

# 面向无人驾驶农机的高精度农田地图构建

赵欣, 王万里, 董靛, 徐媛媛, 王科, 翟卫欣, 吴才聪\*

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 农业农村部农机作业监测与大数据应用重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 农业劳动力短缺与成本高涨问题日益凸显, 研发农机无人驾驶技术势在必行。该研究针对无人驾驶农机对高精度农田地图的需要, 提出一种高精度农田地图构建方法。将地图分为地块信息层、障碍物层、作业信息层和动态感知层, 并定义前两层的地图模型。针对地块信息管理, 采用地块边界层为数据管理单元, 定义了边界层的拓扑关系与限制信息。针对障碍物管理, 并定义了不同几何属性的障碍物, 分别表达形状、类型及语义等信息。同时提出了一种基于多旋翼无人机和 Autoware 的地图数据采集、标注与发布方法。在北京市密云区开展了地图构建试验, 布设了 12 个检验点用于地图精度评价。结果表明, 本研究制作的高精度地图的绝对定位精度优于 0.1 m, 平面误差的标准差小于 2 cm, 因建图产生的地图拉伸与压缩误差在厘米级以内。所提出的农田高精度地图架构可满足无人驾驶农机作业对地图精度的需求, 可为农机作业路径规划和障碍物感知提供先验信息, 降低无人驾驶应用对单机智能化的要求。

**关键词:** 农业机械; 无人驾驶; 高精度地图; 航空摄影测量; Autoware

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.001

中图分类号: P285; S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-Supp.-0001-07

赵欣, 王万里, 董靛, 等. 面向无人驾驶农机的高精度农田地图构建[J]. 农业工程学报, 2022, 38(增刊): 1-7. doi:

10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.001 <http://www.tcsae.org>

Zhao Xin, Wang Wanli, Dong Liang, et al. High precision farmland map construction for unmanned agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(Supp.): 1-7. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.z.001 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

农机自动驾驶技术可有效提高作业质量、作业效率和降低劳动强度, 在新疆、黑龙江等地得到了规模化应用<sup>[1-3]</sup>。农机无人驾驶是在自动驾驶的基础上发展而来的, 对感知、决策和控制提出了更高的要求<sup>[4]</sup>。

无人驾驶技术最早出现于交通领域<sup>[5]</sup>。近几十年来, 众多科研机构与企业致力于研究可靠、安全与可行的自动驾驶技术, 其中高精度地图是其核心组成, 可为汽车自动驾驶系统提供先验信息<sup>[6]</sup>。

在农业生产中, 无人驾驶相较于自动驾驶面临更多的不确定性, 特别是自然环境中的不确定性因素<sup>[7]</sup>。当前农机自动驾驶系统通过电动方向盘等装置可以实现高精度行走, 由机手负责障碍物检测与避障。无人驾驶则因为人机分离, 需要按图索骥和依赖感知系统, 在作业前根据农田地图进行路径规划, 在作业中根据感知系统进行动态自主避障。因此, 包含静态障碍物的农田地图是无人驾驶农机的必要组成部分。相较于传统地图, 面向无人驾驶的农田地图应具有更高的定位精度与可靠性<sup>[8-10]</sup>, 应标注静态障碍物等信息, 以支持路径规划和辅

助实时感知, 弥补传感器探测距离和识别性能的局限性<sup>[11-13]</sup>。

目前, 高精度农田地图的相关研究还处于起步阶段<sup>[4]</sup>。Rovira 等<sup>[14]</sup>提出了一种使用双目相机和惯性测量单元创建农田三维地形模型的方法, 可为农业机器人提供所需精度的三维地形图。而后与之相关研究主要聚焦于植物表型测量<sup>[15]</sup>、作物行检测<sup>[16]</sup>、路径规划<sup>[17]</sup>等方向。事实上, 智能农机更需要地图等先验信息<sup>[18]</sup>。与交通领域不同的是, 农田没有红绿灯、车道线等标志物, 而有如水渠、电线杆和喷灌设施等障碍物。当前大多数路径规划普遍基于农田的多边形角点, 将农田近似为平坦无障碍的多边形进行路径生成<sup>[19]</sup>, 这种简便方法不适用于无人驾驶农机。

随着遥感与航测技术的进步, 大尺度下的农田边界信息提取成为可能。基于高空间分辨率和多光谱遥感影像的农田边界提取方法主要有图像分割与深度学习<sup>[20-22]</sup>。Garnot 等提出一种 U-TAE 遥感影像分割网络, 可提取多尺度的时空特征<sup>[23]</sup>。Waldner 等<sup>[22]</sup>提出一种基于光谱和时空信息的深度学习农田边界提取方法。Graesser 等<sup>[24]</sup>提出一种多尺度归一化与局部阈值相结合的边缘检测分割方法。周楠等<sup>[25]</sup>基于 Google Earth 影像提出一种面向地块尺度的山区耕地遥感影像地块提取方法。在农田航测方面, Chiu 等<sup>[26]</sup>率先构建了 Agriculture-Vision 的航空影像数据集, 对三千余块农田的杂草、灌区、双株等进行标注, 并用主流的深度学习方法进行训练和识别。Fang 等<sup>[27]</sup>提出一种适用于无人机影像的图像处理 and 特征匹配改进方法用于识别农田边界和障碍物, 配准点在 X、Y 方向上的

收稿日期: 2021-11-09 修订日期: 2022-05-29

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFB3901302); 北京市科技计划项目(Z201100008020008)

作者简介: 赵欣, 博士生, 研究方向为农机导航与位置服务。

Email: zhao@cau.edu.cn

\*通信作者: 吴才聪, 教授, 博士生导师, 研究方向为农机无人驾驶与大数据分析。Email: wucc@cau.edu.cn

误差分别为 4.6 和 12.0 cm。Zhang 等<sup>[28]</sup>使用无人机进行农田航测试验,采集了 9 个检验点进行误差检验,地物匹配误差为 0.2 m。杜蒙蒙等<sup>[29]</sup>提出一种基于多旋翼无人机结合激光测距技术的农田地形测距方法,在地形高差为 0.804 m 的试验地块标高精度为 0.052 m,适用于平整地块。以上研究表明,遥感与航测在农田与田内障碍物边界提取方面有优势,但面向无人驾驶农机的语义特征不够丰富。

综上,本文提出一种适用于无人驾驶农机的高精度农田地图架构和构建方法,以满足路径规划、辅助感知、实时控制与仿真试验等需要。

## 1 材料与方法

### 1.1 技术路线

技术路线见图 1,主要包括数据采集与数据标注。首先,使用多旋翼无人机对农田进行航测,经航片拼接、空三解算和精度检查得到农田点云。而后进行矢量化标注,生成农田矢量化信息和建立拓扑关系。

### 1.2 试验区域与设备选型

试验区位于北京市密云区河南寨镇陈各庄村(图 2),

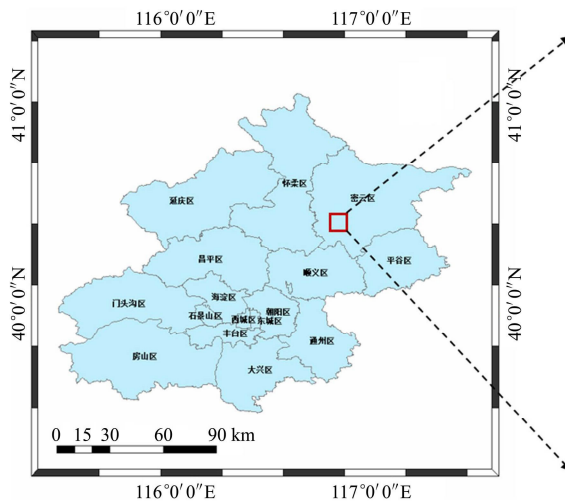


图 2 试验区域

Fig.2 Experimental area

表 1 数据采集方式及优缺点

Table 1 Data acquisition methods and their advantages and disadvantages

项目 Item	载体 Carrier	传感器 Sensors	优点 Advantages	缺点 Disadvantages
接触式测量 Contact measurement	人	GNSS 接收机/全站仪/水准仪	逐点测量,位置精度高,可用于控制点、检查点测量	测绘效率低,地理信息数据稀疏
	农机	毫米波雷达/激光雷达/双目相机	在局部范围内精度高,适用于机耕道、机库实时定位与建图	标定困难、抖动大、效率较低,需事先遍历农田
遥感测量 Remote sensing measurement	遥感卫星	卫星传感器	尺度大,易于计算植被指数,主要用于大尺度长周期的植被变化监测	空间分辨率低,实时性差,高程精度较低
航空测量 Aeronautical measurement	无人机	相机	覆盖面积较大、作业效率较高	续航时间短
		激光雷达	高程数据精准、覆盖面积大、作业效率高	成本极高

所用无人机满足 GB/T 7930—2008 1:500 地形图航空摄影测量内业规范成图标准,且可达到免相控要求,具体参数见表 2。

### 1.3 试验设计

试验于 2021 年 6 月 15 日进行,天气晴朗,飞行高度为 73 m,飞行速度为 5 m/s,航向、旁向重叠率均为

80%,相机倾角为 25°。飞行前在田内、出入口和路侧均匀布置标靶检验点 12 个,并使用千寻 GNSS 接收机测定其位置,用于后续精度评价(图 3)。试验共获得 511 幅影像,所有航片的定位状态均为固定解。

通过对不同数据采集方式的优缺点分析(表 1)可知,接触式数据采集方式作业效率低且地理信息数据稀疏<sup>[29]</sup>,机载激光雷达精度高但成本极高<sup>[30]</sup>,因此本文选择航空摄影测量的方法,利用搭载 RTK 模块的多旋翼无人机进行数据采集。

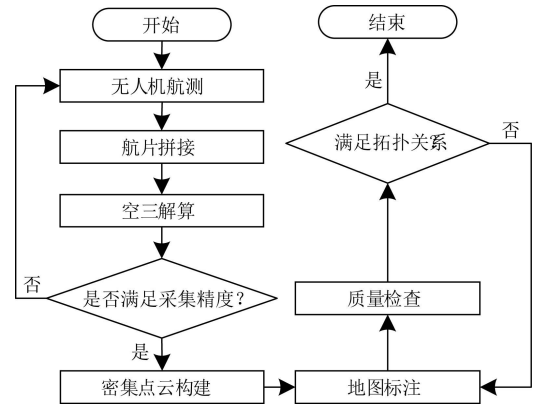


图 1 技术路线图

Fig.1 Technology roadmap

80%,相机倾角为 25°。飞行前在田内、出入口和路侧均匀布置标靶检验点 12 个,并使用千寻 GNSS 接收机测定其位置,用于后续精度评价(图 3)。试验共获得 511 幅影像,所有航片的定位状态均为固定解。

获取的航片通过 FindPixel 航测云进行处理,依次进行空三解算和三维建模,获取 LAS 格式的照片点云,标

定成功率为 100%，共获取连接点 124 747 个，重投影误差为 0.36 像素，RMS 为 0.52 像素。

三维建模效果如图 4，采用 WGS84 大地坐标系，并使用 UTM\_Zone\_50N 投影系，该数据作为高精度农田地图标注的基础数据<sup>[31]</sup>。

表 2 试验装置参数表  
Table 2 Equipment parameters

项目 Items	参数 Parameters	值 Values
DJI Phom4 pro RTK	轴距/mm	350
	质量/g	1 391
	采集效率/hm <sup>2</sup>	单架次至多 100
	地面采样距离/cm	H/36.5 (H 为相对地面高度, m)
相机 Camera	影像传感器	1 英寸 CMOS
	有效像素	2×10 <sup>7</sup>
	最大分辨率/像素	4 864×3 648
	焦距/mm	8.8~24
导航定位模块 GNSS module	使用频点	GPS: L1/L2; GLONASS: L1/L2; BDS: B1/B2; Galileo: E1/E5
	水平定位精度/cm	1
	垂直定位精度/cm	1.5

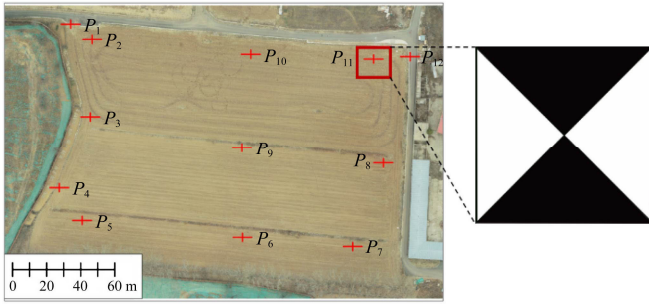


图 3 检验点布置

Fig.3 Check point layout diagram



图 4 三维建模效果

Fig.4 3D modelling effect

## 1.4 地图架构

考虑到地图的应用对象为无人驾驶农机，故应尽可能降低网络带宽与单机算力需求和数据处理复杂度，并赋予地图相关语义信息。由于原始点云数据过于庞大，因此需对点云进行矢量化标注与轻量化处理。为使数字地图能够以高效的方式支持不同程度的无人驾驶，本文提出一种 4 层高精度地图构建程序架构（图 5）。

地块信息层：主要包括农田边界、农田出入口等信息，用于农田管理、路网生成和路径规划。当前行业主要使用该图层。

障碍物层：主要描述田内静态障碍物的位置和形状。

作业前，该层可应用于路径规划，以使作业路径规避田内静态障碍物；作业中，可辅助感知系统探测远处和被遮挡的障碍物。

作业信息层：主要包括作物类型及其耕种管收等时间窗口信息，可支持农机生产调度，特别是可辅助感知系统精确辨识作物，而不是将不断生长变化的作物错误地识别为障碍物。

动态感知层：主要用于管理经感知系统辨识的动态障碍物，服务于农机动态路径规划和自主避障。该图层存储来自于传感器、路侧设施或同一机群其他农机观察到的动态障碍物，以满足高精度地图对实时性的需求和生成安全可靠的动态作业路径。

多层数据结构便于支持不同程度的无人驾驶农机。对于当前常用的农机自动驾驶系统，使用地块信息层即可；对于在封闭场景作业的无人驾驶农机，使用前两层可实现循迹作业；对于机库、机耕道和多机协同等开放场景，则需增加作业信息层和动态感知层。

使用 XML 架构可实现地图数据的扩展与表达<sup>[32]</sup>。因作业信息层和动态感知层属于感知与控制范畴，故本文聚焦于地块信息层与障碍物层的模型实现。

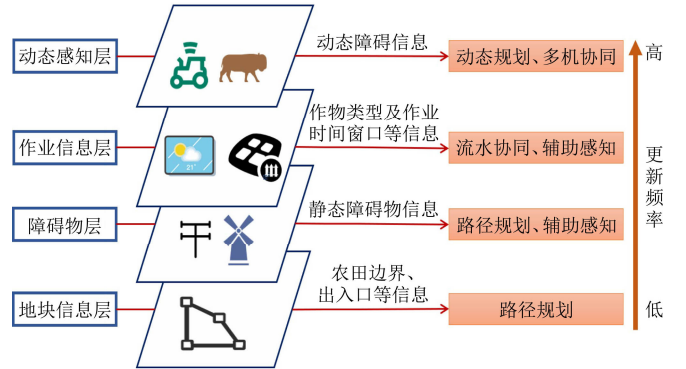


图 5 无人驾驶农机高精度地图构建程序架构

Fig.5 Program architecture of high precision map construction for unmanned agricultural machinery

## 1.5 地图数据模型

### 1.5.1 地块信息层

地块边界由一系列曲线组成，用集合  $BG$  表示，用集合  $BGT$  表示地块边界的拓扑关系，主要体现在线与线的穿过关系，如式 (1)。

$$\begin{cases} BG = \{W_i\}_{i=0}^m \\ BGT = (BGT_{from}, BG_{to}) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $m$  为边界曲线数， $W_i$  为第  $i$  条地块边界曲线； $BG_{from}$  表示进入地块边界； $BG_{to}$  表示离开地块边界。

边界曲线可通过一系列曲线表达，如回旋曲线、样条曲线或埃尔米特曲线等。为不失一般性，地块边界曲线由一组边界线  $\{b_i\}_{i=1}^n$ 、出入口  $\{e_k\}_{k=1}^m$  和其他属性  $A$  组成，其中  $n$  和  $m$  分别代表边界线和出入口的数量，如式 (2)。

$$\begin{cases} W = \{\{b_i\}_{i=1}^n, \{e_k\}_{k=1}^m, A\} \\ A = (A_{type}, A_{restriction}, A_{others}) \end{cases} \quad (2)$$

式中  $W$  为边界曲线集合； $A_{type}$  表示农田边界类型，如机耕道、田埂等； $A_{restriction}$  为边界限制信息，如限速、限高

等;  $A_{\text{other}}$  为其他可自定义的字段信息。每条边界线  $b_i$  和出入口  $e_k$  由多个线段、曲线和方向向量构成, 如式 (3):

$$\begin{cases} b_i = \{p_1^i, p_2^i, \dots, p_g^i, \dots\}, & g = 1, 2, \dots \\ p_j^{e_k} = \{p_{j,x}^{e_k}, p_{j,y}^{e_k}, p_{j,h}^{e_k}\}, & j = 1, 2 \\ e_k = \{p_1^{e_k}, p_2^{e_k}, \overline{s_{e_k}}\} \end{cases} \quad (3)$$

式中边界线  $b_i$  由多个点或曲线的  $p_g^i$  构成, 出入口  $e_k$  由两点  $\{p_1^{e_k}, p_2^{e_k}\}$  和控制出入方向向量  $\overline{s_{e_k}}$  构成, 当出入口可自由出入时,  $\overline{s_{e_k}}$  为常数。

### 1.5.2 障碍物层

依据 CJJ100—2004 分类的设施、建筑物、科学设施等, 农田内可能出现的静态障碍物多达几十种, 常见的如电线杆、篱笆、风车等。鉴于田内障碍物的复杂性, 障碍物边界往往作为动态规划的承载体, 以最大化地利用地图信息和减少感知计算量。因此, 本文提出一种使用线、面、圆柱和长方体描述田内障碍物的方法, 以保证后续规划与控制可生成合理、联通和平滑的避障曲线。使用集合  $O$  表示障碍物层, 详细描述如表 3。

集合  $O = \{O_{\text{line}}, O_{\text{polygon}}, O_{\text{cir}}, O_{\text{rec}}, O_{\text{cyl}}\}$  代表障碍物层, 无人驾驶农机在使用该层时仅需使用每种障碍物的包络

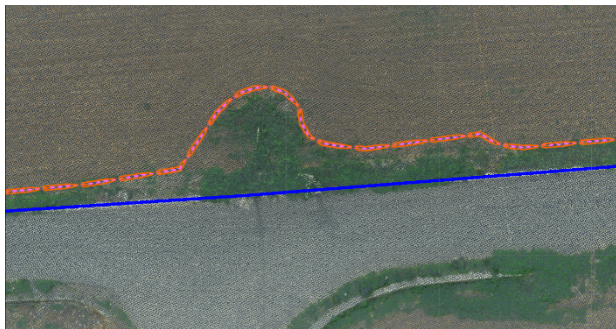
边界或中心位置, 即可达到优化避障曲线的目标。事实上, 许多农机运动规划将田内障碍物简化为一个圆<sup>[33]</sup>, 本文方法可以更精确地描述其绝对位置与相对地面的高度信息。

表 3 障碍物层表示方法

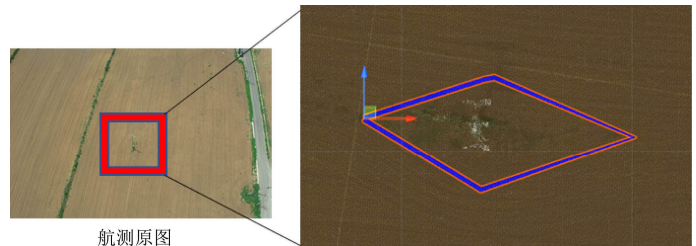
几何属性 Geometric properties	表达式 Expressions	对应田内障碍物 Corresponding obstacles in the field
曲线 Curves	$O_{\text{line}} = f_1(x, y)$	竹篱笆、灌渠、铁丝网、路堤、溪水、地裂缝等线状要素
多边形/圆 Polygons or circles	$\begin{cases} O_{\text{polygon}} = \{O_i^{\text{point}}\}_{i=1}^n \\ O_{\text{cir}} = f_2(x, y, r) \end{cases}$	贮水池、积粪池、湖泊、沼泽地等面状要素
长方体 Rectangles	$O_{\text{rec}} = \{O_i^{\text{point}}\}_{i=1}^8$	敖包、经堆、粮仓、水泵房、树丛等具有一定高度的长方体要素
圆柱体 Cylinders	$O_{\text{cyl}} = f_3(x, y, r, h)$	电线杆、气象站、亭子等具有一定高度的圆柱体要素

### 1.6 地图标注方法

Autoware 是一款用于自动驾驶仿真的开源软件, 包含定位、检测、规划和控制 4 个模块, 可在自动驾驶的情况下获得 ROS (Robot Operating System, 机器人操作系统) 节点的联系。本文选取 Unity 平台结合 Autoware 标注工具对密集点云进行标注建图 (图 6)。



a. 农田边界标注  
a. Labeling of farmland boundary



障碍物边界标注  
Labeling of obstacle boundaries

b. 障碍物边界标注  
b. Labeling of obstacle boundaries

图 6 农田与障碍物边界标注示意

Fig.6 Diagram of farmland and obstacle boundary labeling

## 2 结果与分析

### 2.1 建图结果

地图标注结果如图 7, 农田边界、障碍物可在高精度地图中得到体现。值得注意的是, 由于三维模型可还原树荫下的地块边界, 因此可以最大程度避免因高程信息获取不精确而导致的人工地图标注误差。



图 7 地图标注结果

Fig.7 Map annotation results

### 2.2 精度分析

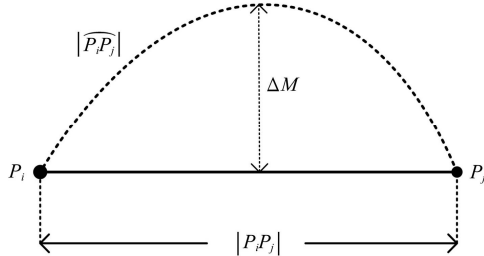
结合 12 个检验点信息, 在地图上进行标注以分析地图绝对精度, 如表 4。

表 4 检验点误差

Table 4 The error of check points

点号 Point	北坐标误差 Error of north/m	东坐标误差 Error of east/m	平均误差 Average error/m
$P_1$	-0.031	0.146	0.089
$P_2$	0.020	0.134	0.057
$P_3$	-0.013	0.141	0.077
$P_4$	-0.005 8	0.167	0.086
$P_5$	0.008 8	0.157	0.074
$P_6$	0.018	0.151	0.067
$P_7$	0.025	0.127	0.051
$P_8$	-0.010	0.142	0.076
$P_9$	0.015	0.122	0.054
$P_{10}$	0.005 7	0.127	0.061
$P_{11}$	0.018	0.132	0.057
$P_{12}$	0.001 8	0.128	0.063

经统计,平面误差均值为0.068 m,标准差为0.012 m,最大值为0.089 m,其中北方向分量平面误差均值为0.014 m,东方向分量平面误差均值为0.140 m,表明该地图绝对定位精度优于0.1 m。仅考虑检验点的位置精度无法保证地图的拉伸与压缩,可能会导致线要素误差(图8)。



注:  $P_i$  和  $P_j$  为地图上的任意两点,  $|P_i P_j|$  为  $P_i$ 、 $P_j$  两点的实际直线距离;  $\Delta M$  为地图上两点间  $|\widehat{P_i P_j}|$  与  $|P_i P_j|$  的最大误差。

Note:  $P_i$  and  $P_j$  are any two points on the map, and  $|P_i P_j|$  are the straight-line distance between  $P_i$  and  $P_j$  in the field; The distance between two points on the map and has a maximum error  $\Delta M$ .

图8 线段逼近误差

Fig.8 Line approximation error

经统计(表5),12个检验点共66个线要素的平均误差为0.019 m,标准差为0.018 m,表明该地图标注中产生的拉伸与压缩精度影响可控制在厘米级。

表5 线要素误差

Table 5 Error of line elements

线段 Line segment	检验点连线长度 Length between check points/m	标注点连线长度 Length between mapping points/m	线要素误差 Error in line elements/m
$P_1 P_2$	15.210	15.249	-0.039
$P_1 P_3$	54.032	54.050	-0.019
$P_1 P_4$	93.945	93.972	-0.027
.....	.....	.....	.....
$P_{10} P_{11}$	71.822	71.818	0.004
$P_{10} P_{12}$	93.116	93.115	0.001
$P_{11} P_{12}$	21.376	21.380	-0.004

记由检验点  $\{P_{i_b}, P_{j_b}, P_{k_b}\}$  构成的三角形面积  $S'_{ijk}$  与地图对应点  $\{P_{i_p}, P_{j_p}, P_{k_p}\}$  构成的三角形面积  $S_{ijk}$  的差值为  $\Delta S_{ijk}$ , 经统计,12个检验点共220个面要素所构成三角形面积的平均误差为  $1.54 \text{ m}^2$ , 标准差为  $1.69 \text{ m}^2$ , 平均相对误差优于0.2%, 基于该地图计算作业面积的准确率优于99.8%。

### 3 结论

1) 针对无人驾驶农机对高精度农田地图的需求,提出了一种高精度农田地图构架,将农田地图分为地块信息层、障碍物层、作业信息层和动态感知层,并定义了前2层的地图模型。

2) 提出了基于多旋翼无人机和 Autoware 的高精度农田地图构建方法,结合密云某农田进行了摄影测量、三维建模与地图标注。试验表明,地图绝对定位精度优于0.1 m,平面误差的标准差小于0.02 m;线要素平均误差、标准差小于0.02 m;面要素平均相对误差小于0.2%,可为无人驾驶农机提供精确的先验信息。

下一步,将对机库-机耕道场景的高精度地图构建方

法进行研究,探索全场景无人驾驶农机应用的高精度地图模型。

### [参考文献]

- 何杰,朱金光,罗锡文,等.电动方向盘插秧机转向控制系统设计[J].农业工程学报,2019,35(6):10-17.  
He Jie, Zhu Jinguang, Luo Xiwen, et al. Design of steering control system for rice transplanter equipped with steering wheel-like motor[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(6): 10-17. (in Chinese with English abstract)
- 吴才聪,王东旭,陈智博,等.SF2104拖拉机自主行驶与作业控制方法[J].农业工程学报,2020,36(18):42-48.  
Wu Caicong, Wang Dongxu, Chen Zhibo, et al. Autonomous driving and operation control method for SF2104 tractors[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(18): 42-48. (in Chinese with English abstract)
- 罗锡文,廖娟,臧英,等.我国农业生产的发展方向:从机械化到智慧化[J].中国工程科学,2022,24(1):46-54.  
Luo Xiwen, Liao Juan, Zang Ying, et al. Developing from mechanized to smart agricultural production in China[J]. Strategic Study of CAE, 2022, 24(1): 46-54. (in Chinese with English abstract)
- Liu Y, Ma X Y, Shu L, et al. From industry 4.0 to agriculture 4.0: Current status, enabling technologies, and research challenges[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(6): 4322-4334.
- Bertozzi M, Broggi A, Fascioli A. Vision-based intelligent vehicles: State of the art and perspectives[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2000, 32(1): 1-16.
- Liu R, Wang J L, Zhang B Q. High definition map for automated driving: Overview and analysis[J]. Journal of Navigation, 2020, 73(2): 324-341.
- Wu C C, Cai Y P, Hu B B, et al. Classification and evaluation of uncertain influence factors for farm machinery service[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2017, 10(6): 164-174.
- Tsolakis N, Bechtsis D, Bochtis D. AgROS: A robot operating system based emulation tool for agricultural robotics[J]. Agronomy, 2019, 9(7): 403.
- Jensen K, Larsen M, Nielsen S, et al. Towards an open software platform for field robots in precision agriculture[J]. Robotics (Basel), 2014, 3(2): 207-234.
- Jo K, Kim C, Sunwoo M. Simultaneous localization and map change update for the high definition map-based autonomous driving car[J]. Sensors, 2018, 18(9): 3145.
- Markus S, Carsten K, Uwe F. LaneLoc: Lane marking based localization using highly accurate maps[C]// 2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Gold Coast, QLD, Australia, 2013: 449-454.
- Yoneda K, Tehrani H, Ogawa T, et al. Lidar scan feature for localization with highly precise 3-D Map[C]// 2014 IEEE Intelligent Vehicles Symposium Proceedings. Dearborn, MI, USA, 2014: 1345-1350.
- Javanmardi M, Javanmardi E, Kamijo S. How far should self-driving cars 'see'? effect of observation range on vehicle self-localization[C]// 2019 IEEE Intelligent Transportation

- Systems Conference. Auckland, New Zealand, 2019: 1323-1328.
- [14] Rovira M, Zhang Q, Reid J. Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 133-143.
- [15] 张慧春, 周宏平, 郑加强, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J]. 农业机械学报, 2020, 51(3): 1-17. Zhang Huichun, Zhou Hongping, Zheng Jiaqiang, et al. Research progress and prospect in plant phenotyping platform and image analysis technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 1-17. (in Chinese with English abstract)
- [16] Zhang X Y, Li X N, Zhang B H, et al. Automated robust crop-row detection in maize fields based on position clustering algorithm and shortest path method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154: 165-175.
- [17] Rovira M, Saiz R, Cuenca C. Augmented perception for agricultural robots navigation[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(10): 11712-11727.
- [18] Pylaniadis C, Osinga S, Athanasiadis I. Introducing digital twins to agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 105942.
- [19] 罗承铭, 熊陈文, 黄小毛, 等. 四边形田块下油菜联合收获机全覆盖作业路径规划算法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 140-148. Luo Chengming, Xiong Chenwen, Huang Xiaomao, et al. Coverage operation path planning algorithms for the rape combine harvester in quadrilateral fields[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(9): 140-148. (in Chinese with English abstract)
- [20] Yan L, Roy D P. Conterminous united states crop field size quantification from multi-temporal landsat data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 172: 67-86.
- [21] Waldner F, Diakogiannis F. Deep learning on edge: Extracting field boundaries from satellite images with a convolutional neural network[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 245: 111741.
- [22] Waldner F, Diakogiannis F I, Batchelor K, et al. Detect, consolidate, delineate: Scalable mapping of field boundaries using satellite images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2197.
- [23] Garnot V, Landrieu L. Panoptic segmentation of satellite image time series with convolutional temporal attention networks[C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Montreal, QC, Canada, 2021: 4852-4861.
- [24] Graesser J, Ramankutty N. Detection of cropland field parcels from landsat imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 201: 165-180.
- [25] 周楠, 杨鹏, 魏春山, 等. 地块尺度的山区耕地精准提取方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(19): 260-266. Zhou Nan, Yang Peng, Wei Chunshan, et al. Accurate extraction method for cropland in mountainous areas based on field parcel[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(19): 260-266. (in Chinese with English abstract)
- [26] Chiu M T, Xu X Q, Wei Y C, et al. Agriculture-vision: A large aerial image database for agricultural pattern analysis[C]// 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA, 2020: 2825-2835.
- [27] Fang H, Chen H, Jiang H, et al. Research on method of farmland obstacle boundary extraction in UAV remote sensing images[J]. Sensors (Basel), 2019, 19(20): 4431.
- [28] Zhang M, Li L, Wang A, et al. A novel farmland boundaries extraction and obstacle detection method based on unmanned aerial vehicle[C]// 2019 ASABE Annual International Meeting. St. Joseph, MI, 2019: 1900369.
- [29] 杜蒙蒙, 刘颖超, 姬江涛, 等. 基于无人机与激光测距技术的农田地形测绘[J]. 农业工程学报, 2020, 36(22): 60-67. Du Mengmeng, Liu Yingchao, Ji Jiangtao, et al. Farmland topographic mapping based on UAV and LiDAR technology[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(22): 60-67. (in Chinese with English abstract)
- [30] 何勇, 蒋浩, 方慧, 等. 车辆智能障碍物检测方法及其农业应用研究进展[J]. 农业工程学报, 2018, 34(9): 21-32. He Yong, Jiang Hao, Fang Hui, et al. Research progress of intelligent obstacle detection methods of vehicles and their application on agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2018, 34(9): 21-32. (in Chinese with English abstract)
- [31] Xie Y X, Tian J J, Zhu X X. Linking points with labels in 3D: A review of point cloud semantic segmentation[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2020, 8(4): 38-59.
- [32] 詹骄, 郭迟, 雷婷婷, 等. 自动驾驶地图的数据标准比较研究[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(1): 36-48. Zhan Jiao, Guo Chi, Lei Tingting, et al. Comparative study on data standards of autonomous driving map[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(1): 36-48. (in Chinese with English abstract)
- [33] 刘宇峰, 姬长英, 田光兆, 等. 自主导航农业机械避障路径规划[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(2): 117-125. Liu Yufeng, Ji Changying, Tian Guangzhao, et al. Obstacle avoidance path planning for autonomous navigation agricultural machinery[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(2): 117-125. (in Chinese with English abstract)

# High precision farmland map construction for unmanned agricultural machinery

Zhao Xin, Wang Wanli, Dong Liang, Xu Yuanyuan, Wang Ke, Zhai Weixin, Wu Caicong<sup>\*</sup>

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Key Laboratory of Agricultural Machinery Monitoring and Big Data Applications, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100083, China)

**Abstract:** The problem of agricultural labor shortage and high cost has become increasingly prominent, and the research and development of unmanned agricultural machinery technology are imperative. In order to meet the needs of unmanned agricultural machinery for high-precision farmland maps, a method of high-precision farmland map construction was proposed. Since the obstacles, facilities, and boundaries were complex infield, it was different to construct the high-precision map in the field than on the road. The main work of this paper includes five tasks: 1) defining different map layers by agricultural features; 2) collecting the field photograph via UAV in Heinanzhai Town, Miyun District, Beijing; 3) constructing the dense point cloud and 3D model through aerial slice stitching and processing; 4) annotating the dense point cloud data with different layer types to construct final maps; 5) The feature recognition, semantic definition and map annotation are carried out based on Autoware. For the different levels of unmanned agricultural machines and various scenarios needs, the high precision maps should be designed and implemented in layers, a five-layer high precision map construction was proposed, which included a field boundary layer, static obstacle layer, operational information layer, dynamic perception layer, and brain-like layer. The field boundary layer and static obstacle layer which can satisfy the demand for the tracing operation in a closed environment was built. For the field boundary layer, the boundary lines, the entrance and exit data structure, and the corresponding topological relationships were considered. For the obstacle layer, shapes such as curves, polygons, circles, and rectangles were used to describe various obstacles with different geometric properties. The tests were conducted in clear weather, and 511 images were obtained from the aerial survey. All the aerials were positioned in a fixed position. 12 target inspection points were evenly arranged in the field, entrance, exit, and roadside before the flight, and the precise location was obtained by GNSS equipment. The results showed that the absolute accuracy of the in-field high-precision map constructed through the method proposed in this paper was better than 7 cm, and the variance of the coordinate difference of 12 checkpoints was less than 2 cm. The average error and standard deviation of line elements were better than 2 cm; the average error rate of surface elements was better than 0.2%. As the prior knowledge of unmanned agricultural path planning and control systems, high precision maps reduced the network bandwidth without redundant sensors, reduce the requirements of computing capacity and data processing difficulties, not only meet the requirements of unmanned agricultural machines for automatic driving and field operations but also provide prior information for farmland management, path planning, and perceptual assistance.

**Keywords:** agricultural machinery; unmanned driving; high precision map; aerial photogrammetry; Autoware