

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103923

基于改进 HHO 算法的螺纹钢丝头中径测量方法*

肖剑 张凯 高凡 张赞 谷文萍

(长安大学 电子与控制工程学院 西安 710064)

摘要:针对现阶段基于图像处理进行螺纹中径测量时算法收敛速度慢、精度低的问题,提出一种基于改进哈里斯鹰优化算法的螺纹钢丝头中径测量方法。首先,采用三次样条插值法进行亚像素级的边缘检测,精确提取出螺纹波峰波谷等参数后再构建出中径适应度函数,最后,将螺旋式更新机制和非线性能量递减策略引入哈里斯鹰优化算法(HHO)来求解中径适应度函数。实验结果表明,改进的哈里斯鹰优化算法稳定性更好、精度更高,其中径测量的标准差比传统 HHO 算法降低了 59.33%,中径测量结果的绝对均值误差比三针测量法降低了 5.08%,比 HHO 算法降低 37.78%。

关键词:哈里斯鹰优化算法;中径测量;螺旋式更新机制;非线性能量递减策略

中图分类号: TG85; TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Pitch diameter measurement of threaded steel wire head based on improved HHO algorithm

Xiao Jian Zhang Kai Gao Fan Zhang Zan Gu Wenping

(School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: In order to solve the problems of slow convergence and low accuracy of the algorithm for thread pitch diameter measurement based on image processing at this stage, we proposed a thread steel wire head pitch diameter measurement method based on improved Harris hawk optimization algorithm. Firstly, the cubic spline interpolation method is used for sub-pixel edge detection, and the parameters such as the peak and valley of the thread are extracted accurately, then the pitch diameter fitness function is constructed. Finally, the spiral updating mechanism and nonlinear energy decreasing strategy are introduced into Harris hawk optimization algorithm (HHO) to solve the pitch diameter fitness function. The experimental results show that the improved Harris hawk optimization algorithm has better stability and higher accuracy, in which the standard deviation of diameter measurement is 59.33% lower than the traditional HHO algorithm, the absolute mean error of pitch diameter measurement is 5.08% lower than the three needle measurement method, and 37.78% lower than the HHO algorithm.

Keywords: Harris Hawk optimization algorithm; pitch diameter measurement; spiral update mechanism; nonlinear energy decreasing strategy

0 引言

螺纹钢丝头作为热轧带肋钢筋机械连接的关键部分^[1],其中径是螺纹钢丝头的重要参数之一,直接影响着钢筋机械连接的质量。当前,针对螺纹钢丝头中径的检测主要采用人工方式检测,有三针法、量球法,其用工成本高且效率较低。伴随着基建行业对螺纹钢的旺盛需

求,人工检测方式已无法满足行业的自动化发展。

基于机器视觉的外螺纹参数测量方式近年来得到了广泛的关注和研究。文献[2]提出一种利用 Hough 变换来提取螺纹特征参数,通过找到与轮廓相切的圆,进而通过经典的 Bernet 公式求解中径,此方法的准确度依赖于其他参数;文献[3]建立了基于机器视觉的螺纹参数测量系统,通过图像几何法求解中径,方法相对繁琐且误差较大;文献[4]通过触针式螺纹轮廓扫描测量仪,根据相

收稿日期: 2021-01-21 Received Date: 2021-01-21

* 基金项目: 国家自然科学基金(51978074)、西安市科技计划项目(2019218514GXRC021CG022-GXYD21.1)资助

邻牙侧线之间距离最小构建出目标函数,应用模拟退火法求解螺纹中径线,该算法提高了测量准确度但是算法时间复杂度依然较高;文献[5]提出一种通过图像处理的方法得到螺纹轮廓,通过补全螺纹牙侧边两直线得到的交点计算出大径值,进而计算大径值与补全长度投影值的 2 倍差值得到中径,但算法的精确度依赖于螺纹牙侧边检测精度;文献[6]提出一种利用虚拟三针法测量中径的方式,能够有效避免测量过程中长度和三针直径所引起的中径误差,但采用最小一乘法进行边缘拟合会造成算法复杂度较高;文献[7]通过机器视觉技术、数字图像处理技术并融合机器学习,提出一种基于角点检测算法的外螺纹参数检测方法,此方法的检测精度与角点检测精度相关性较大且中径检测算法的收敛性较差。

本文提出一种改进哈里斯鹰优化算法的螺纹钢丝头中径测量方法,首先重新构建了中径适应度函数,然后将螺旋式更新机制和非线性能量递减策略引入哈里斯鹰优化算法来求解该函数得到上下牙中径线,进而得到螺纹钢丝头的中径,该方法能够有效提高算法的收敛性能和中径测量精度,对螺纹钢丝头的实时参数测量具有较大的意义。

1 螺纹钢丝头中径模型构建

1.1 图像处理

为了能够获取到较为清晰的螺纹图像且能保证螺纹检测精度,本文采用 HIKVISION 生产的 MV-CE100-30GM 千兆网口面阵工业相机,该相机分辨率为 $3\ 840 \times 2\ 748$, 可达到千万像素级别。相机镜头采用 HIKVISION 公司的 MVL-KF3528M-12MP 镜头,最小支持 $3.45\ \mu\text{m}$ 像元。螺纹钢丝头由于加工环境的复杂性,导致采集到的丝头图像可能会存在光线、噪声、油污和斑点的影响,为进一步改善图像质量,保证丝头中径检测的准确性,需要对螺纹丝头图像进行预处理和边缘提取操作。

中值滤波能够在平滑图像的基础上降低脉冲干扰,同时避免了图像模糊化,可以清晰的保留螺纹的边缘、轮廓线等细节特征^[8]。形态学滤波对抑制尖峰和“毛刺”等的噪声效果十分明显^[9],对螺纹钢丝头图像采用开运算即先腐蚀后膨胀的运算,可以有效地消除“毛刺”点和孤立点。图像分割可以将目标与背景分离,进一步方便螺纹钢丝头的特征提取。图像阈值分割是利用图像中不同区域在灰度特性上的差异^[10],通过设置阈值将目标与背景分离。由于简单方便、效率较高而广受欢迎,但阈值的设置十分关键,其合理性会直接决定图像分割的效果。最大类间方差法(Otsu 法)被认为最优的方法之一,其思想是将图像二分类为目标和背景,选取类方差最大时的阈值进行分割^[11]。在本文采用 Otsu 法可以有效地提取

出目标螺纹丝头。

螺纹钢丝头原图像与经过图像预处理后的对比如图 1 所示。

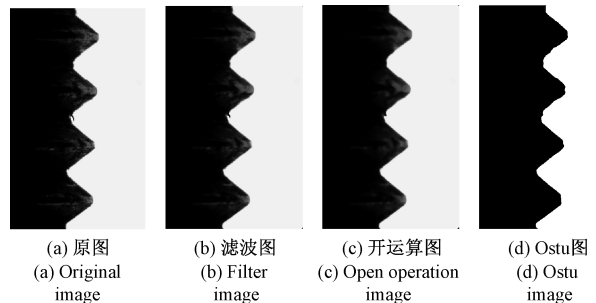


图 1 螺纹钢丝头图像预处理

Fig. 1 Image preprocessing of thread head

螺纹钢丝头的边缘轮廓包含着重要的信息,丝头边缘检测和波峰波谷的高精度提取是后续中径测量的前提。文献[12]提出一种利用 Harris 亚像素角点检测的方式来获取螺纹波峰波谷,相比于传统像素级边缘检测,此方法可以更为精确的定位边缘轮廓,但是若被识别螺纹不够平滑时,在某一局部容易出现多个角点,且角点识别位置容易出现如图 2(a) 所示的偏差^[13]。

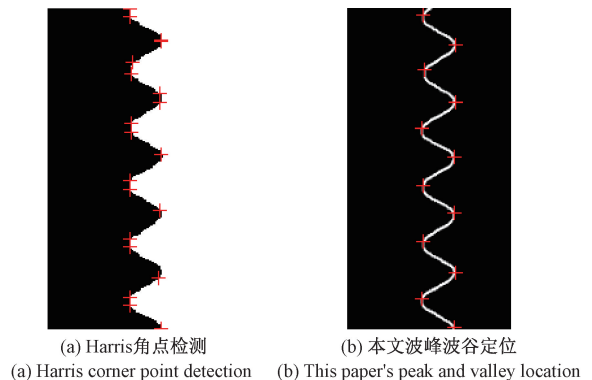


图 2 波峰波谷定位

Fig. 2 Location of peaks and troughs

基于 Canny 算子^[14]的像素级边缘检测具有轮廓细节识别清晰且边缘定位准确的特点。因此本文基于 Canny 算子利用三次样条插值法实现亚像素级的边缘检测^[15],将识别到的边缘轮廓按坐标区域筛选,找出每一个螺距范围内的最大(最小)值作为波峰(波谷)的准确位置,筛选出的波峰波谷如图 2(b) 所示。相比于图 2(a) 中的 Harris 亚像素角点检测,本方法的螺纹波峰波谷定位更加准确。

1.2 中径目标函数

根据 GB/T 28703—2012《圆柱螺纹检测方法》,螺纹钢丝头中径为螺纹钢丝头椎体母线通过牙型上沟槽和凸

起宽度相等处假想圆柱体的直径。因此需要找到一条直线表达式设为 $y=kx+b$, 如图 3 所示, 当此直线穿过各个牙侧线所切割出的距离均相等时, 此直线即为中径线。但是由于在加工、边缘和角点检测等阶段存在不同程度的误差, 导致不存在理想意义下的螺纹中径线。

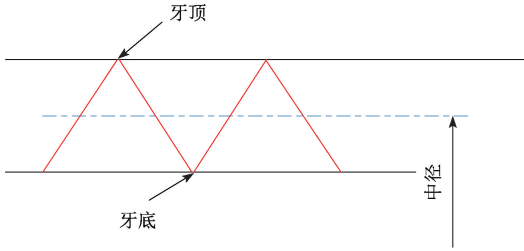


图 3 中径示意图

Fig. 3 Schematic diagram of pitch diameter

在计算中径时, 可将螺纹图像旋转至相对水平位置, 根据螺纹波峰波谷坐标拟合出每条牙型线。将斜率大于零的牙型线记为 $y=a_i x+b_i$, 斜率 <0 的牙型线记为 $y=c_i x+d_i$ 。假设中径线为 $y=kx+b$, 中径线依次与各个牙型线存在交点, 交点横坐标标记为 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$, 相邻每对牙型上沟槽和凸起宽度的平均差为 ε , 则:

$$\varepsilon = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sqrt{k^2 + 1} \left| \sqrt{\left(\frac{b-b_i}{a_i-k} - \frac{b-d_i}{c_i-k}\right)^2} - \sqrt{\left(\frac{b-d_i}{c_i-k} - \frac{b-b_{i+1}}{a_{i+1}-k}\right)^2} \right| \quad (1)$$

$$f(k, b) = \sum_{i=1}^n abs \left(\sqrt{k^2 + 1} \left| \sqrt{\left(\frac{b-b_i}{a_i-k} - \frac{b-d_i}{c_i-k}\right)^2} - \sqrt{\left(\frac{b-d_i}{c_i-k} - \frac{b-b_{i+1}}{a_{i+1}-k}\right)^2} \right| - \varepsilon \right) \quad (2)$$

式中: $f(k, b)$ 是每对牙型上沟槽和凸起宽度误差与 ε 差的绝对值和, 当取最小值时对应的 k, b 即为待求中径线的斜率和截距; a_i 与 b_i 分别为斜率 >0 的牙型线的斜率和截距; c_i 和 d_i 分别为斜率 <0 的牙型线的斜率和截距; n 为待求牙型上沟槽和凸起的对数。理论上被检测的牙型角均是完整的, 但在实际操作中, 螺纹开始加工和结束加工的时刻均是随机的, 所以被检测螺纹钢丝头在开始或者结束时刻有可能出现半个丝头的情况。在本文设计中, 中径检测算法要求螺纹钢丝头上沟槽与凸起是成对出现, n 的取值如下:

$$n = \begin{cases} \frac{N-1}{2}, & N\%2 = 1 \\ \frac{N}{2} - 1, & N\%2 = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: N 为中径线与牙型线的交点总个数。

在求解函数 $f(k, b)$ 过程中, 常规解决方案是通过构

建偏导数方程组, 再利用牛顿迭代法、雅克比迭代法和高斯赛德尔迭代等方法求解未知参数 k, b 。此类方法要通过求解适应度函数的偏导数, 计算量较大。近年来, 元启发式优化算法由于其简单、高效, 在求解非线性方程解决工程优化问题上得到了广泛研究。因此, 本文采用改进的哈里斯鹰算法进行求解。

2 哈里斯鹰优化算法

哈里斯鹰优化算法是 Heidari 等^[16] 在 2019 年提出的新型群体智能优化算法。该算法通过模拟北美哈里斯鹰的捕猎过程, 从而揭示出多种追逐模式, 主要分为搜索猎物阶段、转换阶段和开发围捕阶段。整个算法寻优能力突出, 结构灵活, 且具有调节参数少的特点。

2.1 搜索猎物阶段

哈里斯鹰在某些位置随机栖息, 根据以下两种策略等待发现猎物。

$$\begin{aligned} X_{(t+1)} &= X_{rand(t)} - r_1 |X_{rand(t)} - 2r_2 X_{(t)}|, q \geq 0.5 \\ X_{(t+1)} &= |X_{rabbit(t)} - X_{m(t)}| - r_3 [lb + r_4(ub - lb)], q < 0.5 \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $X_{(t)}$ 和 $X_{(t+1)}$ 分别表示当前和下一次迭代的个体位置, q 是随机选用要采用的策略, X_{rand} 是随机选出的个体位置, $X_{m(t)}$ 如式(5)所示是个体平均位置, X_{rabbit} 是猎物位置, 剩余参数 r_1, r_2, r_3, r_4 均是 $[0, 1]$ 的随机数。

$$X_{m(t)} = \frac{\sum_{k=1}^n X_{k(t)}}{M} \quad (5)$$

式中: $X_{k(t)}$ 表示第 t 次迭代时的第 k 个个体位置; M 是鹰的总个数, $X_{m(t)}$ 是 M 只鹰的平均位置。

2.2 转换阶段

在 HHO 算法中, 根据 Rabbit 逃逸能量 E 的动态变化, 来选择围捕阶段以及动态选择不同的追捕策略, 逃逸能量的定义如下:

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (6)$$

式中: E_0 为猎物在 $[-1, 1]$ 的一个初始能量; t 是当前循环迭代次数; T 是总迭代次数。当 $|E| \geq 1$ 时, 鹰群进入搜索阶段, 以搜索猎物的位置, 若 $|E| < 1$ 则进入开发阶段以寻找最优解。

2.3 开发围捕阶段

猎物总是尝试逃脱危险, 哈里斯鹰根据逃逸能量 E 的取值范围来采取 4 种不同的包围方案。

1) 软包围策略

当 $r \geq 0.5$, 且 $0.5 \leq |E| < 1$ 时, 采取软包围策略, 此时兔子仍然有足够的能量, 尝试通过一些随机的误导性动作跳跃逃脱。在此阶段哈里斯鹰轻柔的包围兔子, 使兔子更加疲惫, 然后进行突击突袭。

$$X_{(t+1)} = \Delta X_{(t)} - E | JX_{rabbit(t)} - X_{(t)} | \quad (7)$$

式中: r 为 $[0, 1]$ 的随机数; $\Delta X_{(t)} = X_{Rabbit(t)} - X_{(t)}$; J 为 $[0, 2]$ 之间的随机数。

2) 硬包围策略

当 $r \geq 0.5$, 且 $|E| < 0.5$ 时, 采取硬包围策略。此时兔子的逃逸能量低, 哈里斯鹰强硬的包围兔子。

$$X_{(t+1)} = X_{Rabbit(t)} - E | \Delta X_{(t)} | \quad (8)$$

3) 快速俯冲式软包围策略

当 $r < 0.5$, 且 $0.5 \leq |E| < 1$ 时, 采取快速俯冲式软包围策略。此时兔子仍然有足够的能量, 在突袭之前先构建软包围, 并伴随快速俯冲。此阶段, 采用 LF 概念来模拟猎物在逃跑阶段的欺骗性行为。

$$X_{(t+1)} = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X_{(t)}) \\ Z, & f(Z) < f(X_{(t)}) \end{cases} \quad (9)$$

$$Y = X_{Rabbit(t)} - E | JX_{Rabbit} - X_{(t)} | \quad (10)$$

$$Z = Y + S \cdot LF(2) \quad (11)$$

式中: $f(\cdot)$ 是适应度函数; S 是二维随机变量, LF 是莱维飞行的数学表达式。

4) 快速俯冲式硬包围策略

当 $r < 0.5$, 且 $|E| < 0.5$ 时, 采取快速俯冲式硬包围策略。此时兔子没有足够的能量, 在突袭之前先构建硬包围, 并伴随快速俯冲。

$$X_{(t+1)} = \begin{cases} Y, & f(Y) < f(X_{(t)}) \\ Z, & f(Z) < f(X_{(t)}) \end{cases} \quad (12)$$

$$Y = X_{Rabbit(t)} - E | JX_{Rabbit} - X_{m(t)} | \quad (13)$$

3 改进的哈里斯鹰优化算法

3.1 基于对数螺旋的动态更新机制

鲸鱼优化^[17](WOA)算法是一种模仿座头鲸捕猎策略的元启发式算法, 在气泡网攻击阶段采用螺旋式运动向目标猎物逼近, 主要是在座头鲸与猎物的位置建立一个螺旋方程, 模拟座头鲸的螺旋形运动。正是由于螺旋式更新机制的影响, WOA 算法才具有很快的收敛速度, 因而在收敛性要求较高的工程问题中得到了广泛应用。螺旋式更新示意图如图 4 所示。

受此思想启发, 本文在哈里斯鹰优化算法搜索猎物阶段引入螺旋式方程对哈里斯鹰的位置进行更新, 加速原算法初期的搜索性能。随着迭代次数的增加, 逐渐强化 Rabbit 的全局影响力, 加速其他哈里斯鹰向 Rabbit 的移动速度, 提升算法收敛性能。引入的哈里斯鹰螺旋式位置更新方程如下:

$$X_{(t+1)} = |X_{Rabbit} - X_{(t)}| \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + (1 - \frac{t^3}{T^3}) X_{Rabbit} \quad (14)$$

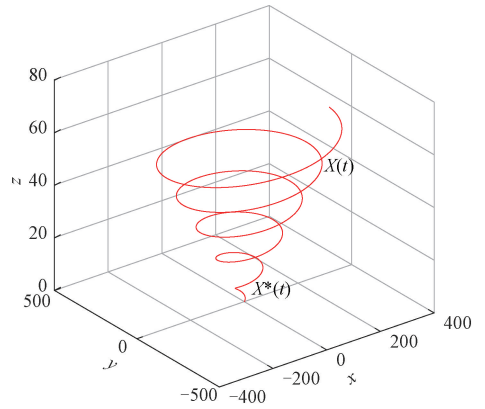


图 4 螺旋式更新示意图

Fig. 4 Schematic diagram of spiral update

式中: b 为对数螺旋形状常数, 本文取 1; l 为 $[-1, 1]$ 上的随机数。

3.2 非线性能量递减策略

哈里斯鹰优化算法的全局搜索和局部开发能力主要取决于 Rabbit 逃逸能量 E ^[18], 因此 E 的取值对于寻找模型最优解十分重要。较大的逃逸能量能够提供较强的全局搜索能力, 避免陷入局部最优, 而较小的逃逸能量能够确保算法较强的局部开发能力, 加强算法收敛性能。但是传统的 HHO 算法中, 逃逸能量 E 是随着迭代次数而线性递减, 这种算法应用在中径适应度函数中, 无法体现实际的优化搜索过程, 使得局部开发能力相对较弱, 模型收敛较慢。因此本文引入如式 (15) 所示的非线性能量递减策略。

$$W = \sigma (1 - |1 - e^{-45(\frac{t}{T})^3}|) \quad (15)$$

式中: σ 为非线性能量递减系数, 经过多次实验测试本文取 $\sigma = 0.4$ 效果较为理想。此时逃逸能量的定义为:

$$E = 2E_0 W \quad (16)$$

图 5 所示为本文优化的非线性能量递减因子与传统 HHO 算法中线性能量递减因子随迭代次数而变化的对比情况。非线性能量递减策略使得在迭代初期, 逃逸能量维持在一个较大的值, 确保了前期具有较优的全局搜索能力。随着迭代次数的增加, 逃逸能量迅速衰减并维持在一个较小值范围内, 更好地确保了算法后期局部开发性能, 进一步提升了算法的寻优精度。

3.3 改进算法的伪代码

将上述螺旋式更新机制和非线性能量递减策略相融合提出一种改进的哈里斯鹰优化 (SHHO) 算法, 以增强 HHO 算法的收敛性能与寻优精度, 具体执行的伪代码如下:

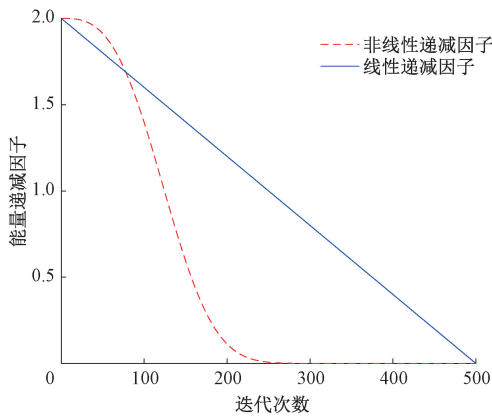


图 5 能量递减因子递减变化的曲线

Fig. 5 The curve of the decreasing change of the energy decreasing factor

算法:改进的哈里斯鹰优化算法

输入:种群规模 N 、最大迭代次数 T 、函数维度、中径目标函数

输出:Rabbit_Location

步骤:

- 1) begin, 在边界 $[lb, ub]$ 中初始化种群, 设置迭代次数 $t=0$
- 2) While $t < T$ (终止条件不满足) do
- 3) 计算鹰的适应度值 $\{f_{obj}(X_i), i=1, 2, \dots, N\}$, 找到种群中符合约束条件的个体位置作为 Rabbit_Location
- 4) 根据螺旋式位置更新式 (14) 再次计算个体适应度并更新 Rabbit_Location
- 5) 根据非线性能量递减策略式 (16) 更新逃逸能量 E
- 6) if $(|E| \geq 1)$ then
- 7) 根据式 (4) 更新哈里斯鹰位置
- 8) else if $(|E| < 1)$ then
- 9) if $(r \geq 0.5 \& |E| \geq 0.5)$ then
- 10) 根据式 (7) 更新位置
- 11) else if $(r \geq 0.5 \& |E| < 0.5)$ then
- 12) 根据式 (8) 更新位置;
- 13) else if $(r < 0.5 \& |E| \geq 0.5)$ then
- 14) 根据式 (9) 更新位置
- 15) else if $(r < 0.5 \& |E| < 0.5)$ then
- 16) 根据式 (12) 更新位置
- 17) end if
- 17) $t=t+1$
- 18) end while
- 19) Return: 全局最优解 Rabbit_Location

4 仿真与分析

本文仿真实验基于 Windows10 (64 bit) 操作系统, Inter Core™ i7-6300HQ CPU、2.6 GHz 主频以及 16 GB 内存, 所涉及到的所有算法仿真测试均是在 MATLAB2015b 环境下进行。

4.1 收敛性能分析

为便于对比分析本文 SHHO 算法求解螺纹钢丝头中径适应度函数模型的应用效果, 本文选取文献 [16] 提出的原始 HHO 算法、文献 [19] 基于黄金正弦改进的哈里斯鹰优化算法 (HJ-HHO)、文献 [20] 提到的基于正弦余弦优化算法改进的哈里斯鹰优化算法 (SCA-HHO) 进行对比实验。实验设置迭代次数均为 500 次, 算法种群规模均为 50。

图 6 所示了在求解中径适应度函数时, 随着迭代次数的不断增加, 上述 4 种不同算法找到的适应度值。由图 6 可知, HHO 算法、SHHO 算法、HJ-HHO 算法和 SCA-HHO 算法分别在迭代至 230 轮、25 轮、50 轮和 170 轮左右时适应度值趋于稳定, 而且 SHHO 算法的适应度值最低。可见在相同实验环境中 SHHO 算法在求解中径适应度函数时收敛性最好。

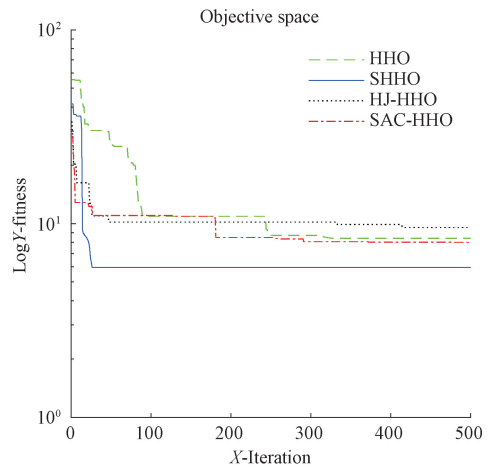


图 6 适应度值与迭代次数的关系

Fig. 6 The relationship between fitness value and number of iterations

4.2 测量精度分析

为验证本算法求解螺纹钢丝头中径的精度, 将本算法与传统三针测量法 [21] 以及上述 4 种算法求解出的中径值进行对比。测量对象设定为一根 M18×2.5 规格的螺纹钢丝头, 其理论中径值为 16.249 0 mm。《钢筋机械连接技术规程》规定, 被测螺纹钢丝头外螺纹应满足 6f 级的精度要求。GB/T 197-2003《普通螺纹公差》显示, 当基本大径为 18 mm、螺距为 2.5 mm、公差等级为 6 时, 外螺纹中径公差值为 170 μm; 螺距为 2.5 mm、公差带为 f 时, 外螺纹基本偏差为 $-58 \mu\text{m}$ 。GB/T 15756-2008《普通螺纹极限尺寸》也指出, 公称直径为 18 mm、螺距为 2.5 mm、公差等级为 6 时, 外螺纹中径最大值 $d_{2\text{max}} = 16.318 \text{ mm}$ 、外螺纹中径最小值 $d_{2\text{min}} = 16.148 \text{ mm}$ 。为保证测量结果的准确性, 连续进行 10 次测量, 然后求取测

量的平均值。工业相机在获取图像时,根据切线投影测量法来降低螺旋面对螺纹牙型的遮盖问题,同时光源的强度以及螺纹的位置均保持不变,三针量针采用的是高精度的成量量针。中径的测量结果如表 1 所示。本文算法的中径测量结果可精确至 0.000 1 mm,中径均值为

16.243 4 mm、中径峰值为 16.258 6 mm、中径谷值为 16.234 9 mm,均满足 GB/T 197-2003 和 GB/T 15756-2008 中公差等级为 6 的中径极限尺寸范围要求。证明本算法的测量精度完全能够满足测量要求。

表 1 不同算法螺纹中径的测量结果

Table 1 Measurement results of pitch diameter of different algorithms

序号	三针 测量法/mm	HHO 算法/mm	HJ-HHO 算法/mm	SCA-HHO 算法/mm	本文 算法/mm
(1)	16.160 9	16.252 1	16.243 2	16.173 1	16.242 9
(2)	16.300 9	16.252 3	16.249 4	16.235 8	16.241 6
(3)	16.320 9	16.255 4	16.252 5	16.281 8	16.245 2
(4)	16.220 9	16.277 7	16.217 6	16.283 6	16.247 2
(5)	16.260 9	16.234 0	16.269 9	16.225 2	16.242 4
(6)	16.460 9	16.260 6	16.268 1	16.268 3	16.258 6
(7)	16.210 9	16.284 4	16.254 2	16.264 0	16.238 4
(8)	16.240 9	16.270 1	16.225 3	16.275 9	16.234 9
(9)	16.180 9	16.239 6	16.240 0	16.326 7	16.243 6
(10)	16.190 9	16.254 0	16.206 2	16.216 4	16.238 9

本文采用中径标准差来衡量每组测量数据的离散程度,用绝对均值误差来衡量测量的中径均值与理论中径

值之间的偏差。不同算法中径测量的数据分析结果如表 2 所示。

表 2 中径测量的数据分析结果

Table 2 Data analysis results of pitch diameter measurement

	三针 测量法	HHO 算法	HJ-HHO 算法	SCA-HHO 算法	本文 算法
中径均值/mm	16.254 9	16.258 0	16.242 6	16.255 1	16.243 4
中径标准差/mm	0.084 0	0.015 0	0.019 8	0.041 0	0.006 1
绝对均值误差/mm	0.005 9	0.009 0	0.006 4	0.006 1	0.005 6

对表 2 的数据对比后发现,本文提出的 SHHO 算法相比于三针测量法、HHO 算法、HJ-HHO 算法和 SCA-HHO 算法螺纹钢丝头中径测量标准差最小,比 HHO 算法降低了 59.33%,表明本算法的稳定性更高、可重复性更好。中径测量结果的绝对均值误差相比于三针测量法降低了 5.08%,比 HHO 算法、HJ-HHO 算法、SCA-HHO 算法分别降低 37.78%、12.50%、8.20%,表明本算法的测量精度更高。

5 结 论

针对螺纹钢丝头的中径测量问题,本文提出一种基于改进哈里斯鹰优化算法的螺纹钢丝头中径测量方法。该方法在精确提取出螺纹波峰波谷等信息后,重构了螺纹中径适应度函数。对哈里斯鹰算法引入螺旋式更新机制加速算法的收敛性,引入非线性能量递减策略来协调全局搜索与局部开发能力,进一步提升算法的寻优精度。仿真和测试实验表明,在求解螺纹中径适应度函数时,改进的哈里斯鹰优化算法收敛速度、稳定性和测量精度方

面均表现出明显优势,对螺纹钢丝头的中径测量具有很强的适用性。

参考文献

- [1] 杨力列,李正明,张鸿鹏. 钢筋滚轧直螺纹接头的质量控制[J]. 工程质量,2020,38(7):84-88.
YANG L L, LI ZH M, ZHANG H P. Quality control of steel bar rolling straight thread joint[J]. Engineering Quality,2020,38(7):84-88.
- [2] KOSAREVSKY S, LATYPOV V. Development of an algorithm to detect screw threads in planar point clouds[J]. Measurement Science Review, 2010, 10(4):136-141.
- [3] 周策策,李杏华. 基于机器视觉的螺纹参量测量系统[J]. 激光技术,2016,40(5):643-647.
ZHOU C C, LI X H. Thread parameter measurement system based on machine vision[J]. Laser Technology, 2016,40(5):643-647.
- [4] 陈盛,赵东标,陆永华,等. 基于二维轮廓点云的螺纹中径计算[J]. 光学精密工程,2015,23(6):1791-1799.

- CHEN SH, ZHAO D B, LU Y H, et al. Calculation of thread pitch diameter based on two-dimensional contour point cloud[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(6):1791-1799.
- [5] GADELMAWLA E S. Development of computer vision algorithms for measurement and inspection of external screw threads[J]. *Measurement*, 2017, 100:36-49.
- [6] 李奎,陈曼龙,王鹏,等. 基于虚拟三针法的螺纹中径测量方法[J]. *光学技术*, 2020, 46(5):545-550.
- LI K, CHEN M L, WANG P, et al. Measurement method of thread pitch diameter based on virtual three-needle method[J]. *Optical Technology*, 2020, 46(5):545-550.
- [7] 张昊,金冠,蒋毅,等. 基于 SVM 特征点分类的机器视觉外螺纹参数检测[J]. *传感器与微系统*, 2019, 38(4):121-124.
- ZHANG H, JIN G, JIANG Y, et al. External thread parameter detection of machine vision based on SVM feature point classification [J]. *Sensors and Microsystems*, 2019, 38(4):121-124.
- [8] 范剑英,刘力源,赵首博. 电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(3):14-22.
- FAN J Y, L L Y, ZHAO SH B. Research on surface burr detection technology of motor copper bar [J]. *Journal of Instrumentation*, 2019, 40(3):14-22.
- [9] 肖洁,黎敬涛. 广义形态差值滤波与 AN 降维在故障诊断中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(3):74-80.
- XIAO J, LI J T. Application of generalized morphological difference filtering and AN dimensionality reduction in fault diagnosis [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(3):74-80.
- [10] 刘松涛,殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. *自动化学报*, 2012, 38(6):911-922.
- LIU S T, YIN F L. Image segmentation method based on graph cut and its new development[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(6):911-922.
- [11] 刘涵,郭润元. 基于 X 射线图像和卷积神经网络的石油钢管焊缝缺陷检测与识别[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(4):247-256.
- LIU H, GUO R Y. Detection and recognition of weld defects of petroleum steel pipe based on X-ray image and convolutional neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(4):247-256.
- [12] 马睿. 基于图像的外螺纹参数综合检测方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2019.
- MA R. Research on comprehensive detection method of external thread parameters based on image [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [13] 包能胜,方海涛. 连续运动螺纹尺寸自适应机器视觉检测[J]. *计量学报*, 2020, 41(9):1062-1069.
- BAO N SH, FANG H T. Continuously moving thread size adaptive machine vision detection [J]. *Acta Metrology*, 2020, 41(9):1062-1069.
- [14] 李一鸣,涂建坤,项华中,等. 用 Canny 算子和二值化滤波的光纤几何参数测量[J]. *光学技术*, 2018, 44(5):513-518.
- LI Y M, TU J K, XIANG H ZH, et al. Optical fiber geometric parameter measurement using Canny operator and binarization filtering [J]. *Optics Technology*, 2018, 44(5):513-518.
- [15] 孙秋成,周亚洲,宁闯,等. 基于三次样条插值的亚像素边缘检测方法 [J]. *控制工程*, 2014, 21(2):290-293.
- SONG Q CH, ZHOU Y ZH, NING CH, et al. Sub-pixel edge detection method based on cubic spline interpolation [J]. *Control Engineering*, 2014, 21(2):290-293.
- [16] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris Hawks optimization: Algorithm and applications [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97:849-872.
- [17] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95:51-67.
- [18] 赵世杰,高雷阜,于冬梅,等. 融合能量周期性递减与牛顿局部增强的改进 HHO 算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(3):629-636.
- ZHAO SH J, GAO L F, YU D M, et al. Improved HHO algorithm combining periodic decrease of energy and local enhancement of Newton[J]. *Control and Decision*, 2021, 36(3):629-636.
- [19] 刘重阳. 基于智能优化算法的光伏电池参数辨识[D]. 秦皇岛:燕山大学, 2020.
- LIU CH Y. Parameter identification of photovoltaic cells based on intelligent optimization algorithm [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [20] FU W L, SHAO K X, TAN J W, et al. Fault diagnosis for rolling bearings based on composite multiscale fine-sorted dispersion entropy and SVM with hybrid mutation SCA-HHO algorithm optimization [J]. *IEEE Access*, 2020, 8:13086-13104.
- [21] 邵莉. 外螺纹中径三针法测量技术研究[J]. *计量与测试技术*, 2016, 43(12):37-38, 40.
- SHAO L. Research on three-needle method of measuring the middle diameter of external thread[J]. *Metrology and Testing Technology*, 2016, 43(12):37-38, 40.

作者简介



肖剑(通信作者),2008 年于兰州大学获得博士学位,现为长安大学副教授,主要研究方向为智能感知与计算、机器视觉与图像处理。

E-mail: xiaojian@chd.edu.cn

Xiao Jian (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Lanzhou University in 2008. Now he is an associate professor at Chang'an University. His main research interests include Intelligent perception and Computing,

machine vision and image processing.



张凯,2019 年于晋中学院获得学士学位,现为长安大学硕士研究生,主要研究方向为智能群体算法、机器视觉与图像处理。

E-mail: 1508098504@qq.com

Zhang Kai received his B. Sc. degree in

2019 from Jinzhong University. Now he is a M. Sc. candidate at Chang'an University. His main research interests include intelligent colony algorithm, machine vision and image processing.