

基于农田环境的农业机器人协同作业策略

官金良¹, 王伟¹, 张彦斐^{2*}, 兰玉彬²

(1. 山东理工大学机械工程学院, 淄博 255049; 2. 山东理工大学农业工程与食品科学学院, 淄博 255049)

摘要: 为合理分配农业机器人协同作业中各机器人的工作量与工作区域, 提高机器人协同作业的整体效能与工作效率, 该研究提出一种复杂环境下异质农业机器人任务分配及全区域覆盖策略。在考虑农业机器人异质性的基础上, 以机器人团队整体效能最优为目标进行任务分配并确定各机器人的工作量。根据农场实际工作环境建立一级分区概念, 在栅格化环境建模与障碍物膨胀处理的基础上, 在一级分区内部建立二级分区的栅格分区和分区合并规则, 简化农田中的复杂工作环境; 将遗传算法与混合粒子群算法相结合改进遗传算法交叉操作, 建立遗传算法染色体种群多样性的概念, 并综合考虑遗传算法染色体适应度值的差异以及种群多样性阶段设置自适应交叉变异概率, 继而利用改进的遗传算法解决深度优先搜索算法在一级分区与二级分区间的遍历顺序问题; 设置深度优先搜索算法在二级分区内的路径搜索规则, 并在栅格图内遍历的同时根据各机器人的工作量分配其工作区域, 设置机器人在其工作区域中的遍历规则, 实现机器人对农田的全区域覆盖。仿真试验结果表明, 改进的遗传算法所得到的遍历各分区的路径长度与收敛迭代次数较传统遗传算法分别减少了 2.8% 与 69.5%, 较模拟退火算法分别减少了 9.3% 与 19.0%; 包含 3、5、7、9 和 11 个障碍物的 5 幅环境地图中, 机器人遍历工作区域的总面积重复率分别为 6.3%、8.9%、16.7%、21.7% 和 23.4%。在 4 种面积相等的异形农田中设置相同数量的障碍物进行验证试验, 结果表明, 机器人遍历面积重复率分别为 16.7%、13.1%、11.9% 和 6.7%。机器人协同作业场地试验结果表明, 4 个试验机器人均可在规定的时间要求 (25 min) 内完成各自工作量, 遍历面积重复率分别为 5.77%、4.14%、6.75% 和 4.85%。研究结果可为复杂环境下农业机器人协同作业策略提供理论支撑。

关键词: 机器人; 路径规划; 遗传算法; 深度优先搜索算法; 协同作业

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.002

中图分类号: TP24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2021)-2-0011-9

官金良, 王伟, 张彦斐, 等. 基于农田环境的农业机器人协同作业策略[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 11-19.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.002 <http://www.tcsae.org>

Gong Jinliang, Wang Wei, Zhang Yanfei, et al. Cooperative working strategy for agricultural robot groups based on farmland environment[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2021, 37(2): 11-19. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.2.002 <http://www.tcsae.org>

0 引言

随着第四次产业革命的到来, 农村人口老龄化、人力短缺等问题日趋严峻^[1], 这为大型无人农场的出现提供了可能^[2]。无人农场具有精准化种植、智能决策和智能化操控的特点, 是未来农业发展的主流方向^[3]。在无人农场的大田作业中, 随着农业机器人的作业任务日益复杂化, 单机器人作业越发不能满足无人农场中的工作需求, 农业机器人协同作业具有极大应用前景。

机器人协同作业需解决任务分配与全区域覆盖 2 个基本问题, 即农场主控系统在接收到某一任务要求时通过任务分配方案决定哪些机器人参加工作以及确定各参加工作机器人的工作量, 并根据机器人全区域覆盖方案分配各机器人工作区域与规划各机器人工作路径。

为合理分配各机器人的工作区域、提高机器人协同工作效率^[4], 近些年已有机器人全区域覆盖的相关研究。Maxim 等^[5]利用机器人之间相互排斥的策略使其均匀散布在作业区域中, 从而达到对目标工作区域的覆盖。Viet 等^[6]通过梨耕式移动与 A* 算法相结合解决多机器人在线全覆盖任务, 机器人依次梨耕式移动覆盖空闲区域。以上 2 种方案能够保证多目标区域的全覆盖, 但是机器人遍历时会产生较多重复路径。郝宗波等^[7]提出基于栅格地图的内螺旋算法 (Internal Spiral Coverage, ISC), 利用边界探索获得环境边界之后进行路径规划。Agmon 等^[8]提出基于构造生成树的方式为每个机器人规划好覆盖路径, 这些路径联合构成整个覆盖地形。Rekleitis 等^[9]将目标二维区域分解成单元区域, 通过对每个区域简单地前后移动完成多机器人的全区域覆盖。Acar 等^[10]通过构造不同的 Morse 方程寻求最合理的区域分解方式, 以适合机器人覆盖不同形状的环境。上述 4 种方案在优化机器人遍历面积重复率的基础上完成了机器人对工作区域的全覆盖, 但并未考虑机器人性能参数的差异分配各机器人工作量与工作区域。

本文在考虑农业机器人异质性的基础上, 以机器人整体效能为优化目标解决机器人任务分配问题;

收稿日期: 2020-06-25 修订日期: 2020-10-27

基金项目: 山东省引进顶尖人才“一事一议”专项经费资助项目; 山东省重点研发计划项目 (2019GNC106127); 淄博市生态无人农场研究院项目 (2019ZBXC200)

作者简介: 官金良, 博士, 副教授, 研究方向为多机器人协同作业与多智能体系统研究。Email: gjlwing@qq.com

*通信作者: 张彦斐, 博士, 教授, 研究方向为天-空-地一体化机器人协同理论研究。Email: 84374294@qq.com

在任务分配的基础上以机器人总遍历面积重复率为优化目标,通过改进的遗传算法与深度优先搜索算法解决农田复杂环境下异质机器人全区域覆盖问题。

1 机器人作业任务分配

随着农业机械人的更新换代和工作损耗的累积,无人农场中的农业机械人在历史任务量、能耗、故障率、服务质量、工作效率等方面可能存在差异,本文将以上性能参数不一致的农业机械人定义为异质农业机械人,反之为同质机器人。本文通过定义机器人团队整体效能的概念,综合考虑以上性能因素选择农场中的同质与异质机器人参加工作并为其分配工作量。

根据任务分配的收益(reward)与成本(cost)相减得到任务分配的效能 U ,其中机器人 i 的服务质量 sq_i 代表收益,历史工作量 h_i 、能耗 c_i 与故障率 f_i 代表成本,则机器人 i 的效能 U_i 为

$$U_i = \text{reward}(sq_i) - \text{cost}(h_i, c_i, f_i) \quad (1)$$

以上 4 种性能参数的取值范围差异较大,数值较小的性能参数对机器人效能值的影响会被弱化。为方便调节计算机器人效能时 4 种性能参数的权重,在计算机器人 i 的收益或成本时引入全体机器人的对应参数数据,将各参数所代表的收益或成本控制在 0~1 之内,设无人农场的总机器人数量为 ψ ,效能计算公式为

$$U_i = w_1 \cdot sq_i / \sum_{i=1}^{\psi} sq_i - w_2 \cdot h_i / \sum_{i=1}^{\psi} h_i - w_3 \cdot c_i / \sum_{i=1}^{\psi} c_i - w_4 \cdot f_i / \sum_{i=1}^{\psi} f_i \quad (2)$$

式中 w_1 , w_2 , w_3 , w_4 分别为各性能参数的权重因子,其大小由农场管理者根据机器人的实际状况设定, $w_1 + w_2 + w_3 + w_4 = 1$ 。

根据公式(2)确定各机器人的效能值之后确定参加工作的机器人和各机器人工作量,具体步骤为:对各机器人的效能值进行降序排序,依次选择机器人进入机器人工作团队,并根据机器人 i 的工作效率 e_i 与工作时限要求 H 计算机器人 i 的理论工作量 W_i ($W_i = e_i \cdot H$),直至机器人团队工作量 W_N 不小于工作量需求值 W_d 。机器人 i 的实际工作量 W_i^1 由其理论工作量按比例分配:

$$W_i^1 = \frac{W_i}{W_N} \cdot W_d \quad (3)$$

2 基于栅格法的环境建模与矩形分区

常规机器人全区域覆盖方案通常基于具有部分障碍物且形状规则的单片工作区域确定,但不适于机器人在复杂农田环境的遍历,本文以山东理工大学兰玉彬院士团队与淄博丰禾种业公司合作共建的数字生态循环农业农场^[11]为基础,重新设置农田中的工作环境。数字生态循环农业农场中存在离散分布且工作区域不规则的数片农田,田间道路纵横交错,农田中存在一些分散障碍物如风力发电机、电线杆、固定安装的传感器等^[12],

如图 1 所示。

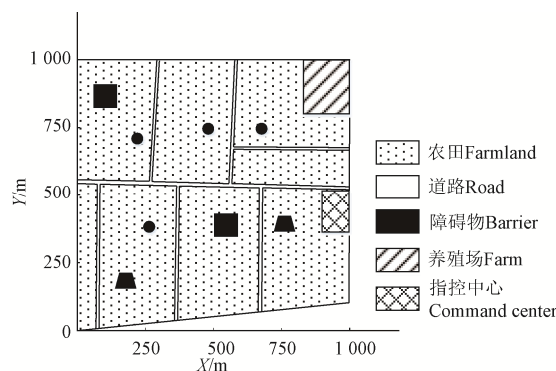


图 1 农场平面示意图

Fig.1 Plan sketch of farm

为简化复杂的农田工作环境以便于规划机器人工作区域与遍历路径,本文将田间道路自然分割的单片农田作为一级分区,通过栅格法对单片农田建模并对不规则障碍物进行膨胀处理,在此基础上划分单片农田内的二级分区并设置分区合并规则。

2.1 栅格化建模与障碍物膨胀处理

定义一个形状不规则且障碍物随机分布的单片农田,通过栅格法对农田建模时将机器人共同的工作范围设置成栅格图中单元格的单位长度,栅格建模结果如图 2a 所示,空白单元格表示机器人可自由遍历的工作区域。对于障碍物边缘线与栅格边缘线不重合的情况,用二值形态学中的膨胀运算对不规则障碍物进行膨胀处理^[13]。膨胀结果如图 2b 所示。

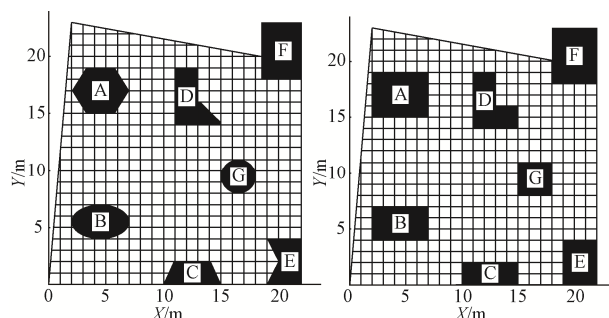


图 2 栅格化农田建模与障碍物膨胀处理
a. Before expansion treatment
b. After expansion treatment
注: A、B、C、D、E、F 和 G 表示障碍物。下同。
Note: A, B, C, D, E, F and G represent the barriers. The same below.

图 2 栅格化农田建模与障碍物膨胀处理

Fig.2 Gridded farmland modeling and obstacle expansion treatment

2.2 栅格分区与分区合并

根据膨胀处理后的障碍物形状及位置划分空闲矩形区域,如图 3a 所示。栅格分区步骤如下:

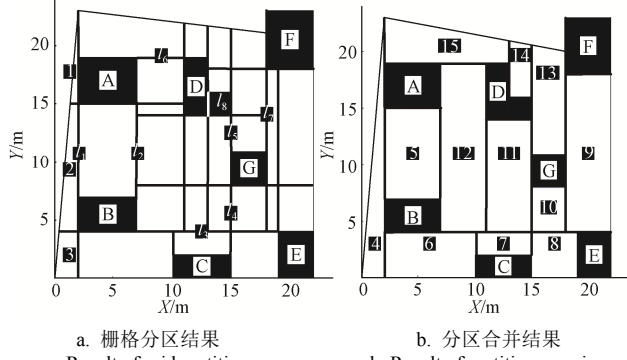
1) 寻找横坐标或纵坐标相同的障碍物边界,并沿此边界画一条连接 2 个障碍物的分区线;

2) 对于矩形或正方形障碍物,过障碍物左上角顶点画一条纵向直线,遇到其他障碍物或步骤 1) 形成的分区线即停止;过障碍物右下角顶点画一条横向直线,遇到其他障碍物或步骤 1) 形成的分区线即停止;

3) 对于非矩形或正方形障碍物如障碍物 D,按矩形

障碍物数量最小化原则设置纵向虚拟分割线，将不规则障碍物分割成多个矩形，再转至步骤 2)。

在栅格矩形分区之后进行分区合并，以尽量减少分区的数量。一个栅格分区与其邻近分区共同边长度相等则可以合并^[14]，如图 3a 中的分区 1、2、3 可以合并为图 3b 中的分区 4。分区时先合并可纵向合并的分区，再合并可横向合并的分区。



注：1,2,3,...,15 为分区编号； $l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6, l_7$ 为相邻障碍物边界横坐标或纵坐标相同的连接线； l_8 为不规则障碍物纵向虚拟分割线。
Note: 1,2,3,...,15 are the partition No.; $l_1, l_2, l_3, l_4, l_5, l_6$ and l_7 are the connecting lines with the same horizontal or vertical coordinates of the boundary of adjacent obstacles; l_8 is the longitudinal virtual dividing line for irregular obstacles.

图 3 栅格分区与分区合并

Fig.3 Grids partition and partition merging

为保证对农田的全区域覆盖，在分区合并的环境地图基础上还原各障碍物的形状，将障碍物边缘线、膨胀后的障碍物边缘线以及分区线包围形成的封闭图形的空白区域按照“上-下-左-右”的顺序合并至邻近空白分区，找不到空白分区的不规则空白区域则设置为单独分区，障碍物还原后的分区效果图如图 4 所示。

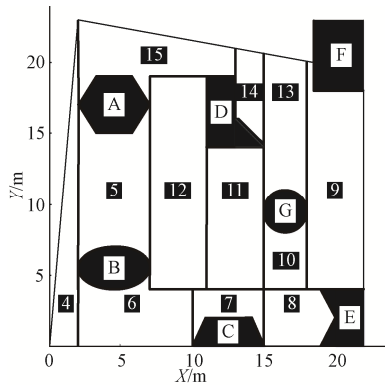


图 4 障碍物还原后的分区效果

Fig.4 Partition effects after obstacles restored

3 基于改进遗传算法的分区遍历

在工作区域涉及多片农田时，农场中既存在一级分区（单片农田）又存在二级分区。本文在确定各一级分区遍历顺序之后再确定各一级分区内二级分区的遍历顺序，通过深度优先搜索算法（Depth First Search, DFS）根据确定好的遍历顺序在一级分区以及二级分区内遍历，同时根据机器人的工作量为其分配工作区域，实现工作区域的全覆盖。

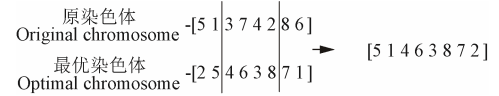
3.1 基于遗传算法的分区遍历

优化 DFS 算法在一级分区与二级分区间的遍历顺序可以增加 DFS 算法规划的机器人工作区域的连续性进而减少机器人在环境地图中遍历的重复率。寻找 DFS 算法在分区间的最优遍历顺序首先需要通过构造对偶图的方式^[15]确定形状规则或不规则的一级分区与二级分区的心坐标，进而通过遗传算法寻找一条遍历所有分区重心且每个分区重心仅遍历 1 次的最短路径^[16-18]，此最短路径中包含的分区重心遍历顺序即为 DFS 算法在分区间的最优遍历顺序。

本文通过交叉操作与交叉变异概率两方面改进遗传算法，旨在提高传统遗传算法跳出局部最优解的能力，减少迭代次数，提高遗传算法求解分区间遍历顺序的工作效率。

3.2 改进的交叉操作

遗传算法中的染色体采用整数编码，由各分区编号排列组成^[19-21]，染色体适用度值与该染色体对应的遍历各分区重心的路径长度成反比^[22-24]。传统遗传算法的交叉操作中两两染色体交叉产生 2 个新染色体的方式具有随机性^[25]，虽然增加了种群多样性，但是算法收敛性差^[26]。本文将混合粒子群算法的交叉操作应用于传统遗传算法的交叉操作中，通过染色体与迭代过程中出现的实时最优适应度值染色体交叉，在保证种群多样性的基础之上提高收敛速度。改进的遗传算法交叉操作如图 5 所示。



注：图中数字表示分区编号，一组分区编号表示一种 DFS 算法在分区间的遍历顺序。

Note: The numbers in the figure represent partitioning No., a set of partitioning No. represents the traversal order of a DFS algorithm between partitions.

图 5 改进后的染色体交叉过程

Fig.5 Improved chromosome chiasma process

最优染色体与原染色体的交叉方式与传统遗传算法交叉操作两两染色体交叉的方式相同^[27]。检测经过交叉操作的新染色体，若其适应度值高于原染色体则接受此新染色体，否则视此次交叉操作无效，保留原染色体。

3.3 自适应交叉变异概率

对于高适应度染色体，应设置较低的交叉概率 p_c 与变异概率 p_m 值以免破坏其染色体的优质基因结构^[28]，对于低适应度染色体，则应该提高 p_c 与 p_m 值以将其淘汰并且生成新染色体^[29]；在种群多样性较低时，应该适当提高低适应度染色体的交叉与变异概率以免算法陷入局部最优解。所以 p_c 与 p_m 的取值应根据染色体适应度值的高低与不同的种群多样性阶段自适应变化^[30]。

本文根据种群实时最优适应度值 f_{\max} 与种群实时平均适应度值 f_{avg} 的关系定义当前种群多样性 F_β ：

$$F_\beta = \frac{f_{\max} - f_{\text{avg}}}{f_{\max}} \quad (4)$$

当 f_{avg} 逐渐向 f_{max} 靠拢时, 表明种群逐渐进化, 各染色体向最优解靠拢, 此时 F_{β} 减小。

1) 自适应交叉概率

根据 $f(t)$ 与 f_{max} 的关系, 将不同染色体分为 3 等, 自适应交叉概率调节机制如下:

$$p_{\text{cr}} = \begin{cases} 0.7, & 0.95f_{\text{max}} < f(t) \leq f_{\text{max}} \\ p_{\text{c max}} - \frac{0.8f(t)}{f_{\text{max}}} \cdot (p_{\text{c max}} - p_{\text{c min}}), & 0.3f_{\text{max}} < f(t) \leq 0.95f_{\text{max}} \\ p_{\text{c max}}, & f(t) \leq 0.3f_{\text{max}} \end{cases} \quad (5)$$

$$p_{\text{c max}} = \begin{cases} 0.95, & F_{\beta} \leq 0.3 \\ 0.85, & 0.3 < F_{\beta} \leq 0.8 \\ 0.8, & 0.8 < F_{\beta} \leq 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中 p_{cr} 为染色体 t 发生交叉的概率, 最大交叉概率 $p_{\text{c max}}$ 与不同时期种群多样性的大小有关。

2) 自适应变异概率

变异概率一般在 0.001~0.01 之间^[31]。自适应变异概率与自适应交叉概率的设置方式类似:

$$p_{\text{mr}} = \begin{cases} 0.006, & 0.95f_{\text{max}} < f(t) \leq f_{\text{max}} \\ p_{\text{m max}} - \frac{0.8f(t)}{f_{\text{max}}} \cdot (p_{\text{m max}} - p_{\text{m min}}), & 0.3f_{\text{max}} < f(t) \leq 0.95f_{\text{max}} \\ p_{\text{m max}}, & f(t) \leq 0.3f_{\text{max}} \end{cases} \quad (7)$$

$$p_{\text{m max}} = \begin{cases} 0.009, & F_{\beta} \leq 0.3 \\ 0.008, & 0.3 < F_{\beta} \leq 0.8 \\ 0.007, & 0.8 < F_{\beta} \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式中 p_{mr} 为染色体 t 发生变异的概率。

4 基于 DFS 算法的分区内遍历规则

DFS 算法用来寻找从出发点至目标点的可行路径。算法通过依次访问与上一节点相邻的可行节点访问完图中所有与出发点有路径相通的节点^[32]。

4.1 DFS 算法在二级分区内的遍历顺序

设 (m, n) 为分区中的单元格, 未被 DFS 算法遍历的单元格标记为“0”, 已遍历的标记为“1”。

为保证机器人工作区域的连续性和减少机器人的转弯次数, 建立 P 、 Q 两种分区遍历顺序矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ -1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

DFS 算法在分区内搜索下一步要遍历的单元格的过程如下:

$$\text{new } m = m + O_{1q} \quad (11)$$

$$\text{new } n = n + O_{2q} \quad (12)$$

$$O = \begin{cases} P, & \text{遍历起点位于分区左端} \\ Q, & \text{遍历起点位于分区右端} \end{cases} \quad (13)$$

式中下标 $q \in \{1, 2, 3, 4\}$, O_{1q} 表示矩阵 O 第 1 行第 q 列的元素, O_{2q} 表示矩阵 O 第 2 行第 q 列的元素。如果搜索到的新单元标记为“0”且在该分区范围内则以该单元格为新起点继续深度搜索并将 q 初始化为 1 并且将该单元格标记为“1”, 否则 q 从 1 开始依次加 1 搜索周围单元格。算法遍历至死角时则依次回溯已走过的单元格, 同时根据公式 (9)~(13) 寻找新起点。

4.2 机器人工作区域与分区内 DFS 算法遍历起点与终点的确定

DFS 算法搜索机器人作业路径的同时根据蒙特卡洛方法^[33]计算当前单元格面积并计算已为机器人遍历的实时总面积, 在满足机器人的工作区域要求之后记录算法走过的路径, 继续深度搜索下一个工作区域。

DFS 算法遍历完一个分区之后, 根据改进的遗传算法规定的最优分区遍历顺序, DFS 算法跳转至下一个分区的起点继续遍历。为保证机器人工作区域的连续性, 选择下一个分区中最靠近上一个分区终点的单元格作为下一个分区的起点。

4.3 路径规划

通过 DFS 算法为机器人规划的工作区域可能涉及多个二级分区。机器人工作区域纵向跨度大于横向跨度的称为纵向区域, 反之为横向区域。

机器人在纵向区域(横向区域)内从其工作区域最左端的最下方单元格开始遍历, 在进入一列(一行)单元格遍历时检测进入该列(行)单元格的入口与该列(行)单元格两端的距离, 优先向距离短的一端遍历, 之后回溯遍历该列(行)中未遍历的部分, 在未遍历部分的每个单元格中均按照“左-纵向-右”(“下-横向-上”)的顺序搜索工作区域进行遍历。当四周无可遍历单元格时, 按照机器人遍历面积重复率最低原则评估未遍历区域中的新遍历起点, 并应用 A*算法和八邻域搜索法规划遍历到达新起点的路径^[34]。

5 算法仿真

为验证改进遗传算法的收敛能力与寻优能力, 以及机器人全区域覆盖策略对机器人全遍历面积重复率优化效果, 本文在设定多组试验样本的基础上, 分别通过 MATLAB 2014 软件对改进遗传算法与机器人全区域覆盖策略进行仿真分析。

5.1 基于路径代价与收敛速度的不同算法仿真结果与分析

分别定义 10、20、30 个分区的中心点坐标, 对比传统遗传算法、模拟退火算法与本文改进遗传算法对不同分区数量规模计算得到的遍历各分区重心的路径长度、算法收敛时的迭代次数与耗时, 结果如表 1 所示。其中传统遗传算法与改进遗传算法的种群规模均设置为 75, 最大遗传代数均设置为 200; 传统遗传算法的固定交叉与变异概率设置为 0.9 与 0.01, 改进遗传算法的最小交叉概率与最小变异概率设置为 0.7 与 0.006; 模拟退火算法的初始温度与终止温度设置为 1 400 与 1×10^{-6} , 各温度下的迭代次数(链长)设置为 1 100, 降温速率设置为 0.9。

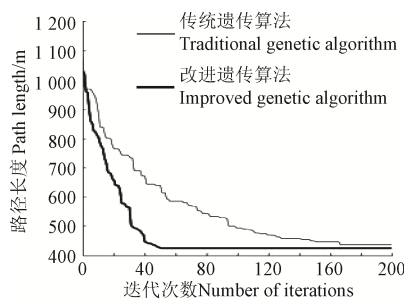
表 1 不同算法对不同分区规模的路径规划结果

Table 1 Planning results of different algorithms for different partition sizes

算法 Algorithms	分区数量 Partition quantity	路径长度 Path length /m	迭代次数 Number of iterations	耗时 Time consuming/s
传统遗传算法 Traditional genetic algorithm	10	230.147 5	16	1.16
	20	392.623 8	78	4.85
	30	438.695 8	167	10.43
模拟退火算法 Simulated annealing algorithm	10	230.147 5	37	2.24
	20	393.052 7	54	3.54
	30	470.356 8	63	4.14
改进的遗传算法 Improved genetic algorithm	10	230.147 5	4	0.69
	20	384.828 4	22	1.75
	30	426.433 3	51	3.73

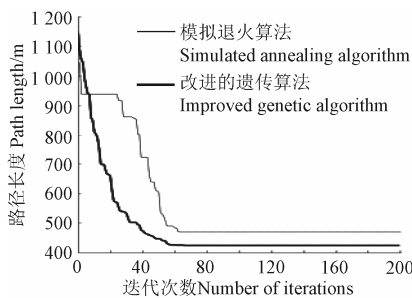
由表 1 可知, 在分区规模为 10、20 时, 传统遗传算法与模拟退火算法均能得到与改进遗传算法相近的路径长度, 但算法收敛时的迭代次数与耗时均是改进遗传算法的数倍。在分区规模为 30 时, 改进的遗传算法所获得的路径长度分别比传统遗传算法与模拟退火算法减少 2.8% 与 9.3%, 收敛时的迭代次数分别减少 69.5% 与 19.0%, 耗时分别减少 64.2% 与 9.9%。

图 6a 与图 6b 为 3 种算法在分区规模为 30 时的路径长度随迭代次数的变化曲线。从图 6a 中可以看出, 在迭代次数为 50 次之前, 改进的遗传算法的曲线斜率的绝对值大于传统遗传算法, 说明改进的遗传算法收敛速度更快。从图 6b 中可以看出, 模拟退火算法的实时最优路径长度随迭代次数的增加呈现阶梯式的下降, 且在算法收敛之前出现了 5~6 个较明显的平台期, 说明模拟退火算法容易陷入局部最优。平台期的出现容易导致算法得不到全局最优解, 而改进遗传算法无较明显的平台期, 且在收敛速度与寻优能力方面均优于模拟退火算法。



a. 传统遗传算法与改进的遗传算法的迭代曲线

a. Iterative curves of traditional genetic algorithm and improved genetic algorithm



b. 模拟退火算法与改进的遗传算法的迭代曲线

b. Iterative curves of simulated annealing algorithm and improved genetic algorithm

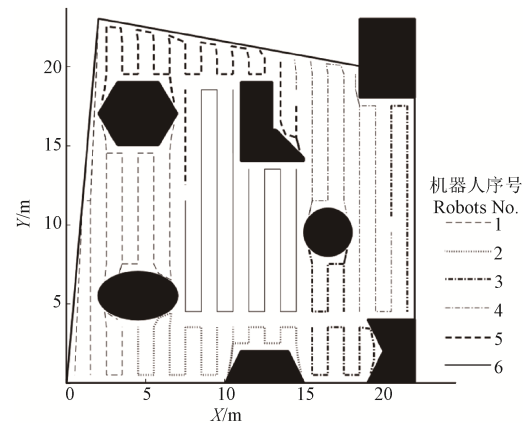
图 6 不同算法的迭代曲线

Fig.6 Iterative curves of different algorithms

5.2 路径遍历仿真结果与分析

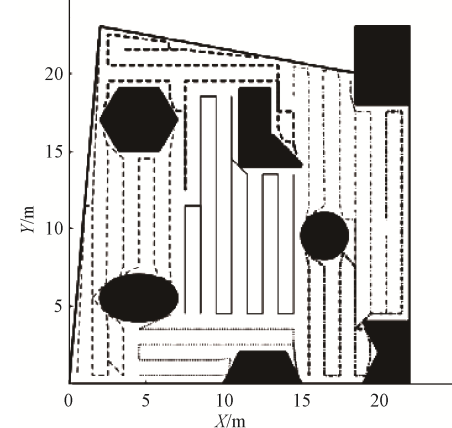
本小节重在验证复杂环境下机器人工作区域分配以及路径规划方案, 故暂不使用本文设计的任务分配方案分配各机器人工作量。仿真试验中将图 4 所示农田中 376.75 m² 的总工作量随机分配至 6 个机器人, 1~6 号机器人的工作量分别为 75.91、36.80、52.97、66.77、51.30 和 93.00 m²。在此基础上通过改进遗传算法与 DFS 算法规划各机器人工作区域继而规划各机器人的工作路径, 最后统计 DFS 算法对农田工作区域的覆盖率与机器人群遍历面积与农田面积的重复率。

DFS 算法的遍历路径如图 7a 所示, 在图 7a 确定的各机器人工作区域的基础上, 根据本文设置的路径规划方案进行各机器人路径遍历仿真, 结果如图 7b 所示。因 DFS 算法/机器人在栅格图虚拟栅格中遍历, 故在仿真图中 DFS 算法/机器人遍历至一个栅格重心点即表示完成对该单元格的遍历。



a. DFS 算法规划的遍历路径

a. Traversal path planned by DFS algorithm



b. 基于本文方案的遍历路径仿真结果

b. Simulation results of traversal path based on the proposed scheme

图 7 基于 DFS 算法与本文方案的遍历路径对比

Fig.7 Comparison of traversal path based on DFS algorithm and the proposed scheme

以算法规划的遍历工作区域面积与原任务要求的遍历面积的比值定义面积覆盖率。由图 7a 可知, 通过改进的遗传算法与 DFS 算法相结合规划各机器人工作区域可以保证工作区域对农田的 100% 覆盖。机器人的工作区域是否连续将影响该机器人的作业面积重复

率,从图 7a 中可以看出,除了 3 号机器人的工作区域出现 2 个分离的子区域外,其余机器人的工作区域均为连续。

定义机器人 i 的遍历面积重复率 s_i 为

$$s_i = (S_i - W_d^i) / S_i \times 100\% \quad (14)$$

式中 S_i 表示机器人 i 的实际遍历面积。

设置另外 4 副与图 7 形状大小相同的环境地图,分别在 4 副地图中设置障碍物总面积与图 7 中障碍物总面积相等但数量不等的 3、5、9、11 个障碍物,1~6 号机器人组成的机器人团队分别在 4 副环境地图中遍历,各机器人的工作量分别为 75.91、36.80、52.97、66.77、51.30 和 93.00 m^2 。以地图中障碍物在 X 轴与 Y 轴的标准差表征障碍物的离散度。不同障碍物数量下的分区数量以及机器人总遍历面积重复率如表 2 所示。

由表 2 可知,障碍物数量的增多以及障碍物分布离散程度的增加使分区数量增加,机器人总遍历面积重复率也随之增加。在 11 个障碍物时,分区数量达到 21 个,机器人总遍历面积重复率达到 23.4%。

表 2 不同障碍物数量下的机器人总遍历面积重复率
Table 2 Repetition rate of the traversal area of the robot groups with different number of obstacles

障碍物数量 Number of obstacles	障碍物分布标准差 Standard deviation of obstacle distribution		分区数量 Number of partitions	总遍历面积重复率 Total traversal area repetition rate/%
	X 轴 X-axis	Y 轴 Y-axis		
3	4.7	5.1	5	6.3
5	5.2	5.6	8	8.9
7	5.5	7.0	12	16.7
9	7.3	7.4	18	21.7
11	8.3	9.1	21	23.4

在图 7 障碍物数量、位置、形状不变的基础上,设置 3 种形状不同的农田,其中第一种环境地图仅有 1 个一级分区,后 2 种环境地图分别由纵向与 T 形田间道路将农田分割成 2 个二级分区。各环境地图的总工作面积均为 376.75 m^2 ,1~6 号机器人组成的机器人团队分别在 3 种环境地图中遍历,各机器人的工作量分别为:75.91、36.80、52.97、66.77、51.30 与 93.00 m^2 。机器人总遍历面积重复率如图 8 所示。

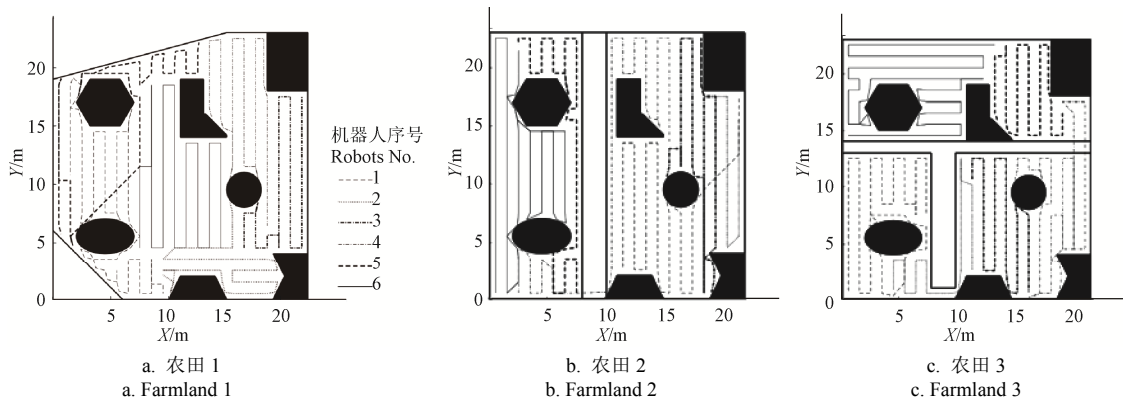


图 8 不同农田环境下的机器人总遍历路线

Fig. 8 Traversal path of robot groups under different farmland environment

由图 8 可知,3 种农田环境下通过 DFS 算法规划的工作区域均可以实现对农田的 100%覆盖,机器人总遍历面积重复率分别为 13.1%、11.9%和 6.7%,说明本文设计的机器人总遍历面积覆盖方案对多片工作区域、形状多元化、多种异形障碍物分布的农田环境具有较好的适应性。

6 验证试验

为验证本文任务分配方案下机器人总遍历面积能否在规定的时限要求内完成目标任务量,以及机器人总遍历面积覆盖策略在实际应用中对遍历面积重复率的优化作用,以数字生态农业农场中的信息采集机器人为对象进行任务分配与全区域覆盖遍历试验。试验地点为山东理工大学图书馆南侧草坪。通过数字生态农业农场云平台人机交互界面将整体工作区域划分为由虚拟道路分割成的 3 个子区域(图 9),并在整体工作区域中设置 8 个异形障碍物。

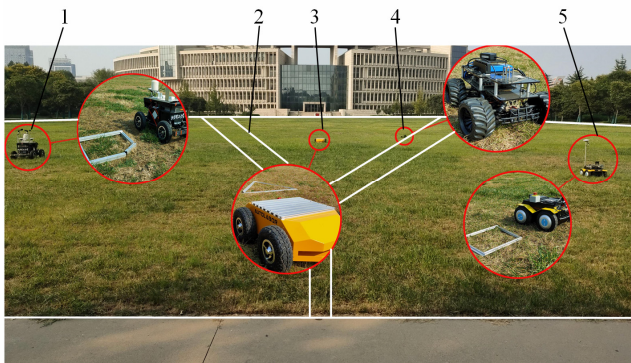
实际农业生产过程中有关任务分配的 4 个性能参数权重因子根据农场管理者对各性能参数的偏好制定,本文试验中设定 4 个性能参数权重因子均为 0.25,根据农

场中各机器人的历史工作记录统计各机器人的工作效率(hm^2/h)、服务质量(取值范围:0~100)、能耗(W)、故障率(取值范围:0~1)以及历史工作量(hm^2)等参数数据,总工作量需求值设置为 1 hm^2 ,任务时限要求为 25 min。信息采集机器人搭载 RMONCAM HD600 红外摄像头进行农情勘测遍历试验,各机器人的摄像头对地工作范围均设置为 1.5 m。

根据本文任务分配方案对农场中现有的 10 台信息采集机器人进行任务分配,最终选择 7~10 号机器人参加工作,根据公式(3)计算各机器人的实际工作量,如表 3 所示。4 台机器人的工作效率分别为 0.810、0.594、0.648 和 0.702 hm^2/h 。以整体工作区域的左下角为起点。实际遍历面积表示机器人从进入草坪至驶出草坪全过程中遍历的面积;覆盖率为机器人在目标工作区域上的遍历面积与目标工作区域面积的比值;遍历面积重复率的定义与 5.2 节一致;实际工作时间为机器人从起点至遍历完其工作区域的时间。

通过各信息采集机器人实时回传至云平台的工作信息统计各机器人的实际遍历面积、对原定工作区域的覆

盖率、机器人总遍历面积重复率以及完成遍历任务的实际工作时间,结果如表3所示。



1. 7号机器人 2. 虚拟区域分割线 3. 8号机器人 4. 9号机器人 5. 10号机器人
1. Robot 7 2. The dividing line of the virtual area 3. Robot 8 4. Robot 9 5. Robot 10

图9 机器人协同作业试验现场

Fig.9 Cooperative operation test site of robot groups

表3 各机器人工作数据统计
Table 3 Working data statistics of robots

机器人编号 Robots No.	工作量 Workload /hm ²	实际遍历面积 Actual traversal area/hm ²	覆盖率 Coverage rate/%	遍历面积重复率 Repeat rate of traversal area/%	实际工作时间 Actually working time/min
7	0.294	0.312	100	5.77	22.16
8	0.216	0.225	100	4.14	21.95
9	0.235	0.252	100	6.75	22.79
10	0.255	0.268	100	4.85	23.11

由表3可知,4个试验机器人对目标工作区域的覆盖率均为100%,且能在规定的时限要求内完成分配的任务量,遍历面积重复率分别为5.77%、4.14%、6.75%以及4.85%,说明本文设计的农业机器人任务分配与全区域覆盖方案能在保证机器人任务完成度与优化机器人遍历面积重复率的基础上,实现机器人的协同作业。

7 结论

1) 本文在考虑遗传算法不同种群多样性阶段与染色体适应度值差异的基础上提出了自适应交叉变异概率,将混合粒子群算法与传统遗传算法相结合建立改进的遗传算法交叉操作。仿真试验表明,改进遗传算法所获得的遍历各分区重心的路径长度分别比传统遗传算法与模拟退火算法减少2.8%与9.3%,算法收敛时的迭代次数分别减少69.5%与19.0%,收敛到最优解的耗时分别减少64.2%与9.9%。

2) 本文综合考虑农业机器人的异质性差异设计机器人任务分配方案;通过分区简化工作环境,并分别通过改进遗传算法与深度优先搜索算法解决分区间与分区内的遍历顺序问题并根据机器人工作量分配其工作区域;通过设计机器人在其工作区域内的路径规划方案实现机器人对整体工作区域的全覆盖。仿真试验结果表明,在包含3、5、7、9和11个障碍物的不同环境地图中,机器人总遍历面积重复率分别为6.3%、8.9%、16.7%、21.7%和23.4%;障碍物数量、形状、位置相同

而农田形状不同的环境地图中,机器人总遍历面积重复率分别为16.7%、13.1%、11.9%与6.7%。

实际农业生产过程中,各机器人的性能参数不可能完全一致,同质机器人只在理论上存在。对于同质机器人系统、异质与同质并存的机器人系统的协同作业策略,依然可以使用本文设计的任务分配方案根据各机器人性能参数与工作效率等选择机器人参加工作并计算各机器人工作量,确定任务分配结果后根据本文设计的全区域覆盖方案确定各机器人工作区域和路径规划。

[参考文献]

- [1] Lan Y B, Chen S D. Current status and trends of plant protection UAV and its spraying technology in China[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2018, 1(1): 1-9.
- [2] 齐飞, 朱明, 周新群, 等. 农业工程与中国农业现代化相互关系分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(1): 1-10.
Qi Fei, Zhu Ming, Zhou Xinqun, et al. Relationship analysis between agricultural engineering and agricultural modernization in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(1): 1-10. (in Chinese with English abstract)
- [3] 央视网. 国内首个生态无人农场“大练兵” [EB/OL]. (2019-06-15)[2020-06-24]. <http://news.cctv.com/2019/06/15/ARTI2m7t8mX95RfE6EXMRai7190615.shtml>.
- [4] Hu J, Yang J C. Application of distributed auction to multi-UAV task assignment in agriculture[J]. International Journal of Precision Agricultural Aviation, 2018, 1(1): 44-50.
- [5] Maxim A B, Gaurav S S. Spreading out: A local approach to multi-robot coverage[C]//Fukuoka: Proc of the 6th Int Symposium on Distributed Autonomous Robotics Systems, 2002: 373-382.
- [6] Viet H, Dang V, Laskar M, et al. BA: An online complete coverage algorithm for cleaning robots[J]. Applied Intelligence, 2013, 39(2): 217-235.
- [7] 郝宗波, 洪炳镨, 黄庆成. 基于栅格地图的机器人覆盖路径规划研究[J]. 计算机应用研究, 2007, 24(10): 56-58.
Hao Zongbo, Hong Bingrong, Huang Qingcheng. Study of coverage path planning based on grid-map[J]. Application Research of Computers, 2007, 24(10): 56-58. (in Chinese with English abstract)
- [8] Agmon N, Hazon N, Kaminka G. Constructing spanning trees for efficient multi-Robot coverage[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2006: 1698-1703.
- [9] Rekleitis L, Lee-shue V, New A, et al. Limited communication multi-robot team based coverage[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004: 3462-3468.
- [10] Acar E, Choset H, Rizzi A, et al. Morse decompositions for coverage tasks[J]. International Journal of Robotics Research, 2002, 21(4): 331-344.
- [11] 山东理工大学. 山东理工大学与临淄区签约共建全国首个生态无人农场 [EB/OL]. (2019-05-05)[2020-06-24]. <https://lgwindow.sdut.edu.cn/2019/0505/c1070a288606/page.htm>.

- [12] 隋斌, 董姗姗, 孟海波, 等. 农业工程科技创新推进农业绿色发展[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 1-6.
Sui Bin, Dong Shanshan, Meng Haibo, et al. Innovation in agricultural engineering and technology to accelerate green development of agriculture[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(2): 1-6. (in Chinese with English abstract)
- [13] 王清, 丁赤飏, 付琨, 等. 基于膨胀运算的移动对象兴趣点检测方法[J]. 兵工学报, 2017, 38(10): 2041-2047.
Wang Qing, Ding Chibiao, Fu Kun, et al. Interest point detection method based on dilation operation[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(10): 2041-2047. (in Chinese with English abstract)
- [14] 张堂凯. 已知环境下智能清洁机器人路径规划研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2017.
Zhang Tangkai. Research on Path Planning of Intelligent Cleaning Robot in Known Environment[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [15] 韩留洋. 任意多边形上保正性的各向异性重心坐标构造[D]. 厦门: 厦门大学, 2019.
Han Liuyang. Positive Anisotropic Barycentric Coordinate on Arbitrary Polygons[D]. Xiamen: Xiamen University, 2019. (in Chinese with English abstract)
- [16] 杨启文, 阮姗姗, 陈俊风, 等. 群体智能在旅行商问题中的应用综述[J]. 自动化技术与应用, 2016, 35(8): 1-6.
Yang Qiwen, Ruan Shanna, Chen Junfeng, et al. Application survey on swarm intelligence in the traveling salesman problem[J]. Techniques of Automation and Applications, 2016, 35(8): 1-6. (in Chinese with English abstract)
- [17] 赵新超, 郭赛. 遗传算法求解多旅行商问题的相对解空间分析[J]. 智能系统学报, 2018, 13(5): 760-768.
Zhao Xinchao, Guo Sai. Analysis on the relative solution space for MTSP with genetic algorithm[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2018, 13(5): 760-768. (in Chinese with English abstract)
- [18] 于莹莹, 陈燕, 李桃迎. 改进的遗传算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2014, 29(8): 1483-1488.
Yu Yingying, Chen Yan, Li Taoying. Improved genetic algorithm for solving TSP[J]. Control and Decision, 2014, 29(8): 1483-1488. (in Chinese with English abstract)
- [19] 冯智莉, 易国洪, 李普山, 等. 并行化遗传算法研究综述[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(11): 1-7.
Feng Zhili, Yi Guohong, Li Pushan, et al. Review of parallel genetic algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(11): 1-7. (in Chinese with English abstract)
- [20] 葛继科, 邱玉, 吴春明, 等. 遗传算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2008, 25(10): 2911-2916.
Ge Jike, Qiu Yu, Wu Chunming, et al. Summary of genetic algorithms research[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(10): 2911-2916. (in Chinese with English abstract)
- [21] 吴玫, 陆金桂. 遗传算法的研究进展综述[J]. 机床与液压, 2008, 36(3): 176-179.
Wu Mei, Lu Jingui. Summary of research progress of the genetic algorithms[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2008, 36(3): 176-179. (in Chinese with English abstract)
- [22] 李红亚, 彭昱忠, 邓楚燕. GA 与 PSO 的混合研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(2): 20-28.
Li Hongya, Peng Yuzhong, Deng Chuyan. Review of hybrids of GA and PSO[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(2): 20-28. (in Chinese with English abstract)
- [23] 刘锦. 混合遗传算法和模拟退火算法在 TSP 中的应用研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.
Liu Jin. Applied Research of Hybrid Genetic Algorithm and Simulated Annealing Algorithm in Traveling Salesman Problem[D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2014. (in Chinese with English abstract)
- [24] 孙波, 姜平, 周根荣. 基于改进遗传算法的 AGV 路径规划[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(2): 550-556.
Sun Bo, Jiang Ping, Zhou Genrong. AGV optimal path planning based on improved genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(2): 550-556. (in Chinese with English abstract)
- [25] 任子武, 伞冶. 自适应遗传算法的改进及其在系统辨识中应用研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(1): 41-43.
Ren Ziwu, San Ye. Improved adaptive genetic algorithm and its application research in parameter identification[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(1): 41-43. (in Chinese with English abstract)
- [26] 葛海明. 改进的遗传算法求解 TSP 问题的应用与研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2017.
Ge Haiming. Application and Research of Improved Genetic Algorithm in TSP Problem[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2017. (in Chinese with English abstract)
- [27] 赵子祥. 基于遗传算法的调度问题研究[D]. 天津: 天津大学, 2011.
Zhao Zixiang. Study of Scheduling Problem Based on Genetic Algorithm[D]. Tianjin: Tianjin University, 2011. (in Chinese with English abstract)
- [28] Darrell W, Doug H, Adele H. A hybridgenetic algorithm for the traveling salesman problem using generalized partition crossover[C]//Proc of the 11th Int Conf on Parallel Problem Solving from Nature. BerlinL: Springer Heidelberg, 2010, 6283: 566-575.
- [29] 宋宇, 王志明. 基于改进遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 现代电子技术, 2019, 42(24): 172-175.
Song Yu, Wang Zhiming. Path planning of mobile robot based on improved genetic algorithm[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(24): 172-175. (in Chinese with English abstract)
- [30] 郭玥, 李潇雯. 基于遗传算法的码垛机器人路径规划应用[J]. 包装工程, 2019, 40(21): 167-172.
Guo Yue, Li Xiaowen. Path planning application of palletizing robot based on genetic algorithms[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(21): 167-172. (in Chinese with English abstract)
- [31] Murat A, Novruz A. Development a new mutation operator to solve the traveling salesman problem by aid of genetic algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 1313-1320.
- [32] 乔永利, 王建强, 胥海滨. 深度优先搜索的地图着色算法[J]. 测绘科学, 2011, 36(5): 175-176.
Qiao Yongli, Wang Jianqiang, Xu Haibin. An algorithm for map coloring based on depth first search[J]. Science of

- Surveying and Mapping, 2011, 36(5): 175-176. (in Chinese with English abstract)
- [33] 康崇禄. 蒙特卡洛方法理论和应用[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [34] 马全坤, 张彦斐, 宫金良. 基于记忆模拟退火和 A* 算法的农业机器人遍历路径规划[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(4): 127-132.
- Ma Quankun, Zhang Yanfei, Gong Jinliang. Traversal path planning of agricultural robot based on memory simulated annealing and A* algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(4): 127-132. (in Chinese with English abstract)

Cooperative working strategy for agricultural robot groups based on farmland environment

Gong Jinliang¹, Wang Wei¹, Zhang Yanfei^{2*}, Lan Yubin²

(1. School of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China; 2. School of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255049, China)

Abstract: This study aims to propose a collaborative control strategy with the task assignment and whole area coverage for heterogeneous groups of agricultural robots under the complex environment of farmland. The new system was also utilized to reasonably allocate the workload and work area of each robot in the collaborative operation of agricultural robot groups, and thereby improving the overall work efficiency in precision agriculture. Various performance parameters were considered, including the energy consumption, failure rate, historical workload, and service quality of agricultural robots. Taking the overall efficiency of a robot team as the optimization goal, the agricultural robots were selected to effectively perform the specific task, where the workload of each participating robot was determined in the collaboration control framework. The complex working environment of agricultural robots was set, according to the actual characteristics in the digital ecological circular farm of the Shandong University of Technology and Zibo Hefeng Seed Company, China. A field experiment was carried out on the whole area coverage strategy of robot groups. The farmland separated by the intertwining road was taken as a primary partitioning, according to the actual farm working environment. The primary partitions were rasterized for environmental modeling operations, and thereby the common working range of robot groups was set to the unit length of cells in the grid. Specifically, the irregular obstacle was treated by the expansion operation in binary morphology of image processing, when the edge line of the obstacle cannot align to the edge line of the raster in the simulation. In the modeling of rasterized environment and the treatment of obstacle expansion, the raster partitioning at the second level was established inside the first level partitioning. The merging operation between the raster partitions was also conducted to reduce the number of partitionings in the raster diagram. The operations expansion and reduction were carried out for the enlarged obstacles after the partition merging. The Genetic Algorithm(GA) and Hybrid Particle Swarm Optimization (HPSO) were combined to improve the traditional GA crossover operation in computer-assisted support systems. The genetic diversity and chromosome population structure were utilized to enhance the convergence speed, where the chromosome was crossed with the chromosome of real-time optimal fitness value in an iterative process. The GA concept of chromosome population diversity was established to consider the differences of fitness value for the chromosome in GA, and the species diversity in the different phases, thereby setting the adaptive crossover probability and mutation probability. The improved GA was then used to solve the problem of traversal sequence in a depth-first search algorithm when traversing over the partitions of the first and the second level. The path search rules were set in the second level partition, where the starting point and the end point of a traversal were determined in the depth-first search algorithm. The work area of a robot was allotted according to the workload of the robot using the depth-first search algorithm when traversing in the raster chart. The traversal rules of the robot in the working area were set by A* algorithm and eight-neighborhood search algorithm, further to realize the complete coverage of robot groups on the whole region. The simulation results showed that the path length of traversing each partition, iteration times, and the converge time to the optimal solution in the improved GA were 2.8%, 69.5%, and 64.2% less than those of the traditional GA, while, 9.3%, 19.0%, and 9.9% less than those of the simulated annealing algorithm. When the total area of obstacles remained unchanged, the total area repetition rate of the robot population covering the whole area increased, as the number of obstacles increased. The total area repetition rate of the obstacles with the highest dispersion in the map was 23.4% in the simulation experiment. Four types of special farmland were set, where there were different shapes but the same total amount of workload. 7 obstacles with the same positions, shapes, sizes and quantities were set in each specially-shaped farmland. The total area repetition rates of robot were 16.7%, 13.1%, 11.9%, and 6.7% when traversing the four farmlands. The experimental results showed that the task assignment and regional coverage scheme can achieve the robot group at work full coverage of work area within the prescribed time. The work strategy of the robot groups can provide theoretical support for the collaborative operation of agricultural robot groups on the complex environment in modern agriculture.

Keywords: robots; path planing; genetic algorithm; depth first search algorithm; cooperative work