

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208914

基于数据手套的无人机端侧控制系统设计*

于昌立 范书瑞 刘洋

(河北工业大学电子信息工程学院 天津 300401)

摘要: 为克服复杂环境下,遥控器、地面站等传统控制设备无法灵活便捷控制无人机的问题,提出一种基于数据手套的无人机端侧控制系统,该系统能够实现通过手势对无人机的控制。首先采用集成柔性传感器和惯性传感器,基于STM32的无线数据手套,用于收集训练和测试数据。根据从数据手套中获得的数据,采用部署到STM32嵌入式处理器的BP神经网络进行端侧手势识别,最后将手势转换成标定的无人机控制指令,并发送到无人机端,实现对无人机的控制。对8种手势进行共400次识别验证,手势识别率为97%。通过Airsim仿真平台进行无人机仿真实验,8种手势对应的无人机基本控制指令识别准确率为100%,表明该系统手势识别效果理想。最终在真实场景下进行试飞,多名参与者可在1min内完成提前规定的总路线长度为35m的复杂飞行,实验表明无人机可对手势做出迅速反应,且该系统提供的手势控制方法简单便捷,可以在端侧实现对无人机的实时稳定地控制。

关键词: 数据手套;端侧控制;手势识别;无人机

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Design of UAV end-side control system based on data glove

Yu Changli Fan Shurui Liu Yang

(School of Electronic Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: In order to overcome the problem that traditional control equipment such as remote controller and ground station can not control UAV flexibly and conveniently in complex environment, a UAV end-side control system based on data glove is proposed, which can control UAV through gesture. Firstly, a wireless data glove based on STM32, which integrates flexible sensors and inertial sensors, is used to collect training and test data. According to the data obtained from the data glove, BP neural network deployed to STM32 embedded processor is used for end-side gesture recognition. At last, the gesture is converted into matched UAV control command and sent to the UAV to realize the control. A total of 400 recognition verifications were carried out for 8 kinds of gestures, and the gesture recognition rate was 97%. The UAV simulation experiment is carried out through the Airsim simulation platform. The recognition accuracy of the basic control commands of UAV corresponding to eight gestures is 100%, which shows that the gesture recognition effect of the system is ideal. Finally, the test flight is carried out in the real scene, and multiple participants can successfully complete the complex flight with a total route length of 35 m specified in advance within 1 min. The experiment shows that the UAV can respond quickly to the gesture, and the gesture control method provided by the system is simple and convenient, which can realize the real-time and stable control of the UAV at the end side.

Keywords: data gloves; end-side control; gesture recognition; UAV

0 引言

随着无人系统与机器人技术的发展,由此衍生出的无人机技术也渗透向人类活动的多种领域^[1]。传统的控制方式主要通过地面站或遥控器对无人机进行控制。虽然传统方

式可以实现可靠的无人机控制,但控制设备体积、重量较大,控制方式复杂,操作人员需经过长时间培训才可达到操作要求。在战场、救援现场等环境复杂且操作人员处于精神高度紧张的情况下,沉重的操控设备会影响操作人员的机动性,复杂的操作会增加误操作的概率,从而造成严重后果。手势

收稿日期:2022-01-22

* 基金项目:国家自然科学基金面上项目(42075129)、河北省重点研发计划项目(20351802D)资助

识别是一种理想的人机交互方式,手部是人类最常用且最灵活的部位,手指与手掌相对位置的变化组成了灵活多变的手势,其中蕴含着大量的信息^[2-3],将不同的手势语义与无人机控制指令相标定,就可实现对无人机的手势控制。

手势识别的一个常用解决方案就是基于视觉检测(vision-based gesture recognition, VGR)技术。VGR通过相机捕获手势图像,能达到较高的识别准确率^[4-6]。文献[7]将VGR技术用于人机交互,通过无人机机载摄像头获取手部动作,基于YOLOv3对手势进行识别,准确率达到94.71%,实现通过手势对无人机的控制。但VGR技术在手势提供者需要频繁快速移动的场景下做识别是十分困难的。且视觉检测受光照以及目标距离的影响很大,不适用于环境复杂的应用场景。

基于传感器的SGR(sensor-based gesture recognition)技术已被作为VGR的有效替代方案。通常基于集成柔性传感器、加速度计、肌电图等传感器的可穿戴设备实现SGR技术^[8-10]。文献[11]提出一种改进自RCE(restricted column energy)的高效手势识别算法(HGR),用于处理惯性测量单元(IMU)提取的手势动态特征,将SVG技术应用于人机交互界面(HMI),在FPGA(field-programmable gate array)测试平台进行验证,识别准确率达到98.6%。文献[12]使用集成柔性传感器的无线智能手套获取手势数据,发送数据到树莓派上位机,并基于门控制环单元(GRU)进行手势识别,用于人机交互,识别准确率达到97.27%。目前大部分将SVG应用于人机交互的研究,已经可以通过多种传感器的数据融合,实现较理想的识别准确率。但手势数据采集与手势识别大多不在同一设备完成,需要将手势数据在采集设备与识别设备之间进行无线传输。对于战场、救援等应用场景,需确保无人机控制的实时性与稳定性,本文更希望能在手势采集装置的低功耗、小型嵌入式设备上部署手势识别技术,避免将手势数据传送到远程服务器端再进行识别所带来的时延影响控制的实时性,避免因为信号干扰导致的通信中断影响控制的稳定性。

为实现在复杂环境下通过手势对无人机实时稳定地控制,本研究设计了一种基于无线数据手套的无人机控制系统。手势数据的采集、识别与无人机指令的发送均在数据手套的STM32小型嵌入式处理器中执行。操作人员只需右手佩戴数据手套即可实现对无人机的控制,既小型化了控制设备,便于操作,也避免了远程识别造成的通信问题。通过部署在STM32端的BP神经网络对8种手势进行识别,并将对应标定的控制指令发送到无人机端。在仿真系统与真实场景中对控制性能进行验证,实验证明本系统可以在控制设备小型化且实现端侧手势识别的同时,保证无人机控制的实时性与稳定性。

1 系统整体设计

系统整体实现流程如图1所示,基于STM32微处理器

的数据手套通过传感器组采集用于训练和测试的手部姿态数据。采用基于NVIDIA RTX 2060的GPU服务器进行手势识别模型的训练。神经网络模型基于Keras深度学习框架建立,通过Python语言实现。

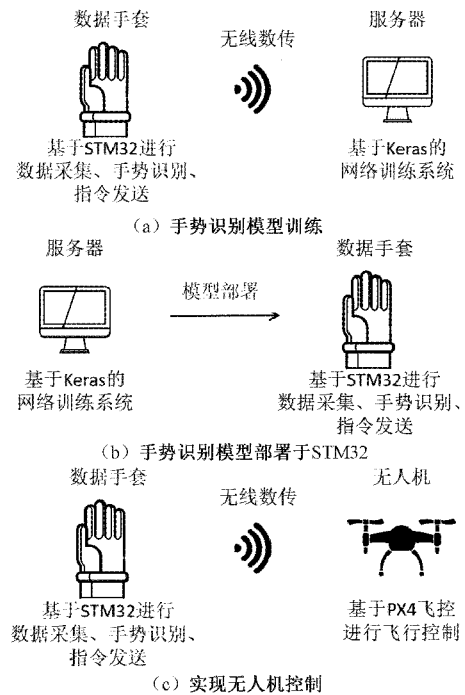


图1 系统整体实现流程

将服务器训练好的模型部署到STM32中,通过数据手套采集的数据进行实时手势识别,并转换成对应的无人机控制指令,发送到无人机飞控以实现对无人机的控制。在基于Airsim的仿真系统中进行硬件在环仿真,验证成功后进行真实场景的试飞实验。

2 数据手套设计

数据手套是本系统的核心部分,数据采集与处理、手势识别以及无人机控制指令的发送均由此完成。数据手套硬件结构如图2所示,主要有STM32微控制器、Flex柔性传感器、九轴惯性传感器、无线数传模块及其外围电路构成,实物如图3所示。

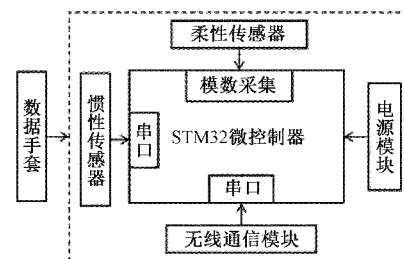


图2 硬件结构

2.1 主控与通信模块

数据手套的主控部分选用ST公司的微控制器

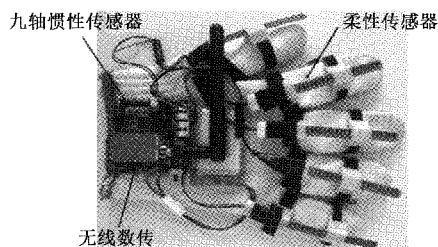


图 3 数据手套实物

STM32F405RGT6,其基于 ARM Cortex-M4 高性能内核,运行频率达到 168 MHz。Flash 闪存大小 1 M,SRAM 大小 192 K,满足基于 X-CUBE-AI 插件运行神经网络的条件,可以运行规模较大的神经网络以提高手势识别的准确率,并能提供足够的运行速度来保证无人机控制的实时性。STM32F405RGT6 提供 3 个 12 位模数转换器,12 个通用定时器,4 个 USART 通信接口,完全满足数据手套的应用需求。

数据手套与无人机之间的通信要满足实时性、稳定性。同时为了保证操控者的安全,操控者与无人机之间还要具有安全的控制距离,因此数据手套也要具备远距离稳定通信的能力。数据手套选用 AS14-TTL 作为通信模块的核心,该模块采用射频芯片 nRF24L01P 设计开发,工作频段 2.4 GHz,最远传输距离 1 800 m,是一款具有高稳定性的工业级无线数传模块。在 AS14-TTL 模块的使用中,高空速和高波特率可以减少通信两端的信息延时,但过高的空速和波特率也会导致传输数据的丢失。为了同时满足通信的实时性与稳定性,经过多次调试,最终配置 AS14-TTL 空速为 250 kbps,波特率为 9 600 bps。

2.2 电源模块

数据手套选用 3.7 V 锂电池供电,电源模块实现了对锂电池的充电与升压,再通过稳压电路将电压以 5 V 与 3.3 V 稳定输出。选用 TC4056A 作为锂电池充电芯片,该芯片为锂电池提供固定的 4.2 V 充电电压,最大充电电流可达 1 A,安全工作温度可达 140 °C,且芯片底部装有散热衬底以辅助散热。选用 B6280C 作为直流升压芯片,输入电压范围 2~24 V,升压可达 28 V,本设计中将锂电池输入的 3.7 V 升压到 10 V,为后续的稳压电路提供较高的输入电压。选用 LM1117S-3.3 和 LM1117S-5.0 作为稳压芯片,为芯片提供 3.3 V 工作电压,为无线数传提供 5 V 工作电压。

2.3 数据采集模块

数据手套使用 Flex sensor 柔性传感器采集五根手指的弯曲度变化,JY901B 惯性传感器模块采集手部 xyz 三轴的欧拉角度作为姿态角度,以上两部分作为手部姿态数据。

JY901B 内置三轴加速度计、三轴陀螺仪以及三轴磁力计,模块内部通过动力学解算和卡尔曼动态滤波算法能快

速得到当前的 xyz 三轴的欧拉角度并通过 USART 串口输出到 STM32 控制器。将惯性传感器放置于手背上,如图 4 所示。其中绕 x 轴旋转变化的角度称为俯仰角,其变化范围为 $\pm 180^\circ$,绕 y 轴旋转变化的角度称为滚转角,其变化范围为 $\pm 90^\circ$,其中绕 z 轴旋转变化的角度称为偏航角,其变化范围为 $\pm 180^\circ$ [13]。通过获取的三轴欧拉角度就可得到手部在立体空间的运动变化,与手指弯曲度的变化结合起来就可以扩展数据手套可识别的手势种类。

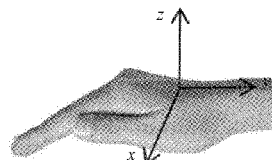


图 4 手部三维坐标示意图

Flex 柔性传感器是一种基于应变片原理的弯曲度测量传感器[12]。使用时贴合被测物体表面,当传感器受到力的作用向一侧发生弯曲形变时,传感器的阻值会根据形变的程度而产生相应的阻值变化,弯曲程度越大阻值也随之越大,以此测量物体的弯曲程度,阻值变化范围 25~125 k Ω 。数据手套通过 STM32 的 AD 采集的 5 个通道采集 Flex 传感器数据,采集电路如图 5 所示。AD 首先采集到灵敏度调节电阻两端电压,再通过如下公式:

$$R_{flex} = R \cdot \left(\frac{VCC}{V_R} - 1 \right) \quad (1)$$

式中: R_{flex} 为柔性传感器阻值, R 为灵敏度调节电阻阻值, VCC 为 5 V 装置供电电压, V_R 为灵敏度调节电阻两端电压。

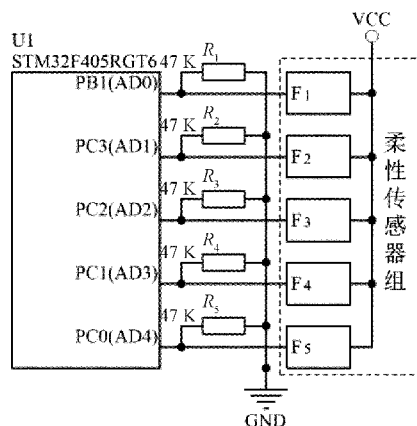


图 5 柔性传感器采集电路

计算得到柔性传感器的阻值,这样可以通过调整 R 的阻值来调节传感器的灵敏度, R 阻值越大传感器灵敏度越低。最后通过线性映射,映射关系表示为式(2)。

$$Angle = \frac{(R_{flex} - R_{fmin}) \cdot 90}{R_{fmax} - R_{fmin}} \quad (2)$$

式中: $Angle$ 为手指弯曲角度($0^\circ \sim 90^\circ$), R_{fmin} 为柔性传感

器的最小阻值, $R_{f_{\max}}$ 为柔性传感器的最大阻值。

将柔性传感器的阻值变化, 映射为手指第二关节的弯曲角度变化。

3 手势识别方法设计

3.1 手势控制指令数据库搭建

选择合适的手势作为控制指令是十分重要的环节, 无人机的常见控制指令如表 1 所示。基本指令包括油门加减、俯仰、滚转和偏航, 这些指令必须由操控者连续发送才能保证无人机的精准连贯飞行。模式切换指令包括无人机的解锁、上锁以及返航、定点、自稳等飞行模式切换, 这些指令仅在需要的时候发送指令。例如无人机起飞前, 发送解锁指令, 降落后发送上锁指令, 飞行过程中根据实际情况的需求发送飞行模式切换指令, 这均属于不需要连续发送的指令。

表 1 无人机控制指令

指令种类	具体指令				
基本指令	俯仰	滚转	偏航	油门	
模式指令	解锁	上锁	自稳	定点	返航

《中国手语基本手势》是 2009 年 12 月 1 日实施的一项中国国家标准。此标准规定了与中国手语基本手势相关的定义与使用规范。本系统选用中国手语基本标准中的汉语手指字母图作为手势控制指令的备选库, 此标准中的手势操作简便、易于理解、便于记忆, 符合手势控制指令的选择条件^[14]。手势可分为静态手势和动态手势两类, 静态手势表示一个独立静止的手势代表一种语义, 动态手势表示多个独立手势及其过渡过程共同代表一种语义。

对于需要连续操作的基本指令, 选择手势指令的标准是易操作、识别迅速和方便操作者记忆。因此应选用静态手势与基本指令相标定, 如图 6 所示。

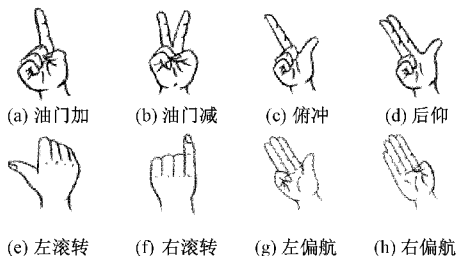


图 6 静态手势与基本指令标定

对于非连续操作的模式切换指令, 由于这类指令十分重要, 一旦发生误识别, 例如在不适用的情况下使用错误的飞行模式, 将会引发十分严重的安全后果, 选择手势指令的标准应具有一定复杂度, 防止数据手套对于模式切换指令的误识别。因此应选用动态手势与模式切换指令相标定, 如图 7 所示。

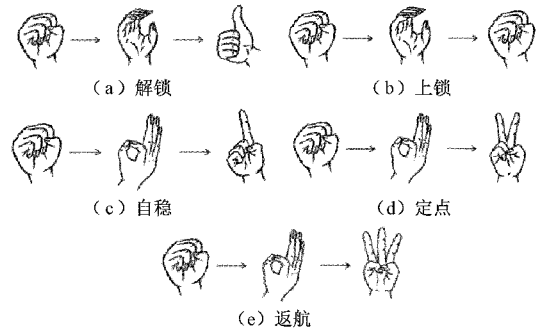


图 7 动态手势与模式切换指令标定

每个人的手部骨骼结构不完全相同, 手指的可弯曲程度也不相同。即使做同一个手势, 每个人都有各自不同的习惯。为了保证手势识别对于不同操作者的鲁棒性, 在构建手势控制指令数据库时应采集多名不同性别志愿者的手部数据。本系统目前只对静态手势与基本指令进行了识别与测试的相关研究, 手势控制指令数据库也只包含静态手势与基本指令的交叉标定。

寻找 10 名志愿者, 5 名男生, 5 名女生, 平均年龄 23 岁。志愿者穿戴数据手套后, 在规定时间内做特定的手势, 手势数据通过无线串口传送到上位机, 以此采集特定手势的传感器数据。

数据采集时, 对于 8 种静态手势, 每人每种手势以 10 Hz 的采样频率采样各 250 次, 每次采样时长 1 s, 即每次采得 10 条数据, 由此构成总数 20 000 条的手势控制指令数据库。

3.2 神经网络搭建

本系统使用 BP 神经网络进行手势识别, BP 神经网络是一种多层前馈网络, 按照误差反向传播的方法进行训练, 其算法称为 BP 算法, 它的基本思想是梯度下降法, 利用梯度搜索技术, 以期使网络的实际输出值和期望输出值的误差均方差为最小^[15]。BP 网络的结构简单、计算量小, 利用多层 BP 网络可以很好的解决非线性问题^[16], 适合应用于 Flash 和运行内存较小的 STM32 嵌入式控制器。

本系统的 BP 神经网络如图 8 所示采用多隐含层架构, 包含输入层、3 个全连接层作为隐含层以及输出层, 且在每个全连接层之后加入 Dropout 结构, 以 10% 的概率随机丢弃两层之间的连接, 以抑制过拟合现象。

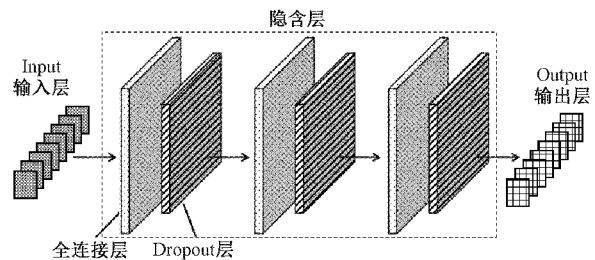


图 8 BP 神经网络结构

本系统 BP 网络节点连接如图 9 所示,输入层的输入表达式如式(3)所示。

$$I_k = x_k, k = (1, 2, 3, \dots, 8) \quad (3)$$

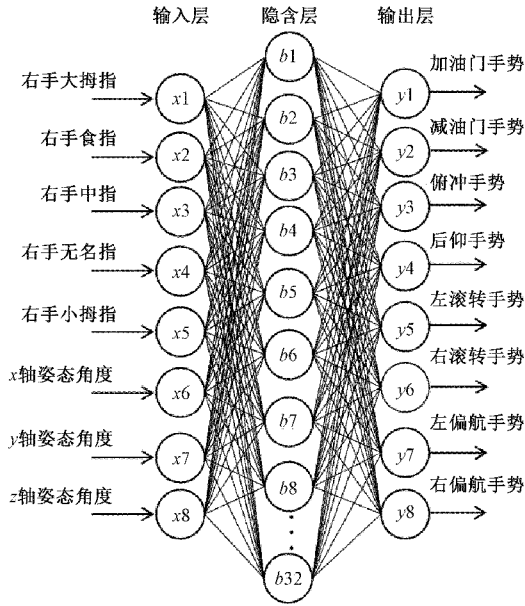


图 9 BP 网络节点连接

输入层包括 8 个节点 $x_1 \sim x_8$, 代表输入 BP 网络用于手势识别的 8 个特征, 分别是柔性传感器测得的 5 个手指的弯曲度以及惯性传感器测得的手部 xyz 三轴姿态角度。3 个隐含层每层包括 32 个节点, 图 10 中以一个隐藏层举例说明, 隐含层输入与输出分别为式(4)、(5)。

$$I_{hi}(k) = \sum_{k=1}^8 \omega_k I_k \quad i = (1, 2, 3, \dots, 32) \quad (4)$$

$$O_{hi}(k) = f(I_{hi}(k)) \quad (5)$$

式中: ω_k 为输出层到隐含层的加权系数, $f(x)$ 为隐含层的激活函数。

隐含层选择 ReLU 作为激活函数以提高 BP 网络非线性拟合能力, ReLU 表达式如式(6)所示。

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

输出层也为全连接层, 使用式(7)所示的归一化指数函数作为激活函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (7)$$

归一化指数函数可以将隐含层多个神经元的输出映射到(0,1)区间内, 可以分别得到输出层 $y_1 \sim y_8$ 八个节点的概率, 即得到 8 种静态的手势控制指令的概率。完成对 8 种手势的分类, 实现由特征到类别的映射。

将手势控制指令数据库的 75% 作为训练集, 25% 作为测试集, 经过标准化的数据预处理后导入模型进行训练。训练时使用 Adam 优化器, 初始学习速率为 0.001, 稀疏分类交叉熵作为损失函数。Batch_size 设置为 1 000, 经过

50 次迭代训练, 训练与测试的准确率均达到 99%。准确率变化趋势如图 10 所示, 在训练初期, 训练与验证的准确率迅速上升, 到 epoch 为 8 附近准确率的增长开始放缓, 说明网络模型对于数据库中的手势数据拟合能力较强, 学习能力较强。epoch 为 10 时, 训练集的准确率达到 95% 以上, 测试集的准确率也开始与训练集准确率逐渐重合, 说明该模型训练趋于饱和且不存在过拟合现象。

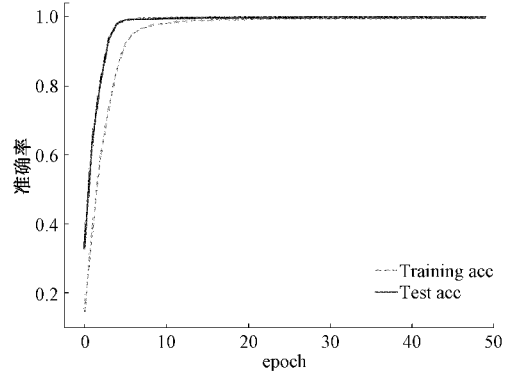


图 10 准确率变化趋势

4 系统验证

将训练好的模型部署到 STM32 微控制器中对手势进行识别, 再转换为相标定的无人机控制指令, 通过 MAVLink 协议封装无人机控制指令, 用无线数传传输至无人机飞控 Pixhawk4 端, 飞控再对传来的 MAVLink 数据帧进行解析, 从而实现无人机的控制。可在仿真环境以及真实场景中对控制系统进行验证。

MAVLink 是无人系统对所有外部对象进行通信所使用的通信协议。例如无人机与地面站间的通信, 无人机与无人机间的通信均依赖于 MAVLink 通信协议。它是一种广泛应用的二次开发的轻量级通信协议, 此协议能够将设备间需要传递的消息进行封装和解析^[17]。

4.1 神经网络部署

数据手套是基于 STM32F405RGT6 微控制器的, 在 STM32 运行神经网络, 依赖于 X-CUBE-AI 扩展包。X-CUBE-AI 是 STM32Cube.AI 生态系统的 STM32Cube 扩展软件包的一部分, 通过 X-Cube-AI 可对特定 AI 框架下预训练的神经网络模型进行转化, 并将生成的优化库集成到用户的项目中。神经网络移植的流程如图 11 所示, 先在计算机端搭建基于 keras 框架的神经网络模型, 将手势数据放入模型中进行训练。再将训练好的模型, 通过 X-CUBE-AI 部署到 STM32F405RGT6 微控制器, 实现在 STM32 上运行手势识别模型进行实时手势识别。

多种手势识别模型部署到 STM32 上的具体参数如表 2 所示。以本系统的 BP 模型为例进行说明, 模型大小为 72 KB, 可以部署于 Flash (闪存) 大小为 1 024 KB 的 STM32F405RGT6 芯片。MACC (multiply-accumulate

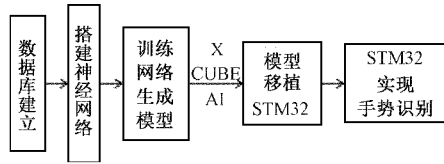


图 11 神经网络移植流程

operations)参数是 X-CUBE-AI 计算出的模型复杂度的衡量指标,通过 STM32F4 系列的官方文档得知该系列芯片时钟周期(cycles)与模型复杂度的关系为每执行 1 MACC 需要 9 个时钟周期。本系统中 STM32 使用 8 MHz 的外部晶振,根据式(8)得到时钟周期为 0.000 125 ms。根据式(9)可计算出模型运行时间约为 3.1 ms,该数据说明本系统可以对手势数据进行快速的识别。

$$cycles = \frac{1}{frequency} \quad (8)$$

$$run_time = 9 \times MACC \times cycles \quad (9)$$

表 2 模型参数

模型	模型大小/KB	模型复杂度/MACC
BP 模型	72	2 776
LSTM 模型 ^[12]	317	22 360
GRU 模型 ^[8]	258	16 696

模型	内存占用/B	运行时间/ms
BP 模型	320	30.28
LSTM 模型	1 190	193.90
GRU 模型	1 060	145.24

内存占用参数表示模型运行时,包括加载模型权重以及模型运算所需要占用的处理器运行时内存(ROM)的大小。STM32F405RGT6 提供 128 KB 的 ROM,可以保证运行此模型的时不会对处理器性能有较大影响。运行时间参数表示包括传感器初始化、数据采集、模型运行在内的完成一次完整的手势识别流程需要的时长,经过 50 次实验,运行时间平均为 30.28 ms。即操作人员做出一个手势后,到此手势被成功识别仅需要 30.28 ms,数据证明该系统具备实时手势识别的能力。

操作者穿戴数据手套对部署于 STM32 的 3 种模型识别率进行测试,操作者做 8 种手势每种 50 次,总计 400 次。每次识别的结果由数据手套通过无线数传传输到 PC 端显示,由另一名测试者记录每次操作者做的手势和识别出的手势是否一致,最终数据手套分别运行 3 种模型对 8 种手势的识别准确率如表 3 所示。

综合表 2 和 3 数据可以看出,手势指令数据库通过文献[8]中提到的 LSTM 模型与文献[12]中提到的 GRU 模型训练后,得到的模型识别准确率与本系统的 BP 模型相近。但模型大小、模型复杂度、内存占用和运行时间等数据均劣于 BP 模型。文献[8]、[12]中模型较高的内存占用,会影响 STM32 处理器的续航与计算能力等整体性能,也

表 3 识别率与平均识别率 %

模型	左滚转	右滚转	左偏航	右偏航
BP	100	96	92	96
LSTM ^[12]	100	98	96	98
GRU ^[8]	100	92	92	94

模型	加油门	减油门	俯冲	后仰	平均
BP	96	96	100	100	97.0
LSTM	96	94	100	100	97.8
GRU	98	96	100	100	96.2

会影响整个控制系统的稳定性,因此 BP 模型更适合应用于本系统对静态手势的识别。

4.2 仿真系统验证

本系统基于 Airsim 与 Unreal Engine4 搭建仿真验证环境。Airsim 是 Microsoft 开发的基于 PX4 飞控源码的无人系统模拟插件,可运行于 Unreal Engine4 搭建的虚拟场景下^[18]。将运行 PX4 源码的无人机飞行控制板(以下简称飞控)通过数据线与运行仿真环境的服务器相连,服务器会在仿真环境中虚拟出一架无人机,数据手套作用于飞控的控制指令将会反应于此虚拟无人机上。同时服务器通过 UDP 协议将无人机的位置、姿态、速度等物理数据传输到无人机地面控制站(以下简称地面站)实时显示。仿真测试环境如图 12 所示,图 12(a)为 Airsim 中的无人机仿真场景,图 12(b)为地面站界面,其中图 12(b)中中心箭头表示无人机此时的位置,右上角的两个圆形界面分别为显示无人机的飞行倾角的陀螺仪和显示机头朝向的地磁仪,下方的方形界面显示无人机的高度、地速(无人机对地速度)、起飞时间等飞行数据。

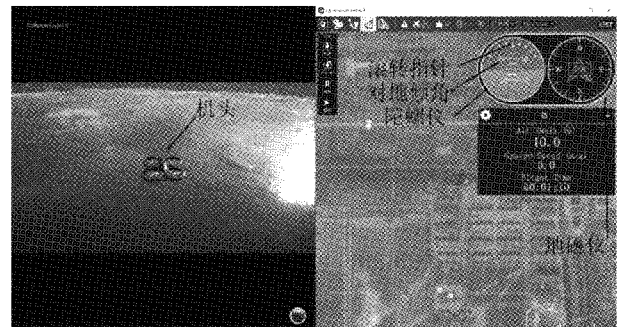


图 12 Airsim 仿真环境

仿真实验无人机的初始状态设定为高度 10 m 悬停,地速为 0,带有标记的机头朝向正北方,如图 12(a)所示。8 种手势对应的虚拟无人机的飞行姿态以及地面站的飞行数据如图 13 所示,图 13(a)为俯冲时陀螺仪对地倾角为负,机头前倾。图 13(b)为后仰时陀螺仪对地倾角为正,机头后仰。图 13(c)为左滚转时陀螺仪滚转指针左偏,机身左倾。图 13(d)为右滚转时陀螺仪滚转指针右偏,机身右倾。图 13(e)为左偏航时陀螺仪水平,地磁仪指针由北向西偏。

图 13(f)为右偏航时陀螺仪水平,地磁仪指针由北向东偏。图 13(g)为加油门时陀螺仪水平,地磁仪指北,地速为 0,无人机高度上升。图 13(h)为减油门时陀螺仪水平,地磁仪指北,地速为 0,无人机高度下降。

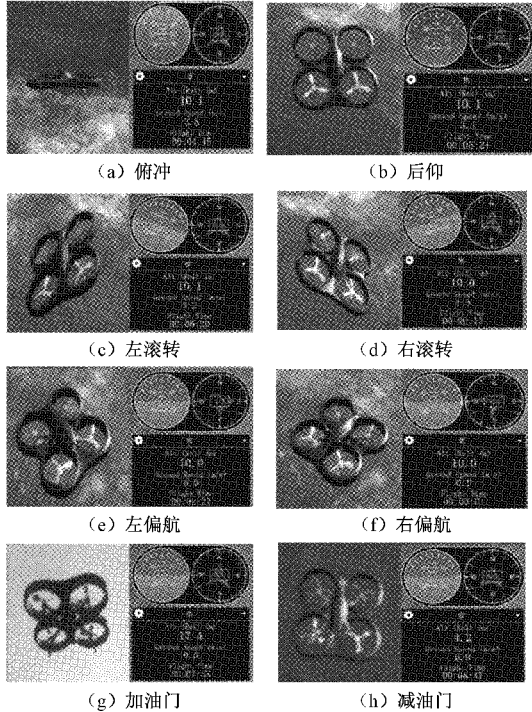


图 13 仿真测试结果

静态手势对无人机的控制是一个连续操作过程,例如让无人机高度上升的效果是由多个连续的加油门指令作为时间序列组合起来完成的,即操作者保持加油门手势一段时间才能达到上升的效果。即使指令序列中偶尔有一个指令识别错误,下一个正确的指令也会迅速调整无人机错误的飞行状态,因此在仿真环境与真实场景下对手势识别的容错率是较高的。传统的识别准确率是对每个手势识别的正确与否做统计,如表 3 所示。本文提出一种适用于本系统的评价指标,即指令准确率,一种应用于仿真环境与真实场景下手势控制无人机的评价标准,即操作者做某个手势 1 s,通过观察虚拟无人机的飞行姿态以及地面站的飞行数据判断无人机是否达到该手势代表的指令效果,如达到则表示识别准确,该标准能更准确的反应出本系统通过手势对无人机控制的性能。令 5 名参与者穿戴数据手套进行仿真实验,8 种手势每种 50 次,每次保持 1 s,实验结果如表 4 所示。8 种手势的指令准确率均达到了 100%,说明本系统可以通过手势完成稳定准确的无人机控制。

4.3 真实场景验证

在仿真实验的基础上,设计真实场景实验以验证本系统在实际应用场景下对无人机控制的实时性与稳定性。实验时无人机搭载两套小型数传设备,一套用于接收数据手套端发送的控制命令,另一套用于向地面站传输飞行数据。

表 4 仿真实验结果

指令	准确率/%
加油门	100
减油门	100
俯冲	100
后仰	100
左滚转	100
右滚转	100
左偏航	100
右偏航	100
平均	100

令 5 名初次接触本系统的参与者穿戴数据手套,按照规定的飞行路径通过 8 种手势控制无人机完成飞行任务。实验场景选择校园一处树林中,杂乱生长且遮挡视线的树枝提高了实验场景的复杂度,以模拟野外、救援现场等特殊应用场景。任务路线示意图如图 14 第 1 部分所示:操作者在距实验树林约 5 m 的位置通过手势对无人机进行控制,规定的飞行路径包括 7 个直角弯,8 段直线飞行,路径总长为 35 m。实验结果如表 5 以及图 14 所示。飞行次数表示该名参与者第 1 次完成飞行任务前所经历的失败次数,飞行时间表示完成飞行任务所用的时间,碰撞次数表示每名参与者进行飞行实验期间无人机与障碍物发生接触的次数,控制故障表示每次飞行实验结束后由参与者反馈在飞行控制中出现手势指令与无人机姿态变化之间存在延时或不匹配的次数。图 14 后 5 部分为地面站绘制的 5 名参与者 5 次成功完成任务的飞行路径图。

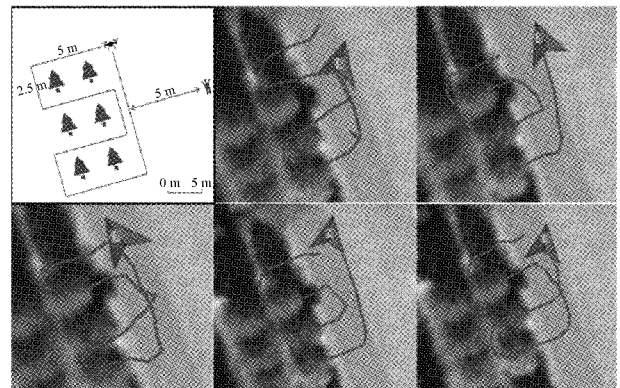


图 14 实验飞行路径

表 5 真实场景实验结果

参与者	控制故障次数	飞行次数	飞行时间/s	碰撞次数
1	0	3	58	0
2	0	3	75	0
3	0	4	100	0
4	0	2	67	0
5	0	5	73	0

从表中数据得到5名参与者在5次飞行经验之内就掌握了控制技巧且完成了复杂的飞行任务,飞行时间均在2 min以内,说明本系统的手势控制方法简单便于掌握。5名参与者均未反馈控制故障,未发生飞行碰撞,说明参与者能够在无人机接近障碍物时通过手势控制无人机及时避开。图14中的飞行路径,曲线光滑,直角弯明显,说明在无人机飞行中指令识别准确,飞行姿态稳定。最终结合以上实验数据验证与分析,可证明本系统在复杂环境下可以通过手势完成对无人机实时稳定地控制。

5 结 论

针对传统无人机控制设备沉重、操作复杂的问题,本文提出了一种基于数据手套的无人机端侧控制系统。通过数据手套对手部姿态数据进行采集,并将数据输入基于Keras框架搭建的BP识别网络中进行训练。将训练好的模型部署于STM32嵌入式微处理器上进行实时手势识别,最终将手势转换为无人机控制指令。本文的研究将数据采集、手势识别与无人机控制指令发送功能全部集成于数据手套上,减小了无人机控制设备的体积与重量,同时使得无人机控制更加简单易掌握,也解决了SVG技术中普遍存在的数据采集与手势识别需要分开在不同节点进行的技术难点,增加了控制设备的耦合性与一体化。实验结果表明,本文所提出的系统,通过手势可以在复杂环境下操纵无人机,且能保持无人机良好的机动性,能够实现无人机实时稳定地控制,为可穿戴设备进行人机交互提供了一种可靠的方案。

未来将针对动态手势进行手势控制指令数据库的扩充以及识别分类,增加无人机飞行模式切换指令的控制,使控制系统更加完善。

参考文献

- [1] REN F J, BAO Y W. A Review on human-computer interaction and intelligent robots [J]. International Journal of Information Technology & Decision Making, 2020, 19(1): 5-47.
- [2] SARMA D, BHUYAN M K. Methods, databases and recent advancement of vision-based hand gesture recognition for HCI system: A review [J]. SN Computer Science, 2021, 2(6): 436-476.
- [3] AHMED M A, ZAIDAN B B, ZAIDAN A A, et al. A review on systems-based sensory gloves for sign language recognition state of the art between 2007-2017[J]. Sensors, 2018, 18(7): 2208-2252.
- [4] 舒子超,曹松晓,谢代梁,等.基于三维视觉特征的数字手势语义识别新方法研究[J].电子测量与仪器学报,2021,35(6):124-130.
- [5] 王新,王赛.基于改进YOLOv5算法的交警手势识别[J].电子测量技术,2022,45(2):129-134.
- [6] CHEN H, LI Y, FANG H, et al. Multi-scale attention 3D convolutional network for multimodal gesture recognition[J]. Sensors, 2022, 22(6): 2405.
- [7] LIU C, SZIRANYI T. Real-time human detection and gesture recognition for on-board UAV rescue [J]. Sensors, 2021, 21(6): 2180-2201.
- [8] 张松,李江涛,别东洋,等.一种基于单通道sEMG分解与LSTM神经网络相结合的手势识别方法[J].仪器仪表学报,2021,42(4):228-235.
- [9] GLAUSER O, WU S H, PANOZZO D, et al. Interactive hand pose estimation using a stretch-sensing soft glove[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(4): 41-56.
- [10] LIN B S, LEE I J, YANG S Y, et al. Design of an inertial-sensor-based data glove for hand function evaluation[J]. Sensors, 2018, 18(5): 1545-1562.
- [11] MINWOO K, JAECHAN C, SEONGJOO L, et al. IMU sensor-based hand gesture recognition for human-machine interfaces[J]. Sensors, 2019, 19(18), DOI:10.3390/s19183827.
- [12] CHUANG W C, HWANG W J, TAI T M, et al. Continuous finger gesture recognition based on flex sensors[J]. Sensors, 2019, 19(18):3986-4007.
- [13] 李翔,石琦.融合光流与惯性传感器的扩展卡尔曼姿态滤波[J].电子测量技术,2021,44(17):88-92.
- [14] 王鑫炎,王青山,马晓迪.一种基于滑动窗口分割的中国手语识别系统[J].北京邮电大学学报,2021,44(5):48-54.
- [15] YU H L, FAN X L, ZHAO L B, et al. A novel hand gesture recognition method based on 2-channel sEMG[J]. Technology and Health Care, 2018, 26(S1): 205-214.
- [16] HU Y H, XIE L R, CHEN Y D, et al. Method of finger motion recognition based on polyvinylidene fluoride sensor array[J]. Sensors and Materials, 2019, 31(9): 2931-2946.
- [17] KWON Y M, YU J, CHO B M, et al. Empirical analysis of MAVLink protocol vulnerability for attacking unmanned aerial vehicles [J]. IEEE ACCESS, 2018, 6: 43203-43212.
- [18] MA C X, ZHOU Y, LI Z Q. A new simulation environment based on airsim, ROS, and PX4 for quadcopter aircrafts[C]. 2020 6th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR), Sichuan, 2020: 486-490.

作者简介

于昌立,硕士研究生,主要研究方向为嵌入式人工智能。
E-mail:202031903029@stu.hebut.edu.cn

范书瑞,博士,教授,主要研究方向为嵌入式人工智能、无人系统智能感知和环境遥感遥测等。

E-mail:fansr@hebut.edu.cn

刘洋,硕士研究生,主要研究方向为智能无人系统。

E-mail:hebutliuyang@163.com