

基于虚拟雷达和两级神经网络的割草机路径跟踪算法

赵永春^{1,2} 张庆^{1,2} 尤泳^{1,2} 黄韶炯¹ 刘文¹ 王德成^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学草业机械装备研究中心, 北京 100083)

摘要: 为提高果园内小型双电机驱动履带式割草机恶劣路面下路径跟踪精度,提出了一种基于虚拟雷达路径感知和两级深度神经网络的路径跟踪控制算法。首先搭建了两级串联的人工深度神经网络,一级深度神经网络通过虚拟雷达路径感知算法,计算得到履带式割草机与目标路径的相对位置关系。二级深度神经网络根据履带式割草机跟踪偏差、航向角、横向偏差影响因子、折算履带滑转率以及履带式割草机与目标路径的相对位置关系,计算得到两侧驱动电机的控制转速,实现路径跟踪控制。在灌溉翻浆的果园路面,开展了履带式割草机U形路径跟踪实车试验,当车速分别为0.4、0.8 m/s时,该算法路径跟踪的最大横向偏差分别为0.064、0.072 m,平均横向偏差分别为0.026、0.033 m。与传统的纯追踪控制算法相比,最大横向偏差分别减小31.18%、20.88%,平均横向偏差减小35.00%、29.79%。基于虚拟雷达和两级深度神经网络的路径跟踪控制算法可有效提升履带式割草机在恶劣路面下的路径跟踪精度。

关键词: 履带式割草机; 虚拟雷达; 深度神经网络; 路径跟踪

中图分类号: S219.2; TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)04-0222-11

OSID:



Path Tracking Algorithm for Mower Based on Virtual Radar and Two-level Neural Network

ZHAO Yongchun^{1,2} ZHANG Qing^{1,2} YOU Yong^{1,2} HUANG Shaojiong¹ LIU Wen¹ WANG Decheng^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Grassland Machinery and Equipment Research Center, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to improve the path tracking accuracy of small dual-motor driven crawler mower in orchard under severe road conditions, a path tracking control algorithm based on virtual radar path perception and two-level deep neural network was proposed. Firstly, a two-level serial artificial deep neural network was built, and the first-level deep neural network calculated the relative position relationship between the crawler mower and the target path through the virtual radar path sensing algorithm. The control speed of driving motors on both sides was calculated according to tracking deviation, heading angle, influence factor of lateral deviation, factor of converted track slip rate and relative position relationship between crawler mower and target path, and path tracking control was realized by second-level deep neural network. The U-shaped path tracking tests of crawler mower were carried out on orchard road surface after irrigation. When the vehicle speeds were 0.4 m/s and 0.8 m/s, the maximum lateral deviations of path tracking algorithm were 0.064 m and 0.072 m, and the average lateral deviations were 0.026 m and 0.033 m, respectively. Compared with the traditional pure tracking control algorithm, the maximum lateral deviations at the test speed of 0.4 m/s and 0.8 m/s were reduced by 31.18% and 20.88%, respectively, and the average lateral deviations were reduced by 35.00% and 29.79%, respectively. The path tracking control algorithm combining virtual radar and two-level deep neural network can effectively improve the track tracking accuracy of crawler mower on bad road surface.

Key words: crawler mower; virtual radar; deep neural network; path tracking

收稿日期: 2022-06-30 修回日期: 2022-08-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD22021)

作者简介: 赵永春(1999—),男,博士生,主要从事机器学习及智能农机装备控制算法研究, E-mail: 1727667355@qq.com

通信作者: 张庆(1986—),男,副教授,主要从事智能车辆和智能农机装备技术研究, E-mail: zhangqingbit@cau.edu.cn

0 引言

目前我国果园作业的机械化水平相对较低,优势产区和非优势产区的综合机械化水平不到 20% 和 10%,位于山地丘陵地带的果园综合机械化水平则不到 5.75%^[1]。果园割草作业是一项频繁度高、劳动力消耗较多的工作,发展自动化、无人化的果园履带式割草设备是实现果园高效生产作业的重要方向^[2]。对于自动化的果园农机产品,路径跟踪控制技术是整车核心技术之一^[3-6]。相比基于纯追踪模型、模糊控制策略等的传统控制算法,基于神经网络的无人车辆路径跟踪控制拥有学习能力、自适应能力和近似非线性映射能力^[7]。特别是对于类似果园灌溉后翻浆这样的湿滑路面,以神经网络为基础的路径跟踪控制算法能够很好地解决车辆模型参数的不确定性、外界的扰动以及车辆自适应控制等问题^[8],实现恶劣路面下的路径跟踪精确控制。

目前,开展灌溉翻浆路面下车辆路径跟踪控制的研究较少。针对常规路面下履带式车辆的路径跟踪控制问题,胡家铭等^[9]提出了一种基于模型预测控制的三次 Bezier 曲线参考路径自适应拟合方法,在轨迹跟踪控制器中引入了跟踪误差反馈因子,有效地抑制了模型不确定性和外部干扰带来的影响,但未考虑履带滑转带来的自身跟踪偏差,跟踪效果易受路面条件影响。刘东阳等^[10]针对农用履带式机器人轨迹跟踪控制提出了一种基于长短期记忆网络(LSTM)和准滑动模态的滑模控制方法(SMC),设计基于深度学习方法的 LSTM 来对未知干扰项进行控制补偿,降低了外部干扰的影响。但是 LSTM 神经网络只能计算出由当前机器人位置得来的控制指令,对目标路径没有预测能力。赵登峰等^[11]设计了一种基于模糊神经网络的智能履带车路径跟踪系统,该系统以车辆横向偏差和航向偏差作为控制输入,两侧履带行驶速度差作为输出,实现了路径跟踪控制,但由于其系统主体只有一级神经网络,且计算结果完全依赖跟踪偏差,导致运算抗干扰能力较差。刘志杰等^[12]提出了一种基于虚拟雷达的履带式拖拉路径跟踪控制算法,该算法将不同路径跟踪偏差转换生成对应的虚拟雷达图,对车辆的目标路径走向具有一定的预测能力。同时搭建了一级神经网络获取固定控制指令,但是固定的控制指令无法实现履带式拖拉机实时车速控制,跟踪精度还有提升空间。

针对诸如湿滑路面等地面附着系数小的恶劣工况下车辆路径跟踪控制问题,石沛林等^[13]基于模型预测控制原理设计了一种四轮转向路径跟踪控制

器,设置了车辆状态参数包络约束,提升了车辆行驶时的稳定性,但其主要应用于四轮转向型车辆,算法可移植性较低。李军等^[14]提出了一种考虑车辆稳定性的模型预测路径跟踪控制方法,该方法主要对小附着系数路面、弯道转向时的车辆路径跟踪控制进行了适应性优化,对果园泥泞湿滑的恶劣路面、直线行驶作业工况时的跟踪控制没有做过多考量。黄迎港等^[15]针对冰雪路面车辆路径跟踪控制问题,提出一种路径跟踪复合控制方法,主要使用模糊控制原理构建转角补偿控制器,以道路曲率作为输入,提升了控制的稳定性和准确性,但该算法未直接使用滑转率作为控制参数,控制精度受外界干扰较大。

针对果园路面灌溉翻浆后的履带式车辆路径跟踪控制问题,本文提出一种以虚拟雷达作为路径感知方法、两级深度神经网络串联、考虑翻浆路面履带滑移反馈的履带式割草机路径跟踪控制算法。设定该算法通过虚拟雷达生成虚拟雷达图,经由两级深度神经网络计算获取下一时刻两侧驱动电机的具体控制转速,算法中车体参数仅需车宽。最终通过果园实车对比试验,验证该算法在灌溉翻浆路面下履带式割草机路径跟踪控制的有效性和准确度。

1 材料和方法

1.1 履带式割草机试验平台

本文所使用的履带式割草机试验基础平台由河北省石家庄市无极县鑫农机械有限公司生产,在试验平台上进行了改造,改造后的履带式割草机试验平台结构如图 1 所示。履带式割草机主要技术参数如表 1 所示。



1、6. GNSS 天线 2、3. 履带驱动电机 4. 割盘 5. 发动机
7、11. 电机驱动器 8. 下位机 9. 动力电池 10. 遥控信号接收器

图 1 试验平台

Fig. 1 Test platform

表 1 履带式割草机主要技术参数

Tab. 1 Main technical parameters of crawler mower

参数	数值
长×宽×高/(m×m×m)	1.8×1.0×0.75
整机质量/kg	500
割盘数量	3
割盘直径/m	0.35
割刀转速/(r·min ⁻¹)	1 600
最远遥控距离/m	800
行进速度/(m·s ⁻¹)	0~1.2

则目标路径直线可以表示为^[12]

$$A_0x + B_0y + C_0 = 0 \tag{2}$$

两条虚拟路径边界方程分别为

$$A_1x + B_1y + C_1 = 0 \tag{3}$$

$$A_2x + B_2y + C_2 = 0 \tag{4}$$

推导得到关系式

$$A_0 = A_1 = A_2 = y_s - y_e$$

$$B_0 = B_1 = B_2 = x_e - x_s$$

$$C_0 = x_s y_e - x_e y_s$$

$$C_1 = C_0 + \frac{d\sqrt{A_1^2 + B_1^2}}{2}$$

$$C_2 = C_0 - \frac{d\sqrt{A_2^2 + B_2^2}}{2}$$

式(2)~(4)中, A_0 、 A_1 、 A_2 、 B_0 、 B_1 、 B_2 、 C_0 、 C_1 、 C_2 为方程中的常数。计算虚拟雷达图,取扫描分辨率为 1° ,则某时刻虚拟雷达共向周围均匀发射 360 条探测波束,第 i 道虚拟探测波束到某侧虚拟路径边界的距离为

$$l_j^{(i)} = -\frac{A_jx + B_jy + C_j}{\sqrt{A_j^2 + B_j^2} \sin(\theta + i)} \tag{5}$$

式中 i ——虚拟雷达发射的探测波束序号

j ——虚拟路径边界标号

其中 j 取值为 1 或 2,代表虚拟雷达中心向左侧虚拟路径边界发射探测波束或向右侧虚拟路径边界发射探测波束。

通过式(5)计算虚拟雷达探测距离时,若 $\sqrt{A_j^2 + B_j^2} \sin(\theta + i)$ 为 0,则规定此时的探测距离为最大值,即为 $l_{\max}$;若 $l_1^{(i)} < 0$ 或 $l_1^{(i)} > l_{\max}$,则令 $l_1^{(i)} = l_{\max}$;若 $l_2^{(i)} < 0$ 或 $l_2^{(i)} > l_{\max}$,则令 $l_2^{(i)} = l_{\max}$ 。每次计算生成虚拟雷达图时,虚拟雷达中心都会向两侧虚拟路径边界同时发射虚拟探测波束,而每次只取其中一个探测距离作为此刻的有效虚拟雷达探测距离,故此时涉及到发射中心到两侧虚拟路径边界的距离比较:本文算法每次取虚拟雷达中心探测至虚拟路径边界的距离最小值作为本次有效虚拟雷达探测距离,即 $l^{(i)} = \min(l_1^{(i)}, l_2^{(i)})$ 。将所有虚拟雷达探测距离归一化处理组成最终的虚拟雷达图,以供后续的神经网络使用。

2 路径跟踪控制算法

2.1 控制算法逻辑

导航路径跟踪控制的实质是根据车辆与目标路径的相对位置关系计算得到对应的行驶指令。分析目前小型履带式割草机的功能及作业特点,其工作时的基础动作都可以简化成 4 种:直行、左转、右转

和停车,其余的行驶动作也都可以简化为这 4 种动作的组合。但由于单一固定的控制指令对道路的自适应能力较弱,且易受到外界干扰影响,导致控制效果较差或控制失灵。故本文算法中搭建一级深度神经网络的目的是通过其生成的虚拟雷达图描述履带式割草机相对于虚拟路径边界的位置关系,随后再由二级深度神经网络通过计算多个控制影响参数获得实时准确的履带驱动电机控制转速。

基于虚拟雷达和两级深度神经网络的算法主要框架如图 4 所示。

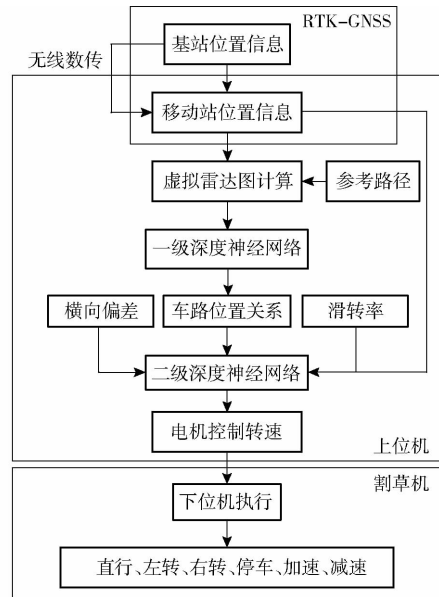


图 4 基于虚拟雷达和两级深度神经网络的算法框图

Fig. 4 Algorithm framework combining virtual radar and two-stage deep neural network

2.2 一级深度神经网络结构及作用

一级深度神经网络如图 5 所示,输入端为批量归一化之后的虚拟雷达图,输出端为履带式割草机相对于目标路径段的位置关系,用以代表实际工作中履带式割草机会出现在目标路径上的各种情况。而相对位置关系可由偏差来描述,在目标路径左侧时由虚拟雷达得出的履带式割草机相对于目标路径段的偏差关系可能出现 4 种情况:①只存在横向跟

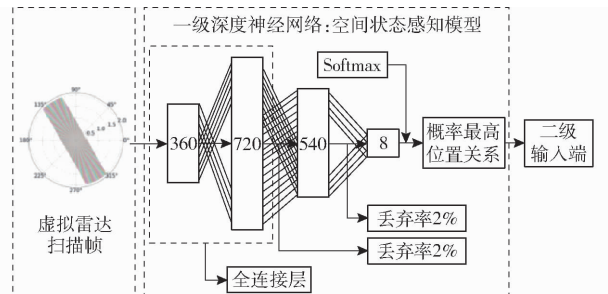


图 5 一级深度神经网络结构及作用示意图

Fig. 5 Schematic of structure and function of first-level deep neural network

踪偏差,航向偏差为零。②存在横向偏差,航向偏差大于零。③存在横向偏差,航向偏差小于零。④不存在横向偏差。

以上 4 种偏差情况对应的相对位置关系在目标路径段的右侧同样对称存在,因此一级深度神经网络共设置了 8 个输出。

一级深度神经网络通过深度学习建立履带式割草机与目标路径的相对位置关系和虚拟雷达图之间的映射关系,并将其转换为 $[0,7]$ 的对应数值标签值作为二级深度神经网络的输入。

2.3 横向跟踪偏差影响因子

履带式割草机在路径跟踪过程中会出现航向偏差和横向跟踪偏差,为简化分析,以下只分析仅存在相同横向跟踪偏差或仅存在相同航向偏差时的履带式割草机路径跟踪控制原理。

图 6 为在航向偏差为 0° 时,不同横向跟踪偏差下的两侧履带驱动电机控制转速。当履带式割草机位于路径左侧时,左侧的履带驱动电机控制转速大于右侧;当履带式割草机位于路径右侧时,右侧的履带驱动电机控制转速大于左侧,以此实现履带式割草机向目标路径靠近跟踪。

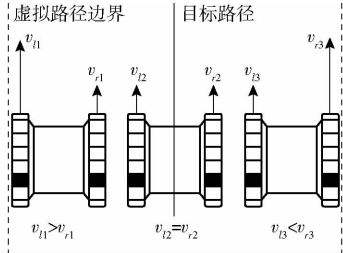


图 6 不同横向偏差、相同航向偏差下的履带控制转速
Fig. 6 Track control speed at different lateral deviations and the same heading deviation

由以上分析可知,在同一航向偏差下,横向跟踪偏差对履带式割草机的路径跟踪控制有着重要作用,如果不考虑不同横向跟踪偏差对履带驱动电机速度控制的影响,会导致控制数值单一,不能很好地适应环境。因此引入横向偏差距离影响因子 α 线性调节控制车速,使履带式割草机可以在不同的横向偏差下获得当前最佳的履带驱动电机控制转速。如图 7 所示,在同一航向偏差 0° 时,越偏离目标路径线,履带驱动电机的控制转速差越大。横向偏差距离影响因子 α 在虚拟路径边缘及外侧取最大值 1,靠近目标路径方向则线性缩减直至为 0。

2.4 航向角对履带转速差的控制策略

图 8 为在同一横向跟踪偏差 b 下,航向角对履带驱动电机转速的控制作用:履带式割草机位于目标路径左侧时,航向角偏差越大,设定两侧履带的转速差值也越大,因此可在履带式割草机航向偏差较

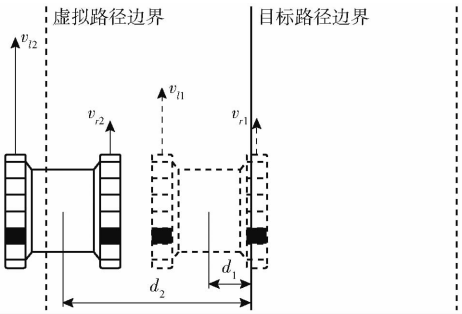


图 7 横向偏差距离影响因子对速度控制的影响
Fig. 7 Influence of lateral deviation distance influence factor on speed control

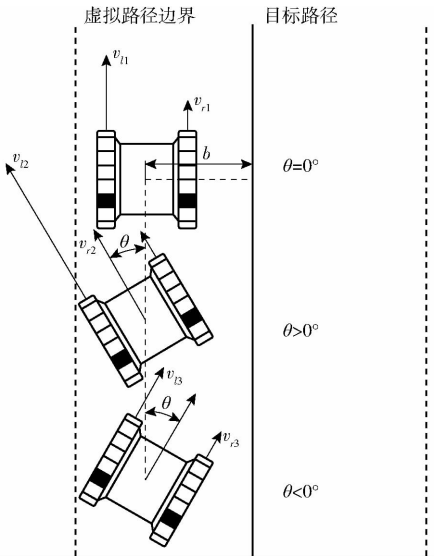


图 8 同一横向偏差、不同航向偏差下的履带控制转速
Fig. 8 Track speed control under the same lateral deviation and different heading deviations

大时使其快速回正;航向角偏差越小,设定两侧履带的转速差值越小,此时两侧履带转速差会逐渐接近于 0,因此可以在履带式割草机航向角偏差较小时借助自身当前已有的行进趋势靠近目标路径线,避免超调。当履带式割草机位于目标路径右侧时,两侧履带的转速差控制变化与其在左侧时相反。

2.5 折算履带滑转率 β

由于果园内的路面较为恶劣,尤其在灌溉后,果园路面被果树荫蔽覆盖,水分不易蒸发,人走过或车辆驶过容易导致路面翻浆,如图 9 所示。故在果园内进行履带式割草机路径跟踪作业时,应当考虑履带在灌溉后翻浆路面行驶时的滑转带来的跟踪偏差影响。

传统车轮滑转定义为:车辆在松软路面行驶时,会使土壤产生剪切变形,而变形的产生将导致履带的接地面相对地面有向后的滑动,此时履带走过的距离小于纯滚动时履带所走过的距离,即为滑转^[16]。而滑转率则指车辆的理论速度和实际速度的差值与理论速度的比值。



图9 灌溉后翻浆的果园路面

Fig. 9 Orchard road surface turned after irrigation

履带式割草机在泥泞果园路面作业时,两侧履带的转速难以实时测算,数据分析难度较大,同时为了降低成本,减少传感器的使用,本文对履带的滑转率进行折算,以航向角关系代替滑转率进入二级深度神经网络进行运算。将对折算履带滑转率进行计算推导。

图10中,假设第1条控制指令发出之前,履带式割草机的航向角为 0° ,即假设此时不存在航向偏差。 S_l 为理想状态履带式割草机不发生滑转时,左侧履带在一个控制指令周期内走过的距离

$$S_l = v_l \Delta t \quad (6)$$

式中 Δt ——两次上位机发送履带转速控制指令的时间间隔

v_l ——某一时刻左侧履带的期望控制转速

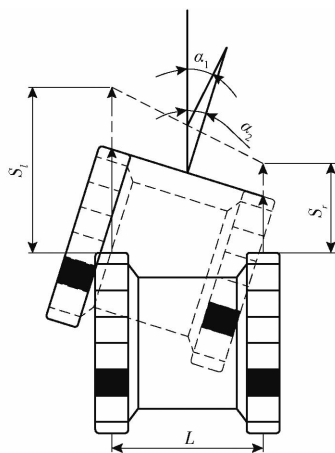


图10 发生滑转时履带式割草机航向角变化

Fig. 10 Change of crawler mower's heading angle when skidding occurred

同理,可得右侧履带不发生滑转时在一个指令周期内走过的距离

$$S_r = v_r \Delta t \quad (7)$$

由图10以及式(6)、(7)可得理想状态下,某一控制指令发送并执行完成后履带式割草机的航向角改变量 α_1 为

$$\alpha_1 = \arctan \frac{S_l - S_r}{L} = \arctan \frac{(v_l - v_r) \Delta t}{L} \quad (8)$$

而在泥泞路面行驶的履带式割草机发生滑转时,两侧履带不能行驶至期望位置,则导致实际履带式割草机在一个控制指令周期内只能走到图10中虚线所示位置,可由导航设备直接获取当前的真实航向角 α_2 。

此时履带式割草机的履带滑转率 β 可表示为

$$\beta = \frac{\alpha_1 - \alpha_2}{\alpha_1} = 1 - \frac{\alpha_2}{\arctan \frac{(v_l - v_r) \Delta t}{L}} \quad (9)$$

由于折算的履带滑转率需要作为二级深度神经网络的输入数据,而滑转率是 $[0, 1)$ 之间的数,不利于后续计算,故需对滑转率进行处理。将计算得到的履带折算滑转率乘以10,变为取值范围是 $[0, 10)$ 的数,再取其整数部分作为有效数据,即折算后的履带滑转率取值为 $[0, 9]$ 之间的整数。

2.6 二级深度神经网络结构及作用

二级深度神经网络收集一级深度神经网络生成的履带式割草机和目标路径之间的相对位置关系标签值以及履带式割草机的履带折算滑转率、横向跟踪偏差影响因子、横向跟踪偏差、航向偏差等参数数值。通过深度学习建立当前履带式割草机两侧履带驱动电机的精确控制转速与以上多参数之间的映射关系。二级深度神经网络的工作作用示意如图11所示。

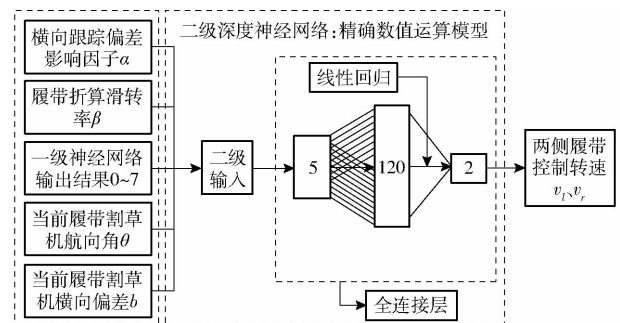


图11 二级深度神经网络结构及作用示意图

Fig. 11 Schematic of structure and function of second-level deep neural network

3 深度神经网络搭建

随着计算机性能不断提升,深度学习在诸如图像识别、无人驾驶、自然语言处理等领域有着越来越广泛的应用。本研究采用 Python 3.7 和 MXnet 深度学习库搭建神经网络框架,运行环境为 macOS Monterey 系统。

3.1 一级深度神经网络组成

一级深度神经网络的输入神经元个数由输入的虚拟雷达探测波束个数决定,由于取 1° 作为单位时间虚拟雷达扫描的最小角度,则输入设定为360个

神经元(圆周扫描),2 个隐藏层分别设置 720 个和 540 个神经元,激活函数为线性整流函数(ReLU)。

因为设置了航向角的正负,所以在目标路径左右两侧的履带式割草机控制策略是关于目标路径对称的,共有 8 条,故输出层神经元个数设置为 8。输出层采用 Softmax 函数作为激活函数。

Softmax 回归的意义在于将输出层的神经网络计算结果进行整合,得到和为 1 的概率分布结果,可以直接通过选取概率最大的结果作为本次的输出,方便后续程序处理。图 12 为一级深度神经网络的结构示意图。

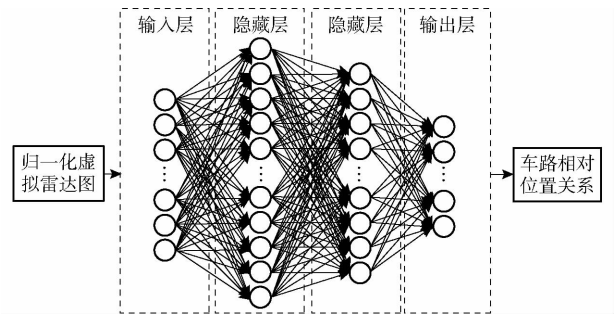


图 12 一级深度神经网络结构示意图

Fig. 12 Schematic of first-level deep neural network structure

3.2 一级深度神经网络训练数据

本文算法所有神经网络训练数据均由程序产生,过程原理为生成某一标签下的所有虚拟雷达图作为一组训练数据。取值为:总航向角偏差为 $[-60^{\circ}, 60^{\circ}]$,每组取 $[-60^{\circ}, 0^{\circ}]$ 或 $[0^{\circ}, 60^{\circ}]$,分度为 1° ;横向位置距离偏差为 $[-1\text{ m}, 1\text{ m}]$;单组训练集最大横向位移跨度 0.5 m ;每组横向距离分度为 0.005 m ;每组训练数据赋予相同标签,标签值为 $[0, 7]$,分度为 1 。

通过以上划分方式,将履带式割草机的 2 m 横向偏差变动范围平均分成 4 部分,每部分涵盖 $[-60^{\circ}, 0^{\circ}]$ 及 $[0^{\circ}, 60^{\circ}]$ 两部分的航向角偏差,所以共生成 8 组训练数据,同时每组训练数据仅对应一个标签。按照本文算法规定的分度取值计算可知每组数据包含 6 000 个虚拟雷达图,程序生成的 8 组训练数据整合统一后共为 48 000 条数据。考虑到实际作业中可能会出现各种意外情况,因此人为添加 2 000 条停车指令标签对应的训练数据,最终形成 50 000 条供一级深度神经网络使用的数据集。此数据集按照比例 8:1:1 分为训练集、验证集和测试集。

3.3 一级深度神经网络训练

通过对一级深度神经网络训练获得神经网络权重参数,训练模式选取小批量随机梯度下降(SGD),

经试验选取训练学习率为 0.05,批量大小为 100,迭代周期为 10 次,2 个隐藏层的损失率均取为 0.02。损失函数取交叉熵损失函数,理由是交叉熵函数只关心对正确类别的预测概率,只要其值足够大,就可以确保分类结果正确。其公式为

$$l(\Theta_1) = -\frac{1}{n} \sum_{a=1}^n \sum_{b=1}^q y_b^{(a)} \lg \hat{y}_b^{(a)} \tag{10}$$

式中 Θ_1 ——一级深度神经网络模型参数
n——训练数据集的样本数
q——神经网络输出类别
a——样本序号
b——输出类别序号
 $y_b^{(a)}$ ——真实标签概率分布中非 0 即 1 元素
 $\hat{y}_b^{(a)}$ ——预测的标签概率分布值

3.4 一级深度神经网络训练环境及训练结果

本研究用于训练神经网络数据计算机的主要硬件配置为:中央处理器(CPU)主频 2.3 GHz,八核,Intel Core i9;内存 16 GB,2 400 MHz,DDR4。

训练周期中训练集的损失值变化曲线如图 13 所示,训练集和验证集下的训练精度变化如图 14 所示。训练结束后所得的最终测试集精度为 0.994,超过标准值 0.95,训练所得的神经网络参数有效。

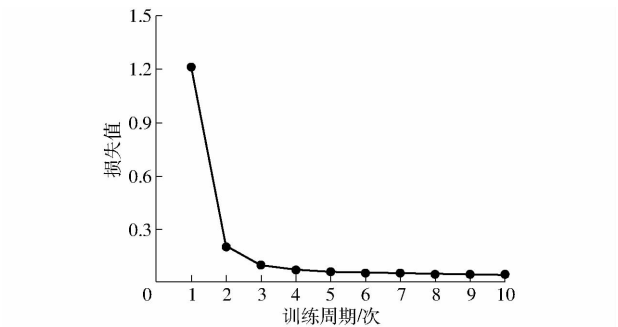


图 13 一级深度神经网络训练过程训练集对应的损失值变化曲线

Fig. 13 Change of loss value corresponding to training set during first-level deep neural network training

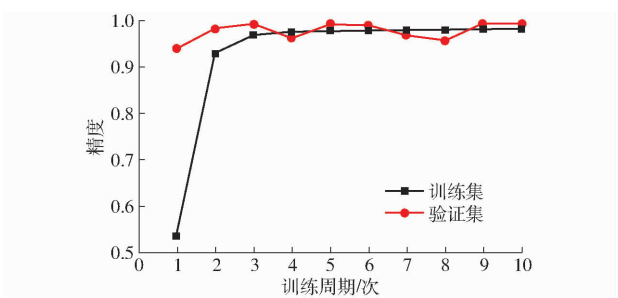


图 14 一级深度神经网络训练过程训练集与验证集精度变化曲线

Fig. 14 Accuracy changes of training set and verification set during first-level deep neural network training

3.5 二级深度神经网络组成

二级深度神经网络控制系统将结合一级深度神经网络输出的履带式割草机和目标路径段的相对位置关系进一步给出具体的控制信息。由于履带式割草机的控制量只有左右两侧的电机转速,而对电机的控制需要具有连续性、稳定性,所以本文算法的二级深度神经网络采用线性回归形式,以此直接输出连续控制量。不使用激活函数,直接使用输出端的数值作为最终速度控制数值。

本文算法设定二级深度神经网络的输入包括一级深度神经网络输出、当前履带式割草机航向角、当前横向偏差,同时将上位机计算得到的履带折算滑转率、横向跟踪偏差影响因子也作为输入。输出为右侧(左侧)电机的控制转速,同一横向偏差下左侧(右侧)电机控制转速始终保持不变,二级深度神经网络结构示意图如图 15 所示。

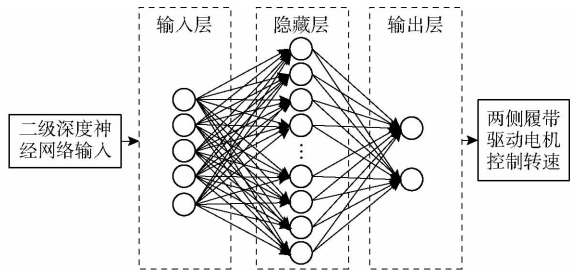


图 15 二级深度神经网络结构示意图

Fig. 15 Schematic of second-level deep neural network structure

3.6 二级深度神经网络训练数据

二级深度神经网络的训练数据也由程序直接产生,神经网络输出端为电机的转速控制量,这里为驱动电机电压的 PWM 数值,发送给下位机进行处理执行,生成训练数据的参数设置如下:横向偏差范围 $[-1\text{ m}, 1\text{ m}]$,分度为 0.4 m ;同一横向偏差下航向角变化范围 $[-60^\circ, 60^\circ]$,分度为 2° ;履带折算滑转率范围 $[0, 9]$,分度为 1 ;横向跟踪偏差影响因子 $[0, 1]$,分度为 0.1 ;输入端一级深度神经网络标签数值 $[0, 7]$,分度为 1 ;神经网络输出端标签值范围 $[0, 50]$,分度为 1 。

对训练数据进行整合分析,履带式割草机任意位置考虑航向角影响将获得 60 组确定的履带驱动电机控制速度数据,引入全范围的折算滑转率 β 参与数据生成,获得 600 组数据,考虑目标路径两侧共计 2 m 的横向偏差变动范围,对应生成 3 000 组数据,再引入横向跟踪偏差影响因子,获得 30 000 组数据。最终由于每个一级深度神经网络输出的标签值都对应一组全范围数据,故共计 240 000 组数组作为二级深度神经网络的训练数

据。同样以比例 8:1:1 划分为训练集、验证集、测试集。

3.7 二级深度神经网络训练

对二级深度神经网络的网络参数训练迭代依然使用小批量随机梯度下降,批量大小设为 10,学习率设为 0.001,迭代周期设为 100 次,激活函数仍选用线性整流函数,由于只有全连接层且结果较为简单,故损失函数选为平方函数,其表达式为

$$l^{(i)}(\Theta_2) = \frac{1}{2}(\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2 \quad (11)$$

式中 $l^{(i)}(\Theta_2)$ ——第 i 个样本误差

Θ_2 ——二级深度神经网络模型参数

$\hat{y}^{(i)}$ ——神经网络输出端的第 i 个预测值

$y^{(i)}$ ——第 i 个预测值对应的标准标签值

采用通用的平均法来评价神经网络训练参数的品质,即用训练数据集中的所有样本误差的平均来衡量模型预测的质量,计算式为

$$l(\Theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2}(\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2 \quad (12)$$

式中 $l(\Theta)$ ——全体样本的平均损失值

m ——训练集内全体样本个数

3.8 二级深度神经网络训练环境及训练结果

二级深度神经网络的训练环境同一级深度神经网络。训练过程中训练集的损失值变化如图 16 所示。训练集和验证集的精度变化如图 17 所示。100 次迭代之后训练集上的损失值趋近于 0,同时验证集精度接近 0.989,高于标准 0.95,结果有效。

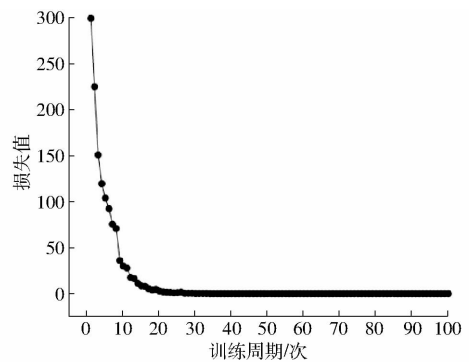


图 16 二级深度神经网络训练过程训练集对应的损失值变化曲线

Fig. 16 Change of loss value corresponding to training set in training process of second-level deep neural network

4 实车试验

为验证所提出控制算法的有效性,在履带式割草机试验平台上进行了 U 形路径下的跟踪试验。作业路径均选取在河北省石家庄市鑫农机有限公司所属的示范果园内,果树行间距为 2.5 m ,

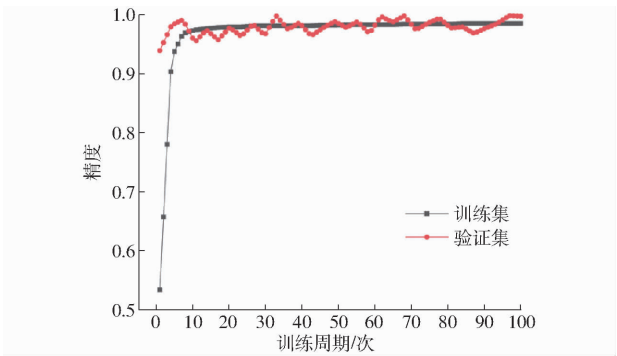


图 17 二级深度神经网络训练过程训练集和验证集的精度变化曲线

Fig. 17 Accuracy changes of training set and verification set during second-level deep neural network training process

采取回形作业策略,目标路径设计为 30 m × 2 m 的 U 形折线路径,路面条件为灌溉后的翻浆路面,履带易发生滑转。为保证试验结果的准确性,相同作业工况下做 3 组重复性试验。试验场地及车路初始位置关系如图 18 所示。



图 18 履带式割草机路径跟踪试验场景

Fig. 18 Track tracking test of crawler mower

为进一步验证本文算法的稳定性及准确性,在对本文算法进行实车试验的同时采用目前车辆路径跟踪控制中广泛使用的基于纯追踪模型的控制算法作为对比,于相同的作业工况下进行履带式割草机的路径跟踪试验。考虑不同试验车速对算法稳定性的影响,设定试验车速分别为 0.4、0.8 m/s。试验基准目标路径由定位基站测得的坐标数据人为处理后整合生成。试验结果偏差均取绝对偏差。试验两种算法所得的路径跟踪效果如图 19 所示。U 形路径跟踪的试验结果如表 2 所示。

由图 19、表 2 可知,使用本文算法控制的履带式割草机在 U 形路径下的跟踪效果良好,车速 0.4 m/s 时,路径跟踪最大横向偏差均值为 0.064 m,平均横向偏差均值为 0.026 m;车速 0.8 m/s 时,路径跟踪最大横向偏差均值为 0.072 m,平均横向偏差均值为 0.033 m。使用纯追踪算法控制的履带式割草机在 U 形路径下的跟踪偏差相比本文算法较大,车速 0.4 m/s 时,路径跟踪最大横向偏差均值为 0.093 m,平均横向偏差均值为 0.040 m;车速 0.8 m/s 时,路径跟踪最大横向偏差均值为

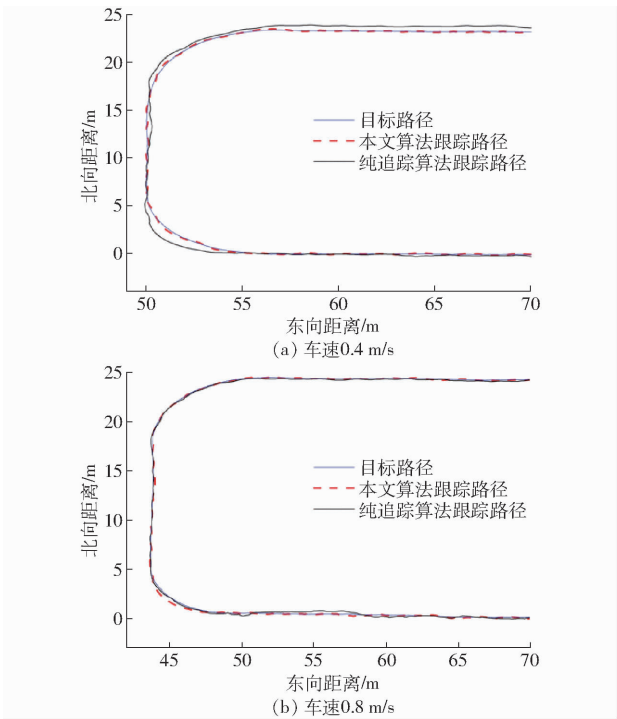


图 19 履带式割草机使用两种算法得到的 U 形路径跟踪轨迹

Fig. 19 U-shaped path tracking trajectory of crawler mower based on two algorithms

表 2 路径跟踪试验结果

Tab. 2 Path tracking test data

车速/ (m·s ⁻¹)	试验算法	试验 编号	最大横向 偏差/m	平均横向 偏差/m	标准差/ m
0.4	本文算法	1	0.068	0.030	0.022
		2	0.066	0.021	0.025
		3	0.058	0.028	0.023
		均值	0.064	0.026	0.023
	纯追踪算法	1	0.098	0.038	0.044
		2	0.091	0.043	0.034
		3	0.089	0.040	0.036
		均值	0.093	0.040	0.038
0.8	本文算法	1	0.073	0.036	0.025
		2	0.069	0.031	0.022
		3	0.075	0.032	0.024
		均值	0.072	0.033	0.024
	纯追踪算法	1	0.081	0.046	0.047
		2	0.092	0.048	0.051
		3	0.099	0.048	0.051
		均值	0.091	0.047	0.050

0.091 m,平均横向偏差均值为 0.047 m。

两种算法 U 形路径跟踪精度试验结果如表 3 所示。

由表 3 可知,本文算法的所有路径跟踪指标均优于纯追踪算法,最大横向偏差最高降低 31.18%,平均横向偏差最高降低35.00%,标准差最高降低

表3 算法路径跟踪精度对比

Tab.3 Comparison of algorithm path tracking accuracy					
车速/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	跟踪精度 评价指标	本文算 法试验 值/m	纯追踪 算法试 验值/m	试验 差值/ m	变化 率/ %
0.4	最大横向偏差均值	0.064	0.093	0.029	31.18
	平均横向偏差均值	0.026	0.040	0.014	35.00
	标准差均值	0.023	0.038	0.015	39.47
0.8	最大横向偏差均值	0.072	0.091	0.019	20.88
	平均横向偏差均值	0.033	0.047	0.014	29.79
	标准差均值	0.024	0.050	0.026	52.00

52.00%。表明本文提出的算法在 U 形路径下的整体跟踪性能明显好于基于纯追踪模型的路径跟踪控制算法,同时本文算法试验所得路径跟踪偏差的标准差较小,表明对试验中存在的路面翻浆环境具有更好的适应性。

5 结论

(1)针对果园灌溉翻浆路面下履带式割草机难以实现高精度路径跟踪控制的问题,提出了一套融合

虚拟雷达和两级深度神经网络的路径跟踪控制算法,建立了虚拟雷达和两级串联的深度神经网络模型,实现了对履带式割草机驱动电机转速的直接控制。

(2)控制算法中一级深度神经网络的输入端仅有归一化的虚拟雷达图作为输入,简化了神经网络的训练复杂度。细化输出端神经元的输出数值标签为 8 个。二级深度神经网络的输入考虑了横向跟踪距离偏差、航向偏差、履带折算滑转率、横向跟踪偏差影响因子和一级深度神经网络输出的影响,避免单一参数易受外界干扰的问题。全算法仅需车宽参数作为主要模型参数,算法可移植性高。

(3)开展了实车试验,在 U 形跟踪路径下,即使果园路面泥泞、履带易滑转,使用该算法控制的履带式割草机在车速 0.4 m/s 时,路径跟踪的最大横向偏差均值为 0.064 m;车速 0.8 m/s 时,路径跟踪的最大横向偏差均值为 0.072 m。相较于同等工况下的纯追踪控制算法,最大横向偏差分别减小 31.18% 和 20.88%,平均横向偏差分别减小 35.00% 和 29.79%。

参 考 文 献

[1] 杨天,赵武云,陈伯鸿,等.我国果园割草机发展现状与展望[J].农业工程,2022,12(1):5-14.
YANG Tian,ZHAO Wuyun,CHEN Bohong,et al. Development status and prospect of orchard lawn mower in China[J]. Agricultural Engineering,2022,12(1):5-14. (in Chinese)

[2] 赵映,肖宏儒,梅松,等.我国果园机械化生产现状与发展策略[J].中国农业大学学报,2017,22(6):116-127.
ZHAO Ying,XIAO Hongru,MEI Song,et al. Curent status and development strategies of orchard mechanization production in China[J]. Journal of China Agricultural University, 2017,22(6):116-127. (in Chinese)

[3] 白晓平,孟鹏,王卓,等.基于运动特性的农机导航控制方法[J].农业机械学报,2021,52(11):21-27.
BAI Xiaoping,MENG Peng,WANG Zhuo,et al. Control method for navigation based on kinetic characteristic of agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(11):21-27. (in Chinese)

[4] WANG Hongbo,HU Chenglei,ZHOU Juntao,et al. Path tracking control of an autonomous vehicle with model-free adaptive dynamic programming and RBF neural network disturbance compensation[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering,2022,236(5):825-841.

[5] WANG Huiran,WANG Qidong,CHEN Wuwei,et al. A novel path tracking approach considering safety of the intended functionality for autonomous vehicles[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering,2022,236(4):738-752.

[6] 柴善鹏,姚立健,徐丽君,等.基于动态前视距离纯追踪模型的温室农机路径跟踪研究[J].中国农机化学报,2021,42(11):58-64,79.
CHAI Shanpeng,YAO Lijian,XU Lijun,et al. Study on greenhouse agricultural machinery path tracking based on dynamic forward-looking distance pure tracking model[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021,42(11):58-64,79. (in Chinese)

[7] 孙伟,张琦,孙丰.基于遗传神经网络的虚拟履带车辆自主导航[J].解放军理工大学学报(自然科学版),2006,7(3):256-260.
SUN Wei,ZHANG Qi,SUN Feng. Auto-navigating virtual tracklayer based on genetic artificial neural network[J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2006,7(3):256-260. (in Chinese)

[8] 张守武,王恒,陈鹏,等.神经网络在无人驾驶车辆运动控制中的应用综述[J].工程科学学报,2022,44(2):235-243.
ZHANG Shouwu,WANG Heng,CHEN Peng,et al. Overview of the application of neural networks in the motion control of unmanned vehicles[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022,44(2):235-243. (in Chinese)

[9] 胡家铭,胡宇辉,陈慧岩,等.基于模型预测控制的无人驾驶履带车辆轨迹跟踪方法研究[J].兵工学报,2019,40(3):456-463.
HU Jiaming,HU Yuhui,CHEN Huiyan,et al. Research on trajectory tracking of unmanned tracked vehicles based on model predictive control[J]. Acta Armamentarii, 2019,40(3):456-463. (in Chinese)

[10] 刘东阳,查文文,陶亮,等.基于 LSTM 和 SMC 的农用履带机器人轨迹跟踪控制[J/OL].系统仿真学报:1-13[2022-06-28].

- LIU Dongyang,ZHA Wenwen,TAO Liang,et al. Tracking control of crawler robot based on LSTM and SMC[J/OL]. Journal of System Simulation; 1 – 13[2022 – 06 – 28]. DOI:10.16182/j.issn1004731x.joss.21 – 1248. (in Chinese)
- [11] 赵登峰,王国强,许纯新,等. 基于模糊神经网络的智能履带车路径跟踪系统[J]. 农业工程学报,2003,19(2):149 – 152.
ZHAO Dengfeng,WANG Guoqiang,XU Chunxin,et al. Intelligent crawler vehicle path tracking system based on fuzzy neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2003,19(2):149 – 152. (in Chinese)
- [12] 刘志杰,王小乐,任志刚,等. 基于虚拟雷达模型的履带拖拉机导航路径跟踪控制算法[J]. 农业机械学报,2021,52(6):376 – 385.
LIU Zhijie,WANG Xiaole,REN Zhigang,et al. Crawler tractor navigation path tracking control algorithm based on virtual radar model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(6):376 – 385. (in Chinese)
- [13] 石沛林,蒋军锡,侯建伟,等. 考虑行驶稳定性的四轮转向车辆路径跟踪控制研究[J]. 广西大学学报(自然科学版),2021,46(3):606 – 614.
SHI Peilin,JIANG Junxi,HOU Jianwei,et al. Research on path following control of four-wheel steering vehicle considering driving stability[J]. Journal of Guangxi University(Natural Science Edition), 2021,46(3):606 – 614. (in Chinese)
- [14] 李军,唐爽,周伟. 考虑车辆稳定性的模型预测路径跟踪方法[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2019,40(5):574 – 579.
LI Jun,TANG Shuang,ZHOU Wei. Model prediction path tracking method considering vehicle stability[J]. Journal of Huaqiao University(Natural Science), 2019,40(5):574 – 579. (in Chinese)
- [15] 黄迎港,罗文广,蓝红莉,等. 复杂路况下无人车辆全速域路径跟踪复合控制研究[J]. 重庆理工大学学报(自然科学),2022,36(2):28 – 36.
HUANG Yinggang,LUO Wenguang,LAN Hongli,et al. Study on composite path tracking control of unmanned vehicle in full-speed domain under complex road conditions[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2022,36(2):28 – 36. (in Chinese)
- [16] 康翌婷,张煜,曾日芽. 地面不平条件下考虑滑动转向特性的履带车辆路径跟踪控制[J]. 中南大学学报(自然科学版),2022,53(2):491 – 501.
KANG Yiting,ZHANG Yu,ZENG Riya. Path tracking control of tracked vehicles considering skid-steer characteristics on uneven terrain[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2022,53(2):491 – 501. (in Chinese)
- [17] 李睿,项昌乐,王超,等. 自动驾驶履带车辆鲁棒自适应轨迹跟踪控制方法[J]. 兵工学报,2021,42(6):1128 – 1137.
LI Rui, XIANG Changle, WANG Chao, et al. Robust adaptive trajectory tracking control approach for autonomous tracked vehicles[J]. Acta Armamentarii, 2021,42(6):1128 – 1137. (in Chinese)
- [18] 王辉,王桂民,罗锡文,等. 基于预瞄追踪模型的农机导航路径跟踪控制方法[J]. 农业工程学报,2019,35(4):11 – 19.
WANG Hui,WANG Guimin,LUO Xiwen,et al. Path tracking control method of agriculture machine navigation based on aiming pursuit model[J]. Transactions of the CSAE, 2019,35(4):11 – 19. (in Chinese)
- [19] 陈泽宇,赵广耀,翟丽,等. 基于模糊 PID 算法的双侧电传动履带车辆转向控制策略研究[J]. 中国机械工程,2013,24(3):410 – 414,425.
CHEN Zeyu,ZHAO Guangyao,ZHAI Li,et al. Research on turning control strategy based on fuzzy-PID algorithms for dual electric tracked vehicle[J]. China Mechanical Engineering, 2013,24(3):410 – 414,425. (in Chinese)
- [20] 赵翾,杨珏,张文明,等. 农用轮式铰接车辆滑模轨迹跟踪控制算法[J]. 农业工程学报,2015,31(10):198 – 203.
ZHAO Xuan,YANG Yu,ZHANG Wenming,et al. Sliding mode trajectory tracking control algorithm for agricultural wheeled articulated vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(10):198 – 203. (in Chinese)
- [21] 盖江涛,黄守道,周广明,等. 双电机耦合驱动履带车辆自适应滑模转向控制[J]. 兵工学报,2015,36(3):405 – 411.
GAI Jiangtao,HUANG Shoudao,ZHOU Guangming,et al. Adaptive sliding mode steering control of double motor coupling drive transmission for tracked vehicle[J]. Acta Armamentarii, 2015,36(3):405 – 411. (in Chinese)
- [22] 张硕,刘进一,杜岳峰,等. 基于速度自适应的拖拉机自动导航控制方法[J]. 农业工程学报,2017,33(23):48 – 55.
ZHANG Shuo, LIU Jinyi, DU Yuefeng, et al. Method on automatic navigation control of tractor based on speed adaptation[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(23): 48 – 55. (in Chinese)
- [23] ZHANG Kanghua,WANG Jixin,XIN Xueting,et al. A survey on learning-based model predictive control: toward path tracking control of mobile platforms[J]. Applied Sciences,2022,12(4):12041995.
- [24] MA Jichang,XIE Hui,SONG Kang,et al. Self-optimizing path tracking controller for intelligent vehicles based on reinforcement learning[J]. Symmetry,2022,14(1):14010031.
- [25] 黎永键,赵祚喜,黄培奎,等. 基于 DGPS 与双闭环控制的拖拉机自动导航系统[J]. 农业机械学报,2017,48(2):11 – 19.
LI Yongjian,ZHAO Zuoxi,HUANG Peikui,et al. Automatic navigation system of tractor based on DGPS and double closed-loop steering control[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(2):11 – 19. (in Chinese)
- [26] LIU Qianjie,SONG Shuang,HU Huosheng,et al. Extended model predictive control scheme for smooth path following of autonomous vehicles[J]. Frontiers of Mechanical Engineering,2022,17(1):33 – 48.
- [27] JEONG Y,YIM S. Model predictive control-based integrated path tracking and velocity control for autonomous vehicle with four-wheel independent steering and driving[J]. Electronics,2021,10(22):2812.

[18] 袁培森, 曹益飞, 马千里, 等. 基于 Random Forest 的水稻细菌性条斑病识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(1): 139 – 145, 208.
YUAN Peisen, CAO Yifei, MA Qianli, et al. Identification method of rice bacterial leaf streak based on Random Forest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 139 – 145, 208. (in Chinese)

[19] 吴叶兰, 陈怡宇, 廉小亲, 等. 高光谱成像的柑橘病虫害叶片识别方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(12): 3837 – 3843.
WU Yelan, CHEN Yiyu, LIAN Xiaoqin, et al. Study on the identification method of citrus leaves based on hyperspectral imaging technique[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2021, 41(12): 3837 – 3843. (in Chinese)

[20] 王小龙, 邓继忠, 黄华盛, 等. 基于高光谱数据的棉田虫害鉴别研究[J]. 华南农业大学学报, 2019, 40(3): 97 – 103.
WANG Xiaolong, DENG Jizhong, HUANG Huasheng, et al. Identification of pests in cotton field based on hyperspectral data [J]. Journal of South China Agricultural University, 2019, 40(3): 97 – 103. (in Chinese)

[21] ELMASRY G M, NAKAUCHI S. Image analysis operations applied to hyperspectral images for non-invasive sensing of food quality—a comprehensive review[J]. Biosystems Engineering, 2016, 142: 53 – 82.

[22] 朱梦远, 杨红兵, 李志伟. 高光谱图像和叶绿素含量的水稻纹枯病早期检测识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(6): 1898 – 1904.
ZHU Mengyuan, YANG Hongbing, LI Zhiwei. Early detection and identification of rice sheath blight disease based on hyperspectral image and chlorophyll content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(6): 1898 – 1904. (in Chinese)

[23] CHENG Y, YANG S, LIU X, et al. Identification of wine grape varieties based on near-infrared hyperspectral imaging[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2019, 35(6): 959 – 967.

[24] SHEN Y, LI B, LI G, et al. Rapid identification of producing area of wheat using terahertz spectroscopy combined with chemometrics[J]. Spectrochimica Acta. Part A, Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2022, 269: 120694.

[25] WU J, LI X, LIN L, et al. Fast hyperspectral discrimination of rice origin based on AlexNet convolutional neural network[J]. Journal of Chinese Institute of Food Science and Technology, 2022, 22(1): 282 – 288.

[26] XIA C, YANG S, HUANG M, et al. Maize seed classification using hyperspectral image coupled with multi-linear discriminant analysis[J]. Infrared Physics and Technology, 2019, 103: 103077.

[27] WANG L, PANG L, YAN L, et al. Nondestructive rapid identification of soybean varieties using hyperspectral imaging technology[J]. Journal of Applied Spectroscopy, 2022, 89(1): 84 – 91.

[28] DING X, LI H, ZHANG S. Optimized band selection of hyperspectral remote sensing image based on polymorphic ant colony algorithm[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(2): 275 – 284.

[29] DING X H, ZHANG S Q, LI H P, et al. A restrictive polymorphic ant colony algorithm for the optimal band selection of hyperspectral remote sensing images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(3): 1093 – 1117.

[30] WAKHOLI C, KANDPAL L M, LEE H, et al. Rapid assessment of corn seed viability using short wave infrared line-scan hyperspectral imaging and chemometrics[J]. Sensors and Actuators B-Chemical, 2018, 255: 498 – 507.

[31] LI H D, XU Q S, LIANG Y Z. libPLS: an integrated library for partial least squares regression and linear discriminant analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2018, 176: 34 – 43.

[32] BALLANTI L, BLESIOUS L, HINES E, et al. Tree species classification using hyperspectral imagery: a comparison of two classifiers[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 445.

[33] XU H L, ZHANG H Y, HE W, et al. Superpixel-based spatial-spectral dimension reduction for hyperspectral imagery classification[J]. Neurocomputing, 2019, 360: 138 – 150.

(上接第 232 页)

[28] SHI Qiang, ZHANG Jianlin, YANG Ming. Curvature adaptive control based path following for automatic driving vehicles in private area[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University (Science), 2021, 26(5): 690 – 698.

[29] 张华强, 王国栋, 吕云飞, 等. 基于改进纯追踪模型的农机路径跟踪算法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(9): 18 – 25.
ZHANG Huaqiang, WANG Guodong, LÜ Yunfei, et al. Agricultural machinery automatic navigation control system based on improved pure tracking model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 18 – 25. (in Chinese)

[30] 段贤强, 陶建峰, 覃程锦, 等. 变速条件下农业机械路径跟踪稳定控制方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 18 – 24, 32.
DUAN Xianqiang, TAO Jianfeng, QIN Chengjin, et al. Agricultural machinery path tracking stability control method under variable speed conditions[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 18 – 24, 32. (in Chinese)