doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.05.002

基于语义分割网络的植保机器人视觉伺服控制方法

李秀智[1]　方会敏[2,3]　朱玉垒[1]　杜博文[1]　董泓佑[1]

(1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124;
2. 江苏大学农业工程学院, 镇江 212013;
3. 现代农业装备与技术教育部重点实验室(江苏大学), 镇江 212013)

摘要: 为实现稳定可靠的植保机器人视觉伺服控制,提出了一种基于语义分割网络的作物行特征检测方法。基于语义分割网络 ESNet 实现农田场景图像像素级带状区域检测,并利用最小二乘算法拟合得到每条行作物线特征;在此基础上通过设计一种主导航线提取算法获取导航路径,并利用卡尔曼滤波对主导航线几何参数进行平滑处理,有效抑制了不平整地面导致的机器人运动颠簸与视觉图像测量噪声引起的导航参数波动。继而构建机器人前轮转向、后轮差速的阿克曼运动学模型;在图像空间坐标下设计纯追踪控制器实现植保机器人的伺服运动控制。大田环境下的现场实验结果为:总体横向偏差为 0.092 m,验证了本文方法的有效性。

关键词: 植保机器人; 视觉伺服控制; 深度学习; 语义分割网络; 作物行特征检测

中图分类号: TP391.4; S224.3　**文献标识码**: A　**文章编号**: 1000-1298(2024)05-0021-07　**OSID**:

Visual Servo Control of Plant Protection Robot Based on Semantic Segmentation

LI Xiuzhi[1]　FANG Huimin[2,3]　ZHU Yulei[1]　DU Bowen[1]　DONG Hongyou[1]

(1. *Faculty of Information Technology*, *Beijing University of Technology*, *Beijing* 100124, *China*
2. *School of Agricultural Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*
3. *Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment and Technology* (*Jiangsu University*), *Ministry of Education*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: A crop line feature detection method based on semantic segmentation network was proposed to realize stable and reliable visual servo control of plant protection robot. Based on the semantic segmentation network which was termed with ESNet, pixel-wise labeling in farmland images was performed for ribbon regions detection, and least mean squares algorithm was utilized to find out all the crop line feature parameters in real time. Among the derived candidate lines features, a key route line was chosen as the valid navigation path which was responsible for subsequent robot motion control. Kalman filter was subsequently employed to smooth geometrical parameters of the previously specified key route, which effectively suppressed the fluctuation of navigation parameters caused by jolt behavior of plant protection robot generated from uneven ground and measurement noises incorporated in visual images. Afterwards, the sophisticated Ackermann steering kinematic model which was characterized by robot front-wheel steering and rear-wheel differential was introduced. A pure tracking controller was designed in Cartesian coordinate system to realize the servo motion control of plant protection robot. The field experiment conducted in real farmland scenarios verified the effectiveness of the proposed method.

Key words: plant protection robot; visual servo control; deep learning; semantic segmentation net; crop line feature detection

收稿日期: 2023-07-20　修回日期: 2024-01-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(52005310)、江苏大学高级人才基金项目(22JDG041)和农业农村部现代农业装备重点实验室开放项目(2020007)

作者简介: 李秀智(1979—),男,副教授,博士,主要从事机器人导航技术与装备研究,E-mail: xiuzhi.lee@163.com

通信作者: 方会敏(1989—),女,讲师,博士,主要从事田间管理技术与装备研究,E-mail: fanghuimin@ujs.edu.cn

0 引言

作物行的自动检测是智能农机的重要功能之一[1]。当前农业领域机器人导航方式主要以 GPS 导航和视觉导航为主[2],电磁、激光、超声波以及地磁导航也有一定的发展空间[3]。

相比 GPS 导航,视觉传感器成本低廉,且能提供精细的场景信息。在大田场景下,作物行作为具有较强结构化信息的导航路径,其视觉提取方法广受关注。早期的视觉方法主要采用经典的最大类间方差[4]、自适应聚类[5]、超像素[6]等方法实现作物区域的分割,继而采用霍夫变换[7]、最小二乘法[8]等提取作物行的线特征。

但是,由于农田作业场景复杂多变,易受杂草干扰,且作物的视觉外观不规则,导航路径(垄行)参数的波动现象较为突出,难以获取稳定可靠的植保机器人控制效果。

笔者在前期研究中提出一种基于随机抽样一致性算法(Random sample consensus, RANSAC)的视觉导航路径检测方法[9],与霍夫变换相比,该方法具有更高的检测准确率,可达 93.8%,但导航参数的波动导致机器人频繁的姿态调整,无法得到稳定的控制效果。

由于深度学习方法更加关注场景的整体结构特征,因此能够克服农田细微的特征干扰,得到更为鲁棒的几何参数。PHILIPP 等[10]提出了一种基于 CNN 的 RGB 数据的杂草检测方法,受限于早期的网络模型。受此启发,本文引入语义分割网络模型研究垄行的检测问题。通过卡尔曼滤波抑制异常值,最大限度降低机器人车体颠簸对于主行线波动的影响。最后,以主导航线实时提取偏差作为控制依据,建立基于视觉图像伺服的机器人转向控制模式,通过纯追踪算法不断调整植保机器人的运行状态,控制机器人田间自主行走。

1 基于语义分割网络与卡尔曼滤波的导航路径检测

准确可靠的导航路径检测是实现植保机器人自主导航作业的前提。作物行的形状特点决定了锚框式目标检测(如 YOLO)难以适用于垄行检测,因此提出一种基于语义分割网络的作物行检测方法。

1.1 基于语义分割网络的玉米幼苗行检测

大田场景中,机器人视觉系统必须准确地区分作物行和地面土壤区域。为实现像素级检测,本文选用一种端到端的基于高效对称的语义分割网络 ESNet (Effcient symmetric network)[11-12]作为玉米幼苗作物行的感知模型。该模型具有 18 个卷积层,主要包括下采样单元、上采样单元、卷积单元及其并行部分,结构如图 1 所示。

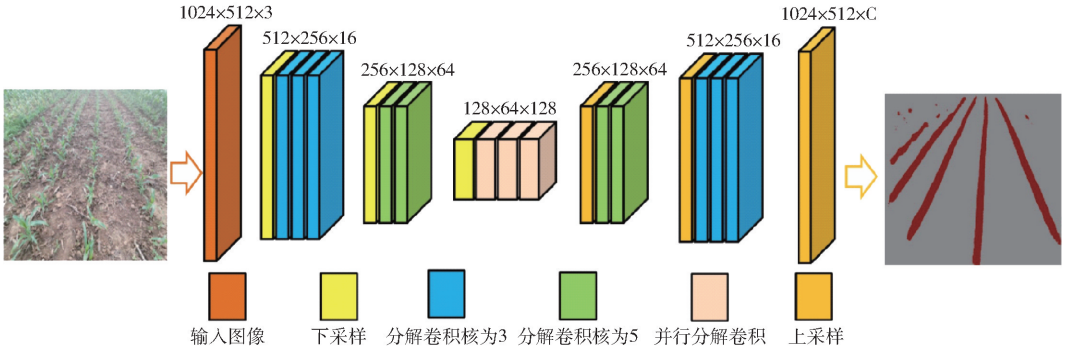


图 1 ESNet 网络整体对称架构

Fig. 1 Overall symmetric architecture of ESNet

本文所需的训练图像是在作物行间隔不均匀及杂草干扰的自然农田场景下采集,非专业试验田。自然农田场景相比专业试验田有更多的干扰物,且非机械化种植的玉米幼苗直线程度有所下降,在此环境下有利于提高训练参数的普适性、应用范围的兼容性。

数据集包含 2 000 帧玉米幼苗行图像,分辨率为 640 像素 ×480 像素。基于样本多样性的考虑,考察不同作物疏密与土壤干湿程度,数据集覆盖了作物稀疏且土壤潮湿、作物稀疏且土壤干燥、作物稠密且土壤潮湿、作物稠密且土壤干燥等 4 种不同的大田场景;对每种场景,分别在 3 个不同天气条件(晴朗、阴天、雨天)以及 3 个时间点(早上(07:00)、中午(12:00)、晚上(19:00))采集,地点位于山东省南部丘陵地区。在数据集制作过程中,本文忽略向周边延伸的玉米幼苗大枝叶、杂草对玉米行整体走向的影响,以及图像左右上角难以区分的作物区域,将作物行主体线条标注为带状区域。原始图像与数据集制作效果如图 2 所示。

1.2 基于语义分割网络的主导航线检测

将经语义分割网络检测后得到的掩码图像转化



(a) 作物稀疏,土壤潮湿　(b) 作物稀疏，土壤干燥　(c) 作物稠密,土壤潮湿　(d) 作物稠密,土壤干燥

图 2　4 种大田环境下采集的玉米幼苗行数据集图像及语义标注图

Fig. 2　Dataset images and corresponding semantic labeling of corn seedlings in four different farmland environments

为二值图,再进行形态学处理,最后通过过滤噪声保留面积阈值以上的轮廓。二次处理之后的作物行图像中,白像素带状轮廓闭合区域(White pixel banded contour closed,WBCC)表征作物区,剩余黑像素区域表征土壤及其他杂物,如图 3 所示。

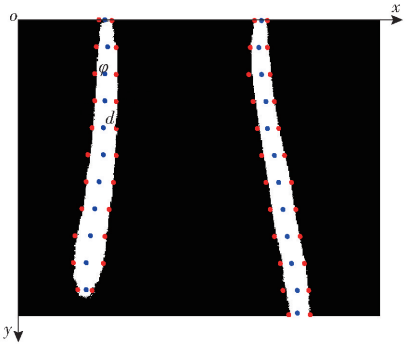


图 3　特征点提取示意图

Fig. 3　Schematic of feature point extraction

为有效提取垄行区域的中心线点,采用了一种基于均值的特征点提取方法,以最左侧 WBCC 区域为例,在区域边缘左右两侧,沿 y 轴方向每隔 20 个单位像素长度提取一对特征点,待拟合点簇横纵坐标表示为

$$\begin{cases} x_n = (x_{1n} + x_{2n})/2 \\ y_n = 20n \end{cases} \quad (n = 1, 2, \cdots, [H/20]) \quad (1)$$

式中　x_{1n}、x_{2n}——WBCC 区域左右两侧边缘提取的特征点横坐标

x_n——待拟合点横坐标

y_n——待拟合点纵坐标

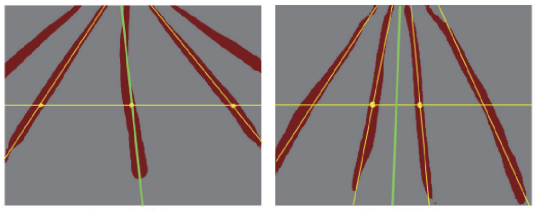
H——图像高度

n——采样特征点数

$[\cdot]$——取整函数

对每块 WBCC 区域均执行上述操作,再结合最小二乘法拟合特征点。

本文提出一种利用水平中线确定主导航线的方法,如图 4 所示,将交点数分为奇数与偶数两种情况进行讨论。若为奇数,选取居中的直线作为主导航线(图 4a);若为偶数,对居中两条直线上下端点取均值,连接两均值点即主导航线(图 4b)。



(a) 奇数行　(b) 偶数行

图 4　主导航线选取规则示意图

Fig. 4　Schematics of main route selection rules

主导航线提取算法为:

输入:降噪后的二值图像

输出:主导航线端点坐标

(1) 遍历轮廓

　　/ * 标记轮廓 * /

(2) $i \leftarrow 0$, coutours$[i]$

(3) For $i = 0 \rightarrow$coutours$[i]$

(4) v_{xi}, v_{yi}, x_{0i}, y_{0i} = fitline(coutours$[i]$)

　　/ * 第 i 条直线的斜率 * /

(5) $k_i = v_{xi}/v_{yi}$

　　/ * 第 i 条直线的截距 * /

(6) $b_i = x_{0i} - k_i * y_{0i}$

(7) End for

　　/ * 轮廓数为奇数时 * /

(8) If count$(i)\%2 = = 1$

(9) $x_{mid_up} = b_{i/2}$

(10) $x_{mid_down} = height/2 * k_{i/2} + b_{i/2}$

　　/ * 轮廓数为偶数时 * /

(11) Else

(12) $x_{l_up} = b_{i/2-1}$

(13) $x_{l_down} = height/2 * k_{i/2-1} + b_{i/2-1}$

(14) $x_{r_up} = b_{i/2}$

(15) $x_{r_down} = height/2 * k_{i/2-1} + b_{i/2}$

(16) $2 * x_{mid_up} = x_{l_up} + x_{r_up}$

(17) $2 * x_{mid_down} = x_{l_down} + x_{r_down}$

(18) End if

1.3 基于卡尔曼滤波的主导航线平滑处理

深度学习模型检测的垄行特征,其稳定性较传统方法有极大改善,但仍存在特征参数的检测噪声。若直接作为视觉反馈控制量,将难以避免机器人的不规则抖动,因此本文利用卡尔曼滤波对拟合直线参数的波动进行平滑处理。

卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)是一种经典的递归滤波器[13],滤波器根据 k 时刻的最优状态估计和系统外部的作用,对 $k+1$ 时刻的状态做出最优估计。

假设状态空间模型描述的动态系统为

$$\boldsymbol{X}_{k+1} = \boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{U}_k + \boldsymbol{W}_k \tag{2}$$

$$\boldsymbol{Z}_k = \boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_k + \boldsymbol{V}_k \tag{3}$$

其中 $\boldsymbol{X}_k = [\lambda \quad b]^{\mathrm{T}}$ $\boldsymbol{Z}_k = [z_\lambda \quad z_b]^{\mathrm{T}}$

式中 $\boldsymbol{X}_k$、$\boldsymbol{Z}_k$——k 时刻动态系统状态值和测量值

$\boldsymbol{U}_k$——系统外激励作用

$\boldsymbol{\Phi}$——系统的状态转移矩阵

$\boldsymbol{H}$——观测矩阵

$\boldsymbol{\Gamma}$——系统外激励输入矩阵

$\boldsymbol{W}_k$、$\boldsymbol{V}_k$——系统过程噪声和测量噪声

λ——导航线斜率

b——导航线截距

z_λ——导航线斜率观测值

z_b——导航线截距观测值

在卡尔曼滤波算法的推导过程中,需要假定系统满足假设条件:

(1)初始状态 $\boldsymbol{X}_0$ 为随机变量,与 $\boldsymbol{W}_k$ 和 $\boldsymbol{V}_k$ 互不相关。

(2)$\boldsymbol{W}_k$ 和 $\boldsymbol{V}_k$ 为互不相关的高斯白噪声,两者均值都为零,方差分别为 $\boldsymbol{Q}$ 和 $\boldsymbol{R}$,即

$$\boldsymbol{W} \sim \mathrm{N}(0, \boldsymbol{Q}) \tag{4}$$

$$\boldsymbol{V} \sim \mathrm{N}(0, \boldsymbol{R}) \tag{5}$$

经预测方程与更新方程反复迭代计算,即可估计出系统状态最优值。

2 基于视觉的植保机器人运动控制方法

针对大田作业环境,植保机器人设计为阿克曼模型运动模式,根据提取到的导航参数实现转向控制。

2.1 导航路径参数获取

定义主导航线与图像中垂线夹角 φ 表示植保机器人的航向偏差,其正负值表示偏转不同方向,定义图像中垂线底部端点到主导航线距离为植保机器人横向偏差 d_e。

在导航控制过程中,通过控制机器人行进状态改变其相对作物行的位置,当 φ 和 d_e 趋近于零时,表明植保机器人沿着主导航线在既定的期望路径上自主行走。假设图像中轴线 M 的参数向量为 $\boldsymbol{v}_1$(包括直线的斜率和截距),主导航线 L_h 的参数向量为 $\boldsymbol{v}_2$,则航向偏差 φ 为两向量夹角,有

$$\varphi = \arccos \frac{\boldsymbol{v}_1 \boldsymbol{v}_2}{|\boldsymbol{v}_1||\boldsymbol{v}_2|} \tag{6}$$

主导航线的数学模型为 $x = \rho y + b_e$,式中 ρ 和 b_e 分别表示直线的斜率和截距。

图 5 中,定义图像左上角为图像坐标系原点 o,水平向右为 x 轴的正方向,竖直向下为 y 轴的正方向。假设图像(640 像素 ×480 像素)中垂线与底部的交点(320 像素,480 像素)为起始点,根据平面几何知识,可求得图像坐标系下植保机器人横向偏差 d_e 为

$$d_e = \frac{320\rho + 480 + b_e}{\sqrt{\rho^2 + 1}} \tag{7}$$

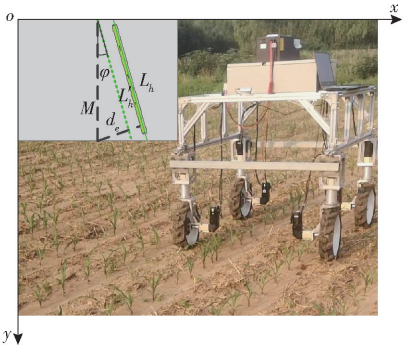


图 5 图像坐标系下的各项偏差示意图

Fig. 5 Schematic of various deviations under image coordinate system

2.2 植保机器人运动学建模

本文的植保机器人设计为前轮转向、后轮差速的阿克曼模型运动方式。

图 6 中,左前轮转角 δ_{Lf}、右前轮转角 δ_{Rf} 与车身长度 L、左前轮半径 R_{Lf}、右前轮转弯半径 R_{Rf} 的对应关系为

$$\begin{cases} \tan\delta_{Lf} = L/R_{Lf} \\ \tan\delta_{Rf} = L/R_{Rf} \end{cases} \tag{8}$$

根据公式推导,机器人各轮轮速与质心速度、车头转角、自身尺寸之间满足关系为

$$\begin{cases} V_{Lf} = V\sqrt{L^2 + (L/\tan\delta - W/2)^2}/\sqrt{(L/2)^2 + (L/\tan\delta)^2} \\ V_{Rf} = V\sqrt{L^2 + (L/\tan\delta + W/2)^2}/\sqrt{(L/2)^2 + (L/\tan\delta)^2} \\ V_{Lr} = V(L/\tan\delta + W/2)/\sqrt{(L/2)^2 + (L/\tan\delta)^2} \\ V_{Rr} = V(L/\tan\delta - W/2)/\sqrt{(L/2)^2 + (L/\tan\delta)^2} \end{cases} \tag{9}$$

式中　W——机器人车体的宽

δ——机器人车身转角

V——机器人质心速度

V_{Lf}、V_{Rf}、V_{Lr}、V_{Rr}——机器人左前轮、右前轮、左后轮、右后轮轮速

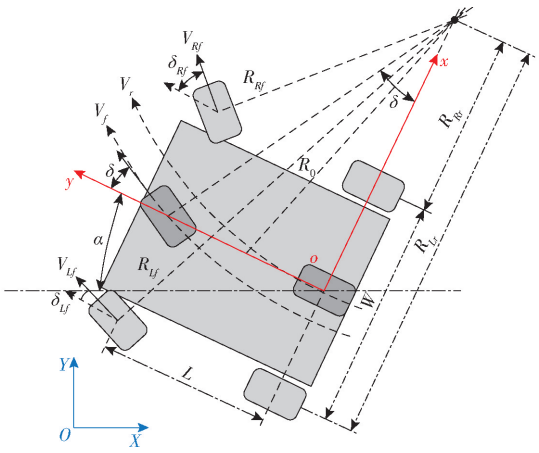


图 6　阿克曼转向模型与自行车模型示意图

Fig. 6　Correspondence between Ackerman steering model and bicycle mode

忽略机器人离心力以及轮胎侧滑等因素影响，阿克曼前轮转向模型与两轮自行车模型符合图 6 所示的对应关系，在机体坐标系 xoy 下，机器人左前轮、右前轮可作为车前轮的拓展。

图 6 所示的自行车模型中，前轮转角 δ 与车长 L、后轮转弯半径 R 之间满足关系式

$$\tan\delta = L/R \tag{10}$$

线速度 v 与后轮瞬时转角 φ、转弯半径 R 满足关系式

$$v = \dot{\varphi}R \tag{11}$$

两轮自行车模型在 xoy 坐标系下运动状态方程可以表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = v\sin\varphi \\ \dot{y} = v\cos\varphi \\ \dot{\varphi} = \dfrac{v}{L}\tan\delta \end{cases} \tag{12}$$

2.3　纯追踪控制器设计

植保机器人常用的控制方法包括 PID 控制[14]、纯追踪控制[15]、模糊控制[16]、滑模控制[17]等。其中，纯追踪模型是一种路径追踪的运动学模型。结合几何学理论，将纯追踪应用于两轮自行车模型[18]，核心是确定一个合适的前视距离，以机器人后轴中心为控制点。如图 7 所示，建立坐标系 xoy，红色直线为机器人导航目标路径。

选取当前时刻目标路径上的点 $D(X_d, Y_d)$ 作为机器人前进的预瞄点，弧线 $\overset{\frown}{CD}$ 表示机器人后轮质心到达预瞄点 D 的车轮行驶轨迹，直线 CD 长度为

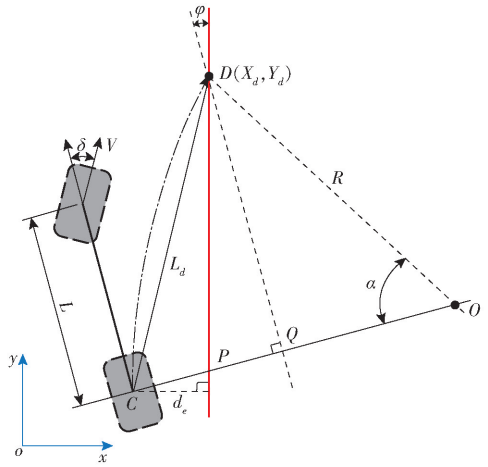


图 7　纯追踪模型示意图

Fig. 7　Schematic of pure tracking model

机器人前视距离 L_d，后轮质心点 C 到目标路径的距离为横向误差 d_e，机器人车体朝向与目标路径之间的夹角为航向误差 φ，α 为机器人到达目标点 D 时相对于转向瞬时圆心 O 的变化角度，依据图中的几何关系可得到

$$\begin{cases} L_{CQ} = R - R\cos\alpha \\ L_{QD} = R\sin\alpha \\ L_{CQ}^2 + L_{QD}^2 = L_d^2 \end{cases} \tag{13}$$

其中

$$L_{CQ} = -d_e\cos\varphi + \sqrt{L_d^2 - d_e^2}\sin\varphi \tag{14}$$

化简公式(13)，转弯半径可表示为

$$R = L_d^2/(2L_{CQ}) \tag{15}$$

联立公式(10)、(13)、(15)，可得在纯追踪模型下，机器人后轮质心 C 到达预瞄点 D 所需的前轮转角为

$$\delta = \arctan\frac{2L(d_e\cos\varphi - \sqrt{L_d^2 - d_e^2}\sin\varphi)}{L_d^2} \tag{16}$$

植保机器人后轮质心能否到达目标路径上的特定位置与前轮转角有关。

由当前时刻机器人与预瞄点的相对距离可以求解机器人所需前轮转角 δ_t，下个时刻机器人重新规划位姿并重新计算前轮转向角 δ_{t+1}，经反复迭代即可实现机器人轨迹跟踪。

为实现基于视觉图像域的伺服控制，在图像坐标系下建立一个虚拟植保机器人(Virtual plant protection robot，VPPR)作为控制对象，如图 8 所示。植保机器人行走过程中，与主导航线之间的几何参数随时变化，其偏差作为控制器输入。

纯追踪模型的关键是预瞄点的选取。如图 8 所示，图像顶边与底边中点分别表示两轮自行车前轮质心与后轮质心，设后轮质心 C(320 像素，480 像素)为当前时刻 T 的起点，选取主导航线 L_h 与图像顶边的交点为预瞄点 $D'(x_d, y_d)$，则将后轮质心 C

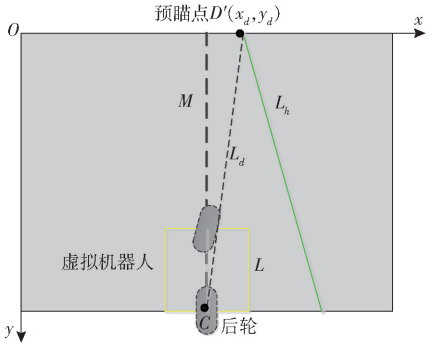


图 8 图像坐标系下的纯追踪模型

Fig. 8 Pure tracking in image coordinate system

到预瞄点 D'之间的距离定义为前视距离 L_d,即

$$L_d=\sqrt{(x_d-320)^2+(y_d-480)^2} \tag{17}$$

与此同时航向偏差为画面中垂线 M 与主导航线 L_h的夹角(公式(6)),横向偏差为后轮质心到主导航线的最短距离(公式(7))。至此航向偏差、横向偏差、前视距离的单位全部统一为像素级别,避免了单位混淆造成的算法错误。根据公式(16)可得,纯追踪模型在图像坐标系下,后轮质心 C 到达预瞄点 D 所需前轮转角。

3 实验

实验田位于(36.743°N, 117.460°E),如图 9 所示。实验时间为自玉米播种后 30 d 左右,天气状况良好,气温 37℃。



图 9 实验位置与场景图

Fig. 9 Location and scene diagram of experiment

3.1 导航路径实际检测结果

在实验中,将 D453 型深度相机安装于植保机器人正前方,且光轴与水平面夹角为 30°。相机测量范围为 10 m,最大分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,视场角为 69.4 像素(H)×42.5 像素(V)×77 像素(D),接口形式为 USB3.0-Type C。视觉与运动控制算法实时运行于 NVIDIA TX2 嵌入式开发板,STM32 单片机负责电机的伺服控制。图 10 代表 4 帧不同的玉米幼苗作物行场景及其检测结果,绿色直线为作物行拟合直线,红色直线为主导航线。实验结果表明,基于 ESNet 的分割方法可以有效地辨别图像中的作物行和背景,提取出作物行的主体结构,有效地减弱了叶片、杂草对作物行“骨架”提取的影响。

3.2 基于卡尔曼滤波的导航参数处理实验结果

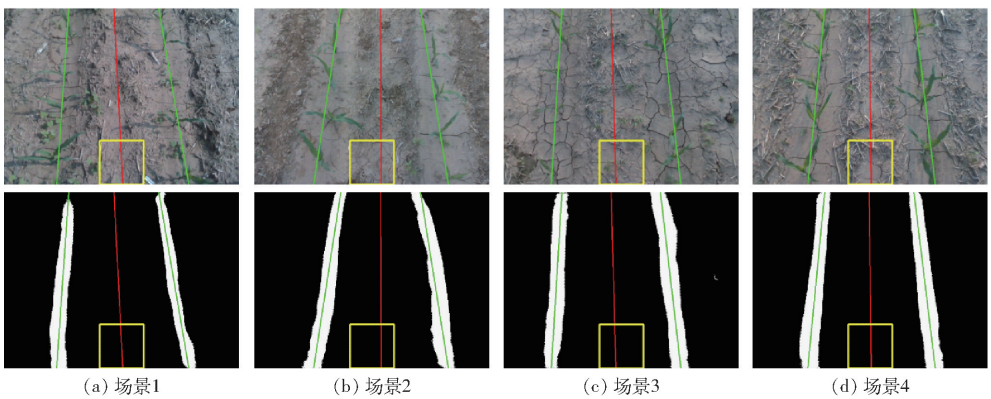
本文通过监测横向偏差与航向偏差的变化情况验证 KF 对直线异常波动的改善效果。如图 11a、11b 所示,加入 KF 后机器人航向偏差与横向偏差都有明显减小。从整体实验结果看,KF 的使用显著提高了植保机器人导航稳定性。

实验中,利用基于平面标定板的相机标定方法,标定出相机的内、外参数,并解算出工作点区域的地平面和成像面之间的单应矩阵,从而估算出单个像素对应的尺度 γ 为 0.004 6 m。因此,图 11b 中±10 像素的横向偏差对应地面 $d_e=20\gamma=0.092$ m,对于垄行作物,可以有效规避了轧苗风险。

3.3 基于运动学模型的路径跟踪现场实验

假设实体机器人以及图像中垂线正前方为 0°,车轮向左转为负、向右转为正。选取图像坐标系下经过 KF 平滑之后的主导航线作为目标路径,定义矩形框尺寸为 120 像素×120 像素。

当机器人质心速度为 0.5 m/s 时,机器人车体航向角和前轮转角如图 12a 所示。由图可知,无论机器人向左或向右转,左右两轮转角都符合预期。机器人车轮转速如图 12b 所示,机器人走直线时车轮理想转速约为 922 r/min,且车辆向左转弯时轮速符合预



(a) 场景1 (b) 场景2 (c) 场景3 (d) 场景4

图 10 玉米幼苗行行线及主导航线提取结果

Fig. 10 Extraction of maize seedling line and main line

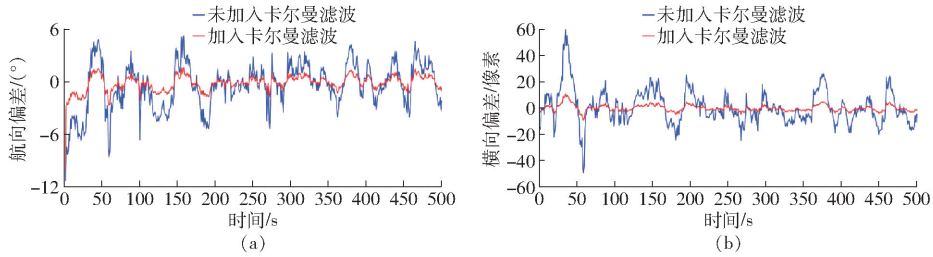


图 11　卡尔曼滤波对航向偏差和横向偏差的影响

Fig. 11　Impact of Kalman filter on heading deviation and lateral deviation

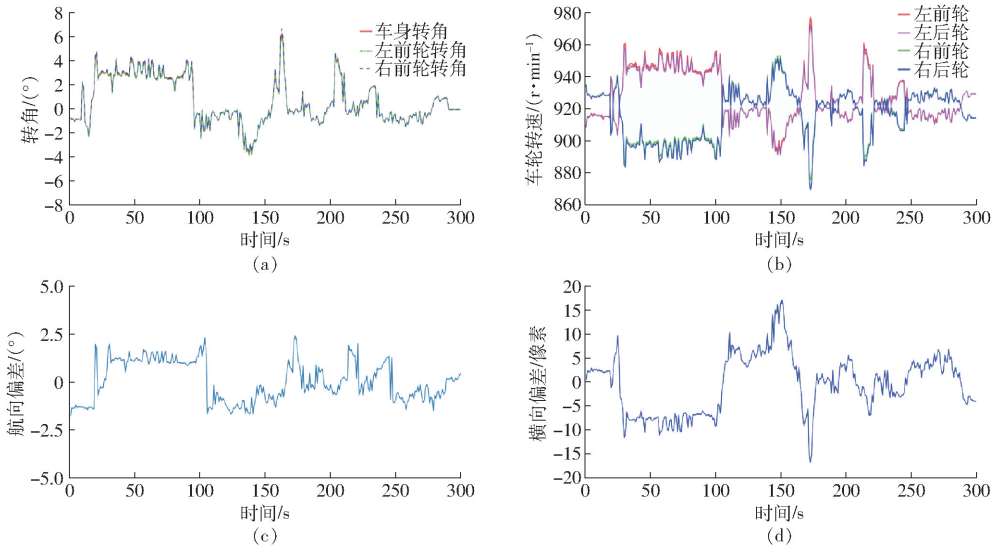


图 12　植保机器人路径跟踪现场实验结果

Fig. 12　Field path tracking experimental results of plant protection robot

期(轮速由大到小为右前轮、右后轮、左前轮、左后轮)。车体航向角及前轮转角的控制量基本限制在 ±5°,车轮转速调整量基本限制在 90 r/min 范围内。

图 12c、12d 表明,植保机器人运动稳定、平滑,避免了剧烈的姿态调整,说明所采用方法使机器人具有良好的路径跟踪性能。

4　结论

(1)以复杂农田环境下植保机器人自主作业为研究背景,设计了一套机器人视觉导航系统与运动学控制系统。

(2)为了确保作物行检测准确以及导航线提取稳定,建立了玉米幼苗数据集并将语义分割网络 ESNet 应用到实时检测作物行部分,经实验分析,检测效果具有很好的鲁棒性。通过最小二乘法拟合作物行直线,设计了主作物行选取算法,避免机器人行进时航线混乱导致碾压作物。再利用卡尔曼滤波对航线进行平滑处理,保障了航线平稳。

(3)根据前轮转向、后轮差速的阿克曼运动模型,实现了植保机器人运动学控制。针对农田地面不平整导致的导航参数累计误差,建立了图像坐标系下的虚拟路径跟踪环境,设计矩形框表征虚拟植保机器人,将所有的误差参数集中在图像坐标系下;通过基于图像的纯追踪算法得到实体机器人的控制参数从而进行路径跟踪,形成了图像检测-实体控制-图像检测的闭环回路。

(4)现场实验表明,植保机器人整体导航效果精准、稳定、平滑,总体横向偏差为 0.092 m,验证了本文方法的有效性。

参　考　文　献

[1]　陈鹏飞, 马啸. 作物种植行自动检测研究现状与趋势[J]. 中国农业科学, 2021, 54(13): 2737 - 2745.
CHEN Pengfei, MA Xiao. Research status and trends of automatic detection of crop planting rows[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2021, 54(13): 2737 - 2745. (in Chinese)

[2]　张漫, 季宇寒, 李世超, 等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 1 - 18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1 - 18. (in Chinese)

(下转第 39 页)

[22] 成大先. 机械设计手册[M]. 北京：化学工业出版社，2013.
[23] 冯晓明. 桑葚采收机的设计与分析[D]. 保定：河北农业大学，2021.
FENG Xiaoming. Design and analysis of mulberry harvester[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2021. (in Chinese)
[24] 王冬，陈度，王书茂，等. 基于有限元方法的整形果树振动收获机理分析[J]. 农业工程学报，2017，33(增刊 1)：56 - 62.
WANG Dong, CHEN Du, WANG Shumao, et al. Analysis on vibratory harvesting mechanism for trained fruit tree based on finite element method[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp. 1): 56 - 62. (in Chinese)
[25] TINOCO H A, OCAMPO D A, PENA F M, et al. Finite element modal analysis of the fruit-peduncle of *Coffea arabica L. var. Colombia* estimating its geometrical and mechanical properties[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 108: 17 - 27.
[26] HE L, FU H, KARKEE M, et al. Effect of fruit location on apple detachment with mechanical shaking[J]. Biosystems Engineering, 2017, 157: 63 - 71.
[27] 尚书旗，李成鹏，何晓宁，等. 高酸苹果振动式采摘机设计与试验[J]. 农业机械学报，2023，54(3)：115 - 125，168.
SHANG Shuqi, LI Chengpeng, HE Xiaoning, et al. Design and experiment of high-acid apple vibrating picker[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 115 - 125, 168. (in Chinese)

(上接第 27 页)

[3] 姬长英，周俊. 农业机械导航技术发展分析[J]. 农业机械学报，2014，45(9)：44 - 54.
JI Changying, ZHOU Jun. Current situation of navigation technologies for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9): 44 - 54. (in Chinese)
[4] 安秋，李志臣，姬长英，等. 基于光照无关图的农业机器人视觉导航算法[J]. 农业工程学报，2009，25(11)：208 - 212.
AN Qiu, LI Zhichen, JI Changying, et al. Agricultural robot vision navigation algorithm based on illumination invariant image[J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 208 - 212. (in Chinese)
[5] YU Y, BAO Y, WANG J, et al. Crop row segmentation and detection in paddy fields based on treble-classification Otsu and double-dimensional clustering method[J]. Remote Sensing, 2021, 13(5): 901.
[6] LI Y, HONG Z, CAI D, et al. A SVM and SLIC based detection method for paddy field boundary line[J]. Sensors, 2020, 20(9): 2610.
[7] 王姗姗，余山山，张文毅，等. 基于特征点邻域 Hough 变换的水稻秧苗行检测[J]. 农业机械学报，2020，51(10)：18 - 25.
WANG Shanshan, YU Shanshan, ZHANG Wenyi, et al. Detection of rice seedling rows based on Hough transform of feature point neighborhood[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(10): 18 - 25. (in Chinese)
[8] ZHANG T, XIA J, WU G, et al. Automatic navigation path detection method for tillage machines working on high crop stubble fields based on machine vision[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2014, 7(4): 29 - 37.
[9] 李秀智，彭小彬，方会敏，等. 基于 RANSAC 算法的植保机器人导航路径检测[J]. 农业机械学报，2020，51(9)：40 - 46.
LI Xiuzhi, PENG Xiaobin, FANG Huimin, et al. Navigation path detection of plant protection robot based on RANSAC algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(9): 40 - 46. (in Chinese)
[10] PHILIPP L, JENS B, ANDRES M, et al. Fully convolutional networks with sequential information for robust crop and weed detection in precision farming[J]. IEEE Robotics & Automation Letters, 2018, 3(3): 1943 - 1949.
[11] ADHIKARI S P, YANG H, KIM H. Learning semantic graphics using convolutional encoder-decoder network for autonomous weeding in paddy[J]. Frontiers in Plant Science, 2019, 10: 1404.
[12] WANG Y, ZHOU Q, WU X. ESNet: an efficient symmetric network for real-time semantic segmentation[C]// 2019 Pattern Recognition and Computer Vision, Springer International Publishing, 2019: 41 - 52.
[13] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82(1): 35 - 45.
[14] 熊中刚，叶振环，贺娟，等. 基于免疫模糊 PID 的小型农业机械路径智能跟踪控制[J]. 机器人，2015，37(2)：212 - 223.
XIONG Zhonggang, YE Zhenhuan, HE Juan, et al. Small agricultural machinery path intelligent tracking control based on fuzzy immune PID[J]. Robot, 2015, 37(2): 212 - 223. (in Chinese)
[15] 李逃昌，胡静涛，高雷，等. 基于模糊自适应纯追踪模型的农业机械路径跟踪方法[J]. 农业机械学报，2013，44(1)：205 - 210.
LI Taochang, HU Jingtao, GAO Lei, et al. Agricultural machine path tracking method based on fuzzy adaptive pure pursuit model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(1): 205 - 210. (in Chinese)
[16] 郭伟斌，陈勇. 基于模糊控制的除草机器人自主导航[J]. 机器人，2010，32(2)：204 - 209.
GUO Weibin, CHEN Yong. Fuzzy control based autonomous navigation for a weeding robot[J]. Robot, 2010, 32(2): 204 - 209. (in Chinese)
[17] MATVEEV A S, HOY M, KATUPITIYA J, et al. Nonlinear sliding mode control of an unmanned agricultural tractor in the presence of sliding and control saturation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(9): 973 - 987.
[18] POLACK P, ALTCHE F, D'ANDREA-NOVEL B, et al. The kinematic bicycle model: a consistent model for planning feasible trajectories for autonomous vehicles[C]//2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2017: 812 - 818.