doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.024

基于分层策略的双孢菇采摘任务规划方法

陈行政[1]　刘雅辉[1]　辛振波[2]　谢守勇[1]　王元俊[1]　罗书强[1]
(1.西南大学工程技术学院,重庆 400715;2.山东农业大学机械与电子工程学院,泰安 271018)

摘要:针对双孢菇密集堆叠的生长特性给机器人采摘带来的损伤难题,提出了一种基于分层策略的双孢菇采摘任务规划方法。该方法基于全局-局部分层思想,采用 YOLO 11 模型根据遮挡程度对双孢菇进行分类检测并将采摘问题转换为旅行商问题建模。在全局层面,构建优先采摘遮挡蘑菇并通过检测更新环境信息的规划策略,以降低遮挡导致的碰撞损伤;在局部层面,对不同类别蘑菇分别设计改进模拟退火算法优化采摘路径以提升效率,开发自适应同心圆外围式采摘算法以降低密集分布导致的粘连损伤。仿真试验表明,改进模拟退火算法在 20、40、60 节点场景下路径长度分别优化 19.2%、24.7% 和 35.0%,收敛效率分别提升 61.5%、39.6% 和 18.2%。实机试验采用 20 组 550 个双孢菇样品验证,对比传统按高度采摘策略,该方法成功率达 89.8%,碰撞率从 5.09% 降至 2.16%,降幅达 57.6%,验证了该方法在保证采摘效率的前提下能够有效降低采摘损伤。

关键词:双孢菇;采摘机器人;任务规划;模拟退火算法;YOLO 11
中图分类号:TP242.6　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)13-0294-10　　**OSID**:

Hierarchical Strategy-based Task Planning Method for *Agaricus bisporus* Picking

Chen Xingzheng[1]　Liu Yahui[1]　Xin Zhenbo[2]　Xie Shouyong[1]　Wang Yuanjun[1]　Luo Shuqiang[1]
(1. *College of Engineering Technology*, *Southwest University*, *Chongqing* 400715, *China*
2. *College of Mechanical and Electronic Engineering*, *Shandong Agricultural University*, *Taian* 271018, *China*)

Abstract: Aiming to address the damage issues in robotic *Agaricus bisporus* harvesting caused by dense clustering growth patterns, a hierarchical strategy-based picking task planning method was proposed. Based on a global-local hierarchical framework, this method employed a YOLO 11 deep learning model to classify and detect mushrooms according to their occlusion degree, and formulated the picking sequence optimization problem as a traveling salesman problem. At the global planning level, a strategic framework was constructed to prioritize the harvesting of occluded mushrooms and dynamically updated environmental information through iterative detection processes, thereby effectively reducing collision damage caused by occlusion. At the local execution level, an improved simulated annealing algorithm was designed to optimize picking paths for different mushroom categories separately to enhance operational efficiency, and an adaptive concentric-layer peripheral picking algorithm was developed to minimize adhesion damage caused by dense spatial distribution. Simulation experiments demonstrated that the improved simulated annealing algorithm achieved path length optimizations of 19.2%, 24.7%, and 35.0% in 20-, 40-, and 60-node scenarios respectively, with corresponding convergence efficiency improvements of 61.5%, 39.6%, and 18.2%. Field experiments conducted with 20 groups comprising 550 mushroom samples validated that, compared with conventional height-based picking strategies, the proposed method achieved a success rate of 89.8%, substantially reduced the collision rate from 5.09% to 2.16% (a 57.6% reduction), thereby validating that the method effectively reduced harvesting damage while maintaining operational efficiency.

Key words: *Agaricus bisporus*; picking robot; task planning; simulated annealing algorithm; YOLO 11

收稿日期:2026-01-09　修回日期:2026-04-21
基金项目:重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(cstc2021jscx-gksbX0065)
作者简介:陈行政(1990—),男,副教授,博士,主要从事现代农业装备技术研究,E-mail:chenxzh@swu.edu.cn
通信作者:罗书强(1971—),男,副教授,博士,主要从事农业机械数字化设计与智能制造研究,E-mail:luoshuqiang@swu.edu.cn

0　引言

双孢菇作为世界上栽培最广泛的食用菌之一，其工厂化生产规模持续扩大[1-2]。为满足新鲜蘑菇市场对菇体表面完整性和外观品质的严格要求，工厂大多采用人工采摘方式进行收获[3]。然而，传统人工采摘面临着劳动强度大、效率低、成本高等问题，已难以满足产业发展需求[4]，使得研发智能采摘机器人成为保障采摘品质与提升效率的重要途径[5]。但双孢菇随机分布、密集堆叠的复杂生长形态[6-8]给机器人采摘带来了巨大技术难题，不当的采摘目标选取易造成机械臂碰撞和蘑菇损伤。因此，智能采摘机器人需要具备决策功能以有选择性地进行顺序采摘，迫切需要开发高效、无损的多目标采摘顺序规划算法[9-10]。

目前，针对农业采摘机器人的采摘路径规划和顺序优化，在启发式优化算法应用[11-12]和聚类分析与路径优化结合方面[13]进行了大量的研究。随着人工智能技术的发展，深度学习方法在采摘路径规划中的应用日益受到关注[14-16]。针对双孢菇采摘的特殊需求，一些学者开展了专门研究。Hu 等[17]将双孢菇采摘路径优化建模为旅行商问题，通过改进模拟退火算法来寻找最优路径序列。Zhong 等[18]提出了基于蘑菇簇分类的智能采摘规划算法，引导机器人有效采摘不同生长特性的蘑菇群。

综上，现有采摘机器人采摘顺序规划的相关研究已经取得了一定进展。但是，目前的研究对于损伤控制的处理往往建立在静态环境假设之上，当面临采摘过程中的环境状态变化时，其动态感知与响应能力存在明显局限性[19]。具体而言，现有系统完成单个蘑菇采摘后，无法有效检测工作区域内其他双孢菇的遮挡、粘连状态变化，难以据此调整后续采摘策略。在双孢菇高密度随机分布、多层次垂直堆叠的复杂作业环境中，这种动态感知与策略调整能力尤为重要，但在双孢菇采摘顺序规划的研究中未见报道。

基于上述问题，本文提出一种基于分层策略的双孢菇采摘任务规划方法。通过构建双孢菇密集分布场景下的采摘任务规划问题模型，将复杂优化问题转换为旅行商问题求解；制定全局-局部分层采摘规划策略，在全局层面构建优先采摘遮挡蘑菇并通过检测更新环境信息的规划策略以降低遮挡碰撞损伤，在局部层面设计改进模拟退火算法优化采摘路径以提升效率，开发自适应同心圆外围式采摘算法以降低密集粘连导致的摩擦损伤，在保证采摘效率的同时降低采摘损伤。

1　机器人系统与任务建模

1.1　机器人系统概述

为了满足工业化种植双孢菇自主采摘功能的要求，本文设计了一种双孢菇采摘机器人系统，其具体结构如图 1 所示，主要由检测系统、传输运料系统、采摘执行系统组成。其中 Delta 并联机构为双孢菇采摘的主体关键部件。

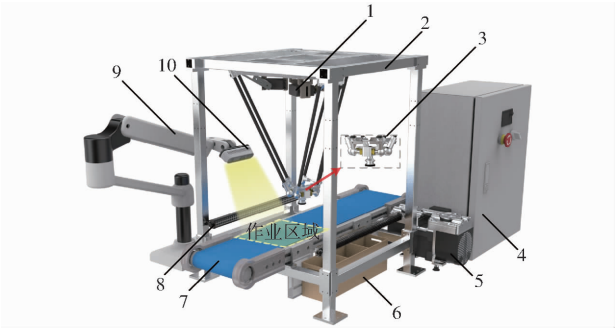


图 1　双孢菇采摘机器人三维模型

Fig. 1　3D model of *Agaricus bisporus* harvesting robot

1. Delta 并联机构　2. 机架　3. 吸盘执行器　4. 电控箱　5. 真空泵　6. 收集盒　7. 传送带　8. LED 灯条　9. 相机支架　10. D435i 型深度相机

本系统具体采摘工作流程如图 2 所示，详细工作步骤为：

(1) D435i 型深度相机采集传送带上的深度图像和彩色图像，检测模型首先识别分析蘑菇目标，然后通过坐标转换获得蘑菇的空间坐标信息并传输坐标数据，同时监控传送带运行状态。

(2) 检测系统检查识别到的蘑菇目标是否与预设触发区域重合，当重合条件满足时触发停止传送带指令，并获取当前视野范围内所有蘑菇的检测信息和精确位置坐标。

(3) 基于获得的坐标信息以及采摘规划算法制定最优的采摘顺序，Delta 机械臂按照规划顺序依次定位到各个蘑菇位置执行采摘操作，完成当前工作区域内所有已识别蘑菇的采收任务。

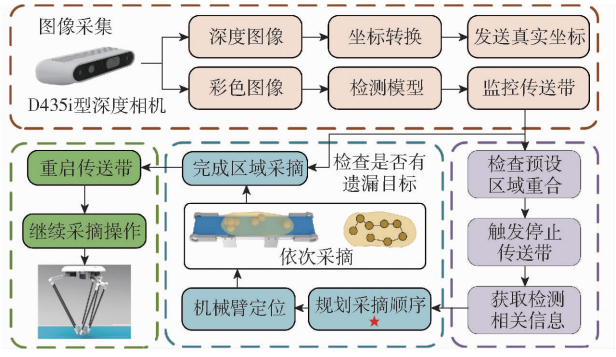


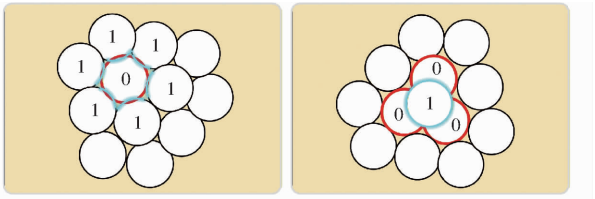
图 2　采摘机器人系统工作流程图

Fig. 2　Workflow diagram of robot system

(4)当前工作区域采摘完毕后,控制系统重新启动传送带进入下一个工作区域,继续执行采摘操作,重复上述检测、定位、采摘流程,直至完成全部采收任务。

1.2 分类处理与问题描述

在双孢菇密集堆叠场景中,不适当的采摘顺序会导致损伤问题。如图 3a 所示,若直接采摘粘连蘑菇群的中心蘑菇 0,会与周围蘑菇 1 产生摩擦导致损伤;如图 3b 所示,若优先采摘下层被挡蘑菇 0,会与上层遮挡蘑菇 1 发生碰撞导致采摘失败。不同遮挡状态和分布特征的蘑菇面临不同的损伤风险,需要针对性的采摘策略。



(a) 粘连导致的摩擦损伤 (b) 遮挡导致的碰撞损伤

图 3 采摘损伤问题

Fig. 3 Picking damage problems

为此,本文构建了双孢菇图像数据集并根据遮挡状态进行了分类。数据集包含 800 幅图像,其中 500 幅为自采图像,300 幅筛选自 Mendeley 公开数据集[20],分辨率统一处理为 640 像素 × 480 像素。根据遮挡程度和密集分布特征将双孢菇分为 4 类:孤立蘑菇、粘连蘑菇、遮挡蘑菇和被挡蘑菇,具体分类信息如表 1 和图 4 所示。同时,由于 YOLO 算法兼具检测精度和实时推理能力,在农业目标检测中已得到广泛应用[21-22]。最终本文选择 YOLO 11 模型进行识别分类,为后续的采摘任务规划提供精确的目标状态信息。

表 1 双孢菇分类与主要特征

Tab. 1 Classification and main characteristics of *Agaricus bisporus*

类别	主要特征
孤立蘑菇	没有与其他蘑菇接触
粘连蘑菇	与周围蘑菇存在轻微边界接触,但无明显遮挡关系的蘑菇
遮挡蘑菇	与其他蘑菇具有明显的互相遮挡关系,并处于最上层
被挡蘑菇	遭受其他蘑菇明显遮挡的蘑菇

1.3 采摘顺序的 TSP 建模

完整的采摘任务涉及从起始位置出发,依次访问多个采摘目标并完成相应作业的优化过程。为简化建模复杂度,本文将其中的采摘顺序优化问题建模为经典的旅行商问题(Traveling salesman problem,TSP)进行求解。

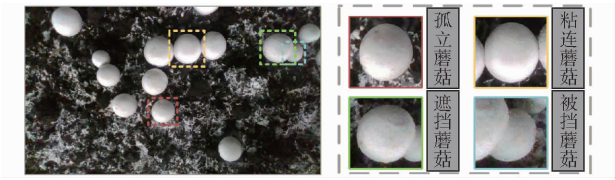


图 4 双孢菇分类及标注示意图

Fig. 4 *Agaricus bisporus* classification schematic

TSP 是经典的组合优化问题,要求旅行商访问每个城市恰好一次后返回起始城市,并使总旅行距离最短。为验证采摘任务向 TSP 问题建模的可行性,本文基于实际采摘场景进行建模分析。如图 5 所示的相机视角采摘流程中,机械臂末端从初始位置出发,在 XY 轴方向上同时进给,直接到达目标位置进行抓取,采摘后沿 Y 轴返回收集区域完成单个采摘蘑菇作业,之后向第 2 个目标移动重复操作,直到将相机画面内的目标物体全部采摘完。

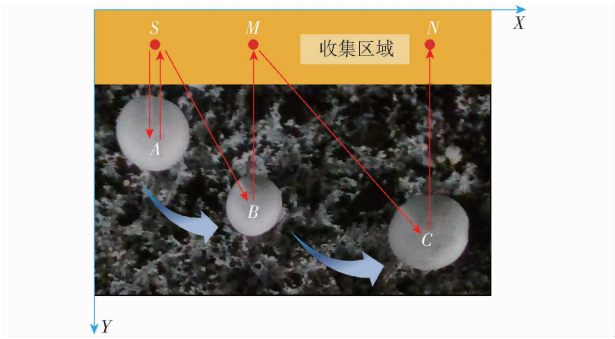


图 5 相机视角下采摘流程示意图

Fig. 5 Camera view picking process diagram

设系统中存在 n 个待访问的采集目标,记为集合 $T=\{T_1,T_2,\cdots,T_n\}$,其中每个目标 T_i 的位置坐标为 (x_n,y_n)。传统 TSP 问题中路径总长度 $d(T)$ 为

$$d(T)=\sum_{i=1}^{n-1} d_{T_i,T_{i+1}} \tag{1}$$

式中 $d_{T_i,T_{i+1}}$——城市 T_i 到城市 T_{i+1} 的距离,通常为欧几里得距离

对于本文采摘顺序优化目标,需要通过算法搜索到 $d(T)$ 最小的采摘点访问顺序。为了获得统一的计算公式,本文进一步分析了不同采摘顺序的路径特征。如图 6 采摘路径对比所示,其中 A、B、C 表示待采蘑菇,X 轴表示收集区域。设 l_{uv} 表示机械末端从 u 移动到 v 的总路径长度,当采摘顺序为 $A-B-C$ 时,机械臂的末端移动总路径长度为 $l_{AB}+l_{BC}$,而在实际采摘中,机械臂完成每个目标抓取后会先沿着 Y 方向回到收集区域再进行下一个目标的采摘工作。

采摘实际距离为 $l_{AS}+l_{SB}+l_{BM}+l_{MC}+l_{CN}$。由于从初始位置 S 到第 1 个目标 A 的距离为常数,在比较不同顺序时可省略。实际路径函数为

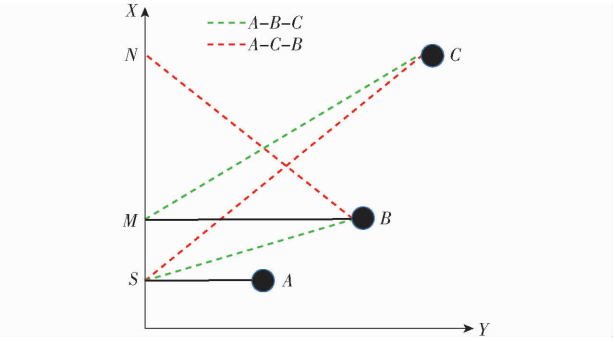


图 6　采摘路径对比示意图

Fig. 6　Schematic comparison of picking paths

$$f = y_A + y_B + y_C + \sqrt{(x_B - x_A)^2 + y_B^2} + \sqrt{(x_C - x_B)^2 + y_C^2} \tag{2}$$

式中　(x_A, y_A)、(x_B, y_B)、(x_C, y_C)——目标 A、B、C 坐标

当采摘顺序为 $A-C-B$ 时，路径长度 $d(T)$ 为 $l_{AC}+l_{CB}$，采摘实际距离为 $l_{AS}+l_{SC}+l_{CN}+l_{NB}+l_{BM}$，实际路径函数为

$$f = y_A + y_B + y_C + \sqrt{(x_C - x_A)^2 + y_C^2} + \sqrt{(x_B - x_C)^2 + y_B^2} \tag{3}$$

由于每次采摘后沿 X 轴返回收集区域的距离之和 $(y_A + y_B + y_C)$ 为常数，与采摘顺序无关，该项在优化时可忽略。简化后，$A-B-C$ 顺序的路径为 $l_{SB}+l_{MC}$，$A-C-B$ 顺序的路径为 $l_{SC}+l_{NB}$。推广到 n 个目标的情况，简化路径函数为

$$d(T) = \sum_{i=1}^{n-1} \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + y_{i+1}^2} \tag{4}$$

式中　(x_i, y_i)——目标 i 的坐标

基于上述分析，采摘顺序优化问题可建模为 TSP 问题。

2　双孢菇采摘任务策略

2.1　全局-局部分层采摘策略设计

为解决上述采摘问题，本研究提出一种分层采摘策略，如图 7 所示。该策略基于全局-局部两层规划框架：全局规划负责确定采摘过程的整体顺序，将作业划分为遮挡类处理、孤立类处理、粘连类处理和防漏检测 4 个阶段顺序执行；局部规划针对遮挡类处理、孤立类处理、粘连类处理 3 个阶段的内部采摘顺序进行特定的任务规划设计。

全局规划按照固定的优先级顺序依次处理 4 类采摘任务，具体方法如下：

阶段 1：遮挡类处理。系统首先通过目标检测模型对 RGB 图像中蘑菇进行目标检测和定位，根据遮挡程度将蘑菇分为 4 类：遮挡蘑菇、孤立蘑菇、粘连蘑菇、被挡蘑菇（图 7 中的采摘案例①）。系统优先对识别到的遮挡蘑菇进行采摘（图 7 中的采摘案例②），避免了机械臂因错误优先采摘被挡蘑菇而发生的碰撞损伤问题。在采摘完该类别所有蘑菇后，立即执行一次检测更新流程（包括重新拍照取帧、目标检测、分类标签更新）。这种检测更新机制能够及时获取遮挡物移除后蘑菇群的遮挡状态变化信息，并将新暴露的蘑菇重新归类为新的类别（图 7 中的采摘案例③）。系统反复执行“采摘遮挡类→检测更新”的循环，直至确认场景中不存在遮挡蘑菇。

阶段 2、3：孤立类与粘连类处理。基于阶段 1 检测更新机制的最终识别结果，系统依次进入孤立类处理和粘连类处理阶段。遮挡类处理完成后，这 2 个阶段的采摘对象在进入该阶段时已经确定，不再执行检测更新。系统依次对所有孤立蘑菇进行采摘（图 7 中的采摘案例④）；之后，再对所有粘连蘑菇进行采摘（图 7 中的采摘案例⑤），2 个阶段分别采用对应的局部规划算法生成采摘序列并执行。

阶段 4：防漏检测。完成前 3 个阶段后，考虑到检测模型识别错误的可能，系统执行防漏检测作为补救措施：重新进行图像采集与目标检测，若发现漏检蘑菇，则按照遮挡、孤立、粘连、被挡的优先级顺序一次性采摘，以确保采摘作业的完整性。考虑到该阶段剩余蘑菇数量极少且分布分散，不进行局部任务规划，直接按既定优先级顺序采摘，避免复杂采摘顺序优化带来的额外计算开销。

局部采摘规划针对不同类别蘑菇的特点采用相应的算法策略：对于遮挡蘑菇，由于数量相对较少，采用基础模拟退火算法（Simulated annealing，SA）进行采摘顺序优化；对于孤立蘑菇，由于数量较多且分布分散，采用改进模拟退火算法（Improved simulated annealing，ISA），通过记忆机制、贪婪邻域生成和自适应升温策略提高求解质量；对于粘连蘑菇，由于存在密集分布和摩擦损伤风险，采用自适应同心圆采摘算法（Adaptive concentric circle harvesting，ACCH），通过同心圆分层和聚类分析，在优化采摘效率的同时降低采摘损伤。需要说明的是，被挡蘑菇在全局规划的检测更新过程中会重新分类为其他类蘑菇，因此不需要单独的局部规划算法。

2.2　改进模拟退火算法

针对 TSP 问题，本文选择模拟退火算法作为核心求解方法。其基于概率接受机制的搜索策略能够有效避免陷入局部最优，并且算法计算速度快、收敛效率高[23]。

然而，传统模拟退火算法在求解复杂组合优化

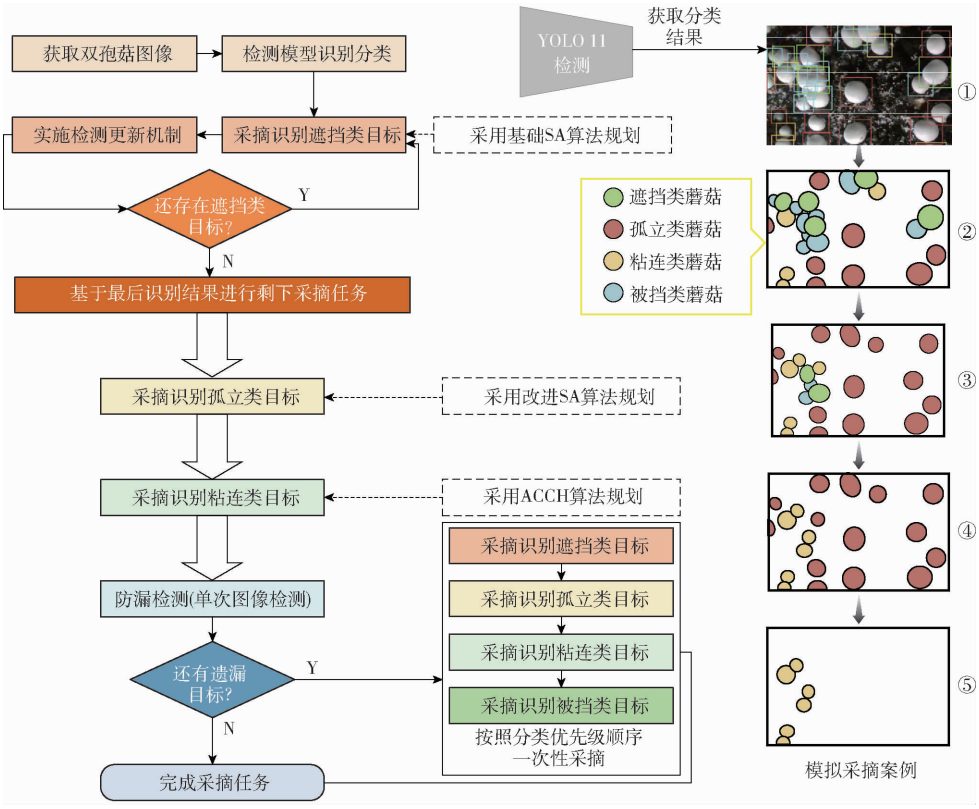


图 7 全局-局部采摘规划策略原理图

Fig. 7 Schematic of global - local picking planning strategy

问题时存在易丢失历史最优解、新解生成质量不高、易陷入局部最优等问题[24]。为此,本文提出一种改进模拟退火算法,该算法融合了历史最优记录机制、复合邻域生成策略和动态温度重启机制 3 种改进方法,以提高算法的求解质量和收敛性能。

(1)历史最优记录机制

传统模拟退火算法只保留当前解状态,无法记录搜索过程中遇到的历史最优解[25],可能导致算法偏离已发现的优质解区域。本文引入历史最优记录机制,在算法执行过程中维护全局最优解记录。记忆更新规则为

$$\begin{cases} \begin{cases} s^* = s_k \\ f^* = f(s_k) \end{cases} & (f(s_k) < f^*) \\ \begin{cases} s^* = s^* \\ f^* = f^* \end{cases} & (f(s_k) \geqslant f^*) \end{cases} \tag{5}$$

式中 s^*——全局记忆解

f^*——全局记忆解对应的目标函数值

s_k——第 k 次迭代产生的新解

该机制确保了算法能够持续追踪搜索过程中遇到的最优解,即使在后续迭代中接受了较差的解,记忆中的最优解信息也不会丢失。设当前解与记忆解的质量比为 $\rho_k = f(s_k)/f^*$,该指标能够量化当前搜索状态偏离全局最优的程度,从而为后续的温度调节策略提供决策依据。

(2)复合邻域生成策略

传统模拟退火算法通常采用单一的随机扰动策略生成新解,缺乏对解质量的主动优化能力[26]。本文提出复合邻域生成策略,通过并行应用多种邻域变换操作并择优选择来提高新解质量。对当前解 s_k 同时应用 m 种邻域变换操作:$N_1, N_2, \cdots, N_m$,生成候选解集 $\{s_k^{(1)}, s_k^{(2)}, \cdots, s_k^{(m)}\}$,其中 $s_k^{(i)} = N_i(s_k)$,则择优准则为

$$s'_{k+1} = \arg \min_{i \in \{1,2,\cdots,m\}} f(s_k^{(i)}) \tag{6}$$

式中 s'_{k+1}——择优得到的最优候选解

$f(\cdot)$——目标函数

本文针对 TSP 问题设计了 3 种互补的邻域变换操作,如图 8 所示。图 8a 展示边重连操作:对路径中选定位置 i 和 $j(i<j)$ 之间的片段执行倒置操作,如图中原始路径为 $A \to B \to C \to D \to E \to A$,选择片段 $[B, C, D]$ 进行倒置得到 $[D, C, B]$,形成新路径 $A \to D \to C \to B \to E \to A$,实现路径片段的局部重组。图 8b 展示多片段重排操作:在边 (A, B)、(C, D)、(E, A) 处切割,得到 3 个片段 $[A]$、$[B, C]$、$[D, E]$,将片段 $[D, E]$ 移至 $[B, C]$ 之前,然后重新排列这些片段得到新路径 $A \to D \to E \to B \to C \to A$,产生更大范围的结构调整。图 8c 展示位置互换操作:随机选择路径中 2 个位置的节点进行位置互换,如图中原始路径 $A \to B \to C \to D \to E \to A$ 中,将节点 B 与节点 C 互换,访问

顺序不变，但路径长度改变生成了新的解，提供了更加灵活的策略。

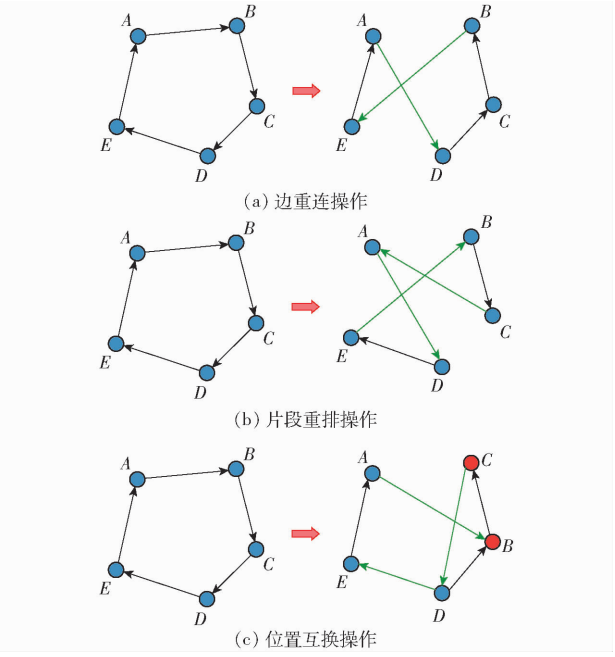


图 8　邻域变换操作示意图

Fig. 8　Schematic of neighborhood transformation

(3)动态温度重启机制

传统模拟退火算法采用单调递减的降温策略 $T_{k+1}=\alpha T_k$(其中 $\alpha\in(0,1)$ 为降温系数，T_k 和 T_{k+1} 分别为第 k 次和第 $k+1$ 次迭代的温度)，一旦陷入局部最优解，由于温度持续下降，系统接受劣解的概率将急剧降低。本文提出动态温度重启机制，通过基于搜索历史的检测方法识别局部收敛状态并适时升温。

记算法维护长度为 L 的历史解序列为

$$H_k=\{s_{k-L+1},s_{k-L+2},\cdots,s_k\} \tag{7}$$

局部收敛判定函数 $\phi(s_k)$ 定义为

$$\phi(s_k)=\begin{cases}1 & (\forall s_i\in H_k, f(s_i)\geqslant f(s_k))\\ 0 & (\text{其他})\end{cases} \tag{8}$$

不同于现有方法仅依据适应度阈值进行固定幅度升温，本文的动态温度重启机制同时考虑解集多样性和当前解质量 2 个维度，实现升温幅度的自适应调节。记历史解序列中各解的适应度值为 $\{f_1,f_2,\cdots,f_L\}$，解集多样性指标 D_k 定义为

$$D_k=\frac{f_{\max}-f_{\text{avg}}}{f_{\max}} \tag{10}$$

式中　$f_{\max}$——历史解中的最大适应度

f_{avg}——平均适应度

当检测到局部收敛状态时，算法启动自适应升温机制。记基础升温系数为 γ，根据多样性指标 D_k 分段确定：当 $0<D_k\leqslant 0.25$ 时 $\gamma=0.75$，当 $0.25<D_k\leqslant 0.6$ 时 $\gamma=0.65$，当 $D_k>0.6$ 时 $\gamma=0.55$。温度增量 ΔT_k 的计算公式为

$$\Delta T_k=\begin{cases}0.25\gamma T_k & (0.85<\rho_k\leqslant 1.0)\\ \gamma T_k-\rho_k(\gamma T_k-0.85T_k) & (0.5<\rho_k\leqslant 0.85)\\ \gamma T_k & (\rho_k\leqslant 0.5)\end{cases} \tag{10}$$

式中　ρ_k——当前解与记忆解的质量比

升温操作按 $T_{k+1}=T_k+\Delta T_k$ 执行，算法每隔 $\lambda=40$ 次迭代执行一次局部收敛检测和升温操作。升温前后接受概率的提升倍数为

$$\frac{P_2}{P_1}=\exp\left(\frac{\Delta f\Delta T_k}{T_k(T_k+\Delta T_k)}\right) \tag{11}$$

式中　P_1——升温前的接受概率

P_2——升温后的接受概率

Δf——目标函数差值

2.3　外围式采摘顺序规划算法

针对图 3a 所示的粘连摩擦损伤问题，本文提出一种基于自适应同心圆分层的外围式采摘顺序规划算法，根据蘑菇实际位置自适应确定各层边界，自外向内逐层规划采摘序列。通过优先采摘粘连区域的外围蘑菇，有效减少了采摘蘑菇与周围蘑菇的摩擦接触。算法整体流程和仿真效果分别如图 9、10 所示。

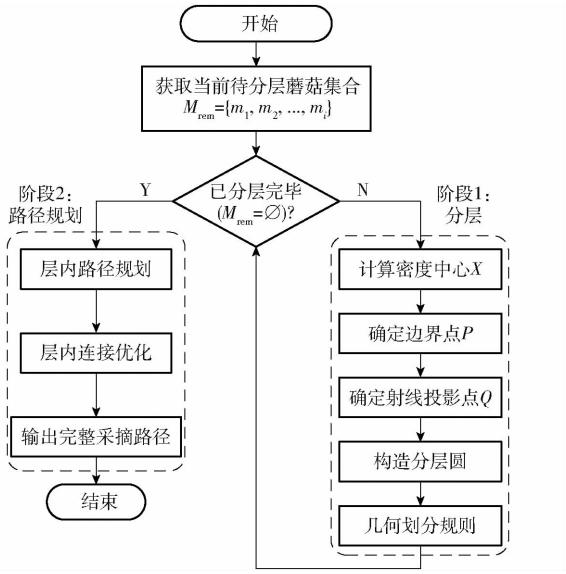
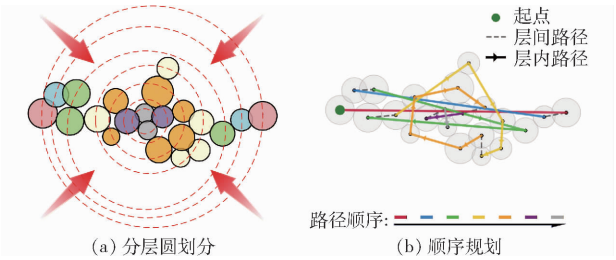


图 9　外围式采摘顺序规划算法流程图

Fig. 9　Flowchart of peripheral picking path planning algorithm

该算法分为分层圆划分和顺序规划 2 个阶段，其核心在于根据蘑菇实际分布自适应生成同心圆分层结构。如图 9 所示，对于当前待分层蘑菇集合，首先计算其几何中心 X 作为密度参考点，随后寻找距该中心最远的蘑菇作为外边界标记点 P，沿该点指向中心的射线方向通过投影计算筛选出另一关键点 Q，以 P、Q 这两点连线为直径构造分层圆。基于蘑菇中心与分层圆的几何关系进行划分：圆外及与圆



(a) 分层圆划分 (b) 顺序规划

图 10 外围式采摘顺序规划算法仿真效果图

Fig. 10 Simulation results of peripheral picking path planning algorithm

相交的蘑菇被划入当前层,完全位于圆内的蘑菇保留至下一层。完成当前层划分后,对剩余蘑菇重复上述过程,直至所有蘑菇分配完毕。在层内路径规划阶段,算法采用最近邻贪心策略依次连接同层蘑菇,层间连接通过调整下一层起始点使其与上层终点距离最小化。最终形成的完整采摘顺序从外层起始,稳定逐层向内推进。

算法核心的数学表达式为

$$X = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i , \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i \right) \tag{12}$$

$$P = \arg \max_{m_i \in M_{\text{rem}}} \| m_i - X \| \tag{13}$$

$$Q = \arg \max_{m_i \in M_{\text{rem}}} \left\{ \| m_i - P \| \ \middle| \ (m_i - P) \frac{\boldsymbol{L}_{PX}}{\| \boldsymbol{L}_{PX} \|} > 0 \right\} \tag{14}$$

$$\| c_i - O \| \geqslant r - \rho_i - \grave{O} \tag{15}$$

$$m_{j+1} = \arg \min_{m \in L_k \setminus \{m_1, \cdots, m_j\}} \| m - m_j \| \tag{16}$$

式中 Q——射线投影点

$\boldsymbol{L}_{PX}$——点 P 指向几何中心 X 的方向向量

ρ_i——蘑菇 i 的半径 $\grave{O}$——容差参数

O——分层圆圆心 r——分层圆半径

c_i——蘑菇中心

L_k——第 k 层蘑菇集合

m_i——蘑菇的中心坐标

M_{rem}——当前待分层蘑菇集合

3 算法仿真与试验验证

3.1 改进模拟退火算法仿真

为验证改进模拟退火算法的有效性,设计了不同规模的 TSP 问题进行消融试验,对比各改进模块的贡献。测试节点在 100 cm × 100 cm 平面内随机生成,随机种子固定为 42 以保证可重复性。消融试验结果如表 2 所示,规划仿真图如图 11 所示。

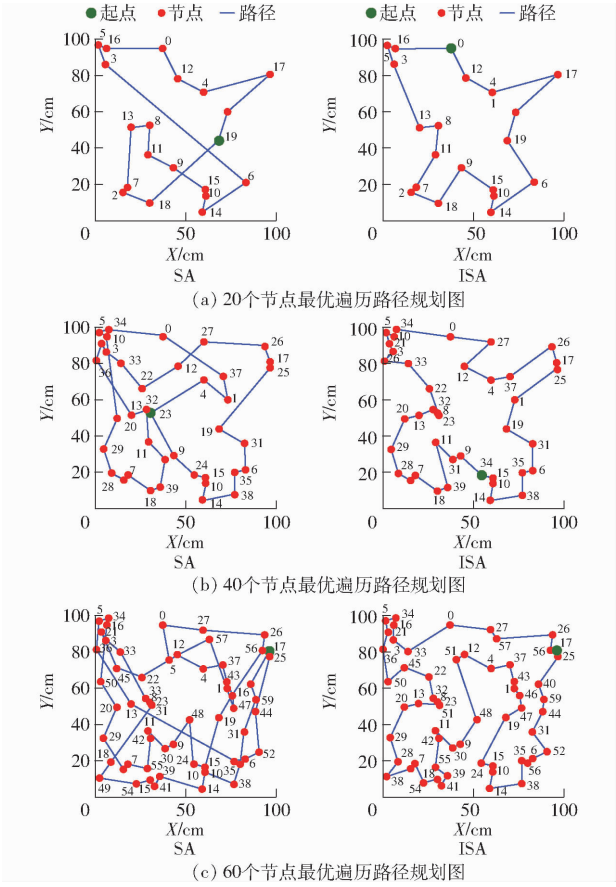
由表 2 可知,记忆机制单独使用时改善有限,当与复合邻域结合后,优化效果显著提升。进一步添加温度重启机制后,在 40 和 60 个节点复杂问题中相比部分改进配置进一步优化了 9.9% 和 13.4%。

表 2 消融试验结果对比

Tab. 2 Ablation study results comparison

节点数目	规划算法	路径长度/cm	收敛迭代数
20	基础 SA	478.26	78
	基础 SA + A	438.61	83
	基础 SA + A + B	386.43	16
	基础 SA + A + B + C	386.43	30
40	基础 SA	653.95	139
	基础 SA + A	648.37	138
	基础 SA + A + B	547.18	77
	基础 SA + A + B + C	492.70	84
60	基础 SA	993.24	253
	基础 SA + A	970.86	269
	基础 SA + A + B	744.58	186
	基础 SA + A + B + C	645.19	207

注:A 表示记忆机制;B 表示复合邻域生成策略;C 表示温度重启机制。



(a) 20个节点最优遍历路径规划图

(b) 40个节点最优遍历路径规划图

(c) 60个节点最优遍历路径规划图

图 11 基础 SA 与改进 SA 路径仿真对比图

Fig. 11 Path simulation comparison between baseline SA and improved SA

消融试验证明了 3 种改进机制的有效性及其协同作用。综合来看,完整改进算法相比基础算法在求解质量和收敛速度方面均取得显著提升,在 20、40、60 个节点场景下路径长度分别优化了 19.2%、24.7% 和 35.0%,收敛效率分别提升了 61.5%、39.6% 和 18.2%,且图 11 显示改进算法生成的路径具有更少的交叉现象。

3.2　实机采摘规划试验

3.2.1　试验条件及性能指标

试验平台采用本文设计的双孢菇采摘机器人系统，机械臂为 XCR－38－240 型三轴步进电机 Delta 并联机构，深度相机为 Intel RealSense D435i，安装高度为 0.5 m。为验证本文提出的分层采摘策略的有效性，设计了多组对比试验，包括 4 种策略：按高度采摘策略、全局分层采摘策略、全局＋ISA 采摘策略和完整分层采摘策略。按高度采摘策略采用 YOLO 11 模型进行统一检测（mAP@0.5 为 95.7%），按从高到低顺序采摘；其余 3 种策略均采用 YOLO 11 模型进行分类检测（mAP@0.5 为 86.6%），其中全局分层采摘策略引入全局优先遮挡规划，全局＋ISA 采摘策略在此基础上增加 ISA 路径优化，完整分层采摘策略进一步增加 ACCH 外围式采摘算法。试验共进行 20 组，使用 550 个双孢菇样品，每组试验确保蘑菇的位置、数量和个体特征保持一致。所有试验在相同环境条件下完成，具体实机采摘过程如图 12 所示。

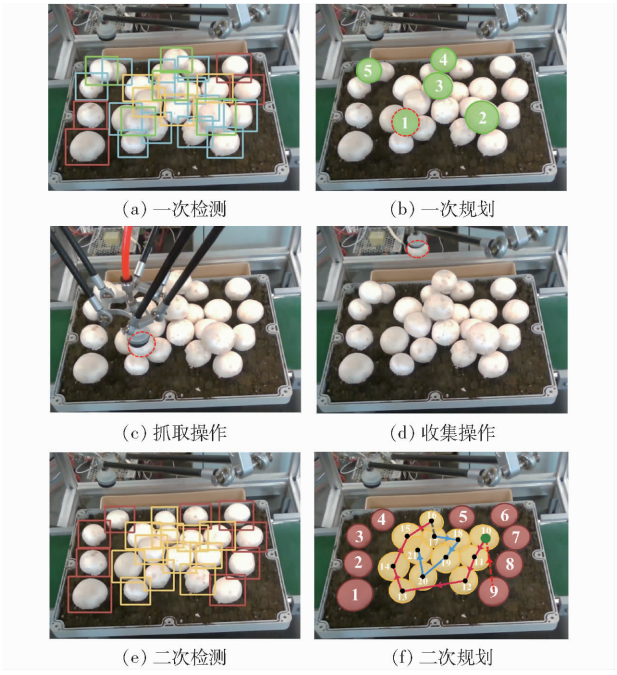


图 12　实机采摘过程图

Fig. 12　Experimental picking process

试验性能指标包括采摘成功率、平均碰撞率和单个采摘时间。采摘成功率综合反映整体策略的有效性；平均碰撞率定义为因垂直遮挡关系导致的采摘失败次数与蘑菇总数的比值，反映全局优先遮挡规划对遮挡问题的处理能力；单个采摘时间反映 ISA 路径优化对作业效率的改善。

3.2.2　结果分析

试验结果如表 3 所示。从遮挡处理能力来看，3 种分层策略的平均碰撞率为 2.35%、2.18% 和 2.16%，较按高度采摘策略的碰撞率（5.09%），降幅超过 50%，验证了全局优先遮挡规划对降低碰撞的作用。

表 3　实机试验性能对比结果

Tab. 3　Performance comparison results in field experiments

采摘策略	检测方式	采摘成功率/%	平均碰撞率/%	单个采摘时间/s
按高度采摘策略	统一检测	82.2	5.09	12.86
全局采摘策略	分类检测	86.2	2.35	13.51
全局＋ISA 采摘策略	分类检测	89.5	2.18	12.93
完整分层采摘策略	分类检测	89.8	2.16	13.14

从采摘成功率来看，完整分层采摘策略达 89.8%，较按高度采摘策略提升 7.6 个百分点。从作业效率来看，虽然多次检测和算法执行导致采摘时间有所增加，但通过 ISA 路径优化使得作业效率得到了保证，全局＋ISA 采摘策略的单个采摘时间为 12.93 s，比较按高度采摘仅增加 0.07 s，且完整策略的单个采摘时间较按高度采摘仅增加 0.28 s。

综合来看，对比传统按高度采摘策略，本文提出的采摘策略在保证采摘效率的同时，碰撞率从 5.09% 降至 2.16%，降幅达 57.6%。

4　结论

（1）针对双孢菇密集分布导致的机器人采摘损伤问题，提出了一种基于分层策略的双孢菇采摘任务规划方法。采用 YOLO 11 模型实现双孢菇遮挡状态分类检测，将采摘问题转换为旅行商问题建模；构建了优先采摘遮挡蘑菇并通过检测更新环境信息的全局规划策略以降低遮挡碰撞损伤；设计了改进模拟退火算法优化采摘路径以提升采摘效率；提出了基于自适应同心圆分层的外围式采摘路径规划算法以降低密集粘连导致的摩擦损伤，形成了完整的分层采摘决策体系。

（2）仿真试验表明，所设计的改进模拟退火算法相比传统算法在路径长度和收敛效率方面均有显著提升。在 20、40、60 个节点场景下，路径长度分别优化了 19.2%、24.7% 和 35.0%，收敛效率分别提升了 61.5%、39.6% 和 18.2%。

（3）实机试验结果显示，通过 20 组试验验证，对比传统按高度采摘策略，本文提出的采摘策略成功率达 89.8%，提升 7.6 个百分点。碰撞率从 5.09% 降至 2.16%，降幅达 57.6%，为未来双孢菇机器人采摘应用提供了参考。

参 考 文 献

[1] Ji J T, Du S C, Li M S, et al. Design and experiment of a picking robot for *Agaricus bisporus* based on machine vision[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2024, 17(4): 67 - 76.

[2] 苗全龙,周扬,李建涛,等. 基于 YOLO v8 - ABSeg 的双孢蘑菇表型参数提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 158 - 168.
Miao Quanlong, Zhou Yang, Li Jiantao, et al. Extraction method of phenotypic parameters of *Agaricus bisporus* based on YOLO v8 - ABSeg[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 158 - 168. (in Chinese)

[3] Huang M, He L, Choi D, et al. Picking dynamic analysis for robotic harvesting of *Agaricus bisporus* mushrooms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106145.

[4] 姬江涛,李梦松,赵凯旋,等. 双孢菇柔性仿形采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 104 - 115.
Ji Jiangtao, Li Mengsong, Zhao Kaixuan, et al. Design and experiment of flexible profiling picking end-effector for *Agaricus bisporus*[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 104 - 115. (in Chinese)

[5] Wee B S, Chin C S, Sharma A. Survey of mushroom harvesting agricultural robots and systems design[J]. IEEE Transactions on AgriFood Electronics, 2024, 2(1): 59 - 80.

[6] 王明友,王达,宋卫东,等. 菇类采摘机器人研究现状和展望[J]. 农业机械学报, 2024, 55(增刊 1): 1 - 8.
Wang Mingyou, Wang Da, Song Weidong, et al. Current status and future prospects of mushroom harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(S1): 1 - 8. (in Chinese)

[7] Chen C, Yi S, Mao J, et al. A novel segmentation recognition algorithm of *Agaricus bisporus* based on morphology and iterative marker-controlled watershed transform[J]. Agronomy, 2023, 13(2): 347.

[8] Qian Y, Ren J C, Wang P B, et al. Real-time detection and localization using SSD method for oyster mushroom picking robot[C]//2020 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR). Asahikawa: IEEE, 2020: 158 - 163.

[9] 贺磊磊,辜煜,夏满,等. 猕猴桃作业机器人研究进展及全程智能化生产展望[J]. 农业工程学报, 2025, 41(17): 1 - 14, 359.
He Leilei, Gu Yu, Xia Man, et al. Research progress of the kiwifruit operation robots and prospects for fully intelligent production[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(17): 1 - 14, 359. (in Chinese)

[10] 熊俊涛,陈浩然,姚兆燊,等. 基于 PIB - RRTstar 的荔枝采摘机械臂运动规划方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 82 - 92.
Xiong Juntao, Chen Haoran, Yao Zhaoshen, et al. Motion planning for lychee picking manipulator based on PIB RRTstar algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 82 - 92. (in Chinese)

[11] Yang S, Jia B, Yu T, et al. Research on multiobjective optimization algorithm for cooperative harvesting trajectory optimization of an intelligent multiarm straw-rotting fungus harvesting robot[J]. Agriculture, 2022, 12(7): 986.

[12] 牛金星,王硕,赵俊龙,等. 基于目标引导的多目标苹果采摘路径规划方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 208 - 215, 226.
Niu Jinxing, Wang Shuo, Zhao Junlong, et al. Multi-objective apple picking path planning method based on target guidance[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 208 - 215, 226. (in Chinese)

[13] 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.

[14] 熊俊涛,李中行,陈淑绵,等. 基于深度强化学习的虚拟机器人采摘路径避障规划[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 1 - 10.
Xiong Juntao, Li Zhongxing, Chen Shumian, et al. Obstacle avoidance planning of virtual robot picking path based on deep reinforcement learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 1 - 10. (in Chinese)

[15] Lin G, Xiong J, Zhao R, et al. Efficient detection and picking sequence planning of tea buds in a high-density canopy[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108213.

[16] Dai N, Fang J, Yuan J, et al. 3MSP2: Sequential picking planning for multi-fruit congregated tomato harvesting in multi-clusters environment based on multi-views[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109303.

[17] Hu X, Pan Z, Lv S. Picking path optimization of *Agaricus bisporus* picking robot[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 2019(1): 8973153.

[18] Zhong M, Han R, Liu Y, et al. Development, integration, and field evaluation of an autonomous *Agaricus bisporus* picking robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108871.

[19] Yang Y, Zhang M, Ma W, et al. Intelligent batch harvesting of trellis-grown fruits with application to kiwifruit picking robots[J]. Agronomy, 2025, 15(11): 2499.

[20] Cao J. White button mushroom RGB - D images[EB/OL]. Mendeley Data (2020 - 11 - 07). https://doi.org/10.17632/d3x2w9p439.2.

[21] 翟肇裕,张梓涵,徐焕良,等. YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 1 - 20.
Zhai Zhaoyu, Zhang Zihan, Xu Huanliang, et al. Review of applying YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 1 - 20. (in Chinese)

[22] 刘雨青,张昕程,万家城,等. 基于双目立体视觉的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量测量方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(10): 36 - 44.
Liu Yuqing, Zhang Xincheng, Wan Jiacheng, et al. Binocular stereo vision-based measurement method for body size and body weight measurement of frozen yellowfin tuna[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 36 - 44. (in Chinese)

[23] 王伟,张彦斐,宫金良,等. 基于自适应升温模拟退火算法的农业机器人全区域覆盖策略[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 126 - 132.
Wang Wei, Zhang Yanfei, Gong Jinliang, et al. Whole area coverage strategy of agricultural robot based on adaptive heating simulated annealing algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2021, 42(6): 126 - 132. (in Chinese)

[24] 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)

[25] 李洪利,刘欣悦,杜博军,等. 面向自由空间光通信波前校正的改进模拟退火算法[J]. 中国光学(中英文),2025, 18(4): 784 - 793.
Li Hongli, Liu Xinyue, Du Bojun, et al. Improved simulated annealing algorithm for wavefront correction in free-space optical communication[J]. Chinese Optics, 2025, 18(4): 784 - 793. (in Chinese)

[26] 李宏伟,英昌杰,管官. 基于改进粒子群-模拟退火算法的集装箱船结构优化方法[J/OL]. 中国舰船研究. [2025 - 11 - 19]. https://doi.org/10.19693/j.issn.1673 - 3185.04540.
Li Hongwei, Ying Changjie, Guan Guan. A structural optimization method for container ships based on an improved particle swarm-simulated annealing algorithm[J/OL]. Chinese Journal of Ship Research. [2025 - 11 - 19]. https://doi.org/10.19693/j.issn.1673 - 3185.04540. (in Chinese)

(上接第 210 页)

[18] Yang Y, Zhou Y, Yue X, et al. Real-time detection of crop rows in maize fields based on autonomous extraction of ROI[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 118826.

[19] Guo P, Diao Z, Zhao C, et al. Navigation line extraction algorithm for corn spraying robot based on YOLOv8s - CornNet[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41(6): 1887 - 1899.

[20] 高旭, 檀国印, 朱长志, 等. 青花菜品种资源重要农艺性状的鉴定与评价[J]. 浙江农业科学, 2022, 63(5): 1098 - 1105.

[21] 张俊萍. 稀特蔬菜生产新技术[M]. 北京:中国农业出版社, 2017.

[22] Ouyang D, He S, Zhang G, et al. Efficient multi-scale attention module with cross-spatial learning[C]// ICASSP 2023—2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2023: 1 - 5.

[23] Stergiou A, Poppe R, Kalliatakis G. Refining activation downsampling with SoftPool[C]// 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). New York: IEEE, 2021: 10337 - 10346.

[24] Wang X, Zhao Q, Jiang P, et al. LDS - YOLO: a lightweight small object detection method for dead trees from shelter forest [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107035.

[25] Li H, Li J, Wei H, et al. Slim-neck by GSConv: a lightweight-design for real-time detector architectures[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2024, 21(3): 62.

[26] Zhang Y F, Ren W, Zhang Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146 - 157.