

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2007056

基于改进 NSGA-III 的电磁超声换能器多目标优化*

金亮^{1,2}, 冯时¹, 杨庆新², 曹佳豪¹

(1. 天津工业大学 天津市电工电能新技术重点实验室 天津 300387;
2. 河北工业大学 省部共建电工装备可靠性与智能化国家重点实验室 天津 300130)

摘要:电磁超声换能器(EMAT)的设计与优化是一个变量多、分析复杂和优化难度大的多目标优化问题。通过建立的电磁超声换能器电磁-力-声有限元模型,得到了洛伦兹力、磁致伸缩效应、感应电流密度和振动位移等优化目标的样本集,构建了多支持向量机的代理模型。提出一种基于参考点和拥挤度相结合的改进 NSGA-III 优化方法,对优化目标进行优化设计,并通过多指标加权灰靶决策模型从 Pareto 解集中选择最满意的优化方案。将计算结果与其他优化方法进行对比,改进 NSGA-III 算法在复杂多目标问题中有更好的计算效果。通过实验验证了优化过程的合理性和优化结果的准确性。结果表明,优化后电磁超声换能器检测信号提升约 25%,有效提高换能效率,为电磁超声换能器参数优化提供了一种新思路。

关键词:电磁超声换能器;多目标优化设计;NSGA-III;多指标加权灰靶决策模型;换能效率

中图分类号: TB552 TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.4017

Multi-objective optimization of electromagnetic acoustic transducer based on the improved NSGA-III algorithm

Jin Liang^{1,2}, Feng Shi¹, Yang Qingxin², Cao Jiahao¹

(1. Tianjin Key Laboratory of Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China; 2. State Key Laboratory of Reliability and Intelligence of Electrical Equipment, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: The design and optimization of electromagnetic ultrasonic transducer (EMAT) is a multi-objective optimization problem, which has many variables, complicated analysis and great difficulty in optimization. By formulating the electromagnetic force acoustic finite element model of the electromagnetic ultrasonic transducer, the sample sets of the optimal targets such as Lorentz force, magnetostrictive effect, induced current density and vibration displacement can be achieved. In this way, the agent model of the multi-support vector machine is established. An improved NSGA-III multi-objective optimization method based on the combination of reference point and congestion degree is proposed. The optimization design is implemented on the optimization target, and the most satisfactory optimization scheme is selected from Pareto solution set through the multi-index weighted grey target decision model. Compared with other optimization methods, the improved NSGA-III algorithm is more effective for solving complex multi-objective problems. The rationality of the optimization process and the accuracy of the optimization results are evaluated by experiments. Results show that the detection signal of the electromagnetic ultrasonic transducer is increased by about 25% after optimization, which effectively improves the energy exchange efficiency. It provides a new way for the parameter optimization of the electromagnetic ultrasonic transducer.

Keywords: electromagnetic acoustic transducer; multi-objective optimization; NSGA-III; multi-index weighted grey target decision-making model; energy conversion efficiency

收稿日期: 2020-10-29 Received Date: 2020-10-29

* 基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (51977148, 51577132) 资助

0 引言

电磁超声检测是一种新兴的无损检测技术。电磁超声换能器 (electromagnetic acoustic transducer, EMAT) 作为一种新型超声发射接收装置,通过电磁耦合直接在试件内部形成超声声源^[1-2],与压电超声检测技术相比,具有非接触、较强环境适应性、绿色环保等优点^[3-5],广泛应用于成分检测、管材测厚、缺陷探伤、焊接检测等多个领域^[6]。

国内外众多学者对电磁超声换能器进行了多方面研究,发现不同结构参数对检测性能有巨大影响。对 EMAT 合理优化设计具有重要研究意义。伦敦帝国大学的 Matthias 等^[7]通过仿真计算电磁超声横波换能器中永磁体产生的磁场强度,得到磁场的分布规律。哈尔滨工业大学的 Kang 等^[8]提出了一种新型电磁超声换能器设计,提高了非铁磁材料的超声产生效率。华威物理大学的 Edwards 等^[9]考虑了信号、频率含量、信号方向性以及样本上方距离的影响,对 EMAT 优化设计。河北工业大学的张闯等^[10]通过调整线圈间距、激励电流方向和延迟时间减小检测中的干扰波。

电磁超声换能器有磁性力、磁致伸缩力以及感应电流在磁场作用下产生的洛伦兹力 3 种换能机理。在铁磁性材料检测中,3 种换能机理同时存在,因此仅以换能效率或回波幅值作为单一目标很难完全反映实际工程中的检测问题,考虑复杂工况下的多目标优化具有更重要的工程应用价值。哈尔滨工业大学王淑娟等^[11]对 EMAT 接收和激发过程进行三维建模,分析优化了 EMAT 结构,提高 EMAT 的换能效率。中北大学的江念等^[12]通过调节激励信号的频率、脉宽,改变提高距离来观测超声回波幅度的变化。

为提高多目标优化效率,许多研究者将智能算法引入到电磁超声换能器的结构设计中,提出了基于粒子群算法、免疫进化算法、蚁群算法和遗传算法等的电磁超声换能器模型,收到了一定的成效^[13-14]。韩国的 Kim 等^[15]提出一种新的等效分布力模型。康磊^[16]针对电磁超声换能器存在的频散现象、信号较弱等问题,提出了一种“零斜率准则”和正交试验设计相结合的优化设计方法,实现了对频散现象的抑制和信号的增强。谭良辰等^[17]提出了一种针对电磁超声检测能力的电磁铁遗传算法优化方法。然而以上各种电磁超声换能器优化设计绝大多数都存在种群分布不均、算法收敛早熟等缺陷。

针对上述问题,本文提出一种改进 NSGA-III (快速非支配排序) 算法,解决传统算法在高维多目标问题存在解集收敛性差、搜索效率低等缺陷,提高收敛速度,使种群保持较好的分布度和收敛度。并基于电磁超声换能器

换能机理,利用多支持向量机建立高精度的代理模型,采用正交实验与随机实验设计结合方法获得参数样本空间,采用改进 NSGA-III 算法对其结构参数进行优化,通过合理优化感应电流密度、洛伦兹力、磁致伸缩力和测试点处振动位移 4 个目标,达到增强检测信号幅值的目的。应对不同检测要求,有效提高 EMAT 设计的灵活性,为电工装备设计优化所需的多目标任务计算提供了一种可行的方案。

1 EMAT 检测模型

1.1 问题描述

电磁超声换能器主要结构由永磁体、激发线圈和待测物体 3 部分组成。根据待测物体的不同性质,EMAT 工作机理可分为磁致伸缩力、洛伦兹力和磁性力三种形式^[18-21]。在铁磁性材料中,磁致伸缩力、洛伦兹力和磁性力共同作用于被测物体。

由于高频脉冲电流的作用,EMAT 激发线圈产生高频交变的动态磁场,动态磁场在待测样品中感生出高频的涡流,通过求出铁磁性样品中的磁矢势,可以计算得到铁磁性样品中的交变磁场、电场以及感应电流密度:

$$\mathbf{B}_{dp} = \nabla \times \mathbf{A}_{dp} \quad (1)$$

$$\mathbf{E}_p = -\frac{\partial \mathbf{A}_{dp}}{\partial t} \quad (2)$$

$$\mathbf{J}_e = \gamma_p \mathbf{E}_p = -\gamma_p \frac{\partial \mathbf{A}_{dp}}{\partial t} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{J}_e$ 为铁磁性样品中的感应电流密度; $\mathbf{B}_{dp}$ 为铁磁性样品中的交变磁场; $\mathbf{A}_{dp}$ 为铁磁性样品中的磁矢势; $\mathbf{E}_p$ 为铁磁性样品中交变磁场感生出的电场; γ_p 为铁磁性样品的电导率。

假设固体处于自由状态,即忽略初始状态下铁磁材料的应力应变,仅考虑磁场变化所引起铁磁材料的应力和应变,可得由磁致伸缩作用引起的磁致伸缩应变为:

$$\varepsilon = dH \quad (4)$$

根据弹性力学的基本方程推导,由磁致伸缩应变所引起的磁致伸缩应力为:

$$\sigma = E\varepsilon = EdH \quad (5)$$

式中: E 为铁磁材料的弹性模量; d 为沿磁场方向的压磁系数矩阵。

根据 EMAT 电磁场控制方程的分析可知,铁磁性样品中的总磁场是由永磁体提供的静磁场和涡流产生的交变磁场耦合而成的动态磁场。因此,其受到的洛伦兹力可表示为:

$$\mathbf{F}_L = \mathbf{J}_e \times \mathbf{B}_p = \mathbf{J}_e \times (\mathbf{B}_{sp} + \mathbf{B}_{dp}) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{F}_L$ 为洛伦兹力; $\mathbf{B}_p$ 为铁磁性样品中总的磁感应强度。

根据本文研究的 EMAT 结构设计问题,将信号检测幅值拆分成感应电流密度 Z 方向分量、磁致伸缩力 X 方向分量、洛伦兹力 X 方向分量和 P 点处的振动位移 4 个目标:

$$\begin{cases} f_1 = \max J_e \\ f_2 = \max \sigma \\ f_3 = \max F_L \\ f_4 = \max X_p \end{cases} \quad (7)$$

1.2 EMAT 模型建立

EMAT 模型主要由永磁体、线圈、待测试件和空气域组成,建立的有限元仿真模型,如图 1 所示。电磁超声换能器位于样品中心处,永磁体为长宽高 20 mm×20 mm×15 mm 的方形钕铁硼磁铁,磁化方向为 Z 轴负方向。剩余磁场强度为 1.21 T,矫顽力为 915 kA/m,最大磁能积为 279 kJ/m³,提高距离(永磁体下表面距试件上表面的距离)为 2 mm。样品中心预制 0.1 mm×0.5 mm 的裂纹。在位于换能器左侧 40 mm 处接收振动位移。被测试件中钢板尺寸为 250 mm×25 mm×2 mm,试件材料为钢板,电导率为 4.032×10^6 S/m,相对磁导率为 1,密度为 7 850 kg/m³,杨氏模量为 2×10^{11} Pa。

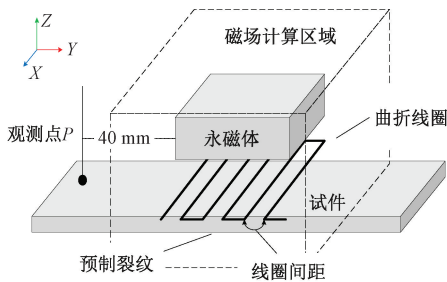


图 1 EMAT 检测模型

Fig. 1 EMAT scheduling model

为简化计算,只对线圈的有效检测区域进行建模。在建立电磁超声换能器代理模型之前,选取 EMAT 结构参数的因素水平值,如表 1 所示。

表 1 结构因素水平表

Table 1 Structure factor level tab

考察因素	水平 1	水平 2	水平 3	水平 4
线圈与永磁体 提高距离/mm	0.5	1.0	1.5	2.0
线圈宽度	0.5	1.0	1.5	2.0
线圈间距	0.5	1.0	1.5	2.0
永磁体长度	15.0	17.5	20.0	22.5
永磁体宽度	15.0	17.5	20.0	22.5
永磁体高度	10.0	12.5	15.0	17.5

采用正交试验和随机组合试验相结合的设计方法获取样本数据,这样不但可以获得具有很强代表性的样本数据点,还满足回归建模所需的样本数量。通过有限元模型仿真得到不同结构参数下的目标性能,最终得到 160 组样本数据,如表 2 所示。

表 2 样本数据

Table 2 Sample data

编号	样本 1	样本 2	...	样本 159	样本 160
线圈与永磁体 提高距离/mm	0.5	1.0	...	1.5	2.0
线圈宽度/mm	0.5	1.0	...	1.5	2.0
线圈间距/mm	0.5	1.0	...	1.5	2.0
永磁体长度/mm	15.0	17.5	...	20.0	22.5
永磁体宽度/mm	15.0	17.5	...	20.0	22.5
永磁体高度/mm	10.0	12.5	...	15.0	17.5
电流密度模	2.36×10^8	5.42×10^7	...	5.64×10^7	5.85×10^7
洛伦兹力	4.72×10^7	1.53×10^7	...	1.75×10^7	1.03×10^7
磁致伸缩	1.18×10^9	3.17×10^8	...	1.50×10^8	8.99×10^7
P 点位移	4.39×10^{-5}	4.33×10^{-5}	...	1.36×10^{-4}	7.18×10^{-5}

利用多支持向量机(support vector machine, SVM)根据输入输出样本数据建立映射关系,搭建 EMAT 代理模型,将 160 组样本数据中的 130 组用于训练预测模型,30 组用于测试评估预测模型的预测准确性以及模型泛化能力。在满足预测准确率与误差率的要求下引入多目标优化算法对其结构参数进行优化。

2 多目标优化算法

EMAT 代理模型可建模成 4 个甚至更多目标的优化问题,目标个数每增长一个,Pareto 最优解的数量呈指数级增长,现有多目标算法(如 NSGA-II)的选择策略很难从大量的 Pareto 最优解集中高效地筛选出真正有潜力的代表解集。

NSGA-III 起源于遗传算法,基本框架和 NSGA-II 相同,同样具备精英保留策略和快速非支配排序操作。相比于上一代 NSGA-II 算法的拥挤度排序,NSGA-III 通过引入广泛分布参考点来维持种群的多样性。在特定多目标问题下收敛提升明显^[22-23]。但在实际应用中,面对复杂大规模多目标问题,单位超平面上分布均匀的参考点并不能保证解的均匀分布性,容易产生早熟收敛、局部搜索能力较差、在进化后期搜索效率较低等问题。

本文在 NSGA-III 和 NSGA-II 算法的基础上,设计了一种改进 NSGA-III 算法,用于搜索全局最优解。这种改进来自以下几个方面。

1) 在设计中采用了自适应缩放变异因子策略和自适应递增交叉因子策略,提高算法的收敛稳定性和后期搜索效率。

2) 结合 NSGA-II 和 NSGA-III 的选择策略特点,采用基于动态拥挤度算子的参考点法进行选择操作,维持种群分布的多样性。

算法具体流程,如图 2 所示。

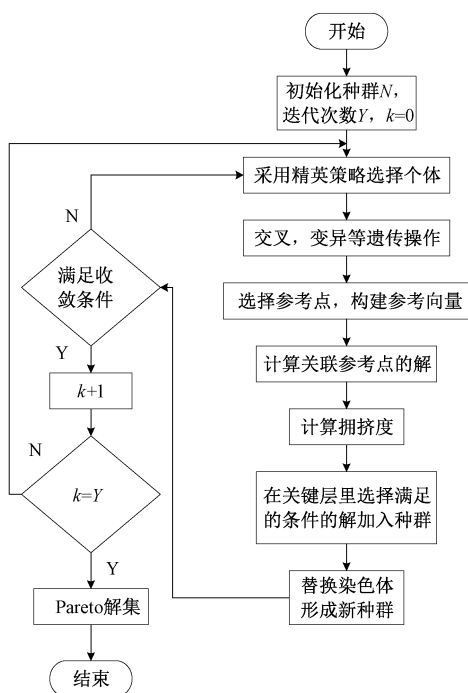


图 2 改进 NSGA-III 算法流程

Fig. 2 Flow of the improved NSGA-III algorithm

2.1 交叉操作

针对电磁超声换能器多目标优化问题,为增强算法的搜索能力和收敛性,本文在交叉操作中加入自适应递增交叉因子 C 。 C 一般取值为 $[0.5, 1]$, C 越小,越有利于保持种群多样性和全局搜索; C 越大,局部搜索的效率越高,收敛速度越快。自适应递增交叉因子策略公式如下:

$$C = C_{\min} + (C_{\max} - C_{\min}) \cdot \sin^2\left(\frac{t}{T} \cdot \frac{\pi}{2}\right) \quad (8)$$

式中: $C_{\max}$ 为最大的交叉因子; $C_{\min}$ 为最小的交叉因子; t 为当前的迭代次数; T 为最大的迭代次数。

2.2 变异操作

在遗传算法中变异操作可促进基因交流,有利于丰富种群的多样性。为了保持种群多样性和全局搜

索,在搜索的初始阶段尽可能多地获得全局最优种子,并在搜索的后期增强局部搜索能力,在变异操作中加入自适应缩放变异因子 F ,缩放因子 F 在算法的全局搜索和局部搜索中起到调节作用。 F 一般取值 $[0, 0.5]$,如果 F 较大,则有利于保持种群多样性和全局搜索。较小则利于提高收敛精度和局部搜索, F 随迭代次数的增加而减小。自适应缩放变异因子策略公式如下:

$$F = F_{\max} - (F_{\max} - F_{\min}) \cdot \sin^2\left(\frac{t}{T} \cdot \frac{\pi}{2}\right) \quad (9)$$

式中: $F_{\max}$ 为最大尺度因子; $F_{\min}$ 为最小尺度因子; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

2.3 选择操作

选择操作是建立在群体中个体的适应度评估基础上的,个体适应度越大,其被选择的概率就越高。常用的选择策略在涉及 3 个或更多个目标相互冲突的优化问题中,得到的解在非支配层上分布不均匀,容易陷入局部最优。为了得到分布均匀的 Pareto 最优解集,保证当前非支配层上的个体具有多样性,本文采用基于参考点策略的选择操作。

首先使用快速非支配排序原则,来将种群划分为 L 层非支配级别。从非支配 L 层级里挑选出 K 个个体,使得 K 和之前所有层级个体之和等于种群数 N 。并对多目标函数进行标量化操作,计算 M 个目标函数中每一个目标维度 i 上对应的最小值 Z_i ,得到理想点集合。标量化公式如下:

$$f'_i(x) = f_i(x) - Z_i^{\min} \quad (10)$$

然后对种群成员进行自适应归一化,得出归一化超平面,在超平面上提供一组参考点,并通过递归的方法,将参考点排列,针对每一个种群个体遍历所有向量,找到距离每个种群个体最近的参考点,同时记录下参考点的信息和对应的最短距离,从中寻找距离最小的点。参考点排列,如图 3 所示。

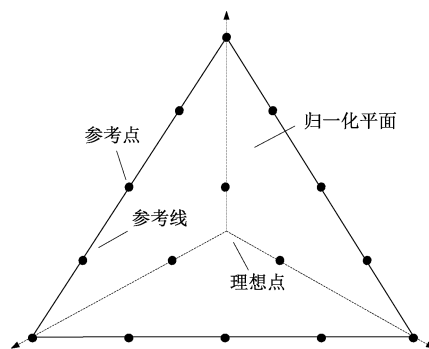


图 3 个体 i 的参考点计算

Fig. 3 Calculation of reference points for individual i

同时为了使种群保持较好的分布度和收敛度,加入动态拥挤度算子,每次从参考点集合选取个体进入下一代之前,先计算集中种群成员相互之间的拥挤度,若拥挤距离小于设定的阈值,则随机删除其中任意一个个体,使其不参与下一代的进化。拥挤度计算公式如下:

$$D = \sqrt{\sum_{j=1}^m \left(\frac{f_j(x_1) - f_j(x_2)}{f_j^u - f_j^l} \right)^2} \quad (11)$$

式中: D 为要比较的两个种群成员之间的拥挤度; m 为变量个数; $f_j(x_1)$ 为个体 x_1 的第 j 个目标函数的函数值, $f_j(x_2)$ 同理; f_j^u, f_j^l 为 f_j 的上下界。

2.4 数值算例测试

对于多目标优化问题,解空间中非常有可能会存在多个局部最优值,为了检验本文算法多目标寻优性能,对具有代表性的无约束测试函数进行数值实验,测试函数包括 Deb 等提出的多目标无约束测试函数 DTLZ1 和 DTLZ2。

定义决策空间的维数为 10, $x_i \in [0, 1]$, 算法的种群数目和迭代次数分别设置为 200 和 1 000, 多目标测试函数 DTLZ1, DTLZ2 的 Pareto 前沿,如图 4 所示。图 4 中,※为算法测试值,○为理论参考标准值。

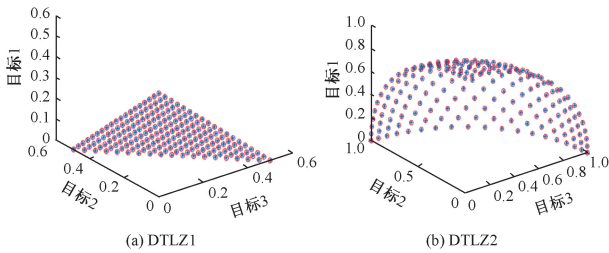


图 4 改进 NSGA-III 的 Pareto 前沿分布

Fig. 4 Pareto front distribution of the improved NSGA-III

通过采用反转世代距离 (inverted generational distance, IGD) 作为评估 NSGA-II、NSGA-III 和本文改进 NSGA-III 性能的指标,该指标用于计算真实 Pareto 前沿中所有解与求解算法获得的非支配解的平均欧式距离。IGD 值越小,表明非支配解集越逼近真实帕累托前沿并且分布更均匀,解集的收敛性和多样性更好。IGD 公式如下:

$$IGD(P, P^*) = \frac{\sum_{x \in P^*} \min_{y \in P} \text{dis}(x, y)}{|P^*|} \quad (12)$$

式中: P 是算法求得的解集; P^* 是从真实 Pareto 前沿采样的一组均匀分布的参考点; $\text{dis}(x, y)$ 表示参考集 P^* 中的点 x 到解集 P 中的点 y 之间的欧氏距离。

在进行 NSGAII、NSGA-III 和改进 NSGA-III 算法对比测试之前,确保标准函数的基本设置参数保持一致,所有

实验均为执行 20 次,以统计 IGD 的均值 (mean)、方差 (variance) 和运行时间,减少随机误差对统计结果的影响。

如表 3 所示,改进 NSGA-III 的计算时间相比 NSGA-II、NSGA-III 大幅缩短;对比不同测试函数的 IGD 均值和方差可知,在进行多目标函数优化时改进 NSGA-III 算法得到的 Pareto 前沿收敛性和多样性明显好于 NSGA-II 和 NSGA-III 算法。

表 3 各算法在不同函数上的 IGD 值和运行时间

Table 3 The IGD value and running time of each algorithm at different functions

	算法名称	Mean	Var	time/s
DTLZ1	NSGA-II	0.0971	2.235×10^{-5}	43.16
	NSGA-III	7.962×10^{-5}	1.541×10^{-8}	13.28
	改进 NSGAIII	2.133×10^{-5}	3.376×10^{-9}	8.64
DTLZ2	NSGA-II	0.0742	4.579×10^{-6}	31.47
	NSGA-III	1.813×10^{-4}	2.755×10^{-8}	14.89
	改进 NSGAIII	6.766×10^{-5}	1.627×10^{-9}	9.75

超多目标下解集分布区分更为明显,由基于拥挤度和参考点选择策略的多目标解集可以得出 NSGA-II 具有较高的多样化能力,NSGA-III 具有较强的收敛能力。改进 NSGA-III 综合了两种算法的优点。通过对每种算法在不同目标不同问题得到的解集进一步研究,得到 NSGA-II、NSGA-III 和改进 NSGA-III 在 5 目标和 8 目标 DTLZ1 问题的解集,如图 5 所示。横轴表示所得到解集的目标指标,纵轴表示相应的目标值。其中改进 NSGA-III 的收敛效果和种群多样性最好,NSGA-II 和 NSGA-III 则出现不同程度的解集缺失和维度崩溃。DTLZ2 问题也得到类似结果,如图 6 所示。可以得出结论在进行多目标函数优化时使用改进 NSGA-III 算法得到的解集收敛性和多样性明显好于 NSGA-II 和 NSGA-III 算法,更适用于大规模复杂问题。

3 多指标加权灰靶决策模型

本文通过选取多指标加权灰靶决策模型从 Pareto 最优解集中选取最满意的解。它是一种根据评价的模型或者决策的规则对研究的方案进行优劣排序的方法,并且在科学研究、经济等领域也都得到了普遍的运用。它的基本流程描述如下所示。

1) 使用 Pareto 最优解集来构造效果样本矩阵, k 表示的是可行解的个数, m 表示的是评价指标的个数,则:

$$X = (x_{ij}) \times k \times m \quad (13)$$

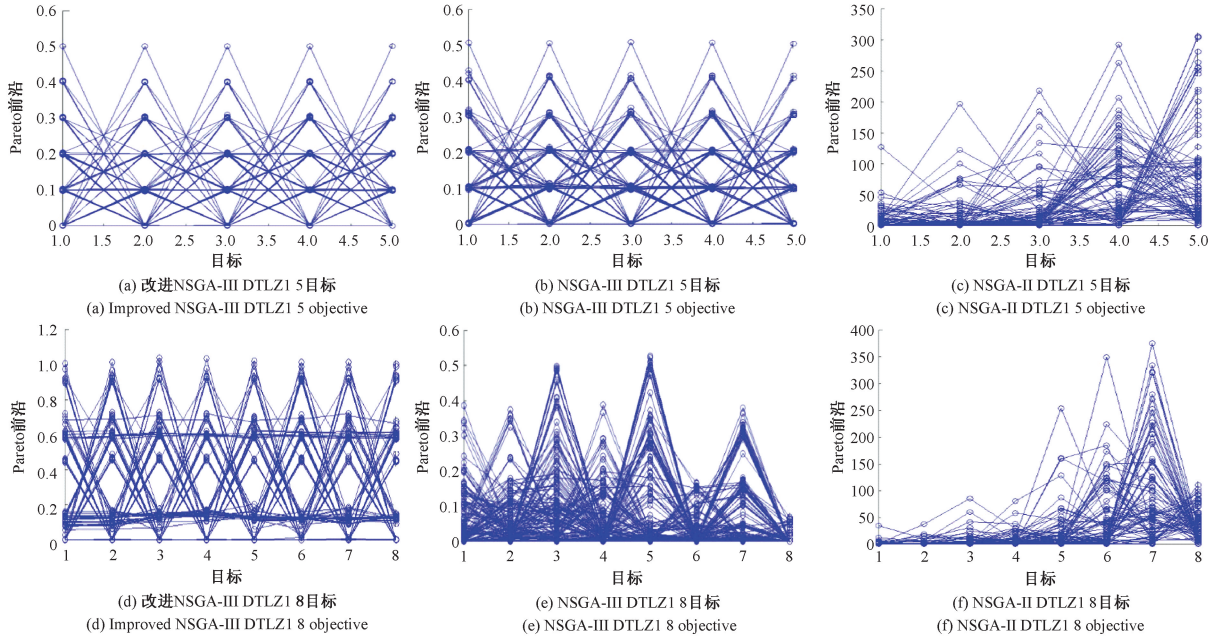


图5 DTLZ1 多目标问题解集

Fig. 5 Obtained solution sets on DTLZ1 problem.

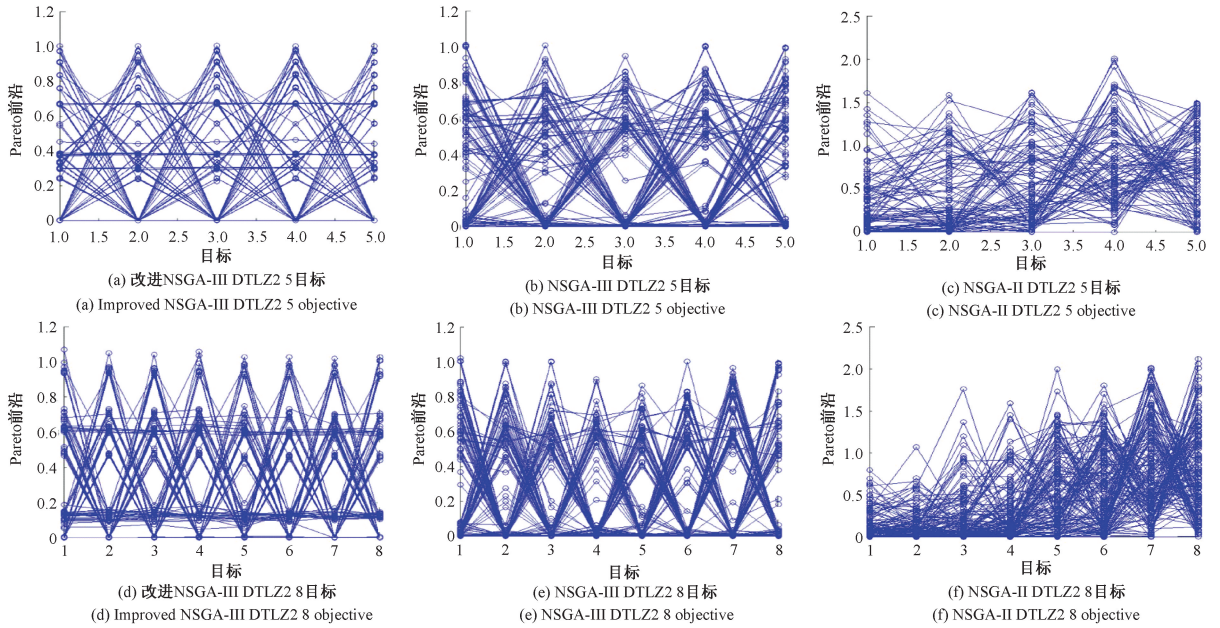


图6 DTLZ2 多目标问题解集

Fig. 6 Obtained solution sets on DTLZ2 problem

2) 用层次分析法来计算权重:

$$\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_m) \quad (14)$$

3) 对效果样本矩阵 $\mathbf{X}$ 进行处理, 获得决策矢量:

$$\mathbf{R} = (\mathbf{r}_{ij})_{k \times m} \quad (15)$$

4) 求解最优效果矢量:

$$\mathbf{r} = (\mathbf{r}_1^0, \mathbf{r}_2^0, \dots, \mathbf{r}_m^0) \quad (16)$$

5) 根据步骤4) 求解靶心距 $\varepsilon_i (i = 1, 2, \dots, k)$, 对

ε_i 进行由小到大的排序, 即可获得最优的调度方案顺序:

$$\varepsilon = |\mathbf{r}_i - \mathbf{r}| = \sqrt{\mathbf{w}_1 (\mathbf{r}_{i1} - \mathbf{r}_1^0)^2 + \mathbf{w}_2 (\mathbf{r}_{i2} - \mathbf{r}_2^0)^2 + \dots + \mathbf{w}_m (\mathbf{r}_{im} - \mathbf{r}_m^0)^2} \quad (17)$$

4 多目标优化结果分析

4.1 最满意结构方案决策

表 4 所示为得到的 Pareto 最优解。

表 4 得到的 Pareto 解

Table 4 The obtained Pareto solutions

序号	$J_e/(\text{A} \cdot \text{m}^{-2})$	$F_L/(\text{N} \cdot \text{m}^{-3})$	σ/Pa	$\Delta X/\text{mm}$
1	21 693 692	717 551	28 662 059	5.07×10^{-7}
2	41 073 133	1 101 076	31 475 274	2.01×10^{-7}
3	37 639 736	1 045 979	19 112 906	2.09×10^{-7}
4	24 814 449	750 722	28 582 452	5.58×10^{-8}
5	43 392 219	727 179	33 755 175	9.12×10^{-8}
6	27 164 333	850 291	25 605 641	5.34×10^{-7}
7	43 399 674	1 164 326	27 575 845	0.83×10^{-7}
8	26 683 027	835 774	28 744 965	5.42×10^{-8}
9	20 662 171	696 139	28 084 114	5.72×10^{-7}
10	33 645 643	940 797	33 332 040	3.33×10^{-7}

由表 4 中的数据建立最满意调度方案决策的效果样本矩阵。

$X =$

21 693 692	717 551	28 662 059	5.07×10^{-7}
41 073 133	1 101 076	31 475 274	2.01×10^{-7}
37 639 736	1 045 979	19 112 906	2.09×10^{-7}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
3 645 643	940 797	33 332 040	3.33×10^{-7}

计算每个目标的权重矢量:

$W = (0.315\ 6, 0.344\ 5, 0.164\ 3, 0.155\ 6)$

效果矩阵 X 的决策矩阵:

$R =$

1	- 0.896 52	0.798 51	- 0.578 66
- 0.753 79	0.756 85	0.654 49	1
0.544 84	0.698 87	0.715 65	- 0.987 55
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
0.874 89	0.234 41	0.246 51	- 0.854 46

决策矩阵 R 的靶心为:

$r = (1, 1, 1, 1)$

各方案的靶心距为,如表 5 所示。

因此,表 5 中序号 5 的解对应的方案为最满意的解。

4.2 优化结果对比

通过 NSGA-II、NSGA-III、改进 NSGA-III 优化得到性能参数和 EMAT 原结构性能参数的对比,如表 6 所示。在规定相同迭代次数下改进 NSGA-III 算法优化得到的性

表 5 各个调度方案的靶心距

Table 5 The distance of each scheduling scheme

序号	靶心距 ε
1	1.103 919
2	1.537 038
3	1.338 830
4	1.596 167
5	0.930 930
6	1.283 982
7	1.106 621
8	1.104 611
9	1.044 262
10	1.015 414

能参数明显好于 NSGA-II 和 NSGA-III 算法。改进 NSGA-III 算法优化出来的结构参数、原始参数和近似值,如表 7 所示。在激励源保持不变的情况下,根据优化后的 EMAT 结构参数建立相应的有限元模型进行仿真验证洛伦兹力、磁致伸缩效应、感应电流密度和观察点振动位移 4 个优化目标。

表 6 EMAT 性能参数对比

Table 6 Comparison of EMAT performance parameters

算法名称	电流密度模	洛伦兹力	磁致伸缩	P 点位移
优化前	2.44×10^7	3.93×10^6	2.72×10^8	8.03×10^{-8}
NSGA-II	3.76×10^7	6.65×10^6	2.29×10^8	5.68×10^{-8}
NSGA-III	4.11×10^7	6.50×10^6	2.85×10^8	7.09×10^{-8}
本文算法	4.30×10^7	7.27×10^6	3.37×10^8	9.12×10^{-8}

表 7 EMAT 结构参数对比

Table 7 Comparison of EMAT structural parameters

	mm		
考察因素	优化前	优化后	近似值
线圈与永磁体提离距离	1	1.403 6	1.4
线圈宽度	1	0.845 0	0.8
线圈间距	2	0.794 4	0.8
永磁体长度	20	12.377 2	12.0
永磁体宽度	20	18.284 6	18.0
永磁体高度	15	17.015 6	17.0

4.3 多目标拆分对比

将改进 NSGA-III 算法多目标优化得出的最优结构参数进行仿真,与原结构参数的目标性能进行对比。激励电流幅值为 10 A 时,高频线圈在待测样品中所感生的感

应电流密度,优化后提升约 1.7 倍,如图 7 所示。涡流受到耦合于样品中动态磁场的作用,样品中产生的洛伦兹力 x 分量,优化后提升约 1.8 倍,如图 8 所示。由耦合磁场的周期性变化对样品钢板造成的磁致伸缩应力 x 分量,优化后提升约 1.2 倍,如图 9 所示。在洛伦兹力和磁致伸缩力共同作用下,引起待测钢板裂纹自身高频振动,激发出超声波信号,在距离永磁体中心左侧 40 mm 处观测点 P 的振动云图和振动位移,如图 10 和 11 所示。

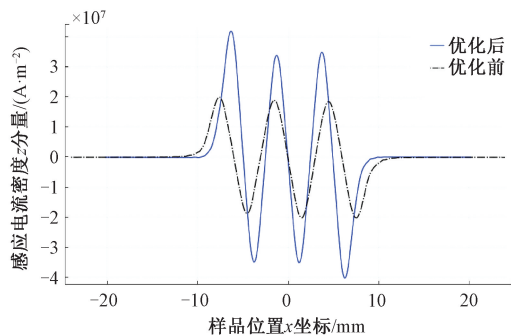


图 7 感应电流密度 z 分量在试样上分布
Fig. 7 z component of the induced current density distribution on the sample

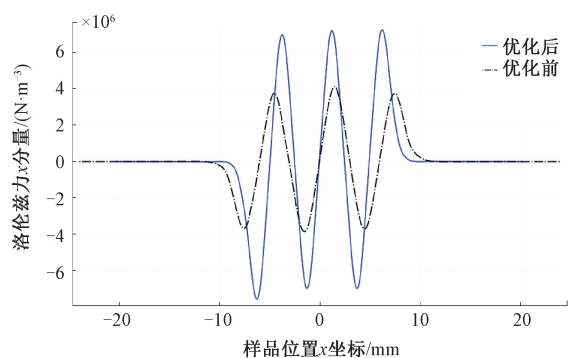


图 8 洛伦兹力 x 分量在试样上分布
Fig. 8 x component of lorentz force distribution over the sample

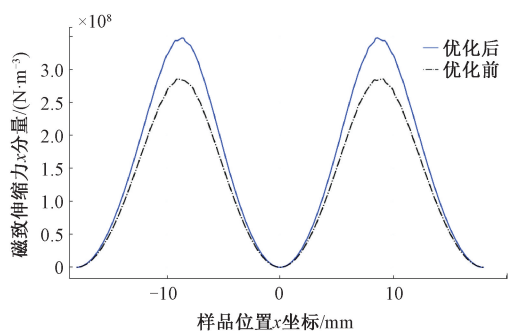


图 9 磁致伸缩应力 x 分量在试样上分布
Fig. 9 x component of magnetostrictive stress distribution over the sample

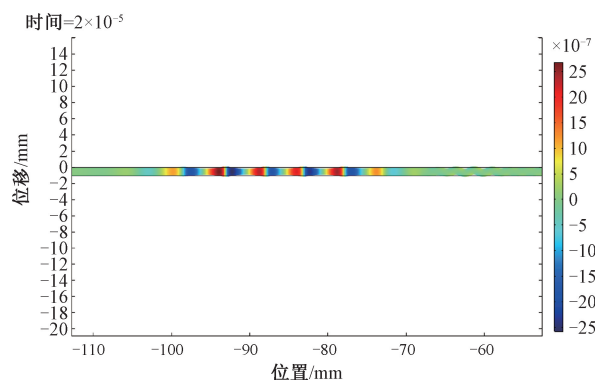


图 10 振动位移云图

Fig. 10 Vibration displacement nephogram

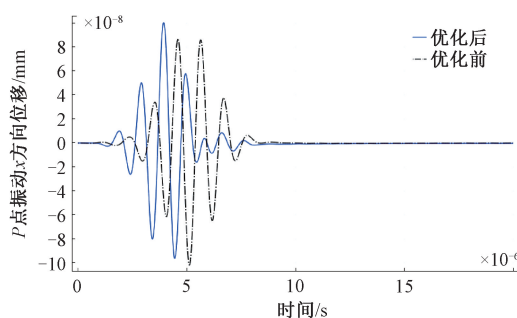


图 11 P 点振动位移随时间变化

Fig. 11 Vibration displacement at point P varies with time

5 实验验证

通过自主搭建的实验检测平台验证优化方案的有效性和可行性,实验平台主要包括接收模块,发射模块,EMAT 探头等部分。发射模块用于向激发线圈供给高频大功率发射电流;接收模块用于接收探测到的超声信号,并将信号进行放大、滤波和模数转换。收发模块和实验平台,如图 12 所示。

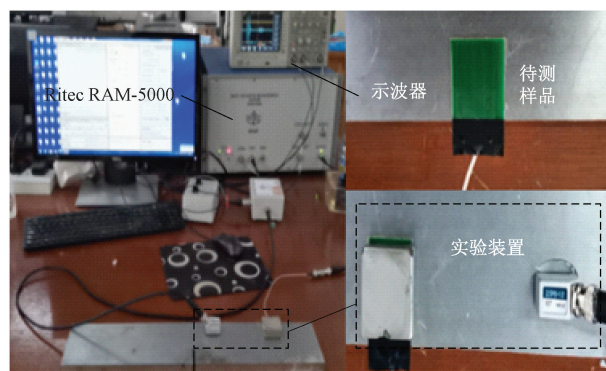


图 12 EMAT 实验平台

Fig. 12 EMAT experimental platform

根据电磁超声换能器铁磁材料检测的换能机理,对感应电流密度、洛伦兹力、磁致伸缩力和观测点 P 的振动4个目标的优化,应最终体现在检测信号幅值的提升。为验证仿真结果的有效性,分别对优化前后两组结构参数的电磁超声换能器进行实验,比较所测得检测信号波形幅值大小,计算优化提升倍数,实验检测信号幅值应在合理误差范围内与仿真优化结果相吻合。

实验结果,如图13所示。对原结构EMAT进行测试检测信号最大幅值为43.5 mV,优化后最大幅值为54.9 mV,较优化前提升约25%,考虑实验环境为非理想环境与仿真优化结果相符,实验结果验证了电磁超声换能器多目标优化的可行性和有效性,达到了优化目的。

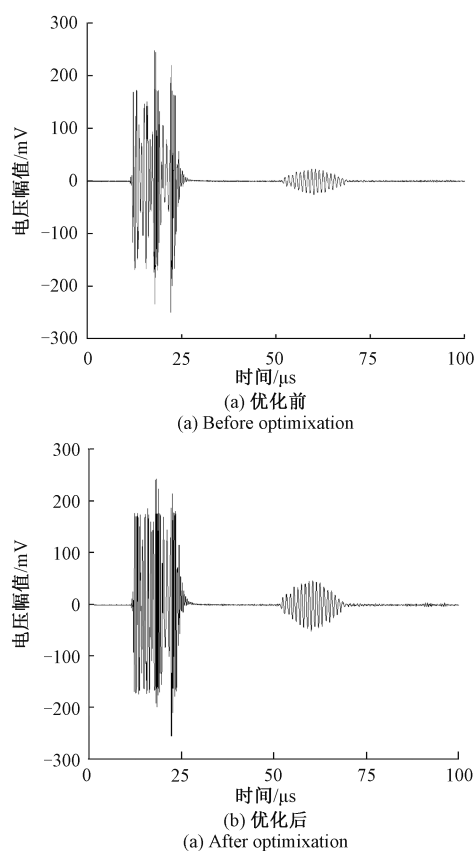


图13 优化前后超声信号对比

Fig. 13 Comparison of ultrasonic signals before and after optimization

6 结 论

本文建立了电磁超声换能器的有限元模型,计算感应电流密度、洛伦兹力、磁致伸缩力和测试点振动位移4个性能目标。应用改进NSGA-III算法对电磁超声换能器代理模型进行寻优,相比于其他算法的优化结果,得到

的感应电流密度为 2.44×10^7 、洛伦兹力 3.93×10^6 、磁致伸缩力 2.72×10^8 和测试点振动位移 9.12×10^{-8} ,较优化前提高程度最大。为了验证该方法的准确性,对优化前后的电磁超声换能器分别进行实验,结果表明通过对结构参数进行多目标优化,优化后检测信号幅值较优化前提升约25%,有效提升电磁超声换能器换能效率,为电磁超声换能器参数优化提供了一种新思路。

参考文献

- [1] 时亚, 石文泽, 陈果, 等. 钢轨踏面检测电磁超声表面波换能器优化设计[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(8): 239-249.
SHI Y, SHI W Z, CHEN G, et al. Optimized design of surface wave electromagnetic acoustic transducer for rail tread testing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(8): 239-249.
- [2] 焦敬品, 刘文华, 曾宪超, 等. 周向一致兰姆波电磁超声换能器设计与实现[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(6): 1387-1393.
JIAO J P, LIU W H, ZENG X CH, et al. Design and implementation of omni-directional Lamb wave electromagnetic acoustic transducer [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(6): 1387-1393.
- [3] LIU T B, PEI C X, CAI R, et al. A flexible and noncontact guided-wave transducer based on coils-only EMAT for pipe inspection[J]. Sensors and Actuators: A Physical, 2020, DOI: 10.1016/j.sna.2020.112213.
- [4] SONG H Y, PENG L SH, HUANG S L, et al. Analytical model and optimal focal position selection for oblique point-focusing shear horizontal guided wave EMAT[J]. Construction and Building Materials, 2020, 258: 120375.
- [5] SONG H Y, HUANG S L, WANG Q, et al. Orthogonal optimal design method for point-focusing EMAT considering focal area dimensions [J]. Sensors and Actuators: A Physical, 2020, 312: 112109.
- [6] 杨理践, 邢燕好, 张佳, 等. 基于电磁超声导波的铝板裂纹缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 150-160.
YANG L J, XING Y H, ZHANG J, et al. Crack defect detection of aluminum plate based on electromagnetic ultrasonic guided wave[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 150-160.
- [7] MATTHIAS S, PETER B N. On the separation of Lorentz and magnetization forces in the transduction mechanism of

- electromagnetic acoustic transducers (EMATs)[J]. NDT and E International, 2016, 84: 1-10.
- [8] KANG L, ZHANG CH, DIXON S, et al. Enhancement of ultrasonic signal using a new design of rayleigh-wave electromagnetic acoustic transducer [J]. NDT and E International, 2017, 86: 36-43.
- [9] EDWARDS R S, DIXON S, JIAN X. Characterisation of defects in the railhead using ultrasonic surface waves[J]. NDT & E International, 2006, 39(6): 468-475.
- [10] 张闯, 魏琦, 刘素贞, 等. 小尺寸试件检测用单向单模态电磁超声换能器设计[J]. 电工技术学报, 2019, 34(17): 3563-3571.
- ZHANG CH, WEI Q, LIU S ZH, et al. Design of unidirectional single-mode electromagnetic acoustic transducer for small size specimen detection [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(17): 3563-3571.
- [11] 王淑娟, 李智超, 李鹏展, 等. 非铁磁材料表面波电磁超声换能器接收性能分析与优化设计[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(9): 2360-2365.
- WANG SH J, LI ZH CH, LI P ZH, et al. Receiving performance analysis and optimization design of surface wave electromagnetic ultrasonic transducer for nonferromagnetic materials [J]. Proceedings of The Chinese Society for Electrical Engineering, 2015, 35(9): 2360-2365.
- [12] 江念, 王召巴, 陈友兴, 等. 电磁超声检测钢板厚度实验的参数优化[J]. 传感技术学报, 2015, 28(4): 498-502.
- JIANG N, WANG ZH B, CHEN Y X, et al. The experiment parameters of the steel-sheet thickness measurement by electromagnetic ultrasonic [J]. Journal of Transduction Technology, 2015, 28(4): 498-502.
- [13] XIE Y D, RODRIGUEZ S G, YIN W L, et al. Simulation and experimental verification of a meander-line-coil electromagnetic acoustic transducers (EMATs)[C]. 2016 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2016: 1-6.
- [14] 谈恩民, 王鹏. 基于 NSGA-II 算法的 SoC 测试多目标优化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(3): 226-232.
- TAN EN M, WANG P. Research on MULTI-objective optimization of soc test based on NSGA-II algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(3): 226-232.
- [15] KIM H J, LEE J S, KIM H W, et al. Numerical simulation of guided waves using equivalent source model of magnetostrictive patch transducers[J]. Smart Materials and Structures, 2015, 24(1): 15006.
- [16] 康磊. 用于铝板检测的电磁超声导波换能器优化设计技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
- KANG L. Research on optimal design technology of electromagnetic ultrasonic guided wave transducer for aluminum plate detection[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2011.
- [17] 谭良辰, 吴运新, 石文泽, 等. 铝板纵波电磁超声检测中电磁铁的遗传算法优化设计[J]. 传感技术学报, 2016, 29(6): 813-820.
- TAN L CH, WU Y X, SHI W Z, et al. Genetic algorithms of electromagnet in longitudinal wave electromagnetic ultrasonic detection for aluminum plate [J]. Journal of Transduction Technology, 2016, 29(6): 813-820.
- [18] SUN F, SUN Z, CHEN Q, et al. Characteristics of SH0-wave converted to T(0, 1)-wave based on a T-shaped plate wrapped around a pipe[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2019, 66(1): 129-137.
- [19] SUN W X, LIU G Q, XIA H, et al. Lamb wave signal selective enhancement by an improved design of meander-coil electromagnetic acoustic transducer [J]. Chinese Physics B, 2018, 27(8): 84301.
- [20] SUN H, UCHIMOTO T, TAKAGI T. New combination of magnet and coil of electromagnetic acoustic transducer for generating and detecting rayleigh wave [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, 2020, 67(4): 832-839.
- [21] KHALILI P, CAWLEY P. Relative ability of wedge-coupled piezoelectric and meander coil emat probes to generate single-mode lamb waves[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2018, 65(4): 648-656.
- [22] LI H, ZHANG L, LI H. Modified NSGA-II based interactive algorithm for linear multiobjective bilevel

programs [C]. 2019 15th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS), 2019: 406-410.

- [23] VESIKAR Y, DEB K, BLANK J. Reference point based NSGA-III for preferred solutions [C]. 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI), 2018:1587-1594.

作者简介



金亮(通信作者),2005 年于河北工业大学获得学士学位,2008 年于河北工业大学获得硕士学位,2011 于河北工业大学获得博士学位,现为河北工业大学教授,主要研究方向为工程

电磁场。

E-mail: jinlnet@ gmail. com

Jin Liang (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Hebei University of Technology in 2005, 2008 and 2011, respectively. He is currently a professor at Hebei University of Technology. His main research interests include engineering electromagnetic field.



冯时,2017 年于天津工业大学获得学士学位,现为天津工业大学的硕士研究生,主要研究方向为电工电能新技术。

E-mail: 727290715@ qq. com

Feng Shi received his B. Sc. degree from Tianjin University of Technology in 2017. He is currently a master student at Tianjin University of Technology. His main research interests include electrical and electric energy new technology.