU架构,提供5TOPS算力,支持Transformer、BEV、Occupancy等复杂模型推理,可进一步提升了算力芯片的边缘加速能力,用于执行AI推理任务,满足低功耗与高性能需求;

[0006] 本发明的数据收集、处理及自适应调节控制方法,该方法包括如下:

[0007] 1) 根据抓取目标的位置和本身物理外观、属性,在所述人机交互模块输入所需力值数据,并在所述主控模块中进行任务规划。

[0008] 2) 根据所述人机交互模块输入控制参数以及所述主控模块发送过来的控制指令,在所述显示模块与运动模块中进行运动分配和负载分配。

[0009] 3) 根据AI计算模块对所述运动模块中灵巧手指尖的所述传感器模块接收的数据进行应力解耦,将解耦结果发送至所述主控模块并通过所述滑动检测算法和自适应力值调整算法模块实现抓取的二次精校。

[0010] 优选的,所述的步骤2)中,所述主控模块经串口接收到人机交互模块的输入力值数据后,所述主控模块会进行舵机角度的解算,并将抓取方式信息、舵机初步转动角度数值以及指尖接触力值档位发送给所述显示模块与运动模块,所述运动模块根据舵机的期望运动角度操纵舵机驱动模块进行转动,使得灵巧手关节发生弯曲,带动指尖进行物体的抓取操作,所述显示模块的屏幕显示操作进程,彩灯陈列阶段性改变阵列发光样式,反映抓取操作指令过程。

[0011] 优选的,所述的步骤3)具体为:

[0012] 1) 对于AI计算模块,当所述运动模块中灵巧手指尖的所述传感器模块与目标物体进行接触时,传感器的输出信号将呈现出显著的变化,所述AI计算模块接收的该特定压力条件下多个时间点的多通道传感器信息作为输入,并将输入数据转化为算法模型定义的高维时间序列数据(即三维张量,由样本数量 $\times$ 时间信息 $\times$ 电极数量结构),接着应力解耦算法中的iTransformer神经网络模型对三维时间序列数据进行处理,先将同一变量的整条序列映射成高维特征表示,得到的特征向量以变量为描述的主体,再由注意力模块建模变量之间的相关性,前馈网络则在时间维上逐层编码历史观测的特征,并且将学到的特征映射为未来的预测结果,经层归一化消除变量之间分布差异后,应力解耦算法最终将提取到的特征信息转化为具体的应力值输出。

[0013] 2) 输出的应力值由所述AI计算模块中的高性能处理器传输至所述主控模块中的微控制单元,当数据被所述主控模块完全接收后,所述滑动检测算法模块先对各个传感器

通道的解耦力值信号建立一个长度为L的滑动窗口,计算窗口内信号的算术平均值 $\mu_c^{(t)}$ 作为基准特征量,所述基准特征量表示为:

$$[0014] \quad \mu_c^{(t)} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L S(c, (t-1)L + k), \forall c \in \{1, 2, 3, 4\}$$

[0015] 在每小段时间的连续监测过程中,针对每个新到达的检测窗口,算法计算各通道当前窗口均值 μ_c^{curr} 与前一窗口均值 μ_c^{prev} 的相对变化率:

$$[0016] \quad \Delta_c = \frac{|\mu_c^{curr} - \mu_c^{prev}|}{\mu_c^{prev}}, \forall c \in \{1, 2, 3, 4\}$$

[0017] 当单通道变化率超过预设阈值 $\tau_1 = 50\%$ 时标记为异常通道。若四个通道中同时出现两个及以上异常通道,则触发一次有效事件并递增计数器temp。该过程在连续N个检测窗口内重复执行,最终通过比较计数器累计值temp与判定阈值K输出滑移趋势判断:若 $temp \geq K$ 则判定存在滑移趋势,否则视为稳定接触状态;

[0018] 3) 当目标物体出现滑移趋势,所述自适应力值调整算法首先接收传感器解耦力值数据,并对滑移趋势进行分级判断,对应于调整的力值档位(S, M, L),对抓取力值进行档位的粗调。主控模块输出控制信号调节所述运动模块的舵机旋转角度,打动灵巧手抓取物体,指尖所述传感器模块输入新传感器接触力信号,所述AI计算模块处理后,由所述主控模块中的所述自适应力值调整算法模块接收,进行自适应多级抓取控制算法的计算,通过神经网络推理,判断当前档位抓取应力是否在预设的安全力值范围内,若在,则完成自适应调节;若不在,则调整抓取档位,并再次由所述主控模块将结果传输给所述运动模块,控制灵巧手进行二次校准抓取操作,并输出对应档位,完成力值校准,灵巧手完成抓取任务。

[0019] 本发明提供了基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统。具备以下

[0020] 有益效果:

[0021] 本发明提供的基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,主要通过对目标物体的动力学模型的参数辨识,进行应力解耦算法对传感器数据的智能分析与解释、多模态信息的后处理与解耦,结合主控模块的类脑架构的高效计算及高速传输,以及基于信息反馈的滑移检测和自适应力值调整,将力控精度提升至95%以内,实现灵巧手在精确抓取任务中对接触位置和接触力的精确实时可控,解决了灵巧手抓取力控制过程中的应力精确计算,实时操控和自适应问题。

附图说明

[0022] 图1为本发明的灵巧手控制系统整体结构示意图;

[0023] 图2为本发明的灵巧手滑移检测与自适应力值调整的具体实现框图;

[0024] 图3为本发明的传感器数据应力解耦过程示意图。

具体实施方式

[0025] 下面将结合本发明说明书附图,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。

[0026] 实施例:

[0027] 请参阅附图1-附图3,本发明实施例提供基于改进iTransformer神经网络的灵巧手力值自适应控制系统,该控制系统分为感知模块、预测模块、控制模块,如图1所示,主要可包括AI计算模块、主控模块、传感器模块、显示模块、人机交互模块、运动模块、滑动检测算法和自适应力值调整算法模块。

[0028] 所述AI计算模块作为本发明的关键组成之一,由高性能嵌入式处理器以及其中应力解耦算法模型构成,在本发明中主要具有两种作用:1.与所述传感器模块通信,接收数据并通过应力解耦算法对灵巧手上安装的各个传感器数据进行高维时间序列化处理,再通过iTransFormer神经网络模型对标准化的输入数据进行深度处理。2.与所述主控模块通信,与MCU形成类脑架构,根据处理完毕的数据信息以及人机交互模块发送来的控制命令和控制参数,结合滑动检测算法模块和自适应力值调整算法模块的数据校准,实现灵巧手完成精确抓取的数据解析。

[0029] 所述主控模块采用微控制单元,与AI计算模块处理器形成类脑架构,用于实现低功耗、高速度的数据传输、外设通信访问及实时任务调度。所述传感器模块包括5个粘附与灵巧手指尖的多通道电容式传感器,用于感知各个指尖与物体的接触情况,其输出信号经过所述AI计算模块通过多维时序化处理后,经应力解耦算法运算得到物体的应力信息。所述显示模块包括由一块显示屏及彩灯阵列组成的显示组件,用于实现外设输入数据及灵巧手运行状态、故障信息可视化。所述人机交互模块由一种按键式传感组件组成,用于用户自定义输入机制,对灵巧手抓取进行力值档位配置。所述运动模块包括是11自由度全驱动灵巧手及操纵舵机组成的集合,由控制线与主控模块通信,用于实现灵巧手的精确角度调节。

[0030] 所述滑动检测算法和自适应力值调整算法模块作为本发明的关键组成之一,在本发明中主要具有作用:与AI计算模块通信,接收其应力解耦数据并进行滑移趋势检测,将检测数据输入给所述运动模块,操纵灵巧手执行抓取运动,完成运动后,所述传感器模块发送新输出信号,经所述AI算法模块处理并解耦后生成的应力信息输入自适应力值调整算法模块,通过神经网络推理,判断当前抓取应力是否在预设稳定抓取力值范围内,若在,则完成抓取;若超出安全范围,则调整抓取力值档位,将输出结果传输给所述运动模块,操纵灵巧手再次执行抓取运动,并再次由所述传感器模块收集数据,经由所述AI计算模块处理后,输入自适应力值调整算法模块进行神经网络推理,再次进行二次校准,判断是否校准完毕,并输出对应档位。

[0031] 本发明的控制系统的整体结构如图1所示。在本发明的一个具体实例中,所述主控模块由部署了FreeRTOS实时操作系统(RTOS)的CH32V307VCT6微控制单元组成,其中包括了滑动检测算法和自适应力值调整算法,用于灵巧手抓取精校、高速数据传输、外设访问及总线分配,对AI计算模块、传感器模块、显示模块、人机交互模块、运动模块进行控制参数的交互与数据的传输。所述AI计算模块由部署了Ubuntu操作系统,并采用ONNX Runtime作为模型推理引擎的RDK X3高性能嵌入式处理器组成,其中包括了针对电容式传感器的应力解耦处理,用于高效的数据计算、处理及精确的应力解耦,保证系统实时性的实现。所述传感器

模块安装在五指灵巧手指尖,是多个多通道电容式传感器的集合。所述显示模块由一块TFT屏幕和彩灯阵列组成,用以达成数据传输、运行状态可视化。

[0032] 本发明的控制系统的一种具体的通信结构如图1所示。所述AI计算模块通过UART接口与所述主控模块通信,进行应力解耦数据的传输,实现精确。所述传感器模块和所述交互模块通过IIC接口与所述主控模块通信,前者负责输入传感器的力反馈信息,后者负责接收用户的自定义力值参数,并输入主控模块进行处理。所述显示模块与所述主控模块通过SPI通信的方式进行信息的可视化交互,通过WS2812通信方式进行彩灯阵列的RGB LED色彩与亮度变更信息的传输。所述运动模块通过IIC和PWM信号控制方式与主控模块通信,实现灵巧手关节的精确的角度调节。

[0033] 预测模块中的应力解耦算法,控制模块中的类脑架构及滑动检测算法和自适应力值调整算法是本发明的创新性与创造性的核心,其通过对抓取物体的接触力实时精确感知与调节,实施抓取操作,针对背景技术所提出的灵巧手抓取控制过程中的应力精确计算、实时操控和自适应问题,本发明通过图2以及图3所述的实例对本发明的数据收集、处理及自适应调节控制方法进行如下的展开说明,该方法包括如下步骤:

[0034] 第一步,根据抓取目标的位置和本身物理外观、属性,在所述人机交互模块输入所需力值数据,并在所述主控模块中进行任务规划。

[0035] 在实施一项具体的物体抓取任务前,需要根据目标物体的空间位置以及物理属性,进行抓取任务的规以及灵巧手指尖与目标间的测距,从而确定抓取的方式以及灵巧手舵机的初步转动角度以及灵巧手各个之间的指尖输出力。

[0036] 第二步,根据所述人机交互模块输入控制参数以及所述主控模块发送过来的控制指令,在所述显示模块与运动模块中进行运动分配和负载分配。

[0037] 所述主控模块经串口接收到人机交互模块的输入力值数据后,所述主控模块会进行舵机角度的解算,并将抓取方式信息、舵机初步转动角度数值以及指尖接触力值档位发送给所述显示模块与运动模块,所述运动模块根据舵机的期望运动角度操纵舵机驱动模块进行转动,使得灵巧手关节发生弯曲,带动指尖进行物体的抓取操作,所述显示模块的屏幕显示操作进程,彩灯阵列阶段性改变阵列发光样式,反映抓取操作指令过程。

[0038] 第三步,根据所述AI计算模块对所述运动模块中灵巧手指尖的所述传感器模块接收的数据进行应力解耦,并通过所述滑动检测算法和自适应力值调整算法模块实现抓取的二次精校。

[0039] 当所述运动模块完成对物体的初次抓取后,灵巧手指尖的所述传感器模块接触物体,输出接触力数据,所述AI计算模块对接收的接触力数据进行应力解耦计算,并通过所述主控模块的所述滑动检测算法和自适应力值调整算法模块进行运动模块的灵巧手抓取力值校准,实现二次校准抓取。对于灵巧手指尖抓取的应力解耦、滑动检测和力值调整的过程采用图2及图3的灵巧手应力解耦、滑移检测与自适应力值调整方法,但由于类脑架构的高效应力解耦计算与高速传输,仅取每小段时间作为示例,具体为:

[0040] 1) 当所述运动模块中灵巧手指尖的所述传感器模块与目标物体进行接触时,传感器的输出信号将呈现出显著的变化,所述AI计算模块接收的该特定压力条件下多个时间点的多通道传感器信息作为输入,并将输入数据转化为算法模型定义的高维时间序列数据(即三维张量,由样本数量 $\times$ 时间信息 $\times$ 电极数量结构),接着应力解耦算法中的改进的

iTransformer神经网络模型对三维时间序列数据进行处理,先将同一变量的整条序列映射成高维特征表示,得到的特征向量以变量为描述的主体,再由注意力模块建模变量之间的相关性,前馈网络则在时间维上逐层编码历史观测的特征,并且将学到的特征映射为未来的预测结果,经层归一化消除变量之间分布差异后,应力解耦算法最终将提取到的特征信息转化为具体的应力值输出,如图3所示。

[0041] 2) 输出的应力值由所述AI计算模块中的高性能处理器传输至所述主控模块中的微控制单元,当数据被所述主控模块完全接收后,所述滑动检测算法模块先对各个传感器通道的解耦力值信号建立一个长度为L的滑动窗口,计算窗口内信号的算术平均值 $\mu_c^{(t)}$ 作为基准特征量。

$$[0042] \quad \mu_c^{(t)} = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L S(c, (t-1)L+k), \forall c \in \{1,2,3,4\}$$

[0043] 在每小段时间的连续监测过程中,针对每个新到达的检测窗口,算法计算各通道当前窗口均值 μ_c^{curr} 与前一窗口均值 μ_c^{prev} 的相对变化率:

$$[0044] \quad \Delta_c = \frac{|\mu_c^{curr} - \mu_c^{prev}|}{\mu_c^{prev}}, \forall c \in \{1,2,3,4\}$$

[0045] 当单通道所述相对变化率超过预设阈值 $\tau_1=50\%$ 时标记为异常通道;若多个通道中同时出现两个及以上异常通道,则触发一次有效事件并递增计数器temp;该过程在连续N个所述检测窗口内重复执行,最终通过比较计数器累计值temp与判定阈值K输出滑移趋势判断;若 $temp \geq K$ 则判定存在滑移趋势,否则视为稳定接触状态。

[0046] 3) 当目标物体出现滑移趋势,所述自适应力值调整算法首先接收传感器解耦力值数据,并对滑移趋势进行分级判断,对应于调整的力值档位(S,M,L),对抓取力值进行档位的粗调。主控模块输出控制信号调节所述运动模块的舵机旋转角度,打动灵巧手抓取物体,指尖所述传感器模块输入新传感器接触力信号,所述AI计算模块处理后,由所述主控模块中的所述自适应力值调整算法模块接收,进行自适应多级抓取控制算法的计算,通过神经网络推理,判断当前档位抓取应力是否在预设的安全力值范围内,若在,则完成自适应调节;若不在,则调整抓取档位,并再次由所述主控模块将结果传输给所述运动模块,控制灵巧手进行二次校准抓取操作,并输出对应档位,完成力值校准。至此,灵巧手完成抓取任务。

[0047] 此外,可通过按下所述主控模块设置的复位按钮,即可使灵巧手恢复初始状态。

[0048] 本发明的神经网络算法效果可以通过以下实验进一步说明。

[0049] 1. 实验条件:

[0050] 本发明在仿真数据集上进行实验,数据集包含:外界力值由0.1-20.0N每隔0.1N变化一次共200组力值数据,其中每行包含4组不同通道电容信号,按通道标号顺序排列,txt格式,每组电容信号长度均大于2000,与不同力值的数据集一一对应,总计2000*200份数据。

[0051] 实验硬件平台为NVIDIA Tesla A100 40G;

[0052] 实验软件平台为Python3.10。

[0053] 2.实验内容与结果分析:

[0054] 基于本发明的模型训练方法,划分为训练集、验证集和测试集,在不同的神经网络模型中进行对比实验,将输入到训练集、验证集和测试集的原始数据进行模型处理、模型选择与原数据比对后得到MSE (均方误差) 和MAE (平均绝对误差) 的效果,相关效果见下表1,*表示模型输入时倒置的时间序列,**表示模型是改进的。

[0055] 表1:不同算法在各数据集上的MSE和MAE效果

模型	训练集		验证集		测试集	
	MSE	MAE	MSE	MAE	MSE	MAE
Transformer	1.517	0.918	9.631	1.698	1.299	0.825
Transformer*	1.820	1.065	3.492	1.443	2.206	1.206
iTransformer	0.448	0.503	0.429	0.435	0.430	0.434
iTransformer**	0.781	0.668	0.377	0.441	0.378	0.445

[0057] 相较于其他神经网络模型,本发明改进的iTransformer模型在训练集、验证集和测试集的MSE与MAE均较低,说明了本发明模型的泛化能力强,训练后数据质量高,验证了本发明应力数据分析的优越性。

[0058] 尽管已经示出和描述了本发明的实施例,对于本领域的普通技术人员而言,可以理解在不脱离本发明的原理和精神的情况下可以对这些实施例进行多种变化、修改、替换和变型,本发明的范围由所附权利要求及其等同物限定。

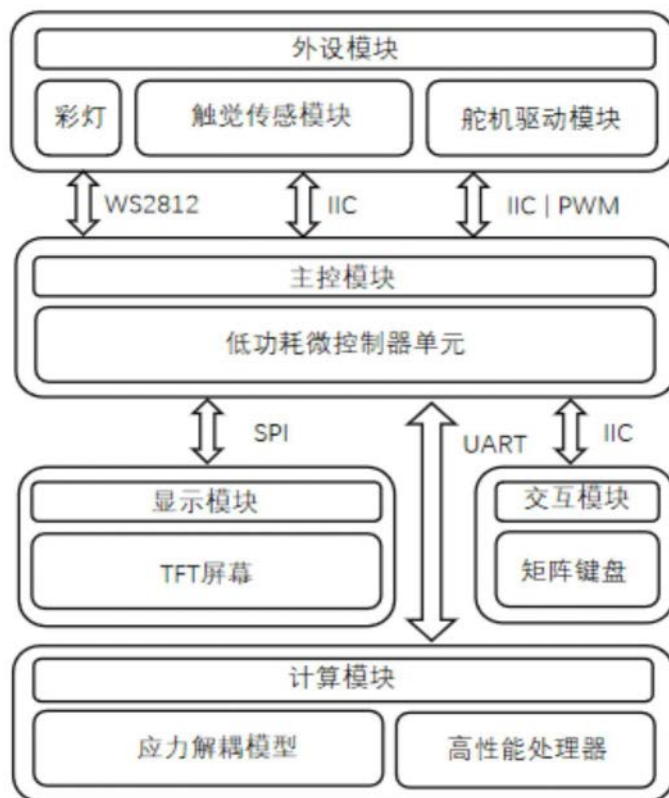


图1

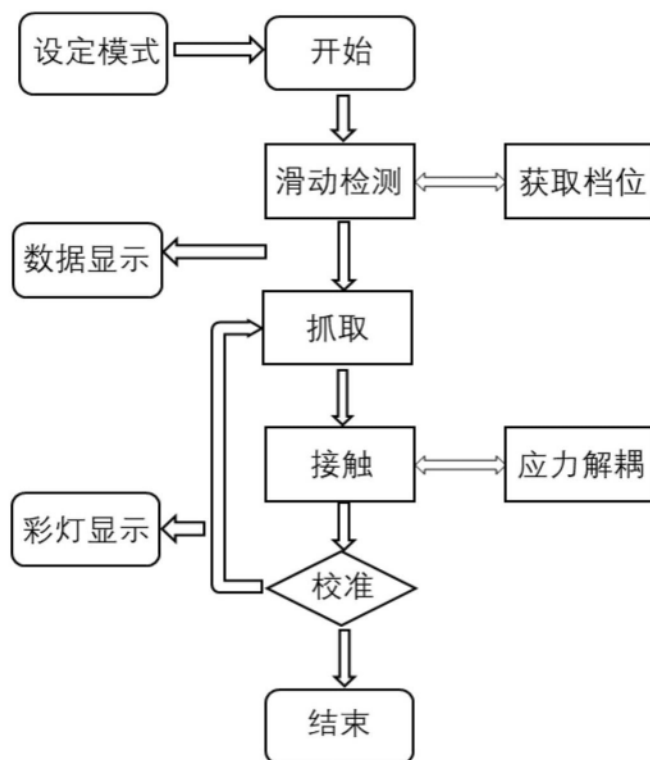


图2

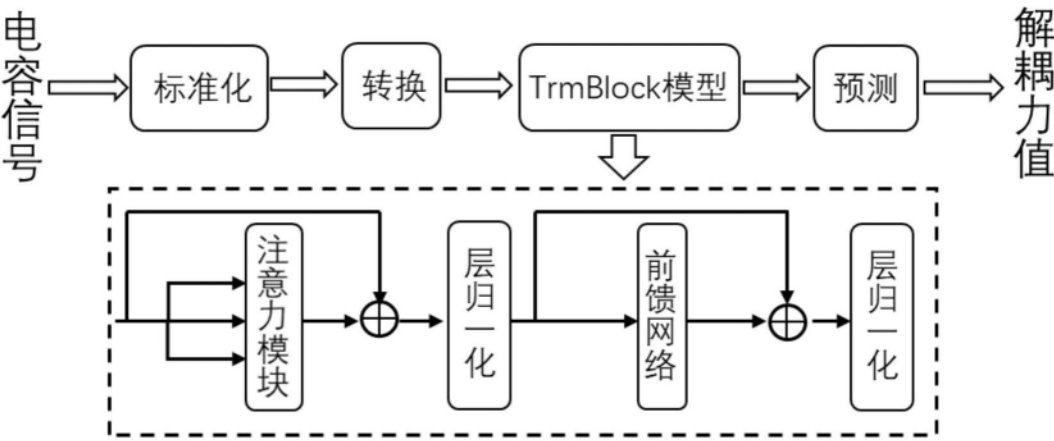


图3