

# 基于改进鲸鱼算法和神经网络的食物机器人 能耗轨迹规划

## Energy consumption path planning of food robot based on improved whale algorithm and neural network

黄崇富<sup>1</sup> 常 宇<sup>2</sup> 刘力超<sup>3</sup>

HUANG Chong-fu<sup>1</sup> CHANG Yu<sup>2</sup> LIU Li-chao<sup>3</sup>

(1. 重庆工程职业技术学院, 重庆 402260; 2. 中煤科工集团重庆研究院有限公司, 重庆 400037;

3. 四川大学锦城学院, 四川 成都 611731)

(1. Chongqing Engineering Vocational and Technical College, Chongqing 402260, China;

2. China Coal Science and Industry Group Chongqing Research Institute Co., Ltd., Chongqing 400037, China;

3. Jincheng College of Sichuan University, Chengdu, Sichuan 611731, China)

**摘要:**目的:针对食品工业机器人动力学参数未知的节能轨迹规划问题,提出一种基于鲸鱼算法和神经网络的点到点机器人关节能耗轨迹规划方案。**方法:**构建食品机器人移动机械臂点到点关节能耗模型,设计基于神经网络的相似动力学辨识,用改进的鲸鱼算法对权重和偏置参数进行离线优化;采用四次多项式插值法规划关节移动轨迹,将轨迹参数等效为鲸鱼编码,通过求解关节能耗目标优化函数,最终得到能耗最优的关节运动规划轨迹。**结果:**该方案适用于机器人动力学参数未知下的轨迹规划场景,得到的轨迹能耗比同类降低约 9.01%。**结论:**基于鲸鱼算法和神经网络的轨迹规划能实现食品机器人能耗优化目标。

**关键词:**食品机器人;轨迹优化;能耗优化;鲸鱼算法;神经网络

**Abstract:** **Objective:** In order to solve the energy-saving trajectory planning problem of robot in food industry with unknown dynamic parameters, a point-to-point robot joint energy consumption path planning scheme based on whale algorithm and neural network was proposed. **Methods:** The energy consumption model of point-to-point joint of mobile manipulator of food robot was constructed, the similarity dynamics identification based on neural network was designed, and the improved whale algorithm was used to optimize the weight and bias parameters off-line. The

quadric polynomial interpolation method was used to plan the joint motion trajectory, and the trajectory parameters were equivalent to whale coding. By solving the joint energy consumption objective optimization function, the joint motion planning trajectory with optimal energy consumption was finally obtained. **Results:** The scheme was suitable for the trajectory planning scene with unknown robot dynamic parameters, and the trajectory energy consumption was reduced by about 9.01%. **Conclusion:** The trajectory planning based on whale algorithm and neural network can realize the energy consumption optimization goal of food robot.

**Keywords:** food robot; trajectory optimization; energy consumption optimization; whale algorithm; neural network

随着工业机器人技术的快速发展,食品机器人逐渐被应用于食品原材料搬运、码垛、拣取等领域<sup>[1-2]</sup>,对食品生产效率产生了深远的影响<sup>[3-4]</sup>。食品机器人轨迹规划的目的是通过合理支配末端执行器以及各个关节的位移、速度等参数,降低能耗、减少机械磨损、保证运动平稳和提高机器人性能<sup>[5]</sup>。

食品机器人运动轨迹规划可划分为末端执行器轨迹规划和关节空间轨迹规划 2 种类型<sup>[6]</sup>,末端执行器轨迹规划需重复求解逆运动方程,计算量大;关节空间轨迹规划将关节变量表示为时间函数,只需少量逆运动学计算,更适用于食品机器人点到点运动轨迹规划问题<sup>[7]</sup>。普亚松等<sup>[8]</sup>提出了一种混合多项式插值的关节轨迹规划方法,得到的规划角速度波动更小,运行更平稳,但该算法需人为设定中间目标点角速度等参数;田国富等<sup>[9]</sup>采用

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(编号: cstc2020cyj-msxmX0074)

**作者简介:** 黄崇富(1972—),男,重庆工程职业技术学院副教授。  
E-mail: huangcfho@126.com

**收稿日期:** 2022-05-13 **改回日期:** 2022-09-09

内插法替代多项式插值,实现了对关节的连续运动轨迹规划,但存在角速度峰值较大的缺陷。在食品加工环境中,机器人动力学参数往往是未知的,这就需要进行机器人动力学辨识<sup>[10-11]</sup>,然而,采用最小二乘法<sup>[12]</sup>、工具变量法<sup>[13]</sup>等传统动力学参数估计方法,得到的动力学参数模型形式单一,只适用于特定场景。赵俊宇等<sup>[14]</sup>提出了一种基于平行 BP 网络的动力学辨识模型,并采用 LM 算法对模型进行训练,仿真结果验证了该模型能够有效拟合关节力矩,但该算法在训练阶段耗时较多,且模型参数探索容易陷入局部最优。

研究拟对食品工业机器人动力学参数未知情况下的节能轨迹规划问题进行分析,提出一种基于鲸鱼算法和神经网络的点到点机器人关节能耗轨迹规划方案,设计基于神经网络的相似动力学辨识,采用改进的鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)<sup>[15]</sup>对动力学辨识模型参数进行优化;在此基础上,利用四次多项式插值对关节轨迹进行规划,将轨迹参数等效为 WOA 编码,通过优化求解关节能耗目标函数,从而得到能耗最优的关节运动规划轨迹,旨在有效实现动力学参数未知下的轨迹规划,使轨迹能耗更低。

## 1 食品机器人节能轨迹规划问题描述

食品机器人点到点(PTP)的运动模式适用于食品原材料拣取、码垛、搬运等作业场景,此时只需规定末端执行器起点和终点的姿态、位置等信息即可。对于关节数为  $N_r$  的食品机器人,其基于拉格朗日形式的动力学模型<sup>[16]</sup>为:

$$\tau(t) = \mathbf{M}[q(t)]\ddot{q}(t) + \mathbf{C}[q(t), \dot{q}(t)]\dot{q}(t) + \mathbf{G}[q(t)], \quad (1)$$

式中:

$\tau(t)$ ——机器人关节力矩;

$q(t)$ ——关节角位置,rad;

$\dot{q}(t)$ ——关节角速度,rad/s;

$\ddot{q}(t)$ ——关节角加速度,rad/s<sup>2</sup>;

$\mathbf{M}(q) \in R^{N_r \times N_r}$ ——惯性矩阵(为对称矩阵);

$\mathbf{C}(q, \dot{q}) \in R^{N_r \times N_r}$ ——离心力与科氏力矩阵;

$\mathbf{G}(q) \in R^{N_r}$ ——重力矢量。

根据文献<sup>[16]</sup>,第  $i$  个( $i \in [1, \dots, N_r]$ )关节的功率  $p_i(t)$  与力矩  $\tau_i(t)$  的关系式为:

$$p_i(t) = U_i \times D_i \times \tau_i(t) / K_i, \quad (2)$$

式中:

$U_i$ ——第  $i$  个关节的电压值,V;

$D_i$ ——第  $i$  个关节的传动比系数;

$K_i$ ——第  $i$  个关节的电机转矩常数。

由机器人关节功耗构建机器人轨迹规划能耗目标函数  $f(s)$ :

$$f(s) = \min_s \sum_{i=1}^{N_r} \int_0^{T_f} p_i(t) dt, \quad (3)$$

式中:

$s$ ——给定关节路径;

$T_f$ ——关节移动结束时间,s。

分析式(3)可知,在  $\mathbf{M}(q)$ 、 $\mathbf{C}(q, \dot{q})$ 、 $\mathbf{G}(q)$  动力学参数未知的情况下,很难精确地得到能耗目标函数,为此,采用径向基函数(RBF)神经网络<sup>[17]</sup>分别对  $\mathbf{M}(q)$ 、 $\mathbf{C}(q, \dot{q})$ 、 $\mathbf{G}(q)$  进行动力学辨识,从而得到辨识后的动力学参数  $\hat{\mathbf{M}}(q)$ 、 $\hat{\mathbf{C}}(q, \dot{q})$ 、 $\hat{\mathbf{G}}(q)$ 。与 BP 神经网络相比,RBF 神经网络训练速度快、寻优能力强,更适用于预测、辨识问题<sup>[18]</sup>。为进一步提高 RBF 神经网络寻优精度,设计多核径向基函数策略,采用  $m$  个径向基函数  $\phi(\cdot)$  对网络输入进行非线性映射,即对于输入  $X$ ,设定 RBF 神经网络隐含层神经元个数为  $n$ ,第  $i$  个神经元的中心为  $c_i$  ( $i \in [1, \dots, n]$ ),则有:

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \phi'_1(\|X - c_1\|^2, \sigma_1) \\ \vdots \\ \phi'_n(\|X - c_n\|^2, \sigma_n) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中:

$\mathbf{V} = [v_1, \dots, v_n]^T$ ——隐含层输出向量;

$\sigma_i$ ——第  $i$  个径向基函数的扩展常数。

利用矩阵  $\Phi = [\omega_{ij}]_{n \times m}$  对  $\mathbf{V}$  进行加权处理,得到 RBF 神经网络输出  $\mathbf{Y} = \Phi \mathbf{V}$ 。确定隐含层层数  $n$ 、神经元中心  $\mathbf{C} = (c_1, \dots, c_n)$ 、扩展常数  $\sigma = (\sigma_1, \dots, \sigma_m)$  和加权矩阵  $\Phi$  参数后,得到确切的 RBF 神经网络模型  $\mathbf{Y} = \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}(X)$ ,此时,采用 RBF 神经网络分别对  $\mathbf{M}(q)$ 、 $\mathbf{C}(q, \dot{q})$ 、 $\mathbf{G}(q)$  进行拟合(图 1),得到相似动力学参数辨识  $\hat{\mathbf{M}}(q)$ 、 $\hat{\mathbf{C}}(q, \dot{q})$ 、 $\hat{\mathbf{G}}(q)$ :

$$\hat{\mathbf{M}}(q) = \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{mq}(q), \quad (5)$$

$$\hat{\mathbf{C}}(q, \dot{q}) = \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{cq}(q, \dot{q}), \quad (6)$$

$$\hat{\mathbf{G}}(q) = \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{gq}(q). \quad (7)$$

将式(5)~式(7)代入式(1),得到关节近似动力学模型:

$$\ddot{q} = \hat{\mathbf{M}}(q)\dot{q} + \hat{\mathbf{C}}(q, \dot{q})\dot{q} + \hat{\mathbf{G}}(q) = \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{mq}(q)\dot{q} + \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{cq}(q, \dot{q})\dot{q} + \text{RBF}_{n, \mathbf{C}, \sigma, \Phi}^{gq}(q). \quad (8)$$

确定关节近似动力学模型后,采用改进的鲸鱼优化算法(IWOA)对 3 个 RBF 神经网络模型参数进行训练。

## 2 改进鲸鱼优化算法在食品机器人轨迹规划中的应用

### 2.1 改进鲸鱼优化算法的实现

鲸鱼优化算法(WOA)模拟座头鲸捕猎行为,进化过程划分为局部搜索和全局搜索两个阶段,局部搜索采用螺旋和收缩包围更新机制,全局搜索采用随机搜索更新策略,有效平衡了算法探索与开发,具有较高的收敛精度

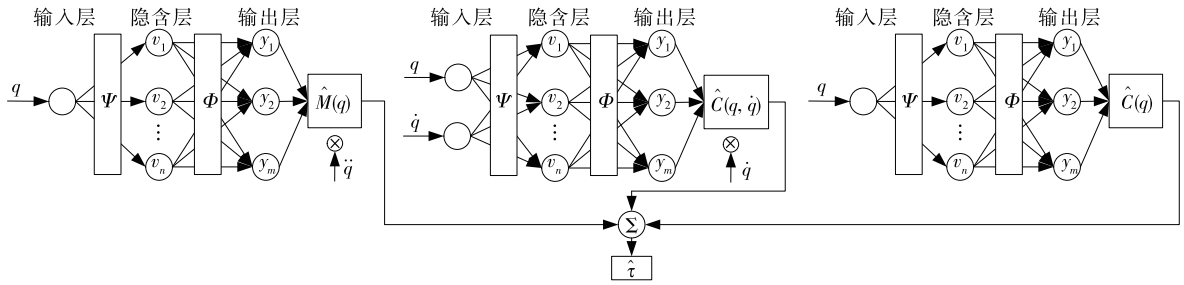


图 1 RBF 神经网络相似动力学辨识示意图

Figure 1 Schematic diagram of RBF neural network similar dynamics identification

和较快的收敛速度<sup>[19]</sup>。WOA 存在的缺陷:① 指定全局最优解为所有个体学习进化对象,容易陷入局部最优;② 采用概率分布的方式种群初始化,影响了算法收敛速度。因此,提出改进的鲸鱼优化算法(IWOA),即采用混沌映射法对种群进行初始化,引入领域内优秀个体信息自适应更新学习进化对象。

2.1.1 混沌映射 随机生成规模为  $Q$  的初始种群,采用 Singer 映射对种群内个体  $X_i (i \in [1, \dots, Q])$  进行混沌映射处理:

$$X_{i, \text{new}} = \mu (7.86X_i - 23.31X_i^2 + 28.75X_i^3 - 13.302875X_i^4), \quad (9)$$

式中:

$\mu$ ——混沌系数,当  $\mu \in [0.9, 1.08]$  时, Singer 映射具有混沌行为。

2.1.2 自适应更新 采用冯诺依曼拓扑结构<sup>[20]</sup>划定个体  $X_i$  的临域  $L(X_i)$ ,并选取  $L(X_i)$  内目标函数值最优的个体  $X_g^{L-i}$  参与到  $X_i$  进化过程:

$$X^*(t) = \lambda \times X_g^{L-i}(t) + (1-\lambda)X_g(t), \quad (10)$$

$$\lambda = 1 - e^{-T/T_{\max}}, \quad (11)$$

式中:

$X^*(t)$ ——WOA 设定的  $X_i$  学习进化对象;

$X_g(t)$ ——当前种群目标函数值最优个体;

$\lambda$ ——自适应控制系数;

$T_{\max}$ ——最大迭代系数。

由式(10)、式(11)可知,个体  $X_i$  自适应调整向临域内优秀个体和全局最优解学习程度,保证了种群多样性,有助于提升算法收敛精度。选取 Sphere 单峰函数和 Griewank 多峰函数验证 IWOA 收敛性能,并与基本 WOA、布谷鸟算法(CA)<sup>[21]</sup>进行对比试验,各函数收敛曲线如图 2 所示。

Sphere 函数用于验证算法的收敛精度, Griewank 函数用于验证算法跳出局部极值的能力<sup>[22-23]</sup>。由图 2 可知, IWOA 算法全局寻优能力明显优于 CA 和 WOA 算法,表明 IWOA 能够较好地平衡局部搜索与全局搜索,收敛精度更优。

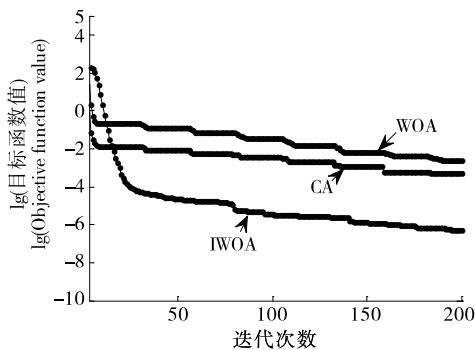
## 2.2 IWOA 优化 RBF 神经网络模型参数

参考文献[6],每间隔 250 ms 采集各关节位置力矩、角位置、角速度以及角加速度数据,得到 2 000 个训练样本,采用 IWOA 优化 RBF 神经网络,将模型参数  $\text{RBF}_{n,C,\sigma,\Phi}^{mq}$  ( $\text{RBF}_{n,C,\sigma,\Phi}^{mq}$ 、 $\text{RBF}_{n,C,\sigma,\Phi}^{gq}$ ) 等效为 IWOA 个体编码:

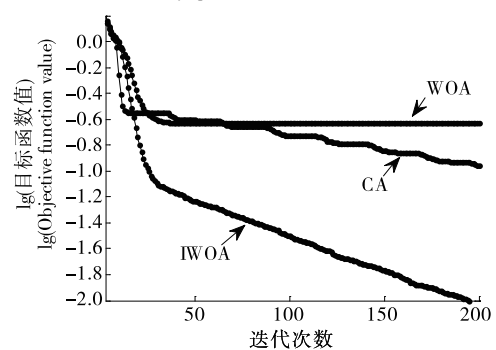
$$X_i = [n, c_1, \dots, c_n, \sigma_1, \dots, \sigma_m, \omega_{11}, \dots, \omega_{1m}, \dots, \omega_{n1}, \dots, \omega_{nm}]。 \quad (12)$$

将机器人关节力矩实际输出值与网络评估值之间的误差平方和作为目标优化函数:

$$\min f(X) = \sum_{i=1}^l \|\hat{\tau}_i - \tau_i\|^2, \quad (13)$$



(a) Sphere函数收敛曲线



(b) Griewank函数收敛曲线

图 2 测试函数对比收敛曲线

Figure 2 Comparison convergence curve of test function

式中:

$J$  ——网络训练次数;

$\hat{\tau}_i$  ——第  $i$  次训练力矩评估值;

$\tau_i$  ——第  $i$  次力矩实际输出值。

采用 IWOA 优化式(13)目标函数,当算法迭代次数达到最大迭代次数  $T_{\max}$  或者网络参数达到预期效果时,算法停止迭代进化,种群目标函数值最优个体对应最佳参数,代入 RBF 神经网络进行学习,以实现轨迹规划。

### 2.3 四次多项式关节运动轨迹规划

利用四次多项式对食品机器人关节空间轨迹规划过程进行描述,对于第  $i$  个关节 ( $i \in [1, \dots, N_r]$ ) 角度  $q_i(t)$ :

$$q_i(t) = a_i t^4 + b_i t^3 + k_i t^2 + d_i t + e_i, \quad (14)$$

式中:

$a_i, b_i, k_i, d_i, e_i$  ——轨迹参数。

对于关节起始点和目标点角度确定的轨迹规划问题,将初始关节角度  $q_i(0)$ 、目标点角度  $q_i(T_f)$  [ $\dot{q}_i(0) = 0, \dot{q}_i(T_f) = 0$ ] 代入式(14)得:

$$a_i = -3[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^4 + k_i/T_f^2, \quad (15)$$

$$b_i = 4[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^3 - 2k_i/T_f, \quad (16)$$

$$d_i = 0, \quad (17)$$

$$e_i = q_i(0), \quad (18)$$

将式(15)~式(18)代入式(14)得到关节轨迹描述:

$$q_i(t) = \{-3[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^4 + k_i/T_f^2\}t^4 + \{4[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^3 - 2k_i/T_f\}t^3 + k_i t^2 + q_i(0), \quad (19)$$

$$\dot{q}_i(t) = 4\{-3[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^4 + k_i/T_f^2\}t^3 + 3\{4[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^3 - 2k_i/T_f\}t^2 + 2k_i t, \quad (20)$$

$$\ddot{q}_i(t) = 12\{-3[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^4 + k_i/T_f^2\}t^2 + 6\{4[q_i(T_f) - q_i(0)]/T_f^3 - 2k_i/T_f\}t + 2k_i. \quad (21)$$

定义向量  $\mathbf{K} = [k_1, \dots, k_{N_r}]^T$ 、 $\mathbf{A} = \frac{1}{T_f^4} [q_1(T_f) - q_1(0), \dots, q_{N_r}(T_f) - q_{N_r}(0)]^T$ 、 $\mathbf{B} = \frac{1}{T_f^3} [q_1(T_f) - q_1(0), \dots, q_{N_r}(T_f) - q_{N_r}(0)]^T$ , 将  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{K}$  代入式(19)~式(21)得:

$$\mathbf{q}(t) = [-3\mathbf{A} + \mathbf{K}/T_f^2 \quad 4\mathbf{B} - 2\mathbf{K}/T_f \quad \mathbf{K} \quad \mathbf{q}(0)] [t^4 \quad t^3 \quad t^2 \quad 1]^T, \quad (22)$$

$$\dot{\mathbf{q}}(t) = [-12\mathbf{A} + 4\mathbf{K}/T_f^2 \quad 12\mathbf{B} - 6\mathbf{K}/T_f \quad 2\mathbf{K}] [t^3 \quad t^2 \quad t]^T, \quad (23)$$

$$\ddot{\mathbf{q}}(t) = [-36\mathbf{A} + 12\mathbf{K}/T_f^2 \quad 24\mathbf{B} - 12\mathbf{K}/T_f \quad 2\mathbf{K}] [t^2 \quad t \quad 1]^T. \quad (24)$$

### 2.4 食品机器人节能轨迹规划的实现

将关节运动轨迹规划四次多项式描述代入关节近似动力学模型,得到经 RBF 神经网络预测后的近似关节力矩  $\hat{\tau}(t)$ :

$$\hat{\tau}(t) = \text{RBF}_{n,K,\sigma,\Phi}^{mq}[q(t)] \ddot{\mathbf{q}}(t) + \text{RBF}_{n,K,\sigma,\Phi}^{mq}[\dot{q}(t)] \dot{\mathbf{q}}(t) + \text{RBF}_{n,K,\sigma,\Phi}^{gq}[q(t)]. \quad (25)$$

由式(22)~式(25)可知,  $\hat{\tau}(t)$  只与  $\mathbf{K} = [k_1, \dots, k_{N_r}]^T$  有关,不同  $\mathbf{K}$  代表了不同轨迹规划方案,得到的  $\hat{\tau}(t)$  也就不同,最终导致轨迹能耗不同。因此,采用 IWOA 求解最佳  $\mathbf{K}_{\text{best}}$ , 将  $\mathbf{K}$  等效为 IWOA 个体编码,节能轨迹规划目标优化函数定义为:

$$\min F(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{N_r} \int_0^{T_f} \frac{U_i D_i}{K_i} \hat{\tau}_i(t) dt. \quad (26)$$

IWOA 算法迭代次数达到最大值时,停止迭代进化,种群目标函数值最优个体对应最佳  $\mathbf{K}_{\text{best}}$ 。根据式(15)~式(18),利用  $\mathbf{K}_{\text{best}}$  求解  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  并代入式(14),从而得到最优能耗轨迹规划结果,食品机器人节能轨迹规划实现示意图如图 3 所示。

## 3 仿真试验

搭建如图 4 所示的 6 关节食品机器人 D-H 坐标系 (D-H 参数见表 1), 仿真环境为 MATLAB2018a。IWOA 算法参数设置: 鲸鱼规模  $Q = 200$ , IWOA 算法最大迭代次数  $T_{\max} = 400$ , 混沌系数  $\mu = 1.03$ , RBF 网络训练次数  $J = 20$ 。

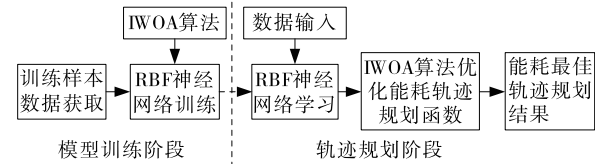


图 3 食品机器人节能轨迹规划实现示意图

Figure 3 Schematic diagram of energy-saving trajectory planning of food robot

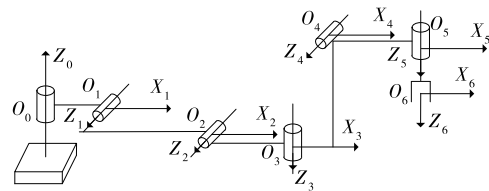


图 4 机器人 D-H 坐标系

Figure 4 Robot D-H coordinate system

表 1 D-H 参数表

Table 1 D-H parameter table

| 关节序号 | 关节角<br>位置/(°) | 连杆偏距/<br>mm | 连杆转角/<br>(°) | 连杆长度/<br>mm |
|------|---------------|-------------|--------------|-------------|
| 1    | -30~90        | 0.0         | 90           | 117.2       |
| 2    | -30~90        | 144.7       | 0            | 588.3       |
| 3    | -90~30        | 0.0         | 90           | 145.2       |
| 4    | -90~90        | 337.6       | -90          | 24.6        |
| 5    | 0~90          | 0.0         | 90           | 54.1        |
| 6    | -180~180      | 221.8       | 0            | 0.0         |

3.1 模型训练

参考文献[6],每间隔 250 ms 采集各关节位置力矩  $\tau$ 、角位置  $q$ 、角速度  $\dot{q}$  以及角加速度  $\ddot{q}$ ,得到 2 000 个训练样本,按照 0.8 : 0.1 : 0.1 的比例,将训练样本划分为训练集、验证集以及测试集。采用式(8)对 RBF 神经网络参数进行训练,模型训练评价指标设定为预测关节力矩  $\hat{\tau}$  与真实关节力矩  $\tau$  之间的均方根误差(RMSE)。为进一步对比分析网络模型精度,采用 BP 神经网络、SAPSO 算法优化 RBF 神经网络<sup>[17]</sup>对相似动力学辨识进行对比试验,对比结果见表 2。

由表 2 可知,无论是训练集、验证集还是测试集,试验模型得到的相似动力学 RMSE 均优于其他两种模型,达到了  $10^{-3}$  N · m 级别水平,表明基于试验提出的 IWOA 优化 RBF 神经网络的相似动力学辨识具有更好的拟合和预测能力。

3.2 轨迹规划对比试验

根据表 1 设定的机器人关节边界条件,利用四次多项式对食品机器人关节空间轨迹进行描述,代入训练后

的 RBF 神经网络,并采用 IWOA 对节能轨迹规划目标优化函数进行求解,从而得到最佳食品机器人关节轨迹规划结果。为进一步对比分析试验所提 IWOA-RBF 轨迹规划方法的性能,采取基于 WOA 的轨迹规划方法 WOA-RBF 和文献[6]提出的能耗轨迹规划方法进行对比试验,每种方法独立运行 20 次。以关节 5 为例,不同轨迹规划结果见图 5,不同轨迹规划方法下关节角位置、角速度、角加速度等轨迹参数对比结果见图 6,力矩变化曲线如图 7 所示,不同轨迹规划方法指标对比结果见表 3。

由图 5 可知,相比于其他两种算法,IWOA-RBF 得到的规划轨迹更平滑,拐点变化更平稳,表明其更适用于关节空间移动。由图 6、图 7 可知,对于关节角度位置变化,IWOA-RBF 得到的轨迹角位移满足约束条件,且变化更加平缓;对于角速度、角加速度和力矩,IWOA-RBF 的峰值明显小于其他两种算法,且 IWOA-RBF 在力矩峰值时

表 2 模型训练评价指标对比结果

Table 2 Comparison results of model training evaluation indexes

| 方法      | 训练集                    | 验证集                    | 测试集                    |
|---------|------------------------|------------------------|------------------------|
| BP 神经网络 | 0.012 3                | 0.023 5                | 0.219                  |
| 文献[17]  | $1.134 \times 10^{-2}$ | $3.412 \times 10^{-2}$ | $2.886 \times 10^{-2}$ |
| 试验模型    | $2.134 \times 10^{-3}$ | $1.783 \times 10^{-3}$ | $1.063 \times 10^{-3}$ |

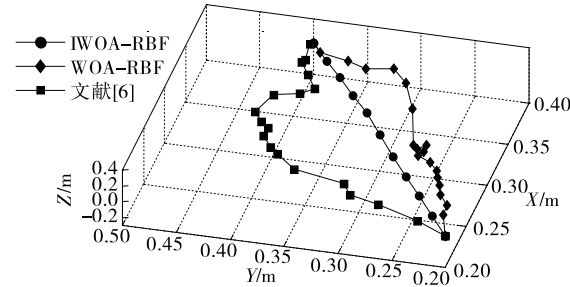


图 5 不同轨迹规划方法轨迹规划结果

Figure 5 Trajectory planning results of different trajectory planning methods

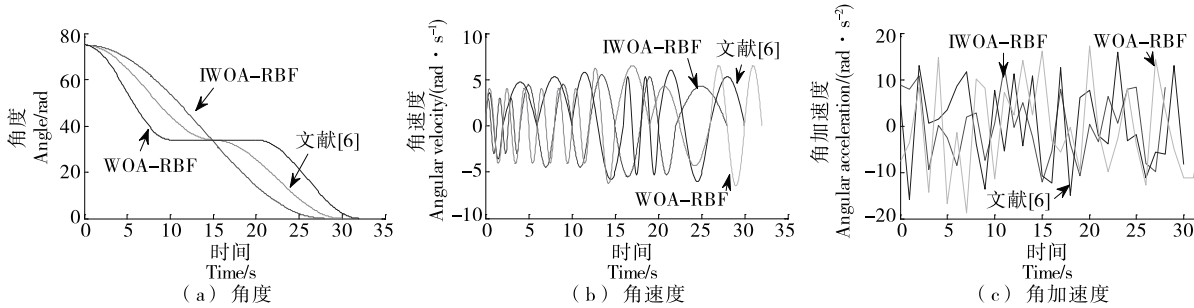


图 6 不同轨迹规划方法轨迹参数对比

Figure 6 Comparison of trajectory parameters of different trajectory planning methods

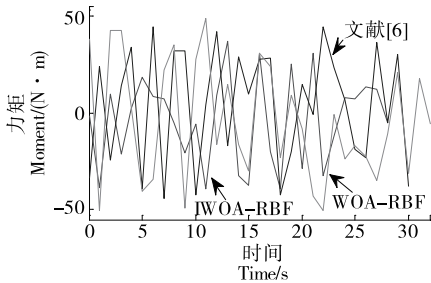


图 7 力矩变化曲线

Figure 7 Torque variation curve

表 3 不同轨迹规划方法指标对比

Table 3 Comparison results of indicators of different trajectory planning methods

| 方法       | 评价求解<br>时间/s | 平均移动<br>时间/s | 平均能<br>耗/J | 最低能<br>耗/J |
|----------|--------------|--------------|------------|------------|
| IWOA-RBF | 34.6         | 27.1         | 2 134.6    | 2 017.5    |
| WOA-RBF  | 18.2         | 31.6         | 2 755.3    | 2 633.8    |
| 文献[6]    | 37.8         | 30.4         | 2 511.2    | 2 217.4    |



逗留的时间较短,即关节电机处于满负荷运行的时间短于其他两种算法,达到了节能的目的。由表3可知,对于同样的末端起点与终点轨迹规划问题,虽然 IWOA-RBF 求解时间不是最短的,但其得到的最优轨迹所消耗的移动时间最短,且轨迹能耗的平均值和最小值均明显小于其他两种算法,相比于文献[6]的能耗结果,平均能耗和最优能耗降低了约 15.02%,9.01%,而 WOA-RBF 表现得最差。

## 4 结论

研究提出了一种采用改进径向基函数神经网络规划食品机器人关节轨迹的方法,解决了动力学参数未知情况下的节能轨迹规划问题,通过引入改进鲸鱼算法,提高了径向基函数神经网络模型辨识精度,有效降低了关节能耗,该方法能够应用于食品机器人工作场景。后续将重点研究在线节能轨迹规划问题,以实现临时任务的节能轨迹规划。

## 参考文献

- [1] 郭勇, 赖广. 工业机器人关节空间轨迹规划及优化研究综述[J]. 机械传动, 2020, 44(2): 154-165.
- [2] GUO Y, LAI G. Review of joint space trajectory planning and optimization for industrial robot [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2020, 44(2): 154-165.
- [3] 霍桂利, 王晓亮. 基于农业仓库物流搬运机器人控制算法分析与研究[J]. 中国工程机械学报, 2021, 19(1): 56-60.
- [4] HUO G L, WANG X L. Analysis and research on control algorithm of logistics handling robot[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2021, 19(1): 56-60.
- [5] 陈军章. 改进人工鱼群算法的机器人路径规划及跟踪[J]. 机械设计与制造, 2019(4): 251-255.
- [6] CHEN J Z. Mobile robot path planning and tracking based on improved Artificial fish swarm algorithm[J]. Machinery Design & Manufacture, 2019(4): 251-255.
- [7] 韩亚军, 刘家英. 基于 B 样条曲线的工业机器人运动轨迹误差优化研究[J]. 中国工程机械学报, 2020, 18(3): 199-204.
- [8] HAN Y J, LIU J Y. Research on optimization of motion path error of industrial robot based on B-spline curve[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2020, 18(3): 199-204.
- [9] ZEASHAN H K, AZFAR K, JAMASHED I. Towards realizing robotic potential in future intelligent food manufacturing systems[J]. Innovative Food Science and Emerging Technologies, 2018, 48: 11-24.
- [10] 白云飞, 张奇峰, 范云龙, 等. 基于能耗优化的深海电动机机械臂轨迹规划[J]. 机器人, 2020, 42(3): 301-308.
- [11] BAI Y F, ZHANG Q F, FAN Y L, et al. Trajectory planning of deep-sea electric manipulator based on energy optimization [J]. Robot, 2020, 42(3): 301-308.
- [12] 韩江, 谷涛涛, 夏链, 等. 基于混合插值的工业机器人关节轨迹规划算法[J]. 中国机械工程, 2018, 29(12): 1 460-1 466.
- [13] HAN J, GU T T, XIA L, et al. Joint trajectory planning algorithm for industrial robots based on mixed interpolation[J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(12): 1 460-1 466.
- [14] 普亚松, 史耀耀, 蔺小军, 等. 基于混合多项式插值的工业机器人关节运动规划[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(1): 84-94.
- [15] PU Y S, SHI Y Y, LIN X J, et al. Joint motion planning of industrial robot based on hybrid polynomial interpolation [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(1): 84-94.
- [16] 田国富, 郑博涛, 孙书会, 等. 基于内插法的工业机器人关节空间轨迹规划[J]. 重型机械, 2019, 347(1): 54-56.
- [17] TIAN G F, ZHENG B T, SUN S H, et al. Trajectory planning of industrial robot joint space based on interpolation method[J]. Heavy Machinery, 2019, 347(1): 54-56.
- [18] ASL R M, HAGH Y S, SIMANI S, et al. Adaptive square-root unscented Kalman filter: An experimental study of hydraulic actuator state estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 670-691.
- [19] URREA C, PASCAL J. Design, simulation, comparison and evaluation of parameter identification methods for an industrial robot[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67: 791-806.
- [20] WU D W, LIU Q, XU W J, et al. External force detection for physical human-robot interaction using dynamic model identification[C]// Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 2017: 581-592.
- [21] BRUNOT M, JANOT A, YOUNG P C, et al. An improved instrumental variable method for industrial robot model identification[J]. Control Engineering Practice, 2018, 74: 107-117.
- [22] 赵俊宇, 张平, 李方, 等. 面向制造环境的工业机器人节能轨迹规划[J]. 机器人, 2021, 43(6): 653-663.
- [23] ZHAO J Y, ZHANG P, LI F, et al. Energy saving trajectory planning for industrial robot in manufacturing environment[J]. Robot, 2021, 43(6): 653-663.
- [24] 李琼, 李美琦, 王睿. 煤层气储层裂隙检测的 WOA-BP 算法及应用研究[J]. 地球物理学报, 2022, 65(2): 773-784.
- [25] LI Q, LI M Q, WANG R. WOA-BP algorithm for crack detection in coalbed methane reservoirs and its application [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2022, 65(2): 773-784.
- [26] 张伟, 黄卫民. 基于 SAPSO 算法的 RBF 神经网络设计[J]. 控制与决策, 2021, 36(9): 2 305-2 312.
- [27] ZHANG W, HUANG W M. Design of RBF neural network based on SAPSO algorithm[J]. Control and Decision, 2021, 36(9): 2 305-2 312.
- [28] WANG J, YUE H, ZHOU Z. An improved traceability system for food quality assurance and evaluation based on fuzzy classification and neural network[J]. Food Control, 2017, 79: 363-370.

(下转第 170 页)

- ods on the quality characteristics of taro slices[J/OL]. Food and Fermentation Industry. (2021-12-12) [2022-02-12]. DOI:10.13995/j.cnki.11-1802/ts.028982.
- [21] VIEIRA D S J E, LINS D M, BATISTA D M. Influence of ultrasound and vacuum assisted drying on papaya quality parameters[J]. LWT-Food Science and Technology, 2018, 97: 317-322.
- [22] 宋悦, 金鑫, 毕金峰, 等. 超声辅助渗透处理对热风干燥及真空冷冻干燥黄桃片品质的影响[J]. 食品科学, 2020, 41(15): 177-185.
- SONG Y, JIN X, BI J F, et al. Effect of ultrasonic assisted osmotic treatment on the quality of hot air drying and vacuum freeze-drying yellow peach slices [J]. Food Science, 2020, 41(15): 177-185.
- [23] JIA Y Y, KHALIFA I, HU L L, et al. Influence of three different drying techniques on persimmon chips' characteristics: A comparison study among hot-air, combined hot-air-microwave, and vacuum-freeze drying techniques[J]. Food and Bioprocess Technology, 2019, 118: 67-76.
- [24] WANG L, FU H, WANG W, et al. Analysis of reducing sugars, organic acids and minerals in 15 cultivars of jujube (*Ziziphus jujuba* Mill.) fruits in China [J]. Journal of Food Composition and Analysis, 2018, 73: 10-16.
- [25] WU Z F, TU M M, YANG X B, et al. Effect of cutting and storage temperature on sucrose and organic acids metabolism in postharvest melon fruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2020, 161: 111081.
- [26] SAMSONOWICZ M, REGULSKA E, KARPOWICZ D, et al. Antioxidant properties of coffee substitutes rich in polyphenols and minerals[J]. Food Chemistry, 2019, 278(25): 101-109.
- [27] ZHANG H, QI R L, MINE Y. The impact of oolong and black tea polyphenols on human health[J]. Food Bioscience, 2019, 29: 55-61.
- [28] BOZKIR H, RAYMAN E A, SERDAR E, et al. Influence of ultrasound and osmotic dehydration pretreatments on drying and quality properties of persimmon fruit [J]. Ultrasonics Sonochemistry, 2019, 54: 135-141.
- [29] NIU Y W, DENG J M, XIAO Z B, et al. Characterization of the major aroma-active compounds in peach (*Prunus persica* L. Batsch) by gas chromatography-olfactometry, flame photometric detection and molecular sensory science approaches[J]. Food Research International, 2021, 147: 110457.
- [30] 张琴, 周丹丹, 彭菁, 等. 油桃采后结合态香气变化规律及其与可溶性糖的关联性[J]. 食品科学, 2021, 42(6): 206-214.
- ZHANG Q, ZHOU D D, PENG J, et al. Changes of post harvest bound aroma of nectarine and its correlation with soluble sugar[J]. Food Science, 2021, 42(6): 206-214.
- [31] YAO L M, ZHANG Y, QIAO Y J, et al. A comparative evaluation of nutritional characteristics, physical properties, and volatile profiles of sweet corn subjected to different drying methods[J]. Cereal Chemistry, 2021, 99(2): 406-420.
- [32] OZKARA K T, AMANPOOUR A, GUCLU G, et al. GC-MS-olfactometric differentiation of aroma-active compounds in turkish heat-treated sausages by application of aroma extract dilution analysis[J]. Food Analytical Methods, 2019, 12(3): 729-741.
- [33] 付龙威, 连建梅, 叶淑贤, 等. 不同干燥工艺对燕窝品质特性的影响[J/OL]. 食品工业科技. (2022-03-17) [2022-04-11]. DOI: 10.13386/j.issn1002-0306.2021110300.
- FU L W, LIAN J M, YE S X, et al. Effects of different drying processes on quality characteristics of bird's nest[J/OL]. Science and Technology of Food Industry. (2022-03-17) [2022-04-11]. DOI:10.13386/j.ssn1002-0306.2021110300.

(上接第 113 页)

- [18] 李国友, 杨梦琪, 杭丙鹏, 等. 基于模糊粗糙集和鲸鱼优化支持向量机的化工过程故障诊断[J]. 振动与冲击, 2022, 41(2): 177-184.
- LI G Y, YANG M Q, HANG B P, et al. Fault diagnosis of chemical processes based on the SVM optimized by fuzzy rough sets and a whale optimization algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2022, 41(2): 177-184.
- [19] MIN X Y, XU X F, WANG Z J. Combining vonneumann neighborhood topology with approximate-mapping local search for ABC-based service composition [C]// 2014 IEEE International Conference on Services Computing. Anchorage: IEEE, 2014: 187-194.
- [20] 王峒钧, 邢凯, 库斌, 等. 布谷鸟马尔科夫链蒙特卡罗混合高斯地质统计学随机反演[J]. 地球物理学报, 2021, 64(7): 2 540-2 553.
- WANG Y J, XING K, SHE B, et al. Mixed Gaussian stochastic inversion based on hybrid of cuckoo algorithm and Markov chain Monte Carlo [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2021, 64(7): 2 540-2 553.
- [21] 徐岩. 基于改进引力搜索算法的高速并联机器人轨迹优化[J]. 食品与机械, 2022, 38(5): 82-86.
- XU Y. Trajectory optimization of high speed parallel robot based on improved gravity search algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(5): 82-86.
- [22] 姚学峰, 李超. 基于改进 NURBS 曲线插补算法的食品分拣机器人轨迹规划[J]. 食品与机械, 2022, 38(3): 80-85.
- YAO X F, LI C. Trajectory planning method of food sorting robot based on improved NURBS curve interpolation algorithm[J]. Food & Machinery, 2022, 38(3): 80-85.
- [23] 赖啸. 基于抖动和时间的码垛食品机器人轨迹优化算法研究[J]. 食品与机械, 2020, 36(12): 74-78.
- LAI X. Research on trajectory optimization algorithm of palletizing robot based on jitter and time[J]. Food & Machinery, 2020, 36(12): 74-78.