不同元启发式算法在热管换热器结构优化中的对比研究

赵　洋[1],黄林滨[1,2],谭　锐[1],朱旭初[1],马　凯[3*],王跃童[3]
(1.国能南京电力试验研究有限公司,江苏 南京 210023;2.华中科技大学能源与动力工程学院,湖北 武汉 430074;3.河北省低碳高效发电技术重点实验室(华北电力大学),河北 保定 071003)

摘要:【目的】热管换热器在燃煤电厂具有节能降耗的作用,但如何在制造材料最少情况下获得最优效率是一项工程化应用难题。目前针对热管换热器的结构优化,需要突破算法选型无据、参数设置依赖经验及理论解难以落地的问题,找出优化过程中的参数敏感性规律并建立"理论-工程"评估新视角。**【方法】**本文以某90 t/h CFB锅炉的空气预热器所选用的气-气式热管换热器为研究对象,构建以降低金属用量为目标的多约束优化模型,选取带约束遗传算法(constrained genetic algorithm,CGA)、粒子群优化算法(particle swarm optimization,PSO)和基于线性种群规模缩减的成功历史自适应差分进化算法(linear population size reduction success-history based adaptive differential evolution,L-SHADE)3种算法,在相同条件下进行系统对比。创新性地量化分析种群规模、迭代次数及随机性对性能的耦合影响,并引入"理论最优解向工程标准规格取整"的后评估机制,模拟真实制造约束。**【结果】**研究表明,3种算法均存在最优参数区间。CGA算法虽可有效处理约束,但收敛速度不及PSO算法和L-SHADE算法;PSO在保证解质量前提下计算效率最高。将理论连续解按制造标准取整后,CGA、PSO和L-SHADE算法计算的金属用量分别为0.592、0.586和0.588 m^3,较初始设计分别降低24.30%、25.06%和24.81%。尽管算法在理论空间表现各异,但经工程规格取整后,3种最终方案趋于一致,揭示了理想模型与实际约束间的性能收敛规律。**【结论】**虽最终工程方案相近,但PSO凭借卓越效率与稳定性成为首选。本文所述方法显著提升了优化设计的工程适用性。

关键词:热管换热器;结构参数优化;元启发式算法;L-SHADE
中图分类号:TK172　　**文章编号:**1674-8069(2026)04-0544-10
文献标志码:A　　**DOI编号:**10.19944/j.eptep.1674-8069.2026.04.003
[引用本文格式]赵洋,黄林滨,谭锐,等.不同元启发式算法在热管换热器结构优化中的对比研究[J].电力科技与环保,2026,42(4):544-553.
ZHAO Yang, HUANG Linbin, TAN Rui, et al. Comparative study of different metaheuristic algorithms in optimizing the structure of heat pipe heat exchangers[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2026, 42(4):544-553.

Comparative study of different metaheuristic algorithms in optimizing the structure of heat pipe heat exchangers

ZHAO Yang[1], HUANG Linbin[1,2], TAN Rui[1], ZHU Xuchu[1], MA Kai[3*], WANG Yuetong[3]
(1. China Energy Nanjing Electric Power Test and Research Co., Ltd., Nanjing 210023, Jiangsu China; 2. School of Energy and Power Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei China;3.Hebei Provincial Key Laboratory of Low-Carbon and High-Efficiency Power Generation Technology, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei China)

Abstract: [Objective] The heat pipe heat exchanger has the effect of saving energy and reducing consumption in coal-fired power plants, but how to obtain the optimal efficiency with the least manufacturing materials is an engineering

收稿日期:2026-01-09　　**录用日期:**2026-06-19
Received: 2026-01-09　　**Accepted:** 2026-06-19
基金项目:低碳智能燃煤发电与超净排放全国重点实验室开放课题项目(D2023FK084);国家能源投资集团有限责任公司科技创新项目(GJNY-23-68)

application problem. At present, for the structural optimization of heat pipe heat exchanger, it is necessary to break through the problems of no basis for algorithm selection, dependence on experience for parameter setting and difficulty in landing theoretical solutions, find out the parameter sensitivity law in the optimization process and establish a new perspective of "theory-engineering" evaluation. **[Methods]** In this paper, the gas-gas heat pipe heat exchanger selected for the air preheater of a 90 t/h CFB boiler is taken as the research object, and a multi-constraint optimization model with the goal of reducing the metal consumption is constructed. Three algorithms, constrained genetic algorithm (CGA), particle swarm optimization (PSO) and linear population size reduction success-history based adaptive differential evolution (L-SHADE), are selected. The system comparison is carried out under the same conditions. The coupling effects of population size, iteration times and randomness on performance are quantitatively analyzed innovatively, and the post-evaluation mechanism of ' rounding the theoretical optimal solution to the engineering standard specification ' is first proposed to simulate the real manufacturing constraints. **[Results]** Studies have shown that all three algorithms have optimal parameter intervals. Although CGA algorithm can effectively deal with constraints, its convergence speed is not as fast as PSO algorithm and L-SHADE algorithm. PSO has the highest computational efficiency under the premise of ensuring the quality of the solution. After rounding the theoretical continuous solution according to the manufacturing standard, the metal consumptions calculated by CGA, PSO and L-SHADE algorithms are 0.592 m^3, 0.586 m^3 and 0.588 m^3, respectively, which are 24.30%, 25.06% and 24.81% lower than the initial design. Although the performance of the algorithm in the theoretical space is different, the three final schemes tend to be consistent after the engineering specifications are rounded, which reveals the performance convergence between the ideal model and the actual constraints. **[Conclusion]** Although the final engineering schemes are similar, PSO has become the first choice due to its excellent efficiency and stability. The method described in this paper significantly improves the engineering applicability of the optimization design.

Key words: heat pipe heat exchanger; structural parameter optimization; metaheuristic algorithms; L-SHADE

0 引言

作为一种高效传热设备,热管换热器结构简单、成本低廉,且具有良好的等温性和传热效率,在换热设备领域得到广泛应用[1-3]。热管换热器在火力发电厂中的应用潜力巨大,主要集中在余热回收和再利用方面,可以降低污染的同时提高能源利用率[4-6]。热管换热器传热性能的影响因素主要包括结构参数(如翅片参数、管材、排列方式等)和工质参数(如烟气温度、流速等)两类,其中,优化结构参数是提升热管换热器性能、效率及可靠性的重要手段[7-10]。

Lu等[11]针对肋片影响换热器性能的关键因素进行了研究,结果表明肋片倾角为30°、肋片间距为12 mm、肋高为60 mm时,协同作用的性能评估标准最佳,废热回收效率比普通热管换热器高13.65%。孙俊威等[12]通过实验与数值模拟研究了重力热管的启动及传热特性,发现充液率30%、倾角9°、管外轴向风速8.4 m/s时热阻最小、传热效率最高,为其在电厂余热回收中的优化设计提供了依据。Hosseinkhani等[13]采用基于有限元的数值方法分析了管间距和气体辐射吸收系数对传热和压降的影响,以最大热通量和最小压降为目标的优化目标确定了最佳设计时节距长度为87.18 mm,吸收系数为1.88 m^{-1}。李棚辉等[14]通过理论与实验相结合的方法系统研究了换热器在不同倾角、操作温度及冷却水温度下的传热性能,结果表明:该换热器具有良好的等温性与运行稳定性,在充液率15%、倾角60°、冷却水温度30 ℃时性能最优,最大传热量约1 700 W,平均热阻为0.042 ℃/W。Mousavi等[15]将数值模拟与人工神经网络相结合,模拟了设计参数(雷诺数、翅片数、翅片高度和扭曲节距)对性能的影响,同时研究还优化了螺旋翅片双管换热器的设计,目的提高传热效率、最大限度地减少摩擦损失。Rong等[16]建立了以翅片管换热器为蒸发器、板式换热器为冷凝器的分离式热管的数学模型,以研究蒸发器设计中进气速度、管排数、管径和翅片间距的影响,发现管排的数量所产生的影响较管径和翅片

间距更为显著。

随着计算机科学和优化理论的发展以及面向复杂问题的应用探索，元启发式算法在诸多实际应用领域都取得了成功，证明了其有效性和实用性。胡增旗等[17]提出一种基于改进多目标粒子群算法的混合优化模型，结合LS-SVM建立SO_2排放预测与运行成本模型，优化脱硫系统操作参数，在确保排放达标前提下使不同工况下的运行成本分别降低8.02%、6.61%和5.04%，为燃煤机组脱硫系统提供了高效可行的运行策略。Xu等[18]基于使用传热单元模拟的实验的数据，在翅片间距、翅片厚度、油道数量3个配置参数和传热能力、操作重量2个设计指标之间构建了快速响应数学模型，并对NSGAⅡ-IWO和GA、IWO、CA和HS四种经典优化算法进行了优化比较。刘凡齐等[19]采用数据驱动方法，结合改进粒子群优化LSTM模型与CGA算法，实现了循环流化床锅炉NO_x/SO_2排放与排烟温度的多目标协同优化，在保障燃烧经济性的同时，使NO_x和SO_2排放浓度分别平均降低10.58%和25.81%，显著提升了锅炉环保与运行性能。Patel等[20]开创了非传统优化技术的使用，从经济角度结合PSO对管壳式换热器进行设计优化，将年度总成本最小化视为目标函数，综合考虑了壳体内径、外管直径和挡板间距这3个设计变量进行优化，并将PSO和GA的优化结果对比。Sai等[21]提出了NSGA Ⅱ和PSO混合的方法对管壳式换热器进行优化，以降低设计成本。研究发现NSGA Ⅱ具有很强的探索性和良好的收敛性，与ARGA方法相比，混合NSGA Ⅱ-PSO方法总成本降低了4.85%。

通过前人的研究可知：GA、PSO和L-SHADE都是热管换热器结构优化中常用的单目标或者多目标优化算法[22-23]，鉴于本研究涉及复杂的工程约束条件，本文采用一种引入特定约束处理机制的改进遗传算法（constrained genetic algorithm，CGA）；粒子群优化算法（particle swarm optimization，PSO）简单易实现，且容易调整，较为直观，但是容易陷入局部最优[24-25]；基于线性种群规模缩减的成功历史自适应差分进化算法（linear population size reduction success-history based adaptive differential evolution，L-SHADE）作为差分进化算法的先进变种，通过自适应参数控制和线性种群缩减策略，特别适用于复杂的单目标约束问题[26]。针对现有研究多局限于单一算法应用或纯理论最优解探讨的不足，本文以某电站90 t/h循环流化床锅炉空气预热器为工程背景，利用MATLAB R2024b平台开展了CGA、PSO与L-SHADE 3种元启发式算法的系统性对比实证研究。

本文通过大规模数值实验，量化分析了种群规模、最大迭代次数及随机性对算法收敛行为与解质量的耦合影响；采用了“理论最优解向工程标准规格取整”的后评估视角；检验了不同优化算法在特定工程场景应用效果。基于此，本文提出了一套涵盖算法科学选型、关键参数精准整定及工程方案标准化落地的系统化策略，为热管换热器的结构优化提供了兼具理论深度与工程实用价值的参考范式。

1　研究方法

1.1　热管换热器设计

当热管换热器的换热工质为气体时，热管内部热阻仅约占总热阻的10%，可认为其外部流动特性几乎不受内部热阻的影响，可借助常规的间壁式换热器的设计方法进行设计计算。按照设计场景和已知条件的不同，常用的热计算方法有对数平均温差法（log-mean temperature difference，LMTD）和效能-传热单元数法（effectiveness-number of transfer units，ε-NTU），本文以90 t/h循环流化床（circulating fluidized bed，CFB）锅炉的需求参数进行设计计算，计算流程如图1所示。

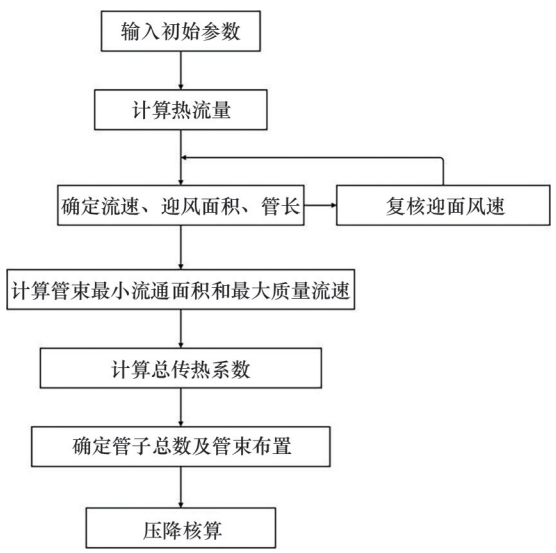


图1　设计计算流程图

Figure 1　The flow chart of design and calculation

1.2　结构参数及运行工况

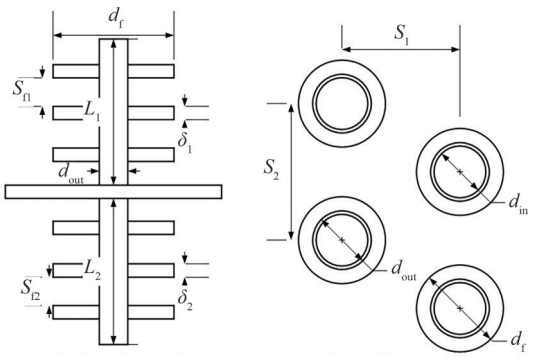
本文研究对象为90 t/h CFB锅炉的空气预热器(气–气式热管换热器)。为使热管空预器管壁温度高于烟气露点且留有一定余量,将排烟温度设定为90 ℃,热管换热器设计参数如表1所示。

表1　热管换热器设计参数

Table 1　Design parameters of heat pipe heat exchanger

参数	烟气侧	空气侧
进口温度/℃	130	20
出口温度/℃	90	—
质量流量/(kg·h^{-1})	135 171	106 073

热管换热器为逆流布置,排列方式为正三角形叉排,烟气侧和空气侧翅片结构参数一致,热管结构参数和排列方式如图2所示。



(a) 热管与翅片结构　　(b) 热管的布置方式

注:d_{in}—热管内径;d_{out}—热管外径;d_f—翅片直径;L_1,L_2—烟气侧管长,空气侧管长;δ_1,δ_2—烟气侧翅片厚度,空气侧翅片厚度;S_1,S_2—横向管间距,纵向管间距;S_f—翅片间距。

图2　热管结构示意图

Figure 2　Heat pipe structure diagram

1.3　约束条件及目标函数

为保证优化后热管换热器结构参数的实用性,各个变量的约束范围如表2所示。

在使用LMTD法设计时,为确保优化结果的合理性,需要满足以下约束条件:设计得到的总传热量与热平衡方程求出的换热量相差在5%以内。如式(1)所示:

$$\frac{|Q_d - Q_1|}{Q_d} \times 100\% \leqslant 5\% \tag{1}$$

式中,Q_1为烟气侧放热量,W;Q_d为根据实际计算所得放热量,W。

表2　热管换热器优化参数及约束范围

Table 2　Optimization parameters and constraint range of heat pipe heat exchanger

设计参数	约束范围
热管外径/mm	18.0~40.0
单排热管数量/根	30~50
烟气侧管长/m	1.5~3.5
空气侧管长/m	1.5~3.5
翅片厚/mm	0.5~1.0
翅片间距/mm	3.0~8.0
翅片高度/mm	10.0~20.0

在工程设计中,热管换热器中的总压降ΔP也是设计的重要参数之一,高压降意味着高能耗,运行成本上升。为符合实际的应用需求,ΔP的计算和要求由式(2)~(4)可得。

$$f = 18.93\left(\frac{d_b G_{max}}{\mu}\right)^{-0.316}\left(\frac{S_1}{d_b}\right)^{-0.927}\left(\frac{S_1}{S_2}\right)^{-0.515} \tag{2}$$

$$\Delta P = 9.806\,65 f \frac{N G_{max}^2}{g\rho} \tag{3}$$

$$\Delta P \leqslant 5\% \tag{4}$$

式中,f为摩擦系数;μ为动力黏度,Pa·s;G_{max}为最大质量流速,kg/(m^2·h);N为管排数;ρ为工质密度,kg/m^3;d_b为热管外径,m。

由于实际安装空间的限制,热管长度的尺寸还需满足式(5):

$$L_1 + L_2 \leqslant 6 \tag{5}$$

本文的优化问题是单目标最小化问题。目标函数为金属用量W(式6),而总压降ΔP和传热偏差则作为严格的约束条件纳入求解过程,任何不满足约束条件的解均被视为不可行解。

$$W = N\pi\left(\frac{d_{out}^2 - d_{in}^2}{4}(L_1 + L_2) + \frac{(d_{f1}^2 - d_{out}^2)\delta_{f1} L_1}{4S_{f1}} + \frac{(d_{f2}^2 - d_{out}^2)\delta_{f2} L_2}{4S_{f2}}\right) \tag{6}$$

式中,N为热管总根数;L_1、L_2分别为烟气侧、空气侧管长,m;δ_{f1}、δ_{f2}分别为烟气侧、空气侧翅片厚度,m;S_{f1}、S_{f2}分别为烟气侧、空气侧翅片间距,m;d_{f1}、d_{f2}分别为烟气侧、空气测翅片直径,m。

1.4　3种元启发式算法的步骤及参数设置

CGA、PSO及L-SHADE均为元启发式算法,广泛应用于复杂优化问题的求解。CGA是一种基于

种群的多目标遗传算法，通过非支配排序和拥挤度距离保持解的多样性和收敛性。PSO模拟鸟群觅食行为，个体在解空间中追随个体最优和全局最优进行搜索，收敛速度快，适用于连续优化问题。L-SHADE是一种先进的自适应差分进化算法，通过记录成功的搜索历史来自适应调整控制参数，并采用线性种群规模缩减策略以平衡全局探索与局部开发能力。这3种算法的计算框架如图3所示。

3种算法各有优势，可根据问题特性选择或融合使用，基本流程如下。

1.4.1　CGA

1）初始化生成规模为N的种群P_t，依次计算每个种群的原始目标函数值及约束违反度，利用静态惩罚函数法将两者合并，计算得到最终的适应度值，依据适应度值对种群进行升序排序。

2）通过变异、交叉产生子代种群Q_t，合并与形成种群数为$2N$的种群R_t，并计算R_t中每个个体的原始目标函数值、约束违反度及惩罚后的适应度值，产生下一代父代种群P_{t+1}。

3）重复步骤2），直到达到最大迭代次数后结束迭代计算，输出最终种群中适应度值最小且满足约束条件的最优解。

1.4.2　PSO

1）初始化由N个粒子组成的群体，每个粒子包含位置和速度，计算各粒子当前位置的适应度值（目标函数值）。

2）更新每个粒子的速度和位置：速度更新依据个体历史最优位置和群体全局最优位置。

3）重复步骤2），更新个体与群体最优解，直至达到最大迭代次数，输出全局最优解。

1.4.3　L-SHADE

1）生成初始种群P_0，规模为N，并初始化两个外

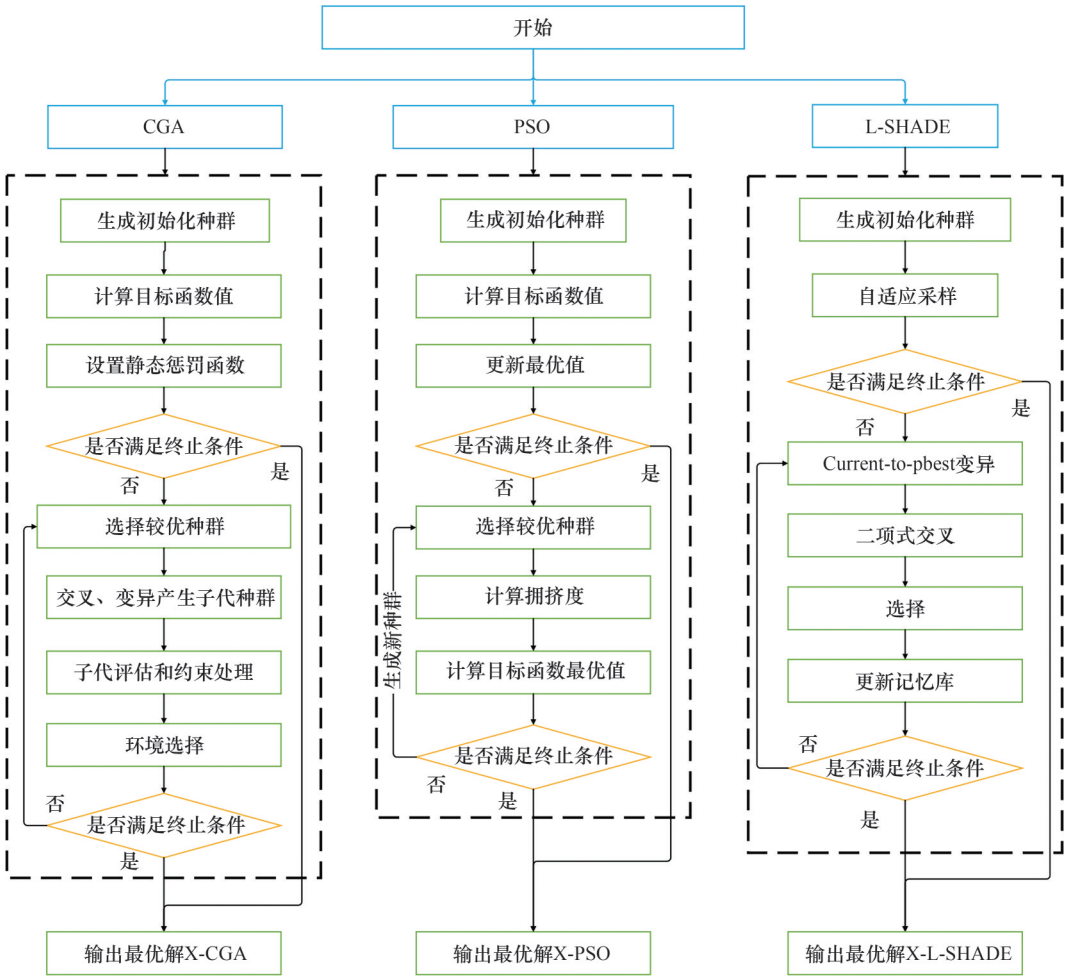


图3　元启发式算法框架图

Figure 3　Frame diagram of heuristic algorithm

部记忆库 M_F 和 M_{CR},用于存储历史上成功的缩放因子 F 和交叉概率 CR 值。

2)每代基于历史记忆库 M 中自适应生成分布参数,生成个体专属 F_i 和 CR_i 变异、交叉。依据适应度择优更新种群与记忆库,并按线性函数递减种群规模,剔除最差个体。

3)重复步骤2),直至达到最大迭代次数或种群规模缩减至最小值,输出全局最优解。

1.5　算法关键参数设置

为确保实验的公平性与结果的可复现性,本研究对所有算法的公共参数(如种群规模初始值50~200、最大迭代次数50~200)进行了统一设定,针对各算法特有的关键超参数如表3所示,所有实验均在相同的硬件环境下运行,且每种算法均独立运行30次,随机种子固定以确保统计结果的可比性。

表3　3种优化算法关键超参数设置

Table 3　The key hyperparameters of three optimization algorithms are set

算法名称	关键超参数	符号	具体值/策略
PSO	惯性权重	w	0.4~0.9
	认知学习因子	c_1	2.0
	社会学习因子	c_2	2.0
	速度限制系数	V_{max}	0.2
L-SHADE	缩放因子均值	μ_F	0.5
	交叉概率均值	μ_{CR}	0.5
	记忆池大小	H	6
CGA	交叉概率	P_c	0.85
	变异概率	P_m	0.02
	选择策略	—	Tournament Size=3

2　优化结果对比分析与讨论

2.1　种群规模对优化性能的影响

为准确评估各算法在带约束单目标优化问题中的性能,本研究首先将3种算法的最大迭代次数统一设定为200次——该数值基于文献报道并结合所采用方法的运行特性确定——同时仅改变种群规模(N)。随后,分析在满足压降和传热偏差约束前提下的收敛行为与目标函数(金属用量)最小化结果,以确定各算法最优的最大迭代次数。相应结果如图4所示。

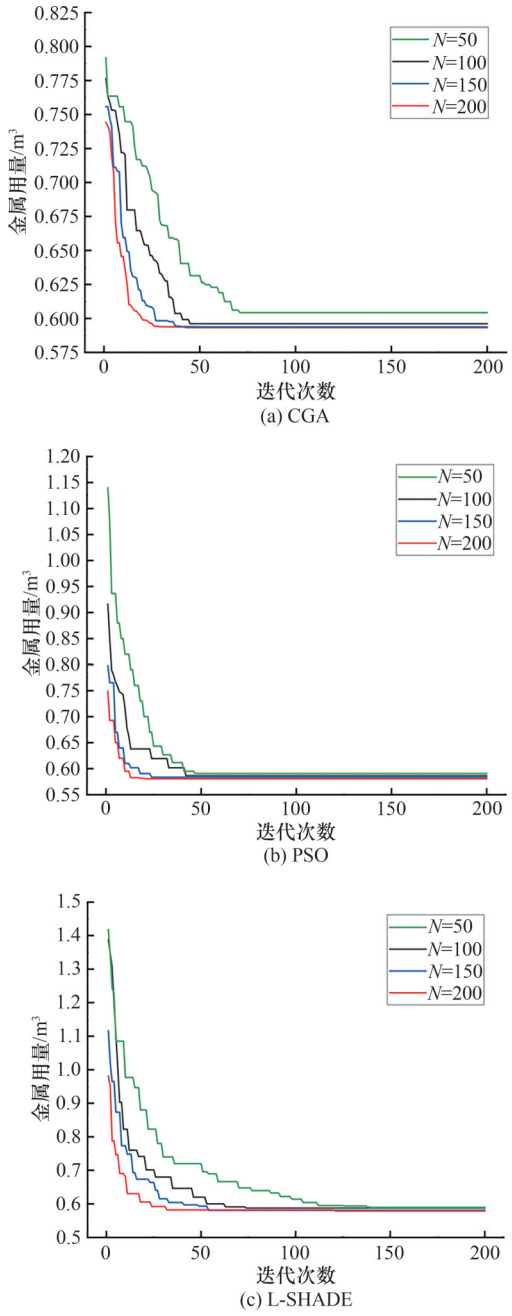


图4　不同种群规模对3种算法优化结果及收敛行为的影响

Figure 4　The effects of different population sizes on the optimization results and convergence behavior of the three algorithms

如图4(a)所示,种群规模对CGA算法寻找可行最优解的能力具有显著影响,但对其收敛速度的影响相对较小。当种群规模为50时,算法在第75代左右收敛,但由于种群多样性不足,难以有效探索可行域,导致优化结果相对较差,最终目标函数值

约为0.604 2 m^3。当种群规模增至100或150时，算法需到第50代之后结果才趋于稳定；而当种群规模达到200时，算法在第30代左右即已收敛至满足约束的全局最优解附近。尽管不同种群规模下的收敛速度和收敛代数存在差异，但最终优化结果均趋近于约0.587 m^3。

如图4(b)所示，对于PSO算法而言，在单目标空间中，增大种群规模对其收敛特性及优化结果影响不大：当种群规模为50或100时，算法从第25代左右开始趋于稳定；而当种群规模为150或200时，则大约从第50代开始稳定，最终优化结果均收敛至约0.583 m^3。

根据图4(c)，L-SHADE算法在种群规模增大时，收敛速度显著提升，且得益于其自适应机制，其在中小种群规模下仍表现出优异的收敛稳定性。当种群规模为50时，算法直到第120代左右才收敛；而当种群规模增至100或更高时，收敛速度明显加快，在约60代内即可稳定，最终优化结果趋近于0.586 5 m^3。

总体而言，3种算法在足够大的种群规模下均能逼近同一全局最优解(如图4所示)，增大种群规模显著提升了优化性能。当种群规模仅为50时，搜索个体数量有限且种群多样性不足，限制了算法的全局搜索能力，使其容易陷入不满足约束或次优的局部解。相比之下，将种群规模提升至100或更高，能够扩大对搜索空间的覆盖范围，增强算法的探索能力，更稳健地获得满足所有工程约束且金属用量最小的最优解。

2.2　影响运行时间的因素

图5展示了3种优化算法的计算效率与种群规模之间的关系。可以看出，所有3种算法的运行时间均随种群规模的增大而增加。在不同种群规模下，PSO算法始终具有最短的运行时间，L-SHADE次之，二者所需时间均不足0.6 s，L-SHADE因额外的记忆库更新和种群缩减逻辑，仍明显快于CGA。相比之下，CGA算法的计算耗时明显更长，当种群规模从50增至200时，其运行时间从2.9 s大幅上升至13.6 s。

综合图5的结果可知，当种群规模设为100时，3种算法均能在较短时间内完成运算，获得接近最优值且稳定的优化结果，并在较少的迭代次数内实现收敛。因此，将3种算法的种群规模统一设定为100是一个兼顾多方面因素的合理选择：既能保证良好的优化性能，又能有效控制计算开销，并确保可接受的收敛速度。

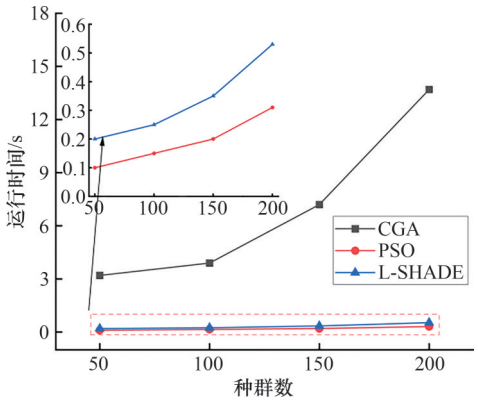


图5　3种算法的运行时间与种群规模之间的关系

Figure 5　The relationship between the running time of the three algorithms and the population size

如图6所示，3种算法的运行时间均随最大迭代次数的增加呈线性增长。因此，为在不牺牲优化性能的前提下保证计算效率，应避免设置过大的迭代上限。对图4的进一步分析表明，在种群规模为100的情况下，CGA、PSO和L-SHADE算法分别在约第50代、第50代和第80代时已基本收敛至其最优解。L-SHADE得益于其线性种群缩减策略，在后期迭代中计算量有所降低，但为了充分发挥其自适应参数的优势，仍需比PSO更多的迭代次数。当最大迭代次数设为200时，CGA和L-SHADE相较于分别采用100次和150次迭代所获得的结果，仅带来微乎其微的性能提升，改善幅度分别为0.005 9%和0.003 3%。与此同时，PSO算法在第50代之后便不再有进一步改进，表明继续增加迭代次数几乎无法带来额外收益。综合考虑各算法的收敛特性与计算效率，并预留合理的安全裕度，建议将CGA、PSO和L-SHADE的最大迭代次数分别设定为100、75和150。

2.3　3种算法优化结果的对比分析

2.3.1　3种算法的收敛行为与优化性能

为比较CGA、PSO和L-SHADE的优化性能，本研究将3种算法均配置为最大迭代次数150次、种群规模100。从多次独立运行中选取最优结果进行对比，结果如图7所示。在收敛速度方面，PSO表现最佳，在20代以内即实现收敛；CGA次之，约在第40代收敛；而L-SHADE收敛速度介于两者之间，约在第50代趋于稳定，显示出更强的抗扰动能力。在最终优化解的质量方面，PSO同样获得最优结果，L-

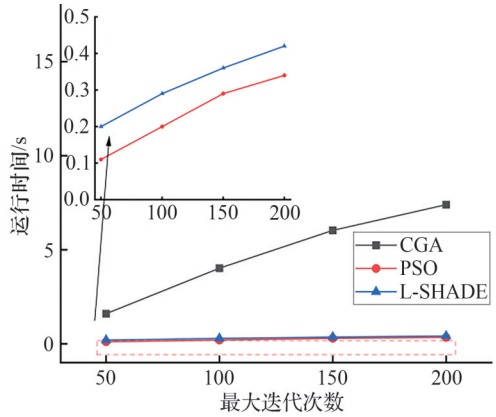


图6　3种算法的运行时间与最大迭代次数之间的关系

Figure 6　The relationship between the running time of the three algorithms and the maximum number of iterations

SHADE紧随其后,而CGA在3种算法中所得解的优化效果最差。综合考虑收敛速度与解的精度,PSO在所比较的算法中展现出整体最优的性能。

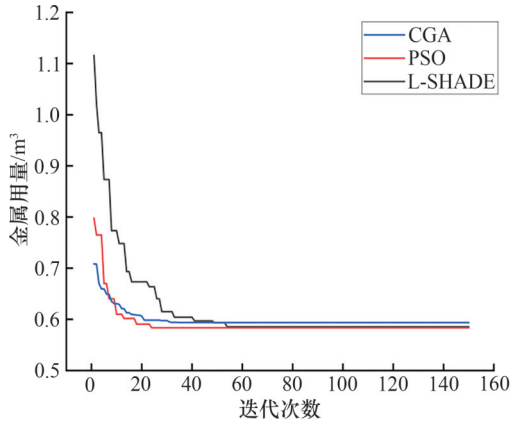


图7　3种算法优化结果及收敛行为的对比

Figure 7　Comparison of optimization results and convergence behavior of three algorithms

2.3.2　3种算法优化结果与初始设计参数的对比

前述优化结果未考虑实际换热器制造中常用材料(如钢管和翅片)的标准参数,因此主要面向理论分析。为满足实际制造要求,需将理论优化所得的设计变量值调整至最接近的标准规格值(以下简称"取整")。以原始设计参数为基准,将初始设计方案与3种算法优化后经取整处理的结果进行对比,结果如表4所示。管排数、总压降、传热偏差以及换热器金属用量等指标均基于取整后的结构参数重新计算得出。

表4　CGA、PSO和L-SHADE算法取整后优化结果与初始设计参数的对比

Table 4　The optimization results of CGA, PSO and L-SHADE algorithms are compared with the initial design parameters

结构参数	初始参数	CGA		PSO		L-SHADE	
		最优解	取整	最优解	取整	最优解	取整
热管外径/mm	30.00	32.15	32.00	36.251	36.00	33.125	33.00
每排热管数量	35.000	33.490	33	33.215	33	33.410	33
管排数	30	28	28	29	29	28	28
烟气侧管长/m	3.500	3.120	3.100	3.057	3.000	2.915	2.900
空气侧管长/m	3.500	3.140	3.100	3.031	3.000	2.890	2.900
翅片厚度/mm	1.100	1.002	1.000	0.814	0.800	0.755	0.800
烟气侧翅片间距/mm	6.000	4.832	5.0	5.327	5.0	5.180	5.0
空气侧翅片间距/mm	6.000	4.921	5.0	5.081	5.0	5.050	5.0
热管换热器压降/Pa	2 842	2 531	2 710	2 208	2 393	2 295	2 410
传热量误差/%	3.72	0.52	2.85	0.33	1.45	0.68	2.26
金属用量/m^3	0.782	0.589	0.592	0.583	0.586	0.585	0.588
运行时间/s	—	6.03	—	0.29	—	0.36	—

由表4可知,与初始设计参数相比,3种算法优化后的方案均在不同程度上增大了热管外径,减小了烟气侧和空气侧的翅片间距,并减少了管排数。这些结构上的调整使得热管换热器的整体压降显著降低,从而在给定约束条件下有效实现了"低流动阻力、高传热性能"的设计目标。在将理论优化结果取整至标准规格后,CGA、PSO和L-SHADE优化所得换热器的金属用量分别为0.592、0.586和0.588 m^3,相较于初始设计分别减少了24.30%、25.06%和24.81%。如此显著的材料用量减少,有效降低了制造成本。

综上所述,PSO不仅具有较高的计算效率,在取整前能获得更优的优化结果,而且在取整后仍保持最佳的综合性能。L-SHADE虽然在理论最优解的精度上表现出色,甚至略优于PSO,但在取整后的工程实际应用中,其优势被标准规格的离散化所削弱,且计算耗时略高于PSO。上述结果表明,PSO在实际

工程应用中具有明显优势，应作为首选的优化算法。

3 结论

本研究以某电厂90 t/h循环流化床锅炉空气预热器为对象，构建以最小化金属用量为目标、总压降和传热偏差为约束目标的多约束优化模型，系统对比了CGA、PSO和L-SHADE共3种算法的性能。主要结论如下：

1）种群规模对算法性能影响显著：CGA耗时随种群增大线性增长；PSO表现出优异的参数鲁棒性，收敛轨迹稳定；L-SHADE凭借自适应机制，在大种群下收敛速度显著加快，验证了其动态调整优势。

2）在同等资源下（种群100，迭代150），PSO不仅获得全局最优解，且收敛最快、算力消耗最低。L-SHADE虽因自适应机制增加微量开销，但全局搜索能力卓越；改进后的CGA虽能有效处理约束，但收敛效率仍逊于现代群智能算法。

3）将理论连续解按制造标准取整后，CGA、PSO和L-SHADE算法计算的金属用量分别为0.592、0.586和0.588 m^3，较初始设计分别降低24.30%、25.06%和24.81%。关键发现表明：算法在理论空间表现各异，但在离散化工程约束下，最终方案趋于一致。

综上所述，PSO凭借卓越的稳定性与效率，被推荐为热管换热器结构优化的首选算法；L-SHADE则适用于对全局精度有极致要求且对时间不敏感的场景。本研究不仅大幅降低了材料成本，更为工程实践中算法的科学选型与参数精准整定提供了量化依据和全链条指南。

参考文献：

[1] 李衍智，都家宇，吴莘馨，等. 先进核能技术中的热管应用[J]. 清华大学学报(自然科学版)，2023，63(8)：1173-1183.
LI Yanzhi, DU Jiayu, WU Xinxin, et al. Heat pipe applications for advanced nuclear energy technology[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2023, 63(8): 1173-1183.

[2] JOUHARA H, MESKIMMON R. Experimental investigation of wraparound loop heat pipe heat exchanger used in energy efficient air handling units[J]. Energy, 2010, 35(12): 4592-4599.

[3] 李悦. 燃气热水器排烟热回收中热管换热器传热性能的应用研究[D]. 北京：北京建筑大学，2025.
LI Yue. Applied research on heat transfer performance of heat pipe heatexchanger in gas water heater exhaust heat recovery[D]. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2025.

[4] 王嘉浩，李乾荣，张硕，等. 重力热管在西安某小区换热站回水余热回收中的设计及应用[J]. 节能，2025，44(11)：96-100.
WANG Jiahao, LI Qianrong, ZHANG Shuo, et al. The design and application of gravity heat pipes in the recovery of waste heat from return water in a heat exchange station of a certain residential area in Xi'an[J]. Energy Conservation, 2025, 44(11): 96-100.

[5] ZHANG J J, GUO Y, HU Z, et al. Experimental study on the ash deposition and heat transfer characteristics of a heat pipe air preheater[J]. Applied Thermal Engineering, 2023, 234: 121235.

[6] 杨海，杨瑞，霍永广. 基于分离式热管技术矿井回风低温余热利用研究[J]. 矿业科学学报，2024，9(5)：828-836.
YANG Hai, YANG Rui, HUO Yongguang. Utilization of low-temperature waste heat from mine return air based on separated heat pipe technology[J]. Journal of Mining Science and Technology, 2024, 9(5): 828-836.

[7] 刘晓峰，张昌建，王雪，等. 热管技术在矿井低温热能提取中的应用研究[J]. 低温与超导，2021，49(12)：85-90.
LIU Xiaofeng, ZHANG Changjian, WANG Xue, et al. Research on application of heat pipe technology in extraction of low temperature thermal energy in mines[J]. Cryogenics & Superconductivity, 2021, 49(12): 85-90.

[8] 常壮，白博峰，韩旭，等. 充液率对板式蒸发器分离式热管启动与传热特性影响研究[J]. 核动力工程，2025，46(5)：46-55.
CHANG Zhuang, BAI Bofeng, HAN Xu, et al. Study on the influence of filling ratio on the startup and heat transfer performance of the separate heat pipe with plate evaporator[J]. Nuclear Power Engineering, 2025, 46(5): 46-55.

[9] 陈军，李家鹏，曹菁，等. 重力热管内部传热传质过程的数值模拟[J]. 制冷与空调，2017，17(9)：17-21.
CHEN Jun, LI Jiapeng, CAO Jing, et al. Numerical simulation on heat and mass transfer in gravity heat pipe[J]. Refrigeration and Air-Conditioning, 2017, 17(9): 17-21.

[10] 满雅萌，魏天洋，钱潇然，等. 基于翅片管的固-液相变储热型换热器的模拟研究[J]. 电力科技与环保，2024，40(5)：533-543.
MAN Yameng, WEI Tianyang, QIAN Xiaoran, et al. Simulation study of solid-liquid phase change in regenerative heat exchanger with finned tubes[J]. Electric Power Environmental Protection, 2024, 40(5): 533-543.

[11] LU W, LIU Y, ZHANG L, et al. Flow and heat transfer characteristics of a new coke oven gas Ascension pipe heat exchanger: Experimental validation and numerical study[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 60: 103386.

[12] 孙俊威，黄林滨，何陆灿，等. 重力热管启动和传热特性的实验研究和数值模拟[J]. 中国电机工程学报，2025，45(18)：7239-7249.
SUN Junwei, HUANG Linbin, HE Lucan, et al. Experimental study and numerical simulation of start-up and heat transfer characteristics of gravity heat pipe[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(18): 7239-7249.

[13] HOSSEINKHANI A, KHALEGHI S, GANDJALIKHAN NASSAB S A, et al. Exhaust gas heat recovery using a double-pipe heat

exchanger with helical fins, considering gas radiation effect; numerical investigation, performance analysis, and optimization [J]. Energy Conversion and Management, 2025, 339: 119961.

[14] 李棚辉, 韩晓星, 王亚雄, 等. 倾角与冷却水温度对新型闭式重力热管换热器传热性能影响[J]. 制冷学报, 2017, 38(2): 29–33.
LI Penghui, HAN Xiaoxing, WANG Yaxiong, et al. Influence of inclination angle and cooling water temperature on the heat transfer performance of a novel closed gravity heat pipe exchanger [J]. Journal of Refrigeration, 2017, 38(2): 29–33.

[15] MOUSAVI S M, SHEIKHI A A, RAZBIN M, et al. Optimized design of helical–finned double pipe heat exchangers via numerical simulation and artificial intelligence[J]. Applied Thermal Engineering, 2025, 258: 124605.

[16] RONG Y, SU W T, WANG S, et al. Optimization of finned–tube heat exchanger in a gravity–assisted separated heat pipe[J]. Frontiers in Heat and Mass Transfer, 2024, 22(4): 1209–1229.

[17] 胡增旗, 李兆北, 王印松. 一种基于改进多目标粒子群算法的脱硫系统优化运行策略方法[J]. 电力科技与环保, 2022, 38(5): 351–357.
HU Zengqi, LI Zhaobei, WANG Yinsong. An optimal operation strategy method of the desulfurization system based on MOPSO algorithm[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2022, 38(5): 351–357.

[18] XU Z, YU Z L, NING X, et al. Hybrid of non–dominated sorting genetic algorithm II and invasive weed optimization for fan duct surface heat exchanger configuration optimization design[J]. Case Studies in Thermal Engineering, 2024, 61: 105149.

[19] 刘凡齐, 李学生, 潘俊涛, 等. 基于分布型电力系统的PSO优化设计[J]. 电力科技与环保, 2015, 31(3): 54–56.
LIU Fanqi, LI Xuesheng, PAN Juntao, et al. Design on PSO of distribution network[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection, 2015, 31(3): 54–56.

[20] PATEL V K, RAO R V. Design optimization of shell–and–tube heat exchanger using particle swarm optimization technique[J]. Applied Thermal Engineering, 2010, 30(11/12): 1417–1425.

[21] SAI J P, RAO B N. Non–dominated sorting genetic algorithm II and particle swarm optimization for design optimization of shell and tube heat exchanger[J]. International Communications in Heat and Mass Transfer, 2022, 132: 105896.

[22] 韩煜. 高传热效率的换热器结构设计及优化分析[J]. 自动化应用, 2025, 66(13): 161–163.
HAN Yu. Structural design and optimization analysis of high heat transfer efficiency heat exchanger[J]. Automation Application, 2025, 66(13): 161–163.

[23] 邵孟伟, 袁世飞, 周宏志, 等. 基于BP神经网络和遗传算法的翅片管结构优化[J]. 山东大学学报(工学版), 2025, 55(6): 76–82.
SHAO Mengwei, YUAN Shifei, ZHOU Hongzhi, et al. Optimisation of finned tube structure based on BP neural network and genetic algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(6): 76–82.

[24] 商建平, 俞树荣. 基于双粒子群算法的板式换热器优化设计[J]. 自动化与仪器仪表, 2015(3): 78–80.
SHANG Jianping, YU Shurong. Optimization design of plate heat exchanger double based on particle swarm optimization algorithm [J]. Automation & Instrumentation, 2015(3): 78–80.

[25] 藏明君, 张树有, 郑维强, 等. 基于领地行为的多目标粒子群算法及在板翅换热器设计中的应用[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(1): 76–87.
ZANG Mingjun, ZHANG Shuyou, JIA Weiqiang, et al. Multi–objective particle swarm optimization based on territorial behavior and its application in optimum design of plate–fin heat exchanger [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(1): 76–87.

[26] 周国华, 李林锋, 吴轲娜, 等. 基于L-SHADE算法的AUV载体磁干扰参数辨识的数值模拟[J]. 兵工学报, 2024, 45(8): 2678–2687.
ZHOU Guohua, LI Linfeng, WU Kena, et al. Numerical simulation of magnetic interference parameter identification of AUV based on L–SHADE algorithm[J]. Acta Armamentarii, 2024, 45(8): 2678–2687.

第一作者简介:赵　洋(1988—),男,工程师,主要从事火电高效节能及污染物减排等方面的研究,12017640@ceic.com;

黄林滨(1989—),男,工程师,主要从事电站锅炉节能优化与高效传热等方面的研究,20034284@ceic.com;

谭　锐(1971—),男,正高级工程师,主要从事清洁高效燃煤发电等方面的研究,12011757@ceic.com;

朱旭初(1987—),男,高级工程师,主要从事电站锅炉调试及运行优化等方面的研究,12010974@ceic.com;

通信作者简介:马　凯(1984—),男,副教授,主要从事清洁低碳高效发电技术、电站锅炉运行特性等方面的研究,mak@ncepu.edu.cn;

王跃童(2001—),男,硕士研究生,主要从事热管传热等方面的研究,220232214066@ncepu.edu.cn。

(**编辑**　林正根)