用于识别可持续、经济、轻量且抗震的钢筋混凝土悬臂式挡土

Farshid Keivanian[1], Raymond Chiong[1, *], Ali R. Kashani[2], Amir H. Gandomi[3]

[1]纽卡斯尔大学信息与物理科学学院，卡拉汉，NSW 2308，澳大利亚[2]孟菲斯大学土木工程系，孟菲斯，TN 38152，美国[3]悉尼科技大学工程与信息技术学院，厄尔特莫，NSW 2007，澳大利亚

摘要

在地震多发区，钢筋混凝土悬臂式挡土墙（RCC）的抗震性能至关重要。本研究采用水平和垂直拟静力系数考察其抗震性能。为应对土压力产生的RCC墙体重量及作用力，每种设计均涉及26项结构强度和岩土稳定性约束条件，以及12个几何变量。这些约束条件和设计变量构成了一个具有十二维解空间的约束优化问题。为有效搜索并生成可抵御地震灾害的可持续、经济、轻量RCC设计，本研究采用了一种新型自适应模糊元启发式算法。该方法将搜索空间划分为多个子区域，并基于其新颖的搜索组件实现探索、信息共享和开发能力。此外，研究采用模糊推理系统解决参数化和计算成本评估问题。结果表明，与若干经典及性能最佳的设计优化算法相比，该算法在九种地震条件下均能实现低成本、低重量、低CO_2 排放的RCC设计。

关键词

群智能；进化算法；挡土墙设计；自适应模糊启发式算法；拟静力分析

1 引言

挡土墙结构用于解决土壤沟槽（天然和人工）的不稳定问题。这些结构分为四种类型：重力式、扶壁式、悬臂式和锚定式挡土墙 [1]。尤其是钢筋混凝土悬臂式（RCC）挡土墙，旨在抵抗道路建设（如铁路、公路、桥梁等）中因地面高程变化而产生的土压力与静水荷载（即侧向土压力）的共同作用 [2]。鉴于RCC墙应用广泛且建设规模庞大，其优化设计

* 通讯作者电子邮箱：Raymond.Chiong@newcastle.edu.au

至关重要。然而，大量相互独立的设计变量会使搜索域的尺寸呈指数级增长 [3], ，而设计过程中涉及的高度非线性约束条件又增加了这项任务的复杂性。因此，自动优化方法或可为这一问题提供高效的解决方案。

优化算法大体可分为两大类：数学规划（即精确方法）和元启发式优化方法。经典方法试图通过线性规划或约束非线性规划技术，以确定性的方式迭代计算最优解 [4-9]。作为替代方案，具有随机性和进化搜索特征的元启发式算法受到广泛关注，使得在对含设计变量的优化问题建模时，能够更充分地考虑不确定性程度 [10-12]。元启发式算法的主要优势在于能够高效运用“试错”原则来搜索解。更确切地说，元启发式算法力求尽可能接近最优解，而非求得精确的极值。凭借这一策略，元启发式算法已成功应用于求解各种复杂优化问题。

元启发式算法可大致分为三类：1）群智能（SI），2）进化算法（EAs），以及3）受物理系统（PS）启发的方法 [13]。群智能模拟的是自组织简单个体在没有集中控制的情况下表现出的集体智能行为。基于群智能的算法包括粒子群优化（PSO）[14], 、加速粒子群优化（APSO）[15], 、蚁群优化（ACO）[16], 、帝国竞争算法（ICA）[17], 、布谷鸟搜索（CS）[18], 、萤火虫算法（FA）[19], 、花朵授粉算法（FPA）[19], 、自适应维度搜索技术（ADS）[20], 以及灰狼优化（GWO）[21]。进化算法通过模拟自然界中的生物进化过程，如繁殖、变异、重组和选择，来执行优化。经过反复应用上述算子，种群随之进化。基于进化算法的代表性方法包括进化策略（ES）[22], 、遗传算法（GA）[23], 、差分进化（DE）[24], 、搜索组算法（SGA）[25], 、回溯搜索算法（BSA）[26], 、大爆炸-大挤压优化（BB-BC）[27], 、基于生物地理学的优化（BBO）[28], 、采用莱维飞行分布的BBO（LFBBO）[29], 以及内部搜索算法（ISA）[30]。群智能（例如PSO）基于鸟类和鱼类的行为 [31], ，而其他元启发式算法则源自宇宙中的物理规律。受音乐家的和声即兴创作基本原理启发，和声搜索（HS）算法 [32], 包含三个算子：随机搜索、和声记忆考虑规则以及音调调整规则，用于处理探索与开发。另一种受物理系统启发的方法是模拟退火（SA）[33], ，它基于金属的退火过程。

由于土木工程问题本身复杂，尤其是岩土工程相关问题，例如钢筋混凝土挡土墙设计优化问题，往往具有很高的维度，受大量决策变量影响而存在不确定性，并因约束条件而呈现高度非线性。因此，开发具有更高效搜索能力的稳健元启发式优化器的研究日益增多。近期，研究人员全面考察了标准群智能、进化算法和物理搜索启发式方法的代表算法及其改进变体，在解决不同钢筋混凝土墙体设计问题方面的效率 [20, 34]。例如，研究人员采用自适应控制参数提出了改进和声搜索算法（IHS）[35, 36] 和改进模拟退火算法（MSA）[37] ；此外，还将莱维飞行分布指数引入生物地理学优化的变异策略，提出了 LFBBO [29, 38] ，以提升性能 [39, 40]。Kashani 等人 [39] 回顾了最新的基于进化算法的研究成果，例如生物地理学优化和 LFBBO，以及基于群智能的代表算法，例如为处理具有大量决策变量的钢筋混凝土结构最优设计而开发的人工蜂群算法，时间范围为 2011 至 2018 年

。Kashani 等人 [40] 还评估了六种最常见的基于群智能的方法——PSO 及其变体，这些方法旨在处理 2006 至 2015 年间的各类钢筋混凝土悬臂墙设计。该综述清楚地表明，大多数 PSO 变体都能够解决钢筋混凝土悬臂墙设计问题。

最近，其他基于群体智能的方法（如 GWO 和 FPA）首次被用于确定钢筋混凝土悬臂挡土墙的最优重量和成本设计。对多种传统群智能方法（即人工蜂群算法、PSO、自适应粒子群优化、萤火虫算法和布谷鸟搜索）以及进化算法（即简单遗传算法、鸟群搜索算法、生物地理学优化和大爆炸-大收缩算法）进行比较后发现，GWO 在降低总重量方面效率最高 [41]。在 GWO 中，混凝土和钢筋材料的重量之和被设定为目标函数。依据 ACI 318-05（2005）规范 [42], 12 ，设置了离散连续设计变量 （8 个与墙体尺寸相关的连续几何设计变量，以及 4 个与钢筋相关的离散结构设计变量）。此外，每项设计均包含 26 个约束条件（3 个岩土约束，即抗倾覆、抗弯和承载力破坏的安全系数；以及 23 个结构约束，即墙体各构件的抗弯承载力和抗剪承载力）。FPA 的表现优于标准遗传算法和 PSO，所得成本更低且变异性更小 [2], ；其中，混凝土、钢筋材料和土方开挖的成本之和被设定为目标函数。采用了 6 个连续设计变量来描述墙体几何形状，同时假定结构设计参数固定。约束条件依据欧洲规范7（EC7）[43]设定。

动力分析是解决地震灾害下结构设计效率问题的一步，已引起许多关于钢筋混凝土结构的研究关注 [44-46]。地震荷载作用下钢筋混凝土结构的分析是一项复杂的土-结构相互作用任务 [38]；因此，采用所谓的“拟静力”技术来模拟并简化其真实行为。该技术基于静力分析，施加等效的水平和竖向地震系数。抗震设计方面的考虑一直受到数量有限的岩土工程专家群体的关注 [38, 47-49]。在最近的一项研究中，Gandomi 和 Kashani [49] 考察了钢筋混凝土结构的最优设计，每种结构均受到九种水平和竖向拟静力荷载工况组合的影响。施加于设计过程中的约束条件加剧了解空间的非线性复杂程度。由于气候变化日益加剧，建筑项目的可持续发展在21st 世纪变得日益迫切。钢筋混凝土结构的环境影响包括钢筋和混凝土施工产生的隐含排放 [50], ，其中钢筋由于熔化和重塑废金属所需的能量而产生隐含排放 [51]。混凝土在熟料和水泥生产过程中因燃料燃烧和碳氧化而产生隐含排放，这约占全球 CO_2 排放量的 8% [52]。通过采用结构优化方法最大限度提高材料效率并尽量降低钢筋混凝土悬臂墙结构的环境影响，可以减少隐含 CO_2 排放。一项相关研究将生命周期成本和环境影响设为 RCC设计的设计目标，并指出隐含排放与总成本之间存在密切关系。

本研究旨在通过采用一种新颖且稳健的自动化优化技术，最大限度地提高结构效率，从而弥补研究空白，减少混凝土和钢筋对RCC结构最优抗震设计性能造成的环境影响。本研究首次应用一种新颖的自适应模糊元启发式方法，对可持续、经济、轻质的RCC墙进行拟静力分析自动化，通过确定12个设计变量（8个几何形状变量和4个钢筋变量），并设置3类目标函数：低成本、低重量和低CO_2 设计。这种新颖的模糊方法

受到我们近期提出的基于模糊逻辑的元启发式框架研究成果的启发，该框架用于求解不同维度的优化基准函数[53]；此外，文献建议每隔一定时间监测后续每次运行[34]，以便在搜索过程的探索与开发特征之间实现令人满意的权衡[20]。本研究的主要目标是：1）确定能够最大限度降低抗震RCC设计环境影响的高效设计实践；2）通过采用新颖的搜索策略，考察各目标之间的权衡关系。

所提出的方法将搜索空间划分为多个子种群，并在每个子种群中采用我们提出的新型搜索策略，从而提升该方法的探索、开发和信息共享能力，避免在寻找最优设计变量集时发生早熟收敛。此外，我们采用模糊推理系统（FIS）解决参数化和计算成本评估问题，从而更有效地平衡搜索能力。模糊推理在每次运行中既充当学习策略适配器，也在每个运行窗口中充当智能算子选择器。我们使用 MATLAB 开发了一个计算机程序，该程序依据 ACI 318-05 (2005) [42] 对结构强度的要求，以及 DAS (1994) [54] 对岩土稳定性的准则。为评估最终最优设计抵抗水平土压力的性能，我们进行了两个数值示例，每个示例均受水平和竖向地震系数在 0 至 0.3 之间的九种组合影响。我们采用基于 Wilcoxon秩和检验的统计分析，验证实验结果是否具有统计显著性。

本文其余部分安排如下。第2节阐述问题表述。第3节定义目标函数。第4节讨论研究空白。第5节详细介绍模糊集合理论。第6节介绍所提出的算法。第7节给出仿真结果、数值分析与讨论。第8节总结本文工作并概述未来研究计划。最后，附录A和附录 B展示收敛历程，附录 C包含详细的统计分析。

2 问题表述

挡土墙的示意图如图1所示。该挡土墙由八个几何设计变量X_i (i=1 至8)和四个配筋设计变量R_i (i=1 至4)定义：X_1 为底板宽度；X_2 为墙趾板宽度；X_3 和X_4 分别为墙身底部和顶部的厚度；X_5 为底板厚度；X_6 为抗剪键前缘至挡土墙趾板前缘的距离；X_7 为抗剪键宽度；X_8 为抗剪键高度；R_1 为墙身钢筋面积，R_2 为墙趾板钢筋面积；R_3 为墙踵板钢筋面积；R_4 为抗剪键钢筋面积。钢筋面积被视为离散变量，并从Camp和Akin提出的设计集合中选取[55]。

图2展示了作用于挡土墙上的有效荷载，包括挡土墙的总重量W（即混凝土墙的重量W_c、作用于墙跟处的回填土重量W_s、墙趾处土体的重量W_T）、分布式附加荷载q、主动土压力产生的力P_a、基底剪力键上被动土压力产生的力P_k、墙趾段前部被动土压力产生的力P_p，以及基底土承压应力产生的力P_B。法向力与抗剪力的合力R将与水平面呈 φ角。

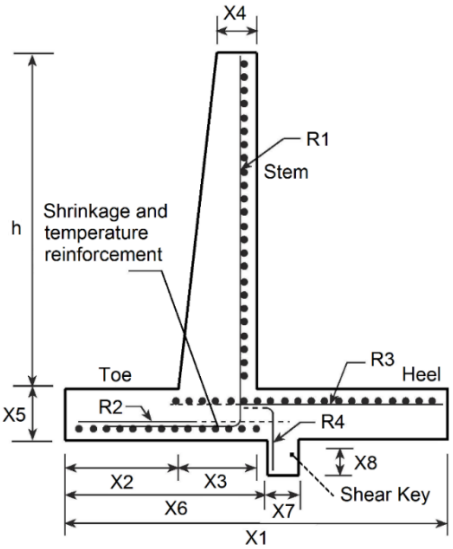


图1：挡土墙设计问题的设计变量 [49]

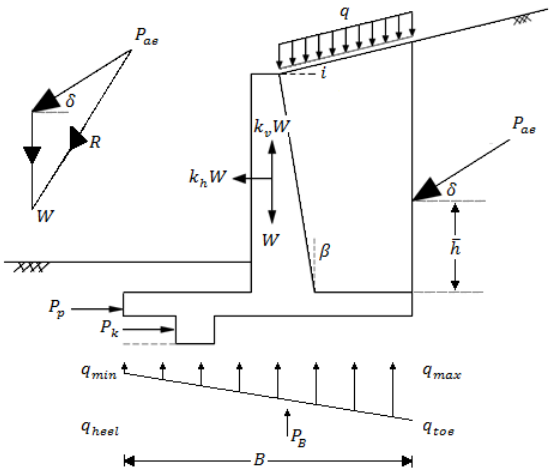


图2：作用于加筋悬臂式挡土墙上的一般力

在地震区，挡土墙在地震荷载作用下的分析尤为重要。然而，确定挡土墙在地震荷载作用下的真实行为，是一个复杂的土-结构相互作用问题，并且可能受到不同观点、多种理论以及与理论不一致的现场试验的影响[38]。因此，人们开发了简化的“拟静力”方法，以预测挡土墙的实际动力行为。在拟静力方法中，地震荷载被转换为等效静力，从而可以对挡土墙的静力情况进行分析。

最常用的拟静力方法之一是 Mononobe 和 Okabe 于20世纪20年代提出的 Mononobe-Okabe（M-O）理论 [56], [57]。该理论适用于干燥的无黏性土，基于以下三项假设 [58]：1）挡土墙能够充分移动，从而产生最小主动土压力；2）当最小 P_a 值达到时，土楔中初始破坏和最大剪应力发生点后方的区域沿潜在滑动面移动；3）墙后土体表现为刚体。因此，加速度从墙体的一端到另一端均匀分布。此外，库仑理论中的主动土压力是指地震引起的作用力，此时墙体

在图 2 [59] 中向左远离土体。 因此，水平方向和竖直方向分别存在两个力 k_hW 和 k_vW（k_h 和 k_v 分别是基于场地地理特征的水平系数和竖向系数）。

根据莫诺诺比-奥卡贝理论，墙体单位长度上的最大主动土压力合力 P_{ae} 为：

$$P_{ae} = \frac{1}{2}k_{ae}\gamma_{soil}h^2(1-k_v) \tag{1}$$

其中，γ_{soil} 为土体密度，用于表示土体的单位重量；；h为墙体高度；k_v 为竖向加速度系数；而 k_{ae} 为动力主动土压力系数，其计算公式为：

$$k_{ae} = \frac{\cos^2(\emptyset-\theta-\beta)}{\cos\theta\cos^2\beta\cos(\delta+\theta+\beta)\left[1+\sqrt{\frac{\sin(\delta+\emptyset)\sin(\emptyset-\theta-i)}{\cos(\delta+\beta+\theta)\cos(i-\beta)}}\right]^2} \tag{2}$$

其中，δ 表示土体与墙身背面之间的墙土摩擦角；$\emptyset$ 为土体内摩擦角；角度 β 表示墙背相对于竖直方向的倾角，以及墙后回填土和地面的坡度；i 为墙后地表坡度；而 θ 为地震惯性角，用于表示回填土坡度的摩擦角，其计算公式为：

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{k_h}{1-k_v}\right) \tag{3}$$

其中 k_h 为水平地震加速度系数。本研究中，水平和竖向系数取自 0 至 0.3 范围内、间隔为 0.15 的九种不同组合。

莫诺诺比-奥卡贝理论指出，P_{ae} 作用于基底上方 $h/3$ 处。然而，根据试验研究，该作用点高于地震荷载作用下总主动土压力的实际作用点。因此，P_{ae} 可分为静态 P_a 和动态 ΔP_{ae}两个分量，如下所示：

$$P_{ae} = P_a + \Delta P_{ae} \tag{4}$$

根据 Coulomb，静力分量 [60], 可描述为：

$$P_a = \frac{1}{2}k_a\gamma_{soil}h^2 \tag{5}$$

$$k_a = \frac{\cos^2(\emptyset-\theta)}{\cos^2\theta\cos(\delta+\theta)\left[1+\sqrt{\frac{\sin(\delta+\emptyset)\sin(\emptyset-\beta)}{\cos(\delta+\theta)\cos(\beta-\theta)}}\right]^2} \tag{6}$$

根据Seed和Whitman [61], , 动力分量的作用点位于基底上方约$0.6h$处，其中$\bar{h}$ 是基底与总主动土压力作用点之间的高度：

$$\bar{h} = \frac{P_a(h/3)+\Delta P_{ae}(0.6h)}{P_{ae}} \tag{7}$$

墙体向 土体内移动时会产生被动土压力，其表达式与前述按墙体单位长度计算的主动土压力类似：

$$P_{pe} = \frac{1}{2} k_{pe} \gamma_{soil} h^2 (1 - k_v) \tag{8}$$

其中，k_{pe} 为动态被动土压力系数，表示为 ：

$$k_{pe} = \frac{\cos^2(\emptyset + \theta - \beta)}{\cos\theta \cos^2\beta \cos(\delta - \theta + \beta)\left[1 + \sqrt{\frac{\sin(\emptyset - \delta)\sin(\emptyset + i - \theta)}{\cos(\delta - \beta + \theta)\cos(i - \beta)}}\right]^2} \tag{9}$$

同样，总被动力可分为静力分量P_p 和动态分量ΔP_{pe} 。根据库仑理论[60], ，静力分量可表示如下：

$$P_p = \frac{1}{2} k_p \gamma_{soil} h^2 \tag{10}$$

$$k_p = \frac{\cos^2(\emptyset + \theta)}{\cos^2\theta \cos(\delta - \theta)\left[1 + \sqrt{\frac{\sin(\emptyset + \delta)\sin(\emptyset + \beta)}{\cos(\delta - \theta)\cos(\beta + \theta)}}\right]^2} \tag{11}$$

此外，ΔP_{pe} 的作用方向与 P_p相反，这意味着剩余被动力会减小。

针对九种不同的主动和被动土压力条件求解该问题，每种条件均代表一种拟静力系数组合。图2展示了受地震荷载工况影响的挡土墙示意图及所有可能的有效力。钢筋混凝土悬臂式挡土墙的墙体高度为h，用于挡土，如图2所示。地表还施加了均布附加荷载q/单位面积。由于墙体可能向远离所挡土体的方向倾斜，这种情况下的侧压力称为主动土压力。另一方面，墙体也可能被推入所挡土体中，因此这种情况下作用于基底剪力键[59]上的侧压力称为被动土压力。

优化问题的约束条件根据RCC墙的岩土、结构和几何设计要求确定。这些墙体的设计基于三项基本分析：（1）岩土稳定性；（2）结构稳定性；（3）几何分析。按照DAS [59]，的规定，岩土稳定性分析阶段包括三项检查：倾覆、滑动和承载力稳定性检查。倾覆检查通过计算倾覆安全系数 FS_O来实现：

$$FS_O = \frac{\sum M_R}{\sum M_O} \tag{12}$$

其中 $\sum M_R$ 为抵抗倾覆的力矩总和；而 $\sum M_O$ 为倾覆力矩总和。为满足这一准则，$FS_O \geq 1.5$。

同样，通过评估滑动安全系数 FS_S 来进行滑动验算：

$$FS_S = \frac{\sum F_R}{\sum F_D} = \frac{\left(\sum W_{wall} \tan\left(\frac{2\emptyset_{base}}{3}\right)\right) + \frac{2Bc_{base}}{3} + P_p + P_k}{P_a \cos\beta} \tag{13}$$

其中，$\sum F_R$ 为抵抗滑动的水平抗力之和；$\sum F_D$ 为水平驱动力之和；$\sum W_{wall}$ 为挡土墙的总重量；$\emptyset_{base}$ 为基底土的内摩擦力；B 为底板的总宽度；c_{base} 为土体与底板之间的黏着力；P_p 为底板前方的被动力；P_k 为抗剪键前方的作用力；P_a 为主动土压力。为满足该判据，$FS_S \geq 1.5$。

在挡土墙设计流程的下一步中，将挡土墙底部的承压应力评估为地基承载安全系数，FS_B:

$$FS_B = \frac{1.33 q_a}{q_{max}} \tag{14}$$

其中 q_a 为地基极限承载力，q_{max} 为沿结构基底作用的最大应力。根据 AASHTO [62]，在式（14）中，用于静力荷载设计的 q_a 在地震荷载条件下增加 33%。挡土墙基底处的最大和最小应力可按如下方式确定:

$$q_{\substack{min \\ max}} = \frac{\sum V}{B}\left(1 \mp \frac{6e}{B}\right) \tag{15}$$

$$e = \frac{B}{2} - \frac{\sum M_R - \sum M_O}{\sum V} \tag{16}$$

其中，$\sum V$ 为所有竖向力之和（墙体的 8 个后续力、基底上方土体的重量以及附加荷载）；e 为合力系统的偏心距。为满足承载强度准则，$FS_B \geq 3$。

在墙体设计的第二阶段，将按照 ACI 318-05 [42], 检查结构稳定性。为此，将根据式（17）和式（18）分别检查墙体的所有截面，包括墙身、踵板、趾板和抗剪键截面的抗剪能力与弯矩承载力:

$$\frac{M_n}{M_u} \geq 1 \tag{17}$$

$$\frac{V_n}{V_u} \geq 1 \tag{18}$$

其中 V_n 和 M_n 分别为根据式（19）和式（20）评估的抗剪强度和抗弯强度；V_u 和 M_u 分别为荷载分项后的剪力和抗弯需求。

$$V_n = \emptyset_v \, 0.17 \sqrt{f_c} b d \tag{19}$$

$$M_n = \emptyset_m \, A_s f_y \left(d - \frac{a}{2}\right) \tag{20}$$

其中 $\emptyset_v = 0.75$ 和 $\emptyset_m = 0.9$（ACI 318-05 [42]）；A_s 为钢筋面积；f_y 为钢筋屈服应力；d 为受压面至受拉钢筋形心的距离；a 为应力块深度；b 为截面宽度。

V_u 和 M_u 分别为最终剪力和弯矩，趾板和踵板的设计弯矩及剪力将使用公式 (21)–(24) 计算。底板上的有效设计力如图2所示。

$$M_t = \left[1.7\left(\frac{q_2}{6} + \frac{q_{max}}{3}\right) - 0.9(\gamma_c X5 + \gamma_s D)\right].l_{toe}^2 \tag{21}$$

$$V_t = \left[1.7\left(\frac{q_{dt}+q_{max}}{2}\right) - 0.9(\gamma_c X5 + \gamma_s D)\right].(l_{toe} - dt) \tag{22}$$

$$M_h = \left[\left(\frac{1.7q+1.4\gamma_c X5+1.4\gamma_s H}{2}\right) + \frac{1.4W_{bs}}{3} - \left(\frac{q_1+2q_{min}}{6}\right)\right].l_{heel}^2 \tag{23}$$

$$V_h = \left[1.7q + 1.4\gamma_c X5 + 1.4\gamma_s H + 1.4\frac{W_{bs}+W_{bsdh}}{2} - 0.9\frac{q_{dh}+q_{min}}{2}\right].(l_{heel} - dh) \tag{24}$$

其中，q_2 为墙身与墙趾板的连接处的土压力强度；q_{max} 为最大土压力强度；γ_c 为混凝土单位重；γ_s 为土体单位重；D 为墙前土体深度；l_{toe} 为墙趾板长度；q_{dt} 为距墙身与墙趾板的连接处 dt 处的土压力强度；q 为附加荷载；W_{bs} 为回填土自重产生的最大荷载；q_1 为墙身与墙踵板的连接处的土压力强度；l_{heel} 为墙踵板长度；W_{bsdh} 为距墙身与墙踵板的连接处 dh 处回填土自重产生的荷载；q_{dh} 为距 dh 处的土压力强度；q_{min} 为最小土压力强度。dt 和 dh 的值使用公式 (25) 计算：

$$dt = dh = X_5 - CC \tag{25}$$

其中，CC 表示混凝土保护层的深度。Camp和Akin [55] 研究采用的不等式约束条件列于表1。

表1：不等式约束

约束	**函数**
$g_1(x)$	$\frac{FS_{Odesign}}{FS_o} - 1 \leq 0$
$g_2(x)$	$\frac{FS_{Sdesign}}{FS_S} - 1 \leq 0$
$g_3(x)$	$\frac{FS_{Bdesign}}{FS_B} - 1 \leq 0$
$g_4(x)$	$q_{min} \geq 0$
$g_{[5-8]}(x)$	$\frac{M_u}{M_n} - 1 \leq 0$
$g_{[9-12]}(x)$	$\frac{V_u}{V_n} - 1 \leq 0$
$g_{[13-16]}(x)$	$\frac{A_{smin}}{A_s} - 1 \leq 0$
$g_{[17-20]}(x)$	$\frac{A_s}{A_{smax}} - 1 \leq 0$
$g_{21}(x)$	$\frac{X_2 + X_3}{X_1} - 1 \leq 0$

$g_{22}(x)$	$\frac{X_6 + X_7}{X_1} - 1 \leq 0$
$g_{23}(x)$	$\frac{l_{db\ stem}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0\ or\ \frac{l_{dh\ stem}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0$
$g_{24}(x)$	$\frac{l_{db\ toe}}{X_1 - X_2 - cover} - 1 \leq 0\ or\ \frac{12d_{b\ toe}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0$
$g_{25}(x)$	$\frac{l_{db\ heel}}{X_2 + X_3 - cover} - 1 \leq 0\ or\ \frac{12d_{b\ heel}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0$
$g_{26}(x)$	$\frac{l_{db\ key}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0\ or\ \frac{l_{dh\ key}}{X_5 - cover} - 1 \leq 0$

在墙体设计的第三阶段，为了得出实用的设计方案，将形成可行解空间的几何约束定义如下。各示例采用的边界约束列于表2：

表2：数值模拟的设计变量边界限制（来源：[4]）

设计变量 单位		**示例 1 示例 2**			
		下界 上界 下界 上界			
X1	m	1.31	3.50	2.60	5.50
X2	m	0.44	0.78	0.87	1.56
X3	m	0.20	0.33	0.30	0.67
X4	m	0.20	0.33	0.30	0.67
X5	m	0.27	0.33	0.54	0.67
X6	m	1.31	3.50	2.60	5.50
X7	m	0.20	0.33	0.30	0.67
X8	m	0.20	0.33	0.30	0.67
R1	-	1	223	1	223
R2	-	1	223	1	223
R3	-	1	223	1	223
R4	-	1	223	1	223

表3展示了离散变量*R1*至*R4*，每个变量分别表示钢筋的数量*n*和直径*d*：

表3：钢筋离散变量（来源：[4]）

R1* 至 *R4	**钢筋**			**钢筋横截面积（cm^2）按升序排列**
	n φ d	数量	尺寸 ***d*** （*mm*）	
1	3*φ*10	3	10	2.356
2	4*φ*10	4	10	3.141
3	3*φ*12	3	12	3.392
4	5*φ*10	5	10	3.926
5	4*φ*12	4	12	4.523
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
221	16*φ*30	16	30	113.097
222	17*φ*30	17	30	120.165
223	18*φ*30	18	30	127.234

3 目标函数

钢筋混凝土墙设计分别依据公式(26)至(28)中的最小成本、重量和CO_2 排放量进行定义。参照Saribas和Erbatur [4], , 成本按钢筋和混凝土的估算成本（包括材料和人工费用）确定；重量则根据假定的混凝土密度23.5 kN/m^3 和钢材密度78.5kN/m^{3}计算。CO_2 排放量根据BEDEC PR/PCT ITeC数据库中的单位混凝土排放量224.94 kg/m^3 和钢材排放量2.82 kg/kg计算。该数据库可在线查阅，其数据基于2011年《建筑环境影响评估》（西班牙巴塞罗那）[63]。根据几何形状和配筋布置，将这些排放量分别乘以钢材重量和混凝土体积[64]。

$$Cost = C_s W_s + C_c V_c \tag{26}$$

$$Weight = W_s + 100\gamma_c V_c \tag{27}$$

$$CO_2 = e_s W_s + e_c V_c \tag{28}$$

其中，C_s 和C_c 分别为钢材和混凝土的单位成本；W_s 为钢筋重量；V_c 为混凝土体积；γ_c 为乘以100后的混凝土单位重量。RCC墙材料产生的二氧化碳排放量按式（24）通过CO_2 计算。e_s 和e_c取自BEDEC PR/PCT ITeC数据库[63], , 分别表示钢筋和混凝土的单位CO_2 排放量。

4 研究空白

参数调优是许多既往研究中常用的一种研究技术[2] ，旨在优化计算工作量，并更好地应对RCC墙优化问题空间。如前所述，既往研究主要关注现有进化算法、群智能算法或PS启发式方法在有无拟静力分析条件下用于经济型挡土墙设计时的性能。通过回顾相关研究，有必要进一步开发一种新型自适应模糊元启发式算法，用于挡土墙设计，并考察混凝土和钢筋的环境影响，以及地震系数变化对RCC墙最优设计特性的影响。

本研究首次同时考量算法发展与拟静力分析，以实现可持续、经济且轻量化的RCC墙设计，并假设有十二个设计变量。我们的算法采用了新颖的探索、开发和信息共享策略，在参数自适应和算子选择过程中均融入模糊逻辑系统，并采用自适应边界限制策略。我们提出的方法无需进行参数调优分析，其灵感源于一种类似的基于模糊逻辑的参数自适应与算子选择策略在求解高维优化基准问题时取得的良好结果[53]。预计与文献中的其他元启发式算法相比，该方法能够更精确地求解给定的受约束十二维全局优化问题。

5 模糊集合理论

大多数元启发式算法都需要额外开展实验研究，以进行参数调优 [13, 14]。作为元启发式算法的能力，探索、开发和信息共享若不受参数控制 [15]，可能导致过早收敛。模糊集（FSs）[65], [66] 已被提出，用于描述源自[67]

噪声决策变量、随机搜索、噪声数据、变化环境等因素的不确定和模糊概念。二型模糊集的概念最初由 Zadeh 提出 1975 [68], ，其具有多个隶属函数和三个主要组成部分：1）模糊化器，接收清晰输入并生成模糊集；2）基于规则的Mamdani推理 [69] ，用于定义模糊规则；3）解模糊器，将模糊集映射为清晰输出。Mendel 和 Karnik 在此基础上进一步拓展，提出了区间二型Mamdani基于规则的模糊逻辑系统（FLSs）。与映射到单一值且缺乏不确定性的一型系统相比，二型FLS映射到一个范围，称为不确定性足迹（FOU），并已成为最流行的FLS类型 [67]。

模糊逻辑系统 [68] 与元启发式算法中的搜索策略相结合，已在优化问题中取得成效，并推动了三个方面的创新发展：1）利用元启发式算法 [70, 71]，通过进化搜索找到全局最优的模糊规则结构或建筑学；2）利用模糊规则实现元启发式方法中的动态参数自适应 [72-77]；3）利用模糊规则实现元启发式算法中的动态算子选择 [78]。本研究提出的方法涉及（2）和（3），这两种方法近期在求解高维优化基准问题时取得了更好的性能，同时使用的计算资源更少 [53]。

6 提出的自适应模糊元启发式算法

本文介绍一种新颖的自适应模糊元启发式算法，其中设计了称为基于全局学习的速度自适应、增强型差分进化局部搜索和基于普适多样性的速度发散的新搜索组件。这些策略分别增强三种主要搜索能力：开发、信息共享和探索，使该方法在其他优化算法中独具特色。此外，每个组件均融入了模糊自适应参数调整和操作选择，以引导其搜索机制。为提高最优可持续、抗震且经济的RCC设计的鲁棒性和效率，可在每种搜索策略中对速度方程、殖民地和帝国主义者位置更新方程进行模糊自适应，并对策略进行模糊选择。所提出的模糊逻辑系统旨在为控制参数寻找合适的取值，并确定各搜索策略所发挥作用的重要性，尤其有助于平衡不同搜索能力，这对于实现优化算法的最佳性能至关重要。因此，该方法称为模糊自适应全局学习局部搜索普适多样性（FAGLSUD）。

FAGLSUD 与传统进化算法（如差分进化）以及基于群体智能的方法（如 ICA 和 PSO）有一些共同特征。这使该算法适用于许多存在复杂问题的全局优化问题，包括高维性、受约束搜索域以及离散连续设计变量。与差分进化中解之间的差异会影响特定解类似，帝国）中

[illegible]存续，并在优化过程中通过搜索策略调整其特征。差分进化不一定具有形成子种群的内在倾向，而 ICA 和 FAGLSUD 会将搜索空间划分为帝国。与 PSO 类似，FAGLSUD 将每个解表示为空间中的一个点，即一个随时间移动的位置向量，因此也具有速度向量。我们的

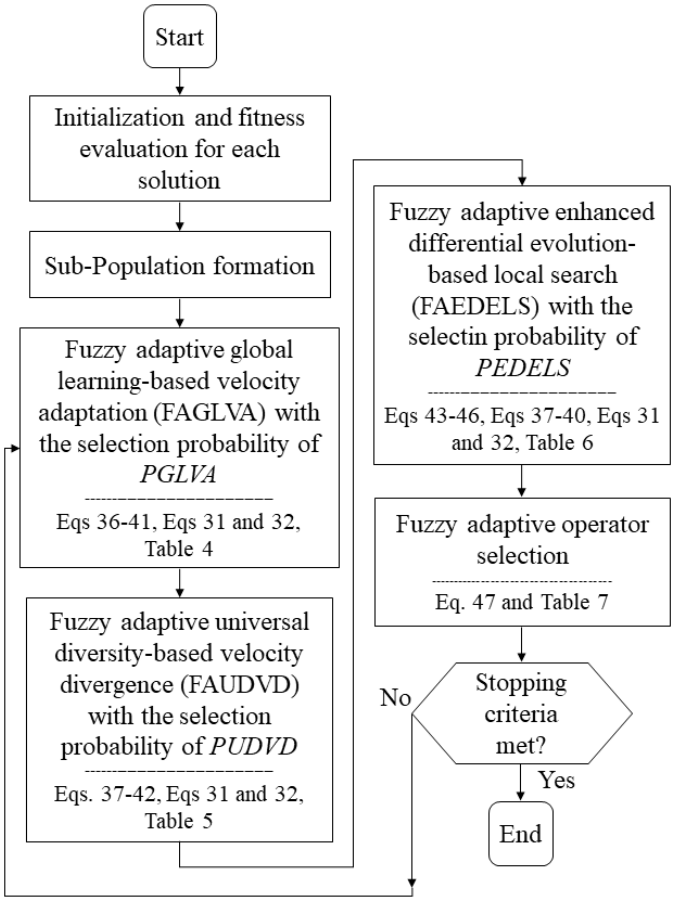


图3：所提出的FAGLSUD流程图

6.1 初始化

每个解都具有位置向量和速度向量属性：

$$\begin{cases} P_{Sol,i}^{t=1\,d} = {Var_{min}}^{d} + rand(0,1) \times \left({Var_{max}}^{d} - {Var_{min}}^{d}\right) \\ V_{Sol,i}^{t=1\,d} = 0 \end{cases} ; d \in \{1, \dots, nVar\}, 1 \le i \le N_{Pop} \qquad (29)$$

其中，$P_{Sol,\ i}^{t=1\,d}$ 是第t次迭代时解向量i 的一个位置分量，其维度为d；初始化时该值为1。每个位置向量的边界限制由${Var_{max}}^{d}$和${Var_{min}}^{d}$确定。每个解向量的尺寸由$nVar$确定，在本研究中设为12。在整个优化过程中，初始解的总数设为固定值N_{Pop}。随机函数$rand(0,1)$会在分配给各分量的边界内生成服从均匀分布的随机值。

对于每个RCC设计，第 $i-t$h个位置向量$P_{Sol,\ i}^{t}$的设计变量 $=[X_1, \dots\dots, X_8, R_1, \dots\dots, R_4]$ 包括十二个组成部分（X_1，……，X_8 用于描述墙体的几何形状，以及R_1，……，R_4 与钢筋相关），并遵循以下几何约束：

$$Example1:\ \{\overline{Var_{max}} = [3\,5, 0\,78, 0\,33, 0\,33, 0\,33, 4\,5, 0\,33, 0\,33\ 223\ 223\ 223\ 223] \\ \overline{Var_{min}} = [1\,31, 0\,44, 0\,2, 0\,2, 0\,27, 1\,31, 0\,2, 0\,2\ 1\ 1\ 1\ 1] \quad : \{\ldots\ldots,\ ,\ ,\ ,$$
$$Example2\ \overline{Var_{max}} = [5\,5, 1\,56, 0\,67, 0\,67, 0\,67, 5\,5, 0\,67, 0\,67\ 223\ 223\ 223\ 223] \\ \overline{Var_{min}} = [2\,6, 0\,87, 0\,3, 0\,3, 0\,54, 2\,6, 0\,3, 0\,3, 1, 1, 1, 1] \quad \ldots\ldots \tag{30}$$

FAGLSUD根据每个元素边界上定义的限制条件，初始化每个解向量的位置分量。可

每个解的速度向量初始设为零。

6.2 适应度评估

每个个体在搜索空间中进化时，均使用适应度函数进行评估：

$$Fitness_{Sol,i}^{t} \triangleq Power_{Sol,i}^{t} = \frac{1}{Penalized\ cost\ function(\overline{P_{Sol,i}})} \tag{31}$$

具体而言，实力 $Power_{Sol,}{}^{t}{}_{i}$ 越高，个体及其对应位置的评估值就越高。为处理RCC墙的岩土工程和结构设计约束条件，在成本函数的分母中加入惩罚项：

$$Penalized\ cost\ function(\overline{P_{Sol,i}}) = \begin{cases} cost\ function(\overline{P_{Sol,i}}) + \sum_{j=1}^{N} \lambda \times g^2(j) & ;\ if\ g(j) > 0 \\ cost\ function(\overline{P_{Sol,i}}) & ;\ if\ g(j) \le 0 \end{cases} \tag{32}$$

其中，$g(j)$与墙体设计中定义的各项岩土及结构约束条件相关；N 为约束条件总数。在我们的研究中，RCC设计涉及12个设计变量和26个约束条件，与我们此前的研究[49]相同。因此，为了公平比较生物地理学优化的低成本和低重量结果[49]，我们采用相同的惩罚项 $\lambda = 10^{15}$ 。对于涉及较少设计变量和非线性约束条件的RCC设计，较低的惩罚因子可能更合适。例如，在求解一个含有五个约束条件的六维RCC设计问题时，计算低成本设计结果时采用了较低的惩罚项[2]。

6.3 子种群形成

子种群（即帝国）的构建有助于促进解（即国家）之间的互动和信息共享。实力最强的 N_{Imp} 个国家被选为帝国，其余国家则成为殖民地 N_{Col} [17]。与ICA不同，这些数量在整个优化过程中保持不变。

$$N_{Col} = N_{Pop} - N_{Imp} \tag{33}$$

每个帝国主义者开始控制其他国家（称为殖民地），并形成初始帝国 [80]。

$$Normalized\ Power_{Imp,j} = \max_{j} Power_{Imp,j} - Power_{Imp,j} \tag{34}$$

其中，$j-th$ 帝国主义者的实力 $Power_{Imp,\ j}$ 通过使用实力最强的帝国主义者$\max_i\ Power_{Imp,\ j}$。进行归一化。相

程序选出第 $k-$ 个帝国 建立第 $k-th$ 个帝国：

$$\begin{cases} k = Roulette\ Wheel\ Selection\left(\frac{Normalized\ Power_{Imp,j}}{\sum_{j=1}^{N_{Imp}}(Normalized\ Power_{Imp,j})}\right) \\ N_k = Round\left(\left|\frac{Normalized\ Power_{Imp,j}}{\sum_{j=1}^{N_{Imp}}(Normalized\ Power_{Imp,j})}\right| \times N_{Col}\right) \end{cases} \tag{35}$$

6.4 模糊自适应全局学习速度调整

受 PSO 中设计的位置和速度更新过程以及 ICA 中同化算子的启发，我们提出了一种

胜。为

，通过过程进行更新：

$$\begin{cases} \overline{V_{Col,\iota}^{t+1}} = \beta_1 r_1\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}} - \overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right) + c_1 r_2\left(\overline{P_{lbestCol,\iota}^{t}} - \overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right) \\ \overline{V_{Imp,J}^{t+1}} = \beta_2 r_1\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}} - \overline{P_{Imp,J}^{t}}\right) + c_2 r_2\left(\overline{P_{lbestImp,J}^{t}} - \overline{P_{Imp,J}^{t}}\right) \end{cases},\ if\ r \le PFAGLVA \tag{36}$$

其中，每个殖民地或帝国主义者均从其已知最佳经验 $\overline{P_{lbestCol\iota}^{t}}$，和 $\overline{P_{lbestImp\ J}^{t}}$，中学习；$r_1$ 和 r_2 表示在 0 到 1 之间服从均匀分布的随机数，使这些移动具有随机性；c_1 和 c_2 侧重于认知个体学习；而 β_1 和 β_2 则加快社会学习，已知的历史最优解，即全局最优帝国主义者

置，有助 概率由 $PFAGLVA$设定，将在最后阶段进行说明。

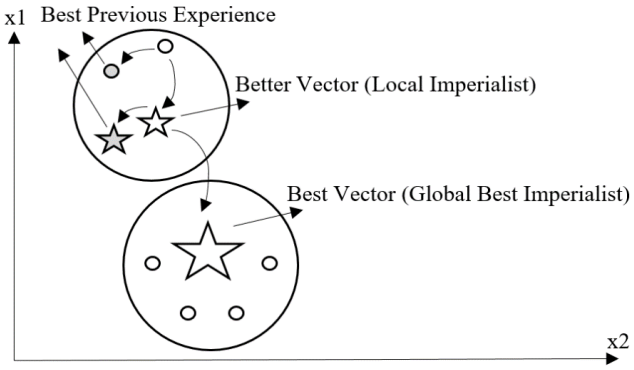


图 4：GLVA 在示例二维搜索空间中的表示

6.4.1 自适应速度限制函数和位置更新

Azad, S.K. 和 O. Hasançebi [81] 的一项有趣研究提出了一种上界策略，将当前最佳设计视

候选方案的上界，以便避免对那些没有机会超越最优解的候选方案进行不必要的结构分析

$$\begin{cases} \overline{Vel_{max}} = +\alpha\left(\frac{\overline{Var_{max}}-\overline{Var_{min}}}{\overline{Var_{max}}}\right)\left|\frac{\overline{P^t_{Globalbest}}-\overline{P^t_{Sol,i}}}{t}\right|, \forall\ \overline{P^t_{Sol,i}} \neq \overline{P^t_{Globalbest}} \\ \overline{Vel_{max}} = 0,\ \ \forall\ \overline{P^t_{Sol,i}} = \overline{P^t_{Globalbest}} \\ \overline{Vel_{min}} = -\overline{Vel_{max}} \\ \overline{Vel_{min}}\ <\ \overline{V^t_{Sol,i}} = [V_1, \dots, V_{nVar}] < \overline{Vel_{max}} \end{cases} \tag{37}$$

根据迭代 t 时的解与迭代 $t+1$时的解之间的距离，赋予一个速度，以改变该解的位置，使其更接近全局最优

上界

可以对解 $\overline{\ \ t\ \ }$ 的h进行自适应限幅。式（37）给出了随迭代次数线性递减的速度限制

实证研究，α 设为 10。

由于进化得到的解可能位于搜索空间边界之外，因此采用公式（38）：

$$\begin{cases} \begin{cases} {V^{t+1}_{Col,i}}^d = {Vel_{max}}^d \quad if\ {V^{t+1}_{Col,i}}^d > {Vel_{max}}^d \\ {V^{t+1}_{Col,i}}^d = {Vel_{min}}^d \quad if\ \ {V^{t+1}_{Col,i}}^d < {Vel_{min}}^d \end{cases} \\ \begin{cases} {V^{t+1}_{Imp,j}}^d = {Vel_{max}}^d \quad if\ {V^{t+1}_{Imp,j}}^d > {Vel_{max}}^d \\ {V^{t+1}_{Imp,j}}^d = {Vel_{min}}^d \quad if\ \ {V^{t+1}_{Imp,j}}^d < {Vel_{min}}^d \end{cases} \end{cases} \tag{38}$$

然后，通过式（39）更新各位置：

$$\begin{cases} \overline{P^{t+1}_{Col,i}} = \overline{P^t_{Col,i}} + \overline{V^{t+1}_{Col,i}} \\ \overline{P^{t+1}_{Imp,j}} = \overline{P^t_{Imp,j}} + \overline{V^{t+1}_{Imp,j}} \end{cases} \tag{39}$$

如果迭代 $t+1$ 时，新的位置分量 $\overline{P_{Col\,\iota}^{t+1}}$，或 $\overline{P_{Imp\,J}^{t+1}}$，越过边界（即（$Var_{min}$， Var_{min}））， 则相应的速度分量 $\overline{V_{Col\,\iota}^{t+1}}$，或 $\overline{V_{Imp\,J}^{t+1}}$，将反向:

$$\begin{cases} \begin{cases} P_{Col,i}^{t+1\ d} = Var_{max}{}^{d}, V_{Col,i}^{t+1\ d} = -V_{Col,i}^{t+1\ d} \ \ if\ P_{Col,i}^{t+1\ d} > Var_{max}{}^{d} \\ P_{Col,i}^{t+1\ d} = Var_{min}{}^{d}, V_{Col,i}^{t+1\ d} = -V_{Col,i}^{t+1\ d} \ \ if\ P_{Col,i}^{t+1\ d} < Var_{min}{}^{d} \end{cases} \\ \begin{cases} P_{Imp,j}^{t+1\ d} = Var_{max}{}^{d}, V_{Imp,j}^{t+1\ d} = -V_{Imp,j}^{t+1\ d} \ \ if\ P_{Imp,j}^{t+1\ d} > Var_{max}{}^{d} \\ P_{Imp,j}^{t+1\ d} = Var_{min}{}^{d}, V_{Imp,j}^{t+1\ d} = -V_{Imp,j}^{t+1\ d} \ \ if\ P_{Imp,j}^{t\ d} < Var_{min}{}^{d} \end{cases} \end{cases} \tag{40}$$

6.4.2 模糊自适应机制的参数调整

确定 GLVA 搜索策略后，本文提出使用模糊逻辑系统自适应调整参数，即模糊自适应 GLVA（FAGLVA）。该机制从图 5 所示的隶属函数开始。隶属函数将输入量映射为描述性词语 {低、中、高}，在各状态之间平滑变化，而非突然切换。隶属函数提供了一种替代方法，无须使用概率度量即可量化不确定性，从而能够在更短时间内解决复杂的优化问题 [83]。

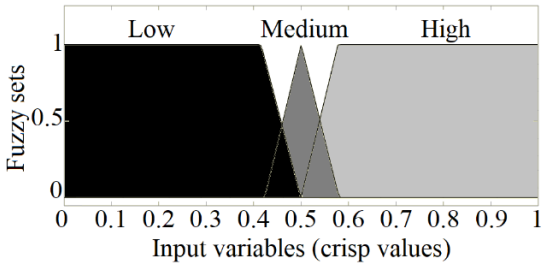


图 5：用于将输入量映射为语言术语 {低、中和高} 的三个隶属函数

输入量，即 归一化相对功率 NRP_1 至 NRP_4，设定在 0 到 1 的范围内，这有助于筛选适应度函

$$\begin{cases} NRP_1\left(\overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_2\left(\overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{lbestCol,\iota}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Col,\iota}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_3\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_4\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{lbestImp,J}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Imp,J}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ Normalized\ Iteration = NIT = \frac{t}{Maximum\ Iteration} \end{cases} \tag{41}$$

接下来，为每个模糊推理系统（FIS）制定一组模糊规则（即如果-那么语句），用于关联输入函数和输出参数，如表 4 所示。例如，规则#1指出了收敛时间开始阶段和中间阶段的特定收敛状态（即 NRP_1 为低或中），具体而言，低 NRP_1 表示当前搜索位置（即殖民地的位置）靠近其相应的帝国主义者；低NRP_2 表示

殖民地靠近其已知最佳经验；低 NRP_3 表示帝国主义者与全局最优帝国主义者之间的距离

避免陷

得到改善。

另 不

是学习新信息。因此，认知个体最优系数取高 值，而社会学习系数取低值。这将提高收敛速度。

表 4：用于自适应调整 GLVA 参数的如果-那么语句

如果（状态指标）						**那么（下一次 t 的参数自适应）**			
# 规则	NRP_1	NRP_2	NRP_3	NRP_4	NIT	β_1	c_1	β_2	c_2
1	L	L	L	L	L 或 M	L	L	L	L
2	L	L	L	H	L 或 M	L	L	L	H
3	L	L	H	L	L 或 M	L	L	H	L
4	L	L	H	H	L 或 M	L	L	H	H
5	L	H	L	L	L 或 M	L	H	L	L
6	L	H	L	H	L 或 M	L	H	L	H
7	L	H	H	L	L 或 M	L	H	H	L
8	L	H	H	H	L 或 M	L	H	H	H
9	H	L	L	L	L 或 M	H	L	L	L
10	H	L	L	H	L 或 M	H	L	L	H
11	H	L	H	L	L 或 M	H	L	H	L
12	H	L	H	H	L 或 M	H	L	H	H
13	H	H	L	L	L 或 M	H	H	L	L
14	H	H	L	H	L 或 M	H	H	L	H
15	H	H	H	L	低或中	高	H	H	L
16	H	H	H	H	低或中	高	H	H	H
17	M	M	M	M	低或中	中	M	M	M
18	Any	Any	Any	Any	H	L	H	L	H

最后，将语言术语映射为实数值。如图 6 所示，采用重心去模糊化方法来测量隶属函数曲线下各区域的中心。

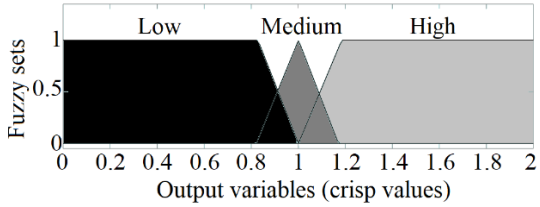


图 6：用于将模糊集中的语言术语 {低、中、高} 映射为精确值的三个隶属函数

6.5 模糊自适应通用多样性速度分歧

受 Liang、Qin 等人最初提出的综合学习理念以及标准 PSO 探索能力的提升所启发，我们提出了一种名为基于普适多样性的速度发散（UDVD）的新算子。UDVD 有助于在搜索空间中探索（多样化）解，因为其他殖民地和帝国主义者曾找到的最佳位置，有可能被用作示例，以引导

候选殖民地、帝国主义者以及全局最优帝国主义者的运动方向。提出 UDVD 是为了防止搜索代理快速收敛到局部最优解，并避免该方法早熟收敛。

如式（42）所示，UDVD体现了三种学习机制–：1）殖民地的 $d-th$ 维 $P_{Col,}{}^{t}{}_{i}{}^{d}$、2）帝国主义者的 $P_{Imp,}{}^{t}{}_{j}{}^{d}$，以及 3）全局最优帝国主义者 $P^{t}_{Globalbest}{}^{d}$ 将向其他殖民地和帝国主义者学习。这些机制会产生以下移动：

$$\begin{cases} V^{t+1}_{Col,i}{}^{d} = w_1\left\{\left(V^{t}_{Col,i}{}^{d}\right) + r_1\left(P^{t}_{lbestCol,l}{}^{d} - P^{t}_{Col,i}{}^{d}\right)\right\}, \forall l \neq i \\ V^{t+1}_{Imp,j}{}^{d} = w_2\left\{\left(V^{t}_{Imp,j}{}^{d}\right) + r_2\left(P^{t}_{lbestImp,k}{}^{d} - P^{t}_{Imp,j}{}^{d}\right)\right\}, \forall k \neq j \quad , if\ r \leq PFAUDVD \\ V^{t+1}_{Globalbest}{}^{d} = w_3\left\{V^{t}_{Globalbest}{}^{d} + r_3\left(P^{t}_{lbestImp,k}{}^{d} - P^{t}_{Globalbest}{}^{d}\right)\right\} \end{cases} \tag{42}$$

其中 w_1，w_2，和 w_3 分别是学习系数，有助于殖民地、帝国主义者和全局最优帝国主义者在搜索空间中实现多样化。随机参数 r_1，r_2，和 r_3 使移动具有随机性。UDVD的 $PFAUDVD$ $Roulette-Wheel-$，设定，$Selection$ $l=t$ $k=t$ 将在最后一个阶段进行说明。采用一种 h 过程，根据实力选择 h 殖民地和 h 帝国主义者。实力较强的殖民地或帝国主义者被选中的可能性更高。UDVD的AVLF和位置更新过程

6.5.1 通过模糊自适应机制进行参数自适应

在确定 UDVD 搜索策略后，我们提出使用模糊逻辑系统调整控制参数，即 FAUDVD 策略。为此，如表 5 所示，我们设计了一组模糊规则，用于实现输入量与参数。

表5：用于自适应FAUDVD算子参数的如果-那么语句

如果（状态指标）						**那么（针对下一个 t 的参数自适应）**		
#规则	NRP_1	NRP_2	NRP_3	NRP_4	NIT	w_1	w_2	w_3
1	L	L	L	L	L或M	L	L	L
2	L	L	L	H	L 或 M	L	L	L
3	L	L	H	L	L 或 M	L	H	L
4	L	L	H	H	L 或 M	L	H	L
5	L	H	L	L	L 或 M	L	L	L
6	L	H	L	H	L 或 M	L	L	L
7	L	H	H	L	L 或 M	L	H	L
8	L	H	H	H	L 或 M	L	H	L
9	H	L	L	L	L 或 M	H	L	L
10	H	L	L	H	L 或 M	H	L	L
11	H	L	H	L	L 或 M	H	H	L
12	H	L	H	H	L 或 M	H	H	L
13	H	H	L	L	L 或 M	H	L	L
14	H	H	L	H	L 或 M	H	L	L
15	H	H	H	L	L 或 M	H	H	L
16	H	H	H	H	L 或 M	H	H	H
17	M	M	M	M	L 或 M	M	M	M
18	Any	Any	Any	Any	H	L	L	L

例如，规则#1 表示理想的收敛状态：此时，殖民地与其局部帝国主义者及其已知最

是说　　有指

为接近

最差的

w_1,

少对多样化因子的关注。因此，

w_1，w_2和　　取低值，预期收敛速度会有所提升。解模糊化步骤与图 6 所示的 FAGL

6.6 模糊自适应增强型差分进化局部搜索

受 Storn 最初提出的差分进化方法[24]（用于以较高收敛速度优化实值目标函数）以

量被视为局部搜索步骤，　　主要

者向量 $\overline{P^t_{Col_{r3\,k}}}$，或 $P^t_{Imp_{r3\,k}}$，找到更优解的可能性：

$$\begin{cases} \overline{V^{t+1}_{MutantCol,k}} = F_1 \cdot \left(\overline{P^t_{Col_{r1,k}}} - \overline{P^t_{Col_{r2,k}}}\right) + F_2 \cdot \left(\overline{P^t_{Imp_k}} - \overline{P^t_{Col_{r3,k}}}\right) + F_3 \cdot \left(\overline{P^t_{Col_{r3,k}}} - \overline{P^t_{wCol,k}}\right) \\ \overline{V^{t+1}_{MutantImp,k}} = F_4 \cdot \left(\overline{P^t_{Imp_{r1,k}}} - \overline{P^t_{Imp_{r2,k}}}\right) + F_5 \cdot \left(\overline{P^t_{Globalbest}} - \overline{P^t_{Imp_{r3,k}}}\right) + F_6 \cdot \left(\overline{P^t_{Imp_{r3,k}}} - \overline{P^t_{wImp}}\right), if\ r \le PFAEDELS \\ \overline{P^t_{Col_{r1,2,3,k}}} \ne \overline{P^t_{wCol,k}}\ ,\ \overline{P^t_{Imp_{r1,2,3,k}}} \ne \overline{P^t_{wImp}} \end{cases} \quad (43)$$

其中，缩放因子 $F_1 \ldots F_6$ 在差分项中起放大作用，并在本研究中基于模糊逻辑进行自适应调节。根据 Storn 和 Price [86], 的说法，这些参数应处于 0-2 的范围内。另外，随机选取的两个殖民地和帝国主义者为：$\overline{P^t_{Col_{r1\,k}}}$，$\overline{P^t_{Col_{r2\,k}}}$以及$\overline{P^t_{Imp_{r1\,k}}}$和 $\overline{P^t_{Imp_{r2\,k}}}$，它们有助于在子区域中进行充分探索。

接下来，在交叉阶段，将变异向量与随机选取的主解混合，从而得到试验向量：

$$\begin{cases} {V^{t+1}_{TrialCol}}^{d} = \begin{cases} {V^{t+1}_{MutantCol}}^{d}, & if\ r \le PFAEDELS \\ {V^{t}_{Col_{r3}}}^{m}, & Otherwise \end{cases} \\ {V^{t+1}_{TrialImp}}^{d} = \begin{cases} {V^{t+1}_{MutantImp}}^{d}, & if\ r \le PFAEDELS \\ {V^{t}_{Imp_{r3}}}^{m}, & Otherwise \end{cases} \end{cases} ; d = rand\ integer\{1, \ldots, n_x\} \quad (44)$$

确定速度分量后，即可得到位置：

$$\begin{cases}\overline{P_{TrialCol}^{t+1}} = \overline{P_{Col_{r3}}^{t}} + \overline{V_{TrialCol}^{t+1}} \\ \overline{P_{TrialImp}^{t+1}} = \overline{P_{Imp_{r3}}^{t}} + \overline{V_{TrialImp}^{t+1}}\end{cases} \tag{45}$$

同样，方程（37）—（40）可用于引导解趋向全局最优解，并防止各分量超出搜索空间边界。最后，通过比较随机选取的主殖民地$\overline{P_{Col_{r3}}^{t}}$或帝国主义者$\overline{P_{Imp_{r3}}^{t}}$与其对应的试验向量$\overline{P_{TrialCol}^{t+1}}$或$\overline{P_{TrialImp}^{t+1}}$的实力，并选择实力更强的殖民地或帝国主义者，来执行选择阶段 。最终的解向量称为目标向量 [24]。

6.6.1 通过模糊自适应机制进行参数自适应

如前所述，不受控制的信息共享可能导致过早收敛 [87]。在此，我们提出使用模糊逻辑系统（FLS）自适应调整控制参数，即采用 FAEDELS策略。为此，提出一组新的模糊规则，将一组新的输入量与参数相关联。式（46）表示这些输入量，表 6 列出了模糊规则：

$$\begin{cases} NRP_5\left(\overline{P_{Col_{r3,k}}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Imp,k}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Col_{r3,k}}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_6\left(\overline{P_{Col_{r3,k}}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Col_{r3,k}}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{wCol,k}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_7\left(\overline{P_{Imp_{r3}}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{Imp_{r3}}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \\ NRP_8\left(\overline{P_{Imp_{r3}}^{t}}\right) = \left|\frac{Power\left(\overline{P_{Imp_{r3}}^{t}}\right) - Power\left(\overline{P_{wImp}^{t}}\right)}{Power\left(\overline{P_{Globalbest}^{t}}\right)}\right| \end{cases} \tag{46}$$

其中，$NRP_5 \ldots NRP_8$ 分别表示以下实力之间的归一化差值：1）随机选取的主要殖民地$\overline{P_{Col_{r3\,k}}^{t}}$，与其所属帝国 $k-t$h中的帝国主义者；2）随机选取的主要殖民地与种群中的最差殖民地 $\overline{P_{wC}^{t}}$ 主义者 随机选取的主要帝国主义者与最差帝国主义者。

表 6：用于调整 FAEDELS策略参数的如果-那么语句

如果（状态指标）						**那么（下一 t 时刻的参数自适应）**					
#规则	NRP_5	NRP_6	NRP_7	NRP_8	NIT	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
1	L	L	L	L	L 或 M	H	H	L	H	H	L
2	L	L	L	H	L 或 M	H	H	L	L	H	L
3	L	L	H	L	L 或 M	H	H	L	H	L	L
4	L	L	H	H	L 或 M	H	H	L	H	L	H
5	L	H	L	L	L 或 M	L	H	H	H	H	L
6	L	H	L	H	L 或 M	L	H	H	L	H	H
7	L	H	H	L	L 或 M	L	H	H	H	L	L
8	L	H	H	H	L 或 M	L	H	H	H	L	H
9	H	L	L	L	L 或 M	H	L	L	H	H	L

10	H	L	L	H	低或中	H	L	L	L	H	H
11	H	L	H	L	低或中	低	H	H	L	H	H
12	H	L	H	H	低或中	高	L	L	H	L	H
13	H	H	L	L	低或中	H	L	H	H	H	L
14	H	H	L	H	低或中	高	L	H	L	H	H
15	H	H	H	L	低或中	高	L	H	H	L	L
16	H	H	H	H	低或中	高	L	H	H	L	H
17	M	M	M	M	低或中	中	M	M	M	M	M
18	Any	Any	Any	Any	H	L	H	L	L	H	L

例如，规则#11 表示在收敛初期或中期收敛状态较差（即 NIT 为低或中），此时 NRP_5 为高，

6.7 模糊自适应算子选择

采用所有搜索策略来演化大量搜索代理会导致收敛速度较慢 [88]。在本部分，我们提出一组新的模糊规则，如表7所示。根据式（47）计算的一个量，记为停滞，用于衡量全局最优帝国主义者 $\overline{P^t_{Globalbest}}$ 在每次$time\ window$（tw）期间的动态状态；这意味着当时间 t 是时间间隔 tw 的因子时，就会计算停滞。在迭代早期或中期，较高的停滞值表明过去 tw所采用的搜索策略效用较低。因此，我们实施模糊规则，反转每种搜索策略的选择概率，并期望提升下一次tw 的整体性能。

$$\begin{cases} Stagnation\left(\overline{P^{tw}_{Globalbest}}\right) = 1 - \dfrac{\underset{tw}{Max\ Power}\left(\overline{P^t_{Globalbest}}\right) - \underset{tw}{Min\ Power}\left(\overline{P^t_{Globalbest}}\right)}{\underset{tw}{Max\ Power}\left(\overline{P^t_{Globalbest}}\right)} \\ t = \{1 \le t \le max\ iteration \mid remainder\ is\ 0\ when\ dividing\ t\ by\ tw\} \end{cases} \tag{47}$$

其中，使用 $\underset{tw}{max}$ 和 $\underset{tw}{min}\ Power\left(\overline{P^t_{Globalbest}}\right)$ 项分别计算 tw 中最强与最弱全局帝国主义者之间的归一化差值。根据我们的实证研究，计算 t = 10、20、30、.....、最大迭代次数时的停滞情况，tw 设为十。

表7：用于选择算法算子的如果-那么语句

如果（在过去的 tw 内）						**那么（在接下来的 tw 内）**		
# Rule	NIT	$Stagnation$	$PFAGLVA$	$PFAUDVD$	$PFAEDELS$	$PFAGLVA$	$PFAUDVD$	$PFAEDELS$
1	L	L	L	L	L	L	L	L
2			L	L	H	L	L	H
3			L	H	L	L	H	L
4			L	H	H	L	H	H
5			H	L	L	H	L	L
6			H	L	H	H	L	H
7			H	H	L	H	H	L
8			H	H	H	H	H	H
9		H	L	L	L	H	H	H

10			L	L	H	H	H	L
11			L	H	L	H	L	H
12			L	H	H	H	L	L
13			H	L	L	L	H	H
14			H	L	H	L	H	L
15			H	H	L	L	L	H
16			H	H	H	L	L	L
17	M	M	M	M	M	M	M	M
18	H	L	L	L	L	H	H	H
19			L	L	H	H	H	L
20			L	H	L	H	L	H
21			L	H	H	H	L	L
22			H	L	L	L	H	H
23			H	L	H	L	H	L
24			H	H	L	L	L	H
25			H	H	H	L	L	L
26		H	L	L	L	L	L	L
27			L	L	H	L	L	H
28			L	H	L	L	H	L
29			L	H	H	L	H	H
30			H	L	L	H	L	L
31			H	L	H	H	L	H
32			H	H	L	H	H	L
33			H	H	H	H	H	H

根据表7，规则 #1 至 #8 表明，在执行初期，于 tw 中找到的全局最优帝国主义者的停滞值较低，这说明已执行的搜索策略具有很高的效用。因此，每个算子的实施概率应保持不变。规则 #18 至 #25 则指在执行结束时，于 tw 中全局最优帝国主义者的停滞值较低。在这种情况下，应更加注重强化而非多样化，因此，应用搜索策略的概率必须反转。对于规则 #9 至 #16，在收敛的早期阶段，停滞程度较高，因此应用搜索策略的所有概率都应反转。最后，对于规则 #26 至 #33，停滞程度较高，但这发生在收敛时间结束时，因此搜索策略的使用概率保持不变。

7 仿真与数值研究

本节通过两个数值算例报告所提出算法在RCC墙体设计优化中的有效性。每个算例均在九种拟静力荷载工况下进行仿真，仿真使用 MATLAB R2019b，并在配备 Intel ® CoreTM i5-7300U CPU @ 2.60GHz、8.00 GB 内存的计算机上运行。为进行比较，我们还研究了经典及近期提出的进化算法、群体智能和物理搜索示例，这些方法在该优化问题空间中表现良好。所有报告结果均来自一系列101次独立运行，其中包括均值和标准差（SD）。由于元启发式算法具有随机性，因此无法通过单次模拟运行来确定其效率 [30]。此外，更重要的是，使用可行解并增加重复次数（重新启动次数）可以显著提升性能。对于所有方法，种群规模和代数（或作为每次运行停止准则的迭代次数）分别设为50和1000。将算法重复运行1000次，可以确保满足大多数优化应用所需的精度。然而，使用101次独立运行中的最优优化结果来比较元启发式算法，可能会受到计算精度（包括小数舍入）所产生的数值误差的影响

因此，我们使用101次独立运行的均值而非最优解来比较优化方法。值得注意的是，这些设置与我们此前针对12维RCC设计开展的低成本低重量研究一致 [49] ，以确保比较公平。

这些元启发式算法已在先前的研究中完成校准；详情见表8。例如，在 Yepes, V. 等人开展的 RCC 设计研究中，改进模拟退火算法的初始温度参数被调整为初始最优解成本的 1/20 [89], ，这一做法借鉴了 Medina 提出的方法 [90]。因此，如果高能量解的接受率处于 20% 至 40% 之间，则将初始温度加倍；否则，将初始温度减半。Kaveh, A. 等人研究了改进和声搜索算法（IHS）的动态自适应过程，通过在迭代过程中动态调整音调调整率和带宽这两个参数，在 RCC 墙设计中取得了更好的结果 [35]。对此，FAGLSUD 的参数基于模糊逻辑理论进行自适应调整，因此我们的方法无需进行参数调优分析。

表8：本研究所用元启发式算法的控制参数，以及种群规模 nPop = 50、最大迭代次数 = 1000 和设计变量数量 nVar = 12 等常用设置

参数 算法	
FPA*[2]	幂律指数（λ）= 1.5，概率值（p）= 0.5，光吸收系数 Gamma γ = 0.5
GWO*[41]	灰狼数量 = 50
LFBBO*[38]	光吸收系数；Gamma 1（Γ1）= 1.329340388179137，Gamma 2（Γ2）= 0.906402477055477，稳定性（莱维）指数（β）（吸引系数基值）= 1.5，数量新解数量 = 40 （#新栖息地），保留解（栖息地）数量 = 10，变异率（m）= 0.1
生物地理学优化 [49]	新解数量 = 40 （#新栖息地），保留解（栖息地）数量 = 10，变异率（m）= 0.1
差分进化 [47]	缩放因子（F）= 0.2，交叉概率（pCR）= 0.01
ICA*[17]	子种群数量 = 20，同化因子（β）= 2.1，革命率（P_{rev}）= 1，总功率系数（ζ）= 0.1
PSO*[14]	惯性权重阻尼比 = 0.99，个体学习系数 (c1) = 1.5，全局学习系数 (c2) = 2，速度$_{max}$ = +0.1(变量$_{max}$ -变量$_{min}$)，速度$_{min}$ = - 速度$_{max}$ 使用公式 (30)
MSA*[37]	新解数量 = 20 (#新邻居)，变异率 (m) = 0.5，最大子迭代次数 = 20，基于Medina方法的初始温度调整 [89], [90] = 1/20 * 成本初始最优解的成本，冷却系数 (k) = 0.85
IHS*[35]	新解数量 = 20 (#新和声)，和声记忆库大小 (HMS) = 50，和声记忆库 = 0.85，动态音调调整率 (PAR) [35],[36] PAR$_{max}$ = 0.99，PAR$_{min}$ = 0.35，动态带宽 (BW)[36] BWmax = 4，BWmin = 1e-5，新和声数量 = 20
FAGLSUD	子种群数量 = 20 (#帝国)，Velmax 和 Vel$_{min}$ 使用公式 (30) 和 (37)

* 我们纳入了带星号标记的算法在相同优化问题空间下的结果，并假设有二十六个约束条件和十二个设计变量。除了新研究的方法外，鉴于某些标准元启发式算法与我们的方法相似，我们还采用了 ICA、差分进化和 PSO 进行全面比较。对于生物地理学优化和差分进化，我们直接报告了 Gandomi 等人开展的研究中，在九种拟静力荷载工况下获得的低成本和低重量设计结果 [49]。

7.1 设计示例

示例1和示例2所采用的设计参数列于表9。每个设计示例均在水平和竖向地震系数介于0至0.3之间的九种组合条件下进行分析，具体如表10所示。示例1和示例2的最终低成本、低重量和低-

CO_2 设计目标函数值的均值分别列于表11和表12，其中包含各目标的标准差值。通过平均目标值证明FAGLSUD优于其他钢筋混凝土优化元启发式算法后，附录A和B给出了示例1和示例2在9种不同地震条件下，最终低成本、低重量和低-CO_2 挡土墙设计变量的最小值及其对应的目标值；参见表 A 1、表 A 2、表 A 3、表 B 1、表 B 2和表 B 3。所有设计方案和目标结果均四舍五入至小数点后两位。

表9：两个挡土墙示例的设计参数

设计参数	**Unit**	**符号**	**示例 2**	**示例 1**
墙身高度	m	H	3	6
钢筋屈服强度	MPa	f_y	400	400
混凝土抗压强度	MPa	f_c	21	21
混凝土保护层	m	C_c	0.07	0.07
收缩和温度钢筋百分率	-	ρ_{st}	0.002	0.002
附加荷载	kPa	q	20	30
回填土坡度	度	i	10	0
填土内摩擦角	度	ϕ	36	32
地基土内摩擦角	度	ϕ'	36	32
填土重度	kN/m³	γ_s	17.5	20
地基土重度	kN/m³	γ'_s	18.5	18
混凝土重度	kN/m³	γ_c	23.5	23.5
基底土黏聚力	kPa	c	125	100
墙前土体深度	m	D	0.5	1
钢材成本	$/kg	C_s	0.4	0.4
混凝土成本	$/m³	C_c	40	40
理想的抗倾覆稳定安全系数	-	$FS_{O,\ desired}$	1.5	1.5
理想的抗滑安全系数	-	$FS_{S,\ desired}$	1.5	1.5
期望的承载力安全系数	-	安全系数$_{B,\ desired}$	3	3
钢材排放量	千克/千克	e_s	2.82	2.82
混凝土排放	千克/米³	e_c	224.94	224.94

表10：地震系数的九种组合

案例研究	**地震系数**	
	k_h	k_v
1	0	0
2	0.15	0
3	0.3	0
4	0	0.15
5	0.15	0.15
6	0.3	0.15
7	0	0.3
8	0.15	0.3
9	0.3	0.3

7.2 与学术界现有算法的比较

本节从计算性能方面，将 FAGLSUD 与文献中近期表现成功的进化算法（LFBBO、 生物地理学优化）、群体智能算法（FPA、GWO）和群体搜索算法（MSA、IHS）进行比较。鉴于传统进化算法（差分进化）和群体智能算法（ICA 和 PSO）与我们提出的方法相似，我们也将其纳入

比较范围。结果证实，在 FAGLSUD 中建立创新的搜索机制，并结合基于模糊逻辑的参数自适应和算子选择，有助于在大规模设计空间中找到全局最优解。

7.2.1 示例 1：设计成本、重量和 CO_2排放最低的3米高挡土墙

本示例采用每种方法设计了三次：分别以低成本、低重量和低 CO_2 目标函数值为目标。采用九种不同的拟静力系数（记为荷载工况 1 至 9）检验每种设计在地震灾害下的抗震性能。考虑水平系数（k_h）为 0（案例 1、4 和 7）时，可以得出结论：竖向系数（k_v）从 0 增至 0.3 会使最终成本、重量和 CO_2 结果降低。考虑 k_h 为 0.15（案例 2、5 和 8），并将 k_v 从 0 增至 0.3，也呈现出最终设计结果降低的类似趋势。然而，切换水平加载条件（案例 1-3 和 4-6）后，这一趋势会反转，即 k_h 从 0 增至 0.3 会使最终成本、重量和 CO_2 结果增加。最后，当 k_h 和 k_v 均为 0.3 时，荷载条件最为严苛；在这种情况下，我们的方法优于其他算法。

根据表11中第一种荷载工况（静力：k_v 和$k_h = 0$）的结果，经过101次独立运行，FAGLSUD获得的平均成本为\$62.45/m，变异系数为0.11。FAGLSUD、MSA、PSO和LFBBO是四种具有竞争力的算法，在大多数案例中分别获得了平均成本、重量和CO_2 指标的第一、第二、第三和第四名。相比之下，FAGLSUD设计的平均成本分别比MSA、PSO和LFBBO低约0.08%、0.65%和1.14%；平均重量分别轻0.004%、0.21%和0.004%；平均CO_2 排放量分别低0.005%、0.24%和1.68%。在表11和表12所报告的大多数仿真结果中，这一趋势仍然存在：FAGLSUD在大多数案例中均取得了最佳的平均成本、重量和CO_2 值。平均解是根据101次独立运行中各次最优解的均值计算得出的。深灰色高亮值表示最佳表现，浅灰色高亮值表示第二佳表现。值得注意的是，尽管按每米墙体计算时这些改进看起来微不足道，但对于沿道路建设延伸数公里的墙体而言，这些改进就十分重要。此外，当前优化问题的维度、迭代次数和初始解都是影响最终改进（精度提升）的重要因素。如前所述，为确保比较方法具有足够的精度，我们将每种算法重复运行了1000次。因此，我们没有使用101次独立运行中的最优结果来比较各方法，而是采用了101次独立运行的均值。我们使用了随机初始解，这可能会因种群中的候选解不可行而导致优化过程的初始阶段效率低下；一种可行的解决方案是将优化过程设计为从一组可行解开始（见[79]。

我们采用了所有算法的Friedman秩。从表11和表12中每个均值目标值下方的排名值可以明显看出，在六组案例观测中（每组包含九个案例观测，即案例1至9），FAGLSUD显然以大幅优势取得了最低的平均排名，因此总排名最佳。FAGLSUD在101次运行中的平均结果表现优异，证实了我们所提出方法的卓越性能。在其他算法中，MSA在5

组案例观测中的6组排名第二，PSO在4组案例观测中排名第三，而LFBBO在1组观测中总排名第四。下一节中，我们还将采用威尔科克森符号秩检验，对FAGLSUD与其他元启发式算法进行成对比较，并报告每组九个案例观测上的符号† 。

各算法的计算性能根据收敛率进行评估，示例1和示例2的结果分别如附录A（图 A 1、图 A 2、图 A 3）和附录 B（图 B 1、图 B 2、图 B 3）所示。收敛率图基于101次系列运行的平均迭代结果绘制。一些方法（如MSA）具有较强的局部搜索能力（开发能力），这显然提高了其收敛速度，但并未提升其在收敛时间结束时的精度。因此，快速收敛的趋势可能会显著削弱算法的全局搜索能力，并增加搜索陷入局部最小值的可能性。另一方面，正如表11和表12所示，这类快速方法（如MSA）并未展现出更高的精度和稳定性，这表明它们存在两个问题：容易陷入局部最优，并且对随机初始解敏感。在结果稳定性方面，LFBBO几乎在所有观测中都表现出最低的初始化敏感性（即标准差最低），但其精度和收敛速度均较低。相比之下，显然，随着迭代次数增加，FAGLSUD的平均成本、重量和CO_2 几乎呈指数级趋近于最小值；与大多数算法相比，它更加稳定且速度更快。强大的全局搜索能力（探索能力）可避免陷入局部最优解，这显然提高了精度，但也降低了收敛早期和中期阶段的收敛速度。通过恰当设置参数，并在每个优化阶段选择最突出的算子，在全局搜索、局部搜索和信息共享之间取得平衡，有助于算法在各种案例观测中保持一致的精度、稳定性和收敛时间表现。下一节将通过弗里德曼检验排名及后续的威尔科克森统计分析，进一步验证其在精度方面的优越表现。

表11：示例 1 的成本、重量和 CO_2 优化结果

Case	Obj.	Met.	SIs				EAs			PSs		群体智能和EA
			FPA† *[2]	GWO† *[41]	ICA† *[17]	PSO† *[14]	LFBBO† *[38]	BBO† *[49]	DE† *[47]	MSA† *[37]	IHS† *[35]	提出d FAGLSUD
1	Cost (USD)	Mean	83.66	86.10	73.84	62.86	63.16	62.96	86.06	62.50	63.80	**62.45**
		Rank	8	10	7	3	5	4	9	2	6	**1**
		SD	4.90	3.73	4.74	0.50	**0**	0.35	3.58	0.16	0.76	0.11
2	Cost (USD)	Mean	97.78	102.94	91.06	84.01	89.08	84.65	102.86	83.98	84.34	**83.93**
		Rank	8	9	7	3	6	5	10	2	4	**1**
		SD	2.48	3.22	2.54	0.38	**0**	1.32	3.41	0.37	0.74	0.39
3	Cost (USD)	Mean	133.92	140.60	126.17	117.36	121.31	118.84	140.97	116.97	118.39	**116.71**
		Rank	8	9	7	3	6	5	10	2	4	**1**

		SD	3.37	3.77	3.46	0.79	**0**	1.81	3.90	0.56	1.31	0.49
4	**Cost (USD)**	**Mean**	81.71	84.15	72.64	59.78	59.37	59.36	84.94	59.38	60.52	**59.35**
		Rank	8	9	7	5	3	2	10	4	6	**1**
		SD	5.23	4.17	5.18	0.97	0.78	**0.10**	3.21	0.80	0.85	0.77
5	**Cost (USD)**	**Mean**	92.89	97.79	86.13	**79.51**	82.33	80.19	98.57	79.62	79.87	**79.51**
		Rank	8 (7)	9 (8)	7 (6)	**1.5 (1)**	6 (5)	5 (4)	10 (9)	3（2）	4（3）	**1.5（1）**
		SD	2.55	3.13	2.91	0.46	**0**	1.03	3.18	0.46	0.60	0.41
6	**Cost (USD)**	**Mean**	136.73	143.03	128.12	119.63	121.33	121.26	142.84	119.00	120.75	**118.90**
		Rank	8	10	7	3	6	5	9	2	4	**1**
		SD	4.01	3.43	3.23	0.75	**0**	1.72	3.94	0.46	1.22	0.45
7	**Cost (USD)**	**Mean**	81.62	84.08	71.09	57.15	56.89	56.96	84.19	56.89	57.83	**56.88**
		Rank	8（7）	9（8）	7（6）	5 (4)	2.5 (2)	4 (3)	10 (9)	2.5 (2)	6 (5)	**1**
		SD	5.32	3.88	5.37	0.44	**0.01**	0.07	3.66	**0.01**	0.76	**0.01**
8	**Cost (USD)**	**Mean**	89.53	94.16	82.00	75.49	77.21	75.76	94.11	75.67	75.60	**75.44**
		Rank	8	10	7	2	6	5	9	4	3	**1**
		SD	3.24	3.30	2.54	0.26	**0**	0.62	3.21	0.19	0.47	0.12
9	**Cost (USD)**	**Mean**	152.26	157.01	142.61	131.80	131.83	133.90	157.75	131.89	133.05	**131.06**
		Rank	8	9	7	2	3	6	10	4	5	**1**
		SD	4.88	4.77	3.81	0.73	**0**	1.57	4.19	0.79	1.27	0.35
平均排名			8	9.33	7	3.06	4.83	4.56	9.67	2.83	4.67	**1.05**
总排名			8	9	7	3	6	4	10	2	5	**1**
			FPA† *[2]	**GWO† *[41]**	**ICA† *[17]**	**PSO† *[14]**	**LFBBBO† *[38]**	**BBO† *[49]**	**DE† *[47]**	**MSA† *[37]**	**IHS† *[35]**	**FAGLSUD**
1	**Weight (Kg)**	**Mean**	2911.51	3033.61	2711.68	2487.09	2481.96	2485.27	3023.22	2481.97	2513.68	**2481.87**
		Rank	8	10	7	5	2	4	9	3	6	**1**
		SD	97.25	98.47	79.30	7.80	**2.73**	3.60	82.70	2.82	25.79	2.78
2	**Weight (Kg)**	**Mean**	3356.98	3504。69	3162。98	3058。40	3124.30	3069。97	3481。43	3055。42	3068。44	**3055.33**
		Rank	7	9	6	3	6	5	8	2	4	**1**
		SD	62.09	83.41	50.63	5.14	**0**	24.16	89.02	1.98	12.90	1.90
3	**Weight (Kg)**	**Mean**	4455。24	4679。61	4281。72	4211。16	4367.50	4264。64	4697.38	4209	4219.24	**4208.16**
		Rank	8	9	6	3	7	5	10	2	4	**1**
		SD	57.42	96.67	37.21	6.53	**0**	49.01	95.07	3.09	12.75	2.74
4		**Mean**	2920.89	3026.56	2705.96	2477.83	2472.63	2474.98	3027.84	2472.53	2509.22	**2472.46**

	Weight (Kg)	**Rank**	8	9	7	5	3	4	10	2	6	**1**
		SD	120.06	82.72	100.67	11.22	4.37	4.03	85.77	3.81	29.59	**3.20**
5	**Weight (Kg)**	**Mean**	3235.50	3360.49	3042.12	2953.54	2952.64	2958.39	3379.01	2951.20	2955.84	**2950.91**
		Rank	8	9	7	4	3	6	10	2	5	**1**
		SD	77.98	91.32	49.42	5.26	**0**	23.59	83.83	0.61	5.35	0.52
6	**Weight (Kg)**	**Mean**	4560.24	4795.98	4374.04	4312.14	4520.78	4361。07	4799。30	4586。98	4586。96	**4308.41**
		Rank	6	8	4	2	5	3	9	7	6	**1**
		SD	31.73	115.08	28.02	8.56	**0**	46.96	103.87	24.23	25.40	3.29
7	**Weight (Kg)**	**Mean**	2895。98	2999。95	2707.38	3058.40	2465.45	2469.15	2999.92	2466.45	2498.59	**2465.38**
		Rank	7	9	6	10	2	4	8	3	5	**1**
		SD	122.77	93.52	95.98	5.14	4.41	3.33	88.92	4.41	29.23	**2.14**
8	**Weight (Kg)**	**Mean**	3155.78	3252.52	2963.35	3058.40	2858.56	2860.20	3263.75	2858.70	2859.92	**2858.19**
		Rank	8	9	6	7	2	5	10	3	4	**1**
		SD	76.69	79.14	61.14	5.14	0.57	2.60	80.32	1.44	2.61	**0.25**
9	**Weight (Kg)**	**Mean**	5063.88	5270.24	4876.80	4789.49	4876.12	4815.37	5267.65	4782.02	4796.98	**4781.25**
		Rank	8	10	7	3	6	5	9	2	4	**1**
		SD	80.53	102.94	61.77	19.44	**0**	40.35	81.36	5.05	18.82	4.16
平均排名			7.56	9.11	6.22	4.67	4	4.56	9.22	2.89	4.89	**1**
总排名			8	9	7	5	3	4	10	2	6	**1**
			FPA† *[2]	**GWO†** *[41]	**ICA†** *[17]	**PSO†** *[14]	**LFBBO†** *[38]	**BBO†** *[49]	**DE†** *[47]	**MSA†** *[37]	**IHS†** *[35]	**FAGLS UD**
1	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	506.33	533.48	454.07	380.88	386.36	**379.97**	383.84	379.99	389.66	**379.97**
		Rank	9 (8)	10 (9)	8 (7)	4 (3)	6 (5)	**1.5 (1)**	5 (4)	3 (2)	7 (6)	**1.5 (1)**
		SD	30.74	21.44	28.67	2.37	**0**	1.63	4.11	1.64	5.14	1.62
2	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	602.95	634.73	557.23	513.31	556.09	517.21	512.67	512.80	516.31	**512.66**
		Rank	9	10	8	4	7	6	2	3	5	**1**
		SD	18.01	22.44	14.75	2.71	**0**	6.28	1.93	3.31	4.85	1.74
3	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	833.45	870.85	783.59	721.6	800.85	733.26	723.16	712.79	728.00	**712.77**
		Rank	9	10	7	3	8	6	4	2	5	**1**
		SD	20.89	24.71	21.80	7.42	**0**	9.95	5.98	3.27	9.01	3.27
4	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	505.91	521.27	436.19	361.17	359.96	359.56	361.74	359.80	365.73	**359.07**

		Rank	9	10	8	5	4	2	6	3	7	**1**
		SD	28.59	22.34	29.76	2.97	**1.13**	1.60	3.78	1.42	5.08	1.34
5	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	575.21	609.52	529.00	485.55	510.76	487.58	484.03	484.99	488.78	**484.01**
		Rank	9	10	8	4	7	5	2	3	6	**1**
		SD	20.72	21.47	19.08	3.52	**0**	4.82	1.72	3.84	5.34	3.22
6	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	851.48	889.46	797.41	734.68	741.45	745.96	736.40	728.84	744.22	**728.47**
		Rank	9	10	8	3	5	7	4	2	6	**1**
		SD	23.71	23.48	20.60	7.73	**0**	11.22	5.52	2.74	9.31	2.23
7	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	504.23	513.59	439.92	344.07	342.18	343.44	344.21	342.19	348.32	**342.11**
		Rank	9	10	8	5	2	4	6	3	7	**1**
		SD	32.32	24.98	34.38	1.60	**0.19**	2.42	3.66	0.21	4.34	**0.19**
8	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	555.91	585.50	505.00	459.48	473.40	460.37	459.80	459.38	462.08	**459.37**
		Rank	9	10	8	3	7	5	4	2	6	**1**
		SD	22.11	17.65	17.16	2.34	**0**	2.73	1.20	3.5	4.25	2.25
9	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	963.07	979.52	890.85	810.16	808.68	825.72	816.39	805.64	822.12	**805.37**
		Rank	9	10	8	4	3	7	5	2	6	**1**
		SD	41.09	28.51	25.84	5.43	**0**	10.24	8.17	1.94	10.84	1.76
平均排名			9	10	7.89	4.11	5.44	4.83	4.22	2.56	6	**1.06**
总排名			9	10	8	3	6	5	4	2	7	**1**

7.2.2 示例 2：以最小成本、重量和 CO_2排放设计 6 米高挡土墙

第二个设计示例通过增加墙高，呈现出更高的复杂度。该设计不仅用于探究所提出算法在低成本、低重量和低 CO_2 排放设计方面的效率，还用于检验在九种地震荷载分析中，墙高和附加荷载对最终设计的影响。将示例 2 与示例 1 进行比较后，可以得出结论：对于墙高较大的情况，10 种元启发式算法所实现的成本、重量和 CO_2 排放差异更加显著，而这类情况通常涉及较高的成本、重量和 CO_2 排放。

在此示例中，低成本和低 CO_2 排放设计受到地震的影响较小，且各地震荷载工况之间以及与后续荷载工况之间的差异较小。然而，低重量设计对地震系数的变化表现出更高的敏感性。与示例 1 类似，所有工况都呈现两种趋势：1）增大竖向地震系数会使设计更加经济、轻质且可持续；2）增大水平系数会使最终设计的经济性和可持续性降低，且重量增加。

根据表12，在大多数案例中，FAGLSUD在低成本、低重量和低 CO_2 设计方面取得了最低的优化均值结果。在案例1中，与 MSA、PSO 和 LFBBO 相比，FAGLSUD 设计的平均成本分别低 0.16%、0.19% 和 0.38%，平均重量分别轻 0.08%、0.04% 和 5.21%，并且

CO_2 分别低 0.04%、0.17% 和 2.09%（可持续性更高）。如示例 1 所述，对于沿道路建设延伸数公里的墙体，或对于复杂程度更高的问题（例如维度数量增加），或在初始种群中使用可行解时，这些微小的改进将具有重要意义 [79]。

附录 B 中的图 B 1、图 B 2 和图 B 3 展示了 101次独立运行的平均优化历程。FAGLSUD 具有合理的收敛速度，在收敛时间接近结束时收敛至平均成本、重量和 CO_2 的最小值，而速度较快的方法则容易陷入局部最优。这归功于 FAGLSUD 相对出色的探索能力：在所有拟静态条件下，其迭代历史均呈指数趋势，结果也比其他方法更具可预测性。最后，FAGLSUD 收敛得到的结果比其他算法更准确，这可归因于其在迭代早期出色的探索能力，以及在迭代后期卓越的开发能力和信息共享能力。综合考虑平均成本、重量和 CO_2, 的变异系数，以及收敛趋势和收敛速度，与许多其他方法相比，FAGLSUD 能以更快的速度和更高的稳定性提供更准确的结果。附录 B 中的表 B 1、表 B 2 和表 B 3 分别给出了低成本、低重量和低 CO_2 设计方案。

表12：示例 2 的成本、重量和 CO_2 优化结果

Case	**Obj.**	**Met.**	**Sis**				**EAs**			**PSs**		**群体智能和 EA**
			FPA† *[2]	**GWO†** *[41]	**ICA†** *[17]	**PSO†** *[14]	**LFBBBO†** *[38]	**BBO†** *[49]	**DE†** *[47]	**MSA†** *[37]	**IHS†** *[35]	**提出的 ed FAGLSUD**
1	**Cost (USD)**	**Mean**	276.20	299.13	281.11	247.85	248.33	381.89	432.52	247.78	250.21	**247.39**
		Rank	6	8	7	3	4	9	10	2	5	**1**
		SD	6.00	8.38	8.34	1.01	**0**	2.84	10.64	0.02	1.66	1.03
2	**Cost (USD)**	**Mean**	329.09	355.27	326.32	311.74	315.27	382.33	429.79	312.75	313.56	**311.00**
		Rank	7	8	6	2	5	9	10	3	4	**1**
		SD	3.75	8.55	6.05	0.85	**0**	5.30	10.85	1.36	2.22	1.27
3	**Cost (USD)**	**Mean**	429.54	444.49	400.23	384.26	385.75	382.44	431.05	383.98	386.51	**382.43**
		Rank	8	10	7	4	5	2	9	3	6	**1**
		SD	17.50	11.83	9.22	1.06	**0**	3.57	9.73	**0**	3.14	0.77
4	**Cost (USD)**	**Mean**	258.61	281.66	262.24	247.85	229.42	383.33	430.34	229.80	232.27	**229.41**
		Rank	6	8	7	5	2	9	10	3	4	**1**
		SD	5.77	8.56	8.68	1.06	**0**	7.33	11.24	1.23	1.70	1.04
5	**Cost (USD)**	**Mean**	309.53	335.33	310.64	292.38	294.03	383.00	430.70	293.28	293.96	**292.34**
		Rank	6	8	7	2	5	9	10	3	4	**1**
		SD	4.04	7.34	8.04	1.12	**0**	6.87	11.95	1.58	2.28	1.09

6	**Cost (USD)**	**Mean**	410.29	432.56	392.00	377.50	378.33	382.86	429.84	376.57	380.17	**376.53**
		Rank	8	10	7	3	4	6	9	2	5	**1**
		SD	11.80	11.86	8.71	1.95	**0**	6.56	9.31	2.46	2.01	1.54
7	**Cost (USD)**	**Mean**	239.84	262.14	241.10	207.69	207.84	382.27	432.38	207.93	209.99	**207.56**
		Rank	6	8	7	2	3	9	10	4	5	**1**
		SD	6.44	8.59	9.41	0.66	**0**	5.76	10.58	0.50	1.62	0.39
8	**Cost (USD)**	**Mean**	288.95	315.68	292.31	271.73	274.32	382.84	431.90	271.64	272.88	**271.40**
		Rank	6	8	7	3	5	9	10	2	4	**1**
		SD	3.94	7.25	8.97	0.93	**0**	5.00	10.54	1.22	1.85	0.92
9	**Cost (USD)**	**Mean**	416.75	430.95	393.75	378.88	380.09	382.33	432.74	378.77	381.73	**378.02**
		Rank	8	9	7	3	4	6	10	2	5	**1**
		SD	15.43	12.84	9.82	0.91	**0**	4.94	11.37	0.62	2.21	0.48
平均排名			6.78	8.56	6.89	3	4.11	7.56	9.78	2.67	4.67	**1**
总排名			6	9	7	3	4	8	10	2	5	**1**
			FPA† ⋆**[2]**	**GWO†** ⋆**[41]**	**ICA†** ⋆**[17]**	**PSO†** ⋆**[14]**	**LFBBO†** ⋆**[38]**	**BBO†** ⋆[49]	**DE†** ⋆**[47]**	**MSA†** ⋆**[37]**	**IHS†** ⋆**[35]**	**FAGLSUD**
1	**Weight (Kg)**	**Mean**	9345.19	10047.63	9485.10	8644.37	9091.10	8847.05	9980.74	8647.37	8734.45	**8640.82**
		Rank	7	10	8	2	6	5	9	3	4	**1**
		SD	200.05	254.06	347.38	10.72	**0**	181.33	216.58	**0**	57.23	5.85
2	**Weight (Kg)**	**Mean**	10946.14	11640.84	10841.56	10709.76	10744.01	10857.59	11558.74	10718.52	10729.16	**10709.61**
		Rank	8	10	6	2	5	7	9	3	4	**1**
		SD	112.49	213.62	120.69	4.43	**0**	170.24	169.64	0.82	23.47	4.12
3	**Weight (Kg)**	**Mean**	14696.29	14302.05	13710.74	13325.32	13439.86	13554.98	14221.28	13323.96	13349.10	**13323.81**
		Rank	10	9	7	3	5	6	8	2	4	**1**
		SD	427.91	246.26	347.75	6.49	**0**	434.99	214.79	0.45	65.41	0.99
4	**Weight (Kg)**	**Mean**	9028.42	9630。05	9203。00	8281。45	9024。82	8544。09	9600。95	8277。76	8367。31	**8277.24**
		Rank	7	10	8	3	6	5	9	2	4	**1**
		SD	229.46	250.14	343.73	8.53	**0**	235.87	230.61	4.37	56.39	4.27
5	**Weight (Kg)**	**Mean**	10349.34	11038.28	10319.87	**10086.42**	10186.39	10253.45	10974.28	10089.27	10105.21	10087.33
		Rank	8	10	7	**1**	5	6	9	3	4	2

		SD	121.27	210.67	194.45	8.87	**0**	177.44	196.36	8.94	25.32	7.89
6	**Weight (Kg)**	**Mean**	13772.12	14000.83	13354.71	13105.54	13196.88	13191.09	13971.36	13105.60	13113.86	**13104.87**
		Rank	8	10	7	2	6	5	9	3	4	**1**
		SD	346.54	197.47	252.75	4.88	**0**	168.42	178.33	4.68	14.05	3.85
7	**Weight (Kg)**	**Mean**	8842.71	9371.35	8883.26	8098.19	8093.70	8129.49	9384.10	8093.70	8166.43	**8093.61**
		Rank	7 (6)	9 (8)	8 (7)	4 (3)	2.5 (2)	5 (4)	10 (8)	2.5 (2)	6 (5)	**1**
		SD	205.75	229.57	339.39	7.02	2.56	9.61	210.35	3.01	62.06	**2.55**
8	**Weight (Kg)**	**Mean**	9784.39	10508.09	9817.37	**9444.05**	10486.56	9609.26	10435.38	9449.88	9466.99	9444.77
		Rank	6	10	7	**1**	9	5	8	3	4	2
		SD	157.04	248.44	250.91	6.00	**0**	180.59	195.48	6.81	31.84	6.57
9	**Weight (Kg)**	**Mean**	13865.58	14113.29	13377.52	13180.74	13260.20	13296.46	14044.45	13179.35	13190.45	**13179.25**
		Rank	8	10	7	3	5	6	9	2	4	**1**
		SD	397.84	213.19	207.32	7.29	**0**	280.70	181.95	4.52	16.51	4.48
平均排名			7.67	9.78	7.22	2.33	5.5	5.44	8.89	2.61	4.22	**1.22**
总排名			8	10	7	2	6	5	9	3	4	**1**
			FPA† ⋆[2]	**GWO†** ⋆[41]	**ICA†** ⋆[17]	**PSO†** ⋆[14]	**LFBBO†** ⋆[38]	**BBO†** ⋆[49]	**DE†** ⋆[47]	**MSA†** ⋆[37]	**IHS†** ⋆[35]	**FAGLS UD**
1	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	1705.58	1865.16	1735.73	1521.29	1550.47	1522.83	1530.44	1519.29	1539.77	**1518.73**
		Rank	8	10	9	3	7	4	5	2	6	**1**
		SD	36.02	46.93	62.13	6.22	**0**	8.98	8.31	0.39	12.25	5.53
2	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	2045.61	2206.90	2038.34	1923.36	1946.65	1936.07	1924.07	2001.08	1945.55	**1918.97**
		Rank	9	10	8	2	6	4	3	7	5	**1**
		SD	23.41	45.79	44.97	6.39	**0**	17.17	4.54	9.89	19.69	5.53
3	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	2680.26	2789.15	2505.33	2392.94	2399.99	2409.05	2435.96	2387.49	2410.77	**2387.40**
		Rank	9	10	8	3	4	5	7	2	6	**1**
		SD	95.10	74.53	56.04	12.68	**0**	17.07	34.93	11.82	11.81	11.71
4	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	1586.21	1732.49	1618.00	1404.99	1403.73	1403.70	1410.50	1403.30	1421.76	**1403.28**
		Rank	8	10	9	5	4	3	6	2	7	**1**
		SD	37.22	46.12	55.96	4.68	5.13	**4.39**	6.59	4.91	10.99	4.85
5	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	1912.39	2075.13	1924.86	1799.73	1856.41	1809.59	1798.51	1797.48	1812.96	**1797.11**

		Rank	8	10	9	4	7	5	3	2	6	**1**
		SD	24.57	44.73	43.35	4.98	**0**	15.07	4.07	6.32	18.19	5.96
6	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	2571.06	2706.46	2437.73	2342.87	2366.00	2361.46	2355。67	2338。12	2363。05	**2338.04**
		Rank	9	10	8	3	7	5	4	2	6	**1**
		SD	71.17	64.02	53.91	5.53	**0**	14.69	20.15	5.27	16.56	5.39
7	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	1476。87	1609。95	1485。25	1265.12	1273.20	1262.61	1270.66	1262.98	1281.42	**1262.60**
		Rank	8	10	9	4	6	2	5	3	7	**1**
		SD	41.15	48.75	59.25	3.96	**0**	3.10	7.12	3.29	9.42	3.09
8	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	1793.83	1956.17	1810.07	1670.51	1669.86	1673.18	1668.44	1668.66	1677.83	**1668.25**
		Rank	8	10	9	5	4	6	2	3	7	**1**
		SD	29.01	44.95	47.28	4.59	**0**	9.67	2.96	7.81	11.82	3.75
9	**CO_2 (Kg)**	**Mean**	2612.23	2724.29	2456.10	2353.55	2358.57	2371.26	2359.45	2347.64	2376.88	**2347.29**
		Rank	9	10	8	3	4	6	5	2	7	**1**
		SD	115.91	66.34	62.72	8.62	**0**	15.40	10.98	3.32	17.20	3.07
平均排名			8.44	10	8.56	3.56	5.44	4.44	4.44	2.78	6.33	**1**
总排名			8 (7)	10 (9)	9 (8)	3	6 (5)	4.5 (4)	4.5 (4)	2	7（6）	**1**

7.3 统计显著性分析

由于元启发式算法具有非确定性，我们采用弗里德曼检验和双尾Wilcoxon符号秩检验（TWSR）[91]，以确定我们提出的方法与其他任一技术在三个目标——即成本、重量和 CO_2——的均值方面是否存在统计显著差异。TWSR 检验统计量值（W_{stat}）与临界值 W_{crit} 之间的关系，可用于判断平均目标值是否具有统计显著性。如果所得 W_{stat} 值大于显著性水平为α=0.05 时的 W_{crit}，则拒绝零假设 H_0，并接受备择假设 H_1。此处，零假设认为各算法之间不存在统计差异，而备择假设则表示算法之间存在统计差异。我们分别分析了示例 1 和示例 2 的结果；每个示例都包含三组目标值，因此每组数据均不符合某种特定分布（如正态分布），也不满足方差齐性。根据 TWSR 检验表，对于每组数据，当案例观测数为 $n = 9$ 且$\alpha = 0.05$ 时，W_{crit} 为 5。正如前一节所示，在大多数案例观测中，

FAGLSUD的平均排名最低，其次是MSA、PSO、LFBBO及其他方法。FAGLSUD与各RCC设计优化算法之间配对比较的统计分析结果列于每种比较方法的右上角，并以符号 † 标示（见表11和表12），证实了我们提出的方法在准确性方面具有统计学上的优势。

附录 C 中的表 C 1 进一步详细说明了我们与竞争方法（总排名第二、第三和第四的最佳方法，如 MSA、PSO 和 LFBBO）进行的成对比较。我们可以看到，在 FAGLSUD 与 MSA 的成对比较中，W_{stat}

为 0，因此低于 $W_{crit} = 5$，这表明在所有案例观测数据集中，FAGLSUD 与 MSA 之间存在统计学差异。FAGLSUD 与 LFBBO 的成对比较也呈现出类似趋势。此外，FAGLSUD 与 PSO 的成对比较表明，FAGLSUD 在 6 组案例观测数据中的 5 组中准确度显著更高；但在其中 1 组（示例 2 中的均值重量值集）中，两者表现相近，这归因于它们具有相似的特征，例如基于全局最优的更新机制。

7.3 结论

FAGLSUD 是一种新型优化算法，模拟被称为帝国的子种群的混合进化与群智能过程。在基于动态旋转运动关系构建的模糊自适应搜索算子（FAGLVA、FAUDVD 和 FAEDELS）的开发、探索和信息共享能力得到发展后，FAGLSUD 首次应用于 RCC墙 优化。这是结构工程中的一个受约束的十二维优化问题。尽管文献中已有相关研究结果，但尚无其他研究关注：（1）动力分析，这在地震多发区尤为重要；或（2）有助于应对全球变暖问题的环境友好型设计。

为填补这一空白，本研究在各种模拟中基于九种不同的拟静力系数，应用 FAGLSUD 确定 RCC墙 的最低成本、重量和 CO_2 排放设计。此外，还开展了两项示例研究，以评估设计参数的低值和高值，例如墙高和附加荷载。进一步地，研究还考察了每项样本研究的抗震性能，以评估其抵御地震灾害的能力。

研究发现，墙高和附加荷载的增加会导致设计的成本、重量和 CO_2 排放量升高。然而，对于墙高和附加荷载较大的低成本、低 CO_2 墙体设计（示例 2），地震的影响明显较小；在 0 至 0.3 的不同荷载工况下，目标值的变化较小。相反，地震对低重量设计的影响更大，因为这些设计对地震系数的变化更为敏感。在示例 2 中，FAGLSUD 得到的解比其他方法更优，这表明设计复杂度的增加不会影响该方法追踪全局最优解的能力。在两个示例中，研究发现，当竖向系数值为 0–0.3，且水平系数值固定为 0 或 0.15 时，最终的成本、重量和 CO_2 值较低。然而，当水平加载条件的数值从 0 增至 0.3 时，这一趋势会逆转。对于最严苛的附加荷载工况，即水平和竖向系数值均固定为 0.3 时，FAGLSUD 的表现最佳。

我们模拟了两个示例，并对每个示例的三组观测值进行了分析，包括低成本、低重量和低 CO_2 设计。我们针对九种不同的拟静力系数对每种设计进行考察，这些系数分别对应荷载工况 1 至 9。由于采用的元启发式优化方法具有非确定性，我们报告了 101 次独立运行中最终低目标函数值的均值和标准差，以衡量各优化方法在随机初始解下的准确性和鲁棒性。随后，我们使用Friedman秩进行统计分析，并进一步进行双尾Wilcoxon符号秩检验（TWSR）。所有结果表明，总体而言，FAGLSUD是表现最佳的方法；在大多数案例观测中，MSA、PSO 和 LFBBO 的总体排名分别为第二、第三和第四。TWSR 检验证实，与其他RCC优化方法相比，所提出的FAGLSUD在准确性方面具有统计显著的优势。唯一的例外是示例 2 中的均值

重量值，在该案例中，PSO 的表现与 FAGLSUD 相近，这归因于两种方法的一些共同特征（例如基于全局最优的更新机制）。

我们还针对所有案例研究，在 1000 次迭代中评估了三个目标函数。由于开发能力较强，MSA 等一些方法在整个迭代历程的 10%–50% 阶段优于 FAGLSUD。然而，这些方法在收敛时间结束时并未达到更高的精度。根据研究结果，我们得出结论：快速收敛趋势会显著削弱算法的全局搜索（探索）能力，并增加搜索陷入局部最小值的可能性。此外，尤为重要的是，我们采用标准差准则评估了 101 次独立运行中钢筋混凝土设计优化结果的稳定性，并发现 MSA 和许多其他快速优化器在大多数案例观测中未能表现出更高的稳定性，这清楚地表明这些方法对初始化较为敏感。几乎在所有案例观测中，只有 LFBBO 在这方面表现出更高的稳定性，但它无法以令人满意的精度和效率（或收敛速度）处理整个优化过程，因为它的目标值较高，收敛率较慢。另一方面，FAGLSUD 利用较强的探索能力，尽管其收敛率并非最佳，却能在后期迭代中提升性能，且稳定性和效率优于许多对比方法。这可归因于其相对出色的探索、开发和信息共享能力，以及由模糊自适应通用多样性速度发散、模糊自适应全局学习速度调整、模糊自适应增强差分进化局部搜索策略和模糊自适应算子选择所实现的适当参数设置与算子选择。此外，可在初始种群中加入可行解，以提高优化早期阶段的计算效率 [79]。

需要指出的是，参与比较的算法也成功解决了本研究提出的优化问题，这得益于采用了最佳参数设置。例如，据报道，FPA采用了0.5的莱维飞行缩放因子，与GA和PSO等传统优化器相比，表现出最佳的收敛速度和效率。然而，所提出的FAGLSUD仍优于若干传统算法和近期提出的算法，包括ICA、差分进化、PSO、FPA、GWO、LFBBO、生物地理学优化、MSA和IHS；基于对9种不同地震条件及其相关地震影响的分析，其成本、重量和CO_2值更低，变异性（标准差）也更小。此外，与文献中的其他方法一样，所提出的方法无需通过参数调优来提升性能。

所提出的 FAGLSUD 是模糊自适应增强帝国主义竞争算法（FAEICA）的扩展变体 [53]。鉴于 FAGLSUD 在十二维钢筋混凝土挡土墙设计中展现出的良好结果，以及类似的基于模糊规则的参数自适应和算子选择机制在目标数量、维度（从 1 到 30；低维、多维和高维优化问题）及局

种

EICA 的扩展变体 [53]）设计的自适应速度限制函数（AVLF）和强大的搜索机制（即 FAGLVA、FAUDVD、FAEDELS 和 FAOS）预计能够在高维空间中提供有效的搜索能力。AVLF 能够提供

在收敛的早期和后期阶段分别实现高水平的探索和开发，从而以更少的计算时间改善FAGLSUD的开发、探索和信息共享能力，并在各个优化阶段选择表现最突出的算子。此外，从理论角度看，所提出的方法还可以进一步发展，以应对其他复杂性层面，包括动态性（移动最优解）、多目标性（两个或三个相互冲突的目标，例如通过一种新颖的生物目标优化过程，同时提高准确性和稳定性），以及多目标维度（超过 3 个目标）。后者在现实世界的优化问题中十分常见，从工程设计问题的多目标优化到混合预测系统，都需要在识别相互矛盾目标之间权衡关系的同时，处理参数化和计算成本。因此，建议开展进一步研究，以继续改进所提出的方法，使其能够克服更高层次的复杂性，并减轻钢筋混凝土墙设计带来的其他环境影响，从而减少全球变暖。

声明

经费支持：第一作者感谢澳大利亚政府研究培训计划奖学金对本研究的支持。利益冲突：作者声明不存在利益冲突。伦理审批：本文不包含任何作者开展的涉及人类参与者或动物的研究。知情同意：不适用。数据可用性：本研究所含的所有数据均可向第一作者获取，也可在稿件中查阅。代码可用性：如有合理请求，可向第一作者获取本研究所含的所有代码。

参考文献

1. Gandomi, A.H. 等，使用进化算法进行挡土墙设计优化。 Structural and Multidisciplinary Optimization，2017年。**55**(3)：第809-825页。2. Mergos, P.E. 和 F. Mantoglou，采用花朵授粉算法对钢筋混凝土挡土墙进行最优设计。 Structural and Multidisciplinary Optimization，2020年。**61**(2)：第575-585页。3. Long, W. 等，使用改进的正弦余弦算法求解高维全局优化问题。 Expert Systems with Applications，2019年。**123**：第108-126页。4. Sarıbaş, A. 和 F. Erbatur，挡土结构的优化与敏感性分析。 Journal of Geotechnical Engineering，1996年。**122**(8)：第649-656页。5. Basudhar, P. 等，加筋土墙的成本优化。 Geotechnical and Geological Engineering，2008年。**26**(1)：第1-12页。6. Sarma, K.C. 和 H. Adeli，混凝土结构的成本优化。 Journal of structural engineering，1998年。**124**(5)：第570-578页。

7. Wang, Y. 和 *F.H. Kulhawy*，基础经济设计优化。*Journal of geotechnical and geoenvironmental engineering*，*2008*年。*134(8)*：第*1097-1105*页。*8. Hernández, S.* 和 *A.N. Fontán*，设计优化的实际应用。第*3*卷。*2002*年：*Wit*出版社。*9. Fletcher, R.*，优化实用方法。*2013*年：约翰·威立父子公司。*10. Mourelatos, Z.P.* 和 *J. Liang*。工程设计中可靠性与鲁棒性的高效统一方法。载于美国国家科学基金会可靠工程计算研讨会。*2004*年。*11. Sivakumar Babu, G.* 和 *B.M. Basha*，采用目标可靠度方法对悬臂式挡土墙进行最优设计。*International journal of geomechanics*，*2008*年。*8(4)*：第*240-252*页。*12. Weise, T.* 等，为什么优化很困难？，载于《自然启发式优化算法》。*2009*年，*Springer*。第*1-50*页。*13. Kumar, M.*、*A.J. Kulkarni* 和 *S.C. Satapathy*，社会进化与学习优化算法：一种社会启发式优化方法。《未来一代计算机系统》，*2018*年。*81*：第*252-272*页。*14. Eberhart, R.* 和 *J. Kennedy*。采用粒子群理论的新型优化器。载于 *MHS'95*。《第六届微型机器与人类科学国际研讨会》会议论文集。*1995*年。*IEEE*。*15. Yang, X.-S.*，工程优化：元启发式应用导论。*2010*年：约翰·威立父子公司。*16. Dorigo, M.*、*M. Birattari* 和 *T. Stutzle*，蚁群优化。《*IEEE*计算智能杂志》，*2006*年。*1(4)*：第*28-39*页。*17. Atashpaz-Gargari, E.* 和 *C. Lucas*。帝国竞争算法：一种受帝国主义竞争启发的优化算法。载于*2007*年*IEEE*进化计算大会。*2007*年。*IEEE*。*18. Yang, X.-S.* 和 *S. Deb*。基于莱维飞行的布谷鸟搜索。载于*2009*年自然与生物启发计算世界大会（*NaBIC*）。*2009*年。*IEEE*。*19. Yang, X.-S.*，萤火虫算法。自然启发式元启发算法，*2008*年。*20*：第*79-90*页。*20. Hasançebi, O.* 和 *S.K. Azad*，自适应维度搜索：一种用于离散桁架尺寸优化的新型元启发式算法。《计算机与结构》，*2015*年。*154*：第*1-16*页。*21. Mirjalili, S.*、*S.M. Mirjalili* 和 *A. Lewis*，灰狼优化器。*Advances in engineering software*，*2014*年。*69*：第*46-61*页。*22. Rechenberg, I.*，实验性问题的控制论求解路径。英国皇家航空研究院图书馆译文*1122*，*1965*年。*23. Holland, J.*，自然与人工系统中的适应，密歇根大学出版社，安娜堡*”*。*Cité page*，*1975*年。第*100*页。*24. Storn, R.* 关于差分进化在函数优化中的应用。载于《北美模糊信息处理会议论文集》。*1996*年。*IEEE*。*25. Kaveh, A.* 和 *M. Khayatazad*，一种新的元启发式方法：射线优化。《计算机与结构》，*2012*年。*112*：第*283-294*页。*26. Civicioglu, P.*，用于数值优化问题的回溯搜索优化算法。《应用数学与计算》，*2013*年。*219(15)*：第*8121-8144*页。*27. Erol, O.K.* 和 *I. Eksin*，一种新的优化方法：大爆炸—大坍缩算法。*Advances in Engineering Software*，*2006*年。*37(2)*：第*106-111*页。

28. Simon, D., 基于生物地理学的优化。IEEE进化计算汇刊，2008年。**12**(6)：第702-713页。29. Yang, X.-S., 萤火虫算法、莱维飞行与全局优化，载于智能系统研究与开发 *XXVI*。2010年，Springer。第209-218页。30. Gandomi, A., A. Kashani, 和 F. Zeighami，采用不同边界约束处理方法的内部搜索算法进行挡土墙优化。《国际岩土力学数值与分析方法》，2017年。**41**(11)：第1304-1331页。31. Eberhart, R.C., Y. Shi, 和 J. Kennedy，群智能。2001年：爱思唯尔。32. Geem, Z.W., J.H. Kim, 和 G.V. Loganathan，一种新的启发式优化算法：和声搜索。simulation，2001年。**76**(2)：第60-68页。33. Kirkpatrick, S., C.D. Gelatt, 和 M.P. Vecchi，通过模拟退火进行优化。science，1983年。**220**(4598)：第671-680页。34. Azad, S.K.，监测收敛曲线：元启发式结构优化算法的新框架。Structural and Multidisciplinary Optimization，2019年。**60**(2)：第481-499页。35. Kaveh, A. 和 M.A.A. Shakouri，基于和声搜索的算法在钢筋混凝土悬臂式挡土墙最优成本设计中的应用。《国际土木工程期刊》，2011年。**9**(1)：第1-8页。36. Mahdavi, M., M. Fesanghary, 和 E. Damangir，一种用于求解优化问题的改进和声搜索算法。《应用数学与计算》，2007年。**188**(2)：第1567-1579页。37. Ceranic, B., C. Fryer, 和 R. Baines，模拟退火在钢筋混凝土挡土结构最优设计中的应用。《计算机与结构》，2001年。**79**(17)：第1569-1581页。38. Aydogdu, I.，采用带莱维飞行的基于生物地理学的优化算法，对地震荷载作用下的钢筋混凝土悬臂式挡土墙进行成本优化。Engineering Optimization，2017年。**49**(3)：第381-400页。39. Kashani, A.R. 等，土木工程中的元启发式算法：综述。1，2020年。**1**(1)：第019页。40. Kashani, A.R. 等，用于求解岩土工程问题的粒子群优化变体：综述与比较分析。《计算工程方法档案》，2020年：第1-57页。41. Kalemci, E.N. 等，采用灰狼优化算法设计钢筋混凝土悬臂式挡土墙。载于《结构》。2020年。爱思唯尔。42. Committee, A. 结构混凝土建筑规范要求（*ACI 318-05*）及评注（*ACI 318R-05*）。2005年。美国混凝土学会。43. STANDARD, B.，欧洲规范*7*：岩土工程设计—。2004年，2004年。44. Al Atik, L. 和 N. Sitar，悬臂式挡土结构上的地震土压力。《岩土与环境岩土工程杂志》，2010年。**136**(10)：第1324-1333页。45. Candia, G., R.G. Mikola, 和 N. Sitar，黏性回填土挡土墙的地震响应：离心机模型试验。《土动力学与地震工程》，2016年。**90**：第411-419页。46. Geraili Mikola, R., G. Candia, 和 N. Sitar，无黏性土中挡土结构和地下室墙的地震土压力。《岩土与环境岩土工程杂志》，2016年。**142**(10)：04016047。

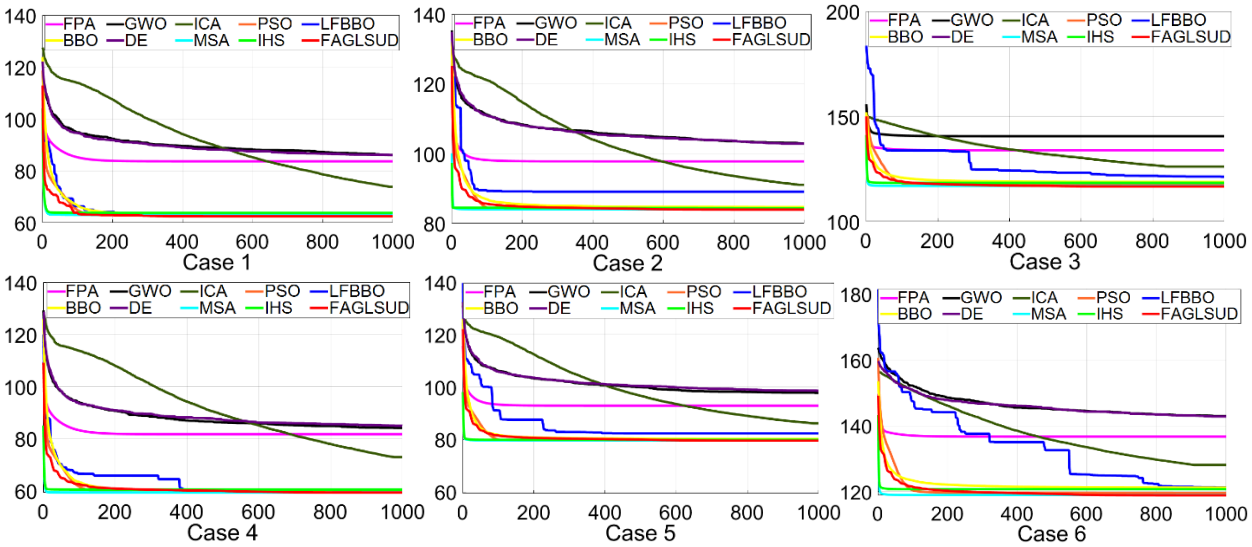
47. Kaveh, A., S. Talatahari, 和 R. Sheikholeslami。采用启发式大爆炸-大挤压算法对重力式挡土墙进行最优抗震设计。载于土木、结构与环境工程软计算技术第二届国际会议论文集，*Civil-Comp*出版社，斯特灵郡，苏格兰，论文。2011年。48. Kaveh, A., M. Kalateh-Ahani, 和 M. Fahimi-Farzam，采用多目标遗传算法进行钢筋混凝土挡土墙的可施工性优化设计。《结构工程与力学》，2013年。**47**(2)：第227-245页。49. Gandomi, A.H. 和 A.R. Kashani，采用进化算法自动进行混凝土悬臂式挡土墙拟静力分析。《测量》，2018年。**115**：第104页 -

124.50. Mergos, P.E., 通过优化隐含二氧化碳排放，为钢筋混凝土构件的可持续抗震设计作出贡献。《结构混凝土》，2018年。**19**(2): 第454–462页。51. Georgopoulos, C., & Minson, A., 可持续混凝土解决方案。2014年：约翰·威立父子公司。52. Olivier, J.G., J.A. Peters, and G. Janssens-Maenhout, 全球二氧化碳排放趋势：*2012*年报告。2012年。53. Keivanian, F. and R. Chiong, 一种针对多峰单目标与多目标优化问题的新型混合模糊-元启发式方法。Expert Systems with Applications，2021年：第116199页。54. Hansbo, S., 基础工程。1994年：纽内斯出版社。55. Camp, C.V. and A. Akin, 采用大爆炸—大坍缩优化设计挡土墙。Journal of Structural Engineering，2012年。**138**(3): 第438–448页。56. Okabe, S., 挡土墙与坝的土压力及抗震稳定性通论。日本土木工程学会论文集，1924年。**10**(6): 第1277–1323页。57. Mononobe, N. and H. Matsuo. 地震期间土压力的确定》，第*9*卷，东京，*1929*年。载于世界工程大会。58. Kramer, S.L., 岩土工程地震学。1996年：培生印度教育。59. Das, B.M., 基础工程原理。2015年：圣智学习。60. Coulomb, C.A., 将最大值与最小值规则应用于若干与建筑学相关的静力学问题的试论。1973年。61. Seed, H. 动力荷载作用下挡土结构的设计。载于*ASCE*专题会议——地基中的侧向应力与挡土结构设计，*1970*年。1970年。62. AASHTO, L., 公路桥梁标准规范。官员版，第十七版，美国州公路和运输官员协会，华盛顿特区，2002年。63. Technology, C.I.o.C., *BEDEC PR/PCT ITEC*材料数据库，T. CIoC，编者。2009年：巴塞罗那。64. Yepes, V., 等，基于*VNS*阈值接受策略的钢筋混凝土挡土墙二氧化碳优化设计。《土木工程计算学报》，2012年。**26**(3): 第378–386页。65. Zadeh, L.A., 作为可能性理论基础的模糊集。Fuzzy Sets and Systems，1978年。**1**(1): 第3–28页。

66. Zimmermann, H.-J.，模糊集合理论及其应用。*2011*年：*Springer Science & Business Media*。*67. Antão, R.*，二型模糊逻辑：不确定系统建模与控制。*2017*年：*Springer*。*68. Zadeh, L.A.*，语言变量的概念及其在近似推理中的应用——*I*。《*Information Sciences*》，*1975*年。*8(3)*：第*199–249*页。*69. Mamdani, E.H.*，模糊算法在简单动态对象控制中的应用。载于电气工程师学会论文集。*1974*年。*IET*。*70. Kerr-Wilson, J.* 和 *W. Pedrycz*，生成分层模糊规则模型。《*Fuzzy Sets and Systems*》，*2020*年。*381*：第*124–139*页。*71. Drobics, M.* 和 *J. Botzheim*，采用细菌进化算法优化模糊规则集。《*Mathware & Soft Computing*》，*2008*年。*15(1)*：第*21–40*页。*72. Keivanian, F., N. Mehrshad,* 和 *S.-H. Zahiri*，基于*IWO*、模糊*IWO*、遗传算法和模糊遗传算法的多路复用器布局优化，以实现最低平均功耗。《*ACSIJ Adv Comput Sci Int J*》，*2014*年。*3(5)*：第*132–139*页。*73. Keivanian, F., N. Mehrshad,* 和 *A. Bijari*，采用模糊非支配排序遗传算法*-II*，对所提出的双边沿触发静态*D*触发器中的*MOSFET*沟道宽度和电源电压进行多目标优化，以降低平均功耗和延迟。《*SpringerPlus*》，*2016*年。*5(1)*：第*1–15*页。*74. Keivanian, F.*，基于*MSFLA*、模糊*MSFLA*、遗传算法和模糊遗传算法，最小化三级*CMOS*环形振荡器的平均功耗。《*International Journal of Computer Applications*》，*2014*年。*104(16)*。*75. Keivanian, F., R. Chiong,* 和 *Z. Hu*。用于体脂预测的模糊自适应二进制全局学习殖民*-MLP*模型。载于*2019*年第三届智能技术生物工程国际会议（*BioSMART*）。*2019*年。*IEEE*。*76. Keivanian, F.* 和 *N. Mehrshad*。基于二进制遗传算法和模糊二进制遗传算法，为体脂预测进行指定数量不定的智能特征子集选择。载于*2015*年第二届模式识别与图像分析国际会议（*IPRIA*）。*2015*年。*IEEE*。*77. Keivanian, F., A. Yekta Awal,* 和 *N. Mehrshad*，基于*ACOR*、模糊*ACOR*、遗传算法和模糊遗传算法优化*JK*触发器布局，以实现最低平均功耗。《*J Math Comput Sci*》，*2014*年。*14(1)*：第*1–15*页。*78. Santiago, A.,* 等，一种基于模糊逻辑和算子自适应选择的新型多目标进化算法：*FAME*。《*Information Sciences*》，*2019*年。*471*：第*233–251*页。*79. Kazemzadeh Azad, S.*，在钢桁架元启发式优化中以可行解初始化种群。《*Engineering Optimization*》，*2018*年。*50(1)*：第*89–105*页。*80. Al Khaled, A.* 和 *S. Hosseini*，用于全局优化的模糊自适应帝国竞争算法。《*Neural Computing and Applications*》，*2015*年。*26(4)*：第*813–825*页。*81. Azad, S.K.* 和 *O. Hasançebi*，钢框架元启发式设计优化的上界策略。《*Advances in Engineering Soft ware*》，*2013*年。*57*：第*19–32*页。*82. Hasançebi, O., S. Çarbas,* 和 *M. Saka*，大规模结构优化用蚁群优化算法的改进。*2011*年。*83. Hancer, E.*，用于特征选择的差分进化：模糊包装器–过滤器方法。《*Soft Computing*》，*2019*年。*23(13)*：第*5233–5248*页。

84. Liang, J.J. 等，用于多峰函数全局优化的综合学习粒子群优化器。 IEEE进化计算汇刊，2006年。 **10**(3): 第281-295页。85. Hadi, A.A.、A.W. Mohamed 和 K.M. Jambi，用于求解大规模优化问题的*LSHADE-SPA*模因框架。 《复杂与智能系统》，2019年。 **5**(1): 第25-40页。86. Storn, R. 和 K. Price，差分进化——一种用于连续空间全局优化的简单而高效的启发式方法。 《全局优化杂志》，1997年。 **11**(4): 第341-359页。87. Masoudi, E.、H. Holling 和 W.K. Wong，应用帝国竞争算法寻找极小极大和标准化极大极小最优设计。 《计算统计学与数据分析》，2017年。 **113**：第330-345页。88. Ji, X. 等，一种用于求解*QFD*决策问题的高效帝国竞争算法。 《工程中的数学问题》，2016年。 **2016**。89. Yepes, V. 等，通过模拟退火对最优挡土墙进行参数研究。 《工程结构》，2008年。 **30**(3): 第821-830页。90. Medina, J.R.，利用模拟退火估算入射波和反射波。 《水道、港口、海岸与海洋工程杂志》，2001年。 **127**(4): 第213-221页。91. Derrac, J. 等，关于如何将非参数统计检验作为比较进化算法与群智能算法的方法的实用教程。 《群智能与进化计算》，2011年。 **1**(1): 第3-18页。

附录A



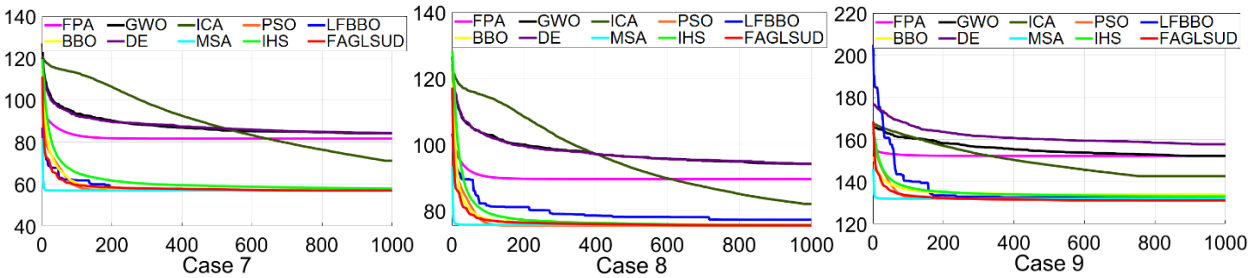


图 A 1：基于示例 1 在 9 种地震分析（案例 1 至 9）下的平均代价历史的收敛率图

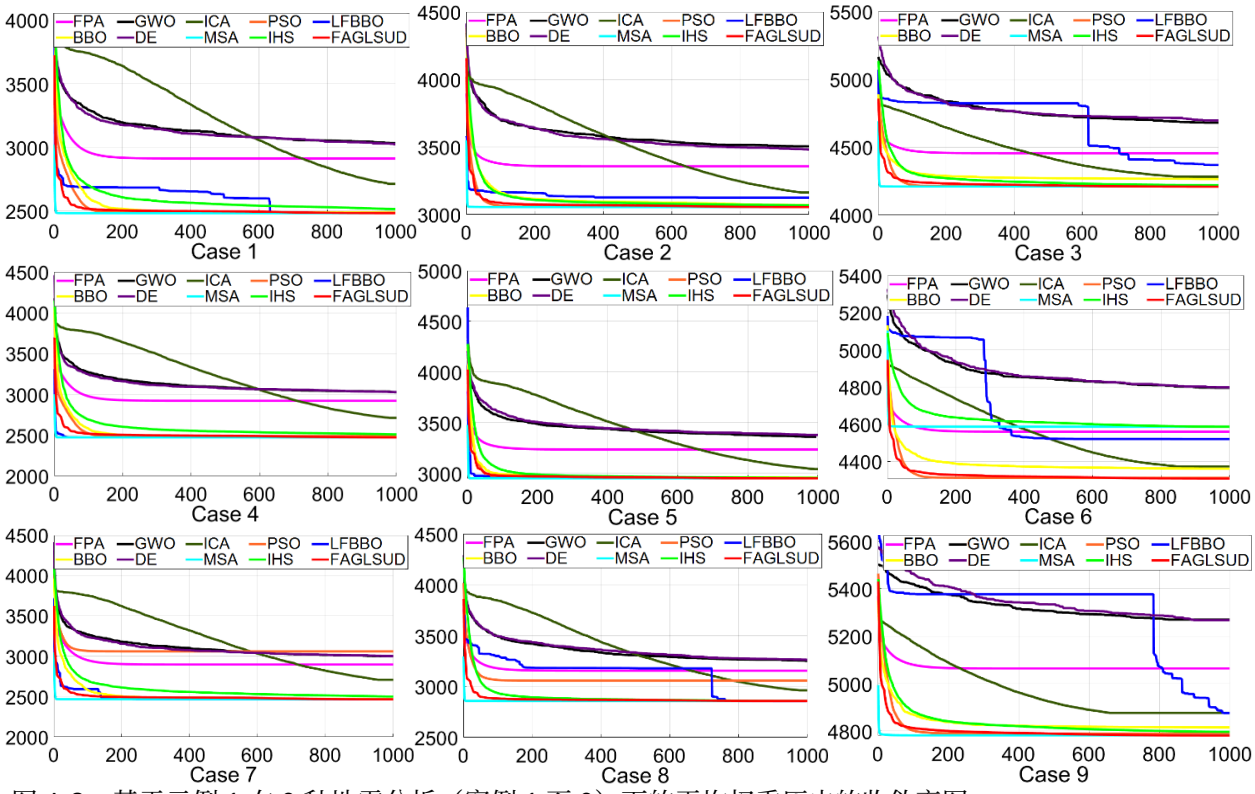
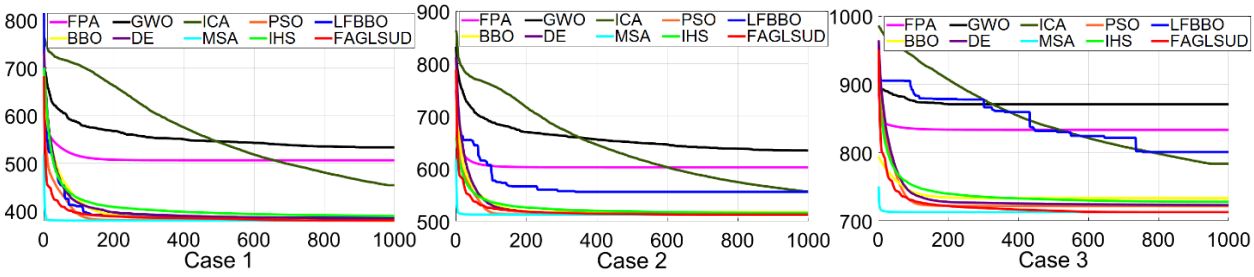


图 A 2：基于示例 1 在 9 种地震分析（案例 1 至 9）下的平均权重历史的收敛率图



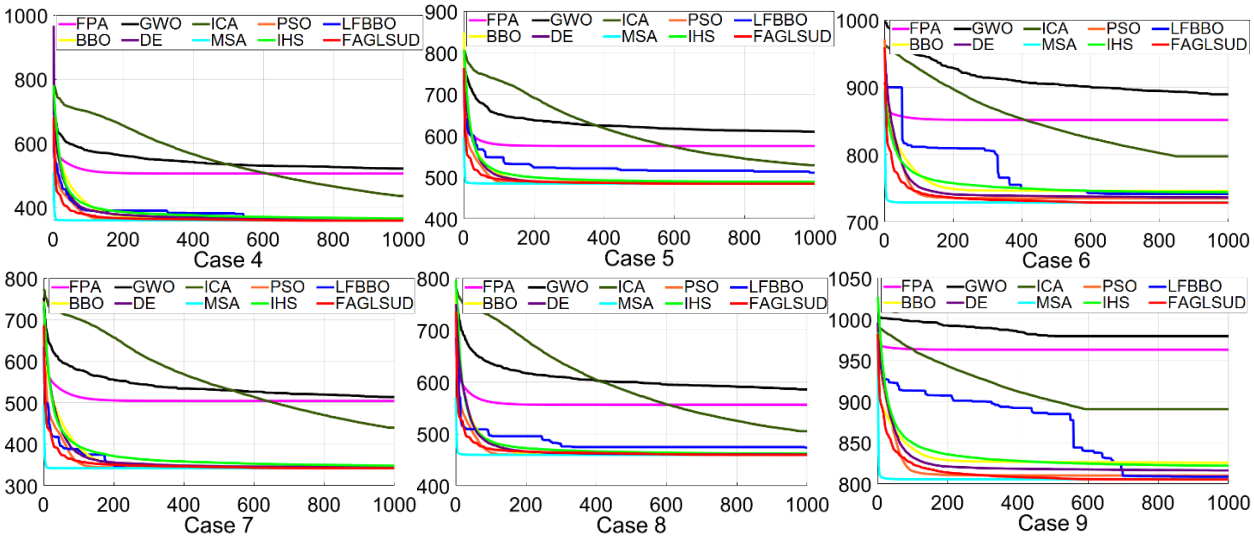


图 A 3：基于示例 1 在 9 种地震分析（案例 1 至 9）下平均 CO_2 历史的收敛速度图

表 A 1：FAGLSUD 在示例 1 的 9 种地震分析下得出的最终低成本最优挡土墙设计变量及其对应的成本目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	*Cost*
1	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	28.03	17.98	17.96	7.37	62.33
2	2.09	0.78	0.27	0.20	0.27	1.39	0.20	0.20	45.29	14.09	14.47	7.51	83.42
3	2.86	0.78	0.33	0.20	0.27	2.17	0.20	0.20	82.67	14.60	14.28	7.81	115.97
4	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	14.72	14.12	14.18	7.84	59.27
5	2.00	0.78	0.26	0.20	0.27	1.43	0.20	0.20	37.56	14.19	14.21	7.15	79.00
6	2.93	0.78	0.33	0.20	0.27	1.38	0.20	0.20	82.90	14.44	14.06	7.46	118.38
7	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	6.67	14.71	14.04	7.18	56.88
8	1.91	0.78	0.24	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	33.02	14.92	14.07	7.97	74.88
9	3.17	0.78	0.32	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	102.56	14.42	14.57	7.04	130.83

表 A 2：FAGLSUD 在示例 1 的 9 种地震分析下得出的最终低成本最佳重量挡土墙设计变量及其对应的重量目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	权重
1	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	29.90	14.06	14.26	7.85	2480.95
2	2.06	0.78	0.20	0.20	0.27	1.45	0.33	0.33	92.96	14.41	14.91	23.63	3054.37
3	2.81	0.78	0.25	0.20	0.27	1.33	0.33	0.33	129.79	14.30	14.35	23.68	4206.79
4	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	14.57	14.84	14.89	7.38	2471.23
5	1.97	0.78	0.20	0.20	0.27	1.52	0.33	0.33	72.35	14.84	14.52	23.80	2950.26
6	2.88	0.78	0.25	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	129.26	14.12	14.23	7.16	4306.70
7	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	6.95	14.89	14.04	7.74	2465.25
8	1.89	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	56.80	14.18	14.19	7.63	2857.46
9	3.14	0.78	0.28	0.20	0.27	1.49	0.20	0.20	130.14	14.80	14.32	7.37	4779.02

表 A 3：FAGLSUD 在 9 次地震分析下为示例 1 得出的最终低值最佳挡土墙设计变量及其对应的 CO_2 目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	CO_2
1	1.51	0.78	0.24	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	17.02	14.76	14.93	7.10	378.60
2	2.10	0.78	0.29	0.20	0.27	1.54	0.20	0.20	37.99	14.51	14.11	7.61	508.52
3	2.86	0.78	0.33	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	82.10	14.63	14.70	7.40	710.58
4	1.51	0.78	0.21	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	12.15	14.15	14.41	7.17	358.70
5	2.01	0.78	0.27	0.20	0.27	1.59	0.20	0.20	33.98	14.92	14.70	7.02	481.21
6	2.93	0.78	0.33	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	82.84	14.46	14.16	7.88	724.84
7	1.51	0.78	0.20	0.20	0.27	1.31	0.20	0.20	6.61	14.06	14.21	7.97	342.09
8	1.92	0.78	0.25	0.20	0.27	1.49	0.20	0.20	30.15	14.08	14.15	7.17	455.81
9	3.17	0.78	0.32	0.20	0.27	2.60	0.20	0.20	102.49	14.74	14.81	7.31	804.56

附录 B

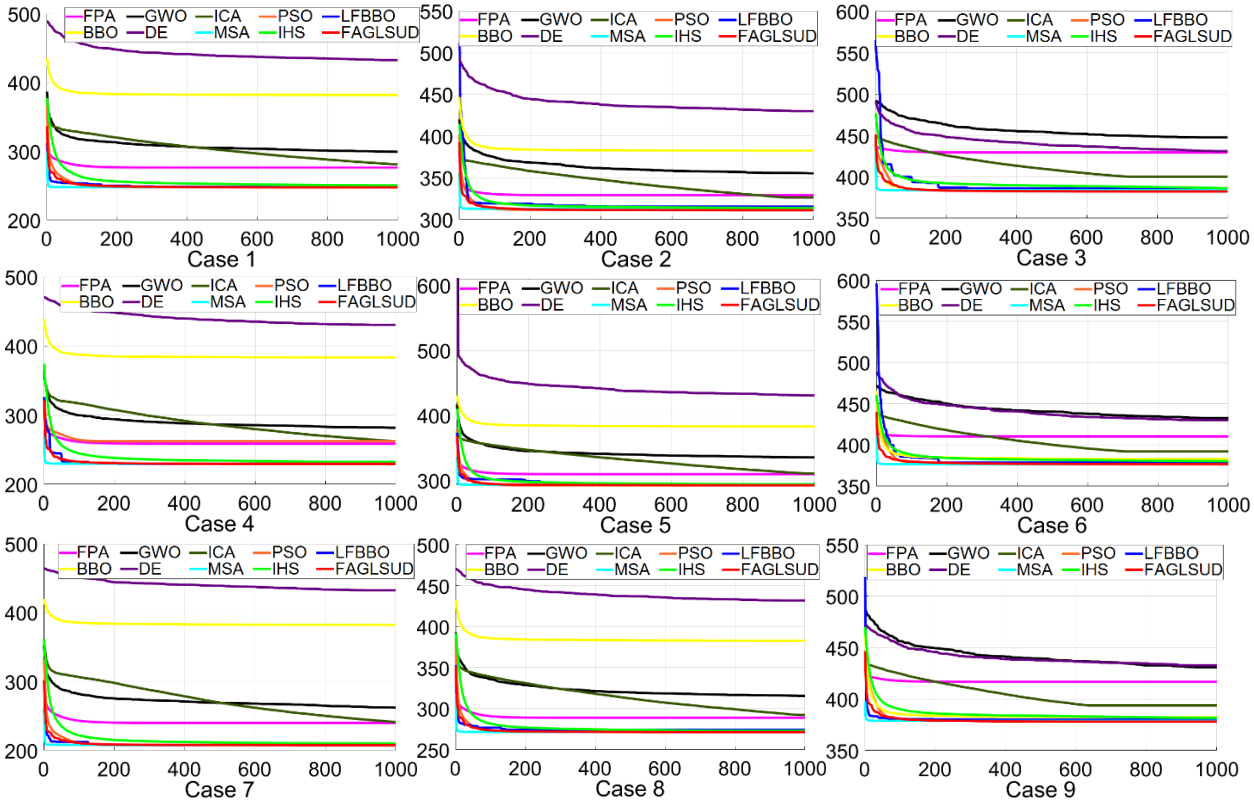


图 B 1：根据示例 2 在 9 次地震分析（案例 1 至 9）下的平均代价历史绘制的收敛率图

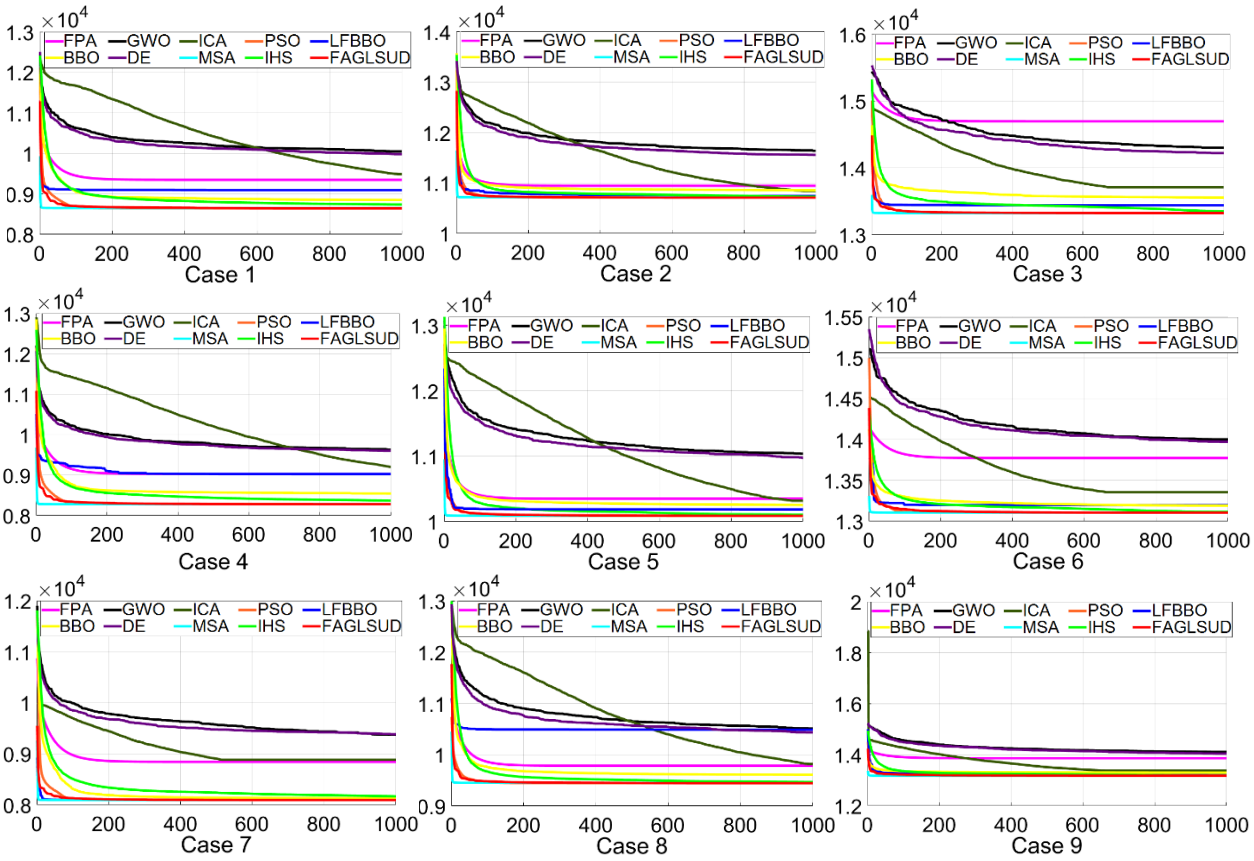
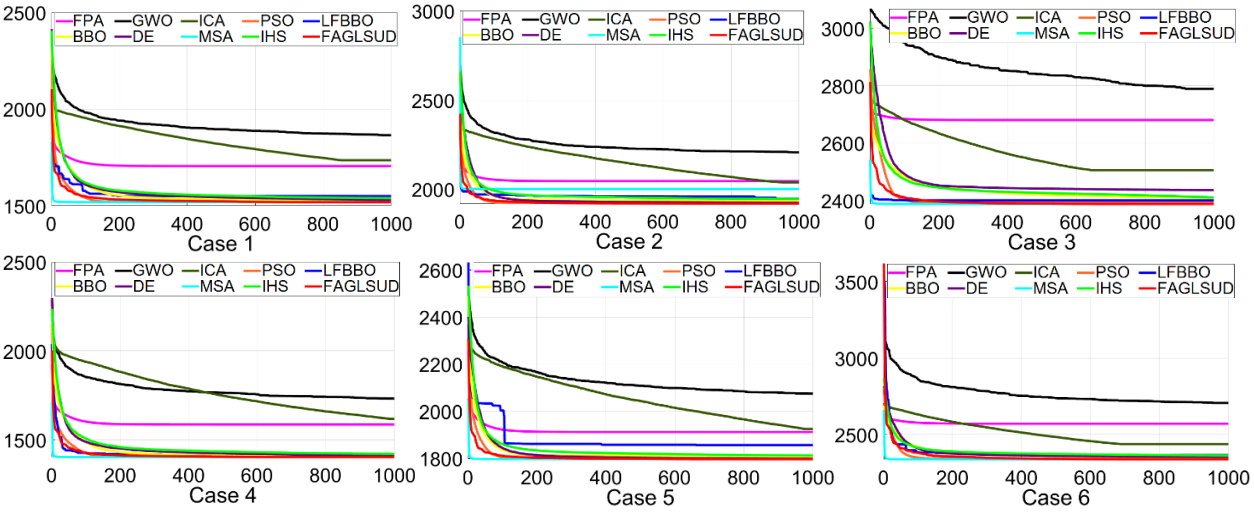


图 B 2：示例 2 在 9 次地震分析（案例 1 至 9）下基于平均权重历史的收敛速度图



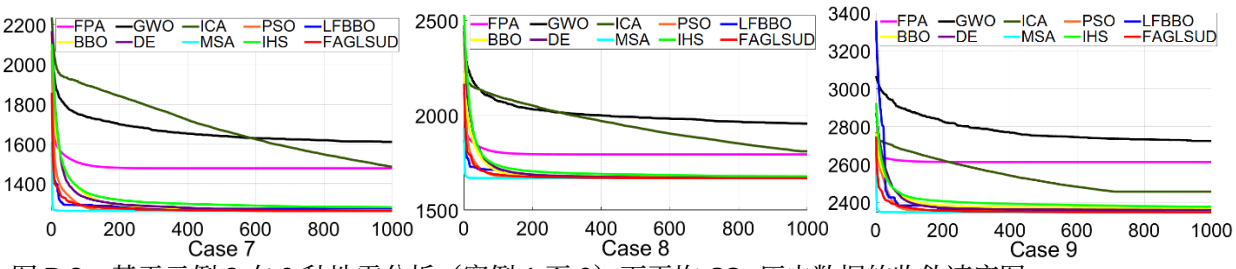


图 B 3：基于示例 2 在 9 种地震分析（案例 1 至 9）下平均 CO_2 历史数据的收敛速度图

表 B 1：FAGLSUD 在示例 2 的 9 种地震分析中得到的最终低成本最优挡土墙设计变量及其对应的成本目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	Cost
1	2.90	0.87	0.47	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	97.82	56.11	56.04	20.19	246.78
2	3.89	1.22	0.59	0.30	0.54	2.60	0.32	0.30	129.16	56.87	56.60	20.29	310.53
3	4.92	1.55	0.66	0.30	0.54	4.40	0.32	0.30	166.01	56.00	56.04	20.66	382.98
4	2.90	0.87	0.41	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	77.72	56.57	56.07	20.17	228.79
5	3.67	1.09	0.57	0.30	0.54	2.90	0.30	0.30	114.99	56.22	56.97	20.39	291.23
6	4.91	1.47	0.66	0.30	0.54	3.84	0.30	0.30	159.54	57.00	56.37	20.07	376.07
7	2.90	1.56	0.33	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	51.81	56.90	56.77	20.87	206.93
8	3.40	0.94	0.49	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	111.06	56.66	56.59	20.95	270.63
9	4.99	1.43	0.65	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	159.78	56.01	56.00	20.23	377.77

表 B 2：FAGLSUD 在示例 2 的 9 种地震分析中得到的最终低成本最佳重量挡土墙设计变量及其对应的重量目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	重量
1	2.90	1.02	0.36	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	139.21	56.90	56.64	20.20	8637.37
2	3.83	1.25	0.48	0.30	0.54	2.60	0.67	0.67	157.46	56.73	56.07	77.70	10706.23
3	4.91	1.56	0.65	0.30	0.54	2.60	0.67	0.67	170.11	56.28	56.11	77.66	13322.39
4	2.90	1.55	0.32	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	118.44	56.02	56.59	20.95	8274.76
5	3.61	1.07	0.43	0.30	0.54	3.17	0.30	0.30	152.05	56.53	56.75	20.33	10080.21
6	4.89	1.46	0.62	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	170.95	56.80	56.84	20.84	13101.59
7	2.90	1.02	0.30	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	61.13	56.76	56.66	20.01	8093.10
8	3.35	0.94	0.39	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	144.65	56.38	56.11	20.55	9439.61
9	4.97	1.42	0.62	0.30	0.54	2.71	0.30	0.30	170.88	56.97	56.55	20.07	13176.35

表 B 3：FAGLSUD 在 9 种地震分析条件下为示例 2 得出的最终低值最佳挡土墙设计变量及其对应的目标值

案例	*X1*	*X2*	*X3*	*X4*	*X5*	*X6*	*X7*	*X8*	*R1*	*R2*	*R3*	*R4*	CO_2
1	2.90	0.87	0.51	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	90.02	56.01	56.69	20.21	1515.09
2	3.90	1.23	0.64	0.30	0.54	2.92	0.32	0.30	122.97	56.94	56.55	20.08	1913.69
3	4.92	1.54	0.66	0.30	0.54	3.91	0.32	0.30	166.78	56.83	56.07	20.81	2383.29
4	2.90	1.54	0.44	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	71.21	56.45	56.86	20.03	1400.15
5	3.67	1.09	0.59	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	111.56	56.14	56.17	20.36	1791.28

6	4.89	1.46	0.62	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	170.95	56.80	56.84	20.84	2336.12
7	2.90	1.05	0.34	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	47.35	56.44	56.76	20.12	1260.95
8	3.42	0.95	0.54	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	97.10	56.29	56.27	20.12	1663.48
9	4.99	1.43	0.65	0.30	0.54	2.60	0.30	0.30	159.73	56.15	56.83	20.90	2346.62

附录 C

表 C 1：FAGLSUD 与总排名第二、第三和第四的方法（如 MSA、PSO 和 LFBBO）之间的成对比较，每组包含九个案例观测值 $n = 9$, $\alpha = 0.05$，以及 $W_{crit} = 5$ in

示例 1	**Mean Cost**	**观测值 FAGLSUD**		**MSA**	**差异 绝对值**	**差异**	**Rank**	**W_{stat}**
		案例1	62.45	62.50	-0.05	0.05	3.50	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	83.93	83.98	-0.05	0.05	3.50	
		案例3	116.71	116.97	-0.26	0.26	8	
		案例4	59.35	59.38	-0.03	0.03	2	
		案例5	79.51	79.62	-0.11	0.11	6	
		案例6	118.90	119.00	-0.10	0.10	5	
		案例7	56.88	56.89	-0.01	0.01	1	
		案例8	75.44	75.67	-0.23	0.23	7	
		案例9	131.06	131.89	-0.83	0.83	9	
	Mean 权重	案例1	2481.87	2481.97	-0.10	0.10	3	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	3055.33	3055.42	-0.09	0.09	2	
		案例3	4208.16	4209	-0.84	0.84	7	
		案例4	2472.46	2472.53	-0.07	0.07	1	
		案例5	2950.91	2951.20	-0.29	0.29	4	
		案例6	4308.41	4586.98	-278.57	278.57	9	
		案例7	2465.38	2466.45	-1.07	1.07	8	
		案例8	2858.19	2858.70	-0.51	0.51	5	
		案例9	4781.25	4782.02	-0.77	0.77	6	
	Mean CO_2	案例1	379.97	379.99	-0.02	0.02	2.50	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	512.66	512.80	-0.14	0.14	5	
		案例3	712.77	712.79	-0.02	0.02	2.50	
		案例4	359.07	359.80	-0.73	0.73	8	
		案例5	484.01	484.99	-0.98	0.98	9	
		案例6	728.47	728.84	-0.37	0.37	7	
		案例7	342.11	342.19	-0.08	0.08	4	
		案例8	459.37	459.38	-0.01	0.01	1	
		案例9	805.37	805.64	-0.27	0.27	6	
示例 2	**Mean Cost**	案例1	247.39	247.78	-0.39	0.39	4.50	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	311.00	312.75	-1.75	1.75	9	
		案例3	382.43	383.98	-1.55	1.55	8	
		案例4	229.41	229.80	-0.39	0.39	4.50	
		案例5	292.34	293.28	-0.94	0.94	7	
		案例6	376.53	376.57	-0.04	0.04	1	
		案例7	207.56	207.93	-0.37	0.37	3	
		案例8	271.40	271.64	-0.24	0.24	2	
		案例9	378.02	378.77	-0.75	0.75	6	
	Mean 权重	案例1	8640.82	8647.37	-6.55	6.55	8	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	10709.61	10718.52	-8.91	8.91	9	
		案例3	13323.81	13323.96	-0.15	0.15	3	
		案例4	8277.24	8277.76	-0.52	0.52	4	
		案例5	10087.33	10089.27	-1.94	1.94	6	

		案例6	13104.87	13105.60	-0.73	0.73	5	
		案例7	8093.61	8093.70	-0.09	0.09	1	
		案例8	9444.77	9449.88	-5.11	5.11	7	
		案例9	13179.25	13179.35	-0.10	0.10	2	
	Mean CO_2	案例1	1518.73	1519.29	-0.56	0.56	7	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	1918.97	2001.08	-82.11	82.11	9	
		案例3	2387.40	2387.49	-0.09	0.09	2	
		案例4	1403.28	1403.30	-0.02	0.02	1	
		案例5	1797.11	1797.48	-0.37	0.37	4	
		案例6	2338.04	2338.12	-1.08	1.08	8	
		案例7	1262.60	1262.98	-0.38	0.38	5	
		案例8	1668.25	1668.66	-0.41	0.41	6	
		案例9	2347.29	2347.64	-0.35	0.35	3	
示例 1	**Mean Cost**	**观测值 FAGLSUD PSO**			**差异 绝对值**	**差异**	**Rank**	**W_{stat}**
		案例1	62.45	62.86	-0.41	0.41	5	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	83.93	84.01	-0.08	0.08	3	
		案例3	116.71	117.36	-0.65	0.65	7	
		案例4	59.35	59.78	-0.43	0.43	6	
		案例5	79.51 (79.5101)	79.51 (79.5142)	-0.0041	0.0041	1	
		案例6	118.90	119.63	-0.73	0.73	8	
		案例7	56.88	57.15	-0.27	0.27	4	
		案例8	75.44	75.49	-0.05	0.05	2	
		案例9	131.06	131.80	-0.74	0.74	9	
	Mean 权重	案例1	2481.87	2487.09	-5.22	5.22	5	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	3055.33	3058.40	-2.87	2.87	2	
		案例3	4208.16	4211.16	-3.00	3.00	3	
		案例4	2472.46	2477.83	-5.37	5.37	6	
		案例5	2950.91	2953.54	-2.63	2.63	1	
		案例6	4308.41	4312.14	-3.73	3.73	4	
		案例7	2465.38	3058.40	-593.02	593.02	9	
		案例8	2858.19	3058.40	-200.21	200.21	8	
		案例9	4781.25	4789.49	-8.24	8.24	7	
	Mean CO_2	案例1	379.97	380.88	-0.91	0.91	3	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	512.66	513.31	-0.65	0.65	2	
		案例3	712.77	721.6	-8.83	8.83	9	
		案例4	359.07	361.17	-2.10	2.10	6	
		案例5	484.01	485.55	-1.54	1.54	4	
		案例6	728.47	734.68	-6.21	6.21	8	
		案例7	342.11	344.07	-1.96	1.96	5	
		案例8	459.37	459.48	-0.11	0.11	1	
		案例9	805.37	810.16	-4.79	4.79	7	
示例 2	**Mean Cost**	案例1	247.39	247.85	-0.46	0.46	4	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	311.00	311.74	-0.74	0.74	5	
		案例3	382.43	384.26	-1.83	1.83	8	
		案例4	229.41	247.85	-18.44	18.44	9	
		案例5	292.34	292.38	-0.04	0.04	1	
		案例6	376.53	377.50	-0.97	0.97	7	
		案例7	207.56	207.69	-0.13	0.13	2	
		案例8	271.40	271.73	-0.33	0.33	3	
		案例9	378.02	378.88	-0.86	0.86	6	
	Mean 权重	案例1	8640.82	8644.37	-3.55	3.55	7	7 ($>W_{crit}$)
		案例2	10709.61	10709.76	-0.15	0.15	1	

		案例3	13323.81	13325.32	-1.51	1.51	6	
		案例4	8277.24	8281.45	-4.21	4.21	8	
		案例5	10087.33	10086.42	+0.91	0.91	4	
		案例6	13104.87	13105.54	-0.67	0.67	2	
		案例7	8093.61	8098.19	-4.58	4.58	9	
		案例8	9444.77	9444.05	+0.72	0.72	3	
		案例9	13179.25	13180.74	-1.49	1.49	5	
	Mean CO_2	案例1	1518.73	1521.29	-2.56	2.56	4	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	1918.97	1923.36	-4.39	4.39	6	
		案例3	2387.40	2392.94	-5.54	5.54	8	
		案例4	1403.28	1404.99	-1.71	1.71	1	
		案例5	1797.11	1799.73	-2.62	2.62	5	
		案例6	2338.04	2342.87	-4.83	4.83	7	
		案例7	1262.60	1265.12	-2.52	2.52	3	
		案例8	1668.25	1670.51	-2.26	2.26	2	
		案例9	2347.29	2353.55	-6.26	6.26	9	
示例 1	**Mean Cost**	**观测值 FAGLSUD LFBBO**			**差异 绝对值差异**		**Rank**	**W_{stat}**
		案例1	62.45	63.16	-0.71	0.71	3	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	83.93	89.08	-5.15	5.15	9	
		案例3	116.71	121.31	-4.60	4.60	8	
		案例4	59.35	59.37	-0.02	0.02	2	
		案例5	79.51	82.33	-2.82	2.82	7	
		案例6	118.90	121.33	-2.43	2.43	6	
		案例7	56.88	56.89	-0.01	0.01	1	
		案例8	75.44	77.21	-1.77	1.77	5	
		案例9	131.06	131.83	-0.77	0.77	4	
	Mean 权重	案例1	2481.87	2481.96	-0.09	0.09	2	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	3055.33	3124.30	-68.97	68.97	6	
		案例3	4208.16	4367.50	-159.34	159.34	8	
		案例4	2472.46	2472.63	-0.17	0.17	3	
		案例5	2950.91	2952.64	-1.73	1.73	5	
		案例6	4308.41	4520.78	-212.37	212.37	9	
		案例7	2465.38	2465.45	-0.07	0.07	1	
		案例8	2858.19	2858.56	-0.37	0.37	4	
		案例9	4781.25	4876.12	-94.87	94.87	7	
	Mean CO_2	案例1	379.97	386.36	-6.39	6.39	4	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	512.66	556.09	-43.43	43.43	8	
		案例3	712.77	800.85	-88.08	88.08	9	
		案例4	359.07	359.96	-0.89	0.89	2	
		案例5	484.01	510.76	-26.75	26.75	7	
		案例6	728.47	741.45	-12.98	12.98	5	
		案例7	342.11	342.18	-0.07	0.07	1	
		案例8	459.37	473.40	-14.03	14.03	6	
		案例9	805.37	808.68	-3.31	3.31	3	
示例 2	**Mean Cost**	案例1	247.39	248.33	-0.94	0.94	3	0 ($<W_{crit}$)
		案例2	311.00	315.27	-4.27	4.27	9	
		案例3	382.43	385.75	-3.32	3.32	8	
		案例4	229.41	229.42	-0.01	0.01	1	
		案例5	292.34	294.03	-1.69	1.69	4	
		案例6	376.53	378.33	-1.80	1.80	5	
		案例7	207.56	207.84	-0.28	0.28	2	
		案例8	271.40	274.32	-2.92	2.92	7	
		案例9	378.02	380.09	-2.07	2.07	6	

	Mean 权重	案例1	8640.82	9091.10	-450.28	450.28	7	0 (<W_{crit})
		案例2	10709.61	10744.01	-34.40	34.40	2	
		案例3	13323.81	13439.86	-116.05	116.05	5	
		案例4	8277.24	9024.82	-747.58	747.58	8	
		案例5	10087.33	10186.39	-132.06	132.06	6	
		案例6	13104.87	13196.88	-92.01	92.01	4	
		案例7	8093.61	8093.70	-0.09	0.09	1	
		案例8	9444.77	10486.56	-1041.79	1041.79	9	
		案例9	13179.25	13260.20	-80.95	80.95	3	
	Mean CO_2	案例1	1518.73	1550.47	-31.74	31.74	8	0 （<W_{crit}）
		案例2	1918.97	1946.65	-27.68	27.68	6	
		案例3	2387.40	2399.99	-12.59	12.59	5	
		案例4	1403.28	1403.73	-0.45	0.45	1	
		案例5	1797.11	1856.41	-59.30	59.30	9	
		案例6	2338.04	2366.00	-27.96	27.96	7	
		案例7	1262.60	1273.20	-10.60	10.60	3	
		案例8	1668.25	1669.86	-1.61	1.61	2	
		案例9	2347.29	2358.57	-11.28	11.28	4	

在此，我们使用全部六组案例观测，对 FAGLSUD 与本研究中使用的其他 RCC 设计优化算法（MSA、PSO 和 LFBBO）进行详细的两两比较。

对于 FAGLSUD 与 MSA 的两两比较，我们计算了以下数值：负差值秩和 $T_- = 45$、正差值秩和 $T_+ = 0$、Wilcoxon符号秩检验统计量 W

$_{stat} =$ $_{-}$ $_{+} = 0$ $_{crit} = 5$ α min (T, T)，以 = 0 05 $_{stat} <$ $_{crit}$ 及临界值 W at . .。所得关系 W W 证实，在所有观测值和所有目标下，FAGLSUD 与 MSA 之间的差值中位数均为零。因此，拒绝零假设 H_0，转而支持备择假设 H_1，即差值中位数不为零。因此，我们发现 FAGLSUD 与 MSA 之间存在显著差异。

根据上述相同的量可以看出，对于六组案例观测中的每一组，FAGLSUD在统计上均优于LFBBO及其他竞争力较弱的方法。在所有案例观测和所有目标值中，所得关系 $W_{stat} < W_{crit}$ 证实，FAGLSUD在统计上显著优于其他方法。

唯一的例外是FAGLSUD与PSO的成对比较：在6组案例观测中，FAGLSUD仅在其中5组的统计表现优于PSO。对于其中1组案例观测，我们得到关系 $W_{stat} > W_{crit,}$ ，这表明FAGLSUD与PSO之间的差值中位数（示例 2中的平均权重目标值）不为零；因此，两者的统计表现相近（且均优于其他方法）。测量值如下：负差值秩和$T_- = 38$、正差值秩和$T_+ = 7$、Wilcoxon符号秩检验统计量$W_{stat} = \min(T_-, T_+) = 7$，以及临界值$W_{crit} = 5$，取值为$\alpha = 0.05$。