

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417363

多策略改进 PSO 的非晶干式变压器优化设计*

刘道生 王永胜 黄国轩 刘龙生

(江西理工大学电气工程与自动化学院 赣州 341000)

摘要: 为了解决变压器优化设计过程中存在周期冗长、效率低下及制造成本和能耗高等问题,采用一种多策略改进粒子群优化算法,结合 Visual Basic 6.0 软件实验平台开发的优化系统,对非晶合金干式变压器(简称非晶干变)的参数进行优化。该算法采用多策略结合,在粒子初始化阶段应用 Logistic-Tent 混沌映射来提升粒子初始多样性,并构建动态学习因子与非线性动态惯性权重系数,以提升局部寻优精确度、增强其全局寻优能力。以 SCLBH19-400/10 非晶干变为优化实例,分别采用粒子群、量子粒子群、自适应粒子群、混沌粒子群和多策略改进粒子群优化算法进行参数优化仿真实验。实验结果表明,与传统人工设计方案、传统粒子群算法以及其他 3 种改进粒子群算法优化方案相比,多策略改进粒子群算法优化方案能提高计算效率,减少非晶干变总损耗 15.41% 和主材成本 14.81%,验证了多策略改进粒子群算法的有效性和优越性。

关键词: 非晶合金干式变压器;优化设计;多策略改进粒子群算法;Logistic-Tent 混沌映射;动态学习因子

中图分类号: TM412;TN99 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.12

Optimization design of amorphous dry-type transformer based on multi-strategy improved PSO

Liu Daosheng Wang Yongsheng Huang Guoxuan Liu Longsheng

(School of Electrical Engineering and Automation, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: To address the challenges associated with long cycle times, low efficiency, high manufacturing cost, and significant energy consumption in the optimization design of transformer, a multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm has been utilized. This algorithm is used to optimize the parameters of amorphous alloy dry-type transformer (designated as AMDT) in combination with an optimization system developed on the Visual Basic 6.0 software experimental platform. During the particle initialization stage, the Logistic-Tent chaotic map is applied to improve the initial diversity of the particles. Additionally, the dynamic learning factor and the nonlinear dynamic inertia weight coefficient are developed to improve the local optimization accuracy and enhance its global optimization ability. The optimization of the SCLBH19-400/10 amorphous dry-type serve as a case study, the particle swarm optimization, quantum particle swarm optimization, adaptive particle swarm optimization, chaotic particle swarm optimization, and multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm are used to optimize the parameters. The experimental results show that compared with the traditional artificial design scheme, the traditional particle swarm optimization algorithm, and the other three improved particle swarm optimization algorithm optimization schemes, the multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm significantly and improve computational efficiency. It achieves a reduction in total loss associated with amorphous dry-type transformer by 15.41% and decreases the main material cost by 14.81%. These results substantiate the effectiveness and superiority of the multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm.

Keywords: amorphous alloy dry-type transformer; optimization design; multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm; Logistic-Tent chaotic map; dynamic learning factor

0 引言

在当前节能减排的大背景下,电力运行部门正在积极推广非晶合金变压器,旨在减少配电网中变压器的空载损

耗,实现双碳目标^[1]。

然而,由于非晶合金材料的成本较高、制造工艺复杂,以及在变压器优化设计中原始手工计算电磁参数时存在不确定性且耗时较长等问题^[2],导致非晶干变的推广受到限

收稿日期:2024-11-14

* 基金项目:国家自然科学基金(52167017)、江西省自然科学基金(20224BAB204054)、赣鄱俊才支持计划(202321BCJ22006)项目资助

制,因此,降低生产成本、提高产品质量和缩短设计周期已然成为推广非晶干变的关键所在。为解决这些问题,智能算法被应用于变压器优化设计这一非线性复杂问题中,主要算法为:蚁群算法(ant colony optimization algorithm, ACO)^[3]、麻雀算法(sparrow optimization algorithm, SOA)^[4]、鲸鱼算法(whale optimization algorithm, WOA)^[5]、灰狼算法(gray wolf optimization algorithm, GWO)^[6]和蜂群算法(bee colony optimization algorithm, BCO)^[7-8]等,这些算法改进了传统设计方法中存在的设计周期长和优化效率低等问题。Eleftherios 等^[9]应用蚁群优化算法来确定变压器成本最低的路径,结果证明了其在配电网规划中的应用优势。Xu 等^[10]通过使用一种随机森林和改进灰狼算法对极限学习机进行优化,提高了变压器故障诊断模型的预测精度。Shi 等^[11]采用一种考虑绕组漏阻抗、制造成本和运行损耗的多目标优化模型,使用 NSGA-III 多目标算法对所提模型进行优化,降低了绕组制造成本和损耗。但上述算法相较于粒子群算法(particle swarm optimization algorithm, PSO)存在参数较多、收敛速度慢和实现相对复杂等缺点。

传统 PSO 结构简单、参数依赖性低,在变压器优化设计中相比原始手工计算有较好的效果,但在计算过程中易受局部极值影响,导致全局寻优能力较弱、可能出现早熟收敛的现象^[12]。

近年来,有学者提出了几种典型改进 PSO 算法,如自适应粒子群算法(adaptive particle swarm optimization algorithm, APSO)、混沌粒子群算法(adaptive particle swarm optimization algorithm, CPSO)、量子粒子群算法(quantum particle swarm optimization algorithm, QPSO)。APSO 是一种能够根据搜索过程智能调整参数的改进 PSO 算法,适用于动态环境下的优化问题^[13]。然而,它可能会因为过于复杂的调整机制而变得难以管控和调优。CPSO 是利用混沌系统的特性来保持种群多样性和加强全局搜索,特别适用于容易陷入局部最优的问题^[14]。但是,它的效果可能依赖于初始条件,并且在理论上还不够成熟。

QPSO 在处理复杂优化问题时表现出了较强的全局搜索能力和较高的收敛速度,是目前广泛认可的一种改进 PSO 算法,但标准 QPSO 算法同样存在某些局限性。在 QPSO 算法运行过程中,随着迭代次数的增加,粒子群中的粒子历史最优位置不断更新和优化会越来越靠近种群全局最优位置,到了算法运行的中后期粒子种群多样性会急剧下降,从而导致局部寻优能力越来越弱,可能出现早熟收敛的情况^[15]。本文通过与 QPSO 的对比,可以更清晰地展示多策略改进粒子群算法(multi-strategy improved particle swarm optimization algorithm, MIPSO)在全局寻优和局部优化方面的优势。本文采用的 MIPSO 在传统 PSO 的基础上优化,使其能够调整搜索方向,增强全局寻优能力,从而获得更高精度的非晶干变优化问题解决方案。

1 变压器优化模型的建立

建立变压器优化设计模型必须在达到国家标准和满足用户需求的前提下,寻找到目标函数的最优解。加权和法(weighted sum method, WSM)是一种常用的多目标优化问题的处理方法。它的基本思想是将多个目标函数通过加权求和的方式转换为一个单目标优化问题,然后使用单目标优化方法求解。本文选择了变压器的总损耗与主要材料成本作为目标函数,并使用 WSM 建立了多目标转化为单目标的优化数学模型:

$$\begin{cases} \min F(X) = \sum_{i=1}^m \omega_i f_i(X), X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \\ \text{s.t. } g_j(X) \geq 0, j = 1, 2, \dots, p \end{cases} \quad (1)$$

式中: $F(X)$ 为两个目标函数的加权和函数, $i=1, 2, \dots, m$, $f_i(X)$ 为第 i 个目标函数; ω_i 为第 i 个权重系数, $\omega_i > 0$ 且 $\omega_1 + \dots + \omega_m = 1$, $X = [X_1, X_2, \dots, X_n]$ 为变量参数; $g_j(X)$ 表示第 j 个约束条件函数; n 代表变量个数, p 代表约束条件函数个数。

1.1 非晶干变优化目标函数与变量

本文选取型号 SCLBH19-400/10 非晶干变为优化目标;选取目标函数总损耗与主材成本,构造加权和函数;将铁心迭厚、低压导线层数,高压导线宽、低压导线宽、高压导线厚、低压导线厚作为优化变量,变量命名与取值区域如表 1 所示。加权和函数 $F(X)$ 、目标函数 $f_1(X)$ 与 $f_2(X)$ 的表达式如下:

$$\begin{cases} \min F(X) = \omega_1 f_1(X) + \omega_2 f_2(X), X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \\ f_1(X) = P_0 + P_k \\ f_2(X) = E_{Fe} + E_l + E_h + E_{jf} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $f_1(X)$ 、 $f_2(X)$ 分别为主材成本和总损耗; ω_1 、 ω_2 分别为 $f_1(X)$ 、 $f_2(X)$ 的权重系数,%; P_0 、 P_k 分别为空载损耗和负载损耗,单位为 W; E_{Fe} 、 E_l 、 E_h 、 E_{jf} 分别为铁心、低压绕组导线、高压绕组导线、附件与夹件成本。

表 1 各优化变量取值约束范围

Table 1 Constraint range of each optimization variable value

优化变量	单位	变量 X	取值区域
铁心迭厚	mm	X_1	$50 \leq X_1 \leq 100$
低压层数	—	X_2	$15 \leq X_2 \leq 25$
高压线宽	mm	X_3	$2 \leq X_3 \leq 16$
高压线厚	mm	X_4	$0.8 \leq X_4 \leq 5.6$
低压线宽	mm	X_5	$500 \leq X_5 \leq 700$
低压线厚	mm	X_6	$0.1 \leq X_6 \leq 1.5$

1.2 非晶干变优化模型约束条件及其处理方法

在变压器的设计优化过程中,各项约束条件扮演着至

关重要的角色。设计需确保变压器符合国家相关标准、行业设计规范以及客户的特定需求。针对非晶干式变压器的设计,需遵循国家标准 GB/T 20052—2020 中性能参数数据要求,其核心的性能指标、选材及加工工艺等方面的约束条件如下:

1) 空载电流

$$I_{r0} - I_0(X) \geq 0 \quad (3)$$

2) 空载损耗

$$P_{r0} - P_0(X) \geq 0 \quad (4)$$

3) 负载损耗

$$P_{rk} - P_k(X) \geq 0 \quad (5)$$

4) 阻抗电压

$$\begin{cases} U_k(X) - (1 - \gamma)U_{rk} \geq 0 \\ (1 + \gamma)U_{rk} - U_k(X) \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

5) 低压绕组导线电流密度

$$J_{lmax} - J_{low}(X) \geq 0 \quad (7)$$

6) 高压绕组导线电流密度

$$J_{hmax} - J_{high}(X) \geq 0 \quad (8)$$

7) 低压绕组温升

$$T_{lmax} - T_{low}(X) \geq 0 \quad (9)$$

8) 高压绕组温升

$$T_{hmax} - T_{high}(X) \geq 0 \quad (10)$$

9) 变压器效率

$$\eta - \eta_r(X) \geq 0 \quad (11)$$

惩罚函数法 (penalty function method, PFM) 是一种通过引入惩罚项,将限制性问题转变成无限制性问题的求解方法。在非晶干变优化设计过程中,对于所设定的限制性约束条件,采用 PFM 引入惩罚项,把一系列约束优化问题转变为无约束优化问题来处理。因此为了处理上述约束条件,可以在加权和函数 $F(X)$ 中加入惩罚项。对于符合约束条件的解,其目标函数值保持原样;而对于违背约束条件的解,则按照式(12)对原目标函数式(2)执行惩罚操作,具体的惩罚函数 $P_j(X)$ 与经过惩罚后的加权和函数 $F_p(X)$ 分别如下:

$$P_j(X) = \begin{cases} \left\{ 1 + \sum_{j=1}^p \max[0, G_j(X)]^2 \right\}, G_j(X) \text{ 不满足约束条件} \\ 1, G_j(X) \text{ 满足约束条件} \end{cases} \quad (12)$$

$$F_p(X) = F(X) + \lambda P_j(X), \lambda > 0 \quad (13)$$

式中: $G_j(X)$ 为约束条件, $P_j(X)$ 为第 j 个约束条件的惩罚项; λ 是一个正的惩罚系数,用于平衡原始目标函数和惩罚项之间的权重。

1.3 非晶合金干式变压器参数计算

1) 空载损耗与负载损耗计算

空载损耗,亦称作铁损,主要涉及两部分:涡流损耗与磁滞损耗,这些损耗与铁心磁通密度、变压器运行频率、铁芯尺寸及质量紧密相关。空载损耗计算公式如下:

$$P_o = P_h + P_e = A_h V_{iron} f B_m G_{Fe} + A_e V_{iron} (f B_m t)^2 G_{Fe} \quad (14)$$

式中: P_h 、 P_e 分别为磁滞和涡流损耗,单位为 W; A_h 、 A_e 分别为磁滞与涡流系数; V_{iron} 为铁芯体积,单位为 m^3 ; f 为变压器运行频率,单位为 Hz; B_m 为铁心磁通密度上限,单位为 T; t 为铁心迭厚,单位为 mm; G_{Fe} 为铁芯质量,单位为 kg。

负载损耗,亦称作短路损耗或铜损,主要由一、二次侧绕组所产生的电阻损耗组成,其表达式如下:

$$P_k = 3 \sum_{i=1}^2 k_i \cdot R_i \cdot I_i^2 = 3 \sum_{i=1}^2 k_i \cdot \frac{\rho_i \cdot N_i \cdot L_i}{S_{w,i}} \cdot I_i^2 \quad (15)$$

式中: $i=1$ 时指高压侧, $i=2$ 时指低压侧; k_i 代表高或低压绕组损耗系数; R_i 代表高或低压绕组电阻,单位为 Ω ; I_i 代表高或低压绕组额定相电流,单位为 A; ρ_i 代表高或低压绕组电阻率,单位为 $\Omega(\text{mm}^2)/\text{m}$; N_i 代表高或低压绕组匝数; L_i 代表高或低压绕组导线均匝长,单位为 m; $S_{w,i}$ 代表高或低压绕组截面积,单位为 mm^2 。 N_i 与 $S_{w,i}$ 的值与低压层数、高压导线宽、高压导线厚、低压导线宽与低压导线厚这 5 个变量密切相关。

2) 变压器绕组温升计算

变压器高、低压绕组温升值受其损耗与尺寸的影响。一般情况下非晶干变铁心损耗非常小,因此其铁心温升较低。结合式(15),非晶干变绕组温升表达式如下:

$$\begin{cases} T_{w,i} = \theta_i \cdot Q_{w,i}^{0.8} \\ Q_{w,i} = \frac{P_k}{S_i} = \frac{3 \sum_{i=1}^2 k_i \cdot R_i \cdot I_i^2}{S_i}, i = 1, 2 \end{cases} \quad (16)$$

式中: $T_{w,i}$ 代表高或低压绕组温升,单位为 K; θ_i 代表高或低压绕组温升系数; $Q_{w,i}$ 代表高或低压绕组比热负荷,单位为 W/m^2 ; S_i 代表高或低压绕组导线散热面积,单位为 m^2 。

3) 变压器效率计算

衡量变压器性能,效率是一项关键指标。在降低非晶干式变压器的核心材料成本的同时,必须确保其效率达到规定的标准值。在变压器的能量转换过程中,由于存在能量损失,输出功率与输入功率的值并不相同,这部分损失主要由空载损耗和负载损耗组成。因此,非晶干式变压器的效率表达式如下:

$$\eta = \frac{P_{out}}{P_{in}} = \frac{S_n \cdot \cos\varphi}{S_n \cdot \cos\varphi + P_o + \lambda^2 P_k} \times 100\% \quad (17)$$

式中: S_n 为非晶干变额定功率,单位为 kVA; $\cos\varphi$ 为功率因素; λ 为负载率; P_{out} 、 P_{in} 分别为输出功率与输入功率,单位为 W。

2 变压器优化算法

2.1 传统 PSO 算法

PSO 是一种基于群体智能寻优的优化策略算法^[16]。

此算法运行原理借鉴了鸟类或蜜蜂等群体生物寻找食物的行为,利用群体中个体间的信息传递和交换寻找最优解。PSO 优点众多,如结构简单、参数依赖性低以及在解决优化问题时表现出的良好鲁棒性等。其运行时,每一个粒子都可能是一个求解方案^[17],通过不断地迭代更新,这些粒子也一步步向最优解方案逼近。每一个粒子的位置和速度决定了其在解空间中的移动。粒子的速度根据其当前位置、个体最优解和全局最优解进行更新。

虽然 PSO 在解决复杂优化问题方面展现出了较大的优势,但和其他智能算法一样,也具有较难克服的缺陷,例如早熟问题等。惯性权重、学习因子是 PSO 算法中两个至关重要的参数,其取值与算法的收敛能力息息相关,而大多数研究专家对其都选取固定不变的参数值,这样必然会使算法的收敛性和收敛速度大打折扣,同样初始化也对其精度和速度有较大影响,解空间不均匀的分布往往会陷入局部最优。

2.2 MIPSO 算法

1) Logistic-Tent 混沌映射

传统 PSO 的初始种群位置通常采用随机初始化的方法来分布,将计算机随机生成的数按照式(18)随机分布到每个粒子初始位置中去:

$$Pos = Rand \times (U_b - L_b) + L_b, Rand \in [0,1] \quad (18)$$

式中: Pos 为生成的粒子初始位置; $Rand$ 为计算机随机生成的数; U_b, L_b 分别为解空间的上下界。

随机初始化使用方便,每代能产生不同初始种群,但初始粒子在解空间的分布并不均匀,容易出现部分粒子密密麻麻地集中在一块区域,而另一块区域只有少数粒子聚集的现象,不利于算法的前期收敛,且易导致算法收敛速度下降而陷入局部最优。

混沌初始化能有效解决这些难题,其能够让粒子位置呈现随机化、遍历化和规律化的分布,使粒子在一定区域里根据规律在不同位置处遍历搜索空间,最终生成求解精度高、收敛速度快的初始种群。本文选取 Logistic-tent 双重混沌初始化模型,其表达式如下:

$$x_{k+1} = \mu x_k (1 - x_k), \mu \in (0,4] \quad (19)$$

式中: μ 为混沌模型映射参数,若 $\mu \in [3.57, 4]$,则该系统处于混沌状态;若 μ 等于 4,系统处于完全混沌状态,因此一般取 μ 为 4。

上述两种初始化方法生成的解空间分布如图 1 所示。可以看到,经混沌初始化后的解空间分布较之随机初始化更加均匀,没有过于密集或过于稀疏的区域。

2) 动态变化学习因子

在标准 PSO 中, c_1, c_2 为学习因子,一般取固定值,学习因子 c_1 体现了粒子的个体独立性,即粒子向自身学习的特性;学习因子 c_2 表示粒子对社会的思考,即粒子从全局最优粒子学习的部分。

PSO 算法运行过程中,为了让学习因子 c_1, c_2 的权值

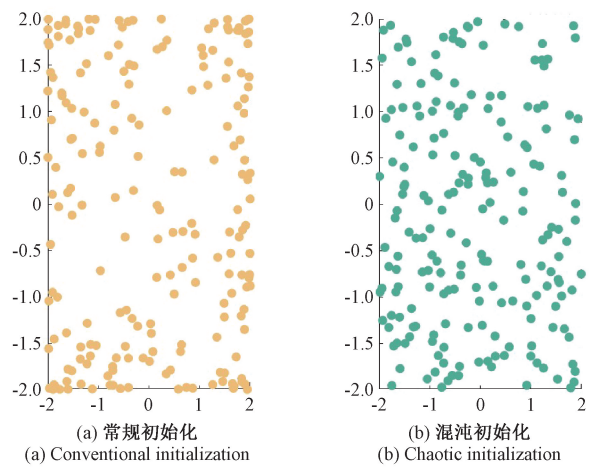


图 1 两种初始化方法产生的解空间分布对比

Fig. 1 Comparison of solution space distribution generated by two initialization methods

分别随着算法运行而变化,初期应在空间中大范围地搜索,提升粒子多样性,而在后期应保持算法的收敛性能,所以在进化初期为了避免粒子短时间内集中在局部最优解附近,而使粒子在整个空间内广泛搜索,应设置 c_1 取最大值, c_2 取最小值;在进化后期为了让粒子又快又准地收敛于全局最优解,加快算法收敛速度和提升精度,设定 c_1 取最小值, c_2 取最大值,因此本文构造 c_1 函数单调递减,构造 c_2 函数单调递增。学习因子 c_1, c_2 表达式分别如下:

$$c_1 = 2\sin^2\left[\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{i}{i_{\max}}\right)\right] \quad (20)$$

$$c_2 = 2\sin^2\left(\frac{\pi i}{2i_{\max}}\right) \quad (21)$$

式中: i 为粒子群实时迭代次数。 i_{\max} 为迭代次数上限。

为了更直观地反映学习因子的变化,根据以上两式绘制了学习因子 c_1, c_2 动态变化关系曲线,如图 2 所示。

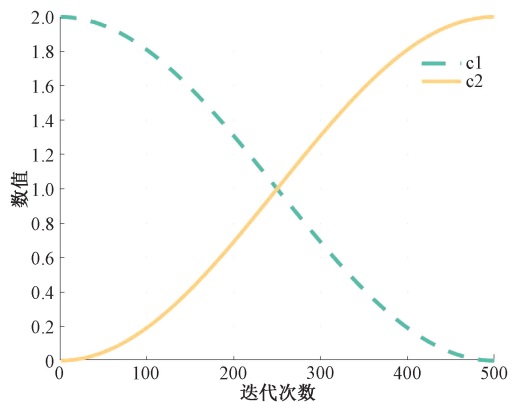


图 2 学习因子动态变化曲线

Fig. 2 Dynamic change curve of learning factor

3) 非线性动态惯性权重系数

在传统 PSO 中,惯性权值 ω 是一个固定值。取值太

大,在迭代初期能加速搜索,但是在需要缩小范围的迭代后期却易跳过最优值;取值太小,能极大增强搜索能力,但是会大大减慢算法速度。熊奥等^[18]在 PSO 中引入了线性递减惯性权重,使惯性权重值能根据迭代次数进行线性递减,但没有适应 PSO 的需求。本文应用非线性动态惯性权重系数来平衡 PSO 的全局寻优能力和局部搜索能力,其表达式如下:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{f_{avg} - f_{\min}}, & f \leq f_{avg} \\ \omega_{\max}, & f > f_{avg} \end{cases} \quad (22)$$

式中: f 为粒子当前目标函数值; f_{avg} 为全体粒子平均值; f_{\min} 为最小目标值。由上式可知,惯性权重值随着粒子目标函数值变化而变化。当粒子目标函数值不同时,惯性权重值减小;粒子目标函数值一致时,惯性权重值增大。

最优粒子适应度和进化代数之间的关系是 PSO 性能的重要指标。由图 3 可知,通过引入上述改进措施得到的 MIPSO 可以有效地提高 PSO 的搜索效率和避免局部最优解,从而获得更好的优化结果。

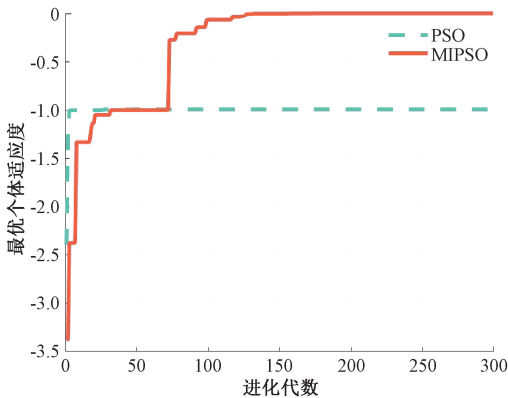


图 3 进化曲线对比

Fig. 3 Comparison of evolutionary curves

2.3 MIPSO 在变压器优化模型中的实现

综合上述对 PSO 的改进,可得 MIPSO 对非晶干变优化模型的求解步骤如下:

步骤 1) 设置 MIPSO 的初始参数包括:粒子群粒子数目、维度、迭代次数,初始学习因子与惯性权重值对选取的 6 个变量进行编码及生成相应的数组;

步骤 2) 采用 Logistic-Tent 混沌映射,在初始化随机粒子群时使粒子分布到整个空间,产生第一代种群;

步骤 3) 以 1.2 节提出的约束条件和处理方法为基础,利用非晶合金干式变压器数学计算模型计算出各粒子的适应度值与目标函数值;

步骤 4) 更新粒子全局和历史最优位置;

步骤 5) 根据式(20)、(21)设定初始非线性学习因子

c_1, c_2 ;

步骤 6) 根据式(22)设定惯性权重系数上下限 ω_{\min} 和 ω_{\max} ;

步骤 7) 判断当前迭代次数 Gen 是否超过迭代次数上限 $MaxGen$, 如果是, 则退出, 输出算法优化最优结果, 否则继续下一步;

步骤 8) 对粒子进行进化操作, 更新粒子位置;

步骤 9) 进入下一次迭代 $Gen+1$, 返回步骤 3;

步骤 10) 当 $Gen > MaxGen$ 时, 退出循环, 输出最优结果, 得到设计方案;

如图 4 所示为根据上述求解步骤得出的基于 MIPSO 的非晶干变优化设计模型程序框图。

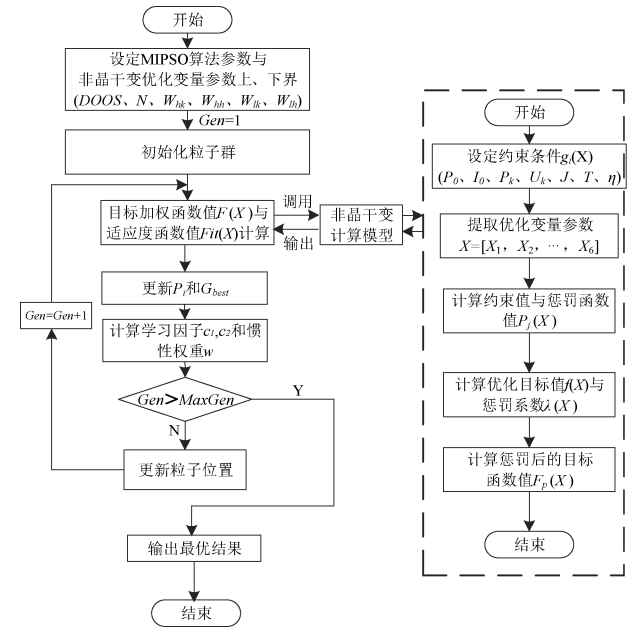


图 4 基于 MIPSO 的非晶干变优化模型程序框图

Fig. 4 The block diagram of AMDT model program based on MIPSO

3 案例分析

本文选取了型号为 SCLBH19-400/10 三相非晶干变为优化实例,在以 Visual Basic 6.0 软件开发的非晶干变参数优化设计系统中进行仿真实验,图 5 为非晶干变参数优化设计软件总体界面结构设计图,表示对软件界面的整体规划和设计。在主界面中设置非晶干变主要技术参数,如图 6 所示;在产品参数设定界面中设置额定参数以及主要材料单价等,如图 7 所示。额定参数的设定符合国家标准 GB/T 20052—2020,分别为:产品型号规格:SCLBH19-400/10;额定容量,400 kVA;高压额定电压,10 kV;低压额定电压,0.4 kV;负载损耗,3 590 W(120℃);空载损耗,215 W;空载电流,0.5%;阻抗电压(120℃),4%;温升限值,100 K。根据最新市场价格动态,设置的非晶干变主要材料单价如表 2 所示。

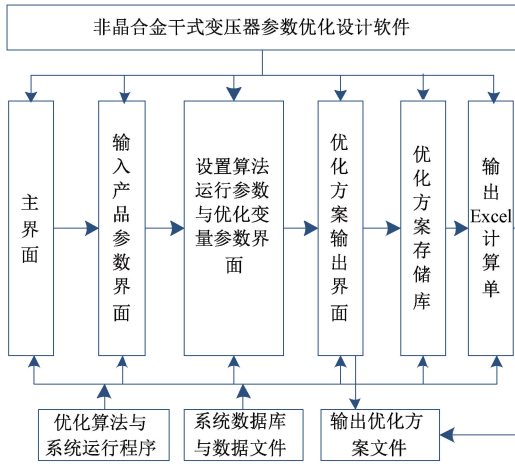


图 5 非晶干变优化设计软件总体界面结构设计图
Fig. 5 The overall interface structure design of AMDT optimization design software



图 6 优化设计主界面
Fig. 6 Optimized design of main interface



图 7 产品参数设定界面
Fig. 7 Product parameter setting interface

表 2 SCLBH19-400/10 非晶干变主要材料单价

Table 2 The price of main materials for SCLBH19-400/10 AMDT

主要材料	单价/(元·kg ⁻¹)
低压绕组铝箔	22
非晶合金铁心	32
高压铝扁线	27
夹件和附件	11

表 3 PSO、QPSO、APSO、CPSO 与 MIPSO 算法参数设定

Table 3 Parameter settings of PSO, QPSO, APSO, CPSO and MIPSO algorithms

参数	PSO	QPSO	APSO	CPSO	MIPSO
粒子个数	300	300	300	300	300
迭代次数	500	500	500	500	500
初始学习因子 (c_1, c_2)	1.5	1.5	$c_1 = 2$ $c_2 = 0$	1.5	$c_1 = 2$ $c_2 = 0$
最小惯性权重 ω_{\min}	0.4	0.4	0.4	0.4	0.4
最大惯性权重 ω_{\max}	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9

通过计算实践, 设定 PSO、QPSO、APSO、CPSO 与 MIPSO 算法各种参数值如表 3 所示。

在对 PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 进行优化设计的程序系统中,每轮执行的仿真实验,都能成功输出计算结果并获取到一份非晶干变的结构参数、性能指标以及经济性能等优化数据计算方案,如图 8 所示。随后,分别应用

PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 执行 100 轮仿真实验,并将这些优化后的数据计算方案与传统人工设计方法结果作比较,如表 4~6 所示。



图 8 产品参数输出结果界面

Fig. 8 The output interface of the product parameter

表 4 SCLBH19-400/10 非晶干变铁芯与绕组参数结果

Table 4 Iron core and winding parameters optimization results of SCLBH19-400/10 AMDT

结构参数	人工	PSO	APSO	CPSO	QPSO	MIPSO
铁心迭厚/mm	87	76	76	76	76	75
铁心片宽/mm	142.24	142.24	142.24	142.24	142.24	142.24
低压层数	20	21	21	21	21	21
高压层数	10	10	10	10	11	11
高压线厚/mm	4.50	4.75	4.7	4.6	5.30	5.30
高压线宽/mm	1.90	2.24	2.2	2.1	2.00	2.00

表 5 SCLBH19-400/10 非晶干变损耗与温升参数结果

Table 5 Loss and temperature rise parameters optimization results of SCLBH19-400/10 AMDT

性能参数	人工	PSO	APSO	CPSO	QPSO	MIPSO
空载损耗/W	195	193	190	190	191	185
负载损耗/W	3 459	3 060	3 001	2 985	2 992	2 906
总损耗/W	3 654	3 253	3 190	3 175	3 182	3 091
降低损耗率/%	—	10.98	12.70	13.11	12.90	15.41
阻抗电压/%	4.04	4.14	4.10	4.10	4.10	4.05
低压绕组温升/K	73.6	81.7	78.7	80.2	83.4	83.0
高压绕组温升/K	69.5	58.3	60.2	61.7	59.3	58.9
效率/%	98.771	98.843	98.838	98.835	98.833	98.828

表 6 SCLBH19-400/10 非晶干变重量与成本参数结果

Table 6 Weight and cost parameters optimization results of SCLBH19-400/10 AMDT

经济指标	人工	PSO	APSO	CPSO	QPSO	MIPSO
铁心重/kg	1 208	1 048	1 042	1 035	1 040	1 030
低压导线重/kg	72.7	64.9	64.5	64.6	63.8	64.3
高压导线重/kg	90.4	116.1	99.2	96.9	115.8	105.8
夹、附件重/kg	225	220	197	190	215	205
总重/kg	1 596	1 449	1 403	1 387	1 435	1 405
铁心成本/元	38 656	33 536	33 344	33 120	33 280	32 960
低压导线成本/元	1 599	1 427	1 418	1 421	1 403	1 414
高压导线成本/元	2 441	3 134	2 678	2 615	3 126	2 856
夹件与附件成本/元	2 475	2 420	2 169	2 091	2 365	2 255
总成本/元	45 171	40 517	39 609	39 247	40 174	38 485
降重量率/%	—	9.22	12.10	13.13	10.09	11.97
成本节约率/%	—	10.30	12.32	13.12	11.06	14.81
执行时间/s	—	15.85	16.06	15.34	14.42	13.66

由表 5 可知, PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 优化出的非晶合金干式变压器总损耗相差不多, 但比传统人工设计方法低 10.98%~15.41%, 其中, MIPSO 效果最佳, 降损率高达 15.41%。

由表 6 可知: 在降重方面, 与传统人工设计方法相比, 5 种算法均出现较好的优化效果, 能够实现 9.22%~13.13% 的重量降低, 其中, MIPSO 降重量率 11.97%, APSO 和 CPSO 更是高达 12.1% 和 13.13%, 这表明 5 种算法在降重方面都具有优秀的性能, 能够有效降低变压器的重量。

在成本节约方面, 与传统人工设计方法相比, 5 种算法能够实现 10.30%~14.81% 的主材成本降低, 同样, MIPSO 的结果最佳, 成本降低率最高, 达到 14.81%, 优于其他 4 种算法。这说明 MIPSO 在成本节约方面也具有更优异的性能, 能够更有效地降低主材成本, 实现更高的经济效益。

在执行时间方面, 5 种算法的优化程序执行时间分别为 15.85、16.06、15.34、14.42 和 13.66 s, 表现出了更高效的执行能力, 远远优于传统人工设计方法。

为了更直观地了解 PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 在非晶干变主材成本优化中的性能和寻优过程, 对其运行全过程的目标函数 $f_1(X)$ 进行了数据提取, 绘制了主材成本与迭代次数的寻优动态关系曲线, 如图 9 所示。

由图 9 可知, 在 PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 分别进行的 500 次迭代中, PSO 可在 100 代左右搜索到局部极值, 之后陷入局部最优; QPSO、APSO 和 CPSO 虽然前期都没有出现局部收敛且收敛速度较快, 但在中期开始变慢, 出现早熟收敛现象, 在 400 次迭代左右也并未找到最优解; 而 MIPSO 寻优效果最佳, 收敛速度最快, 能在 275 代左右寻找到目标函数的全局最优值。

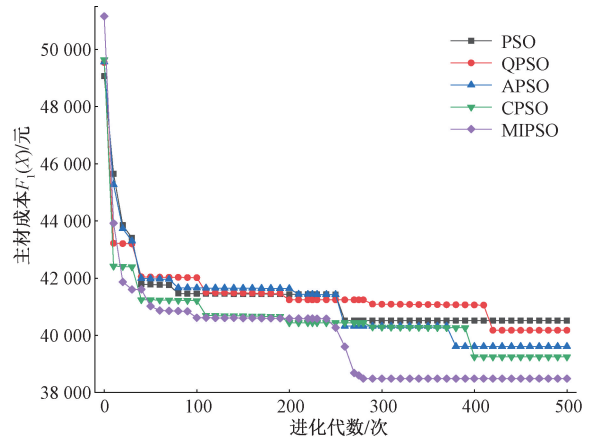


图 9 主材成本寻优动态曲线图

Fig. 9 Dynamic optimization curve for the main material cost

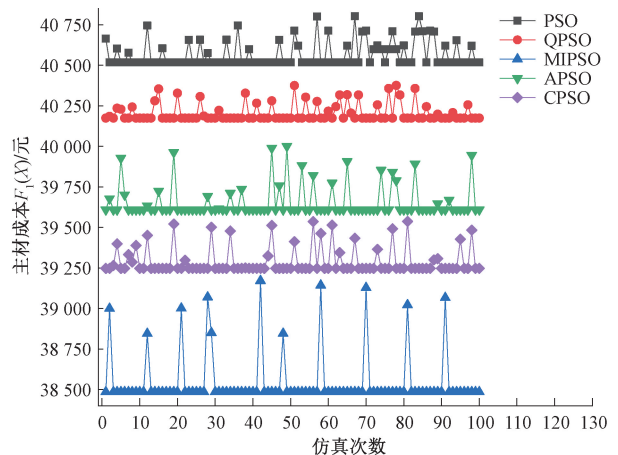


图 10 频率统计折线图

Fig. 10 Frequency statistical line chart

图 10 为通过对 PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO 的 100 轮仿真实验数据统计,得到的 5 种算法每轮实验收敛于最优解的频率统计折线图,每条折线高于最底部坐标点的其他坐标点数的代表收敛于非最优解次数。由图 10 可知,五种算法(PSO、QPSO、APSO、CPSO、MIPSO)收敛于非最优解的次数分别是 35、33、23、24、11,其中 MIPSO 收敛于非最优解的次数最低,比 PSO 少了 24 次,具有较强的稳定性和鲁棒性。

4 结 论

本文应用 PSO、QPSO 以及 3 种改进 PSO,结合 Visual Basic 6.0 开发的优化系统进行非晶干变参数优化。根据优化结果对比分析,与传统的人工设计方法以及其他算法相比,MIPSO 在降低损耗、减少重量和成本以及缩短执行时间方面展现了显著的优势。此外,MIPSO 展示了较强的收敛能力和鲁棒性,在避免陷入局部最优解的同时,能够快速且准确地搜索到全局最优解。这说明了采用 MIPSO 进行非晶干变优化设计不仅能获得更优的设计结果,还能提升社会效益。

然而,本研究也存在一定的局限性,例如未深入探讨不同算法在处理更大规模或更为复杂问题时的表现差异,以及对于特定应用场景下的适用性和可扩展性的分析尚不够全面。未来的研究可以进一步探索如何提高算法的适应性和通用性,寻求更加高效的优化策略,并考虑将其先进算法或技术与现有方法相结合,以实现更广泛的应用场景和技术突破。

参考文献

- [1] LUO J L, HUANG M M, BAI Y H. Promoting green development of agriculture based on low-carbon policies and green preferences: An evolutionary game analysis [J]. *Environment, Development & Sustainability*, 2023, 26(3): 1-28.
- [2] 刘道生,魏博凯,蔡昌万,等. 基于混沌自适应遗传算法的非晶合金干式变压器优化设计[J]. *高压电器*, 2022, 58(10): 40-47.
LIU D SH, WEI B K, CAI CH W, et al. Optimization design of amorphous alloy metal dry-type transformer based on chaotic adaptive genetic algorithm [J]. *High Voltage Apparatus*, 2022, 58(10):40-47.
- [3] 江兵,杨春,杨雨亭,等. 基于 ACO 优化 BP 神经网络的变压器热点温度预测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(10): 235-242.
JIANG B, YANG CH, YANG Y T, et al. Temperature prediction of transformer hot spot based on BP neural network optimized by ACO [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(10):235-242.
- [4] 江兵,李响,巢一帆,等. 基于 KPCA-CGSSA-KELM 的变压器故障识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(5):139-147.
JIANG B, LI X, CHAO Y F, et al. Transformer fault recognition method based on KPCA-CGSSA-KELM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(5): 139-147.
- [5] 夏焰坤,寇坚强,李欣洋. 基于 IWOA-VMD 的永磁同步电机匝间短路故障振动信号去噪方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(4):202-216.
XIA Y K, KOU J Q, LI X Y. Denoising method for vibration signal of inter-turn short circuit fault in PMSM based on IWOA-VMD [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(4):202-216.
- [6] 洪翠,邱仕达,高伟. CEEMDAN 与 GCN 结合的配电变压器故障诊断[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 36(12):86-96.
HONG C, QIU SH D, GAO W. Fault diagnosis of distribution transformer based on CEEMDAN and GCN [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 36(12): 86-96.
- [7] ZHAO B H, SUNG T W, ZHANG X. A quasi-affine transformation artificial bee colony algorithm for global optimization [J]. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2021, 40(3): 5527-5544.
- [8] XIE G M, NI L S. Transformer fault diagnosis based on an artificial bee colony-support vector machine optimization algorithm [J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(15): 156-163.
- [9] ELEFThERIOS I, PAVLOS S, MARINA A, et al. Ant colony system-based algorithm for optimal multi-stage planning of distribution transformer sizing [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2008, 5178(1):9-17.
- [10] XU Y, LU X J, ZHU Y H, et al. Fault diagnosis of power transformer based on extreme learning machine optimized by improved grey wolf optimization algorithm [J]. *Journal of Applied Science and Engineering*, 2023, 27(4):2367-2374.
- [11] SHI B D, JIANG Y F, SHANG J Y, et al. Optimization of transformer windings based on FEA-XG Boost and NSGA-III algorithm [J]. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2024, 43(1): 1056-1062.
- [12] 高森,王康,姜宏昌,等. 基于改进粒子群算法的永磁同步电机参数辨识[J]. *微特电机*, 2023, 51(11): 65-70.

- GAO S, WANG K, JIANG H CH, et al. Parameters identification of PMSM based on improved particle swarm optimization[J]. Small & Special Electrical Machines, 2023, 51(11): 65-70.
- [13] 吴阳, 刘凯, 陈柏, 等. 自适应粒子群优化算法优化径向基函数神经网络用于电阻抗成像图像重建[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 240-249.
- WU Y, LIU K, CHEN B, et al. Adaptive particle swarm optimization algorithm to optimize radial basis function neural network for electrical impedance imaging image reconstruction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 240-249.
- [14] 刘卓, 韩凯越, 聂彬, 等. 基于混沌粒子群优化算法的 NOMA 功率分配研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(16): 159-163.
- LIU ZH, HAN K Y, NIE B, et al. Research on NOMA power allocation based on chaotic particle swarm optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(16): 159-163.
- [15] 彭越兮, 徐蔚鸿, 陈沅涛, 等. 改进量子粒子群算法的模糊神经网络水质评价[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(11): 211-216.
- PENG Y X, XU W H, CHEN Y T, et al. Improved quantum-behaved particle swarm optimization training fuzzy neural network used in water quality evaluation[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(11): 211-216.
- [16] 徐萌, 周玉祥, 徐海, 等. 基于改进粒子群算法的开关磁阻电机本体优化[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(4): 131-141.
- XU M, ZHOU Y X, XU H, et al. Ontology optimization of switched reluctance motor based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(4): 131-141.
- [17] 杨静宜, 白向伟. 基于 PSO-BP 神经网络的分拣机器人视觉反馈跟踪[J]. 国外电子测量技术, 2024, 43(1): 166-172.
- YANG J Y, BAI X W. Visual feedback tracking of sorting robot based on PSO-BP Neural network[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(1): 166-172.
- [18] 熊奥, 张良力, 徐万万. 基于改进 PSO 的 LLC 谐振变换器自抗扰控制优化[J]. 电力电子技术, 2023, 57(11): 110-114.
- XIONG AO, ZHANG L L, XU W W. Active disturbance rejection control optimization of LLC resonant converter based on improved PSO[J]. Power Electronics, 2023, 57(11): 110-114.

作者简介

刘道生(通信作者), 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为变压器电磁场分析、绝缘电介质、变压器优化设计。

E-mail: daoshengliu@aliyun.com

王永胜, 硕士研究生, 主要研究方向为变压器优化设计与智能优化算法。

E-mail: 1872353264@qq.com

黄国轩, 硕士研究生, 主要研究方向为变压器优化设计与智能优化算法。

E-mail: 1092957291@qq.com

刘龙生, 硕士研究生, 主要研究方向为变压器故障振动分析和变压器降噪。

E-mail: liulongsheng0216@163.com