doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.09.006

芒果采摘机械臂运动轨迹规划与运动参数优化研究

刘世豪　邹明龙　林　茂　赵　映
(海南大学机电工程学院, 海口 570228)

摘要: 为了提高芒果采摘机械臂的采摘效率,在建立机械臂的正、逆运动学模型的基础上进行轨迹规划,并通过智能算法优化其运动参数。采用 Denavit－Hartenberg(D－H)法对芒果采摘机械臂进行建模,利用 3－5－3 混合多项式插值方法进行轨迹规划,针对芒果采摘机械臂的特点,提出改进的蜘蛛蜂算法(ISWO),主要通过拉丁超立方体采样初始化种群,采用线性递减随机性权重提升搜索稳定性,设计动态切换机制平衡全局探索与局部开发以兼顾搜索效率与收敛速度。实验结果表明,采用 ISWO 的芒果采摘机械臂各个关节的迭代速度和精准度均优于粒子群优化算法(PSO)和标准蜘蛛蜂算法(SWO)。在 4 次实际采摘实验中,ISWO 的总采摘时间分别为 62.94、32.22、39.52、46.11 s,缩短了 18.25% ~42.98%。研究表明,ISWO 显著提升了芒果采摘机械臂的采摘效率,为后续相关的应用研究提供了可靠的数据支持。

关键词: 芒果采摘机械臂; 运动学模型; 轨迹规划; 蜘蛛蜂优化算法; 采摘效率
中图分类号: TP242.3; S225.93　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)09-0059-10　　**OSID**:

Motion Trajectory Planning and Motion Parameter Optimization for A Mango-picking Robotic Arm

LIU Shihao　ZOU Minglong　LIN Mao　ZHAO Ying
(*School of Mechanical and Electrical Engineering*, *Hainan University*, *Haikou* 570228, *China*)

Abstract: In order to improve the picking efficiency of the mango-picking robotic arm, trajectory planning was carried out based on the establishment of both positive and negative kinematic models of the robotic arm, with its motion parameters were optimized through the application of intelligent algorithms. The Denavit－Hartenberg (D－H) method was employed to model the mango-picking robotic arm, while the 3 － 5 － 3 hybrid polynomial interpolation method was utilized for effective trajectory planning. Additionally, an improved spider wasp algorithm (ISWO) was proposed to address the specific characteristics of the mango-picking robotic arm. This algorithm primarily focused on initializing the population through Latin hypercube sampling, which enhanced the search stability by incorporating linearly decreasing stochasticity weights. Furthermore, a dynamic switching mechanism was designed to balance global exploration with local exploitation, thereby optimizing both search efficiency and convergence speed. Experimental results indicated that each joint of the mango-picking robotic arm utilizing ISWO significantly outperformed the particle swarm optimization algorithm (PSO) and the standard spider wasp algorithm (SWO) in terms of iteration speed and accuracy. In four actual picking experiments, the total picking time recorded for ISWO were 62.94 s, 32.22 s, 39.52 s, and 46.11 s, demonstrating a reduction of 18.25% to 42.98% in picking time. The research result conclusively showed that the ISWO algorithm significantly enhanced the picking efficiency of the mango-picking robotic arm, providing reliable data support for subsequent related application studies.

Key words: mango-picking robotic arm; kinematic models; trajectory planning; spider wasp optimization algorithm; picking efficiency

收稿日期: 2025－07－18　修回日期: 2025－09－04
基金项目: 海南省科技特派员项目(KJTP202535)和海南省自然科学基金高层次人才项目(521RC496)
作者简介: 刘世豪(1981—),男,教授,博士生导师,主要从事农业机械设计研究,E-mail: liushihao1102@126.com
通信作者: 赵映(1985—),男,研究员,博士生导师,主要从事农业机械设计研究,E-mail: zhaoying274211078@126.com

0 引言

水果采摘机器人多自由度机械手的运动规划对提高果实采摘效率和质量至关重要[1]。芒果作为一种受欢迎的热带水果,亟需机械化采收以替代人工,提升芒果采摘效率[2]。采摘路径规划方面,虽然已有较多仿真验证,仍需要进行更深入的测试和优化[3]。近年来,研究者在机械臂轨迹规划方面取得了进展,采用 D-H 建模方法建立运动学模型,并提出了多种轨迹规划方法。CAI 等[4]对四自由度机械臂进行了建模,发现几何方法求逆解比代数方法更精确。PENG 等[5]结合 D-H 参数法与五阶 B 样条插值法,提高了机械臂末端执行器的工作精度。XU 等[6]则在关节空间中规划了基于 5 次多项式插值的轨迹,为柑橘采摘机械手的控制提供了理论支持。

在机械臂建模的基础上,研究者通常结合不同优化算法以提高采摘效率。PENG 等[7]通过 NSGA-Ⅱ算法优化番茄采摘臂的臂长,提升了无碰撞可达率。XIE 等[8]设计了一种自适应控制器以应对多关节机械臂的跟踪控制问题。HE 等[9]则应用遗传算法优化服务型机械臂,降低了能源消耗。一些研究者还对不同优化算法进行了比较,以验证其优势。WANG 等[10]在动态覆盖算法与其他算法的比较中,验证了动态覆盖算法的优势。SINGH 等[11]对多种机械臂采用不同算法进行正向和逆向运动学求解,比较不同算法的适用性。

随着优化算法的不断更新,验证其在果实采摘中的适用性和效率提升的必要性愈发明显。本文分析芒果采摘机械臂的运动学特性,并运用改进的蜘蛛蜂算法(ISWO)进行轨迹规划,以寻求最优路径,提升采摘效率。

1 芒果采摘机械臂运动学分析

1.1 机械臂结构参数确定

本文所研究的芒果采摘机械臂是由 6 个转动关节组成的机械臂,如图 1 所示,具有质量轻、灵活度高、工作范围覆盖广的特点,可以适应大规模的机械化采摘。

该型芒果采摘机械臂能够在三维空间中实现复杂的运动姿态变化,且各个关节和连杆之间的相对位置和方向关系复杂。因此引入 D-H 法对其进行建模,通过定义 4 个标准化的参数(关节角 θ、连杆长度 d、连杆偏移量 a 和扭转角 α),将复杂的空间分析转变为齐次变换矩阵,这样可以方便地进行坐标系之间的转换,从而简化了运动学分析,使机械臂的建模过程更加系统化和简洁。参照三维模型建立芒果采摘机械臂的 D-H 参数坐标系,如图 2 所示。

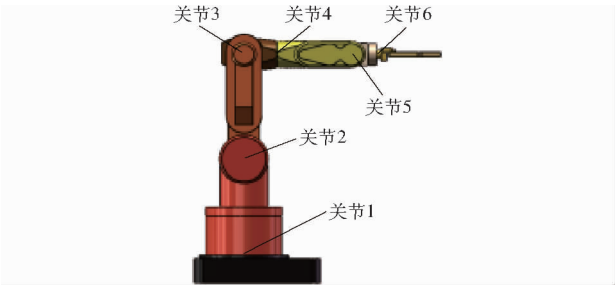

图 1 芒果采摘机械臂三维模型

Fig. 1 3D model of mango-picking robotic arm

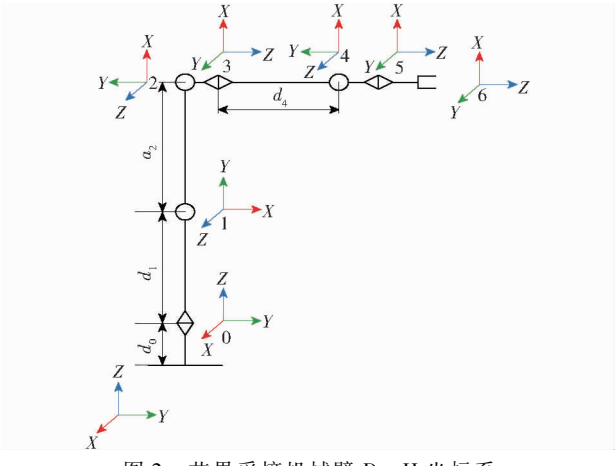

图 2 芒果采摘机械臂 D-H 坐标系

Fig. 2 D-H coordinate system of mango-picking robotic arm

参照 D-H 坐标系列出采摘机械臂的 D-H 参数,如表 1 所示,通过表 1 中的 4 个参数,可以利用齐次变换矩阵${}_{i-1}^{i}\boldsymbol{T}$得到从第 $i-1$ 个关节坐标到第 i 个关节坐标系的齐次变换矩阵

$$
{}_{i-1}^{i}\boldsymbol{T}=\boldsymbol{R}_z(\theta_i)\boldsymbol{T}_z(d_i)\boldsymbol{T}_x(a_i)\boldsymbol{R}_x(\alpha_i)=\begin{bmatrix}\cos\theta_i & -\sin\theta_i\cos\alpha_i & \sin\theta_i\cos\alpha_i & a_i\cos\theta_i\\ \sin\theta_i & \cos\theta_i\cos\alpha_i & -\cos\theta_i\sin\alpha_i & a_i\sin\theta_i\\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i\\ 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{1}
$$

式中 $\boldsymbol{R}_z$、$\boldsymbol{R}_x$、$\boldsymbol{T}_z$、$\boldsymbol{T}_x$ 表示绕 z 或 x 轴的旋转和移动矩阵,将D-H 参数的值代入式(1)中,可以得到坐标 i 相对于坐标 $i-1$ 的齐次变换矩阵。

表 1 芒果采摘机械臂 D-H 参数

Tab. 1 Parameters of mango-picking robotic arm D-H

连杆编号 i	θ_i/(°)	d_i/mm	a_i/mm	α_i/(°)
0	0	55	0	0
1	90	227	0	90
2	90	0	238.76	0
3	0	0	0	90
4	0	245	0	-90
5	0	0	0	90
6	0	0	0	0

1.2　正运动学分析

D－H 正运动分析是指通过 Denavit－Hartenberg 法[12]来计算机械臂末端执行器在给定关节角度下的位置和姿态。正运动学分析的目标是从关节空间(关节角度)推导出工作空间(末端执行器的位姿)。

根据 2 个坐标的齐次变换矩阵可以得到采摘机械臂的总变换式为

$$ {}_0^6\boldsymbol{T} = {}_0^1\boldsymbol{T}_1^2\boldsymbol{T}\cdots{}_5^6\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2} $$

n、o、a 组成的向量分别为末端坐标系的 3 个正交单位轴向量；$[p_x, p_y, p_z]^{\mathrm{T}}$代表末端坐标系原点在基坐标系中的位置坐标。通过正运动学的描述，将随机产生的各个关节角代入式(2)中，通过蒙特卡洛算法计算出各个关节角下末端执行器的坐标[13－14]，便能够得到机械臂的工作空间(图 3)，每一个红点表示随机的一组关节角生成的末端执行器位置，若组数足够充足，可以得到芒果采摘机械臂的球状工作空间，满足采摘要求，工作点可为采摘机械臂运动规划做参考。

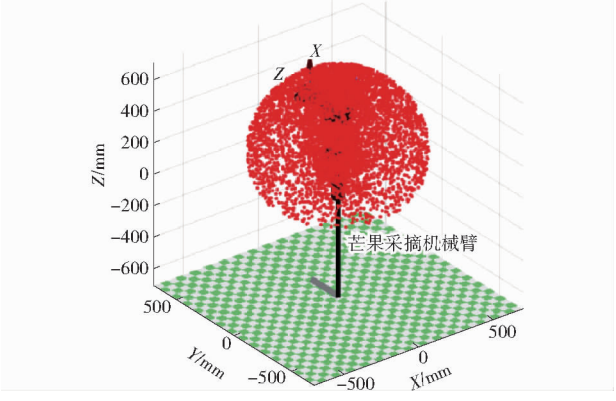

图 3　芒果采摘机械臂工作空间

Fig. 3　Mango-picking robotic arm workspace

1.3　逆运动学分析

正运动学是机械臂研究的基础，同样，逆运动学的求解过程和正运动学相比也是一种关节变量的解耦过程[15－16]，是通过最终末端执行器的位置来对各个关节变量来进行逆运算。逆运动学问题是从解的存在性、多解性和求解方法进行分析研究[17－18]。根据串联机械臂的特点，采用变量分离法[19]求解较好。

将式(2)转变为${}_0^1\boldsymbol{T}^{-1}{}_0^6\boldsymbol{T} = {}_1^2\boldsymbol{T}_2^3\boldsymbol{T}_3^4\boldsymbol{T}_4^5\boldsymbol{T}_5^6\boldsymbol{T}$，由于左右 2 个矩阵中的各行各列的元素是相等的，参考左右两边矩阵中的元素(3,4)可得

$$ p_x\sin\theta_1 - p_y\cos\theta_1 = 0 \tag{3} $$

因此，利用双变量反正切函数可求得 θ_1，即

$$ \theta_1 = \operatorname{atan}(p_y, p_x) $$

在已知 θ_1 的前提下(令 $\sin\theta_i = S_i$，$\cos\theta_i = C_i$)，由式中矩阵元素(1,4)、(2,4)得

$$ \begin{cases} p_xC_1 + p_yS_1 = d_4S_{23} + a_2C_2 \\ p_z - d_1 = -d_4C_{23} + a_2S_2 \end{cases} \tag{4} $$

将式(4)两边平方相加后得

$$ d_4S_3 = \frac{(p_xC_1 + p_yS_1)^2 + (p_z - d_1)^2 - a_2^2 - d_4^2}{2a_2} \tag{5} $$

则可以得到 θ_3。

以此类推，重复上述操作后，可得 θ_2、θ_5、θ_6。

1.4　正、逆运动学验证

利用 Matlab 软件，使用正运动学函数 fkine(θ)将一组关节角 $\boldsymbol{\theta}$ = (π/4, π/6, −π/3, π/4, −π/4, π/3)代入，得到芒果采摘机械臂的末端位置 $\boldsymbol{T}$ 为

$$ \boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} 0.262\,9 & -0.321\,4 & -0.909\,7 & 59.59 \\ -0.956\,7 & -0.209\,0 & -0.202\,6 & 59.59 \\ -0.125\,0 & 0.923\,6 & -0.362\,4 & 189.2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} $$

同样将关节角代入式(2)中得到

$$ {}_0^6\boldsymbol{T} = \begin{bmatrix} 0.262\,9 & -0.321\,4 & -0.909\,7 & 59.589\,5 \\ -0.956\,7 & -0.209\,0 & -0.202\,6 & 59.589\,5 \\ -0.125\,0 & 0.923\,6 & -0.362\,4 & 189.203\,8 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} $$

与采用仿真软件得到的结果相同 $\boldsymbol{T} = {}_0^6\boldsymbol{T}$，说明正运动学模型正确。

逆运动学的验证方式与正运动学的验证方式不同，首先要知道末端姿态 θ 时的变换矩阵，这时 $\boldsymbol{\theta}$ = [0, π/4, 0, 0, π/2, 0]，由正运动学得到变换矩阵 $\boldsymbol{T}$。运用 Matlab 中逆运动学函数 ikine(θ)得到由该 $\boldsymbol{T}$ 得到的关节角度 $\boldsymbol{\theta}_i$ = [0.785 4, 0.523 6, −1.047 2, 0.785 4, −0.785 4, 1.047 2]。

由于芒果采摘机械臂关节数量、连杆参数以及关节运动范围共同决定了逆解的个数[20]，芒果采摘机械臂的逆解并不唯一，但是将 $\boldsymbol{\theta}_i$ 的值采用分离变量法后，得到的结果和 $\boldsymbol{\theta}$ 一一对应。因此，可以证明芒果采摘机建立的正、逆运动学模型是正确的，为后续采摘机械臂轨迹上的时间优化提供了数据模型基础。

2　芒果采摘机械臂轨迹规划

2.1　3－5－3 混合多项式插值函数

传统的 3 次和 5 次多项式插值算法对于 2 点之间的运动路径非常有效，但机械臂在操作过程中经常会遍历 2 个以上的路径点。3 次多项式简单易实现、计算量小，但无法保证加速度曲线的平滑性，容

易在轨迹的起点和终点产生冲击;5 次多项式能够保证位置、速度和加速度的连续性,轨迹更加平滑,但计算复杂度较高,且容易受到数据点分布的影响,出现凸包性差的问题[21]。对于芒果采摘这类对实时性要求较高的场景,简化计算是可取的,且机械结构刚性足够,加速度突变的影响可能被硬件阻尼吸收,实际冲击较小。结合 3 次和 5 次多项式插值的多路径点的情况[22],利用 3 次多项式处理轨迹的起始和结束段,5 次多项式处理中间段,既保证了轨迹的平滑性,又降低了计算复杂度,3 − 5 − 3 次多项式的通式表示为

$$\begin{cases}\theta_{i1}(t_1)=a_{i13}t_1^3+a_{i12}t_1^2+a_{i11}t_1+a_{i10}\\ \theta_{i2}(t_2)=a_{i25}t_2^5+a_{i24}t_2^4+a_{i23}t_2^3+a_{i22}t_2^2+a_{i21}t_2+a_{i20}\\ \theta_{i3}(t_3)=a_{i33}t_3^3+a_{i32}t_3^2+a_{i31}t_3+a_{i30}\end{cases} \tag{6}$$

其中,θ_{i1}、θ_{i2}、θ_{i3}分别表示轨迹中的 3 段轨迹,该种轨迹约束条件为点到点的 4 个关节插值点,并要明确起始点、终止点的速度和加速度为 0,且位移、速度、加速度在移动过程中保持连续,根据约束条件可以求出多项式中的系数 a。

对于最初和最末端轨迹代表的 3 次多项式,代入约束条件可以得到起始点和终止点速度,表示为

$$\begin{cases}\theta_0=a_0\\ \theta_f=a_0+a_1t_f+a_2t_f^2+a_3t_f^3\\ \dot{\theta}_0=a_1\\ \dot{\theta}_f=a_1+2a_2t_f+3a_3t_f^2\end{cases} \tag{7}$$

同样,中间段的 5 次多项式轨迹可以表示为

$$\begin{cases}\theta_0=a_0\\ \theta_f=a_0+a_1t_f+a_2t_f^2+a_3t_f^3+a_4t_f^4+a_5t_f^5\\ \dot{\theta}_0=a_1\\ \dot{\theta}_f=a_1+2a_2t_f+3a_3t_f^2+4a_4t_f^3+5a_5t_f^4\\ \ddot{\theta}_0=2a_2\\ \ddot{\theta}_f=2a_2+6a_3t_f+12a_4t_f^2+20a_5t_f^3\end{cases} \tag{8}$$

代入每个关节 i 的 4 个插值点到式(7)、(8)中,并用对应的位移、速度、加速度约束。运用逆运动学方程求解得到各个关节在各个差值点的关节角度,最终得到

$$\boldsymbol{a}=\boldsymbol{A}^{-1}\boldsymbol{P} \tag{9}$$

其中

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}
t_1^3 & t_1^2 & t_1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
3t_1^2 & 2t_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
6t_1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & t_2^5 & t_2^4 & t_2^3 & t_2^2 & t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1\\
0 & 0 & 0 & 5t_2^4 & 4t_2^3 & 3t_2^2 & 2t_2 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & 0\\
0 & 0 & 0 & 20t_2^3 & 12t_2^2 & 6t_2 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & -2 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & t_3^3 & t_3^2 & t_3 & 1\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 3t_3^2 & 2t_3 & 1 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 6t_3 & 2 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1\\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0
\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{P}=[0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ 0\ \ P_{i3}\ \ 0\ \ 0\ \ P_{i0}\ \ 0\ \ 0\ \ P_{i2}\ \ P_{i1}]^{\mathrm{T}}$$

2.2 3 − 5 − 3 插值图像

针对 3 − 5 − 3 插值,需要选取采摘机械臂工作空间中的 4 个工作点分成的 3 个时间段,结合芒果采摘机械臂的工作情况,令每个插值的时间为 3 s,代入到 Matlab 软件中,得到的 3 − 5 − 3 插值轨迹图像如图 4 所示。

3 采摘轨迹优化算法

3.1 改良蜘蛛蜂优化算法(ISWO)

蜘蛛蜂优化算法(Spider wasp optimizer,SWO)是一种新型的元启发式优化算法,由 ABDEL-BASSET 等[23]提出。芒果采摘机械臂的轨迹优化需要在高动态的果园环境中实现时间最优控制。传统

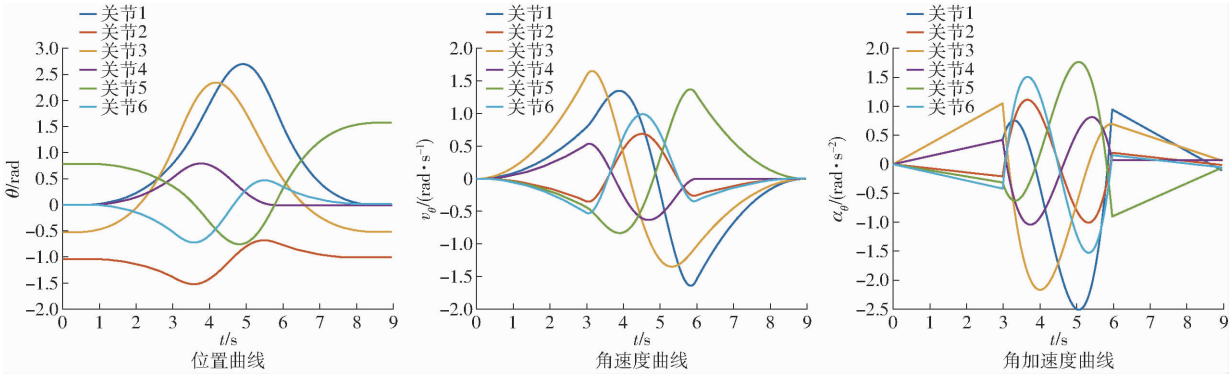

图 4 3 − 5 − 3 插值轨迹图像

Fig. 4 3 − 5 − 3 interpolated trajectory image

优化算法(如遗传算法、粒子群优化算法)在解决此类非线性问题时,易陷入局部最优或收敛速度不足,而 SWO 作为一种新型元启发式算法,通过模拟蜘蛛蜂的狩猎、筑巢和交配行为,兼具全局探索与局部开发能力,尤其适合解决机械臂轨迹优化中的复杂多目标问题。然而,SWO 在搜索过程中,由于其搜索策略和参数设置等因素,算法在某些情况下陷入局部最优解,而无法找到全局最优解。

以上情况会限制算法在复杂优化问题中的应用效果,尤其是在那些全局最优解与局部最优解差异较大的问题中[24],这是由于 SWO 中涉及复杂的 Lévy 飞行计算(涉及伽马函数、三角函数等)。对于芒果采摘机械臂来说,通常是调整机械臂关节角度、运动速度来调整路径规划,这些问题的解空间通常只在 3 维左右,维度较低,且适应度函数相对平滑,连续可调,并不需要复杂的搜索方式。改进蜘蛛蜂算法 ISWO (Improved spider wasp optimizer)相较于 SWO 采用拉丁超立方体采样初始化种群,改进了原有的动态搜索和种群管理方式,适用于芒果采摘的场景。

3.2　自适应参数调整

原来 SWO 的狩猎/交配概率 T_R、交叉概率 C_r 为固定值 0.3 和 0.2,意味着 30% 的概率选择交配行为、20% 的维度进行交叉。对于该固定的 T_R 值,如果初始种群质量差,交配行为可能过早收敛到局部最优,影响收敛精度,即使收敛结果接近最优解,仍然有 30% 的概率进行全局探索,浪费计算资源;而对于较低的 C_r,会导致种群多样性下降快,即使接近最优解,仍然保持低交叉率,可能陷入局部最优。

ISWO 中引入了动态调整的随机性权重 T_R、C_r

$$T_R = T_{Rinit}\left(1-\frac{t}{T_{\max}}\right)^{\beta} \tag{10}$$

$$C_r = C_{rinit}\left(1-\frac{t}{T_{\max}}\right)^{\frac{\beta}{2}} \tag{11}$$

其中自适应因子 β 取值为 0.9(过高会导致过早收敛,过低会延缓搜索阶段),最初 T_R、C_r 均取 0.98(即公式中的 T_{Rinit}、C_{rinit}),早期较大的 T_R、C_r 值可以增强全局探索能力并增强种群多样性。后期接近于 0,且 C_r 下降速度比 T_R 慢,主要是为了避免无效搜索并保留一定变异能力,避免过早失去多样性。对于采摘机械臂这类优化问题,最大迭代次数 $T_{\max}$ 取 2 000 ~ 4 000。

动态调整使得 ISWO 相比于 SWO 的固定参数可以减少无效迭代的同时避免陷入局部最优,从而提高收敛速度和全局搜索能力。

3.3　种群管理与多样性

初始化方法由原来的随机初始化改为了拉丁超立方体采样,保证初始种群均匀覆盖搜索空间。同时为了避免 SWO 容易陷入局部最优的情况,保留 0.1 的精英个体(*Elite_SW* 精英个体每次至少保留 2 个),避免优质解丢失。N 表示种群数量,则

$$Elite_SW = \max(2, \lfloor 0.1N \rfloor) \tag{12}$$

式中$\lfloor\ \rfloor$表示向下取整。

具体保留精英个体流程如图 5 所示,这样可以使初期大种群增强搜索,后期小种群加速收敛。同时,ISWO 记录最优值变化和保留历史最优值,提高收敛速度。

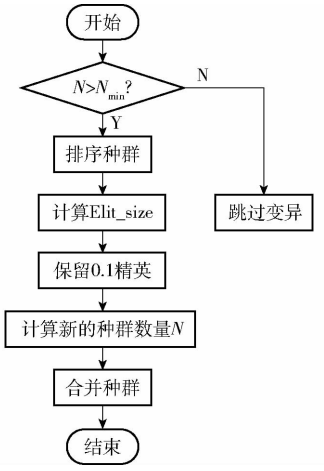

图 5　保留精英个体流程图

Fig. 5　Retaining elite individuals

对于种群多样性方面,原始 SWO 依赖 Lévy 飞行和随机交叉进行搜索,缺乏针对性的局部扰动,导致难以跳出当前最优解的邻域且后期缺乏精细搜索能力。为提升算法精度需要计算种群标准差,若低于阈值则重新初始化 50% 的个体。采用 2 种概率各为 50% 的变异策略,$\boldsymbol{x}$ 为每一个呈正态分布的个体,$\boldsymbol{x}'$是变异的个体,来模拟自然界中蜘蛛蜂的微小位置调整和长距离觅食行为,则

$$\boldsymbol{x}' = \begin{cases} \boldsymbol{x} + N(0,0.1)(\boldsymbol{U}_b - \boldsymbol{L}_b) & \text{(高斯扰动)} \\ \boldsymbol{x} + U(-0.5,0.5)\left(1-\dfrac{t}{T_{\max}}\right) & \text{(均匀扰动)} \end{cases} \tag{13}$$

N、U 分别表示正态分布和均匀分布,$\boldsymbol{U}_b$和 $\boldsymbol{L}_b$表示上界和下界向量。可以看出高斯扰动的取值是一个以当前位置为均值,以 $0.1(\boldsymbol{U}_b - \boldsymbol{L}_b)$为标准差的正态分布采样;均匀扰动的取值是在一个随时间线性缩放的区间$[-0.5(1-t/T_{\max}), 0.5(1-t/T_{\max})]$内的均匀随机采样。

结合自适应步长避免后期过度跳跃,具体流程如图 6 所示。最后的边界条件为 $\max(\min(\boldsymbol{x},\boldsymbol{U}_b),\boldsymbol{L}_b)$。

3.4　ISWO 在芒果采摘机械臂上的运用

(1)设置种群位置,每个个体代表一组时间

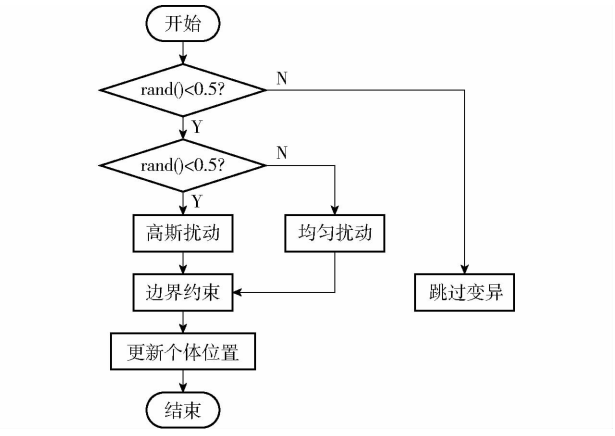

图 6 变异策略

Fig. 6 Variation strategy

$[t_1,t_2,t_3]$,同时设置边界条件 $\boldsymbol{L}_b=[0,0,0]$;$\boldsymbol{U}_b=[3,3,3]$。

(2)引入自适应度函数,这里为了提高采摘机械臂的效率,应使 3 段时间的总和最小,即

$$f_i(t)=\min(t_{i1}+t_{i2}+t_{i3}) \tag{14}$$

同时考虑到机械臂自身硬件上的条件限制也需要满足,即最大速度 $v_{\max}$ 和最大角速度 $\alpha_{\max}$。

$$\begin{cases}\max\{|v_{ij}|\}\leqslant v_{\max}\\ \max\{|\alpha_{ij}|\}\leqslant\alpha_{\max}\end{cases} \tag{15}$$

(3)将目标分别代入 ISWO 中,动态调整种群数量。

(4)将时间最优步骤写入机械臂控制器内。

具体步骤的实现过程如图 7 所示,N'为新种群数;$N_{\min}$设为 20,避免无法计算。

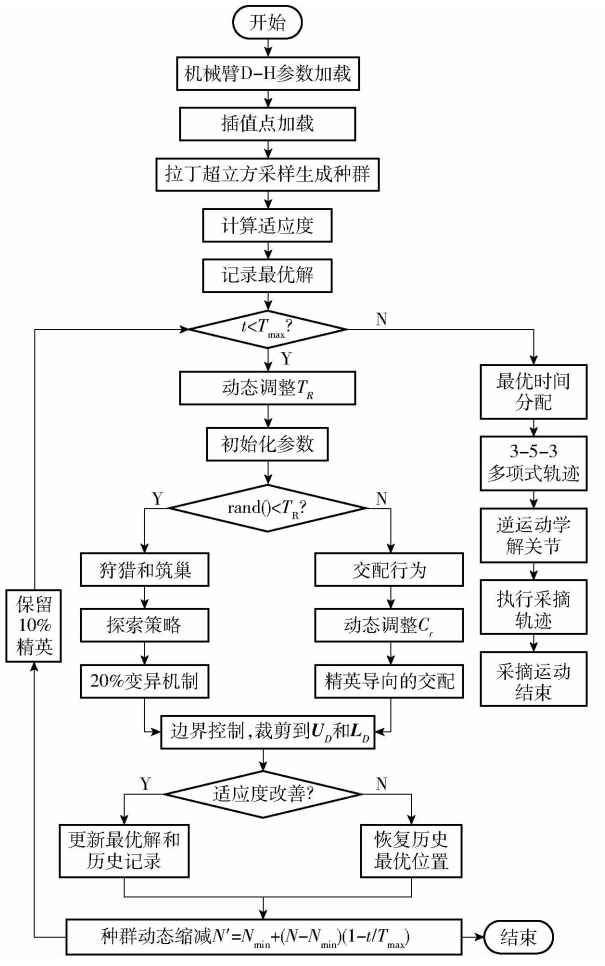

图 7 ISWO 运用在采摘机械臂流程图

Fig. 7 Flowchart of ISWO applied to picking robotic arm

4 采摘轨迹优化结果与分析

4.1 模拟测试与分析

本文研究对象为六轴芒果采摘机械臂,运动学建模使用 Matlab。机械臂终点的轨迹在笛卡尔空间中规划,如图 8 所示。在该笛卡尔空间内,从采摘机械臂的运动路径(芒果收集筐-芒果所在位置-芒果收集筐)中选择 4 个路径点。由于芒果的位置随机,这里选取的位置是采摘机械臂工作空间中末端执行器所能达到的任意位置;所述路径点从起点延伸到终点。这 4 个路径点之间的间隔设置为 3 s。随后,将逆运动学应用于这 4 个路径点以确定对应于机械臂 6 个关节中的每个关节角度值,如表 2 所示。

为了确定本研究中提出的改进蜘蛛蜂算法(ISWO)的有效性,将其与标准蜘蛛蜂算法(SWO)和标准粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)[25]进行比较分析。在优化阶段,ISWO 和 SWO 的初始参数如下:蜘蛛蜂总群最小数量为 20,ISWO 的狩猎和交配行为之间的权衡概率初始值 $T_R=0.98$,交叉概率 $C_r=0.98$;PSO 的种群大小为 20,初

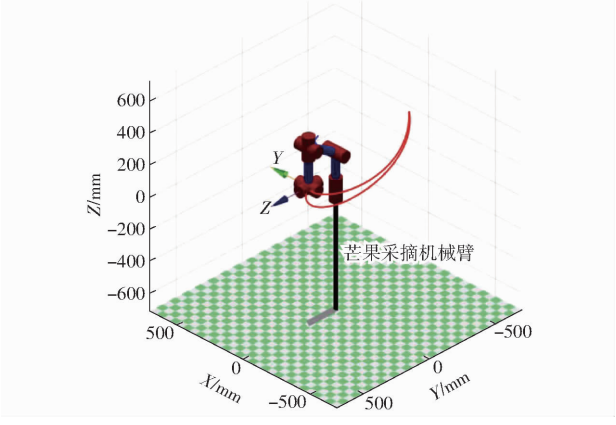

图 8 笛卡尔空间规划轨迹

Fig. 8 Cartesian spatial planning trajectory

表 2 关节 i 的插值点

Tab. 2 Interpolation points for joint i rad

关节编号 i	路径点 1	路径点 2	路径点 3	路径点 4
1	0	0.785	1.571	0
2	-1.047	-1.396	-0.785	-1.047
3	-0.524	1.047	0.524	-0.524
4	0	0.524	0	0
5	0.785	0.349	0.262	0.785
6	0	-0.524	0.349	0

始惯性权重为 2，学习因子为 2.5 以增强个体和社会学习能力，加速收敛。经过前期仿真发现迭代 3 000 次后 ISWO 和 SWO 均收敛，因此，最大迭代次数 T_{max} 均设置为 3 000。

基于芒果采摘机械臂 6 个关节时间最优轨迹规划的 3 个算法收敛曲线如图 9 所示。从图 9 可以看出，与 PSO 和 SWO 相比，ISWO 在收敛速度、准确性方面表现出色，具体数据如表 3、4 所示。

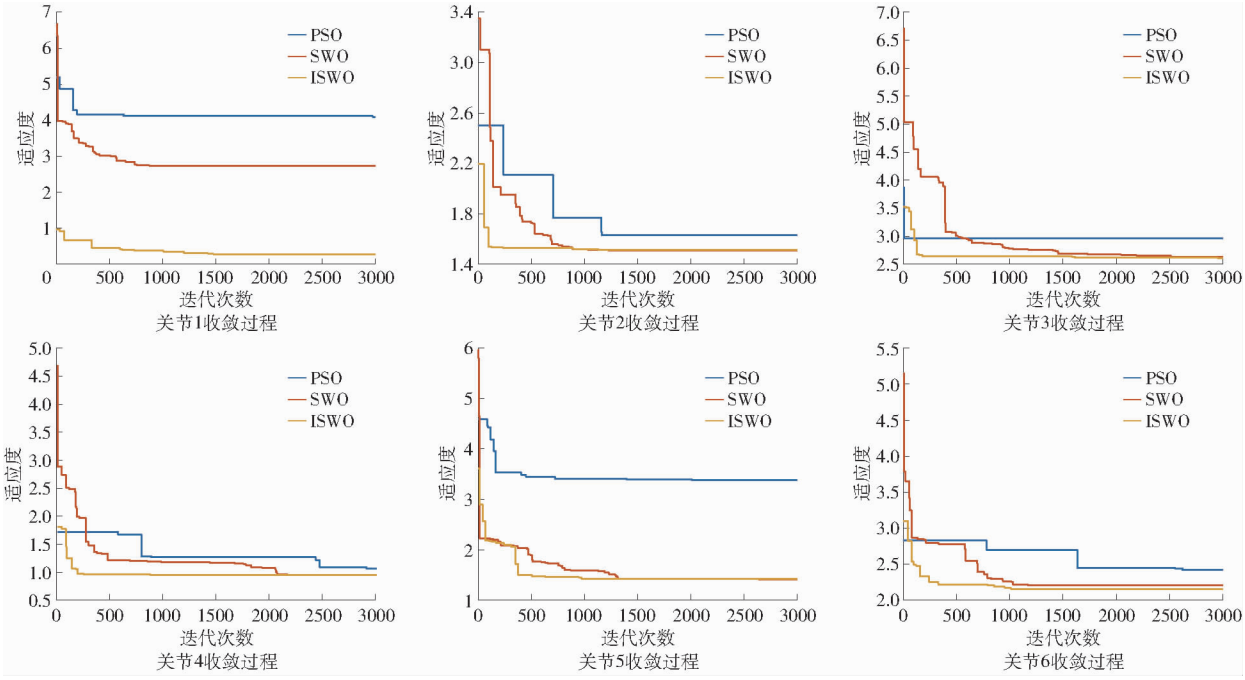

图 9　芒果采摘机械臂关节适应度收敛曲线

Fig. 9　Convergence curves of joint adaptation of mango-picking robotic arm

表 3　收敛精度对比

Tab. 3　Convergence accuracy comparison　%

关节编号	ISWO 较 SWO 提升率	ISWO 较 PSO 提升率
1	89.92	93.29
2	-0.51	7.15
3	0.56	11.79
4	-0.09	10.98
5	-0.33	58.10
6	2.23	11.00

表 4　收敛速度对比

Tab. 4　Convergence speed comparison　%

关节编号	ISWO 较 SWO 提升率	ISWO 较 PSO 提升率
1		50.35
2	30.52	19.98
3	36.12	
4	59.15	69.72
5	30.42	51.73
6	13.24	61.27

从图 9 可以看出，ISWO 在除第 1 关节外其余关节均可以用更快的收敛速度达到和 SWO 相同的精度。而且 ISWO 在收敛精度方面均优于 PSO，有显著提升，证明了改进算法的有效性。

因此，采用 ISWO 时间最优轨迹规划芒果采摘机械臂是可行的和有效的。通过应用 ISWO，可以在最短时间内有效地完成轨迹规划，从而提高采摘效率并优化其性能。同时，ISWO 的高效性在实际工程场景中表现出较强实用性和良好应用前景。

6 个关节在 3-5-3 插值所分开的 3 段路径中所运动的最长时间作为该段区间的总运行时间 t_{sum}，得到的总时间如表 5 所示。通过 PSO 优化的机械臂运行时间约为 5.260 1 s。相比之下，SWO 优化的机械臂平均运行时间为 3.394 0 s，而 ISWO 优化的机械臂运行时间约为 3.055 7 s。ISWO 优化的机械臂运行时间比 SWO 优化的机械臂缩短 0.338 3 s，下降 9.97%，比 PSO 优化的机械臂运行时间缩短 2.204 4 s，下降 41.91%。这种比较表明，每种算法均能减小芒果采摘机械臂的采摘时间，ISWO 的优化效果优于 SWO 和 PSO，有效地提高了芒果采摘效率。

表 5　3 段时间的优化效果

Tab. 5　Optimization effect for three periods of time　s

算法	t_1	t_2	t_3	t_{sum}
PSO	1.546 5	0.713 6	3.000 0	5.260 1
SWO	1.213 0	0.982 7	1.198 3	3.394 0
ISWO	1.193 6	0.878 9	0.983 2	3.055 7

优化后，采摘机械臂每个关节的角位移、角速度和角加速度的曲线如图 10 所示，说明优化后对采摘机械臂的刚性或柔性并无太大影响。

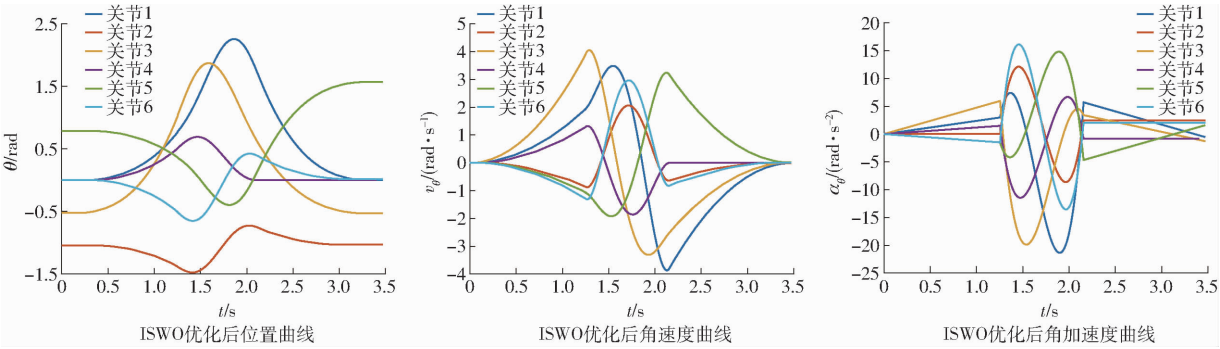

图 10 采用 ISWO 后得到的运动曲线

Fig. 10 Motion profile obtained after using ISWO

由于芒果的生长位置不同,结合采摘的过程,增加了 3 种路径插值的测试,按照和上述相同的流程采摘机械臂,最终运行时间见表 6,芒果采摘机械臂的工作路径优化前后对比如图 11 所示。从表 6、图 11 可以看出,ISWO 优化的路径时间均优于 PSO,且在迭代次数减少的前提下,略小于 SWO 优化路径所运行的时间。在插值点相同的情况下,相比于未用 ISWO 优化的路径,优化后的路径位移明显减少。结合收敛曲线,说明 ISWO 可以在计算迭代成本较低的条件下得到时间最优的路径。

表 6 3 种不同路径插值在不同算法下的运动结果

Tab. 6 Comparison of motion results for three path interpolations using different algorithms s

路径	算法	t_1	t_2	t_3	t_{sum}
路径 1	ISWO	1.409 3	1.639 3	1.136 1	4.184 7
	SWO	1.303 2	1.657 1	1.255 3	4.215 6
	PSO	1.111 4	2.641 2	1.562 5	5.315 1
路径 2	ISWO	0.592 0	0.493 6	1.063 7	2.149 3
	SWO	0.588 9	0.534 1	1.099 0	2.222 0
	PSO	0.804 8	0.965 9	1.599 8	3.370 5
路径 3	ISWO	0.661 1	0.782 9	1.196 2	2.640 2
	SWO	0.837 2	0.712 5	1.178 2	2.727 9
	PSO	2.771 0	0.660 9	1.320 1	4.752 0

4.2 芒果采摘实验及分析

为了进一步验证 ISWO 的优势,结合视觉定位系统,将路径规划和轨迹规划算法进行了集成,并进行了芒果采摘实验,通过视觉系统获得目标的位置信息,并将该信息输入到运动规划模块中,得到机械手的拾取路径。在实际应用中,视觉系统存在定位误差。为模拟这一真实情况,本研究在运动规划模块输入的目标点坐标上人为地添加了均值为 0,标准差为 σ = (2 mm,2 mm,2 mm)(分别对应于 X、Y、Z 方向)的随机误差,以模拟实际的视觉定位误差。通过轨迹规划算法对拾取路径进行插值,得到满足运动学和动力学约束的平滑运动路径,以单个芒果为采摘对象,选取 4 个不同空间位置的目标果实进行实验,每个路径实验 15 次(典型场景分布如图 12 所示)。为准确评估运动规划算法性能,实验中排除了视觉识别时间,仅统计从规划开始到采摘完成的机械臂运动时间。采用了 3 种运动规划算法,分别记录采摘 60 次的平均时间。

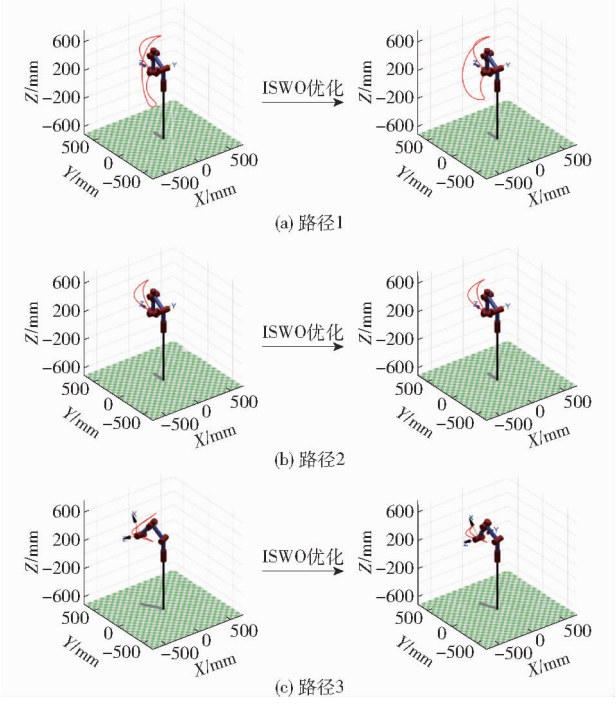

图 11 优化前后路径对比

Fig. 11 Path comparison: pre- vs. post-optimization

4 个路径分别采摘不同方位的芒果,芒果位置和仿真位置大致一致,其中路径 1、路径 2、路径 3 对应图 12 的路径;路径 4 为图 8 所示路径,以验证仿真内容的准确性,同时记录每次路径采摘芒果的总时间。

实验结果如表 7 所示,与仿真路径结果相似,ISWO 采摘时间可以通过较少的迭代次数达到和 SWO 相近的时间,且略优于 SWO;较 PSO 的采摘时间明显减少,数值上表现为路径 1 提升 18.25%;路径 2 提升 30.38%;路径 3、路径 4 分别提升 39.26%、42.98%;较 SWO 算法路径 1 ~ 4 分别提升 0.73%、

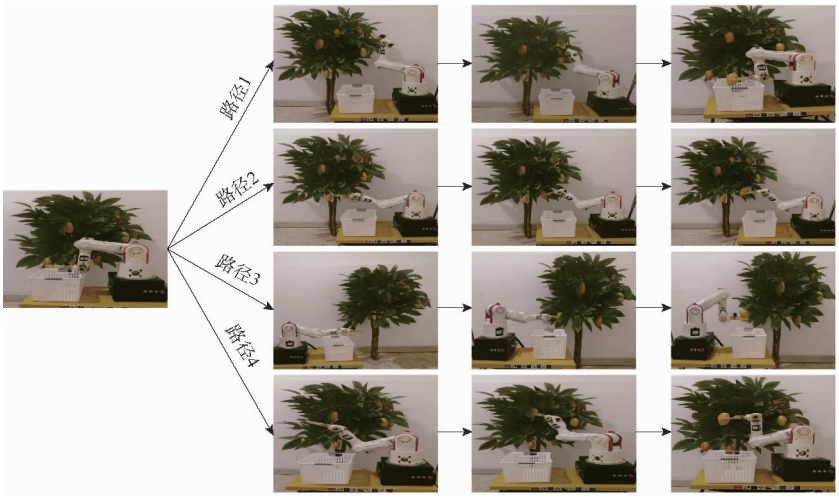

图 12　芒果采摘机械臂运动过程

Fig. 12　Mango-picking robotic arm movement process

表 7　采摘时间对比(去除识别时间)

Tab. 7　Comparison of picking times (removing identification time)　　s

路径	算法	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	t_8	t_9	t_{10}	t_{11}	t_{12}	t_{13}	t_{14}	t_{15}	t_{sum}
路径 1	ISWO	4.18	4.20	4.20	4.19	4.20	4.19	4.27	4.18	4.18	4.18	4.18	4.20	4.20	4.19	4.20	62.94
	SWO	4.26	4.21	4.20	4.22	4.34	4.19	4.20	4.49	4.19	4.21	4.26	4.21	4.20	4.22	4.34	63.74
	PSO	5.42	6.23	4.38	5.01	4.65	5.10	5.79	4.63	4.86	5.22	5.42	6.23	4.39	5.01	4.65	76.99
路径 2	ISWO	2.20	2.17	2.14	2.18	2.13	2.17	2.13	2.14	2.19	2.03	2.17	2.14	2.13	2.16	2.14	32.22
	SWO	2.18	2.18	2.19	2.20	2.22	2.30	2.23	2.24	2.33	2.20	2.27	2.18	2.21	2.20	2.48	33.61
	PSO	3.33	3.03	4.08	2.31	2.80	2.41	3.11	2.56	2.68	2.71	3.26	4.30	2.41	4.22	3.07	46.28
路径 3	ISWO	2.58	2.65	2.63	2.63	2.65	2.61	2.63	2.70	2.66	2.62	2.61	2.62	2.63	2.64	2.66	39.52
	SWO	3.33	2.84	2.69	2.70	3.31	2.99	2.74	2.72	2.98	2.78	2.77	2.77	2.78	2.75	2.69	42.84
	PSO	3.47	3.36	2.90	3.84	3.73	5.46	5.96	5.18	3.38	2.99	4.66	4.93	4.27	6.88	4.05	65.06
路径 4	ISWO	3.01	3.43	3.05	3.01	3.04	3.08	3.05	3.16	3.03	3.04	2.97	3.05	3.12	3.00	3.07	46.11
	SWO	3.40	3.79	3.53	3.59	3.42	3.40	3.20	3.31	3.32	3.56	3.34	3.39	3.45	3.87	3.54	52.11
	PSO	4.88	6.16	7.14	4.46	6.29	5.51	4.32	5.51	5.73	5.38	4.93	4.32	6.00	5.28	4.95	80.86

3.27%、3.32%、9.96%。针对不同位置目标芒果的结果各有不同。总体而言,ISWO 的优势明显,这有利于提高芒果采摘效率,在实际的芒果采摘过程中采用 ISWO 更有优势。

5　结论

(1)本文运用 D-H 法对芒果采摘机械臂进行运动学建模与分析,实现了机械臂的正、逆运动学模型的构建。其中,逆运动学采用了变量分离的几何类方法求解验证,结果更加精确。通过对模型的验证,确保了后续优化的基础,为芒果采摘机械臂的实际应用提供了可靠的数据支持和理论依据。在运动学分析的基础上,采用了 3-5-3 次多项式分段插值方法,结合改良的蜘蛛蜂优化算法(ISWO),改良的算法通过改良动态搜索中的自适应权重种群管理方式,优化了算法的收敛速度和全局搜索能力,同时,与未改良的蜘蛛蜂算法(SWO)和粒子群算法(PSO)的结果对比。仿真结果表明,ISWO 运用在优化芒果采摘机械臂运动轨迹时间上的收敛速度和精度都有所提升。

(2)实验结果表明,在保证收敛速率快于 PSO 和 SWO 的基础上,在实际采摘过程中 ISWO 比 PSO 时间缩短了 18.25% ~ 42.98%,较 SWO 缩短了 0.73% ~ 9.96%,时间差距不大,与仿真结果类似。即 ISWO 用更快的速率达到了更准确的最短路径,这说明 ISWO 运用在该种芒果采摘机械臂上可以显著提高芒果的采摘效率,缩短采摘的时间,为后续相关的应用研究提供参考。

参　考　文　献

[1]　WANG H, ZHAO Q, LI H, et al. Polynomial-based smooth trajectory planning for fruit-picking robot manipulator[J]. Inform. Process. Agr., 2022, 9(1): 112-122.

[2]　刘世豪,王菲,林茂,等. 芒果采收车机械臂运动特性分析及试验[J]. 农业工程学报,2024,40(1):58-67.

LIU Shihao, WANG Fei, LIN Mao, et al. Analysis and test of the kinematics characteristics of the robotic arm for a mango harvesting vehicle[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(1): 58 – 67. (in Chinese)

[3] 陈天赐,张世昂,付根平,等. 热带水果采摘机器人研究进展综述[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 184 – 201.
CHEN Tianci, ZHANG Shiang, FU Genping, et al. Review of research progress on tropical fruit harvesting robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 184 – 201. (in Chinese)

[4] CAI J, DENG J, ZHANG W, et al. Modeling method of autonomous robot manipulator based on D – H algorithm[J]. Mobile Information Systems, 2021, 2021(1): 4448648.

[5] PENG Y, TANG B, HUANG D, et al. Manipulator trajectory planning based on clustering curve discretization and B – Spline[J]. Journal of Field Robotics, 2025, 42(5): 1991 – 2004.

[6] XU L, LIANG Y, KANG Z. Kinematic analysis and trajectory planning simulation of citrus picking manipulator[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1637(1): 012111.

[7] PENG C, FENG Q, GUO Z, et al. Structural parameter optimization of a tomato robotic harvesting arm: considering collision-free operation requirements[J]. Plants, 2024, 13(22): 3211.

[8] XIE Y, YAN Y H, SHI Z, et al. Adaptive optimal tracking control for multi-joint manipulator on space robot[J]. Optim. Contr. Appl. Met., 2020, 41(6): 1995 – 2007.

[9] HE P, ZHAO Y, TAN M, et al. Path optimization model of manipulator based on D – H parameter method and genetic algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2025, 2964(1): 012018.

[10] WANG Y, YE Y, WU H, et al. In different weed distributions, the dynamic coverage algorithm for mechanical selective weeding robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 226: 109486.

[11] SINGH G, BANGA V K. Kinematics and trajectory planning analysis based on hybrid optimization algorithms for an industrial robotic manipulators[J]. Soft Comput., 2022, 26(21): 11339 – 11372.

[12] FU L, CHEN J, CHEN C, et al. Kinematics modeling and analysis of large parabolic cylindrical deployable antenna support mechanism[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2024, 2918(1): 012014.

[13] ZHU Z, BAI X, LIN Z, et al. Kinematic analysis of a centrally driven humanoid robotic arm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2023, 2483(1): 012061.

[14] ZHONGJIE Y, SHENGLONG X, YUNTANG L, et al. A structural design and workspace analysis of a lumbar massage robotic arm[J]. Recent Patents on Mechanical Engineering, 2025, 18: 1 – 14.

[15] IBARAKI S, FUKUDA K, ALAM M M, et al. Novel six-axis robot kinematic model with axis-to-axis crosstalk[J]. CIRP Annals, 2021, 70(1): 411 – 414.

[16] MARAULI T, GATTRINGER H, MÜLLER A. Singularity robust inverse kinematics of serial manipulators by means of a joint arc length parameterization[C]// Proceedings of the Advances in Service and Industrial Robotics, Cham, 2022.

[17] 刘松国, 朱世强, 李江波,等. 6R 机器人实时逆运动学算法研究[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(6): 1037 – 1041.
LIU Songguo, ZHU Shiqiang, LI Jiangbo, et al. Research on real-time inverse kinematics algorithms for 6R robots[J]. Control Theory and Applications, 2008, 25(6): 1037 – 1041. (in Chinese)

[18] 刘晓刚,陶凤荣. 几何的 6R 串联型焊接机器人运动学逆解算法[J]. 机械设计与制造, 2015(2): 29 – 31, 5.
LIU Xiaogang, TAO Fengrong. Algorithm for the inverse kinematics calculation of 6 – DOF serial welding robots based on geometry[J]. Machinery Design & Manufacture, 2015(2): 29 – 31, 5. (in Chinese)

[19] 冷舒,吴克,居鹤华. 机械臂运动学建模及解算方法综述[J]. 宇航学报, 2019, 40(11): 1262 – 1273.
LENG Shu, WU Ke, JU Hehua. Overview of manipulator kinematics modeling and solving method[J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(11): 1262 – 1273. (in Chinese)

[20] 吴珂,平学成. 基于六轴机器人的运动学分析与轨迹规划[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2024(7): 17 – 22.
WU Ke, PING Xuecheng. Kinematic analysis and trajectory planning based on six axis robots[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(7): 17 – 22. (in Chinese)

[21] 左国玉,李宓,郑榜贵. 基于改进自适应多目标粒子群算法的机械臂最优轨迹规划方法[J]. 实验技术与管理, 2024, 41(3): 184 – 191.
ZUO Guoyu, LI Mi, ZHENG Banggui. Optimal trajectory planning for robotic arms based on an improved adaptive multiobjective particle swarm algorithm[J]. Experimental Technology and Management, 2024, 41(3): 184 – 191. (in Chinese)

[22] MA F, SUN W, JIANG Z, et al. Industrial robot trajectory optimization based on improved sparrow search algorithm[J]. Machines, 2024, 12(7): 490.

[23] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, JAMEEL M, et al. Spider wasp optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. Artif. Intell. Rev., 2023, 56(10): 11675 – 11738.

[24] SUI J, TIAN Z, WANG Z. Multiple strategies improved spider wasp optimization for engineering optimization problem solving[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 29048.

[25] EKREM Ö, AKSOY B. Trajectory planning for a 6-axis robotic arm with particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 122: 106099.