doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.09.002

# 基于宏微结合的田间作业机器人路径规划

郑　路　张　啸　王建国　吴　悦　李海涛
（中国农业大学工学院，北京 100083）

**摘要**：农业机器人对推动农业现代化加速变革和实现智慧农业有重要作用。高精度定位技术是保障机器人安全高效完成各类作业的基础，而作业路径准确规划是实现农业场景下导航的核心。针对田间作业机器人复杂环境下因测绘误差与局部障碍进而造成作物损伤率较大这一问题，本文提出一种基于宏微结合的路径规划算法，该算法首先基于作业区域宏观测绘信息生成全局静态作业路径，同时利用雷达传感器对机器人局部作业环境进行实时动态监测进而生成局部动态最优路径，将全局静态路径与局部动态路径进行有机融合以实现作业路径优化修正，保障田间作业的顺利进行，最终应用 MPC 算法控制机器人对规划后的路径进行追踪。经试验验证，当机器人田间作业两侧安全距离分别为 0.2、0.1 m 时，本算法可将作业过程中平均作物损伤率由 3.405 8%、1.276 3% 降低到 0.677 2%、0.188 9%，保证了机器人作业的安全可靠，为大田稳产条件下的高效作业奠定基础。同时，本算法提升了精准农业要求下田间作业精度，对实现农业高产高效高质目标有重要意义。

**关键词**：农业机器人；路径规划；宏微结合；全局静态；局部动态
**中图分类号**：S24　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)09-0013-14　　**OSID**：

# Path Planning of Field Robot Based on Macro-micro Combination

ZHENG Lu　ZHANG Xiao　WANG Jianguo　WU Yue　LI Haitao
(*College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

**Abstract**: Agricultural robot plays an important role in accelerating transformation of agricultural modernization and achieving intelligent agriculture. Field positioning and navigation technology is the foundation for ensuring the safe and efficient completion of various agricultural tasks by robots, and combining high-precision positioning information of robots to achieve efficient planning of work paths is the technical core of field positioning and navigation. A path planning algorithm based on macro-micro integration was proposed. Firstly, the algorithm generated a global static work path based on the macro mapping information of the operation area. While implementing robot operations, various radar sensors were used to dynamically monitor the micro work environment and path information of the robot in real time. Finally, path tracking algorithms such as MPC were applied to real-time process local and global work environment information to achieve real-time job path optimization and correction to ensure the smooth progress of field work. Experimental verification showed that when the adjustable distances on both sides of the robot during field operations were 0.2 m, 0.1 m respectively, the algorithm can reduce the average crop compaction rate during the operation process from 3.405 8% and 1.276 3% to 0.677 2% and 0.188 9%. Meanwhile, the algorithm improved the precision of field operations under the requirements of precision agriculture and had important significance for achieving the goal of high yield, efficiency, and quality in agriculture.

**Key words**: agricultural robot; path planning; macro-micro combination; global static; local dynamic

## 0　引言

随着智慧农业的不断发展，农业机器人作为解决农村务农人口骤减、农业人力成本上涨的关键技术而备受关注[1]。高精度定位与导航是农业机器人进行自主田间作业的先决条件，在导航作业中，机

收稿日期：2023-04-14　修回日期：2023-06-21
**基金项目**：国家自然科学基金项目(52072407)
**作者简介**：郑路(1990—)，男，讲师，博士，主要从事农业智能装备研究，E-mail：l.zheng5@cau.edu.cn
**通信作者**：李海涛(1968—)，男，教授，博士，主要从事农业智能装备研究，E-mail：h89533@cau.edu.cn

器人首先需确定自身的绝对或相对位置以进行后续路径规划和轨迹追踪等各项工作[2-3]。

绝对位置多指机器人所在位置的全球定位系统坐标,其获取主要依靠全球导航卫星系统(Global navigation satellite system, GNSS)。随着自动驾驶行业的蓬勃发展,搭载载波相位差分技术(Real time kinematic, RTK)的定位系统协同以卡尔曼滤波为代表的滤波器可将定位精度维持在分米级范围,足以满足田间作业需求[4-5]。相对位置是指作业过程中机器人相对于作物或障碍物等标志的位置,对相对位置的获取主要依靠以激光雷达、毫米波雷达和视觉系统等为主的多种传感器,在条件允许的情况下定位精度可达厘米级甚至毫米级[6-8]。

位置信息得以获取后,对农业机器人作业路径进行合理规划是决定农业机器人能否顺利完成相关作业的另一重要环节。根据对所需信息和适用场景的不同,田间作业路径又分为全局静态路径和局部动态路径[9]。全局静态路径的规划主要依托作业区域特征、作物种植特征等现有信息,以机器人运行总里程最少、路径重复率最低为原则对田间作业道路进行静态规划,且规划后路径信息无法实时改变[10-11]。局部动态路径的规划依托相对位置信息,在一定区域以不与障碍物发生碰撞为前提规划出最优路径,可减小环境中存在的未知障碍物对机器人作业的影响[12-13]。

针对田间作业环境,FAUST 等[14]提出一种分层式机器人路径规划方法 PRM-RL,通过强化学习代理完成短程障碍躲避的任务,然后利用基于采样的规划器映射这些代理从而进行可靠的路径规划。JENSEN 等[15]提出一种农业作业中涉及田内和田间运输的单元路径规划方法,结合时间或行驶距离的优化准则,生成一个"度量地图"并通过 Dijkstra 算法解决了单源路径规划问题。魏爽等[16]提出了农机自动导航路径搜索方法和预瞄点搜索的纯追踪模型,可以得到较好的导航与路径追踪控制精度。刘刚等[17]提出了一种基于 GNSS 的农田平整自动导航路径规划方法,将全局路径规划和局部路径规划相结合进而实现路径规划。上述的路径规划方法在全局静态路径和局部动态路径规划上进行了区分,位置信息仅应用于对应路径的规划,无法将两者进行融合。由于全局路径对高精度测绘信息即绝对位置信息的依赖较大,测绘精度将直接影响规划得到的路径质量,当机器人位于田间作物行间特殊位置时,局部路径规划可能会导致机器人运行方向发生错误,造成重复作业甚至迷失方向的问题。因此,全局静态路径需要进行实时修正,局部动态路径需要指明每一时刻的运动趋势,通过对位置信息的交叉利用来保障机器人田间作业的正常运行。

本文提出"全局+局部"的宏微融合路径规划模式。全局静态路径规划为机器人运行指明关键方向与整体运动趋势,动态规划依托激光雷达对作业环境进行实时感知,通过对作业行与作物特征点的提取进行相对定位,配合一定的修正系数确定机器人行驶行两侧作物的相对位置并规划局部动态路线。通过对两种路径的实时融合可避免因种植规范化程度低,测绘误差大等因素所带来的静态规划路线偏差较大的问题,为机器人指明运动方向并保障运动趋势的正确性。最后,基于模型预测控制(Model predictive control, MPC)算法实现对机器人运行路径的实时追踪。

## 1 全局静态路径规划

### 1.1 绝对位置(经纬度)坐标获取

绝对位置的精确获取是实现精准作业的先决条件,包括路径追踪在内的多个环节均对位置精度有较高要求。不同于海拔落差幅度较大的丘陵山地,大田作业地面平整度较高,因此海拔变化可忽略,仅保留经度与纬度作为绝对位置。在忽略海拔变化的情况下,绝对位置坐标表现为由经度和纬度所组成的二维坐标。组合导航作为在自动驾驶中常用的导航方式,被广泛应用于各种搭载定位系统的载具上,主要指利用 GNSS 和惯性测量单元(Inertial measurement unit, IMU)为代表的多种传感器进行松/紧/深组合,通过不同传感器之间的相互配合,获得更为精准的载体绝对位置信息,并由计算机对载具进行控制以完成制导[18]。GNSS 频率较低,但定位长期精度高,基本不受地域、时间限制,在空旷无遮挡,载体运动平稳的理想环境下具有较好的稳定性,可以提供可信度较高的位置信息[19],在引入 RTK 技术后理论定位精度可达厘米级[20]。考虑到农业作业场景的特殊性,农业机器人常工作在遮挡较少的开阔环境,多径效应和材质反射所带来的影响更小,对 RTK 等定位设备更为友好[21]。IMU 频率高,短期累计误差小,可获取短时间内较为准确的位置信息。

在自动驾驶领域,两种传感器进行融合后通过频率特性互补可以在一定程度上降低定位误差,从而提升定位精度。何秀凤等[22]提出了一种基于 UD 分解的快速卡尔曼滤波算法,给出了 IMU/GPS 组合系统的软硬件设计和试验结果,相较于单一传感器定位,融合定位精度大幅提升。张百强等[23]设计了基于 Rao-Blackwellised 无迹卡尔曼滤波(RB-

UKF)的组合导航算法,显著提升了组合导航系统 GPS 信号中断再恢复后的滤波精度,且易于工程实现。经试验验证,利用现有组导算法足以满足农业作业精度需求。

## 1.2　作业区域路径规划

### 1.2.1　路径规划范围确定

组合导航大大降低了定位误差,可以使机器人获取到满足作业要求的绝对位置信息。为明确机器人全局静态路径规划的区域范围,本文面向二维平面内田间作业进行全局静态路径规划,不考虑地势变化对作业的影响。

图 1 为作业平面及作业区域特征点选取示意图,首先对作业区域特征点进行选取,并通过多种测绘手段相结合的方式,再对作业区域特征点的经纬度信息进行获取和确认,进而构建多边形作业区域并确认机器人作业范围。

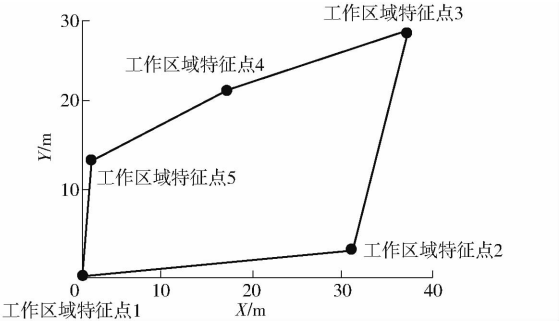



图 1　作业区域特征点及作业平面

Fig. 1　Operating area feature points and operating plane

受田间道路铺设、灌溉系统搭建等因素的影响,在实际农田中,作物种植区域周边往往会存在一圈非种植区域,如图 2 所示,此区域无法承载机器人的作业路径。为此,考虑到地图精度和潜在误差,需将作业范围划分为种植区和非种植区两部分[24]。如图 3 所示,其中黄色区域为非种植区,绿色区域为种植区。实际农田中非种植区内外两边的距离或内外顶点间的距离多为定值,在路径规划中可作静态参数直接参与规划运算。通过定义“种植区域特征点”,即图 3 中红色点,与作业区域特征点相对应,最终确定机器人在种植区作业的全局静态路径规划范围。

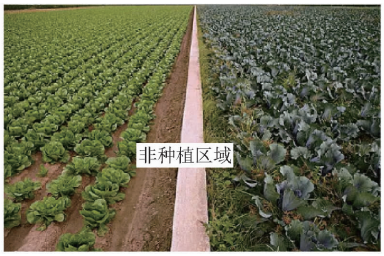



图 2　实际农田情况

Fig. 2　Actual farmland conditions

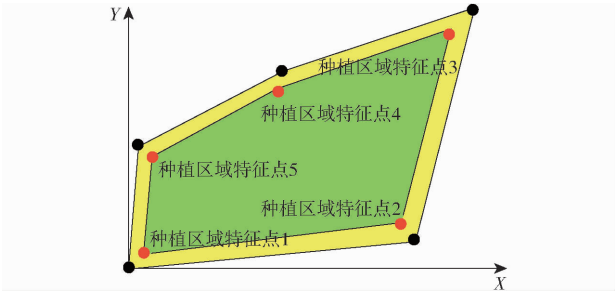



图 3　种植区域与非种植区域

Fig. 3　Planted and non-planted areas

### 1.2.2　路径规划安全区域确定

作业规划区域范围内作物有序种植,种植行列之间均留有一定的间隙,可利用此间隙对路径规划范围进行细分。以玉米大田为例,在种植区内,依托于北斗卫星定位系统进行的精准播种使得玉米行距和株距得以保持在一个特定值上下小幅度波动。因此种植区内每列玉米可以近似拟合为矩形区域,如图 4 中深绿色矩形所示。矩形长边矢量方向即每列玉米与坐标轴的夹角在不同种植要求的农田中差别较大,需要通过参考点给出。每两行玉米之间的距离称为玉米种植行距。图 4 对玉米大田进行了模拟,由种植区和矩形区域选择出来的浅绿色部分即为机器人可以正常通过的安全区域。为保证机器人工作时对作物的影响或破坏程度最小,机器人行驶路径必须限制在安全域内。

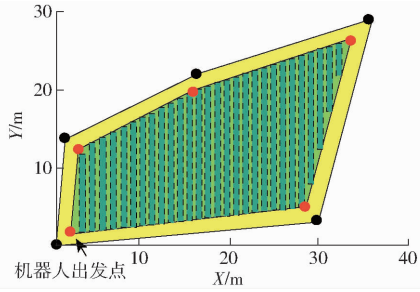



图 4　玉米大田模型

Fig. 4　Model of corn field

机器人未工作时,假设其位于种植区域左下角点,该点可作为机器人运动和路径规划的出发点,在进行田间作业时,需要明确的主要参数为机器人的行驶方向和速度,综合考虑作业精度和作物损伤程度,机器人应沿矩形长边延伸方向行驶,且在直线行驶过程中速度可近似认为是确定值。因此,路径规划应结合作物矩形区域特征,通过给出机器人行驶方向,进而确定在图 4 所示农田中作业时的行驶轨迹,为保证作业效率,避免重复作业造成的能源浪费等问题,最佳行驶路径重复率为 0,即路径中没有二次经过的区段,这也是将机器人运动和规划的出发点定在左下角点的原因之一。

### 1.2.3 全局静态路径规划

在圈定机器人行驶的安全区域后，需对全局静态路径进行规划。规划原理为在安全区域内，标定种植方向后在垂直方向上衍生一定数量的等距直线。如图 5 所示，等距直线与种植区边界会存在多个交点，这些点便是轨迹引导点，且轨迹引导点应出现在安全区域内。对点进行顺序选择后，利用折线连接即可得到规划后的路径。

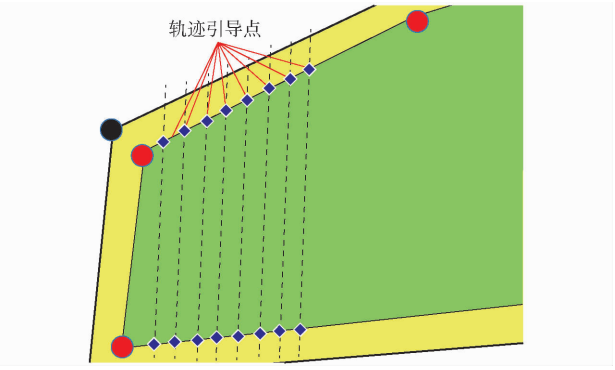



图 5 等距直线与边界线交点

Fig. 5 Intersections of equidistant lines and boundary lines

种植方向决定了规划后路径直行段的方向，且种植区形状同样会影响规划效果，如图 6 所示，等距直线与种植区边界线相交出现交点，对于种植区形成的多边形而言，如果为凸多边形，会与直线存在一个或两个交点，当直线上有两个及以上的点落在凸多边形内，便会出现两个交点，当直线上只有一点落在多边形内且刚好为顶点时便只有一个交点。但对于凹多边形而言，第 1 种情况可能导致交点多于两个，此时路径规划方法需要进行调整，以上便是作业区域形状对规划的影响。本文以凸多边形作业区域为例进行规划。

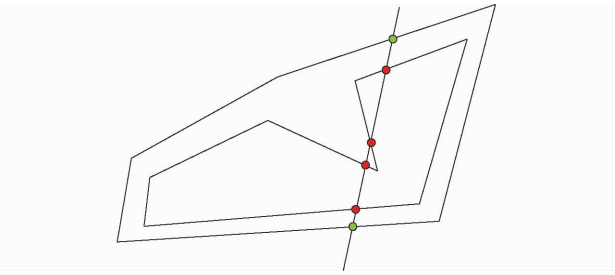


图 6 凸多边形和凹多边形区域

Fig. 6 Convex and concave polygonal areas

在确定第 1 行/列作物的种植方向后，基于后续种植方向均与第 1 行/列平行的假设，需要计算给定区域最大允许作物种植行数即等距线条数。通过遍历种植区域特征点，得到最大距离后与行距相除且向下取整即可得到最大允许行数，计算式为

$$N = \left[ \frac{L_{\max}}{H} \right] \tag{1}$$

其中

$$L_{\max} = \max(L_i) \tag{2}$$

$$L_i = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \tag{3}$$

式中 $L_i$——特征点间距离

$L_{\max}$——特征点间最大距离

$H$——行距

$N$——给定区域最大允许作物种植行数

如图 7 所示，为对点进行顺序选择，方便路径形成，将等距线分为上行线和下行线两类，上行线即路径矢量方向在 $Y$ 轴的分量为正值，下行线即路径矢量方向在 $Y$ 轴的分量为负值，为保证总路线长度最短，规划后的路线应当为蛇形折线，即上行线和下行线交替出现。上下行线与边界线的交点即为轨迹引导点，为确定折线路径中交点出现的顺序，利用上下行线斜率特征进行判断。在图 7 所示情况下，针对上行线，由于先出现的交点应为上行线与下方边界线的交点，后出现的是与上方边界线的交点，即点 1、5、9 先出现，2、6、10 后出现，下行线恰好相反。为计算交点，必须得知边界线和上下行线的直线特征，具体表现为 $K$ 和 $b$ 值。

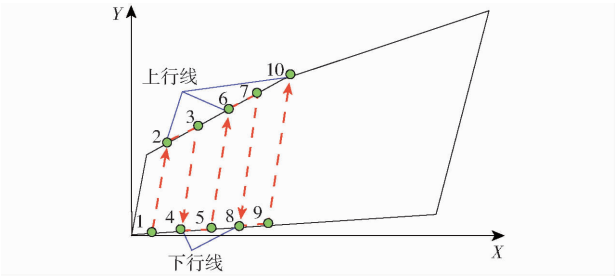



图 7 上行线和下行线

Fig. 7 Uplines and downlines

如图 8 所示，边界线由种植区特征点确定，在计算时有顺时针计算和逆时针计算的区别，为达到交点有序，在计算交点坐标时，与上行线特征匹配的是逆时针边界线特征，与下行线特征匹配的是顺时针边界线特征。如此往复，分别计算不同等距线的交点即可实现交点有序化。

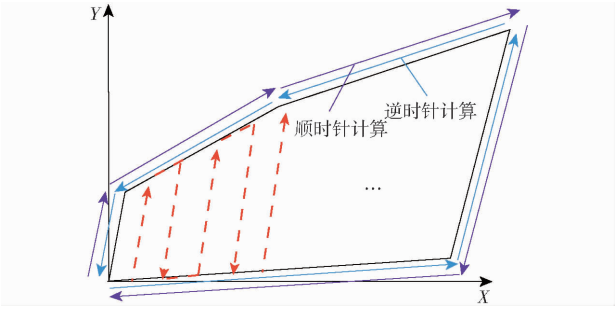



图 8 顺时针计算和逆时针计算

Fig. 8 Clockwise calculation and counterclockwise calculation

轨迹引导点确定后，路径规划便可以实现。以上提出的引导点有序化方法是在种植方向直线特征

$K$ 为正值的前提下实现的，如果种植方向直线特征 $K$ 为负值，则上下行特征与边界线特征顺逆匹配恰好相反。依据上述全局静态路径规划原理，经规划后最终形成的路径如图 9 所示。

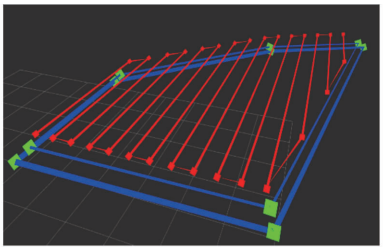


图 9　全局静态路径规划演示

Fig. 9　Global path planning demonstration

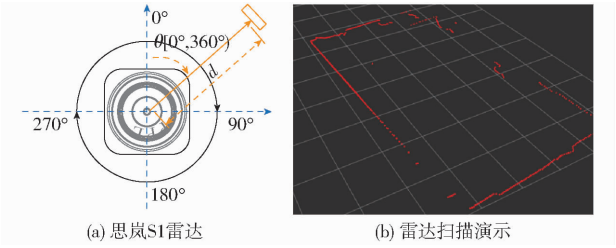
## 2　基于激光雷达的局部动态路径规划

针对实际农田种植和生产要求，提出了基于 GNSS + IMU 组合导航的全局静态路径规划方法，即依托高精度位置信息，获取机器人作业范围，结合实际农艺，通过多种测绘手段获得大田种植参数后，由系统自动规划得到一条重复率最低的作业路径，在误差允许范围内，全局静态路径规划可以给定机器人运动的大致轨迹。考虑到土壤起伏程度，作物种植行距波动，测绘精度等因素的影响，机器人在田间作业时依靠单一的全局静态路径规划显然不足以支撑自动驾驶的正常运行。其次，全局静态规划通常需要在已知环境中进行，即上述“人为划定”，属于一种事前规划，可以找到最优解，一旦环境发生变化，未能及时更新地图，或由于对已知环境把控的误差，便无法保证作业效果。以玉米大田为例，玉米行距维持在 50 ~ 60 cm 范围内，拟定机器人宽度为 40 cm，由于 GNSS + IMU 组合系统可以提供的精度范围只能稳定维持在分米级，随着行驶过程中累计误差的增大，可能出现机器人行驶轨迹与实际种植区重叠即发生碰撞进而导致局部作物损伤的不利情况。为解决这一问题，引入局部动态路径规划并对全局静态路径进行实时修正显得尤为重要。

局部动态路径规划通常用在未知或部分未知的环境中，系统根据传感器实时获取到环境障碍物的信息，并做出相应规划，在设定的规划阈值范围内，参照全局静态路径规划做出的初步判断，进行再判断，矫正纠偏，这对系统的实时计算处理能力有着较高的要求。但若缺乏全局环境信息，在一些特定场景中其规划效果也同样不尽人意。两者的宏微结合，协同融合，可大幅提高机器人运行的精准性和平稳性。

### 2.1　点云数据剪切

基于现有的局部动态路径规划算法，本文提出一种基于激光雷达的规划方法。在作物种植行间，通过单线激光雷达对某一合适高度的平面进行扫描，同时对不符合计算要求的区域进行剪切处理，通过保留的数据可以计算在当前环境下机器人与作物茎秆的相对位置和自身位姿，对茎秆特征点（位置坐标）进行曲线拟合后，规划出布局最优路径，协同全局静态路径并对其进行局部修正，做出最终规划。单线激光雷达工作原理如图 10 所示，激光雷达原始输出经处理后成为 2 个数组，分别记录 0° ~ 360°范围内每一个环境反射点的距离和角度信息，经可视化处理后最终显示效果如图 10 所示。




(a) 思岚S1雷达　　(b) 雷达扫描演示

图 10　雷达扫描可视化

Fig. 10　Radar scanning visualization

在实际应用中，由于安放位置不同以及机器人外形限制，0° ~ 360°的扫描信息往往有一部分需要剪切。假设雷达置于机器人最前方，故其扫描范围为 90° ~ 270°，而 270° ~ 360°和 0° ~ 90°范围的点云数据由于设备遮挡等因素被裁剪。在消除机器人自身障碍部分对雷达测距产生的影响的前提下，减小数据计算量，方便更快地做出规划。

### 2.2　范围阈值设定

点云数据经过裁剪之后，还要设定扫描范围阈值，因为雷达的扫描半径远大于作物种植行距，雷达发出的激光难免会透过作物株间的空隙，照射到非当前行驶行的作物，采集异常信息，进而对局部动态规划造成干扰。范围阈值的设定保证了机器人进行行间作业时，局部动态路径规划的依据始终为左右两侧最近作物种植行/列而避免出现漂移和越界规划行为，进而导致局部动态路径规划异常。如图 11 所示，范围阈值设定的计算过程如下：

设 $L_1$ 为作物种植的行距，计算式为

$$L_1 = L_2 + 2L_4 + L_3 \tag{4}$$

式中　$L_2$——作物拟合矩形宽度

$L_3$——机器人宽度

$L_4$——机器人边界到作物拟合矩形内边距离

$L_4$ 可以作为机器人运行安全距离。图中机器人恰好位于左右两侧作物列中央，此时式(4)成立。在计算范围阈值时，需要将机器人置于边界位置，如图 12 所示，范围阈值由最大距离 $L_{max}$ 和最小距离 $L_{min}$ 组成，其计算式为

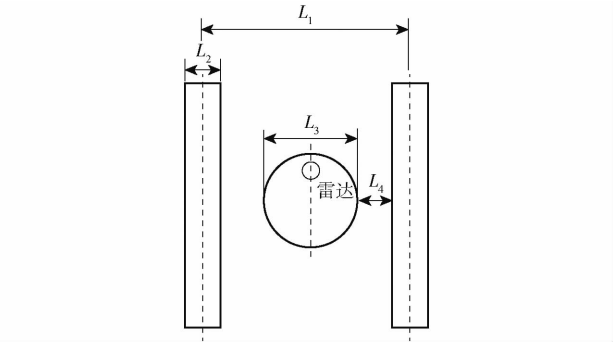



图 11 相对位置及距离标定

Fig. 11 Relative position and distance calibration

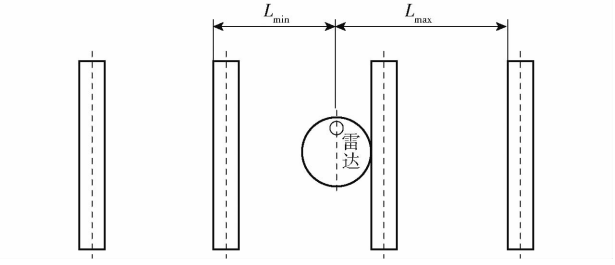



图 12 范围阈值计算

Fig. 12 Range threshold calculation

$$L_{min} = \frac{1}{2}L_1 + \frac{1}{2}L_2 + L_4 \tag{5}$$

$$L_{max} = \frac{1}{2}L_3 + L_1 \tag{6}$$

假设在某一时刻机器人受到影响，行驶轨迹存在偏移，导致机器人偏离正常航线，紧贴右边作物拟合矩形，即安全距离为 0，存在碰撞和碾压作物风险。此时雷达被安置于机器人中线位置处，扫描范围 $L$ 应设定在（$L_{min}$，$L_{max}$）区间内，参照式（4）和图 13 可将点云数据进行处理，可得

$$L = range\cos(degree) \tag{7}$$

其中 *range*、*degree* 均为雷达内置数据格式。

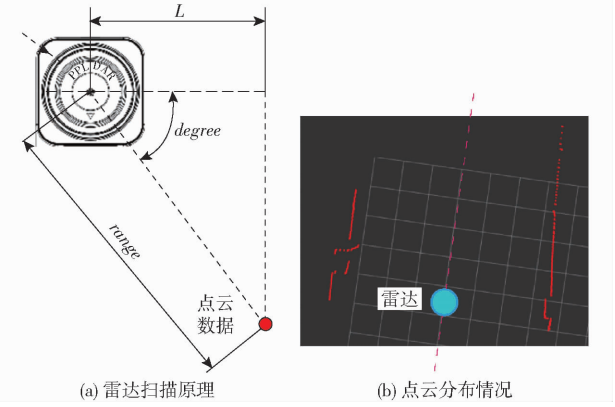



图 13 点云裁剪

Fig. 13 Point cloud cutting

经过范围阈值设定后，最终呈现的点云分布如图 13 所示，可以看到雷达只保留了两侧阈值范围内的点云数据并进行显示，不合适的角度和点云均被剪切。

## 2.3 特征化识别

完成点的筛选后，当前点云数据间除了位置信息以外没有任何差别，没有一个点可以作为局部动态路径规划的特征点或参考点参与运算，故需要对单一的点云数据进行再筛选，目的是找出符合规划思路的特征点并标定。

在实际的大田中以玉米为例，玉米机械化种植后存在规定的行距和株距，在进行全局静态路径规划时依托玉米大田全局特征进行计算和匹配，可以得到图 14 中的红色路径，但在进行局部动态路径规划时更关心图中微观特征。


(a) 全局特征 (b) 局部特征

图 14 玉米大田种植情况

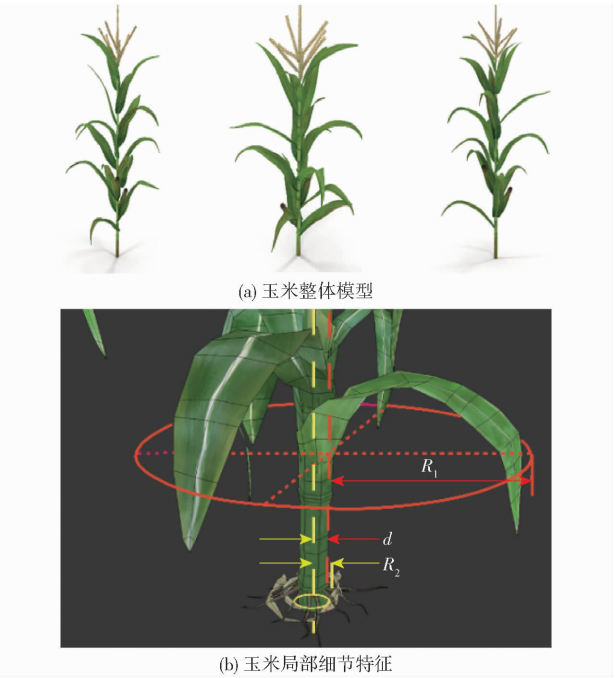
Fig. 14 Corn field planting conditions

在同一行/列内，每株玉米之间都有一定距离，称为株距，雷达进行扫描时，株距的存在会导致扫描到非当前行驶行的作物信息，对规划造成干扰，可以通过雷达角度和点云裁剪对其进行修正。行驶行两侧的玉米会被雷达扫描到并可视化呈现，图 14 即为局部动态规划时的微观情况，红色箭头指向为行驶方向。

进行局部动态路径规划时，由于雷达扫描特性，在某一特定角度下会首先收到距离最近点的距离信息，规划的首要目的是定位玉米茎秆的位置，但由于不同品种的玉米节距，叶片数量、分布、大小等情况均不相同，可能出现在扫描高度有叶片遮挡，进而无法准确定位茎秆的问题。因此需要对多种玉米生长情况调研，并对生长特征类似的玉米进行三维模型重建，如图 15 所示。

如图 16 所示，将雷达扫描高度的玉米生长情况拟合为双同心圆，图中红黄色同心圆即代表作物，红色表示茎秆位置，黄色表示玉米下部，茎秆周边可能出现的叶片，只要机器人行驶过程中不会与红色部分发生碰撞即可。该模型将叶片考虑在内，雷达扫描得到的点经拟合认为是圆弧，通过计算找到圆心即茎秆位置，避免出现因叶片干扰导致茎秆定位失误，造成规划错误的问题。

机器人两侧矩形框为作物拟合范围，浅绿色矩形框代表雷达扫描范围，虚线箭头代表雷达发出的激光，与雷达不同距离的植株经扫描后，反馈的信息




(a) 玉米整体模型

(b) 玉米局部细节特征

图 15　玉米三维扫描模型

Fig. 15　Three-dimensional scanning model of corn

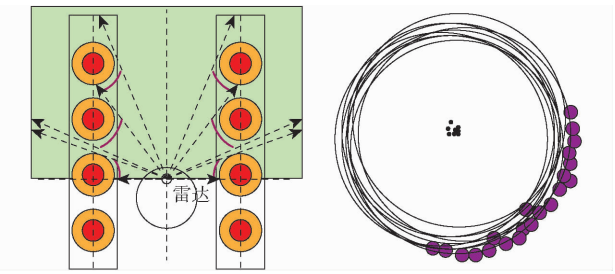



图 16　扫描平面示意图及特征圆拟合

Fig. 16　Scanning plane diagram and characteristic circle fitting

并不完全相同，以紫色弧线表示反馈信息，即扫描到的玉米特征信息。紫色弧线由多个点云数据组成，任选其中 4 个点可以拟合一个特征圆，取多个圆心均值标定为玉米茎秆位置，即红色同心圆圆心位置。

通过对作物三维建模着重对雷达扫描平面即玉米下半部分进行分析。由图 15b 可知，在扫描平面内，玉米叶片可拟合成一个半径为 $R_1$ 的圆，同理，茎秆区域也可以拟合为一个半径为 $R_2$ 的圆，在理想情况下，两圆的中轴线会重合，现实情况中往往会出现长度为 $d$ 的间隙。在误差允许的范围内，$d$ 可不做考虑。

玉米茎秆位置确定之后便可以进行局部动态规划，假设扫描后有 $2m$ 个符合的特征点（茎秆位置）且分布在机器人左右两侧，两两配对并取中点坐标，符合要求的中点有 $m$ 个，采用最小二乘法对曲线进行拟合，选择多项式拟合模式

$$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \cdots + a_m x^m \tag{8}$$

离散的各点（特征点中点）到这条曲线的平方和 $F(a_0, a_1, \cdots, a_m)$ 为

$$F(a_0, a_1, \cdots, a_m) = \sum_{i=1}^{n} \left[ y_i - (a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + \cdots + a_m x_i^m) \right]^2 \tag{9}$$

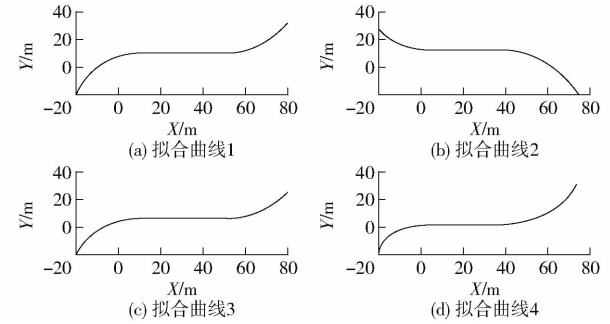
对 $F(a_0, a_1, \cdots, a_m)$ 分别求对 $a_4$ 的偏导数，得到 $m+1$ 个方程

$$\begin{cases} -2\sum_{i=1}^{n} \left[ y_i - (a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + \cdots + a_m x_i^m) \right] = 0 \\ -2\sum_{i=1}^{n} \left[ y_i - (a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + \cdots + a_m x_i^m) \right] x_i = 0 \\ \vdots \\ -2\sum_{i=1}^{n} \left[ y_i - (a_0 + a_1 x_i + a_2 x_i^2 + \cdots + a_m x_i^m) \right] x_i^m = 0 \end{cases} \tag{10}$$

将其整理为针对 $a_0, a_1, \cdots, a_m$ 的正规方程组，最终结果为

$$\begin{cases} a_0 n + a_1 \sum_{i=1}^{n} x_i + a_2 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 + \cdots + a_m \sum_{i=1}^{n} x_i^m = \sum_{i=1}^{n} y_i \\ a_0 \sum_{i=1}^{n} x_i + a_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^2 + a_2 \sum_{i=1}^{n} x_i^3 + \cdots + \\ \quad a_m \sum_{i=1}^{n} x^m + 1_i = \sum_{i=1}^{n} x_i y_i \\ \vdots \\ a_0 \sum_{i=1}^{n} x_i^m + a_1 \sum_{i=1}^{n} x_i^{m+1} + a_2 \sum_{i=1}^{n} x_i^{m+2} + \cdots + \\ \quad a_m \sum_{i=1}^{n} x_i^{2m} = \sum_{i=1}^{n} x_i^m y_i \end{cases} \tag{11}$$

利用高斯消元法求解即可得到 $a_0, a_1, \cdots, a_m$，拟合曲线如图 17 所示。




(a) 拟合曲线1　(b) 拟合曲线2

(c) 拟合曲线3　(d) 拟合曲线4

图 17　最小二乘法拟合曲线

Fig. 17　Fitting curves of least square

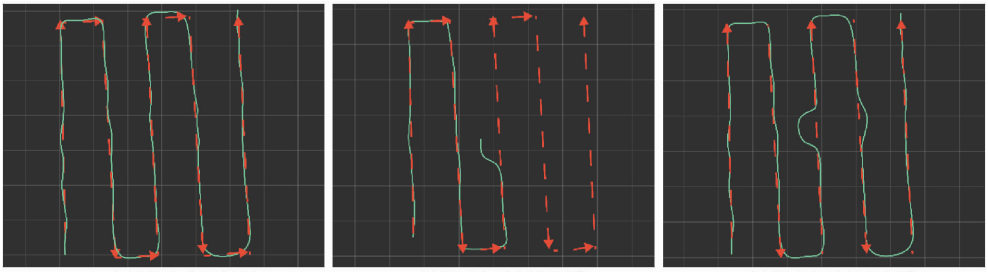
## 3　全局与局部规划的宏微融合

基于测绘信息和雷达扫描信息，全局静态路径规划与局部动态路径规划得以实现，为优化机器人田间作业效果，两者的宏微结合是极为重要的环节。

显然，全局静态路径与局部动态路径的区别在

于规划范围即路径对机器人指导范围的不同,全局静态路径更多的对机器人大范围内(如整块作业田)的行驶方向进行限定,而局部动态路径更倾向于对行间直行前提下的轨迹纠偏进行指导。受限于田间测绘信息的精确度,如果只将全局状态下规划得到的作业路径直接投入使用会产生累积误差进而影响作业质量,同理,虽然局部动态路径可以为机器人行间作业提供高精度路径信息,却无法在诸如起始行、转角、终止行等特殊位置处给出合理路径,且极易出现错误规划的问题。因此通过全局静态与局部动态路径规划的宏微融合,即作业过程中,机器人的作业行驶方向始终由宏观状态下的全局静态路径给出,而当机器人顺利通过特殊作业位置,行驶在作物行内时,依托微观状态下的局部路径对其进行更为精细,作物损伤率更低的行驶指导,宏微融合从而完成高质量田间作业。

在机器人操作系统(Robot operating system, ROS)中,路径作为 Path 消息被发布并显示在可视化工具(Robot visualization tool, RVIZ)中。按照种植规律首先放置虚拟作物,利用 Python 中高斯分布函数 np. random. normal 在保证不违背种植规律的前提下对作物位置进行微调以模拟实际作物种植情况。利用宏微结合算法,将宏观路径和微观路径进行融合后得到如图 18 中的路径效果。绿色实线表示规划路径,红色带箭头虚线表示全局静态规划路径。显然,宏微结合路径相较于全局静态路径和局部动态路径而言更贴合实际田间作业场景,更符合实际生产需要。



(a) 全局静态路径规划 (b) 局部动态路径规划① (c) 局部动态路径规划②

图 18 路径规划仿真

Fig. 18 Path planning simulation

田间作业往往会受到不同障碍物阻挡等情况,通过增大虚拟作物体积将其中某一作物定为如树木、水井等的障碍物。在障碍物存在的情况下,若行间仍允许机器人通过,即当前作业行间最小宽度大于机器人宽度,则出现如图 18 的规划路径;若无法保证机器人安全通过,则绿色路径会在障碍物处终止,而红色路径不受影响。由此可见宏微融合对实际作业中保证安全、高质量作业的重要性。

## 4 基于 MPC 算法的路径跟踪

为保证机器人在实际作业时可以对宏微融合后的路径进行有效追踪,使其运行轨迹最大程度上贴合规划后的路线[25-26],可基于 MPC 算法对这一环节进行实现。MPC 算法的作用机理可以表述为,在每一个采用时刻,根据当前获得的测量信息,在线实时求解一个有限时间下开环优化问题,并将得到的控制序列的第 1 个元素作用于被控对象。在下一个采样时刻,重复上述过程:用新的测量值作为此时预测系统未来动态的初始条件,刷新优化问题并重新求解。相对于线性二次型调节器(LQR)方法而言,MPC 算法可以考虑空间状态变量的各种约束,而 LQR、PID 等控制算法只能够考虑输入输出变量的各种约束[27]。

试验所用农业机器人为两轮差速机器人,其底盘为两轮差速底盘,由两个轮毂电机作为动力轮,后部由一个万向轮支撑。基于左右轮速度变化进而实现转弯和前进动作。

在 ROS 独有的两轮差速模型中,机器人运动学模型描述为

$$\dot{x} = v\cos\theta \tag{12}$$

$$\dot{y} = v\sin\theta \tag{13}$$

$$\dot{\theta} = \omega \tag{14}$$

式中 $\dot{x}$——机器人横向速度,m/s

$\dot{y}$——机器人纵向速度,m/s

$\theta$——机器人航向角,rad

$\omega$——机器人航向角速度,rad/s

为方便实际应用,将上述连续的微分模型进行离散化处理,成为差分模型,差分间隔定义为 $\mathrm{d}t$。则 $k+1$ 时刻的机器人横向、纵向位移与航向角便可由 $k$ 时刻的对应量与差分间隔内的微小变化量相加得到,可得

$$x_{k+1} = x_k + v_k\cos\theta_k\mathrm{d}t \tag{15}$$

$$y_{k+1} = y_k + v_k\sin\theta_k\mathrm{d}t \tag{16}$$

$$\theta_{k+1} = \theta_k + \omega_k\mathrm{d}t \tag{17}$$

式中　$x_k$——$k$ 时刻机器人横向位移，m

$y_k$——$k$ 时刻机器人纵向位移，m

$\omega_k$——$k$ 时刻机器人航向角，rad

$\theta_k$——$k$ 时刻机器人航向角速度，rad/s

考虑到路面情况与控制误差造成的位移偏差，定义横向跟踪误差 $e_k$（m）与航向误差 $e_k'$（rad）并假设机器人运行偏差敏感方向为 $Y$ 方向，$e_k$ 表示 $k$ 时刻下 MPC 算法规划的路径点与真实路径点距离差，$e_k'$ 表示 $k$ 时刻 MPC 算法规划路径上对应点的航向角与真实航向角的差值，则有

$$e_k = f(x_k) - y_k \tag{18}$$

$$e_k' = \arctan(f'(x_k) - \theta_k) \tag{19}$$

其中 $f(x_k)$ 为机器人运行到 $k$ 时刻时真实路径的位置在 $Y$ 方向上的投影，相应的，$\arctan(f'(x_k))$ 为 $k$ 时刻的航向角，同样在离散化处理后有

$$e_{k+1} = e_k + v_k \sin\theta_k \mathrm{d}t \tag{20}$$

$$e_{k+1}' = e_k' + \omega_k \mathrm{d}t \tag{21}$$

通过对机器人运动学模型进行分析并计算离散后的位移与误差，再根据实际应用场景对目标函数进行设置与优化，最终可以得到基于 MPC 的控制函数，以目标函数最小为原则，可得到 $N$ 个预测节点以指导机器人的运行。

如图 19 所示，在 ROS 中，利用 C + + 编制了部署于虚拟机平台的仿真环境。在引入机器人统一机器人描述格式（Unified robot description format，URDF）模型后，机器人运动基础参数如轮径、轮距等均被定义，之后导入机器人运动学模型与对应的 MPC 控制函数并以图 18 中的仿真路径为基础进行 MPC 算法仿真试验。其中绿色路径为融合规划路径，红色轨迹为 MPC 算法对机器人前方 1.5 m 范围内实时规划所得路径。以机器人当前位置为原点，将运行方向上前 1.5 m 内的融合规划路径与 MPC 实时规划路径离散化后得到如表 1 所示的位置点，路径效果图如图 20 所示。在 MPC 算法控制下，1.5 m 内的最大横向误差为 0.028 m，1.0 m 内的最大横向误差为 0.006 m，可见，合理选择 MPC 算法中动态窗口可以保证良好的跟踪效果。

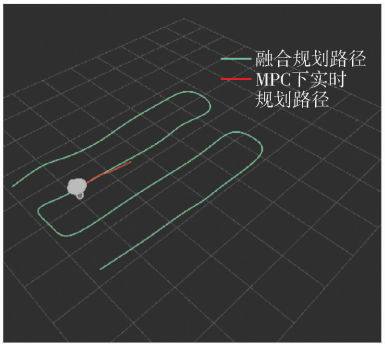



图 19　基于 MPC 算法的路径跟踪仿真

Fig. 19　Path tracking simulation based on MPC algorithm

**表 1　MPC 规划路径离散化坐标点**

**Tab. 1　MPC planning path discretization coordinate points**　m

| 离散点 | 距离 | 融合路径离散化坐标点 | MPC 规划路径离散化坐标点 |
|---|---|---|---|
| 1 | 0.05 | (0.023,0.05) | (0.023,0.05) |
| 2 | 0.10 | (0.017,0.10) | (0.017,0.10) |
| 3 | 0.15 | (0.028,0.15) | (0.030,0.15) |
| 4 | 0.20 | (0.028,0.20) | (0.030,0.20) |
| 5 | 0.25 | (0.022,0.25) | (0.029,0.25) |
| 6 | 0.30 | (0.024,0.30) | (0.024,0.30) |
| 7 | 0.35 | (0.007,0.35) | (0.009,0.35) |
| 8 | 0.40 | (-0.008,0.40) | (-0.002,0.40) |
| 9 | 0.45 | (-0.012,0.45) | (-0.012,0.45) |
| 10 | 0.50 | (-0.020,0.50) | (-0.020,0.50) |
| 11 | 0.55 | (-0.028,0.55) | (-0.030,0.55) |
| 12 | 0.60 | (-0.021,0.60) | (-0.027,0.60) |
| 13 | 0.65 | (-0.019,0.65) | (-0.022,0.65) |
| 14 | 0.70 | (-0.008,0.70) | (-0.008,0.70) |
| 15 | 0.75 | (0.017,0.75) | (0.013,0.75) |
| 16 | 0.80 | (0.025,0.80) | (0.025,0.80) |
| 17 | 0.85 | (0.032,0.85) | (0.032,0.85) |
| 18 | 0.90 | (0.034,0.90) | (0.036,0.90) |
| 19 | 0.95 | (0.037,0.95) | (0.037,0.95) |
| 20 | 1.00 | (0.031,1.00) | (0.036,1.00) |
| 21 | 1.05 | (0.029,1.05) | (0.034,1.05) |
| 22 | 1.10 | (0.034,1.10) | (0.034,1.10) |
| 23 | 1.15 | (0.035,1.15) | (0.032,1.15) |
| 24 | 1.20 | (0.037,1.20) | (0.031,1.20) |
| 25 | 1.25 | (0.031,1.25) | (0.026,1.25) |
| 26 | 1.30 | (0.021,1.30) | (0.021,1.30) |
| 27 | 1.35 | (0.027,1.35) | (0.019,1.35) |
| 28 | 1.40 | (0.030,1.40) | (0.017,1.40) |
| 29 | 1.45 | (0.032,1.45) | (0.014,1.45) |
| 30 | 1.50 | (0.040,1.50) | (0.012,1.50) |

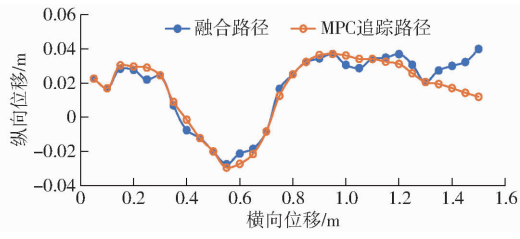



图 20　MPC 规划路径图

Fig. 20　Diagram of MPC planning path

## 5　宏微结合路径规划试验

### 5.1　试验平台与场景

为验证宏微结合下路径规划的实际效果，搭建

了试验平台,设计了实物试验。本试验所搭建的平台如图 21 所示,试验平台为直径 50 cm 的圆形两轮差速机器人,以 NVIDIA NX 作为主控平台,在 Ubuntu 的基础上部署了 ROS Melodic 系统用以实现整个机器人的控制。为实现各项功能,试验平台上部署了 GNSS 系统和 IMU 单元等传感器元件,两者协同成为组合导航系统,在空旷无遮挡,搭配无迹卡尔曼滤波算法的前提下其定位精度可达分米级,足以满足一般田间作业精度要求。雷达被布署于试验平台前侧,离地高度 30 cm。

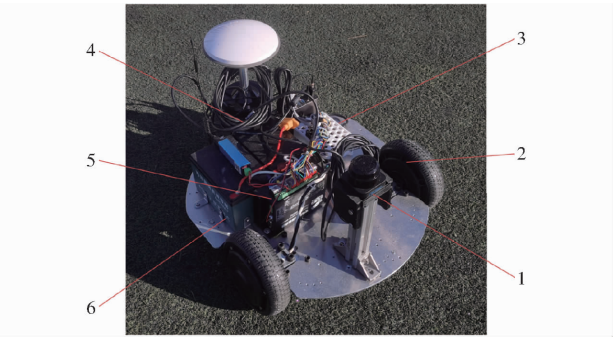



图 21 试验平台

Fig. 21 Experiment platform

1. 雷达 2. 伺服轮毂电机 3. NVIDIA NX 主控 4. GNSS 系统 5. 驱动器 6. 蓄电池

试验场景如图 22 所示,为模拟真实的大田作业环境,利用直径为 40 mm 的 PVC 管材替代田间作物,管材高度均为 40 cm,模拟作物种植间距 45 cm,种植行距 100 cm。



图 22 试验场景

Fig. 22 Experiment scene

试验过程中平台内部控制流程如图 23 所示。平台运行伊始,全局静态路径首先被确定。在运行过程中,雷达扫描得到的实时局部动态路径将不断与全局静态路径进行融合进而作为待追踪路径参与 MPC 下一时刻控制输出。在此期间,试验平台不断比对当前位置与下一时刻位置,从而确定下一时刻的目标点并在 MPC 算法的规划下得到实时的航向角与速度变化指令。在 CAN 总线通讯下,主控平台 NX 驱动两侧伺服轮毂电机运行,进而控制试验平台实现各项运动。如此循环,在装载作业器具后即可完成实际作业。

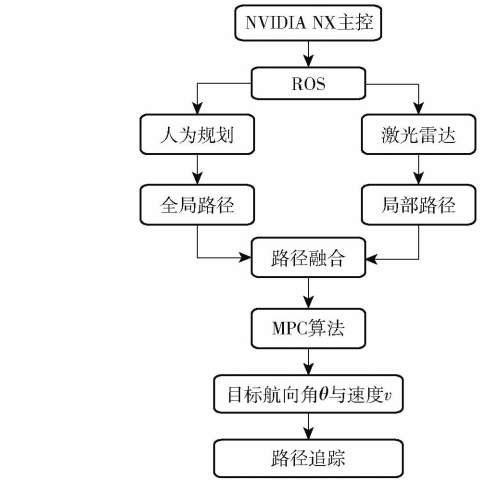



图 23 路径规划流程图

Fig. 23 Flow chart of path planning

### 5.2 路径规划效果评估标准

本文所提出的宏微结合下路径规划算法主要解决由于测绘等数据精度不足造成农业作业机器人田间运行时随着累积误差的增大,可能出现的碾压田垄、破坏作物等直接影响生产的问题。依据此条件,搭载本算法后试验平台运行过程中与模拟作物之间的最短距离即可作为评估算法有效性的重要参数。实际作物在正常生长过程中,枝叶会出现以茎秆为中心向四周延伸的现象,这也是图 16 中黄色区域的产生原因。当平台所行驶路径与黄色区域存在重叠现象时,也就意味着碰撞或者碾压现象可能发生,作物可能出现不同程度的损伤。为此,需要在允许试验平台正常通过的前提下,在模拟作物周边设定合理的枝叶延伸区域,并利用组合导航系统记录的轨迹点拟合试验平台行驶路径,计算重叠次数与重合度,进而对算法效果进行评估。

### 5.3 宏微结合路径规划试验

为对比宏微结合下的路径融合效果,首先进行了全局静态路径规划试验,结果如表 2 所示。在该试验中,试验平台所追踪路径仅为依托全局测绘信息规划后得到的全局静态路径,如图 24 所示。

为对规划后路径进行质量考核,图中红色实心圆点代表作物实际位置,红色实心圆点周边黄色空心圈为作物枝叶生长范围。其中黑色蛇形路径为全局规划后的静态路径,绿色空心圈为平台追踪路径运行时每一时刻所处的位置。显然,当绿色空心圈与黄色空心圈有重叠部分时即代表发生一定程度的碰撞或碾压。

为方便考量结果,量化了作物枝叶生长范围,图 25 为当枝叶生长范围半径为 0.15 m 的覆盖率,图 26 为枝叶生长范围半径为 0.20 m 的覆盖率。两种范围限定后留给平台运行时调整的距离分别为

**表 2　全局静态路径规划试验结果**

**Tab. 2　Global path planning test results**　　m

| 路径列编号 | 参数 | 作物行编号 | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| 1 | 横向位移 | 0.583 2 | 0.567 6 | 0.465 3 | 0.515 5 | 0.457 4 | 0.417 9 | 0.499 6 | 0.554 0 |
| | 纵向位移 | 1.000 0 | 2.000 0 | 3.000 0 | 4.000 0 | 5.000 0 | 6.000 0 | 7.000 0 | 8.000 0 |
| 2 | 横向位移 | 1.510 7 | 1.423 1 | 1.510 4 | 1.452 6 | 1.531 8 | 1.537 8 | 1.550 6 | 1.490 1 |
| | 纵向位移 | 1.000 0 | 2.000 0 | 3.000 0 | 4.000 0 | 5.000 0 | 6.000 0 | 7.000 0 | 8.000 0 |
| 3 | 横向位移 | 2.512 7 | 2.523 7 | 2.598 3 | 2.533 3 | 2.572 1 | 2.548 6 | 2.512 1 | 2.463 1 |
| | 纵向位移 | 1.000 0 | 2.000 0 | 3.000 0 | 4.000 0 | 5.000 0 | 6.000 0 | 7.000 0 | 8.000 0 |
| 4 | 横向位移 | 3.467 5 | 3.594 8 | 3.453 9 | 3.552 7 | 3.513 1 | 3.546 4 | 3.560 1 | 3.487 6 |
| | 纵向位移 | 1.000 0 | 2.000 0 | 3.000 0 | 4.000 0 | 5.000 0 | 6.000 0 | 7.000 0 | 8.000 0 |
| 5 | 横向位移 | 4.494 2 | 4.542 9 | 4.590 0 | 4.464 1 | 4.610 6 | 4.587 7 | 4.569 1 | 4.541 0 |
| | 纵向位移 | 1.000 0 | 2.000 0 | 3.000 0 | 4.000 0 | 5.000 0 | 6.000 0 | 7.000 0 | 8.000 0 |

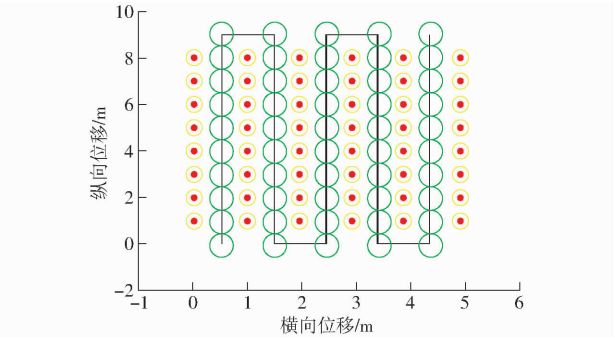



图 24　全局静态路径规划下平台移动路径

Fig. 24　Platform movement path under global path planning

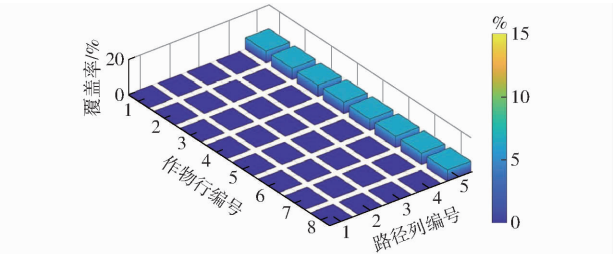



图 25　作物枝叶半径为 0.15 m 的全局静态路径规划覆盖率

Fig. 25　Coverage rate of global static path planning with crop branch and leaf radius of 0.15 m

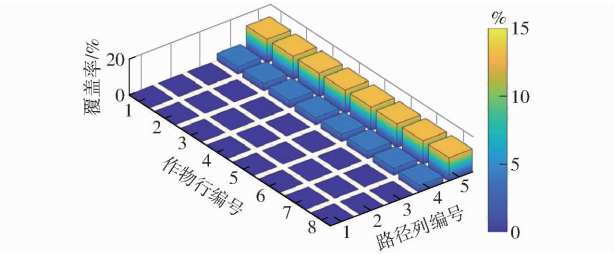



图 26　作物枝叶半径为 0.20 m 的全局静态路径规划覆盖率

Fig. 26　Coverage rate of global static path planning with crop branch and leaf radius of 0.20 m

0.2 m 和 0.1 m，可见两种范围限定下发生明显碰撞的均为第 5 条路径，最大覆盖率和平均覆盖率分别为 6.381 6%、13.081 2% 和 1.276 3%、3.405 8%。

结果表明，随着作物行/列的增多，测绘误差会逐步累积，进而造成后续全局静态路径与作物覆盖率骤增，可能会发生难以忽略的碰撞与碾压问题。在实际作业过程中，田间行驶环境相较于本试验更为恶劣，土壤起伏等原因会造成该问题更早发生且现象更为明显。显然全局静态路径无法长期指导田间作业。

基于上述试验情况，再次进行宏微结合下的融合路径规划试验。在该试验过程中，首先按照上述全局静态路径规划方法，人为输入模拟大田的各项特性参数后，平台首先拟合出全局静态路径，之后平台从左下角出发，按照蛇形路径运行。在此期间局部动态路径不断与全局静态路径融合，指导平台运行。融合路径规划试验情景如图 27 所示，其中不同元素的含义同上。可见在融合路径规划过程中，全局静态路径对平台运行的作用主要体现在转角处方向信息的指示，而行间作业路径信息更多地由局部动态路径规划给出。在这样的融合模式下，平台运行过程中实时与环境进行感知，碰撞与碾压的可能性得以降低，即一定程度上降低了作物损伤率。

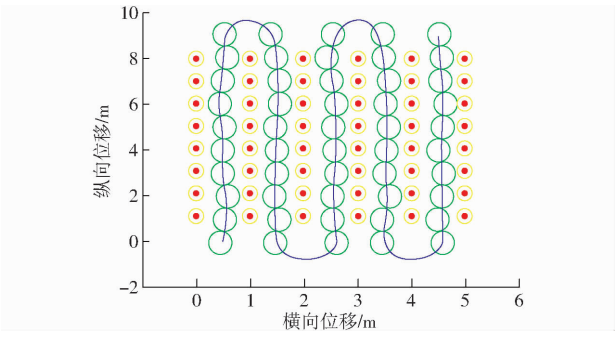



图 27　融合路径规划下平台移动路径

Fig. 27　Platform moving path under fusion path planning

基于全局静态路径试验结果，随着全局静态路径与实际情况的累积量逐步增大，局部动态路径规划对试验平台行间正常运行起到了越来越重要的作用。为衡量本文所提出的路径规划理论的实际效

果,同样设定枝叶延伸范围半径分别为 0.15、0.2 m 的试验,结果如表 3、4 和图 28、29 所示。

**表 3 作物枝叶半径为 0.15 m 的融合路径规划覆盖率**

**Tab.3 Coverage rate of fusion path planning with crop branch and leaf radius of 0.15 m** %

| 作物行编号 | 第 1 列覆盖率 | 第 2 列覆盖率 | 第 3 列覆盖率 | 第 4 列覆盖率 | 第 5 列覆盖率 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7.554 1 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

**表 4 作物枝叶半径为 0.2 m 的融合路径规划覆盖率**

**Tab.4 Coverage rate of fusion path planning with crop branch and leaf radius of 0.2 m** %

| 作物行编号 | 第 1 列覆盖率 | 第 2 列覆盖率 | 第 3 列覆盖率 | 第 4 列覆盖率 | 第 5 列覆盖率 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 3.276 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 2 | 0.109 9 | 0.324 1 | 0 | 3.036 9 | 0.333 2 |
| 3 | 0 | 0 | 2.944 0 | 0 | 0.230 3 |
| 4 | 0 | 0 | 0.268 0 | 0 | 0 |
| 5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0.452 9 |
| 6 | 4.276 1 | 0.474 1 | 0.931 1 | 0 | 7.502 4 |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 2.604 7 | 0.148 7 |
| 8 | 0.176 9 | 0 | 0 | 0 | 0 |

可见在延伸半径为 0.15 m 即平台允许调整距离为 0.2 m 的情况下,平台行驶路径仅与一株作物发生了明显重叠现象,此时最大覆盖率为 7.554 1%,平均覆盖率为 0.188 9%。同样地,在延伸半径为 0.2 m 情况下,平台运行过程中的最大覆盖率为 7.502 4%,平均覆盖率为 0.677 2%。相对于全局静态路径规划的试验结果,融合路径规划显著提升了作业精度,降低了覆盖率,减小了作物碾压率。通过对比试验结果发现,局部动态路径的实时更新与正确规划是保证平台与两侧作物留有安全距离,不发生碰撞的前提。

为进一步验证局部动态路径规划所带来的优势,设计了更为复杂的种植场景。如图 30 所示,该

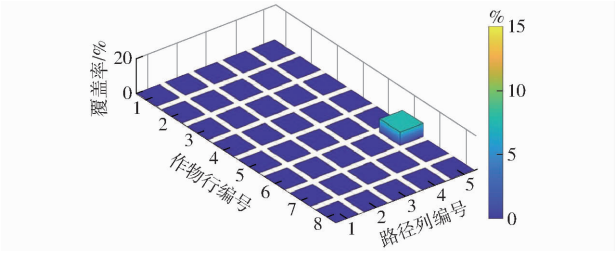



图 28 作物枝叶半径为 0.15 m 的融合路径规划覆盖率

Fig. 28 Coverage rate of fusion path planning with crop branch and leaf radius of 0.15 m

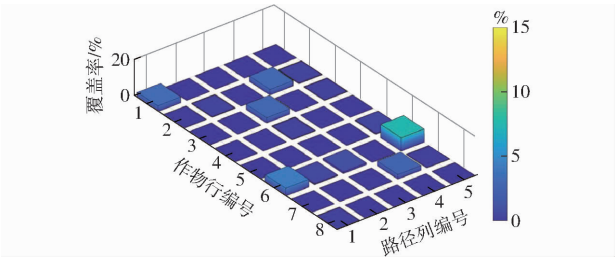


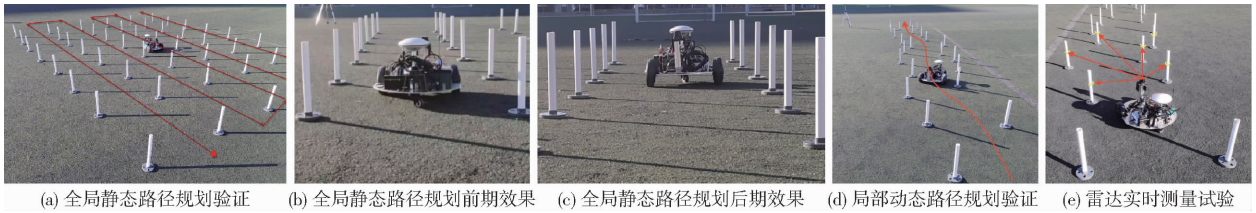

图 29 作物枝叶半径为 0.2 m 的融合路径规划覆盖率

Fig. 29 Coverage rate of fusion path planning with crop branch and leaf radius of 0.2 m

路径夸大了实际大田中两侧作物种植误差即相对于中心的偏移距离,以对算法有更好的评估。在该环境中,全局静态路径规划显然已经无法指导平台正常运行,仅能给出最基本的前进方向,局部动态路径规划在其中起到了决定性作用。依照同样的效果评估策略,利用雷达实时测量试验平台前方两侧作物距离并获取记录最小值,试验结果如表 5 所示,拟合出最小距离随纵向位移的变化曲线,如图 31 所示。待运行结束后得到最小距离为 12.858 6 cm,且作业过程未与作物发生碰撞,局部动态规划效果良好。

## 6 结束语

针对目前智慧农业中农业机器人的田间导航需求,提出了一种基于宏微结合的路径规划算法,该算法首先依托作业区域特征,作物种植特征等现有信息进行全局静态路径规划,其次在作业期间依据雷达,同时根据特定作物品种拟合后的数学模型,从而确定机器人当前行驶行两侧作物的相对位置,进行局部动态路线规划并与全局静态规划路径进行融合,并进行路径融合得到最终运行路径,之后在



(a) 全局静态路径规划验证 (b) 全局静态路径规划前期效果 (c) 全局静态路径规划后期效果 (d) 局部动态路径规划验证 (e) 雷达实时测量试验

图 30 全局与局部动态路径规划试验

Fig. 30 Global and local path planning experiments

表 5　局部动态路径规划试验结果

Tab. 5　Local path planning test results

| 作物行编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 最小距离/cm | 13.003 7 | 13.619 3 | 12.858 6 | 13.773 1 | 14.548 9 | 13.093 6 |
| 纵向位移/m | 10.000 0 | 20.000 0 | 30.000 0 | 40.000 0 | 50.000 0 | 60.000 0 |
| 作物行编号 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| 最小距离/cm | 13.547 3 | 13.915 9 | 14.023 3 | 13.392 1 | 13.730 2 | 14.005 3 |
| 纵向位移/m | 70.000 0 | 80.000 0 | 90.000 0 | 100.000 0 | 110.000 0 | 120.000 0 |

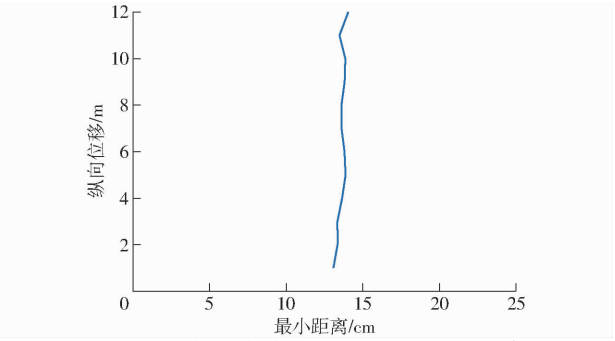



图 31　局部动态路径规划下最小距离拟合

Fig. 31　Minimum distance fitting under local path planning

MPC 等路径追踪算法的控制下完成田间作业。通过试验，验证了宏微结合下的机器人田间路径规划算法在实际作业中的可行性。在模拟环境中，当机器人在田间作业时两侧可调整距离分别为 0.2、0.1 m 时，当试验平台仅进行全局静态路径规划时，平均作物损伤率为 3.405 8% 和 1.276 3%，而通过本文提出的宏微结合下机器人田间路径规划算法规划后，可将平均作物损伤率降低到 0.677 2% 和 0.188 9%，说明该算法有效地阻止了农业机器人在工作过程中对作物的碾压，提高了作业精度。当作物行间距为 100 cm 且种植规范的情况下，试验平台与作物距离最小为 22 cm；当种植规划化程度较低时，其可实现最小距离为 12.858 6 cm，证明了宏微结合下的机器人田间路径规划算法在作物不受到破坏的情况下，确保了机器人安全作业，对田间环境表现出良好的环境适应性。

## 参　考　文　献

[1] 岳修瑞，倪建红，路遥. 发展智慧农业的意义、问题及对策建议[J]. 智慧农业导刊，2022，2(20)：4－7
YUE Xiurui，NI Jianhong，LU Yao. The significance，problems and countermeasures of developing smart agriculture[J]. Journal of Smart Agriculture，2022，2(20)：4－7.（in Chinese）

[2] DUAN J，WANG M，JIANG Y，et al. A compound fuzzy control method for agricultural machinery automatic navigation based on genetic algorithm[C]// IEEE 2nd Information Technology Networking，Electronic and Automation Control Conference，IEEE，2017：1663－1666.

[3] HAMEED I A. Intelligent coverage path planning for agricultural robots and autonomous machines on three-dimensional terrain[J]. J. Intell. Robot Syst.，2014，74(3－4)：965－983.

[4] LI S，XU H，JI Y，et al. Development of a following agricultural machinery automatic navigation system[J]. Comput. Electron. Agr.，2019，158：335－344.

[5] ZHOU Y，WAN J，LI Z，et al. GPS/INS integrated navigation with BP neural network and Kalman filter[C]// IEEE International Conference on Roboties and Biomimetics，IEEE，2017：2515－2520.

[6] 刘家银，唐振民，王安东，等. 基于多激光雷达与组合特征的非结构化环境负障碍物检测[J]. 机器人，2017，39(5)：638－651.
LIU Jiayin，TANG Zhenmin，WANG Andong，et al. Negative obstacle detection in unstructured environment based on multiple LiDARs and compositional features[J]. Robot，2017，39(5)：638－651.（in Chinese）

[7] 彭湘，向凤红，毛剑琳. 一种未知环境下的移动机器人路径规划方法[J]. 小型微型计算机系统，2021，42(5)：961－966.
PENG Xiang，XIANG Fenghong，MAO Jianlin. Path planning method for mobile robots in unknown environment[J]. Journal of Chinese Computer Systems，2021，42(5)：961－966.（in Chinese）

[8] 谢德胜，徐友春，王任栋，等. 基于三维激光雷达的无人车障碍物检测与跟踪[J]. 汽车工程，2018，40(8)：952－959.
XIE Desheng，XU Youchun，WANG Rendong，et al. Obstacle detection and tracking for unmanned vehicles based on 3D laser radar[J]. Automotive Engineering，2018，40(8)：952－959.（in Chinese）

[9] 梁世勋，丁宁宁，刘健. 大型自主水下机器人全局静态与局部动态融合路径规划方法[J]. 舰船科学技术，2021，43(11)：83－89.
LIANG Shixun，DING Ningning，LIU Jian. Research on fused path planning method of global static and local dynamic of large displacement autonomous underwater vehicles[J]. Ship Science and Technology，2021，43(11)：83－89.（in Chinese）

[10] 史恩秀，陈敏敏，李俊，等. 基于蚁群算法的移动机器人全局路径规划方法研究[J]. 农业机械学报，2014，45(6)：53－57.
SHI Enxiu，CHEN Minmin，LI Jun，et al. Research on method of global path-planning for mobile robot based on ant-colony algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2014，45(6)：53－57.（in Chinese）

[11] 王华, 陈梦奇, 蔡恩香,等. 基于多目标粒子群优化算法的永久基本农田划定模型[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 138 - 146,171.
WANG Hua, CHEN Mengqi, CAI Enxiang, et al. Permanent basic farmland delineation model based on multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 138 - 146,171. (in Chinese)

[12] 奚小波, 史扬杰, 单翔,等. 基于 Bezier 曲线优化的农机自动驾驶避障控制方法[J].农业工程学报, 2019, 35(19):82 - 88.
XI Xiaobo, SHI Yangjie, SHAN Xiang, et al. Obstacle avoidance path control method for agricultural machinery automatic driving based on optimized Bezier[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(19):82 - 88. (in Chinese)

[13] 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)

[14] FAUST A, OSLUND K, RAMIREZ O, et al. PRM - RL: long-range robotic navigation tasks by combining reinforcement learning and sampling-based planning[C]// 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, 2018: 5113 - 5120.

[15] JENSEN M A F, BOCHTIS D, SORENSEN C G, et al. In-field and inter-field path planning for agricultural transport units [J]. Comput. Ind. Eng., 2012, 63(4):1054 - 1061.

[16] 魏爽, 李世超, 张漫, 等. 基于 GNSS 的农机自动导航路径搜索及转向控制[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1):70 - 77.
WEI Shuang, LI Shichao, ZHANG Man, et al. Automatic navigation path search and turning control of agricultural machinery based on GNSS[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp. 1):70 - 77. (in Chinese)

[17] 刘刚, 李笑, 康熙, 等. 基于 GNSS 的农田平整自动导航路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(增刊):21 - 29.
LIU Gang, LI Xiao, KANG Xi, et al. Automatic navigation path planning method for land leveling based on GNSS[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(Supp.):21 - 29. (in Chinese)

[18] 张京, 陈度, 王书茂, 等. 农机 INS/GNSS 组合导航系统航向信息融合方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(增刊):1 - 7.
ZHANG Jing, CHEN Du, WANG Shumao, et al. Research of INS/GNSS heading information fusion method for agricultural machinery automatic navigation system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(Supp.):1 - 7. (in Chinese)

[19] 王立辉, 石佳晨, 王乐刚, 等. 智能收获机定位和自适应路径追踪方法[J]. 导航定位学报, 2020, 8(6):29 - 36.
WANG Lihui, SHI Jiachen, WANG Legang, et al. A location and adaptive path tracking methods for intelligent harvesters [J]. Journal of Navigation and Positioning, 2020, 8(6):29 - 36. (in Chinese)

[20] 陈军, 蒋浩然, 刘沛, 等. 果园移动机器人曲线路径导航控制[J]. 农业机械学报, 2012, 43(4):179 - 182.
CHEN Jun, JIANG Haoran, LIU Pei, et al. Navigation control for orchard mobile robot in curve path[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(4):179 - 182. (in Chinese)

[21] 罗锡文, 张智刚, 赵祚喜, 等. 东方红 X-804 拖拉机的 DGPS 自动导航控制系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 139 - 145.
LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, ZHAO Zuoxi, et al. DGPS automatic navigation control system of Dongfanghong X-804 tractor [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11):139 - 145. (in Chinese)

[22] 何秀凤, 徐勇, 桑文刚. 微小型 IMU/GPS 组合定位定向系统研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(11): 991 - 994.
HE Xiufeng, XU Yong, SANG Wen'gang. MEMS IMU and GPS integration for positioning and direction finding system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(11):991 - 994. (in Chinese)

[23] 张百强, 储海荣, 孙婷婷, 等. 应用 RB 无迹卡尔曼滤波组合导航提高 GPS 重获信号后的导航精度[J]. 光学精密工程, 2016, 24(4):835 - 843.
ZHANG Baiqiang, CHU Hairong, SUN Tingting, et al. Precision improvement methodology for INS/GPS after GPS outage using RB-UKF[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(4):835 - 843. (in Chinese)

[24] 孟志军, 刘卉, 王华, 等. 农田作业机械路径优化方法[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6):147 - 152.
MENG Zhijun, LIU Hui, WANG Hua, et al. Optimal path planning for agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6):147 - 152. (in Chinese)

[25] 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)

[26] 石振新, 冯剑波, 王衍学. 基于 MPC 和模糊控制的智能汽车路径追踪研究[J]. 车辆与动力技术, 2022(2):7 - 11.
SHI Zhenxin, FENG Jianbo, WANG Yanxue. Research on intelligent vehicle path tracking based on MPC and fuzzy control [J]. Vehicle & Power Technology, 2022(2):7 - 11. (in Chinese)

[27] 常宏. 基于 MPC 的局部路径规划与路径跟踪控制研究[J]. 汽车实用技术, 2022, 47(4):38 - 41.
CHANG Hong. Research on local path planning and path following based on MPC[J]. Automobile Applied Technology, 2022, 47(4):38 - 41. (in Chinese)