

基于视觉引导的番茄连续采摘序列优化方法

李晓娟¹ 韩睿春¹ 梁治¹ 陈涛¹ 林忠龙¹ 刘博¹ 邹湘军¹ 吴乐天²
(1. 新疆大学机械工程学院, 乌鲁木齐 830017; 2. 新疆农业科学院农业机械化研究所, 乌鲁木齐 830091)

摘要: 针对采摘机器人在连续采摘多个目标番茄时存在采摘成功率低、规划路径长等问题,提出一种基于视觉引导的多目标番茄采摘序列优化方法。建立空间异构双目立体视觉定位系统,获取多目标番茄三维坐标,判断番茄的成熟度与遮挡情况,建立非封闭空间下基于视觉引导的番茄采摘任务空间与集合,并将连续采摘问题转换为三维旅行商问题;构建基于改进麻雀算法(VG-ISSA)的连续采摘序列优化方法,采用立方混沌映射对种群初始化,获得随机性、遍历性高的麻雀种群,结合粒子群优化策略对探索者位置进行自适应调整,加入Levy飞行策略增强追随者的遍历性,提出一种视觉信息引入策略,使算法能够根据实际遮挡情况进行合理序列优化;通过仿真与实验室番茄采摘实验对所提方法进行验证,并与遗传算法、粒子群算法、标准麻雀算法进行比较,结果表明:所改进算法相较于遗传算法、粒子群算法、标准麻雀算法响应时间分别减少19.8%、32.9%、42.4%,采摘路径长度分别减少25.8%、24.0%、16.24%,实验证明所提方法在采摘机器人实现番茄连续采摘过程中具有一定的先进性。

关键词: 番茄采摘机器人; 视觉引导; 采摘序列; 旅行商问题; 麻雀算法

中图分类号: S225; TP242 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)01-0329-10 OSID: 

Vision-guided Tomato Continuous Picking Sequence Optimization Method

LI Xiaojuan¹ HAN Ruichun¹ LIANG Zhi¹ CHEN Tao¹ LIN Zhonglong¹ LIU Bo¹ ZOU Xiangjun¹ WU Letian²
(1. College of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830017, China
2. Institute of Agricultural Machinery, Xinjiang Academy of Agricultural Science, Urumqi 830091, China)

Abstract: In order to solve the problems of low picking success rate and long planning path when the picking robot picks multiple target tomatoes continuously, a multi-objective tomato picking sequence optimization method based on visual guidance was proposed. A spatially heterogeneous binocular stereo vision positioning system was established to obtain the three-dimensional coordinates of multi-objective tomatoes, to judge the maturity and occlusion of tomatoes, establish the space and collection of tomato picking tasks based on visual guidance in non-enclosed space, and transform the continuous picking problem into a three-dimensional traveling salesman problem. A continuous picking sequence optimization method based on improved sparrow algorithm (VG-ISSA) was constructed, the population was initialized by cubic chaos mapping, and the sparrow population with high randomness and ergodic nature was obtained, the position of the explorer was adaptively adjusted by combining the particle swarm optimization strategy, the Levy flight strategy was added to enhance the traversal of the followers, and a visual information introduction strategy was proposed, so that the algorithm could carry out reasonable sequence optimization according to the actual occlusion. The results showed that compared with the genetic algorithm, particle swarm optimization and standard sparrow algorithm, the improved algorithm reduced the response time by 19.8%, 32.9% and 42.4%, and the path length was reduced by 25.8%, 24.0% and 16.24%, respectively. Experiments showed that the proposed method had certain advancement in the process of continuous tomato picking by picking robot.

Key words: tomato picking robots; visual guidance; picking sequences; travel salesman problem; sparrow algorithm

0 引言

新疆番茄种植面积在 46 667 hm² 以上,年出口量超过 1.0 × 10⁶ t。然而由于经济、供给等因素,目前新疆矮化密植类果蔬(如番茄等)采收机械装备数量、种类还不够多,导致鲜食番茄采摘仍然依赖大量人工^[1]。随着人口老龄化日益严重以及农业劳动力向非农产业转移流动和劳动观念转变,新疆鲜食类番茄产业发展面临着巨大挑战^[2]。

番茄采收具有季节性强和劳动密集的特点。近年来,新疆鲜食番茄的种植规模逐渐扩大,传统的人工采摘方式已经不能满足现代果园发展需求^[3]。采用机器视觉与机械臂相结合代替人工采摘已成为智能化采摘机械发展的必然趋势^[4]。目前,已有大量专家学者针对果园机械臂采摘问题从机器视觉方面^[5-11]和机械臂多目标任务规划方面^[12-17]展开了深入研究与探讨。以上学者在机械臂多目标识别与采摘序列规划中取得了一定进展,但在非结构环境中,机器人采摘效率较低,将机器人视觉与路径规划相结合得出的最优采摘序列的研究较少,仍需要更深入的研究。

综上,本文为解决温室环境下多目标番茄采摘问题,提出一种基于视觉引导的多目标番茄采摘序列优化方法,通过建立空间异构视觉系统获取番茄空间位置,并构建采摘距离适应度函数,使用视觉引导的改进麻雀算法获取最优采摘序列,达到减少机械臂运动的路径长度、缩短响应时间的目的。以期为其它矮化密植类果蔬作物连续采摘规划提供参考。

1 视觉系统构建

1.1 空间异构双目立体视觉定位系统

以采摘机械臂与双目立体视觉系统为基础,搭建空间异构视觉定位系统平台。该系统车身前部和机械臂掌心各有 1 台双目传感设备,通过车身双目传感器视场确定采摘目标区域,指导机械臂进行位姿调整;对待采摘区域进行掌心相机部分的二次定位,并使用单果和多果位姿提取方法对目标位姿进行确定。该定位系统具有视野不被遮挡,操作简单的优点,定位流程如图 1 所示。

机械臂定位系统通信示意图如图 2 所示。视觉系统获取的番茄坐标由工控机路径规划程序处理生成机械臂采摘路径,并将机械臂末端在基坐标系的相对运动通过以太网发送给机械臂控制器,由机械臂控制器控制机械臂运动。

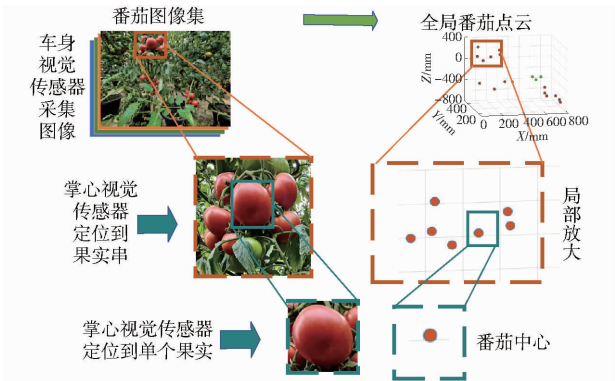


图 1 基于空间异构双目立体视觉番茄定位流程图

Fig. 1 Tomato localization flowchart based on spatially heterogeneous binocular stereo vision

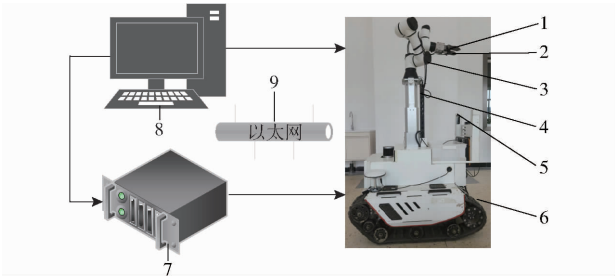


图 2 机械臂定位系统通信示意图

Fig. 2 Schematic of communication of robotic arm positioning system

1. 掌心相机 2. 末端执行器 3. 机械臂 4. 立柱 5. 车身相机
6. 移动底盘 7. 机械臂控制器 8. 工控机 9. 以太网

1.2 番茄空间坐标计算

番茄在笛卡尔空间下的坐标可由双目立体视觉原理^[18-19]计算得出,定位原理如图 3 所示。

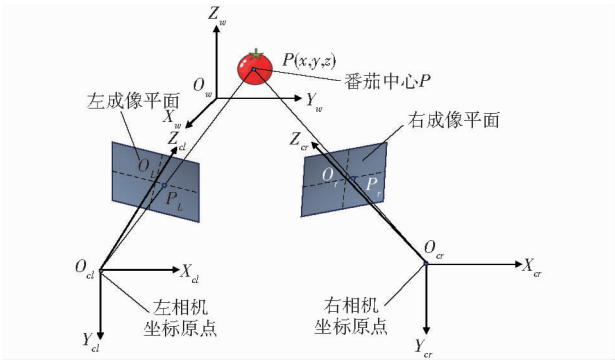


图 3 番茄坐标定位原理图

Fig. 3 Tomato coordinate positioning principle

首先通过标定计算出两相机位置间关系,然后经过双目校正把左右相机拍到的两幅图像共面行对准,得到番茄质心 P 的左投影坐标 (u_l, v_l) 和右投影坐标 (u_r, v_r),最后根据小孔成像原理,将左右投影进行坐标变换,通过最小二乘法计算得到番茄质心在笛卡尔坐标系中的坐标 P(x, y, z),计算过程为

$$\mathbf{Z}_{cl} \begin{bmatrix} u_l \\ v_l \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{xl} & 0 & u_{ol} & 0 \\ 0 & f_{yl} & v_{ol} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{l_{3 \times 4}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$
$$\mathbf{Z}_{cr} \begin{bmatrix} u_r \\ v_r \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{xr} & 0 & u_{or} & 0 \\ 0 & f_{yr} & v_{or} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{3 \times 3} & \mathbf{T}_{3 \times 1} \\ \mathbf{O}^T & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_{r_{3 \times 4}} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中 $f_{xl}、f_{yl}、u_{ol}、v_{ol}$ ——相机左通道内参
 $f_{xr}、f_{yr}、u_{or}、v_{or}$ ——相机右通道内参
 $\mathbf{R}_{3 \times 3}$ ——相机旋转矩阵
 $\mathbf{T}_{3 \times 1}$ ——相机平移矩阵
 $\mathbf{Z}_{cl}$ ——点 P 在左相机坐标系下的 Z 坐标
 $\mathbf{Z}_{cr}$ ——点 P 在右相机坐标系下的 Z 坐标
 $\mathbf{M}_{l_{3 \times 4}}$ ——左投影矩阵
 $\mathbf{M}_{r_{3 \times 4}}$ ——右投影矩阵
 $\mathbf{O}$ ——零矩阵

2 采摘过程建模

2.1 采摘任务空间分析

为了适应番茄非封闭空间的复杂作业环境,采摘作业前在充分考虑机械臂的工作空间前提下,将非封闭空间转换为相对封闭的采摘任务空间。转换关系如图 4 所示。

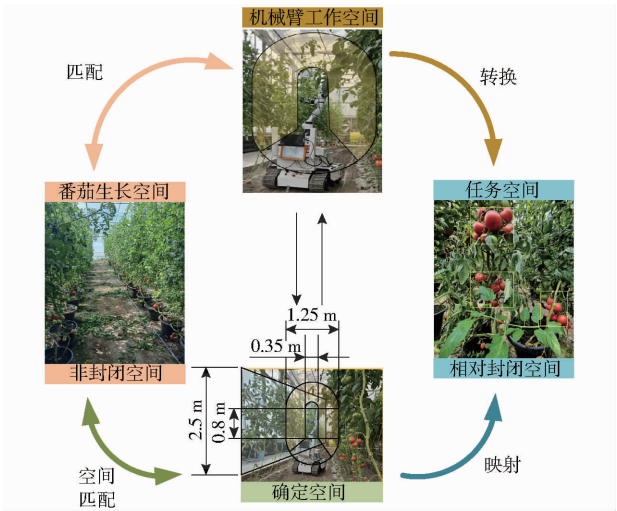


图 4 任务空间转换关系

Fig. 4 Task space transformation relationships

将末端执行器和机械臂第 6 个关节视作一个整体,获取带有末端执行器的机械臂工作空间。根据机械臂 $D-H$ 参数表及末端执行器标定获取的参数,通过机器人仿真软件随机生成 10 000 组末端执行器可到达点,限制机械臂关节角为 $-180^\circ \sim 180^\circ$,机械臂工作空间简化为半径 0.175 ~ 0.625 m 的半

球加圆柱体区域,如图 4 所示。机械臂基坐标系原点到达番茄植株距离约为 0.4 m,采摘机器人工作空间可完成对番茄果实生长范围的覆盖,完成目标区域的果实采摘任务。

2.2 番茄连续采摘问题模型创建

本文以车身视觉传感器的左相机光圈中心作为世界坐标系的原点 $O(0,0,0)$ 和机械臂末端的出发点。假设目标区域有 n 个番茄,第 i 个番茄的三维坐标为 $P_i(x_i, y_i, z_i)$,机械臂末端从初始点出发采摘完所有番茄后返回到初始点,这与求解旅行商问题 (Traveling salesman problem, TSP) 相似(给定一组城市 and 每对城市之间的距离,旅行商从某一个城市出发访问每个城市一次最后回到原始城市的最短行程)。本文将番茄连续采摘转换为 TSP 问题,以直线路径的总距离最小为优化目标,创建 TSP 问题模型为

$$D = d_{1,o} + \sum_{i=1}^{n-1} d_{i,i+1} + d_{n,o} \quad (3)$$

其中

$$d_{1,o} = \sqrt{x_1^2 + y_1^2 + z_1^2} \quad (4)$$

$$d_{n,o} = \sqrt{x_n^2 + y_n^2 + z_n^2} \quad (5)$$

$$d_{i,i+1} = \sqrt{(x_i - x_{i+1})^2 + (y_i - y_{i+1})^2 + (z_i - z_{i+1})^2} \quad (6)$$

式中 D ——采摘总距离

$d_{1,o}$ ——出发点到第 1 个番茄距离

$d_{n,o}$ ——第 n 个番茄到出发点距离

$d_{i,i+1}$ ——第 i 个番茄到第 $i+1$ 个番茄距离

2.3 采摘任务执行流程

具体采摘流程如下:

(1) 采摘机械臂通过车身双目相机拍摄到非封闭空间番茄整体图,双目视觉处理程序根据车身相机的图像,进行番茄目标识别,把番茄按簇串归类,将任务空间转换为相对封闭空间。

(2) 通过空间异构法计算出番茄中心在世界坐标系中的三维坐标,根据番茄成熟度和遮挡判断(番茄遮挡、枝干遮挡、叶片遮挡)番茄可摘性,得到可摘番茄坐标集合。

(3) 将番茄连续采摘问题转换为空间旅行商问题,以采摘路径最短为目标确立目标函数。

(4) 通过视觉引导的改进麻雀算法优化旅行商问题,计算得出最优采摘序列。连续采摘序列优化过程示意图如图 5 所示。

3 视觉引导的改进麻雀算法

3.1 优化算法选取

国内外大量专家学者针对 TSP 问题提出多种

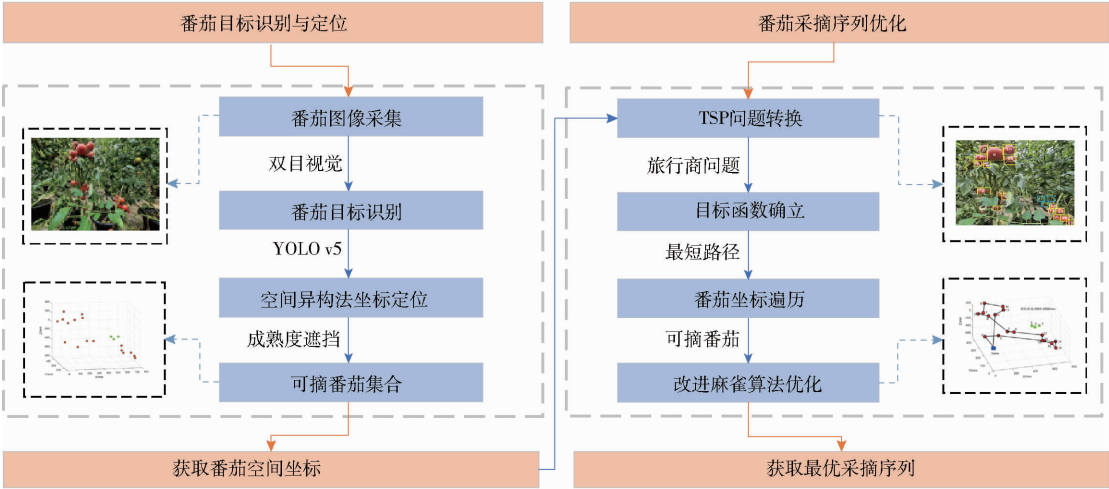


图5 多目标番茄连续采摘序列优化

Fig. 5 Optimization of multi-objective tomato sequential picking sequence

优化算法,黄新林等^[20]提出了一种改进遗传算法求解家电回收车辆路径优化的旅行商问题;WALID等^[21]结合蚁群算法和粒子群算法优化TSP问题,有效减少了路径长度和完成时间。本文选取标准麻雀算法(Sparrow seach algorithm, SSA)、粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)、遗传算法(Genetic algorithm, GA)在种群及相关参数一致的前提下,对同一番茄坐标集进行旅行商问题优化,结果表明SSA路径和平均响应时间皆优于其余2种算法,故本文选取麻雀算法作为基本算法。

3.2 标准麻雀算法(SSA)

麻雀算法根据麻雀捕食与防止被捕食行为提出麻雀算法^[22]。算法中,麻雀被分为探索者和追随者,探索者掌握种群中最优资源能够发现食物并为追随者提供捕食方向。其中,探索者位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\alpha N_{\max}}\right) & (R_2 < T_s) \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + QL & (R_2 \geq T_s) \end{cases} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{X}_{i,j}^t$ ——麻雀*i*在*j*维、*t*时刻的位置
 $N_{\max}$ ——最大迭代次数
 α ——[0,1]中的随机数
 Q ——服从正态分布的随机数
 L ——单位行向量
 R_2 ——预警值, $R_2 \in [0,1]$
 T_s ——安全值, $T_s \in [0.5,1]$

在捕食过程中,追随者根据探索者提供的位置信息进行捕食,同时也会掠夺探索者的食物从而提升自身的适应度,追随者位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{\mathbf{X}_{\text{worst}}^t - \mathbf{X}_{i,j}^t}{i^2}\right) & \left(i > \frac{n}{2}\right) \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \mathbf{A}^+ \mathbf{L} & \left(i \leq \frac{n}{2}\right) \end{cases} \quad (8)$$

其中 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$
式中 $\mathbf{X}_{\text{worst}}$ ——当前最差位置
 n ——麻雀数量
 $\mathbf{X}_p^{t+1}$ ——当前最优位置
 $\mathbf{A}$ ——元素为1或-1的行向量

麻雀在捕食的同时也会有被捕食的风险,在种群中,有10%~20%的麻雀能发现风险并发出预警信号通知其他麻雀向安全区撤离,其位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{X}_b^t + \beta |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_b^t| & (f_i > f_g) \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + K \frac{|\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_{\text{worst}}^t|}{f_i - f_w + \xi} & (f_i = f_g) \end{cases} \quad (9)$$

式中 $\mathbf{X}_b^t$ ——当前全局最优位置
 β ——步长控制参数,是服从均值为0、方差为1正态分布的随机数
 K ——[-1,1]中的随机数
 f_i ——当前麻雀个体的适应度
 f_g ——当前全局最佳的适应度
 f_w ——当前全局最差的适应度
 ξ ——接近0的常数,避免分母为0

3.3 改进麻雀算法(ISSA)

麻雀算法在解决旅行商问题时由于迭代后期易陷入局部最优、收敛精度差等问题,学者对标准麻雀算法开展了一定的改进研究。周江伟等^[23]针对标准麻雀算法提出自适应可调参数的非线性探索权重,提高了算法的全局搜索和局部探索能力;周建新等^[24]提出了一种加入Tent混沌映射和末位淘汰机制的麻雀搜索算法,在算法迭代后期引入非线性末位淘汰机制,提高了收敛速度和精度;ZHANG等^[25]使用ICMIC函数映射增加了麻雀种群搜索的多样性,提高了SSA的收敛速度。为提高算法全局搜索

能力,使机械臂适用于番茄复杂的采摘环境,本文对传统麻雀算法提出 3 点改进,并在算法中加入视觉引导模块。

3.3.1 立方映射初始化种群

传统麻雀算法在初始化种群时,采用的是随机生成的方式,这种方式会使得麻雀种群分布不均匀,缺乏遍历性和规律性。为提高算法的寻优性能,提高种群的多样性,采用立方混沌映射对种群进行初始化。立方映射公式为

$$\begin{aligned} y(n+1) &= 4y^3(n) - 3y(n) \\ (y(n) \in (-1,0) \cup (0,1)) \end{aligned} \tag{10}$$

$$X_i = X_l + (1 + y_i) \frac{X_u - X_l}{2} \tag{11}$$

式中 X_i ——个体的位置
 X_l ——个体的下边界
 X_u ——个体的上边界
 y_i ——第 i 个个体的混沌状态向量
 $y(n)$ ——第 n 次迭代的混沌值

在 h 维空间内,有 S 个麻雀个体,初始化麻雀种群的具体步骤为:随机产生一个元素为 1 或 -1 的 h 维行向量 $\mathbf{Y}$ 作为第 1 个麻雀个体,之后用式(10)对 $\mathbf{Y}$ 逐维迭代得到剩余 $(S - 1)$ 个个体,最后利用式(11)将产生的混沌变量映射到麻雀个体上。

3.3.2 粒子群优化策略

粒子群优化策略是利用粒子群优化算法^[26-27]对探索者位置更新进行优化的改进策略,在粒子群算法中,粒子通过个体最优解(pbest)和全局最优解(gbest)来更新位置,其位置更新公式为

$$\mathbf{x}_{id}^{k+1} = \mathbf{x}_{id}^k + \omega \mathbf{v}_{id}^k + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{id} - \mathbf{x}_{id}^k) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{gbest} - \mathbf{x}_{id}^k) \tag{12}$$

式中 $\mathbf{x}_{id}^{k+1}$ ——粒子 i 在 $k + 1$ 时刻的位置
 $\mathbf{x}_{id}^k$ ——粒子 i 在 k 时刻的位置
 ω ——惯性权重
 $\mathbf{v}_{id}^k$ ——粒子的速度
 r_1, r_2 —— $[0, 1]$ 中随机数
 c_1, c_2 ——学习因子
 $\mathbf{p}_{id}$ ——粒子个体最优值
 $\mathbf{p}_{gbest}$ ——群体全局最优值

由式(7)可知,当 $R_2 < T_s$ 时,随着迭代次数增加,算法搜索能力逐渐降低,这导致在算法后期容易陷入局部最优的情况,故本文以粒子群算法的更新策略引入个体最优值和全局最优值,改进后的位置更新公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{i,j}^{t+1} &= \\ \begin{cases} \omega \mathbf{X}_{i,j}^t + c_1 r_1 (\mathbf{p}_{i,j} - \mathbf{X}_{i,j}^t) + c_2 r_2 (\mathbf{p}_{gbest} - \mathbf{X}_{i,j}^t) & (R_2 < T_s) \\ \mathbf{X}_{i,j}^t + QL & (R_2 \geq T_s) \end{cases} \end{aligned} \tag{13}$$

为使探索者在前期扩大搜索范围,后期向全局最优靠拢,减少寻优所用时间,对探索者位置更新策略中的参数 ω, c_1, c_2 进行自适应调整,其表达式为

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \sin^2 \frac{\pi t}{2N_{\max}} \tag{14}$$

$$\begin{cases} c_1 = 2 \left(1 - \frac{t}{N_{\max}} \right)^2 \\ c_2 = \frac{2t}{N_{\max}} \end{cases} \tag{15}$$

式中 $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ ——惯性权重最大值、最小值

3.3.3 Levy 飞行策略

根据式(8)可知,当探索者发现更好的资源时,追随者会向探索者最优位置靠拢,导致种群密度短时间升高,使算法易陷入局部最优。利用 Levy 飞行策略对搜空间进行搜索时,更容易产生较大的步长,使种群跳出局部最优,增强了搜索的遍历性和随机性,本文使用 Levy 飞行策略优化追随者位置,改进后追随者位置更新公式为

$$\mathbf{X}_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp \left(\frac{\mathbf{X}_{i,j}^{\text{worse}} - \mathbf{X}_{i,j}^t}{t^2} \right) & \left(i > \frac{n}{2} \right) \\ \mathbf{X}_p^{t+1} + s |\mathbf{X}_{i,j}^t - \mathbf{X}_p^{t+1}| \mathbf{A}^+ \mathbf{L} & (i \leq n) \end{cases} \tag{16}$$

$$\begin{aligned} \text{其中} \quad s &= \frac{\mu}{|v|^{1/\beta}} \quad \mu \sim N(0, \sigma_\mu^2) \\ v &\sim N(0, \sigma_v^2) \quad \sigma_v = 1 \\ \sigma_\mu &= \left[\frac{\Gamma(1 + \beta) \sin(\pi\beta/2)}{\beta \Gamma\left(\frac{1 + \beta}{2}\right) 2^{(\beta-1)/2}} \right]^{1/\beta} \quad \beta = 1.5 \end{aligned}$$

式中 u, v ——服从正态分布的随机变量
 σ_u, σ_v —— u, v 的标准差
 Γ ——伽马函数

3.4 视觉引导的改进麻雀算法(VG-ISSA)

上述改进麻雀算法可以求解出距离最短的番茄采摘序列。但在机械臂实际采摘过程中,存在番茄被番茄遮挡的现象,因此,改进麻雀算法得到的为理论最优序列,在实际采摘时会因遮挡问题导致采摘失败。本文提出一种视觉引导的改进麻雀算法(VG-ISSA)解决此问题。

为保证本文任务规划方案的合理性,提出如下约束条件:①机械臂按照番茄串顺序采摘,在完成一整串番茄采摘后采摘下一串。②未成熟番茄和被枝干遮挡番茄视为不可摘。③被叶片不完全遮挡成熟番茄视为可摘。④被成熟番茄遮挡的成熟番茄,在遮挡番茄被采摘后可摘,优先采摘遮挡番茄。

根据以上条件,将视觉深度信息引入算法当中。视觉系统将番茄按串分区,VG-ISSA 对每个区的番

茄用改进麻雀算法得到最优路径,之后再用改进麻雀算法将所有区域连接起来。针对未成熟番茄和被枝干遮挡的番茄,算法对其坐标不进行遍历;针对被番茄遮挡的番茄,设定采摘优先级

$$b_i = s_i > c_i$$

(17)

式中 b_i ——未被遮挡的番茄
 s_i ——遮挡番茄 c_i ——被遮挡番茄

4 仿真与实验

4.1 实验环境

本实验基于图 2 所示采摘机械臂平台进行,机械臂臂展 782 mm,移动底盘型号为 VSAI-FWDP-A,末端负载 3.0 kg;采摘机械臂夹爪内置力学反馈和位置感知模块,可以根据力学反馈控制夹持力度,根据位置信息控制夹持速度,并装有聚氨酯弹性体夹爪手套,可以实现快速低损的番茄夹取;实验基地为乌鲁木齐县水西沟镇番茄采摘基地,图像采集时间为 2024 年 5 月 15 日(晴,12~25℃)。果实品种为普罗旺斯中型浆果,使用鑫地 X59-900205 型 5 m 卷尺测得番茄种植间距为 40 cm,行距为 1 m,株高为 2.5 m。

4.2 番茄坐标提取

本文对 4 棵不同的番茄植株进行了 2 组连续采摘序列优化,第 1、2 株为第 1 组,番茄采摘任务集为 7($A_1^*=7$)、第 3、4 株为第 2 组,番茄采摘任务集为 17($A_2^*=17$)。首先,通过 Intel D435 型相机拍摄到番茄全局图像,根据 YOLO v5 提取每组番茄的笛卡尔坐标。第 1、2 组上的番茄标号和其坐标提取结果如图 6 所示,其中,未成熟和被枝干遮挡的番茄标号为 0。

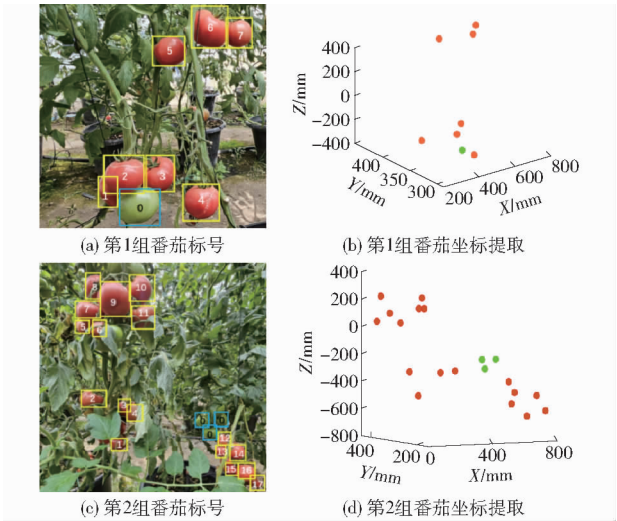


图 6 番茄坐标提取
Fig. 6 Tomato coordinate extraction

4.3 仿真与实验

为了验证本文提出的视觉引导的改进麻雀算法的有效性,在如下软硬件配置中运行采摘序列优化

程序;CPU 为 i9-13900K、5.20 GHz 主频、六核十二线程、内存 128 GB,显卡 GPU 为 Nvidia GeForce GTX4090,操作系统为 Windows 10 专业版,仿真平台为 Matlab R2021a。首先,在无视觉引导下,使用遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、标准麻雀算法(SSA)分别针对这 2 组番茄坐标各单独运行 20 次,其中,各算法种群数量为 50,最大迭代次数为 1 000,运行结果见表 1,各算法在 $A_2^*=17$ 时适应度曲线如图 7 所示。

表 1 无视觉引导下各算法运行结果
Tab. 1 Results of each algorithm run without visual guidance

优化算法	任务集	种群数量	迭代次数	平均响应时间/s	平均采摘路径长度/mm	规划成功率/%
GA	7	50	1 000	1.82	2 235.23	42.8
PSO	7	50	1 000	1.70	2 235.23	42.8
SSA	7	50	1 000	1.65	2 235.23	42.8
ISSA	7	50	1 000	1.44	2 235.23	42.8
GA	17	50	1 000	5.08	3 842.79	35.3
PSO	17	50	1 000	8.49	3 734.76	41.2
SSA	17	50	1 000	6.38	3 698.46	44.1
ISSA	17	50	1 000	4.57	3 561.27	47.1

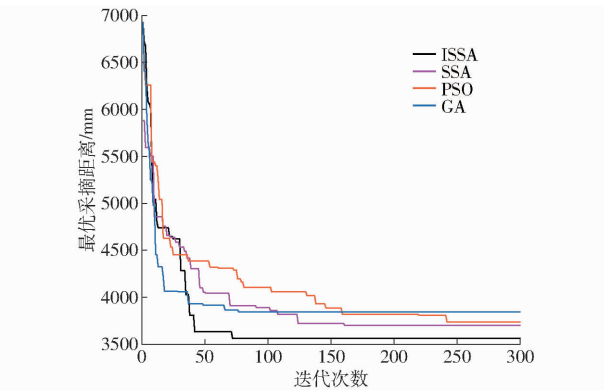


图 7 $A_2^*=17$ 番茄采摘适应度曲线
Fig. 7 Tomato picking fitness curves when $A_2^*=17$

由表 1 各算法运行结果可知:在 $A_1^*=7$ 时,ISSA 相较 GA、PSO、SSA 平均响应时间分别缩短 20.88%、15.29%、12.73%,平均采摘路径长度均为 2 235.23 mm。这是因为此时番茄数量较少,所以无论是哪种优化算法均能找到相同最短采摘路径;在 $A_2^*=17$ 时,ISSA 相较 GA、PSO、SSA 平均响应时间分别缩短 10.04%、46.17%、28.37%,平均采摘路径长度分别缩短 7.33%、4.65%、3.71%。由于未考虑遮挡情况,导致各算法规划成功率偏低。将各算法引入视觉信息后,各算法运行结果如表 2 所示。

由表 2 可知,在引入视觉信息后,各算法平均采摘距离虽有所增加,但是采摘成功率得到了大幅度

表 2 视觉引导下各算法运行结果

Tab.2 Visually guided results of each algorithm

优化算法	任务集	种群数量	迭代次数	平均响应时间/ s	平均采摘 路径长度/mm	规划 成功率/%
VG-GA	7	50	1 000	1.67	2 775.14	92.8
VG-PSO	7	50	1 000	1.68	2 775.14	92.8
VG-SSA	7	50	1 000	1.62	2 775.14	92.8
VG-ISSA	7	50	1 000	1.39	2 775.14	92.8
VG-GA	17	50	1 000	6.37	5 015.16	88.2
VG-PSO	17	50	1 000	7.62	4 896.14	90.1
VG-SSA	17	50	1 000	8.87	4 440.68	94.1
VG-ISSA	17	50	1 000	5.11	3 719.45	97.0

提升。其中,VG-ISSA 规划成功率为 97.0%,相较于 VG-SSA 规划成功率增加 2.9 个百分点,平均采摘路径长度减少 16.24%,平均响应时间减少 42.4%。验证表明,本文提出的 VG-SSA 算法,不仅能够大幅度提高规划成功率,同时也能缩短采摘序列规划时间和采摘路径的长度。

为进一步分析 VG-ISSA 算法的改进效果,绘制出 VG-GA、VG-PSO、VG-SSA、VG-ISSA 的适应度曲线,以及 VG-SSA 和 VG-ISSA 求解出的最优采摘路径,如图 8、9 所示。

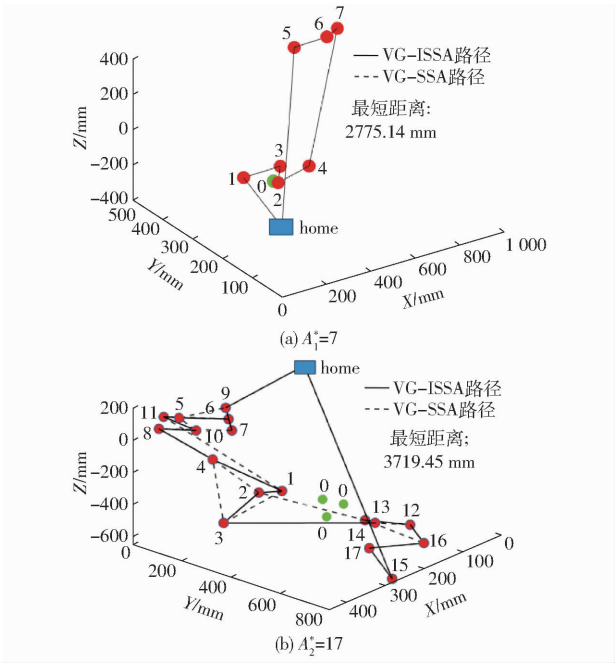


图 8 VG-SSA、VG-ISSA 采摘序列

Fig.8 VG-SSA and VG-ISSA picking sequences

由图 8 可看出,在 $A_1^*=7$ 时,VG-ISSA 和 VG-SSA 采摘顺序相同,均为:home-5-6-7-4-2-3-1-home,且各算法均能在迭代几次后找到最优解。在 $A_2^*=17$ 时,前者采摘顺序为:home-9-11-10-7-8-6-5-2-4-3-1-13-12-14-16-15-17-home,后者为 home-9-7-6-5-11-10-

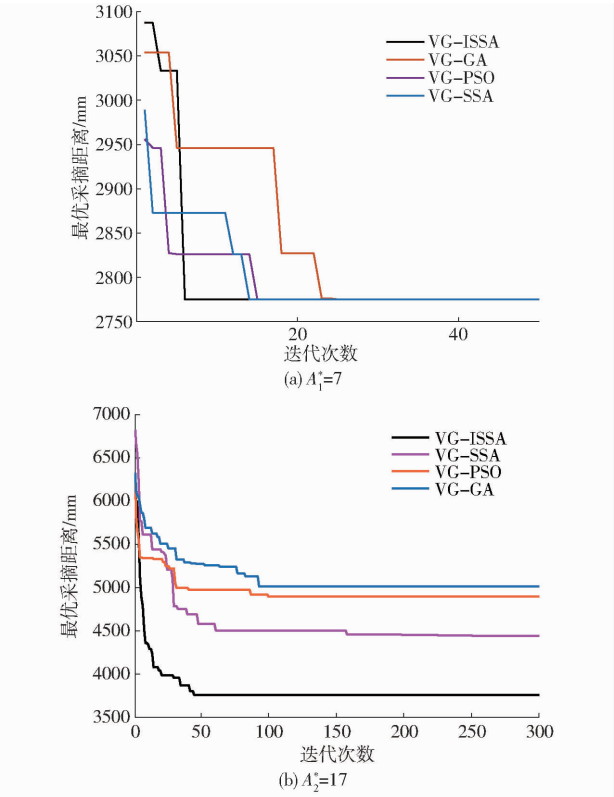


图 9 视觉引导下各算法采摘适应度变化曲线

Fig.9 Visually guided variation curves of picking fitness for each algorithm

8-4-1-2-3-13-14-12-16-17-15-home。其中 VG-GA、VG-PSO、VG-SSA、VG-ISSA 寻得最优解的迭代次数分别为 97、102、252、46 次。VG-SSA 和 VG-ISSA 均能识别红色番茄进行无损采摘,且在番茄数量较多时,VG-ISSA 能在较少的时间求出路径最短的采摘序列。

4.4 番茄连续采摘实验

以六轴移动采摘机械臂为实验对象,搭建如图 10 所示实验环境,使用本文所提方法对 15 个番茄进行 10 次连续采摘实验,实验结果如表 3 所示,采摘过程如图 11 所示。

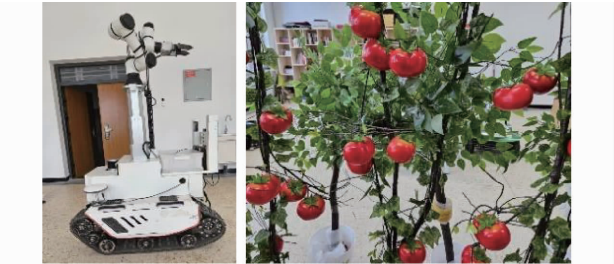


图 10 采摘机械臂及实验环境

Fig.10 Picking robotic arm and experimental environment

机械臂采摘时间为算法响应时间与运行时间(机械臂运动时间、抓取时间)之和。由表 3 可知,机械臂采摘 15 个番茄的平均采摘时间为 111.29 s,其中算法响应时间占总时间比值为 3.6%。采摘规

表 3 番茄连续采摘实验结果

Tab. 3 Results of continuous tomato picking test					
实验 序号	算法响应 时间/s	运行时间/ s	采摘时间/ s	规划成功 率/%	采摘成 功率/%
1	4. 07	102. 94	107. 01	100	86. 7
2	3. 95	112. 97	116. 92	93. 3	73. 3
3	3. 98	105. 67	109. 65	100	80. 0
4	3. 94	110. 09	114. 03	93. 3	80. 0
5	4. 02	108. 81	112. 83	100	86. 7
6	4. 04	103. 72	107. 76	100	86. 7
7	3. 99	97. 75	101. 74	100	80. 0
8	4. 00	111. 11	115. 11	93. 3	73. 3
9	4. 02	119. 97	123. 99	93. 3	80. 0
10	3. 98	99. 83	103. 81	100	86. 7
平均值	4. 00	107. 29	111. 29	97. 3	81. 3

划成功率为 97.3%,但实际采摘过程中采摘成功率为 81.3%,低于规划成功率,这是由以下几点原因导致:① 视觉定位存在误差。② 机械臂控制精度误差。对比各组实验的规划成功率和采摘成功率可以得出,规划成功率高的试验组其采摘成功率也相对较高,由此可见,本文所提方法能够有效减少算法响应时间并能提高采摘成功率。

由图 11 可知,机械臂在采摘过程中按照番茄簇顺序进行采摘,无重复路径,且能够根据番茄成熟度遮挡情况判断采摘优先级,合理优化采摘顺序。

5 结 论

(1)本文将机械臂视觉与采摘控制相结合,构



图 11 机械臂连续采摘实验

Fig. 11 Robotic arm continuous picking experiment

建了番茄视觉-采摘系统。将多目标番茄采摘任务归纳为旅行商问题,基于改进麻雀算法给出了问题的求解方法。仿真实验结果表明:所提方法求解不同番茄数量旅行商问题时,能够大幅度优化采摘路径距离,具有良好的收敛性。

(2)针对实际环境中番茄采摘果实遮挡问题,本文将改进麻雀算法引入视觉信息,设定番茄采摘优先级,使遮挡番茄优先于被遮挡番茄采摘,确

保了连续采摘的可行性。仿真实验结果表明:视觉引导的改进麻雀算法能根据番茄的遮挡情况规划出合理的采摘顺序,在同等级约束条件下连续采摘 17 个果实时相较于标准麻雀算法路径长度减少 16.24%。

(3)在实验室环境下,开展机械臂的采摘实验,结果表明,机械臂能够精准识别成熟番茄并快速规划出最优采摘路径,具有一定的实际应用性。

参 考 文 献

[1] 郑文钟. 新疆林果业机械化发展的现状与对策[J]. 新疆农机化, 2019(3): 7-9, 13.
ZHENG Wenzhong. Study on current situation and countermeasures about mechanization of the fruit industry in Xinjiang[J]. Xinjiang Agricultural Mechanization, 2019(3): 7-9, 13. (in Chinese)

[2] 包艳丽, 苏武峥, 张利召, 等. 新疆绿色农业发展水平区域差异分析[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(3): 773-780.
BAO Yanli, SU Wuzheng, ZHANG Lizhao, et al. Analysis regional difference of green agriculture development level in Xinjiang[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2024, 61(3): 773-780. (in Chinese)

[3] ISHII K, MATSUO T, TAKEMURA Y, et al. Tomato-harvesting-robot competition towards smart agriculture[C]//Proceedings of International Conference on Artificial Life & Robotics (ICAROB2021), 2021.

[4] 宋怀波, 尚钰莹, 何东健. 果实目标深度学习识别技术研究进展[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 1-19.
SONG Huaibo, SHANG Yuying, HE Dongjian. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 1-19. (in Chinese)

[5] 鲍秀兰, 马志涛, 马萧杰, 等. 丘陵果园自然环境下柑橘采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 124-135.
BAO Xiulan, MA Zhitao, MA Xiaojie, et al. Design and experiment of citrus picking robot in hilly orchard natural environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 124-135. (in Chinese)

[6] 周馨馨, 吴烽云, 邹湘军, 等. 基于多目标识别的葡萄果串采摘点定位方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 166-177.
ZHOU Xinxiao, WU Fengyun, ZOU Xiangjun, et al. Method for locating picking points of grape clusters using multi-object recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(22): 166-177. (in Chinese)

[7] JIANG J, LIU Z, LI J, et al. iMVS: integrating multi-view information on multiple scales for 3D object recognition[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2024, 101: 104175.

[8] 霍韩淋, 邹湘军, 陈燕, 等. 基于视觉机器人障碍点云映射避障规划及仿真[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(9): 2149-2158.
HUO Hanlin, ZOU Xiangjun, CHEN Yan, et al. Visual robot obstacle avoidance planning and simulation using mapped point clouds[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(9): 2149-2158. (in Chinese)

[9] LIANG Z, CUI G, XIONG M, et al. YOLO-C: an efficient and robust detection algorithm for mature long staple cotton targets with high-resolution RGB images[J]. Agronomy, 2023, 13(8): 1988.

[10] 荀一, 李道政, 王勇, 等. 基于 VS-IRRT 算法的采摘机械臂路径规划[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 129-138.
XUN Yi, LI Daozheng, WANG Yong, et al. Motion planning of harvesting manipulator based on VS-IRRT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 129-138. (in Chinese)

[11] 张勤, 庞月生, 李彬. 基于实例分割的番茄串视觉定位与采摘姿态估算方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 205-215.
ZHANG Qin, PANG Yuesheng, LI Bin. Visual positioning and picking pose estimation of tomato clusters based on instance segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 205-215. (in Chinese)

[12] NING Z, LUO L, DING X, et al. Recognition of sweet peppers and planning the robotic picking sequence in high-density orchards[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106878.

[13] 贾庆轩, 黄旭东, 陈钢, 等. 基于改进图规划的机械臂任务规划方法[J]. 北京邮电大学学报, 2018, 41(3): 27-31.
JIA Qingxuan, HUANG Xudong, CHEN Gang, et al. Manipulator task planning method based on improved graph planning[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018, 41(3): 27-31. (in Chinese)

[14] 李涛, 邱权, 赵春江, 等. 矮化密植果园多臂采摘机器人任务规划[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 1-10.
LI Tao, QIU Quan, ZHAO Chunjiang, et al. Task planning of multi-arm harvesting robots for high-density dwarf orchards[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(2): 1-10. (in Chinese)

[15] 刘芳. 基于改进蚁群算法的柑橘采摘序列规划研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(3): 44-46.
LIU Fang. Research on citrus picking sequence planning based on improved ant colony algorithm[J]. China Computer & Communication, 2022, 34(3): 44-46. (in Chinese)

[16] LI C, MA W, LIU F, et al. Recognition of citrus fruit and planning the robotic picking sequence in orchards[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(8): 4425-4434.

[17] 荣佳诚. 串番茄目标精准识别定位与采摘策略研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2022.
RONG Jiacheng. Research on accurate identification and localization of tomato target and harvesting strategy[D]. Suzhou: Sooshow University, 2022. (in Chinese)

[18] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330-1334.

[19] 王怡萱, 张俊梅, 阚江明. 基于双目视觉的目标定位与测距系统硬件平台[J]. 计算机工程, 2013, 39(7): 214-218, 223.
WANG Yixuan, ZHANG Junmei, KAN Jiangming. Hardware platform of target positioning and ranging system based on binocular vision[J]. Computer Engineering, 2013, 39(7): 214-218, 223. (in Chinese)

[20] 黄新林,张隆飞,唐小伟. 基于改进遗传算法的家电回收车辆路径规划方法[J]. 同济大学学报(自然科学版),2024,52(1):27-34.
HUANG Xinlin, ZHANG Longfei, TANG Xiaowei. Path planning method for household appliance recycling vehicle based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Tongji University(Natural Science), 2024,52(1):27-34. (in Chinese)

[21] WALID E, HAIKAL E A, AJITH A, et al. A comparative study of the improvement of performance using a PSO modified by ACO applied to TSP[J]. Applied Soft Computing, 2014, 25:234-241.

[22] XUE J, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.

[23] 周江伟,邵洁,曹盛. 改进麻雀搜索的点云配准算法[J]. 计算机工程与应用,2025,61(11):295-305.
ZHOU Jiangwei, SHAO Jie, CAO Sheng. Point cloud registration algorithm based on improved sparrow search[J]. Computer Engineering and Applications, 2025,61(11):295-305. (in Chinese)

[24] 周建新,侯宏瑶,郑日成. 加入淘汰机制的改进麻雀搜索算法[J]. 火力与指挥控制,2024,49(3):65-72.
ZHOU Jianxin,HOU Hongyao,ZHENG Richeng. Improved sparrow search algorithm with elimination mechanism[J]. Fire Control & Command Control, 2024,49(3):65-72. (in Chinese)

[25] ZHANG Y, LI J, FEI L,et,al. Operational performance estimation of vehicle electric coolant pump based on the ISSA-BP neural network[J]. Energy, 2023, 268:126701.

[26] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995: 1942-1948.

[27] EBERHART R, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory [C] // MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science. IEEE, 1995: 39-43.

(上接第 318 页)

[20] PAWARA P, BOSHCHENKO A, SCHOMAKER L R B, et al. Deep learning with data augmentation for fruit counting[C]//International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing. Springer, 2020:203-214.

[21] ZHANG W, CHEN K, WANG J, et al. Easy domain adaptation method for filling the species gap in deep learning-based fruit detection[J]. Horticulture Research, 2021,8:119.

[22] 张林鎰,巴音塔娜,曾庆松. 基于 StyleGAN2-ADA 和改进 YOLO v7 的葡萄叶片早期病害检测方法[J]. 农业机械学报, 2024,55(1):241-252.
ZHANG Linxuan, BA Yintana, ZENG Qingsong. Grape disease detection method based on StyleGAN2-ADA and improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(1):241-252. (in Chinese)

[23] ZHANG Z, TANIMOTO Y, IWATA M, et al. Data generation using pix2pix to improve YOLO v8 performance in UAV-based Yuzu detection[J]. Smart Agricultural Technology, 2025,10:100777.

[24] REN T, LIU S, ZENG A, et al. Grounded SAM: assembling open-world models for diverse visual tasks[J]. arXiv Preprint, arXiv:2401.14159, 2024.

[25] ROMBACH R, BLATTMANN A, LORENZ D, et al. High-resolution image synthesis with latent diffusion models[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2022.

[26] KULKARNI S. Orange dataset for object detection [DB/OL]. Roboflow, 2022. <https://www.kaggle.com/datasets/shreyas29k/orange-dataset-for-object-detection>.

[27] LIU S, ZENG Z, REN T, et al. Grounding DINO: marrying DINO with grounded pre-training for open-set object detection [M]. Springer Nature Switzerland, 2025:38-55.

[28] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023:4015-4026.

[29] NEWMAN W I, TURCOTTE D L, GABRIELOV A M. Fractal trees with side branching[J]. Fractals, 1997,5:603-614.

[30] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:779-788.

[31] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[C]//Advances in Neural Information Processing Systems: Curran Associates, Inc., 2024:107984-108011.