

基于改进多目标麻雀搜索算法的FBG传感监测布置方法

杨雨姝

重庆交通大学信息科学与工程学院, 重庆

收稿日期: 2025年9月13日; 录用日期: 2025年10月16日; 发布日期: 2025年10月28日

摘要

针对在隧道健康监测下利用少量离散点实现可靠、精准监测的问题, 本文提出了一种改进的多目标麻雀优化算法(Improved Multi-Objective Sparrow Search Algorithm with Multi-Point Random Crossover and Specific Variation, IMSSA-MRs), 通过融合特定多点方法与特殊变异更新策略对光纤光栅传感网络布置优化。针对传统麻雀优化算法中的收敛差、局部最优等问题, IMSSA-MRs利用佳点集初始化改善增加种群的多样性, 同时提升收敛速度, 引入多点交叉、小波变异等更新策略, 提高算法全局寻优能力。仿真实验与其他算法的对比结果表明, IMSSA-MRs算法具有更好的收敛性和求解精度, 实现光纤光栅传感网络布置中监测精度与数量之间的平衡。

关键词

多目标算法, 布局优化, 麻雀搜索算法, FBG传感监测

FBG Sensing Monitoring Deployment Method Based on an Improved Multi-Objective Sparrow Search Algorithm

Yushu Yang

School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing

Received: September 13, 2025; accepted: October 16, 2025; published: October 28, 2025

Abstract

To address the challenge of achieving reliable and precise monitoring using a limited number of

文章引用: 杨雨姝. 基于改进多目标麻雀搜索算法的 FBG 传感监测布置方法[J]. 计算机科学与应用, 2025, 15(10): 189-203. DOI: 10.12677/csa.2025.1510260

discrete points in tunnel health monitoring, an Improved Multi-Objective Sparrow Search Algorithm with Multi-Point Random Crossover and Specific Variation (IMSSA-MRs) is proposed in this paper. This approach integrates a specific multi-point method with a specialized variation update strategy to optimize the deployment of fiber optic grating sensor networks. Addressing convergence deficiencies and local optima issues in conventional sparrow search algorithms, the IMSSA-MRs employs optimal point set initialization to enhance population diversity while accelerating convergence. It further incorporates multi-point crossover and wavelet mutation update strategies to improve global search capability. Simulation experiments and comparisons with alternative algorithms demonstrate that IMSSA-MRs exhibits superior convergence and solution accuracy, achieving a balance between monitoring precision and sensor density in FGSN deployment.

Keywords

Multi-Objective Algorithms, Layout Optimization, Sparrow Search Algorithm, Fiber Bragg Grating Sensing and Monitoring

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着城市化快速推进,我国交通运输规模持续增长,隧道作为重要的交通基础设施,需紧跟新一代信息技术迭代更新[1]-[3]。在隧道变形监测领域,光纤布拉格光栅(Fiber Bragg Grating, FBG)凭借高精度和高自动化特性成为健康监测领域重要的监测手段[4][5]。然而,传感器节点往往稀疏且分布不均,这使得如何利用少量空间离散点数据进行可靠插值,以及如何均衡监测精度与成本数量的问题有待研究解决。

针对隧道本身受力特征与变形行为,对传感网络布置优化的问题得到广泛的研究。Błachowski 等人[6]通过解决监测模型在移动荷载作用下的大型土木工程结构中的传感器优化布置,提出一种基于候选传感器位置对典型工作载荷的结构响应的准自动模式选择的实用方法。王瑶等人[7]通过 K-L (Kullback-Leibler)散度评估各测点组合信号与完整信号的近似性和差异性,减少了传感器数量且使得所测振动信号具有更好的完整性。Sajedi 等人[8]提出一种深度生成贝叶斯优化网络(DGBO),将传感网络布置(Optimal Sensor Placement, OSP)问题转化为低维潜在的空间问题,以此找到全局最优配置与最大化的神经网络语义分割精度。在此背景下,反距离加权法(Inverse Distance Weighting, IDW)通过基于距离衰减的权重分配机制,依据已知样本点对未知位置进行空间插值方法[9]-[11]。然而, IDW 方法的性能在很大程度上依赖于其权重参数,缺乏自适应优化能力。

在多目标优化方法上,许多学者都进行了较为深远的研究。Civera 等人[12]利用多目标优化与遗传算法的优化方法提高在基础设施中潜在灾害进行损伤监测的传感器布置。Liang 等人[13]利用进化智能计算进行多目标选择,提供马尔可夫决策进行传感器建模选择。麻雀搜索优化算法凭借全局收敛快、鲁棒性强等优点成为了解决多目标优化问题的选择之一[14]-[16]。

针对上述问题,本文在结合前人研究的基础上,提出一种基于改进多目标麻雀优化算法优化传感器布置的方法。在考虑隧道断面规模条件及约束范围,分析其存在特点并确定可优化的目标,建立基于多目标麻雀优化算法传感布置的优化模型。利用佳点集初始化、扰动方法与融合变异与交叉的位置更新策略的特点改进优化算法,最后通过实验进一步验证改进方法的可行性和有效性。

2. FBG 传感网络布置优化模型

2.1. IDW 模型

反距离加权法(Inverse Distance Weighted Interpolation Method, IDW)是一种广泛应用于地理空间插值的方法[17], 通过计算与待预测点之间的距离来估计待预测点的属性值[18]。因其简单有效, 是常见的空间插值方法之一。

在 IDW 方法中, 利用邻域内未知点数量计算插值精度, 二者的欧几里得距离计算式如(1)所示:

$$d_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} \quad (1)$$

其中, d_i 是该样点与待插值位置的距离, (x_i, y_i) 为未知待测点的空间坐标, (x, y) 为实际空间坐标。

依据采样点对未知点 X 的权重为距离的负幂形式, 其权重计算式如(2)所示:

$$w_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^n d_i^p} \quad (2)$$

其中, w_i 是第 i 个样点的权重, p 为距离衰减参数, 取值为正实数, 其大小反映插值结果是否平滑, 本研究参考欧几里得距离取值为 2。

插值点计算根据已知样点的个数为 N , 第 i 个样点的坐标为 (x_i, y_i) , 权重为 w_i , 待插值位置的函数值 $z(x, y)$, 计算公式如(3)。

$$Z_0 = \sum_{i=1}^n w_i * Z(X_i, Y_i) \quad (3)$$

其中, 分子为各样点函数值乘以对应权重的总和, 分母为权重之和, 它们的比值即为插值结果。

2.2. 目标条件

在多目标情况下, 无法计算真正全局最优的距离, 而必须考虑一组解。为了客观地评价控制策略和优化方法的性能, 本研究将衡量隧道应变实际值与预测值之间的均方根误差 RMSE 和传感器个数 N 作为评价标准。将 FBG 网络优化布置问题转化为求解 RMSE 和 N 的个数多目标优化问题。

1) 隧道应变 RMSE 优化目标

本研究通过计算 RMSE 反映预测值与真实值之间的误差, 衡量 FBG 布置网络的监测精度。其中, 均方根误差 RMSE 计算公式如(4)所示:

$$\text{RMSE}_x = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - \hat{S}_i)^2} \quad (4)$$

其中, s_i 为监测的第 i 个应变真实值, $\hat{s}_i$ 为隧道第 i 个待测点的预测应变值。 N 为隧道断面布置传感器数量。进一步地, $\hat{s}_i$ 可由计算式(4)与(5)得到。对 RMSE_x 以最小化求得 FBG 布置模型的优化结果。

$$\hat{S}_i = \sum_{i=1}^n Z_{IDW} (s_i - 1) \quad (5)$$

2) 传感器规模数量优化目标

FBG 传感器的个数直接反映了隧道监测的规模大小, 也间接决定经济成本的高低; 传感器个数过多, 经济费用高且布置繁琐, 传感器个数过少, 无法有效监测隧道变形信息, 传感器个数需要保证在合适的范围内。本研究由计算式(6)衡量 FBG 优化布置传感器规模。

$$Q(X) = \sum_{i=1}^N c(n_i) \quad (6)$$

其中, $c(n_i)$ 代表第 i 个位置的传感器个数 n 以及所需要的安装及后期维护经济费用。本研究利用最小化 $Q(X)$ 实现对 FBG 布置网络传感器数量的优化。

3) 建立目标 - 约束模型

根据上述目标条件建立隧道 FBG 布置网络优化模型, 如式(7)所示。其中, X 是 FBG 网络布置结果, 隧道断面传感器布置需要考虑 XX 范围及规模约束, 通过最小化监测精度 RMSE 与传感器数量 N 衡量优化结果。

$$\begin{aligned} & \min [f(\text{rmse}_x), f(Q(X))] \\ & \text{s.t.} \begin{cases} X = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n] \\ x_i \neq x_j, i \neq j \text{ and } i, j = 1, 2, \dots, N \\ 0^\circ \leq x_i < 360^\circ \\ c_4 \leq c(n) \leq c_{360} \end{cases} \end{aligned} \quad (7)$$

3. 基于 IMSSA-MRs 的 FBG 传感网络布置优化方法

3.1. 传统麻雀搜索算法 TSSA

2020 年, Xue、Shen 两人受麻雀觅食行为和反被捕食行为的启发, 提出麻雀搜索算法的群智能优化搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA) [19]。传统的麻雀搜索算法将麻雀按照不同职责分为发现者、跟随者与警戒者三部分。发现者负责寻找食物, 并提供觅食区域和方向的信息, 而追随者则依据发现者提供的信息对食物进行获取, 预警者发现捕食者时会发出警报, 此时位于种群边缘的个体会迅速飞往安全区域, 该过程即为反捕食行为。整个过程中发现者和追随者可以相互转变身份, 便于寻找更优的食物位置。本文将这种基准优化算法命名为传统麻雀搜索优化算法(TMSSA)。

1) 发现者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \exp\left(\frac{-i}{\sigma \text{iter}_{\max}}\right), R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + QL, R_2 \geq ST \end{cases} \quad (8)$$

其中, $X_{i,j}^t$ 为第 i 只麻雀在第 t 代麻雀种群中第 j 维的位置; σ 为 $(0,1]$ 中的随机数; Q 为正态分布随机数; R_2 为报警值, 是取值范围 $[0,1]$ 中的随机数; ST 为预警阈值, 取值范围为 $[0.5,1]$; L 为一个所有元素都为 1 的 $1 \times d$ 矩阵。 $R_2 < ST$ 表示当前位置没有捕食者, 发现者可以继续觅食; $R_2 \geq ST$ 表示当前区域有捕食者, 发现者需躲避危险, 转移到安全区域。

2) 追随者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| A^+ L, \text{other} \end{cases} \quad (9)$$

其中, X_p^{t+1} 为麻雀种群第 $t+1$ 代的最优位置; X_{worst}^t 为第 t 代麻雀种群的最差位置; A^+ 为 $1 \times d$ 的矩阵, 矩阵内各元素被随机赋值为 1 或 -1, 且 $A^+ = A^T (AA^T)^{-1}$ 。当 $i > n/2$ 时, 麻雀没有得到食物, 需要寻找一个新的位置去觅食; 当 $i \leq n/2$ 时, 麻雀移动到当前最佳位置以获得更多的食物。

3) 预警者位置更新

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{best}^t + \varphi |X_{i,j}^t - X_{best}^t|, f_i > f_g \\ X_{i,j}^t + K \frac{|X_{i,j}^t - X_{worst}^t|}{f_i - f_w + \varepsilon}, f_i = f_g \end{cases} \quad (10)$$

其中, X_{best}^t 为麻雀种群第 t 代最优位置; φ 为符合标准正态分布的随机数; K 为 $[-1, 1]$ 的均匀随机数; f_i 为当前个体的适应度值; f_g 和 f_w 分别为全局最优和最差适应度值; ε 为最小常数, 避免分母为零。 $f_i > f_g$ 表示此麻雀处于觅食区域边缘位置, 易受到捕食者袭击; $f_i = f_g$ 表示处于中间位置的麻雀意识到危险, 通过向其他麻雀靠拢减少被捕食风险。

3.2. IMSSA-MRs 算法

1) 佳点集初始化

传统的麻雀算法的种群初始化是利用随机数随机生成, 限制了种群的多样性与均匀性。为改善 TMSSA 的寻优性能, 改善种群的多样性, 采用佳点集初始化方法, 增加种群的多样性, 同时提升收敛速度。整个计算步骤首先生成初始佳点集 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$, 对每个佳点的任意坐标进行映射搜索, 坐标及映射计算如式(11)、式(12)所示: ,

$$b_{ij} = i \times 2 \cos(2\pi j / p), i, j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

$$b'_{ij} = L_j^{bound} + \text{mod}(b_{ij}, 1) \times (U_j^{bound} - L_j^{bound}) \quad (12)$$

其中, p 为满足 $(p-3)/2 > d$ 的最小素数。 b'_{ij} 为第 i 只麻雀的第 j 维位置, U_j^{bound} 指个体搜索的上界, L_j^{bound} 指个体搜索的下界。

本研究通过对比佳点集初始化与传统的随机初始化方法的差异(图 1), 论证了佳点集初始化更能全覆盖种群, 均匀搜索空间, 同时增加种群的多样性。

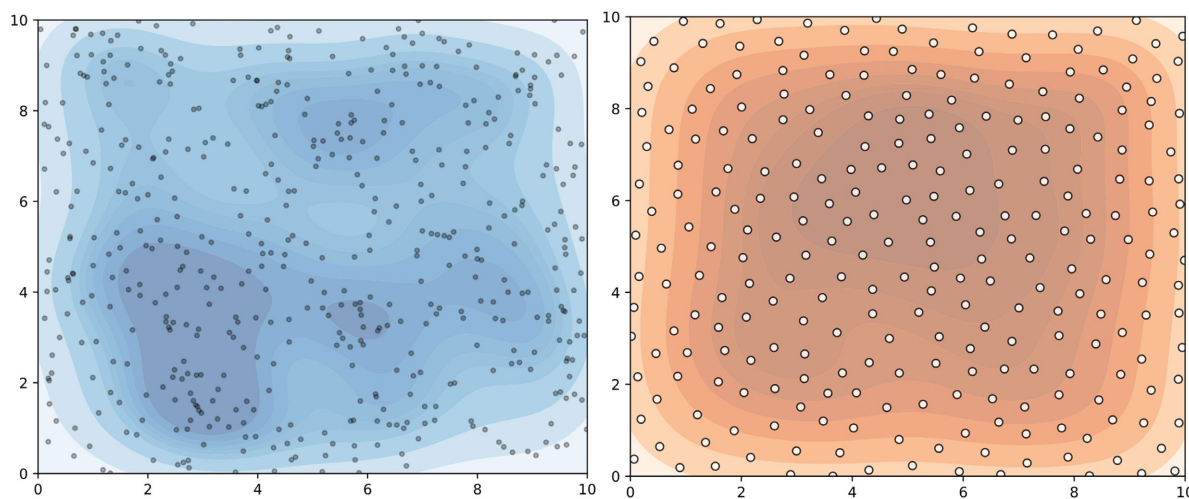


Figure 1. Comparison of populations after initialization without optimal point sets (left) and with optimal point sets (right)

图 1. 未利用佳点集初始化(左图)与利用佳点集初始化(右图)后的种群对比

2) 随机多点交叉的发现者更新策略

在发现者位置更新阶段容易出现收敛原位置的情况, 该位置更新策略并不能有效促进发现者的信息

沟通,继而错失全局最优。引入多点随机交叉算子,通过在染色体的多个随机位置切断并交换基因片段,实现个体间遗传物质的重组,增加子代的基因多样性,避免单点交叉出现的“同质化”问题,降低计算复杂度,提升种群的探索能力。图 2 展示了多点随机交叉算子操作计算方式。为了保证后代基因片段多样化,这里选择三点随机交叉。

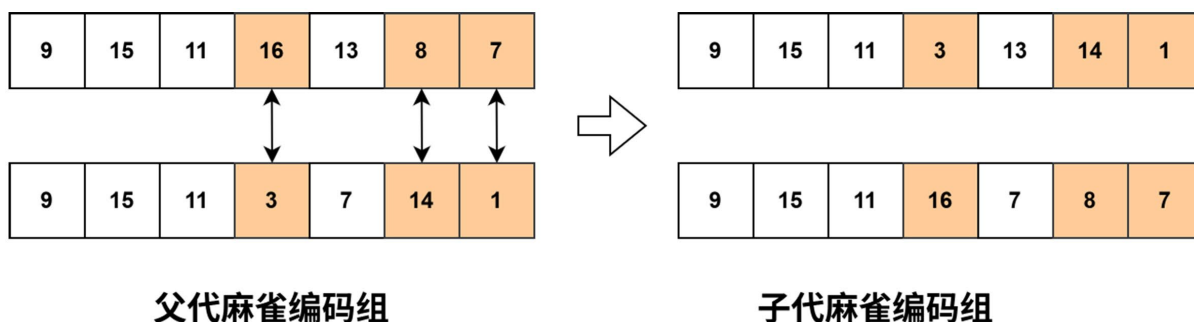


Figure 2. Multi-point random crossover operation

图 2. 多点随机交叉操作

3) 融合小波变异的追随者更新策略

为了让追随者更好地跟随发现者进行位置更新,在追随者的更新方式中引入小波变异,这使追随者在后期能以较大的步长移动,防止因盲目追随发现者而错过更好的位置,有效地避免趋同性。该策略的设计可以有效改善麻雀算法早收敛和陷入局部最优的问题。

小波变异的思想来源于小波函数,具体函数计算式为式(13),其主要优势在于能够根据迭代次数来调控振幅值,增强算法跳出局部最优的能力。

$$\eta = \frac{1}{\sqrt{\tau}} e^{-\left(\frac{\varphi}{\tau}\right)^2 / 2} \cos\left(5 \frac{\varphi}{\tau}\right) \quad (13)$$

其中, φ 为 $[-2.5\tau, 2.5\tau]$ 内的随机数,伸缩参数 τ 随着迭代次数的增加而减小,其作为分母反向调控变异系数,使得小波变异系数逐渐减小,从而能够自适应地调控种群的变异程度。改进后的追随者更新公式如式(14)所示:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \exp\left(\frac{X_{worst}^t - X_{i,j}^t}{t^2}\right), i > n/2 \\ \eta X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| A^+ L, \text{ other} \end{cases} \quad (14)$$

4. 实验验证与分析

4.1. 仿真实验设置及参数设置

本文基于某运营盾构隧道进行仿真实验,以验证提出的 IMSSA-MRs 方法对 FBG 传感网络布置优化的有效性,整个实验流程步骤如图 3 所示。该仿真实验的隧道模型结构为盾构隧道内径 14.2 米、外径 15.5 米、厚度为 0.65 米。利用 ANSYS 数值模拟某现实盾构隧道运营期典型的荷载工况。数值模拟中施加同等大小的横向荷载等效实际中的土层抗力,施加同等大小的竖向荷载等效实际中环境的土层压力,管片模型外围施加均匀布力等效实际环境中的水压,具体荷载信息如表 1 所示,据此形成本实验的应变数据集。

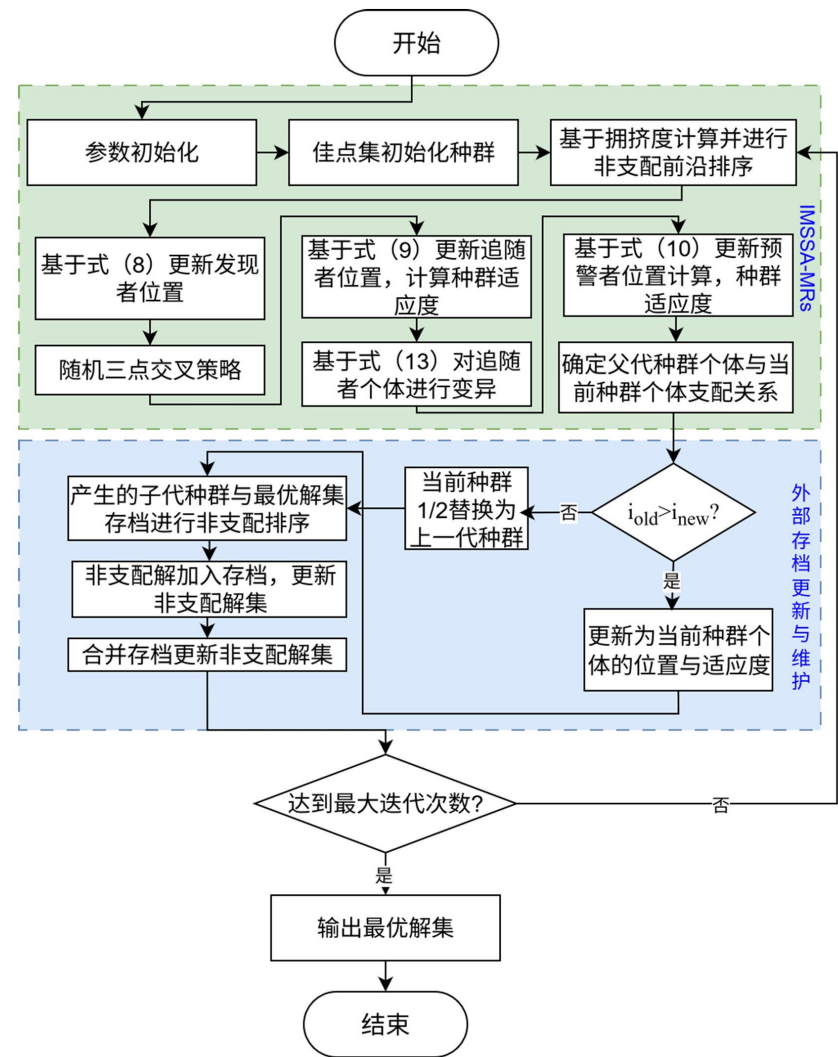


Figure 3. Flowchart of FBG network optimization deployment method based on IMSSA-MRs
图 3. 基于 IMSSA-MRs 的 FBG 网络优化布置方法流程图

Table 1. Simulation environment operating condition table
表 1. 仿真环境不同工况表

工况编号	竖向土压	侧向土压	水压
1	0.2 Mpa	0.08 Mpa	0.4 Mpa
2	0.4 Mpa	0.16 Mpa	0.4 Mpa
3	0.5 Mpa	0.2 Mpa	0.4 Mpa
4	0.2 Mpa	0.2 Mpa	0.5 Mpa
5	0.4 Mpa	0.4 Mpa	0.5 Mpa
6	0.5 Mpa	0.6 Mpa	0.5 Mpa
7	1 Mpa	0.4 Mpa	0.7 Mpa
8	1.5 Mpa	0.6 Mpa	0.7 Mpa
9	2 Mpa	0.8 Mpa	0.7 Mpa

4.2. 评价多目标算法性能指标

通过查阅文献[20]-[23]可知,当前多目标优化算法性能的指标主要有反向世代距离(Inverted Generational Distance, IGD)、世代距离(Generational Distance, GD)、超体积(Hypervolume, HV)、SP 指标(Space Indicator)等,本仿真实验选用最广泛的 IGD、HV 与 SP 作为本文多目标优化算法的评估指标。各指标含义及计算公式分别介绍如下。

综合性指标反世代距离 IGD 计算的是真实 Pareto 最优麻雀集到算法 Pareto 最优麻雀集之间的平均最短欧氏距离,是一种对算法最优解集收敛性与多样性进行综合评价的方法。计算所得的 IGD 越低,则代表算法计算出的 Pareto 最优麻雀集更接近真实的 Pareto 最优麻雀集,意味着解集分布更均匀。IGD 计算公式如下:

$$IGD(P, S) = \frac{1}{|P|} \sum_{G_i \in P} d_{\min}(G_i, S) \quad (15)$$

其中, P 代表真实的 Pareto 解集; S 为算法求解得到的近似 Pareto 解集; $|P|$ 为真实 Pareto 最优解集中麻雀个体数量; G_i 表示算法解集中所有的麻雀个体; $d_{\min}(G_i, S)$ 代表算法中两个麻雀个体在多目标优化空间中的欧式距离。

超体积指标 HV 表示算法计算的近似 Pareto 最优麻雀集中各麻雀与参考麻雀所围成的目标空间的体积, HV 值越大,表示算法的收敛性和多样性越好。HV 的计算公式如下:

$$HV(S, G_{ref}) = \text{volume} \left(\bigcup_{i=1}^{|S|} c_i \right) \quad (16)$$

其中, $|S|$ 代表算法计算得到的 Pareto 最优解中麻雀个体数量; c_i 代表解集中某一非支配麻雀解 G_i 与参考的 G_{ref} 形成的对角线所构成的超立方体体积。

空间指标 SP 则是衡量多目标算法的均匀性。SP 值越低,意味着算法得到的 Pareto 最优麻雀解集分布性越好。SP 计算公式如(17)所示:

$$SP(S) = \sqrt{\frac{\sum_{G_i \in S} \bar{d}^2(G_i, S)}{|S|-1}} \quad (17)$$

其中, $\bar{d}$ 计算的是相距最近的两个麻雀解之间的距离。

4.3. 试验改进有效性分析

针对传统麻雀优化算法(Traditional-MSSA, TMSSA)的邻域结构单一、易陷入局部最优的缺陷,本文分别设计了基于策略、融合进化策略,为了验证上述两种策略的有效性,将 IMSSA-MRs 与三种变体算法进行对比,各算法主要参数分别如表 2 所示。

Table 2. Algorithm parameter settings

表 2. 各算法参数设置

算法	主要参数设置
TMSSA	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 EA = 50, 最大迭代次数 Max_iter = 100
IMSSA	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 EA = 50, 最大迭代次数 Max_iter = 100, 自由度 n = iter
IMSSA-MRs	变异算子中形状参数 $\delta = 0.5$, 伸缩参数上限 $g = 100$, 其余与 IMSSA 一致

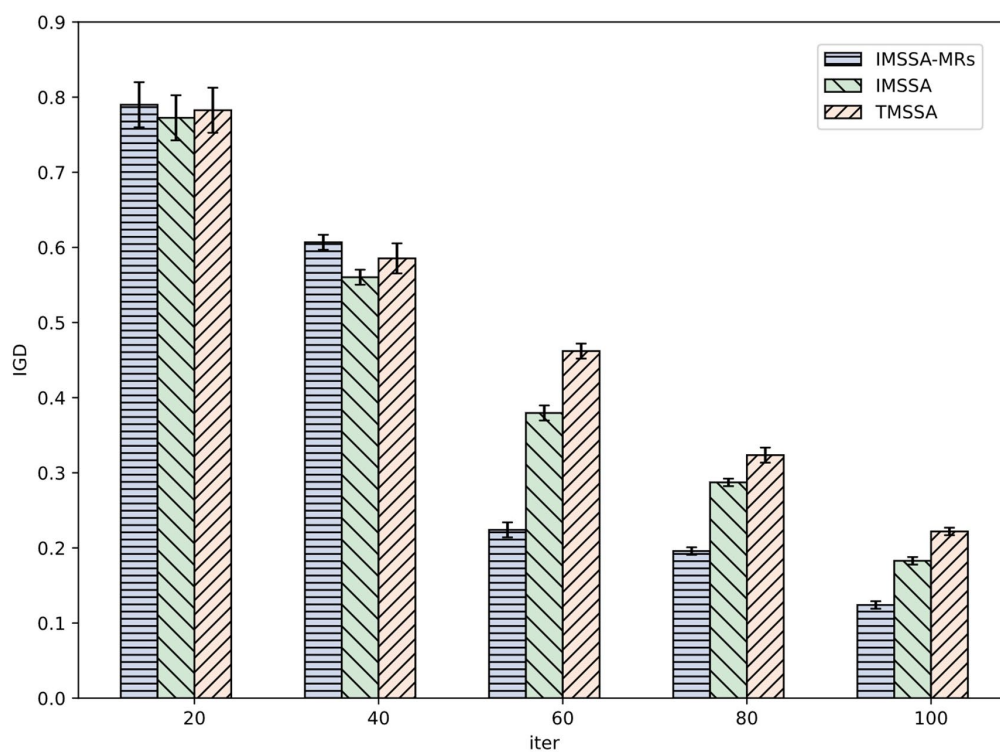


Figure 4. IGD corresponding to approximate Pareto optimal solutions for three comparison algorithms
图 4. 3 种对比算法近似 Pareto 最优解对应的 IGD 值

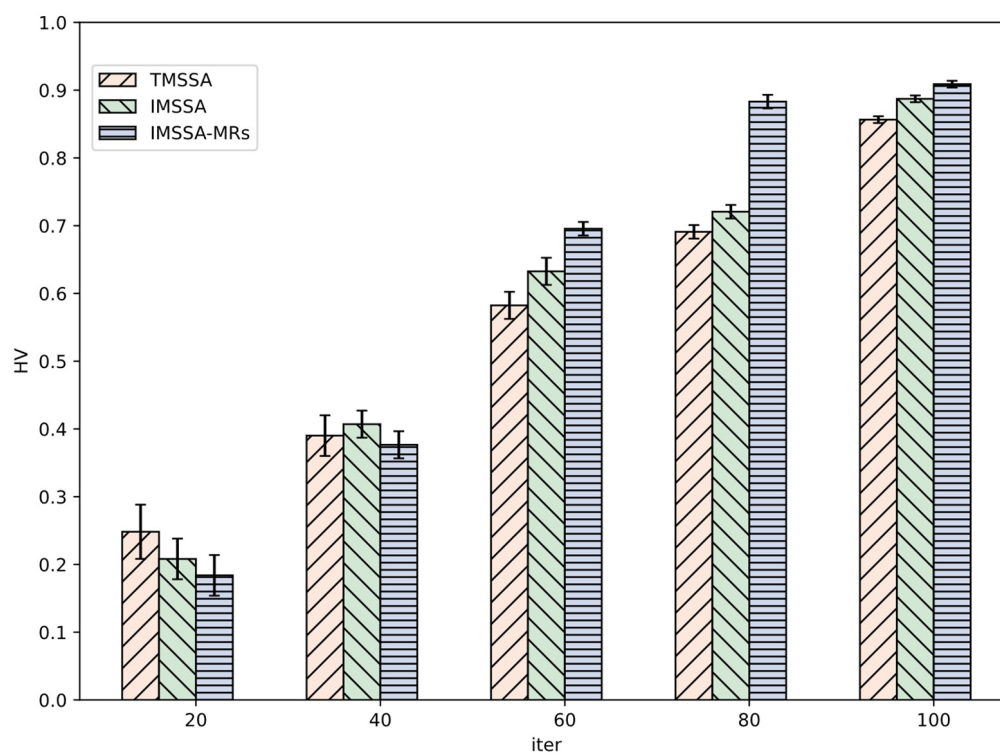


Figure 5. HV corresponding to approximate Pareto optimal solutions for three comparison algorithms
图 5. 3 种对比算法近似 Pareto 最优解对应的 HV 值

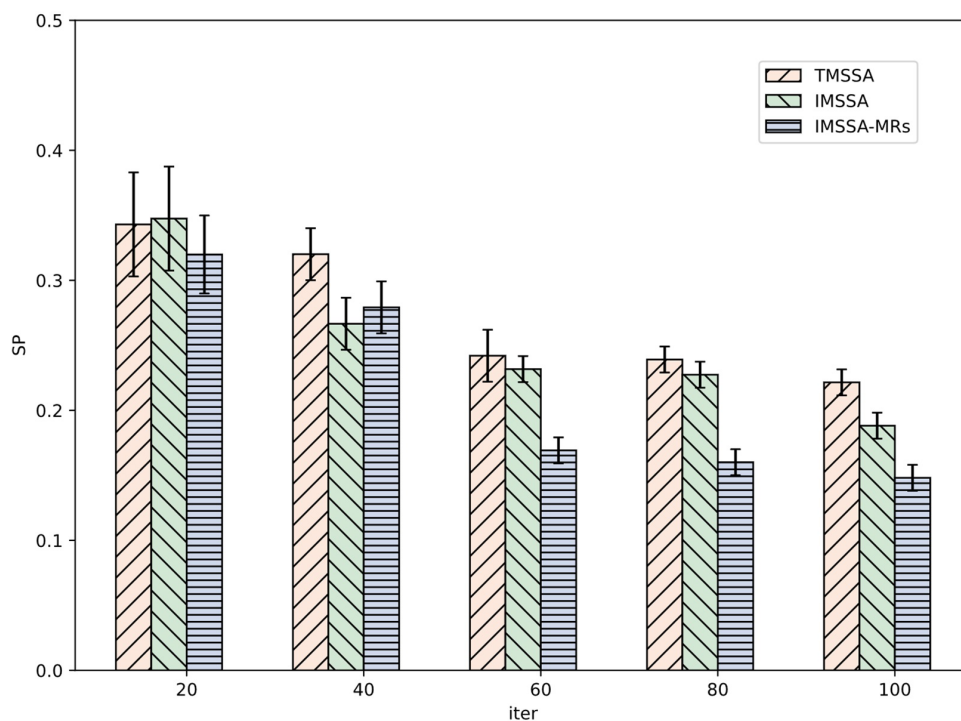


Figure 6. SP corresponding to approximate Pareto optimal solutions for three comparison algorithms
图 6. 3 种对比算法近似 Pareto 最优解对应的 SP 值

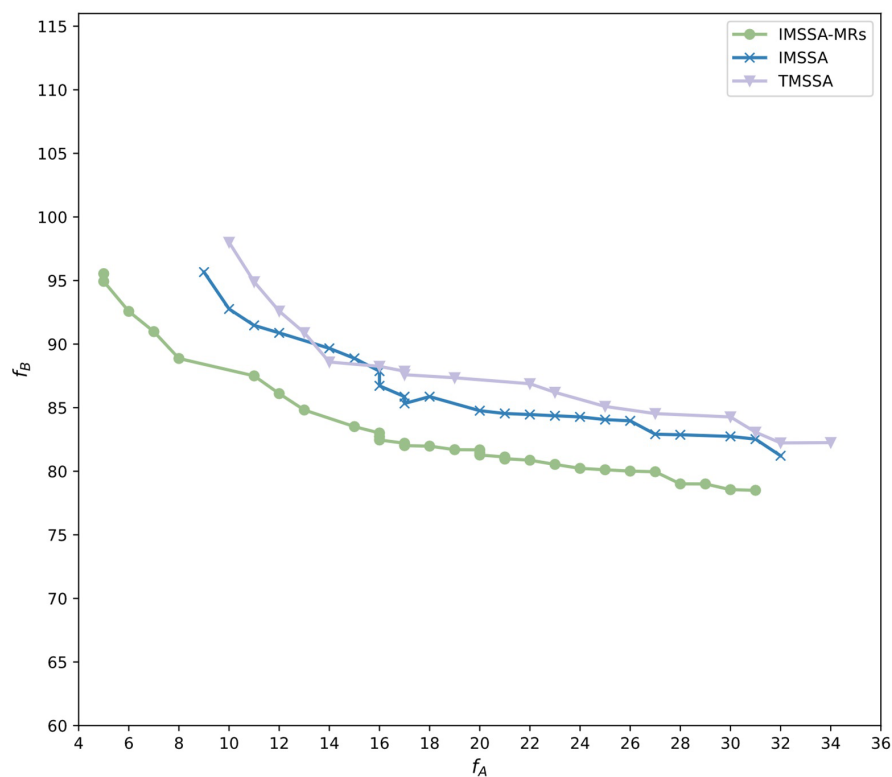


Figure 7. Approximate Pareto optimal solutions for three comparison algorithms
图 7. 3 种对比算法近似 Pareto 最优解

对比三种算法可知, TMSSA 为无任何改进策略, 因此在各迭代次数, 其 IGD、SP 值最高而 HV 最低, 反映 TMSSA 算法在搜寻最优解能力最差。如图 4~6 所示, IMSSA-MRs 对应的 IGD、HV、SP 值均优于 TMSSA 与 IMSSA 算法。IMSSA 算法融入佳点集改进 TMSSA 算法种群随机初始化、分布不均的缺点, 其 IGD、HV、SP 值也相应优于 TMSSA 结果, 但未对探寻全局最优解、种群多样性进行改进, 其值较 IMSSA-MRs 算法差。如图 7 所示, IMSSA-MRs 针对前两者不足的基础上, 融合随机多点交叉与特定变异方式的更新策略, 增强全局最优能力, 其取得最优 IGD 时对应的近似 Pareto 最优候鸟集不仅支配其余三种算法获得的近似 Pareto 最优候鸟集, 而且各候鸟在非支配前沿的分布更为均衡, 证明了所设计的改进策略的有效性。

4.4. 对照试验分析

为了进一步验证本研究提出的 IMSSA-MRs 的有效性, 实验采用了非支配排序遗传算法 III 代(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm III, NSGA-III)、非支配排序遗传算法 II 代(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, NSGA-II)、改进强度 Pareto 进化算法(Strength Pareto Evolutionary Algorithm II, SPEA-II)、传统多目标 Harris 鹰算法(Tradition Multi-objective Harris Hawks Optimization, TMHHO)、传统多目标鲸鱼算法(Tradition Multi-objective Whale Optimization Algorithm, TMWOA) 5 种不同的优化方法进行比较, 各算法主要参数设置如表 3 所示, 同样每类算法分别独立仿真 10 次。6 种算法得到的最优解集对应的 IGD、HV 及 SP 值如图 8~10 所示, 获得的近似 Pareto 最优化结果如图 11 所示。

Table 3. Parameter settings for different comparison algorithms

表 3. 不同对比算法参数设置

算法	主要参数设置
NSGA-II	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 $EA = 100$, 最大迭代次数 $Max_iter = 100$, 双点交叉变异, 变异率 $CV = 0.1$, 交叉率 $CR = 0.1$
NSGA-III	参数与 NSGA-II 一致
SPEA-II	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 $EA = 100$, 最大迭代次数 $Max_iter = 100$, 均匀交叉, 变异率 $CV = 0.1$, 交叉率 $CR = 0.1$
TMHHO	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 $EA = 50$, 最大迭代次数 $Max_iter = 100$
TMWOA	种群数量 $N_p = 100$, 外部存档 $EA = 50$, 最大迭代次数 $Max_iter = 100$

如图 8~10 所示, 随着迭代次数的增加, 不同算法在搜索解集范围内寻找非支配解集, 并最终收敛至最优 Pareto 解。本研究设计的 IMSSA-MRs, 采用佳点集初始化避免了因随机方式产生不均匀的初始种群, 融合的多点随机交叉算子与小波变异算子则提升算法全局搜索能力, 有效避免了其他算法容易陷入局部最优的情况, 其在最终迭代次数下, 对比获得的 IGD、HV 与 SP 值优于其他 5 种算法, 图 11 结果也证明, 与其他 5 种算法对比, 其所获得的最优 Pareto 前沿更为贴合目标解集。

5. 结论

为解决有限传感节点实现高精度监测问题, 本文提出利用多目标麻雀优化算法解决 FBG 布置网络优化问题, 针对传统的麻雀搜索算法存在收敛慢、易陷入局部最优等不足, 提出了佳点集初始化、融合交叉与变异的更新策略对其进行改进, 从而提高算法性能。实验结果表明, IMSSA-MRs 算法具有良好的多样性及快速收敛性, 对于处理多目标 FBG 网络布置优化问题可以较为有效地平衡传感器数量大小与监测精度, 进而实现以高精度、较低监测个数实现隧道健康监测的目的, 为多目标布置网络优化等研究提供一定的参考价值。

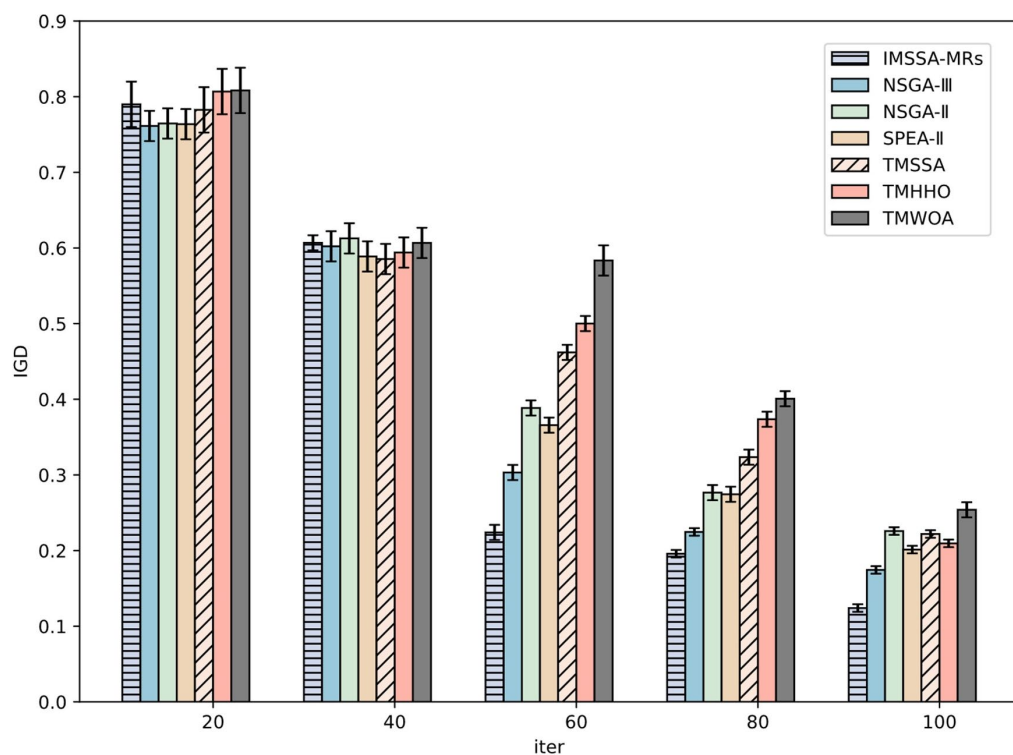


Figure 8. IGD corresponding to approximate Pareto optimal solutions for different algorithms

图 8. 不同算法近似 Pareto 最优解对应的 IGD 值

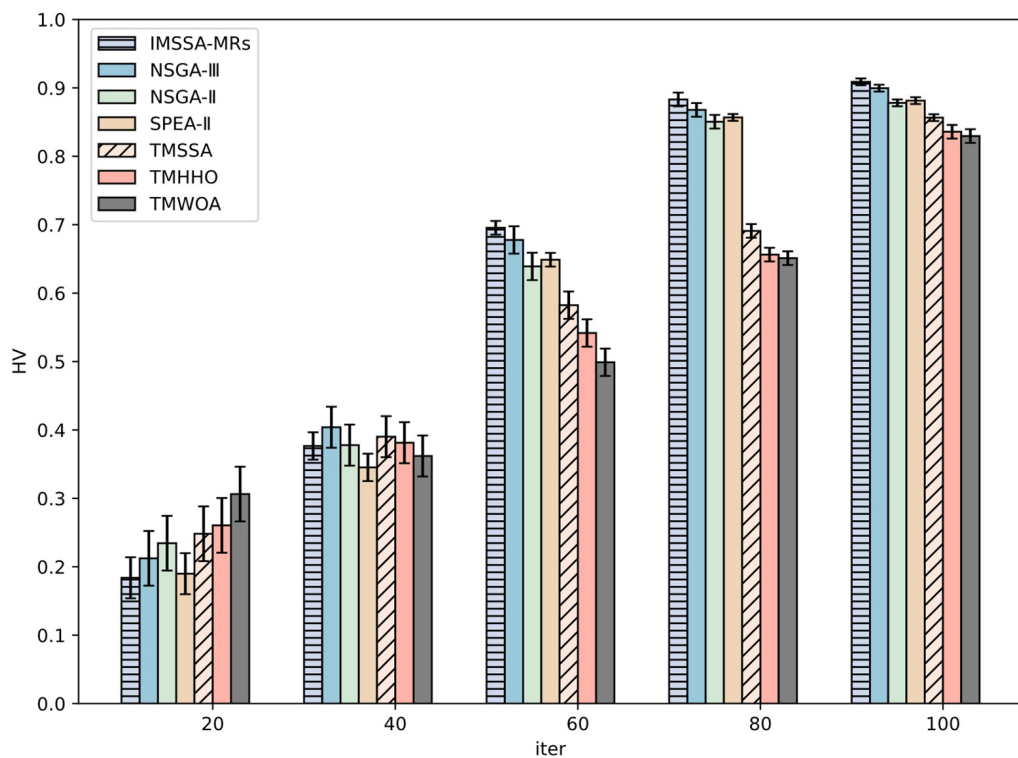


Figure 9. HV corresponding to approximate Pareto optimal solutions for different algorithms

图 9. 不同算法近似 Pareto 最优解对应的 HV 值

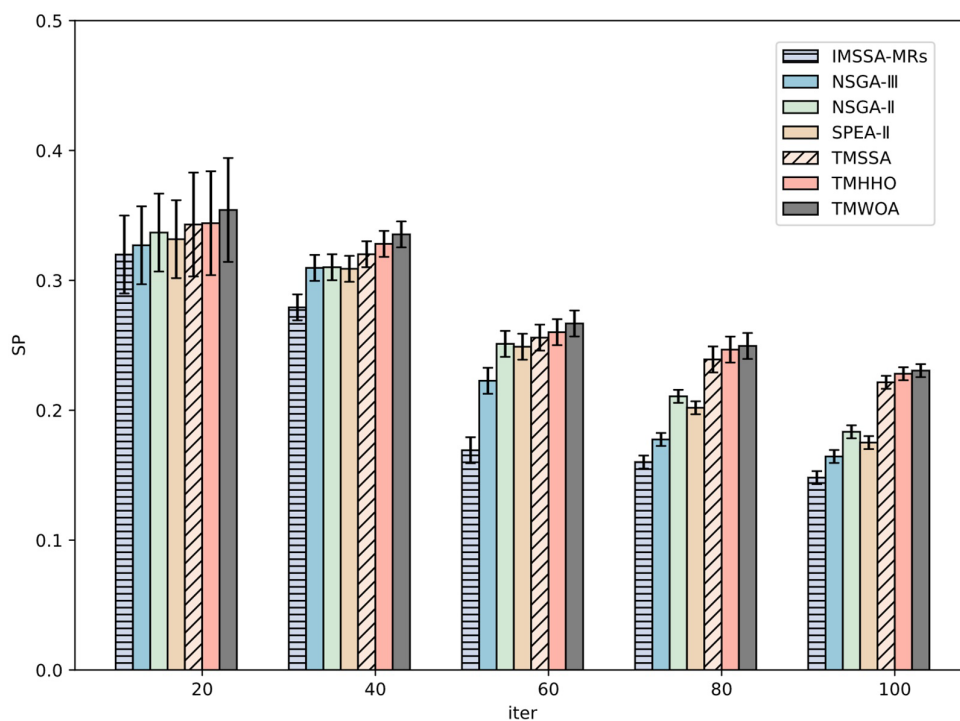


Figure 10. SP corresponding to approximate Pareto optimal solutions for different algorithms
图 10. 不同算法近似 Pareto 最优解对应的 SP 值

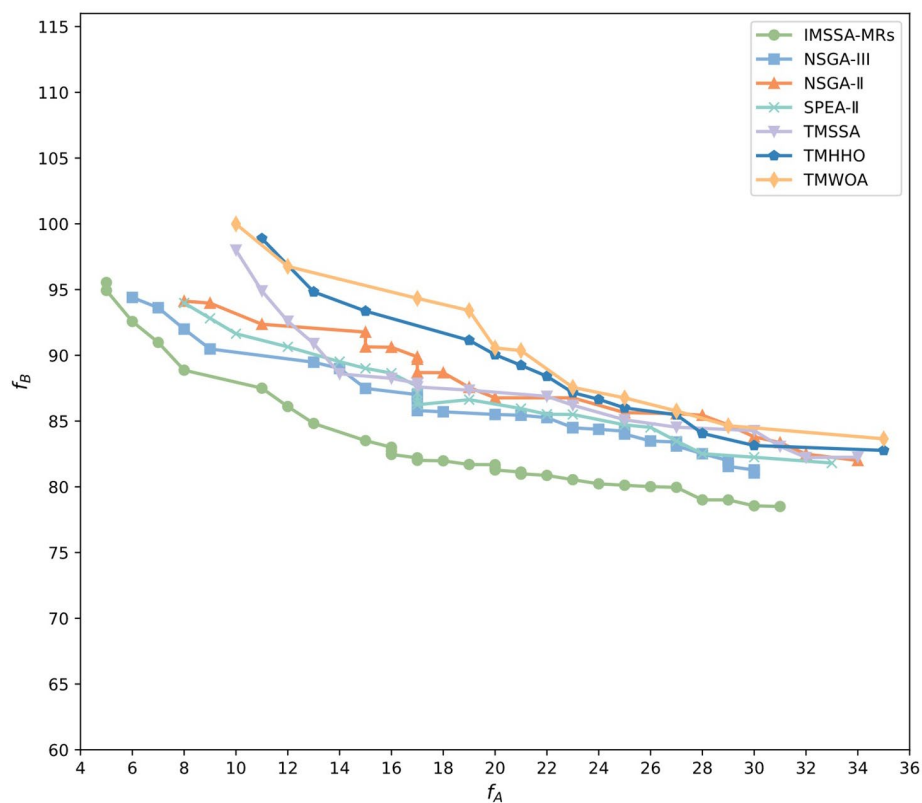


Figure 11. Approximate Pareto optimal solutions for different algorithms
图 11. 不同算法近似 Pareto 最优解

基金项目

重庆市研究生科研创新项目(CYS25553)。

参考文献

- [1] 李喆, 江媛, 姜礼杰, 等. 我国隧道和地下工程施工技术与装备发展战略研究[J]. 隧道建设(中英文), 2021, 41(10): 1717-1732.
- [2] 国务院印发《“十四五”现代综合交通运输体系发展规划》[J]. 交通财会, 2022(2): 2.
- [3] 李晓东, 张宏博, 尹严. 隧道结构性能智能感知方法、技术与装备研究进展[C]//中国公路学会, 中国航海学会, 中国铁道学会, 中国航空学会, 中国汽车工程学会. 2024 世界交通运输大会(WTC2024)论文集(桥梁工程、隧道工程与轨道交通). 西安: 长安大学公路学院, 2024: 685-691.
- [4] Jali, M.H., Abdul Rahim, H.R., Md Johari, M.A., Baharom, M.F., Ahmad, A., Mohd Yusof, H.H., *et al.* (2021) Optical Microfiber Sensor: A Review. *Journal of Physics: Conference Series*, **2075**, Article ID: 012021. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2075/1/012021>
- [5] Wang, T., Tang, Y., Yang, H., Xu, X., Liu, W. and Li, X. (2022) Convergence Deformation Monitoring of a Shield Tunnel Based on Flexible Long-Gauge FBG Sensors. *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, **29**, 2827-2835. <https://doi.org/10.1080/15376494.2021.1879328>
- [6] Błachowski, B., Świercz, A., Ostrowski, M., Tazowski, P., Olaszek, P. and Jankowski, Ł. (2020) Convex Relaxation for Efficient Sensor Layout Optimization in Large-Scale Structures Subjected to Moving Loads. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, **35**, 1085-1100. <https://doi.org/10.1111/mice.12553>
- [7] 王瑶, 杨善国, 吴明珂, 等. 基于煤矸振动特性的放顶煤支架传感器优化布置策略研究[J]. 机械强度, 2025, 47(1): 68-75.
- [8] Sajedi, S. and Liang, X. (2022) Deep Generative Bayesian Optimization for Sensor Placement in Structural Health Monitoring. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, **37**, 1109-1127. <https://doi.org/10.1111/mice.12799>
- [9] Choi, K. and Chong, K. (2022) Modified Inverse Distance Weighting Interpolation for Particulate Matter Estimation and Mapping. *Atmosphere*, **13**, Article 846. <https://doi.org/10.3390/atmos13050846>
- [10] Yuan, B., Li, Z., Zhao, Z., Ni, H., Su, Z. and Li, Z. (2021) Experimental Study of Displacement Field of Layered Soils Surrounding Laterally Loaded Pile Based on Transparent Soil. *Journal of Soils and Sediments*, **21**, 3072-3083. <https://doi.org/10.1007/s11368-021-03004-y>
- [11] Hussain, S.N., Azlan, A.A., Hossen, M.J., Ab Aziz, N.A., Murthy, G.R. and Mustakim, F.B. (2022) A Novel Framework Based on CNN-LSTM Neural Network for Prediction of Missing Values in Electricity Consumption Time-Series Datasets. *Journal of Information Processing Systems*, **18**, 115-129.
- [12] Civera, M., Pecorelli, M.L., Ceravolo, R., Surace, C. and Zanotti Fragonara, L. (2021) A Multi-Objective Genetic Algorithm Strategy for Robust Optimal Sensor Placement. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, **36**, 1185-1202. <https://doi.org/10.1111/mice.12646>
- [13] Liang, S., Zhu, Y., Li, H. and Yan, J. (2022) Evolutionary Computational Intelligence-Based Multi-Objective Sensor Management for Multi-Target Tracking. *Remote Sensing*, **14**, Article 3624. <https://doi.org/10.3390/rs14153624>
- [14] Gharehchopogh, F.S., Namazi, M., Ebrahimi, L. and Abdollahzadeh, B. (2023) Advances in Sparrow Search Algorithm: A Comprehensive Survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **30**, 427-455. <https://doi.org/10.1007/s11831-022-09804-w>
- [15] Awadallah, M.A., Al-Betar, M.A., Doush, I.A., Makhadmeh, S.N. and Al-Naymat, G. (2023) Recent Versions and Applications of Sparrow Search Algorithm. *Archives of Computational Methods in Engineering*, **30**, 2831-2858. <https://doi.org/10.1007/s11831-023-09887-z>
- [16] Ma, X., Deveci, M., Yan, J. and Liu, Y. (2024) Optimal Capacity Configuration of Wind-Photovoltaic-Storage Hybrid System: A Study Based on Multi-Objective Optimization and Sparrow Search Algorithm. *Journal of Energy Storage*, **85**, Article ID: 110983. <https://doi.org/10.1016/j.est.2024.110983>
- [17] 李海涛, 邵泽东. 空间插值分析算法综述[J]. 计算机系统应用, 2019, 28(7): 1-8.
- [18] Liu, Z., Zhang, Z., Zhou, C., Ming, W. and Du, Z. (2021) An Adaptive Inverse-Distance Weighting Interpolation Method Considering Spatial Differentiation in 3D Geological Modeling. *Geosciences*, **11**, Article 51. <https://doi.org/10.3390/geosciences11020051>
- [19] Xue, J. and Shen, B. (2020) A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm. *Systems Science & Control Engineering*, **8**, 22-34. <https://doi.org/10.1080/21642583.2019.1708830>

-
- [20] Wang, Z., Xiao, C. and Zhou, A. (2024) Exact Calculation of Inverted Generational Distance. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **29**, 1966-1975. <https://doi.org/10.1109/tevc.2024.3442920>
 - [21] Guerreiro, A.P., Fonseca, C.M. and Paquete, L. (2021) The Hypervolume Indicator: Computational Problems and Algorithms. *ACM Computing Surveys*, **54**, 1-42. <https://doi.org/10.1145/3453474>
 - [22] Li, W., Zhang, T., Wang, R. and Ishibuchi, H. (2021) Weighted Indicator-Based Evolutionary Algorithm for Multimodal Multiobjective Optimization. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **25**, 1064-1078. <https://doi.org/10.1109/tevc.2021.3078441>
 - [23] Zheng, W. and Doerr, B. (2022) Better Approximation Guarantees for the NSGA-II by Using the Current Crowding Distance. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, Boston, 9-13 July 2022, 611-619. <https://doi.org/10.1145/3512290.3528847>