

GH4169 晶粒尺寸类圆映射超声评价方法

兰金明^{1,3}, 陈昊^{1,2}, 李凌^{2,3}, 罗刚^{1,2}

(1. 南昌航空大学江西省图像处理与模式识别重点实验室, 南昌, 330063; 2. 南昌航空大学信息工程学院, 南昌, 330063; 3. 苏州中科先进技术研究院有限公司, 苏州, 215123)

摘要: GH4169 组织结构复杂, 使用单一超声参数难以对其进行准确评价, 而多超声参数评价方法在参数集难以合理选择的问题。利用类圆映射提出一种新的全参数超声评价方法, 将全部超声参数投影至二维圆内空间, 构建投影多边形并提取具有全局超声信息的二阶特征; 进而与晶粒尺寸进行高阶多项式拟合, 将评价问题转化为以拟合误差最小为目标、类圆映射参数为设计变量的优化问题; 最后利用狼群优化算法求解并获得最终的全参数超声评价模型。实验结果表明, 相比其他超声评价方法, 新方法具有精度高、鲁棒性好等特点。

关键词: GH4169; 晶粒尺寸; 类圆映射; 超声评价

中图分类号: TG115; TP18 **文献标志码:** A

Quasi-Circular Mapping Ultrasonic Evaluation Method for GH4169 Grain Size

LAN Jinming^{1,3}, CHEN Hao^{1,2}, LI Ling^{2,3}, LUO Gang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang Hangkong University, Nanchang, 330063, China; 2. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang, 330063, China; 3. Suzhou Zhongke Advanced Technology Research Institute Co. Ltd, Suzhou, 215123, China)

Abstract: The structure of GH4169 is so complex that it is difficult to be evaluated accurately with a single ultrasonic parameter. However, the multi-parameter ultrasonic evaluation (MUE) method has a problem in selecting a reasonable parameter set. Therefore, a new full-parameter ultrasonic evaluation method is proposed to introduce quasi-circular mapping into evaluation. All ultrasonic parameters are projected into the space of a two-dimensional circle. A projection polygon is constructed, and the second-order features with global ultrasonic information are extracted. Then the high-order polynomial fitting is carried out with the grain size, and the evaluation problem is transformed into an optimization problem with minimum fitting error and quasi-circular mapping parameters as design variables. Finally, the grey wolf optimization is used to solve and obtain the final all-parameter ultrasonic evaluation model. The experimental results show that compared with other ultrasonic evaluation methods, the new method has the characteristics of high accuracy and good robustness.

Key words: GH4169; grain size; quasi-circular mapping; ultrasonic evaluation

基金项目: 国家自然科学基金(61961030, 61866025, 61866026)资助项目; 无损检测技术教育部重点实验室开放基金(EW201708505)资助项目; 江西省自然科学基金(20181BAB202025)资助项目; 江西省优势科技创新团队计划(2018BCB24008)资助项目; 南昌航空大学研究生创新专项资金(YC2019023)资助项目。

收稿日期: 2019-12-13; **修订日期:** 2020-03-14

引 言

镍基高温合金 GH4169 具有良好的高温强度和抗氧化腐蚀性能,被广泛应用于航空发动机的涡轮盘、机匣等重要热端零部件^[1],然而在制造和服役过程中不可避免地出现磨损、疲劳裂纹等损伤失效情况,因其机械性能受晶粒尺寸的影响显著,故对其构件进行晶粒尺寸检测是重要的质量控制环节^[2]。GH4169 组织结构复杂,这对检测方法提出了更高要求。晶粒尺寸对于衰减系数、背散射系数及相对非线性系数等多个超声特征参数均存在不同程度的影响^[3],超声检测方法具有准确评价 GH4169 晶粒尺寸的潜力。

声速、衰减系数等传统单参数评价方法已被证明无法有效评价镍基高温合金的组织结构,有研究通过提取新的超声特征参数来降低评价误差。宋永锋等^[4]考虑背散射信号中的噪声对评价准确性的影响,引入经验模态分解滤除背散射信号中的噪声信号,获得灵敏度高的特征信号,以此建立晶粒尺寸的评价模型。Li 等^[5]对一次、二次底波分别进行频谱分析,计算对晶粒尺寸变化敏感的能量衰减系数频段,并将其与 SVR 结合对晶粒尺寸进行表征。雷洋等^[6]利用晶粒尺寸与超声声速和衰减系数的关系,对 2219 铝合金铸锭的晶粒尺寸进行了无损评估。

材料组织结构的变化会导致多种超声特征参数的同时改变,利用两个及以上的超声特征参数对晶粒尺寸进行协同评价更具先进性。李雄兵等^[7]借助一次、二次底波相对于表面波的衰减特性,推算出融合了声速和衰减系数的新特征量超声衰减速率,并利用透射系数和反射系数对其进行修正。殷安民等^[8]提出能量衰减特性分析法,结合超声波频率与衰减率,有效地提高了平均晶粒尺寸的计算精度。董金龙等^[9]依据相关性原则对超声参数进行筛选降维,将得到的单维特征参数与晶粒尺寸进行拟合构建出准确性较高的多参数超声评价(Multi-parameter ultrasonic evaluation, MUE)模型。

对晶粒尺寸进行多参数评价时参数集的选择是关键环节之一,利用相关性原则的选取方法易出现所选特征维数高、关键信息丢失等问题,亟需构建能够利用全部特征信息、更具推广性的晶粒尺寸超声评价方法。类圆映射方法^[10]能够有效处理高维特征空间的数据,可将数据从高维空间映射至低维圆内空间,且可通过改变径向半径、锚点位置等设定获得不同的映射方案,这为利用全部特征参数提取新的二阶特征量提供了新的技术手段。

本文以使用全部超声特征参数提高 GH4169 晶粒尺寸超声评价的准确性与鲁棒性为目标,利用类圆映射方法将全参数投影至二维圆内空间,构建投影多边形并提取具有全局超声信息的新特征;进而与晶粒尺寸进行高阶多项式拟合,将评价问题转化为以拟合误差最小目标、类圆映射参数为设计变量的优化问题;最后利用狼群优化算法求解获得最终的全参数超声评价模型。

1 晶粒尺寸及超声特征参数提取

对 32 件经过不同锻造温度、变形量处理的 GH4169 进行金相试验,在金相显微镜下观察到的组织形貌如图 1 所示。在不同锻造温度、变形量下试样的晶粒直径均发生了变化:在 1 020 °C 以下时,试样随着温度的升高, δ 相逐渐溶解,晶粒直径开始增大,但仍呈现等轴晶形貌;在 1 020 °C 以上时, δ 相全溶,晶粒直径的增长速率随着温度的升高加快。

使用 ImageJ 软件对 GH4169 试样进行晶界提取并测量晶粒面积 S ,由公式 $D = 2\sqrt{S/\pi}$ 计算平均晶粒直径 \bar{D} ,并将其以变量的形式表示为 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$,其中 N 表示试样个数。

超声信号的采集使用 Olympus5077PR 超声脉冲收发器和 10 MHz 的 A112S 10/0.25 单晶接触式直探头组合构成,超声 A 波信号的采集使用的是 Picoscope3027 采集卡,将探头调整至与试样保持垂直,对试样使用多次脉冲反射法进行超声特征参数的提取。本次试验提取:声速(平均值 \bar{v} 、标准差 \tilde{v} 、偏差 \hat{v})、

衰减系数(平均值 $\bar{\alpha}$ 、标准差 $\tilde{\alpha}$ 、偏差 $\hat{\alpha}$)、相对非线性系数(平均值 $\bar{\beta}$ 、标准差 $\tilde{\beta}$ 、偏差 $\hat{\beta}$)、一次底面回波频率峰值和二次底波回波频率峰值(P_{F1} , P_{F2})、底波频移 P , 并将它们以变量的形式表示为 $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$, 其中 N 为试样个数, $X_i = (\bar{v}_i, \tilde{v}_i, \dots, P_i) = (x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^M)$, 其中 $M=12$ 为超声特征维数。

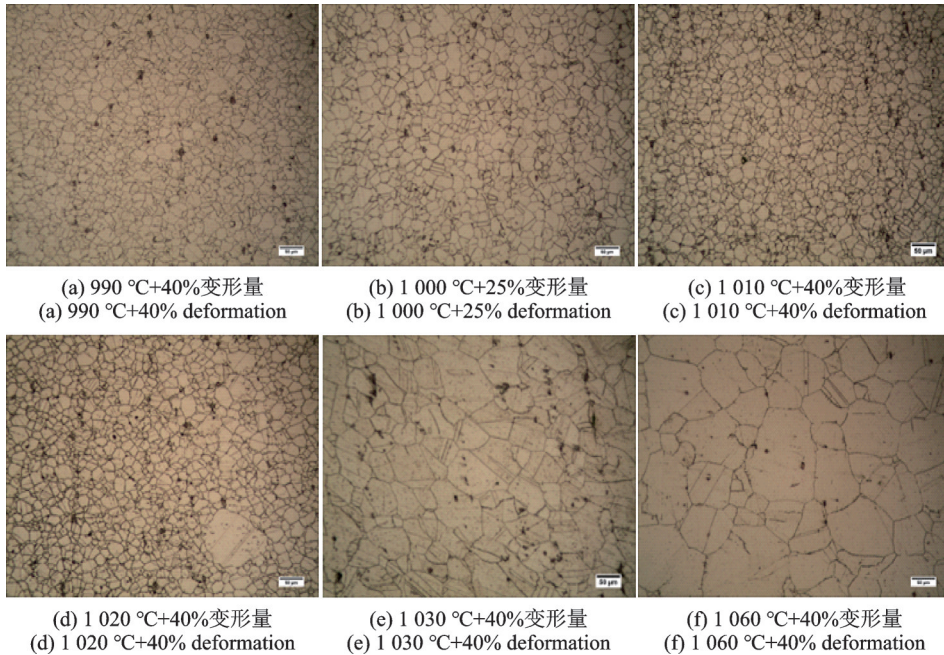


图1 GH4169 高温合金不同锻造温度、锻造变形量下的金相组织形貌

Fig.1 Microstructure of GH4169 superalloy under different forging temperature and forging deformation

2 相关研究

2.1 单参数超声评价及 MUE 方法

单参数超声评价方法,首先是对试样进行晶粒尺寸、超声特征参数提取,然后利用相关性原则从超声特征参数中选择与晶粒尺寸强相关的单一特征,最后利用拟合函数 $Y=f(x)$ 对被测材料的晶粒尺寸进行表征。如图 2 所示为评价模型的具体构建过程,相关性原则选取的单一超声特征 $x_s \in X$ 。该评价方法只能表征部分材料的晶粒尺寸,无法准确表征微观结构复杂的高温合金晶粒尺寸。

MUE 方法是在单参数超声评价方法的基础上,利用两个及以上超声特征参数对晶粒尺寸进行协同评价。如图 2 所示为评价模型的具体构建过程,相关性原则选取超声特征 $x_s \subseteq X$, 然后利用映射函数 $x' = f_m(x_s)$ 得到的单维新特征。该方法在超声特征的选择及提取过程中,会出现无法准确选取有效特征的问题,从而导致评价方法失效,影响晶粒尺寸的表征结果。

2.2 类圆映射方法

类圆映射方法可以将高维数据映射至低维圆内空间。首先对高维数据排序及归一化处理,其次设定夹角权重标定维度锚点,最后设定距离权重将数据投影至圆内空间并依次连接投影点构成多边形,通过计算多变形的几何中心确定映射点的位置。其具体映射过程如下:

步骤 1 数据预处理 对高维数据 Q 进行归一化处理,得到 $Q^* = (q_1, q_2, \dots, q_d, \dots, q_D)$, q_d 为 Q^* 在第

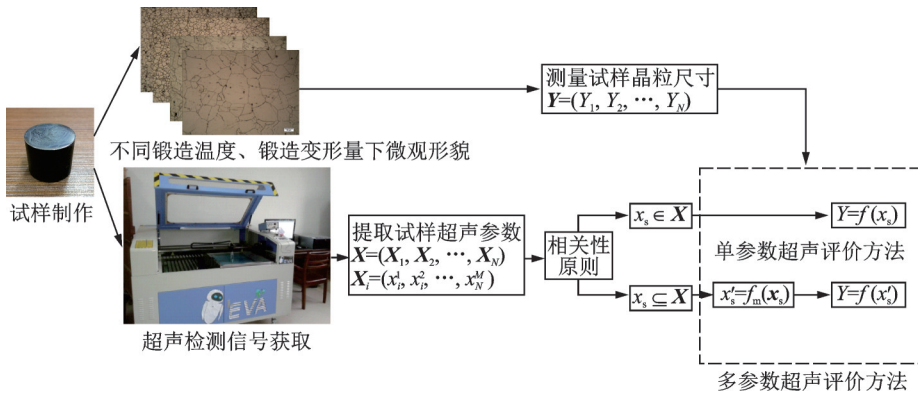


图2 单参数超声评价方法及MUE方法的模型构建

Fig.2 Model construction of single-parameter ultrasonic evaluation and MUE methods

d 维的数值, $d = 1, 2, \dots, D$ 。

步骤2 类圆空间构建 在二维直角坐标系中以原点 O 为圆心, 作一个单位圆空间, 如图3所示。将 Q^* 的维度锚点依次均匀分布在圆弧 C 上, 其维度锚点的坐标表示为

$$E_d = (E_{dx}, E_{dy}) = (\cos\alpha_d, \sin\alpha_d) \quad (1)$$

式中: E_{dx}, E_{dy} 为维度锚点 E_d 的横坐标和纵坐标; $\alpha_d = \frac{2\pi}{M}(d-1)$ 为维度锚点与直角坐标系水平轴的夹角。

步骤3 投影点位置 将 Q^* 依次投影至类圆空间形成 D 个投影点, 如图3所示。任意投影点 I_d^* 均在类圆空间圆心 O 与维度锚点 E_d 的连线上, 投影点 I_d^* 到圆心 O 的距离 $D(I_d^*)$, 其计算公式如下

$$D(I_d^*) = q_d r_d \quad (2)$$

式中: r_d 为 q_d 在对应连线上的权重, 即距离权重, $0 \leq r_d \leq 1$ 。

步骤4 多边形几何中心 依次连接投影点 I_d^* , 得到一个涵盖高维数据全局信息的多边形 $I_1^* I_2^* \dots I_D^*$, 如图3所示。该多边形与 Q^* 形成一一对应关系, 其几何中心即为高维数据投影至二维空间形成的映射点, 具体计算公式为

$$P = (P_x, P_y) = \left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D D(I_i^*) \cos\alpha_i, \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D D(I_i^*) \sin\alpha_i \right) \quad (3)$$

式中 P_x 和 P_y 为几何中心 P 的横、纵坐标。

类圆映射提供一种在低维空间表达高维数据的新方法, 即将高维数据映射至类圆空间, 构建多边形以此确定映射点的位置。考虑映射过程中高维数据的全局信息被有效保留, 利用该思想对全部超声特征进行二次提取, 获得具有全局超声信息的二阶特征量。

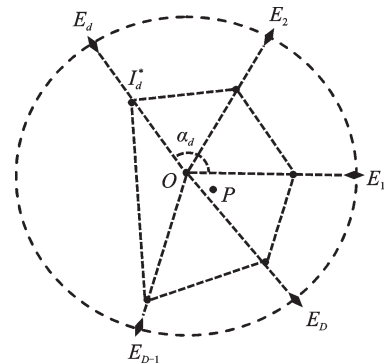


图3 类圆空间 C 、投影点 I_d^* 和几何中心 P

Fig.3 Quasi-circular space C , projection point I_d^* and geometric center P

3 类圆映射超声评价方法

使用类圆映射方法同时将全部超声特征参数投影至二维圆内空间构建投影多边形, 提取全局超声信息的二阶特征量投影多边形的面积、周长, 并与晶粒尺寸进行多项式拟合; 以拟合误差最小为优化目标, 考虑二阶特征量与超声参数投影的顺序、夹角和半径有着强相关性, 因此将它们作为类圆映射参数(设计变量), 利用狼群优化算法^[11]寻找最佳的设计变量、拟合参数, 最终确定类圆映射超声评价(Quasi-

circular mapping ultrasonic evaluation, QCMUE)模型。

3.1 基于类圆映射的二阶超声特征提取方法

在类圆空间中不同超声特征参数的投影位置有所不同,其中超声特征参数的投影顺序、半径及夹角将影响二阶特征量的大小。第*i*个试样的 $X=(X_1, X_2, \dots, X_N)$ 投影至类圆空间提取二阶特征量过程如下:

步骤1 类圆映射参数设定 $X_i=(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^M)$ 投影至类圆空间前先对其进行排序,将排序以行的形式记入顺序 $L_i=(1, 2, \dots, j, \dots, M)$;然后依照排序,圆弧上在相应维度锚点到圆心的连线上设定对应投影点在此的距离权重,将设定的权重结果记入半径 $R_a=(r_1, r_2, \dots, r_M)$,同时设定夹角权重并计算出对应的投影夹角记入夹角 $A_n=(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M)$ 。

步骤2 数据预处理 $X_i=(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^M)$ 依照顺序 L_i 更新为 $X_i=(x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^j, \dots, x_i^M)$,对 X_i 进行归一化处理得到 $X_i^*=(b_1, b_2, \dots, b_M)$ 。

步骤3 类圆空间构建 在二维直角坐标系中以原点*O*为圆心,作半径为 r_j 的单位圆空间,如图4所示。将 X_i^* 的维度锚点依次分布在圆弧*C*上,其维度锚点的坐标表示为

$$E_j=(E_{jx}, E_{jy})=(r_j \cos \alpha_j, r_j \sin \alpha_j) \tag{4}$$

式中: E_{jx} 为维度锚点 E_j 的横坐标, E_{jy} 为维度锚点 E_j 的纵坐标, $\alpha_j=\begin{cases} 0 & j=1 \\ \sum_{i=1}^{j-1} \theta_i & 2 \leq j \leq M \end{cases}$ 为维度锚点与直角坐标系水平轴的夹角。

步骤4 投影点位置 依照类圆映射方法,将 X_i^* 依次投影至类圆空间形成投影点 I_j^* ,投影点 I_j^* 到圆心*O*的距离为 $D(I_j^*)$,具体计算公式如下

$$D(I_j^*)=b_j r_j \tag{5}$$

式中: $0 \leq r_j \leq R, j=1, 2, \dots, M$ 。

投影点 I_j^* 的坐标表示为

$$I_j^*=(I_{jx}^*, I_{jy}^*)=(D(I_j^*) \cos \alpha_j, D(I_j^*) \sin \alpha_j) \tag{6}$$

式中: I_{jx}^* 为投影点 I_j^* 的横坐标, I_{jy}^* 为投影点 I_j^* 的纵坐标。

步骤5 二阶超声特征提取 依次连接投影点构成多边形 $I_1^* I_2^* \dots I_M^*$,该多边形与超声特征参数形成一一对应关系。多边形面积、周长为涵盖了全局超声信息的二阶特征量。如图4所示,多边形均为不规则,采取分割法将多边形分解为三角形 $\triangle I_1^* O I_2^*, \dots, \triangle I_M^* O I_1^*$,这*M*个三角形的面积和即为多边形 $I_1^* I_2^* \dots I_M^*$ 的面积*S*,而通过计算相邻投影点之间的距离并相加求和即为多边形周长*L*,其计算公式为

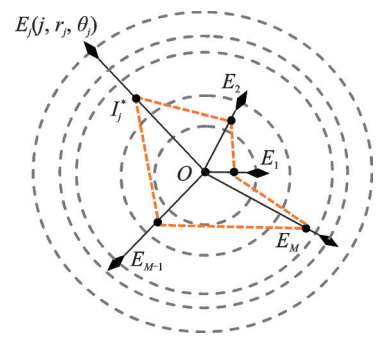


图4 投影多边形 $I_1^* I_2^* \dots I_M^*$

Fig.4 Projected polygon $I_1^* I_2^* \dots I_M^*$

$$L = \sum_{j=1}^{M-1} l_{j(j+1)} + l_{M1} = \sum_{j=1}^{M-1} \sqrt{(I_{(j+1)x}^* - I_{jx}^*)^2 + (I_{(j+1)y}^* - I_{jy}^*)^2} + \sqrt{(I_{Mx}^* - I_{1x}^*)^2 + (I_{My}^* - I_{1y}^*)^2} \tag{7}$$

$$S = \sum_{j=1}^{M-1} S_{\triangle I_j^* O I_{j+1}^*} + S_{\triangle I_M^* O I_1^*} \tag{8}$$

式中: L 为多边形的周长; S 为多边形的面积; $j=1, \dots, M$ 。

3.2 面向晶粒尺寸的高阶多项式拟合模型

利用多项式回归逼近最优解的思想,构建二元高阶多项式拟合模型,拟合二阶特征量*L, S*与晶粒

尺寸 Y 之间的关系。此拟合模型如下

$$Y^* = f_{\text{QCMUE}}(L, S) = \lambda_0 + \sum_{k=1}^n \sum_{r=0}^k \lambda_{kr} L^{k-r} S^r \quad (9)$$

式中: Y^* 为拟合得到的晶粒尺寸; λ_0, λ_{kr} 为待定的拟合模型参数; n 为拟合模型的最高阶数。

3.3 全参数超声评价模型待定参数求解方法

模型的输入变量为二阶特征量周长 L 、面积 S , 输出变量为拟合的晶粒尺寸 Y^* 。为了获取最佳的类圆映射参数、拟合模型参数, 与文献[9, 12]相同, 本文以 Y 与 Y^* 之间的拟合误差为优化目标。优化目标的大小决定了评价模型的精度, 只要让优化目标最小化, 即可确定两组最佳参数。拟合误差的计算式为

$$\overline{\text{err}} = \frac{\sum_{n=1}^N |Y - Y^*|}{N} \quad (10)$$

式中: $\overline{\text{err}}$ 为平均绝对误差, N 为超声特征参数所包含的试样数, Y 为实际测量的晶粒尺寸, Y^* 为模型拟合的晶粒尺寸。

对优化目标进行全局寻优, 确定 2 组最佳参数。优化目标问题式为

$$\begin{cases} \text{Find } \lambda = (\lambda_0, \lambda_{kr}); \zeta = (L_i, R_a, A_n) \\ \min \quad \overline{\text{err}} \end{cases} \quad (11)$$

式中: λ, ζ 分别为拟合模型参数和类圆映射参数。

待定参数求解的具体步骤如下:

步骤 1 确定超声特征参数 X 、晶粒尺寸 Y , 设定顺序 L_i 、半径 R_a 、夹角 A_n , 依照 L_i 更新 X , 再对 X 进行归一化处理得到 X^* 。

步骤 2 将 X^* 投影至以 O 为圆心、半径为 R 的单位圆空间, 根据 R_a, A_n 确定维度锚点、投影点。依次连接投影点得到多边形并提取二阶特征量 L, S 。利用式(9)将 L, S 与 Y 进行多项式拟合, 得到拟合模型参数 λ , 然后利用式(10)计算拟合误差 $\overline{\text{err}}$ 。

步骤 3 判断当前 $\overline{\text{err}}$ 是否符合要求: 是, 则输出类圆映射参数、拟合模型参数; 否, 则返回步骤 1。

3.4 QCMUE 方法流程

结合上述的模型构建可见, 类圆映射方法对全部超声特征参数进行二阶特征量提取的有效性。针对二阶特征量与晶粒尺寸建立评价模型过程中, 以拟合误差最小为目标的优化问题, 利用狼群优化算法求解优化问题。

狼群优化算法^[11]是根据灰狼的狩猎过程提出的。灰狼是一种等级制度森严的犬科动物, 等级从高到低依次分为 α 狼、 β 狼、 δ 狼和 ω 狼。狼群优化算法在寻优过程中随机创建灰狼种群(候选解), α 狼、 β 狼、 δ 狼对猎物进行全局搜索, 通过多次迭代后确定猎物的位置(全局最优解), 其余狼以此为目标逼近猎物位置将其包围, 最终捕获猎物。

QCMUE 方法其具体算法流程如下:

步骤 1 对超声特征参数 X 进行排序, 结果记入顺序 L_i ; 依照排序在维度锚点到圆心的距离设定相应的距离权重, 结果记入半径 R_a ; 设定夹角权重并得出相应的投影夹角, 记入夹角 A_n 。

步骤 2 依照 L_i 更新 X , 对 X 进行归一化处理转变成 X^* 。在二维直角坐标系中以原点 O 为圆心、半径为 R 构建单位圆空间, 将 X^* 以相应的夹角依次投影至类圆空间形成维度锚点 E 和投影点 I^* 。

步骤 3 依次连接 I^* , 得到一个由微观组织结构全局信息所确定的多边形, 提取二阶特征量周长 L 、面积 S 。

步骤4 将 L, S 与 Y 建立评价模型, 引入拟合模型 f_{QCMUE} (式(9))进行分析处理, 得到拟合后的晶粒尺寸 Y^* 。

步骤5 设计一个优化目标(式(10)), 确定一个优化目标问题(式(11)), 从而将评价模型的构建转为求解优化问题。

步骤6 使用狼群优化算法对变量空间进行寻优, 寻找最佳的类圆映射参数 ζ 和拟合模型参数 λ , 解决优化问题, 从而确定拟合模型 f_{QCMUE} 。

4 实 验

本章的试验材料选用镍基高温合金 GH4169, 前期对该材料进行了金相制样及超声检测, 并选取了 32 组试验样本, 其中 30 组试验样本用于样本集内的建模实验, 剩余 2 组试验样本用于样本集外的测试实验。测试样本实际晶粒尺寸平均值 $T_1=12.809 \mu\text{m}$, $T_2=35.276 \mu\text{m}$ 。以平均绝对误差(式(10))作为样本集内的模型性能分析依据; 以实际测量值与模型拟合值的误差及相对误差作为样本集外的模型性能测试依据。测试误差值及相对误差值的计算式如下

$$\text{err} = Y - Y^* \quad (12)$$

$$R_{\text{err}} = \frac{Y^* - Y}{Y} \times 100\% \quad (13)$$

式中: Y 为实际测量的晶粒尺寸, Y^* 为模型拟合的晶粒尺寸, err 为测试误差值, R_{err} 为相对误差值。

对试验材料分别使用单参数超声评价方法、MUE 方法和本文提出的方法分别做了模型的性能分析与测试, 对比 4 种评价方法的性能。对本文提出的方法在类圆映射参数和模型拟合参数的确定过程中分别使用了 GWO 优化算法(Grey wolf optimization, GWO)^[11]、MFO 优化算法(Moth flame optimization, MFO)^[13]、WOA 优化算法(Whale optimization algorithm, WOA)^[14]和 SSA 优化算法(Salp swarm algorithm, SSA)^[15]进行寻优计算, 对比 4 种算法的性能。

4.1 单参数超声评价方法的性能分析与对比

单一超声特征参数对晶粒尺寸的敏感强度不一, 通常选用响应强度大的超声特征参数与晶粒尺寸进行拟合, 计算出相应的单超声评价模型。本方法通常应用在微观结构复杂度和冗余度小的高温合金, 而微观结构复杂的镍基高温合金容易出现模型失效的情况。

试验材料在超声检测环节提取了 12 个超声特征参数, 根据文献[9], 选取声速平均值 \bar{C}_L 、衰减系数平均值 $\bar{\alpha}$ 、相对非线性系数平均值 $\bar{\beta}$ 与晶粒尺寸平均值分别进行拟合, 做样本集内的模型性能分析与样本集外的模型性能测试。分别绘出 3 个模型下样本集内晶粒尺寸与超声特征参数的关系曲线, 如图 5 所示, 样本集外测试的误差和相对误差如表 1 所示。

从图 5 可见, 为样本集内拟合模型输出的超声特征参数及实际检测所得的超声特征参数与晶粒尺寸的关系曲线。3 种方法的拟合值与测量值曲线拟合程度均较差, 出现多个明显的偏移点, 其中相对非线性系数法相对于其余 2 种超声评价法在样本集内的模型性能上最差。声速法在平均晶粒尺寸 5~15 μm 范围内, 拟合值偏离实际值幅度较小。

从表 1 可见, 为传统超声法在样本集外的性能测试对比。3 种方法在误差、相对误差上的测试结果均较差, 其中相对非线性系数法的性能最差。测试样本 T_1 在声速法下的评价误差为 2.39 μm 、相对误差为 18.66% 均优于其余 2 种方法。测试样本 T_2 在衰减系数法下的评价误差为 3.15 μm 、相对误差为 8.92% 均优于其余 2 种方法。在应对微观结构复杂的 GH4169, 传统超声法无法同时使 2 个测试样本评价结果都较好。因此, 单参数超声评价法无法准确度量晶粒尺寸大小。

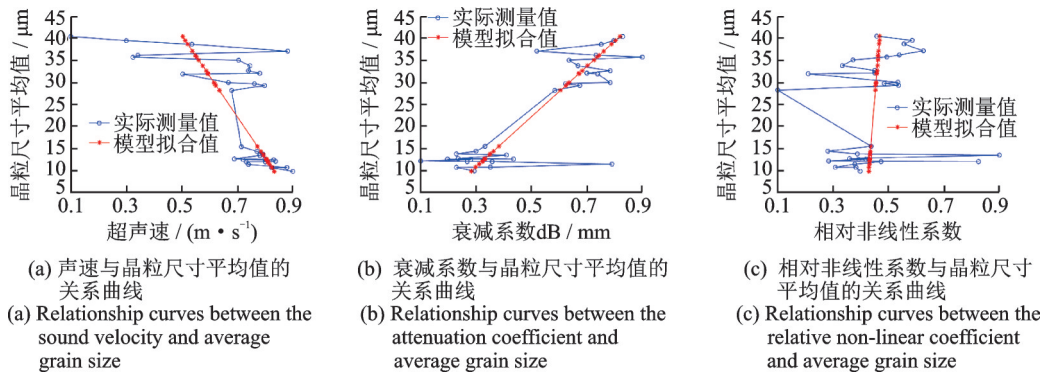


图5 3种单参数超声评价法在样本集内的模型性能分析对比

Fig.5 Model performance analysis and comparison of three single-parameter ultrasonic evaluation methods in sample sets

表1 3种单参数超声评价法在样本集外的模型性能测试对比

Table 1 Comparison of three single-parameter ultrasonic evaluation methods for model performance tests outside the sample sets

试样 编号	声速法		衰减系数法		相对非线性系数法	
	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$
T_1	15.196 ± 2.39	18.66	6.472 ± 6.34	-49.47	20.820 ± 8.01	62.53
T_2	45.337 ± 10.06	28.52	38.424 ± 3.15	8.92	26.215 ± 9.06	-25.69

4.2 QCMUE方法与MUE方法的性能对比

依照第3节的建模方法,使用第2节金相试验和超声检测得到的试样数据,构建QCMUE模型,并对样本集内的模型性能作出分析和样本集外的模型性能作出测试,其中所构建模型类圆映射参数如表2所示,拟合模型参数如表3所示。

表2 QCMUE模型的类圆映射参数

Table 2 Quasi-circular mapping parameters of QCMUE model

参数	数值														
	L_1	R_a	A_n	7	4	9	5	6	2	10	1	3	11	8	12
L_1	7	4	9	5	6	2	10	1	3	11	8	12			
R_a	5.669	1.080	7.327	1.308	2.145	9.104	12.289	52.331	1.410	21.961	1.341	56.848			
A_n	0.218	1.326	1.135	0.317	0.352	1.102	0.646	0.056	0.219	0.760	0.066	0.085			

表3 QCMUE模型的拟合参数

Table 3 Fitting parameters of QCMUE model

参数	λ_0	λ_{10}	λ_{11}	λ_{20}	λ_{21}	λ_{22}
数值	1 451	-67.790	104.500	0.934 1	-1.908	-0.434 3
参数	λ_{30}	λ_{31}	λ_{32}	λ_{33}	λ_{40}	λ_{41}
数值	-0.004 802	0.009 377	0.009 715	-0.001 875	8.10E-06	-1.13E-05
参数	λ_{42}	λ_{43}	λ_{44}			
数值	-3.77E-05	2.75E-06	4.24E-06			

对比实验选用以误差为目标的MUE模型^[9]和以单调性为目标的基于单调性的MUE(Multiparameter ultrasonic evaluation based on monotonicity, MUEBM)模型^[9],MUE模型与MUEBM模型构建过程中均采用了狼群优化算法对拟合模型进行优化,同时对这2个模型进行样本集内的模型性能分析和样本集外的模型性能测试。作QCMUE模型在样本集内晶粒尺寸与二阶特征量的关系曲面,MUE模型和MUEBM模型在样本集内晶粒尺寸与单维特征量的关系曲线,如图6所示;计算QCMUE模型、MUE模型和MUEBM模型在样本集内得到的晶粒尺寸模拟拟合值与实际测量值平均绝对误差,其中对QCMUE模型作阶数不同的对比,如表4所示,样本集外的模型测试误差及相对误差,如表5所示;同时,作QCMUE模型阶数不同时测试样本的性能测试对比,如表6所示。

从图6(a),(b)可见,为样本集内拟合模型输出的单维特征参数及实际降维所得特征参数与晶粒尺寸的关系曲线。MUE模型、MUEBM模型在样本集内输出的拟合降维值与实际降维值曲线的拟合程度均较差,平均晶粒尺寸在25~40 μm时两模型的拟合值曲线均明显偏离实际测量值曲线,而在10~20 μm时MUE模型的拟合效果是优于MUEBM模型,整体上来看MUEBM模型在样本集内的性能是稍优于MUE模型。图6(c)为QCMUE模型输出的二阶特征量与晶粒尺寸的关系曲面,由图可见实际测得的晶粒尺寸样本均落在模型的拟和曲面上,拟合程度效果良好。从曲面的具体放大部分可以看到5

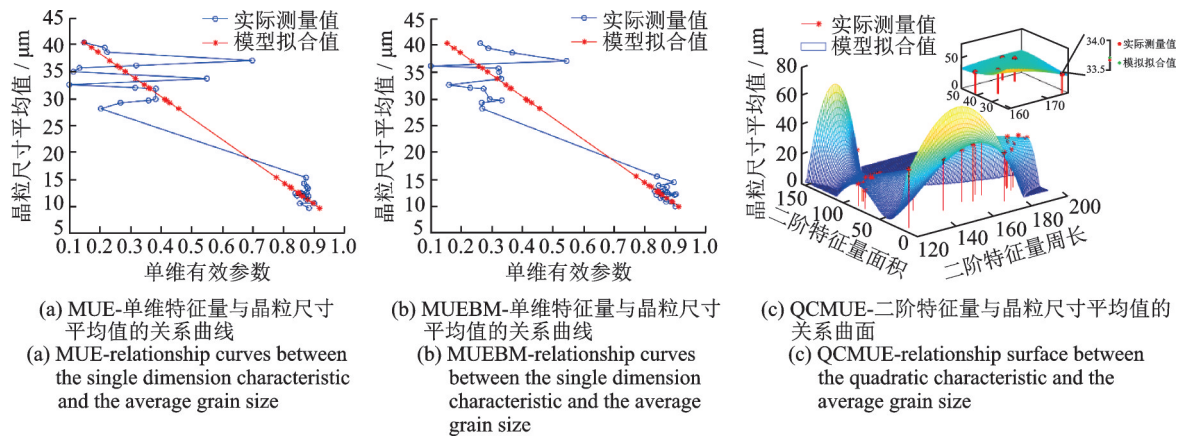


图6 QCMUE,MUE和MUEBM在样本集内的模型性能分析对比

Fig.6 Model performance analyses and comparison of QCMUE, MUE and MUEBM in the sample sets

表4 QCMUE,MUE和MUEBM在样本集内的晶粒尺寸平均绝对误差

Table 4 Mean absolute value errors of QCMUE, MUE and MUEBM grain sizes in the sample sets

模型	QCMUE				MUE	MUEBM
	一阶	二阶	三阶	四阶	一阶	一阶
误差	3.730	2.732	1.522	0.580	3.135	3.229

表5 QCMUE,MUE和MUEBM在样本集外的模型性能测试对比

Table 5 Comparison of model performance tests for QCMUE, MUE and MUEBM outside the sample sets

试样 编号	一阶QCMUE		一阶MUE		一阶MUEBM	
	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$
T_1	14.629 ± 1.820	-14.21	10.502 ± 2.307	18.01	10.159 ± 2.650	-20.69
T_2	29.455 ± 5.821	16.50	42.331 ± 7.055	-20.00	42.483 ± 7.207	20.43

表6 QCMUE 阶数不同时在样本集外的模型性能测试对比

Table 6 Comparison of model performance tests outside the sample sets of different orders of QCMUE

试样 编号	QCMUE 模型							
	一阶		二阶		三阶		四阶	
	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$	$\bar{D}/\mu\text{m}$	$\bar{E}/\%$
T_1	14.629 ± 1.820	-14.21	12.216 ± 0.593	4.63	11.663 ± 1.146	8.95	12.813 ± 0.004	0.031
T_1	29.455 ± 5.821	16.50	30.989 ± 4.287	12.15	40.011 ± 4.735	13.42	35.445 ± 0.169	0.480

个实际测量值均镶嵌在网格上,拟合误差极小,其中标出了拟合值为 33.73 μm 的点,此时该点对应的实际值为 33.72 μm ,拟合误差仅为 0.01 μm 。

从表 4 中可以看到 3 种模型在样本集内的晶粒尺寸平均绝对误差。在一阶的对比分析中可以看出,QCMUE 模型下的平均绝对误差为 3.730 μm ,而 MUE 模型和 MUEBM 模型分别为 3.135 和 3.229 μm ,QCMUE 模型稍逊于 MUE 模型和 MUEBM 模型。由表 5 可见,3 个模型均为一阶情况,QCMUE 模型在样本集外的性能测试对比中,2 个测试样本的误差分别为 1.820 和 5.821 μm ,相对误差分别为 14.21%,16.50%,明显优于其余 2 种模型;其中在样本集内表现最好的 MUE 模型,在样本集外的测试过程中样本的误差分别为 2.307 和 7.055 μm ,相对误差分别为 18.01%,20.00%。因此,在一阶情况下,结合样本集内外的模型性能表现可知,QCMUE 模型优于其余 2 种模型。

从表 4、6 可见,QCMUE 阶数不同时在样本集内外的模型性能分析与测试结果。从表 4 中可见,随着阶数的增加,模型在样本集内的晶粒尺寸平均绝对误差逐渐减小。阶数为 2 时,QCMUE 模型的平均绝对值误差为 2.732 μm ,已经明显优于 MUE 模型、MUEBM 模型,阶数为 4 时,QCMUE 模型的平均绝对值误差仅为 0.580 μm 。从表 6 中可见,QCMUE 模型在二阶以上时的测试结果均明显优于 1 阶,当达到四阶时,2 个测试样本的误差分别为 0.004,0.169 μm ,相对误差分别为 0.031%,0.480%,远优于 MUE 模型和 MUEBM 模型,已达极佳的精确度。可见,阶数的增加会提高 QCMUE 模型的评价精度,但随着阶数的增加所需确定的待定参数也会增加,因此阶数增加到模型的较高精确度时即可确定最终的 QCMUE 模型。

综上分析,QCMUE 模型无论从样本集内的性能对比上,还是从样本集外的测试结果上,均优于 MUE 模型与 MUEBM 模型。QCMUE 模型考虑到了 MUE 模型与 MUEBM 模型在建模过程中对超声特征信息利用率不高的缺点,通过使用类圆映射方法,将超声特征参数全部投影至二维圆内空间,提取涵盖了全部超声信息的二阶特征量周长和面积。针对上述实验结果,可以看出使用二阶特征量与晶粒尺寸构建的评价模型鲁棒性强、可行性高、准确性好。因此,QCMUE 模型在应对微观结构复杂的镍基高温合金,能够准确评定晶粒尺寸的大小。

4.3 优化评价模型的算法性能对比

考虑使用优化算法确定评价模型(式(9))的拟合参数过程中,需确定最优的类圆映射参数,而类圆映射参数的变化直接影响后续评价模型的性能,如果设定不佳将会增加建模的复杂度。因此,选择合适的优化算法来确定类圆映射参数和拟合模型参数至关重要。从 QCMUE 模型的构建过程和后续使用的可行性角度看,需要选择一种操作简单、需要调整参数少、收敛性能好和不易陷入局部最优的进化算法。

本文对 4 种符合基本要求的同类算法进行性能对比,鉴于实验对象为微观组织结构复杂的镍基高温合金,增加 MUE 模型和 MUEBM 模型进行测试。使用第 2 节金相制样和超声检测得到的试样数据

构建评价模型,在确定待定参数的过程中替换不同算法,并做样本集内的模型性能分析和样本集外的模型性能测试。

QCMUE模型的每种算法参数设置为初始化种群规模 $G=30$,最大迭代次数 $T=300$,维度 $D=12$,寻优区间为 $[1, 100]$;MUE模型和MUEBM模型的每种算法参数设置初始化种群规模 $G=50$,最大迭代次数 $T=300$,维度 $D=18$,寻优区间为 $[-10, 10]$ 。为了比较的公平性,每种算法在不同模型下均独立运行20次,取运行过程中的最佳结果,同时记录该次运行得到的平均绝对误差(式(10))和测试误差(式(12)),如表7—9所示。

表7 QCMUE模型的4种算法性能对比

Table 7 Performance comparison of four algorithms for QCMUE model

QCMUE模型	样本集内的平均绝对值误差	T_1 的测试误差	T_2 的测试误差
GWO算法	0.580	-0.004 34	-0.169
MFO算法	0.668	-4.652	19.620
WOA算法	0.641	2.859	16.990
SSA算法	0.548	1.323	-1.304

表8 MUE模型的4种算法性能对比

Table 8 Performance comparison of four algorithms for MUE model

MUE模型	样本集内的平均绝对值误差	T_1 的测试误差	T_2 的测试误差
GWO算法	3.135	2.307	-7.055
MFO算法	3.198	4.958	-0.846
WOA算法	3.556	7.498	-3.622
SSA算法	3.400	2.536	-8.859

从表7可见,QCUME模型样本集内的平均绝对值误差在4种算法下的差值均较小,其中SSA算法最小,为0.548;GWO算法稍逊于SSA算法;MFO算法最大,为0.668。 T_1, T_2 的测试误差在GWO算法下最小,分别为-0.004 34和-0.169,明显优于其余3种算法,其中MFO算法和WOA算法的 T_2 测试误差分别为19.620和16.990,虽然这2种算法在样本集内表现较好,但是在样本集外表现较差,无法保证所构建模型的鲁棒性高。GWO算法在样本集内外表现均优于其余3种算法,尤其表现在样本集外的测试误差上,因此在CMUE模型下GWO算法的性能最佳。

从表8可见,MUE模型样本集内的平均绝对值在4种算法中,GWO算法最小,为3.135,而WOA算法最大,为3.556。 T_1 的测试误差在GWO算法下达到最小,为2.307,明显优于其余3种算法,在WOA算法下最大,为7.498; T_2 的测试误差在MFO算法下达到最小,为-0.846,在SSA算法下达到最大,为-8.859。虽然GWO算法在 T_2 的测试误差中表现稍差,但是从样本集内的平均绝对值误差和 T_1 的测试误差中表现明显优于其余3种算法,因此在MUE模型下GWO算法的性能最佳。

从表9可见,MUEBM模型无论在样本集内还是样本集外均是3种模型中性能最差的。从样本集内的平均绝对值误差分析可知,SSA算法最小,为3.031,GWO算法稍逊于它,为3.229;从 T_1 的测试误差分析可知,SSA算法最小,为1.677,GWO算法同样稍逊于它,为2.650;从 T_2 的测试误差上看,GWO算法最小,为-7.207,明显优于其余3种算法。因此,从样本集内外的模型鲁棒性及准确性分析,在MUEBM模型下GWO算法的性能最佳。

综上所述,GWO算法在应对微观结构复杂的镍基高温合金评价模型优化方面,局部寻优能力和全局寻优

表9 MUEBM模型的4种算法性能对比

Table 9 Performance comparison of four algorithms for MUEBM model

MUEBM模型	样本集内的平均绝对值误差	T_1 的测试误差	T_2 的测试误差
GWO算法	3.229	2.650	-7.207
MFO算法	4.243	6.154	-19.139
WOA算法	5.854	4.407	-16.131
SSA算法	3.031	1.677	-12.497

能力均较好,同时能够保证评价模型的鲁棒性好、准确性高。由于GWO算法所需调整的参数较少,从而可有效缓解建模过程中的复杂性。

5 结束语

QCMUE方法对超声检测提取的全部超声特征参数进行二阶特征量提取,有效解决了MUE方法在对超声参数进行相关性分析过程中无法准确选取超声特征参数的问题。以镍基高温合金GH4169作为试验对象,建立了QCMUE模型,结合GWO算法对模型进行优化。通过对QCMUE模型在样本集内外的性能分析与测试,与不同模型进行比较分析,并对算法性能进行比较分析,结果表明:类圆映射方法的引入,有效地提高了建模过程中对于超声信息的应用;使用GWO算法确定评价模型的待定参数,具有优于同类算法的寻优能力;QCMUE模型能够有效解决微观结构复杂的镍基高温合金晶粒尺寸的评价。

参考文献:

- [1] YIN Y, WU L, LI J, et al. High-temperature fracture mechanics parameter measurement and yielding zone analysis of superalloy GH4169 based on single-lens 3D digital image correlation[J]. *Experimental Mechanics*, 2019, 59(7): 953-962.
- [2] ZHU L, WU Z, HU X, et al. Comparative study of small crack growth behavior between specimens with and without machining-induced residual stress of alloy GH4169[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, 32(11): 5251-5261.
- [3] SHUI G, WANG Y S, HUANG P, et al. Nonlinear ultrasonic evaluation of the fatigue damage of adhesive joints[J]. *NDT & E International*, 2015, 70: 9-15.
- [4] 宋永锋, 李雄兵, 吴海平, 等. In718晶粒尺寸对超声背散射信号的影响及其无损评价方法[J]. *金属学报*, 2016, 52(3): 378-384.
SONG Yongfeng, LI Xiongbing, WU Haiping, et al. Effects of IN718 grain size on ultrasonic backscattering signals and its non-destructive evaluation method[J]. *Acta Metall Sinica*, 2016, 52(3): 378-384.
- [5] LI M, ZHOU T, SONG Y. Material grain size characterization method based on energy attenuation coefficient spectrum and support vector regression[J]. *Ultrasonics*, 2016, 69: 1-10.
- [6] 雷洋, 龚海. 超声无损评价2219铝合金晶粒尺寸[J]. *热加工工艺*, 2019, 48(19): 65-69.
LEI Yang, GONG Hai. Ultrasonic nondestructive evaluation of grain size of 2219 aluminum alloy[J]. *Hot Working Technology*, 2019, 48(19): 65-69.
- [7] 李雄兵, 宋永锋, 胡宏伟, 等. 基于衰减速率的晶粒尺寸超声评价方法[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(14): 1-7.
LI Xiongbing, SONG Yongfeng, HU Hongwei, et al. Evaluation of grain size using the ultrasonic attenuation rate[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(14): 1-7.
- [8] 殷安民, 杨荃, 何飞, 等. 基于激光超声的低碳钢平均晶粒尺寸无损检测方法[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(2): 11-19.
YIN Anmin, YANG Quan, HE Fei, et al. Grain size measurement in low carbon steel sheets by laser ultrasonics[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(2): 11-19.
- [9] 董金龙, 陈昊, 陈曦, 等. 面向映射单调性的TC4初生 α 相晶粒尺寸超声评价方法[J]. *航空学报*, 2018, 39(12): 414-427.
DONG Jinlong, CHEN Hao, CHEN Xi, et al. An ultrasonic evaluation method of TC4 primary α -phase grain size for mapping monotonicity[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2018, 39(12): 414-427.
- [10] HUANG S, LI M, CHEN H. The Quasi-circular mapping visualization based on extending and reordering dimensions for visual clustering analysis[C]//*Proceedings of International Conference on Cloud Computing and Security*. [S.l.]: Springer, 2018.
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [12] CHEN X, WU G H, CHEN H. A multi-parameter ultrasonic evaluation of mean grain size using optimization[J]. *NDT & E*

International, 2019, 106: 10-17.

[13] MIRJALILI S. Moth-flame optimization algorithm[J]. Knowledge System, 2015, 89: 228-249.

[14] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm [J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.

[15] SEYEDALI M, AMIR H G, SEYEDEH Z M, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114(1): 163-191.

作者简介:



兰金明(1995-),男,硕士研究生,研究方向:智能计算理论与应用、无损检测智能化、图像处理,E-mail: ljmchck@163.com。



陈昊(1982-),男,博士,副教授,硕士生导师,研究方向:智能计算理论与应用、人工智能与模式识别、无损检测智能化等,E-mail: chenhaoshl@nchu.edu.cn。



李凌(1980-),女,博士,副研究员,硕士生导师,研究方向:医学图像处理、模式识别等,E-mail: ling.li@atisz.ac.cn。



罗刚(1995-),男,硕士研究生,研究方向:智能计算理论与应用、无损检测智能化,E-mail:853539876@qq.com。

(编辑:张彤)