

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2006786

基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型^{*}

孙凤山¹, 范孟豹¹, 曹丙花², 叶波^{3,4}, 刘林⁵

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221116; 2. 中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221116;
3. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 4. 昆明理工大学云南省人工智能重点实验室 昆明 650500;
5. 北京航天计量测试技术研究所 北京 100076)

摘要:为消除功率起伏效应引起的太赫兹 (THz) 图像局部伪影, 构建了基于同态滤波的 THz 图像增强模型。然而, 模型各参数取值差异大且耦合性强, 给其参数确定带来了困难。为此, 本文提出了混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法以求解增强模型最优参数。首先, 改进了标准 Logistic 混沌映射, 提高了种群多样性。其次, 引入适应度更新率, 构造了自适应惯性权重调节函数, 平衡了全局与局部寻优能力, 利于种群向最优解逼近。然后, 基于差分变异思想构建了教改阶段, 避免算法陷入局部最优。最后, 制备了缺陷样品, 开展了太赫兹无损检测实验, 结果表明: 较其他 3 种方法, 本文方法消除伪影效果最佳, THz 图像二维熵分别提升了 16%、5%、10%, 平均梯度分别提升了 39%、8%、19%。

关键词: 太赫兹无损检测; 图像增强; 局部伪影; 混沌映射; 教与学优化算法

中图分类号: TH744 TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

The terahertz image enhancement model based on adaptive teaching-learning based optimization algorithm with chaotic mapping and differential evolution

Sun Fengshan¹, Fan Mengbao¹, Cao Binghua², Ye Bo^{3,4}, Liu Lin⁵

(1. School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
2. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
3. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
4. Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;
5. Beijing Aerospace Institute for Metrology and Measurement Technology, Beijing 100076, China)

Abstract: To eliminate the local artifacts in terahertz (THz) images caused by power fluctuation effect, a THz image enhancement model based on homomorphic filtering is constructed. However, the parameter values of the enhancement model have large differences and strong coupling, which brings great difficulties to determine the parameters of the enhancement model. Therefore, an adaptive teaching-learning-based optimization algorithm based on chaotic mapping and differential evolution is proposed to solve the optimal parameters of the enhancement model. Firstly, the standard Logistic chaotic mapping is improved, which increases the population diversity. Secondly, the update rate of fitness is introduced, the adaptive adjustment function of the inertial weight is constructed and the global and local optimization abilities are balanced, which is beneficial for the population to approach the optimal solution. Thirdly, based on the idea of differential evolution, the teaching reform stage is proposed to avoid the algorithm falling into the local optima. Finally, the defect samples were prepared and terahertz non-destructive testing experiments were carried out. The results show that compared with the other three methods, the developed method has the best effect in eliminating local artifacts, and the two-dimensional entropy of THz images increases by 16%, 5% and 10%, respectively, and the average gradient.

Keywords: terahertz non-destructive testing; image enhancement; local artifact; chaotic mapping; teaching-learning-based optimization algorithm

收稿日期: 2020-08-14 Received Date: 2020-08-14

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金 (62071471)、江苏高校优势学科建设工程项目资助

0 引言

太赫兹波(terahertz, THz)是频率位于0.1~10 THz之间的电磁波,具有非接触、非电离、波长短、穿透能力强等优点^[1-2],在无损检测、生物医学、工业生产等领域具有广阔应用前景与重大研究价值^[3-4]。当采用逐点扫描方式成像时,飞秒激光器中自由电子与气体离子间因碰撞产生的热量,会使气体温度升高,加宽其分子跃迁谱线,致使激光受激截面和反转粒子束密度降低,进而引起信号增益系数减小,输出功率出现起伏^[5-6]。THz波功率起伏效应产生了乘性噪声,引起图像出现局部伪影,导致关键区域模糊,降低了图像质量和缺陷量化精度。特别是THz反射测量模式下非金属构件弱反射特性引起缺陷信号幅值较小,此时乘性噪声会掩盖缺陷信号,可能产生缺陷误检的严重后果。乘性噪声与THz信号的相倚性给图像增强和伪影消除提出了挑战。已有文献表明,直方图均衡化、小波变换算法、双边滤波、导向滤波等^[7-10]可用于去除图像乘性噪声,但上述方法原理上无法消除乘性噪声与THz图像间的相倚性,因而去噪效果欠佳。

基于同态滤波构建THz图像增强模型是运用对数变换将乘性噪声转化为加性噪声,本质上能够消除两者间的相倚性,并在原始图像频域进行高通滤波,抑制了包含THz波功率起伏信息的低频成分,即照度分量,从而有效去除THz图像的局部伪影^[11]。影响模型性能主要参数为截止频率、高频增益、低频增益以及锐化系数。各参数取值差异大、耦合性强,给增强模型参数确定带来了很大困难。同时,THz波功率起伏效应的随机性导致THz图像乘性噪声分布特征难以确定,进一步增加了参数优化难度。因此,如何优化配置增强模型参数以提高THz图像局部伪影去除效果是亟待解决的关键问题。

THz图像增强模型参数确定本质上是优化问题,可应用群智能优化算法求解其最优参数组合。Mohanapriya等^[12]、Acharya等^[13]提出了基于粒子群优化算法求解出图像对比度增强模型参数,实现了参数最优配置。相比于单阶段寻优粒子群优化算法,教与学优化算法(teaching-learning-based optimization, TLBO)拥有教与学两个寻优阶段,其寻优能力更强。毕晓君等^[14]基于TLBO算法对图像增强模型参数进行迭代求解,使图像具有更好的视觉效果。Wang等^[15]设计了基于子种群的教阶段以增强粒子多样性,提高了算法收敛速度。Chen等^[16]提出了种群大小可变的TLBO算法,去除了相似度较高的个体,并增加了服从高斯分布的新个体,增强了种群多样性,提高了算法求解速度。上述工作提高了TLBO算法迭代过程中的种群多样性,而未关注初始种群多样性,不利于快速定位全局最优解。Alok等^[17]提出了基于

种群分布情况调节全局与局部寻优能力的自适应TLBO算法,提高了寻优性能,但该算法未将调节过程与适应度函数变化相关联,容易引起对寻优能力错误调配。为了避免种群陷入局部最优,毕晓君等^[18]提出了混合学习策略和随机扰动机制优化TLBO算法,增强了寻优性能。Tsai^[19]随机选取2个个体的差向量作为第3个个体变化源,构建了变异策略。上述研究的扰动和变异策略是根据算法迭代进程确定的,并未对种群的实际情况进行评价,难以确定变异策略有效性。综上所述,当前TLBO算法在初始种群多样性、全局与局部寻优能力调节机制、避免种群陷入局部最优策略方面仍然存在不足,导致所配置出增强模型参数精度欠佳,不利于进一步消除THz图像局部伪影。

鉴于此,本文提出了基于混沌映射与差分进化自适应TLBO算法的THz图像增强模型。分析了THz图像存在局部伪影的物理机理,选取同态滤波构建增强模型。基于TLBO算法配置模型参数,结合其物理意义与取值范围确定了求解域,并对标准TLBO算法进行3方面改进,从而提高参数求解精度,消除局部伪影现象。首先,改进了标准Logistic混沌映射,以提高初始种群多样性;然后,引入种群个体适应度更新率指标,构建自适应惯性权重调节函数优化种群更新机制,平衡算法全局与局部寻优能力,利于种群更快地向最优解逼近;最后,设计了教改阶段,基于差分进化思想构建变异策略,降低算法陷入局部最优的可能性,提高算法精度。为验证所提方法有效性,制备了测试样品,开展了太赫兹无损检测(THz-NDT)实验,进行了局部伪影消除效果与边缘清晰度测试。

1 基于同态滤波的THz图像增强模型

THz图像二维灰度分布可表示为入射到目标表面THz波功率和反射系数的乘积^[20]。THz图像的二维灰度分布可表示为:

$$f(m, n) = i(m, n) \cdot r(m, n) \quad (1)$$

式中: $i(m, n)$ 为THz波功率; $r(m, n)$ 为目标表面反射系数。

根据式(1),THz波功率的随机起伏将引入乘性噪声,使图像中出现局部伪影现象。同时,由于乘性噪声与信号间存在强相倚性,导致常规滤波方法效果欠佳。而同态滤波首先通过对数变换将乘性噪声转换为加性噪声,从而消除相倚性;然后基于傅里叶变换将空域图像转换至频域并进行高通滤波;最后基于傅里叶反变换与指数变换将频域滤波图像转为消除局部伪影的空域图像。

对式(1)进行对数变换可消除乘性噪声与THz图像的相倚性,得:

$$\ln f(m, n) = \ln i(m, n) + \ln r(m, n) \quad (2)$$

对式(2)进行傅里叶变换,将空域 THz 图像转换为频域图像。所构造频域高通滤波器:

$$H(u, v) = (H_H - H_L) [1 - e^{-c(D^2(u, v)/D_0^2)}] + H_L \quad (3)$$

式中: D_0 为截止频率; $D(u, v)$ 为点 (u, v) 到二维频率坐标原点的距离; H_H 为高频增益; H_L 为低频增益; c 为锐化系数。

进行频域高通滤波的 THz 图像可表示为:

$$S(u, v) = H(u, v) \text{FFT}(\ln i(m, n)) + H(u, v) \text{FFT}(\ln r(m, n)) \quad (4)$$

式中: FFT 表示快速傅里叶变换。

经频域高通滤波的 THz 图像先后进行快速傅里叶反变换和指数变换,获取增强 THz 图像:

$$g(m, n) = e^{\text{IFFT}[S(u, v)]} \quad (5)$$

根据式(3),频域高通滤波器截止频率、高频增益、低频增益以及锐化系数决定了滤波性能,是 THz 图像增强模型的关键参数,需要根据具体应用进行优化。

2 TLBO 算法

2.1 标准 TLBO 算法

TLBO 算法是由 Rao 等^[21]提出的新型群智能算法,受老师指导学生和学生间互助学习的启发而产生,其迭代求解过程主要分为“教阶段”与“学阶段”。在“教阶段”,老师通过指导学生提高成绩;在“学阶段”,通过学生间互助学习促进成绩进步。具体步骤如下:

1) 种群初始化

TLBO 算法种群初始化过程,采用随机分配方式,其数学模型为:

$$x_j^i = l_b \cdot \text{rand} \cdot (u_b - l_b) \quad (6)$$

式中: i 为种群编号; j 为求解维度编号; rand 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; l_b 为求解域上界; u_b 为求解域下界。

2) 教阶段

教阶段中,老师为最优适应度个体,学生通过向老师学习提高成绩,其数学表达式为:

$$x_{new}^i = x_{old}^i - r_i \cdot (x_{teacher} - TF \cdot x_m) \quad (7)$$

$$x_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (8)$$

式中: x_{new}^i 为第 i 个更新后的学生个体; x_{old}^i 为第 i 个当前学生个体; r_i 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; TF 为 $[1, 2]$ 之间的随机整数; x_m 为种群均值。

3) 学阶段

学阶段采用随机选择学习对象的方式实现学生间的互助学习以进一步提高成绩,可表示为:

$$x_{new}^i = \begin{cases} x_{old}^i - r_1 \cdot (x^i - x^j), & f(x^i) < f(x^j) \\ x_{old}^i - r_1 \cdot (x^j - x^i), & f(x^i) > f(x^j) \end{cases} \quad (9)$$

式中: r_1 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; $f(x_j)$ 为第 j 个学生适应度; $f(x_i)$ 为第 i 个学生适应度。

2.2 混沌映射与差分进化的自适应 TLBO 算法

标准 TLBO 算法具有参数少、计算精度高等优点,但面对参数取值差异大且耦合性强的 THz 图像增强问题时,仍然存在初始种群多样性差、全局与局部寻优能力不平衡以及缺少变异策略等问题,后文将从以上 3 个方面对其进行改进。

1) 改进的 Logistic 混沌映射

标准 TLBO 算法种群初始化过程,采用随机分配方式,导致无法将种群均匀散布在求解域中,降低了多样性,引起算法过早收敛。目前,研究结果表明 Logistic 混沌映射产生的变量具有较强的遍历性^[22-23],能够提高初始种群多样性。标准 Logistic 混沌映射为:

$$z_{n+1} = \mu(1 - z_n) \quad (10)$$

式中: μ 为 $[0, 4]$ 之间的随机数; z_n 为第 n 个混沌变量,取值范围为 $[0, 1]$ 。

当 μ 取 4 且 $z_0 \notin [0, 0.25, 0.5, 0.75, 1]$ 时, Logistic 混沌映射能够产生取值范围为 $[0, 1]$ 之间的混沌变量,但主要集中在 1 号与 10 号区域。其中 1 号区域表示区间为 $[0, 0.1]$, 2 号区域表示区间为 $(0.1, 0.2]$, ..., 10 号区域表示区间为 $(0.9, 1.0]$ 。由此可知,标准 Logistic 混沌映射产生的混沌变量分布均匀性欠佳,致使遍历性仍然有待加强。为此,将 1 号与 10 号区域的混沌变量转移到其他区域,提出了改进的 Logistic 混沌映射以提高遍历性,具体公式如下:

$$z_{n+1}^{old} = \mu(1 - z_n^{old}) \quad (11)$$

$$z_{n+1}^{new} = \begin{cases} 0.1 + 0.8 \cdot r_a, & 0 \leq z_{n+1}^{old} \leq 0.1 \\ & \text{or } 0.9 < z_{n+1}^{old} \leq 1.0 \\ & \text{and } \lambda > 0.5 \\ z_{n+1}^{old}, & \text{else} \end{cases} \quad (12)$$

式中: r_a 为服从均匀分布的随机数,取值范围为 $[0, 1]$; λ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

选取标准 Logistic 混沌映射与改进 Logistic 混沌映射进行对比,均产生 200 个混沌变量,两者遍历性如图 1 所示。

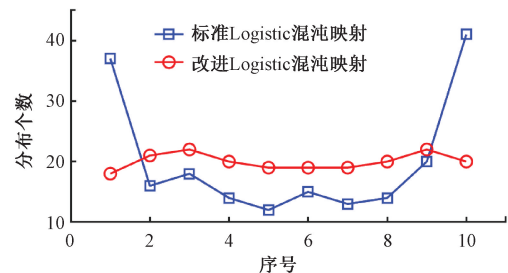


图1 标准与改进 Logistic 混沌映射遍历性对比

Fig. 1 Ergodicity comparison between the standard and improved Logistic chaotic mapping

由图1可知,改进的 Logistic 混沌映射将1号与10号区域的混沌变量均匀地转移到其他区域,体现了更优的遍历性。因此,基于改进 Logistic 混沌映射进行种群初始化,公式如下:

$$x_j^i = l_b - z_{n+1}^{new} \cdot (u_b - l_b) \quad (13)$$

2) 惯性权重自适应调节函数

在粒子群优化算法中,惯性权重能够平衡全局与局部寻优能力^[24-25],对算法收敛速度与逼近性能影响较大。在此将其引入 TLBO 算法,提出了自适应惯性权重调节函数,以种群个体适应度更新率与迭代步数作为反馈参数。当个体适应度变化较小或不变时,算法陷入局部最优可能性较大,此时以更新率作为调节主导参数,增大惯性权重,帮助种群跳出局部最优;反之,算法寻优状态正常,以迭代步数作为调节主导因素,使种群在迭代计算前期拥有较大的惯性权重,保证了算法的全局寻优能力,处于迭代计算后期时,使种群具有较小的惯性权重,增强了局部寻优能力,有利于种群向全局最优解逼近。基于调节函数改进了教与学阶段的更新机制。

$$\omega(t) = \frac{1}{1 + p(t) \cdot e^{\left(\frac{10}{t_{\max}} \cdot \left(\frac{t_{\max}}{2}\right)\right)}} \quad (14)$$

$$p(t) = \frac{n_{\text{update}}(t)}{n_{\max}} \quad (15)$$

$$x_{\text{new}}^i = \omega(t) \cdot x_{\text{old}}^i - r_i \cdot (x_{\text{teacher}} - TF \cdot x_M) \quad (16)$$

$$x_{\text{new}}^i = \begin{cases} \omega(t) \cdot x_{\text{old}}^i - r_1 \cdot (x^i - x^j), & f(x^i) < f(x^j) \\ \omega(t) \cdot x_{\text{old}}^i - r_1 \cdot (x^j - x^i), & f(x^i) > f(x^j) \end{cases} \quad (17)$$

式中: $\omega(t)$ 为第 t 次迭代中惯性权重取值; $t_{\max}$ 为总迭代次数, $p(t)$ 为种群个体适应度更新率。若寻优问题为求解最大值,则 $n_{\text{update}}(t)$ 为种群个体在第 t 次迭代中适应度提高个数;反之, $n_{\text{update}}(t)$ 为种群个体在第 t 次迭代中适应度降低个数, $n_{\max}$ 为种群个体总数。

3) 教改阶段

标准 TLBO 算法随着迭代步数增多,分布在解空间内各区域的学生个体逐渐向教师所处区域不断靠近,降低了种群多样性,使标准 TLBO 算法在迭代计算中后期容易陷入局部最优。差分进化算法能够提高迭代计算中后期的多样性,帮助算法跳出局部最优。鉴于此,本文提出了教改阶段,监督迭代寻优中后期最优个体适应度的更新情况,若连续 n 次迭代的最优适应度未提高,算法可能陷入了局部最优,则基于变异进化思想,设计了学生不仅局限于向教师学习,同时需要向成绩最优学生(即次优个体)与进步最快学生学习(即在 n 次中迭代中适应度值提高最大的学生)的差分变异策略,帮助算法跳出局部最优,具体公式如下:

$$x_{\text{new}}^i = x_{\text{teacher}} + F \cdot (x_{\text{beststudent}} - x_{\text{old}}^i) + F \cdot (x_{\text{bestprocess}} - x_{\text{old}}^i) \quad (18)$$

式中: $x_{\text{beststudent}}$ 为适应度最优学生; $x_{\text{bestprocess}}$ 为进步最快学生; t_g 为处于中后期的迭代步数,取值范围为 $[0.5t_{\max}, t_{\max}]$; F 为变异因子,取值范围为 $[0, 2]$ 。

3 太赫兹图像增强模型参数优化

3.1 待优化参数

截止频率 D_0 用于表征频率通带和阻带界限,锐化系数 c 用于控制高通滤波器形态,两者取值范围均为 $(0, +\infty]$ 。高频增益 H_H 用于表征低频信息放大倍数,取值范围为 $(1, +\infty]$ 。低频增益 H_L 用于表征高频信息放大倍数,取值范围为 $(0, 1]$ 。

3.2 适应度函数构建

THz 图像中产生局部伪影的表现为灰度分布的非均匀性。而图像二维熵主要用于表征灰度的空间分布,其值越大代表图像灰度均匀性越高。同时考虑到增强模型消除局部伪影过程中,容易引起 THz 图像边缘模糊的问题。为此,引入平均梯度表征图像边缘锐利程度,其值越大,图像边缘越清晰。综上,为滤除局部伪影且保证边缘清晰度,本文基于图像二维熵与平均梯度构建了适应度函数,表达式如下:

$$f = \lambda \frac{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} |\nabla I(i, j)|}{MN} + \left(- \sum_{k=0}^{255} \sum_{m=0}^{255} p_{km} \log p_{km} \right) \quad (19)$$

$$p_{km} = \frac{f(k, m)}{MN} \quad (20)$$

式中: $\nabla I(i, j)$ 为 i, j 处图像梯度; M 与 N 为图像尺寸; k 表示像素灰度值; m 为邻域像素灰度均值; $f(k, m)$ 为 k, m 组合出现的频数; λ 为控制系数,本文取0.5。

3.3 增强模型计算流程

所建立的混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法的 THz 图像增强模型,其具体计算流程如下:

1) 基于改进 Logistic 混沌映射对增强模型的高频增益、低频增益、截止频率以及锐化系数进行初始化。

2) 将参数传入基于自适应惯性权重调节函数优化的教阶段,采用式(16)进行寻优。

3) 将教阶段更新后的参数传入基于自适应惯性权重调节函数优化的考阶段,采用式(17)进行寻优。

4) 若算法处于迭代寻优中后期且连续 n 代内最优个体适应度并未提高,即 $t_g \geq 0.5t_{\max}$ 且 $f(x_{\text{teacher}}(t_g - n)) = f(x_{\text{teacher}}(t_g))$ 时,则进入教改阶段,基于差分进化思想进行种群个体变异,帮助算法跳出局部最优;反之,跳过教

改阶段,生成新种群。

5) 若最优适应度值达到设定阈值或算法已达最大迭代步数,则将算法求解的最优参数输出,否则,返回步骤2);

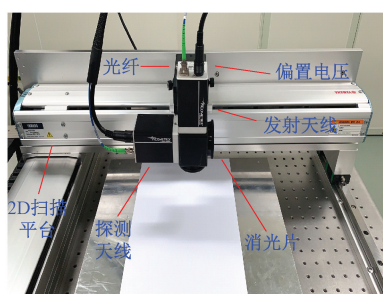
6) 基于所得最优参数进行 THz 图像增强,获取消除局部伪影的图像。

4 实验结果及分析

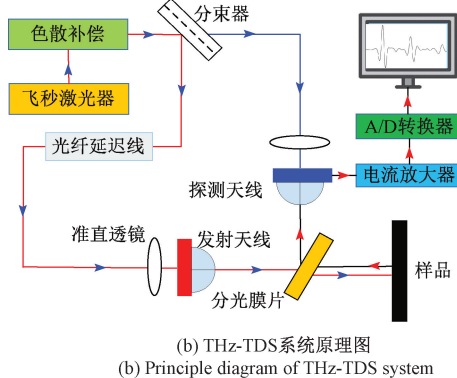
4.1 实验系统及样品

应用于 THz 图像增强的混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法的迭代步数为 100,种群个数为 20,监督最优个体适应度更新情况的迭代步数 n 为 5;待增强参数为 4 个。增强模型在 Matlab2020a 环境编写,并在处理器为 Inter Corei7-10750H、显卡为 RTX2070、内存为 16 G 的计算机上进行测试。

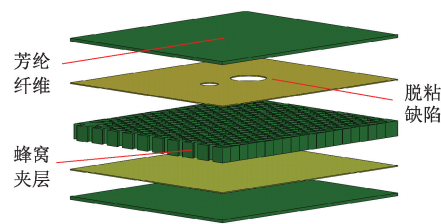
为了测试算法性能,采用 15 mm 厚且含有两个圆形缺陷的芳纶纤维蜂窝夹层制备了测试样品。实验系统主要由 Terametrix 公司 Tray5000 太赫兹时域光谱系统 (THz-TDS) 和 2D 扫描台组成。实验仪器光路部分采用探测/接收共光路设计,由半透半反分光膜片实现。THz 系统延迟线窗口为 700 ps,2D 扫描台采用步进模式,扫描速度为 5 pixel/s,生成的 THz 图像为 100×40 。实验系统如图 2 所示。THz-TDS 系统获取的 THz 图像与信号如图 3 所示。



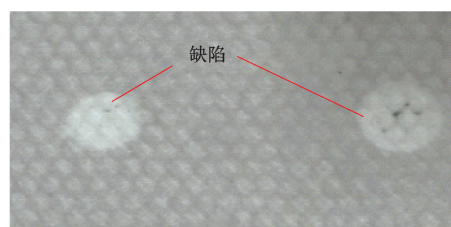
(a) THz-TDS 系统
(a) THz-TDS system



(b) THz-TDS系统原理图
(b) Principle diagram of THz-TDS system



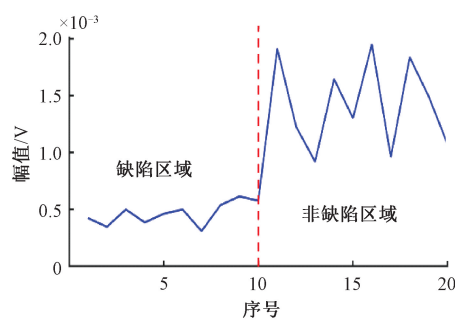
(c) 样品三维结构
(c) Three-dimensional structure of the sample



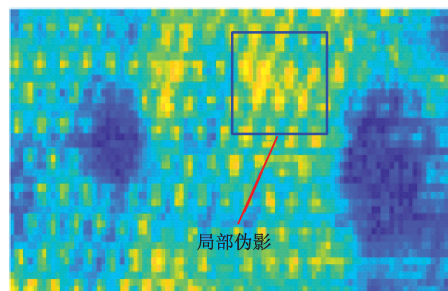
(d) 缺陷轮廓
(d) Defect outlines

图 2 THz-TDS 系统与样品

Fig. 2 THz-TDS system and samples



(a) THz信号幅值
(a) The amplitude of THz signal



(b) 缺陷成像
(b) Defect imaging

图 3 THz 信号幅值与缺陷成像

Fig. 3 The amplitude of terahertz signal and defect imaging

由图 3 可知,非缺陷区域 THz 信号幅值波动反应了功率起伏效应引起的灰度值分布非均匀性,导致图像内存在局部伪影。在先验样品结构情况下,可知蓝色区域为缺陷部分,但面对实际检测问题时,通常未知缺陷形状信息,则伪影现象将干扰对缺陷区域的定量分析,尤其是

弱反射特性的非金属结构件,THz 反射模式测量可能误检部分缺陷。因此,THz 图像增强是非常必要的。

4.2 图像增强结果与分析

选取 4 张待增强图像,第 1 张为 THz-TDS 系统检测得出的原始图像,第 2~4 张为对原始图像增加均值为 0,标准差 σ 分别为 0.01、0.03、0.05 乘性噪声的图像,以测试算法泛化性。采用标准 TLBO 算法、

文献[17]、[18]提出的算法与本文方法进行对比,应用平均梯度与二维熵客观评价图像质量。4 种算法对原始图像的增强效果如图 4 所示,原始图像添加 0.01、0.03、0.05 乘性噪声后的增强效果如图 5~7 所示,图像质量评价结果与适应度如表 1 所示,配置出的增强模型参数如表 2 所示,各算法增强原始图像的适应度变化如图 8 所示。

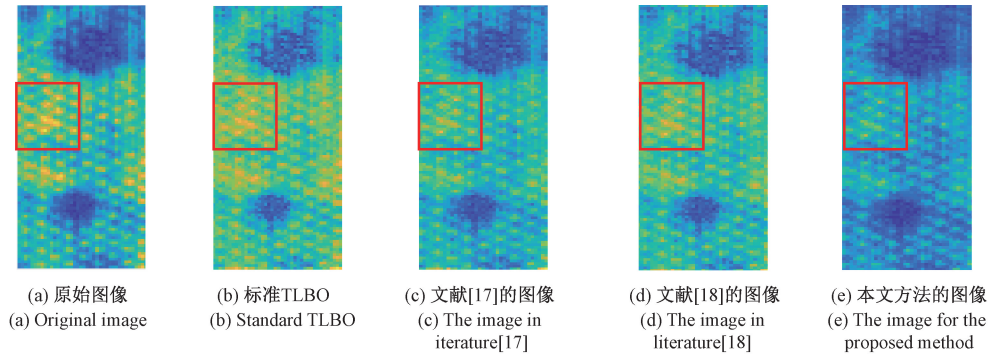


图4 原始图像增强结果

Fig. 4 The enhancement results of the original image

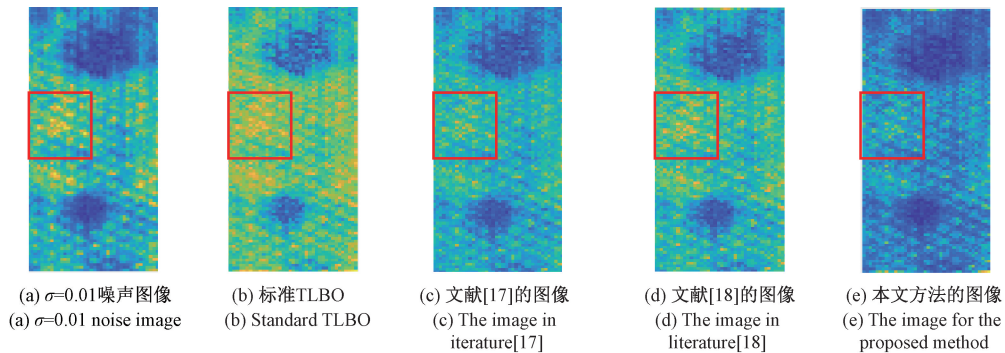


图5 $\sigma=0.01$ 乘性噪声图像增强结果

Fig. 5 The enhancement results of the image with $\sigma=0.01$ multiplicative noise

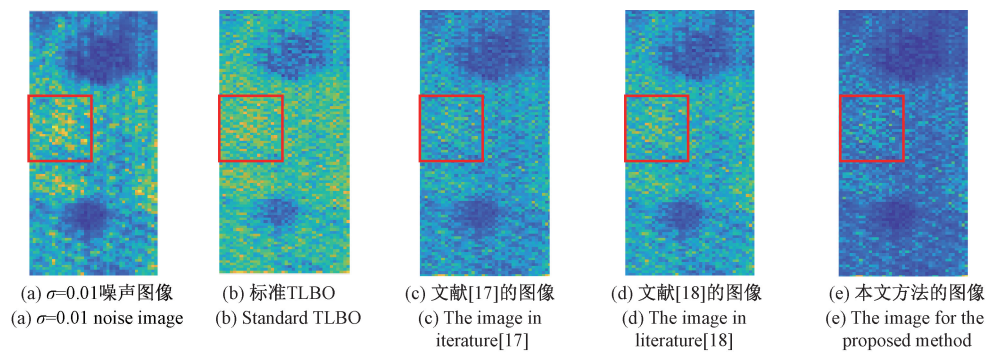
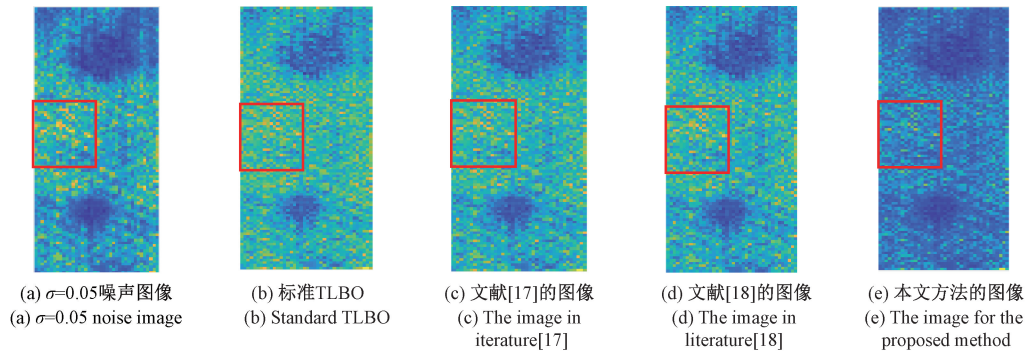


图6 $\sigma=0.03$ 乘性噪声图像增强结果

Fig. 6 The enhancement results of the image with $\sigma=0.03$ multiplicative noise

THz 图像中将较为明显的伪影区域已被由方框标出。

由图 4~7 (b) 可知标准 TLBO 算法配置的 THz 增强

图 7 $\sigma=0.05$ 乘性噪声图像增强结果Fig. 7 The enhancement results of the image with $\sigma=0.05$ multiplicative noise

模型参数,未消除局部伪影,所得图像质量较差。由图 4~6(c)、(d)可知文献[17]、[18]提出的方法较为有效地降低了局部伪影区域的亮度,但从视觉感知角度可知,伪影现象仍然存在。由图 7(c)、(d)可知文献[17]、[18]方法未能有效消除噪声图像局部伪影,导致增强后 THz 图像质量仍然较差。图 4~7(e)为本文方法增强结果,基本消除了 THz 图像的局部伪影,并保持了缺陷边缘区域清晰度,具有较好视觉效果。

表 1 图像质量评价与适应度值

Table 1 Image quality assessments and fitness values

图像类型	算法类型	平均梯度	二维熵	适应度	收敛步数
原始图像	标准 TLBO	8.10	4.78	8.83	43
	文献[17]	10.52	5.44	10.71	86
	文献[18]	9.49	5.32	10.07	17
	本文方法	11.32	5.54	11.20	63
乘性噪声图像 ($\sigma=0.01$)	标准 TLBO	5.04	4.72	7.24	35
	文献[17]	11.88	5.49	11.43	78
	文献[18]	11.55	5.44	11.21	24
	本文方法	12.99	5.58	12.08	69
乘性噪声图像 ($\sigma=0.03$)	标准 TLBO	6.11	4.92	7.98	39
	文献[17]	13.28	5.57	12.21	89
	文献[18]	13.60	5.60	12.40	31
	本文方法	13.74	5.71	12.58	67
乘性噪声图像 ($\sigma=0.05$)	标准 TLBO	9.40	5.29	9.99	29
	文献[17]	13.08	5.54	12.08	81
	文献[18]	12.52	5.52	11.79	25
	本文方法	14.68	5.72	13.06	71

通过表 1 可知,由于标准 TLBO 算法存在容易陷入局部最优问题,所得图像质量评价指标与适应度值最低;

表 2 各算法求解出的增强模型最优参数

Table 2 The optimal parameters of the enhanced model solved with various algorithms

图像类型	算法类型	D_0	H_H	H_L	C
原始图像	标准 TLBO	3 400.11	102.03	0.38	3.21
	文献[17]	2 856.25	251.67	0.61	2.47
	文献[18]	4 201.31	395.34	0.47	2.12
	本文方法	2 681.81	201.32	0.89	4.13
乘性噪声图像 ($\sigma=0.01$)	标准 TLBO	4 163.45	103.46	0.19	3.10
	文献[17]	3 361.71	980.31	0.58	0.94
	文献[18]	2 453.23	180.43	0.51	1.93
	本文方法	3 662.69	1 000.69	0.99	1.81
乘性噪声图像 ($\sigma=0.03$)	标准 TLBO	3 352.56	425.61	0.13	0.68
	文献[17]	5 452.65	823.70	0.45	2.89
	文献[18]	5 052.65	825.15	0.53	3.56
	本文方法	2 443.65	855.65	0.95	1.29
乘性噪声图像 ($\sigma=0.05$)	标准 TLBO	6 542.26	356.95	0.21	3.94
	文献[17]	6 466.22	995.62	0.49	1.95
	文献[18]	4 562.45	335.59	0.35	2.77
	本文方法	5 512.56	645.64	0.87	5.68

文献[17]基于标准 Logistic 混沌映射进行多样性种群初始化并对 TLBO 算法进行了自适应调节,提高了平均梯度与二维熵指标,但由于标准 Logistic 混沌映射的遍历性不佳,导致其收敛所需步数较多;文献[18]的方法未进行多样性种群初始化以及惯性权重自适应调节,存在过早收敛的问题,降低了算法求解性能。由于待优化参数差异大且对模型性能影响的强耦合性,其他算法无法跳出适应度函数中二维熵的局部最优值 5.60 与平均梯度的局部最优值 13.60。相比之下,本文方法基于差分变异思想构建了教改阶段,帮助种群跳出局部最优,避免了

伪影对缺陷区域的干扰,并保证了边缘清晰度,有助于提高缺陷定量检测精度。此外,改进的 Logistic 混沌映射能够有效提高种群多样性,保证算法拥有较高求解精度与较快收敛速度。

依据表2可知,增强模型中各参数取值差异大,采用人工经验方式进行参数配置时,不易获取模型最优参数,而引起伪影残留。由此体现了本文方法智能性与高效性,基于所提出混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法实现了对增强模型参数快速准确求解,从而提高 THz 图像质量。

由图8可知标准 TLBO 算法与文献[18]所提出的混合策略教与学优化算法,在迭代计算前期进入收敛状态且适应度值较小,可知存在陷入局部最优的问题。文献[17]所提出的自适应教与学优化算法性能相对较好,但算法收敛速度偏慢。本文所提出的混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法,克服了容易陷入局部最优、多样性差以及收敛速度慢的缺点,面对 THz 图像局部伪影问题时,更准更高效地配置出 THz 图像增强模型参数,提高了模型性能,消除了局部伪影对缺陷区域的干扰。

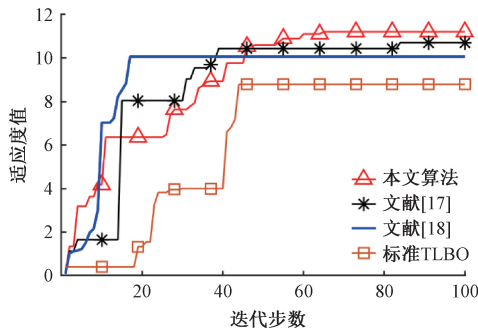


图8 4种算法适应度变化

Fig. 8 The changes of fitness for 4 algorithms

5 结 论

本文提出了基于混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法的 THz 图像增强模型,消除了由于功率起伏效应引起的局部伪影现象,提高了缺陷边缘清晰度。

1) 结合 THz 时域光谱系统的成像原理,深入分析存在局部伪影的根本原因,基于同态滤波构造了 THz 图像增强模型。

2) 从种群多样性、自适应惯性权重调节以及变异策略3个方面对 TLBO 算法进行改进,提出了基于混沌映射与差分进化自适应 TLBO 算法,降低了陷入局部最优的可能性,提高了算法寻优精度和效率。

3) 设计了表征 THz 图像局部伪影的性能指标,构造了 TLBO 算法的适应度函数,应用提出的混沌映射与差

分进化自适应 TLBO 算法完成了 THz 图像增强模型参数最优配置。实验结果表明,该算法优化后的 THz 图像增强模型能够有效消除图像局部伪影,降低了局部伪影对缺陷区域干扰。

本文研究结果为 THz 图像增强提供一种新的方法,对提高 THz 图像质量和缺陷量化精度具有重要意义。后续研究工作重点针对两方面进行:

1) 深入探究适应度函数与待优化参数之间的关系,从反问题角度设计 TLBO 算法改进方案,进一步提高参数配置精度。

2) 进行不同类型样品的 THz 图像增强,以对所提出方法的泛化性进行验证。

参考文献

- [1] 李迎, 张朝晖, 赵小燕, 等. 非金属涂层缺陷的太赫兹时域谱检测[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 129-136.
LI Y, ZHANG CH H, ZHAO X Y, et al. Terahertz time-domain spectrum detection of non-metallic coating defects[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 129-136.
- [2] CAO B H, LI H, FAN M B, et al. Quantitative determination of pesticides concentration in flour substrate by chemometric methods using terahertz spectroscopy[J]. Analytical Methods, 2018, 10(42): 5097-5104.
- [3] CAO B H, WANG M Y, LI X H, et al. Accurate thickness measurement of multilayer coatings on metallic substrate using pulsed terahertz technology[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(6): 3162-3171.
- [4] YE D D, WANG W Z, ZHOU H T, et al. Pulsed terahertz spectroscopy combined with hybrid machine learning approaches for structural health monitoring of multilayer thermal barrier coatings[J]. Optics Express, 2020, 28(24): 34875-34893.
- [5] 王度. 射频板条 CO₂ 激光器的光束特性及其热稳定性研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2013.
WANG D. A dissertation submitted in partial fulfillment of the requirements for the degree of doctor of engineering[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2013.
- [6] WANG Y X, ZHAO Z R, CHEN Z Q, et al. Performance of the continuous-wave imaging system based on a terahertz gas laser[J]. Journal of Infrared & Millimeter Waves, 2011, 30(3): 193-197.
- [7] 周先春, 伍子锴, 石兰芳. 小波包与偏微分方程相结合的图像去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 61-67.

- ZHOU X CH, WU Z K, SHI L F. Image denoising algorithm based on wavelet packet and partial differential equations [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 61-67.
- [8] 王伟江, 彭业萍, 曹广忠, 等. 面向机柜表面缺陷检测的不均匀光照和低亮度图像增强方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 131-139.
- WANG W J, PENG Y P, CAO G ZH, et al. Non-uniform and low illumination image enhancement for cabinet surface defect detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 131-139.
- [9] 朱维斌, 李继哲, 叶树亮. 基于 SIFT 的小模数齿轮图像亚像素级配准研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(9): 2326-2334.
- ZHU W B, LI J ZH, YE SH L. Research on sub-pixel registration of fine-pitch gear image based on SIFT[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(9): 2326-2334.
- [10] SIDHESWAR R, PRINCE P M, SUNIL K S, et al. A new image denoising framework using bilateral filtering based non-subsampled shearlet transform [J]. Optik, 2020, 34(8): 216-229.
- [11] XU L M, FAN W H, LIU J. Suppression of the fluctuation effect in terahertz imaging using homomorphic filtering[J]. Chinese Optics Letters, 2013, 11(8): 311-315.
- [12] MOHANAPRIYA N, KALAAVATHI B. Adaptive image enhancement using hybrid particle swarm optimization and watershed segmentation[J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2019, 25(4): 663-672.
- [13] ACHARYA U K, KUMAR S. Particle swarm optimized texture based histogram equalization (PSOTHE) for MRI brain image enhancement[J]. Optik, 2020, 224(10): 760-772.
- [14] 毕晓君, 潘铁文. 基于改进的教与学优化算法的图像增强方法[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(12): 1716-1721.
- BI X J, PAN Y W. An image enhancement method based on improved teaching-learning-based optimization algorithm[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(2): 1716-1721.
- [15] WANG B C, LI H X, FENG Y. An improved teaching-learning-based optimization for constrained evolutionary optimization[J]. Information Sciences, 2018, 456(5): 131-144.
- [16] CHEN D B, LU R Q, ZOU F, et al. Teaching-learning-based optimization with variable-population scheme and its application for ANN and global optimization [J]. Neurocomputing, 2016, 173(3): 1096-1111.
- [17] ALOK K S, PRADEEP S, MANU V. An adaptive inertia weight teaching-learning-based optimization algorithm and its applications [J]. Applied Mathematical Modelling, 2020, 77(11): 309-326.
- [18] 毕晓君, 王佳荟. 基于混合学习策略的教与学优化算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2017, 51(5): 1024-1031.
- BI X J, WANG J Y. Teaching-learning-based optimization algorithm with hybrid learning strategy [J]. Journal of Zhejiang University (engineering science), 2017, 51(5): 1024-1031.
- [19] TSAI H C. Confined teaching-learning-based optimization with variable search strategies for continuous optimization[J]. Information Sciences, 2019, 500(10): 34-47.
- [20] 徐利民, 范文慧, 刘佳. 太赫兹图像的降噪和增强[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(10): 2865-2870.
- XU L M, FAN W H, LIU J. De-noising and enhancement for terahertz imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(10): 2865-2870.
- [21] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching-learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. Computer-Aided Design, 2011, 43(3): 303-315.
- [22] 王尔申, 贾超颖, 曲萍萍, 等. 基于混沌粒子群优化的北斗/GPS 组合导航选星算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(2): 259-265.
- WANG ER SH, JIA CH Y, QU P P, et al. BDS/GPS integrated navigation satellite selection algorithm based on chaos particle swarm optimization[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(2): 259-265.
- [23] WANG X Y, LI Y P. Chaotic image encryption algorithm based on hybrid multi-objective particle swarm optimization and DNA sequence [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2021, 137(11): 393-408.
- [24] RAJAMOHA S P, UMAMAHESWARI K. Hybrid approach of improved binary particle swarm optimization and shuffled frog leaping for feature selection [J]. Computers and Electrical Engineering, 2018, 67(8): 497-508.
- [25] 何怡刚, 白月皎, 鲁力. 基于 DE-QPSO 算法的 MKRVM 对电容式 RF-MEMS 开关的寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 66-75.
- HE Y G, BAI Y J, LU L. MKRVM prediction of capacitive RF-MEMS switching life based on DE-QPSO

algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(12): 66-75.

作者简介



孙凤山,2017年于辽宁石油化工大学获得学士学位,2020年于中国民航大学获得硕士学位,现为中国矿业大学博士研究生,主要研究方向为太赫兹无损检测成像方法及图像处理。

E-mail: TB20050013B4@cumt.edu.cn.

Sun Fengshan received his B.Sc. degree in 2017 from Liaoning Petrochemical University and M.Sc. degree in 2020 from Civil Aviation University of China. Now, he is a Ph.D. candidate in China University of Mining and Technology. His current research interest includes imaging method of terahertz non-destructive testing and image processing.



范孟豹(通信作者),2004年于中国石油大学(华东)获得学士学位,2009年于浙江大学博士学位,现为中国矿业大学机电工程学院教授,博士生导师,主要研究方向为太赫兹与涡流无损检测理论及应用。

E-mail: wuzhi3495@cumt.edu.cn.

Fan Mengbao (Corresponding author) received his B.Sc. degree in 2004 from China University of Petroleum (East China), and Ph.D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now, he is a professor and Ph.D. supervisor in School of Mechatronic Engineering, China University of Mining and Technology. His current research interest includes terahertz and eddy current non-destructive testing theory and application.



曹丙花,2004年于电子科技大学获得学士学位,2009年于浙江大学获得博士学位,现为中国矿业大学信息与控制工程学院副教授,硕士生导师,主要研究方向为太赫兹与涡流无损检测理论及应用。

E-mail: caobinghua@cumt.edu.cn.

Cao Binghua received her B.Sc. degree in 2004 from University of Electronic Science and Technology of China and Ph.D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now, she is an associate professor and master supervisor in School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology. Her main research interest includes terahertz and eddy current non-destructive testing theory and application.



叶波,2000年于昆明理工大学获得学士学位,2009年于浙江大学获得博士学位,现为昆明理工大学信息工程与自动化学院教授,博士生导师,主要研究方向为工程结构无损检测与评估、结构健康监测、机器学习与智能算法。

E-mail: yeripple@hotmail.com

Ye Bo received his B.Sc. degree in 2000 from Kunming University of Science and Technology and Ph.D. degree in 2009 from Zhejiang University. Now, he is a professor and Ph.D. supervisor in Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes non-destructive testing and evaluation on engineering structures, structural health monitoring, machine learning and intelligent algorithms.



刘林,2011年于英国利物浦大学获得学士学位,2017年于英国利物浦大学获得博士学位,现为北京航天计量测试技术研究所研发中心工程师,主要研究方向为太赫兹无损检测理论与成像。

E-mail: linliu07@live.cn.

Liu Lin received his B.Sc. degree in 2011 and Ph.D. degree in 2017 both from University of Liverpool, UK. Now, he is an engineer in R & D Center, Beijing Aerospace Institute for Metrology and Measurement Technology. His main research interest includes terahertz non-destructive testing theory and imaging.