

基于多目标进化算法和SWMM的LID设施空间布局优化研究

程麒铭¹, 尹超², 陈垚^{1,3}, 杨真梅², 苏义鸿¹, 刘非^{1,3}

(1. 重庆交通大学河海学院, 重庆 400074; 2. 江津区生态环境监测站, 重庆 402260;
3. 重庆交通大学环境水利工程重庆市工程实验室, 重庆 400074)

摘要:针对传统算法无法满足低影响开发(LID)设施空间布局优化模型求解的性能要求的问题,以重庆秀山海绵城市建设区为研究区,基于MATLAB软件的platEMO4.0平台,对比分析了NSGA-II、NSGA-III、MOEAD、PICEA-g、MOEAPSL、CCMO与CAMOEAE7种多目标进化算法对LID设施空间布局优化问题的求解结果与性能评价指标,并提出最佳方案。结果表明:新算法大部分性能指标优于传统算法,其中CCMO算法的多样性与收敛性最佳,而MOEAPSL算法的求解速度最快,搜索能力最强,且最优解数量最多;采用CCMO和MOEAPSL算法可获得研究区不同降雨重现期下的Pareto近似前沿,即LID设施空间布局的最优解集;以径流削减为控制目标的最佳方案在降雨重现期为5~100 a时径流总量控制率为67.23%~76.70%,洪峰流量削减率为66.42%~77.86%,LID单位面积建设成本为203.90~245.23元/m²。

关键词:多目标进化算法;SWMM;LID设施;空间布局;platEMO4.0平台

中图分类号:TV122;TU992 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2024)01-0108-09

Spatial layout optimization of LID facilities based on multi-objective evolutionary algorithm and SWMM//CHENG Qiming¹, YIN Chao², CHEN Yao^{1,3}, YANG Zhenmei², SU Yihong¹, LIU Fei^{1,3} (1. College of River and Ocean Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China; 2. Jiangjin District Ecological Environment Monitoring Station, Chongqing 402260, China; 3. Engineering Laboratory of Environmental Hydraulic Engineering of Chongqing, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: In response to the problem that traditional algorithms cannot meet the performance requirements of low impact development (LID) facility spatial layout optimization models, taking the construction pilot of Xiushan sponge city in Chongqing as an example. The platEMO4.0 platform based on MATLAB software was used to compare and analyze the solution results and performance evaluation indicators of seven multi-objective evolutionary algorithms, including NSGA-II, NSGA-III, MOEAD, PICEA-g, MOEAPSL, CCMO, and CAMOEAE, for the optimization problem of LID facility spatial layout, and the best solution was proposed. The results show that most performance indicators of new algorithms are better than traditional algorithms, with CCMO algorithm having the best diversity and convergence, while MOEAPSL algorithm has the fastest solving speed, strongest search ability, and the highest number of optimal solutions. The CCMO and MOEAPSL algorithms can be used to obtain the Pareto approximate frontier, which is the optimal solution set for the spatial layout of LID facilities, under different rainfall recurrence periods in the study area. The optimal plan with runoff reduction as the control objective has a total runoff control rate of 67.23%~76.70%, a peak flow reduction rate of 66.42%~77.86%, and a construction cost of 203.90~245.23 yuan/m² for LID under a rainfall return period of 5~100 years.

Key words: multi-objective evolutionary algorithm; SWMM; LID facility; spatial layout; platEMO4.0 platform

快速城市化导致不透水下垫面比例不断增加,造成城市水文过程发生剧变,使得径流峰值流量和地表径流量剧增。同时气候变化和全球变暖也导致

极端暴雨事件不断发生,在一定程度上也增加了城市洪涝风险^[1-3]。为有效削减地表径流,并控制径流污染物负荷,我国在低影响开发(low impact

基金项目:重庆市技术创新与应用发展专项重点项目(CSTB2022TIAD-KPX0200);重庆市建设科技计划项目(城科学2020第5-7)

作者简介:程麒铭(1996—),男,博士研究生,主要从事城市雨洪管理研究。E-mail: 823043699@qq.com

通信作者:陈垚(1983—),男,教授,博士,主要从事水污染防治与城市雨洪管理研究。E-mail: chen Yao@cqjtu.edu.cn

development, LID) 理念的基础上提出了海绵城市建设, 以实现城市雨洪管理目标^[4-5]。在海绵城市建设中, 通常采用雨水花园、生物滞留池和透水铺装等 LID 设施^[6]。为实现径流控制和污染物削减目标, 通常需要在街区或城区尺度对不同 LID 设施进行组合布局。但由于子汇水区数量较多, LID 设施设置的数量、面积和空间位置等因素均可能影响 LID 设施的空间布局方案, 进而影响海绵城市的洪涝缓减成效、水质改善等建设目标的可达性及其建设成本^[7-9]。显然, LID 设施的类型选择、布局位置和设置规模可形成无数种空间布局组合方案, 如何在最低建设成本下寻求最优空间布局方案实现最佳建设效果是一个多目标优化问题^[10]。目前, 多目标优化问题的常用求解方法主要有 3 种^[11]: 一是基于分解的多目标进化算法, 其通过建立两个或多个目标函数之间的权重关系, 将多目标问题转化为单目标问题^[12], 随后利用遗传算法 (genetic algorithm, GA)、粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 等传统单目标优化算法进行求解; 二是基于支配的多目标进化算法, 其利用 Pareto 的适应度分配策略结合进化算法求解多目标问题, 而当问题之间存在矛盾关系时, 求解结果成为 Pareto 前沿^[13]; 三是基于指标的多目标进化算法, 其利用性能评价指标对文件进行搜索求解。虽然上述 3 类算法均可用于求解多目标优化问题, 但是算法的选择不仅会影响计算的收敛速度, 而且也会影响 Pareto 最优解。针对 LID 设施的空间布局优化问题, 由于存在性能最大化目标和成本最低化目标的矛盾关系, 并不适合将其转化为单目标问题进行求解。

因暴雨洪水管理模型 (storm water management model, SWMM) 具有开源特性, 被广泛用于城市雨洪管理的水文模拟研究^[14], 因此许多学者倾向于利用 SWMM 进行不同空间布局方案的性能模拟, 并结合多目标优化算法求解空间布局优化问题。例如: 刘军等^[15]利用 SWMM 与 NSGA-III 算法对城市管网系统进行优化, 显著提高了管网成本效益和径流控制率; 彭周洋等^[16]利用 SWMM 与 NSGA-III 算法对调蓄设施进行空间布局优化, 使优化后的调蓄设施建设成本更低且截留效率更高; 李莹等^[17]利用 SWMM 与 NSGA-II 算法对 LID 设施的布设比例进行了优化, 验证了 SWMM 与 NSGA-II 算法结合进行优化计算的有效性, 该研究采用的多元回归法虽能提升进化算法的收敛速度, 但计算结果存在一定的误差; 董新宇等^[18]和李江云等^[19]等则通过将 SWMM 与 NSGA-II 算法直接耦合的方法对海绵城市建设进行了优化研究, 有效避免了因建立回归关系而产生的

计算误差。此外, 还可利用 OSTRICH 优化工具箱与 SWMM 进行结合来求解多目标优化问题^[20-21]。为解决算法的计算收敛速度问题, Ngamalieu-Nengoue 等^[22]在利用 SWMM 与 NSGA-II 算法进行管网多目标优化问题求解时, 尝试引入伪遗传算法 (pseudo genetic algorithm, PGA) 来提升算法的收敛速度; Yu 等^[23]则利用 SWMM 与 PICEA-g 算法得出了最优成本下的 LID 设施空间布局方案。

虽已有学者成功将 SWMM 结合不同算法对多目标优化问题进行了求解, 但普遍存在进化算法迭代次数较多, 且与 SWMM 相结合的计算耗时较长等问题。同时, 研究多局限在 NSGA-II、NSGA-III、PGA 等传统算法, 而这些算法已无法满足 LID 设施空间布局优化问题对计算结果的需求, 并且不同优化算法的计算时长、Pareto 最优解数量与质量等性能指标也缺少评价分析, 难以寻找出适合多目标下 LID 空间布局优化问题的最佳优化算法。鉴于此, 本文以重庆秀山海绵城市建设区域为例, 基于 MATLAB 软件的 platEMO4.0 平台, 对比分析 NSGA-II、NSGA-III、MOEAD、PICEA-g、MOEAPSL、CCMO 与 CAMOE7 种多目标进化算法对 LID 设施空间布局优化问题的求解结果, 并结合超体积 (hypervolume, HV)、可行率 (feasible rate, FR)、间距、运行时间和 Pareto 最优解等指标对算法的性能指标进行综合评价, 探寻适合 LID 设施空间布局优化问题的最佳多目标进化算法。在此基础上建立研究区域海绵城市建设成本与洪峰流量削减之间的关系, 并提出不同控制目标下的 LID 设施空间布局最佳方案。

1 研究区概况与研究方法

1.1 研究区概况

重庆市秀山土家族苗族自治县地处北纬 28°9′43″~28°53′5″, 东经 108°43′6″~109°18′58″之间, 属亚热带湿润季风气候, 降水充沛, 城区多年平均降水量为 1350.1 mm。研究区位于秀山海绵城市试点区域南侧, 包括政府大楼、中学、居住小区和公共绿化设施等不同土地利用类型, 总面积为 61 hm², LID 设置参数、各下垫面面积和占比详见文献[24]。根据相关管网资料、下垫面类型和地形条件等基础资料构建 SWMM, 并基于下垫面汇水条件将研究区划分为 27 个子汇水区 (S1~S27)、36 个节点、33 个管段和 3 个总排水口, 具体情况见图 1。利用安设的雨量表和流量在线监测设备记录降雨数据和径流数据。根据海绵城市建设方案, 研究区主要采用透水铺装 (设置于人行道和广场等区域)、生物滞留池

(设置于道路两侧绿化带)和雨水花园(设置于居住小区、校园、广场等区域)等3类LID设施。2016—2017年的径流量监测结果表明^[24],现有LID设施空间布局方案的洪峰流量削减率为59.7%,径流总量控制率为67.4%,并未达到年径流控制率为75%的管控目标。

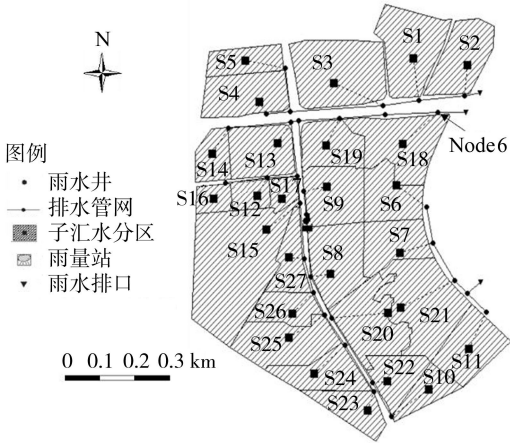


图1 研究区SWMM子汇水区划分

Fig.1 Division of SWMM sub catchment area in study area

1.2 模型参数率定

SWMM 参数率定采用课题组前期研究的 BP 神经网络方法,共率定 8 个参数,以 4 场不同强度降雨资料率定后纳什效率系数 (NSE) 高达 0.856,方法与率定数据详见文献[25],参数率定结果如表 1 所示。

表1 SWMM 参数率定结果

Table 1 SWMM parameter calibration results

水文参数	名称缩写	单位	率定值
不渗透性粗糙系数	N-Imp		0.028 1
渗透性粗糙系数	N-P		0.233 8
不渗透性洼地蓄水量	S-Imp	mm	4.064 8
渗透性洼地蓄水量	S-P	mm	9.870 4
无洼地蓄水不渗透性	Z-Imp	%	17.799 6
最大渗入速率	Max-In	mm/h	72.486 5
最小渗入速率	Min-In	mm/h	11.995 2
渗入衰减系数	De-Con	h ⁻¹	4.293 6

1.3 优化模型建立

通过在子汇水区上布设 LID 设施,以最低建设成本实现最大的洪峰流量削减目标,即以 27 个子汇水区上的 3 种 LID 设施为模型自变量(共计 81 个自变量),并以 LID 设施建设成本与洪峰流量为 2 个目标函数,建立多目标优化模型:

$$\min f_1 = \sum_{i=1}^{27} \sum_{j=1}^3 S_{ij} M_j \tag{1}$$

$$\min f_2 = g(S_{ij}) \tag{2}$$

式中: f_1 为研究区 LID 设施建设成本函数; S_{ij} 为第 i 个子汇水区域上第 j 类 LID 设施面积; M_j 为第 j 类

LID 设施单位面积建设成本; f_2 为洪峰流量; g 为 SWMM 计算与结果提取函数,由 MATLAB 编程而得。

由于 LID 设施面积不能大于该子汇水区域总面积,故需设置约束条件如下:

$$\sum_{j=1}^3 S_{ij} \leq S'_i \tag{3}$$

式中 S'_i 为第 i 个子汇水区域面积。

根据秀山海绵城市建设的相关工程资料,雨水花园、生物滞留池和透水铺装等 LID 设施的单位面积建设成本分别为 150、500 和 600 元/m²。

1.4 设计降雨过程线

设计降雨过程线根据秀山县暴雨强度公式采用芝加哥雨型生成器生成,设计降雨时间为 120 min,根据相关气象资料^[26]设置雨峰峰值比例为 0.3,降雨重现期 (P) 分别为 5、10、20、50 和 100 a,如图 2 所示。

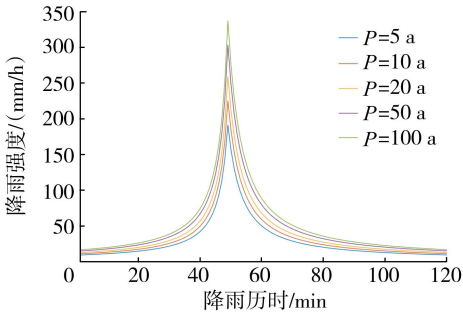


图2 设计降雨过程线

Fig.2 Design rainfall hydrograph

1.5 模型求解算法与性能评价指标

针对本文建立的多目标优化模型,基于 MATLAB 的 PlatEMO4.0 平台^[27],分别采用 NSGA-II、NSGA-III、MOEAD、PICEA-g、MOEAPSL、CCMO 和 CAMOEa7 种算法进行求解。其中,NSGA-II 和 NSGA-III 为多目标遗传算法,而 MOEAD 是基于分解的多目标优化算法,均属于传统算法^[28-29];PICEA-g、MOEAPSL、CCMO 和 CAMOEa 属于近年来提出的新算法^[30-31]。PICEA-g 算法属于多偏好向量引导的协同进化算法,计算性能优于 NSGA-II 算法^[32];MOEAPSL 算法主要利用无监督神经网络求解多目标优化问题,对大规模优化问题具有较好效果;CCMO 算法是基于协同进化框架的多目标优化算法,适合于求解复杂约束问题;CAMOEa 算法为基于聚类的自适应进化算法,适合求解不规则且不连续的 Pareto 前沿问题。由于真实问题的 Pareto 前沿往往无法获知,也无法选用针对性的算法,故本文尝试采用上述 7 种算法求解多目标优化问题,并评价各算法的性能指标。

多目标优化算法的性能评价指标较多,应用最广泛的指标为 HV 和反世代距离 (inverted generational distance, IGD)^[33-34],其余常用指标还包括 FR、间距、运行时间和 Pareto 最优解等。HV 表示参考点与解集之间围成空间的体积,值越大表示解集的收敛性与多样性越好,在 platEMO4.0 平台中, HV 参考点为初始种群的最大值,计算方法详见文献[35]。IGD 表示各参考点到最近解的平均距离,用于衡量解集的收敛性与多样性,由于实际问题无法获知真实的 Pareto 前沿,故该指标并不适用于实际问题的计算。FR 为含约束条件多目标问题的专用指标,表示种群是否满足约束条件,当 FR 值为 1,则表明所有种群满足约束条件,否则存在某些种群值不满足约束。由于算法初始解均为随机生成,因此约束条件随迭代次数增加而越早满足则能越早搜索到可行解。间距表示算法搜索到的解到其他解的最小距离标准差,间距值越小,表明算法所获得的解集越均匀,计算方法详见文献[36-37]。运行时间表示在算法初始种群数量和运行环境相同的情况下,算法运行至结束所耗费的时间,单位为 s。Pareto 最优解表示算法达到最大迭代次数后,在形成的 Pareto 近似前沿中未被强 Pareto 支配的解数量,单位为个。本文采用 HV、FR、间距、运行时间和 Pareto 最优解作为算法性能的评价指标。

2 结果与分析

2.1 Pareto 近似前沿

结合 SWMM 运算工作量和计算机运行环境硬件配置性能 (Inter® Xeon® Platinum 8352Y),考虑到算法计算复杂度较大且耗时较长,因此仅在重现期 $P=5$ a 降雨条件下考察 7 种算法获得的 Pareto 近似前沿 (图 3),设置初始种群数量为 200,运行次数为 2 万次。

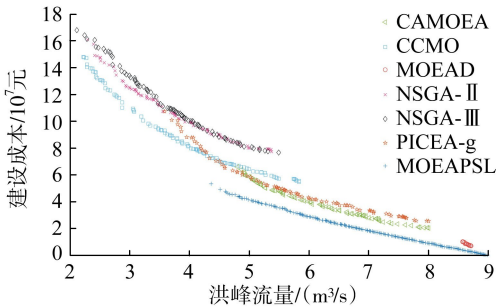


图3 不同算法的 Pareto 近似前沿

Fig.3 Pareto approximate frontier of different algorithms

由图 3 可见,传统算法中,NSGA-II 和 NSGA-III 算法的解集主要集中在左上空间区域,且绝大多数解集均能被其余解集所强 Pareto 支配,仅 NSGA-III

算法存在 1 个解未被其余解集强 Pareto 支配; MOEAD 算法解集则主要集中在右下空间区域,这是由于受初始解随机性的影响,使得该算法在多次运行后勉强寻找到解集,但其对可行解的搜索能力较弱,同时获得的解集劣于其余算法解集,且解集数量也较少。新算法中,CAMOEa 算法与 PICEA-g 算法解集重合度较高,但 CAMOEa 算法主要集中在中部与右下空间区域,而 PICEA-g 算法的解集则均匀分布于中部空间区域,同时两种算法的解集均能被其余解集所强 Pareto 支配;CCMO 算法解集主要集中在左上空间区域,而 MOEAPSL 算法解集则集中在右下空间区域,且这两种算法解集均为 Pareto 最优解。从解集质量来看,建设成本较小方案中,MOEAPSL 算法优于其他算法,而在建设成本较大方案中,CCMO 算法更优。虽然 NSGA-III 算法有 1 个解未被其余解集所完全支配,但仍可提供参考方案。在剔除所有被强 Pareto 支配的解集后,可获得不同算法下的不连续 Pareto 近似前沿,以 $P=5$ a 为例,结果见图 4。

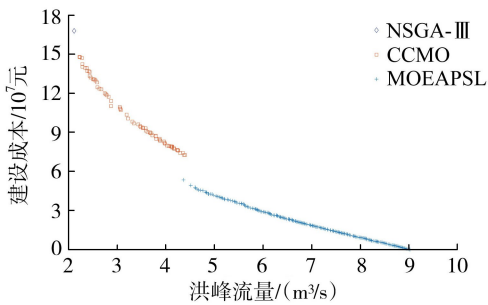


图4 $P=5$ a 时不同算法的不连续 Pareto 近似前沿

Fig.4 Discontinuous Pareto approximation frontiers of different algorithms with $P=5$ a

2.2 算法性能指标评价

表 2 为各算法的性能评价指标值,其中 HV 和间距指标均为算法运行结束后的最终值,而 FR 指标为算法第一次寻找到可行解的迭代次数。由于 MOEAD 算法各性能指标较差,本文不再继续对该算法的性能评价指标进行分析。其余算法的 HV、FR 和间距性能变化规律如图 5 所示。

表 2 各算法的性能评价指标值

Table 2 Evaluation index value of different algorithms					
算法	HV	FR	间距	运行时间/s	Pareto 最优解/个
PICEA-g	0.581	6400	831 629	9 960	0
NSGA-III	0.646	5600	543 125	9 100	1
NSGA-II	0.629	5400	665 501	10 500	0
MOEAPSL	0.535	800	323 231	7 978	200
MOEAD	0.134	18 800	19 053	10 651	0
CCMO	0.667	5600	549 925	9 893	69
CAMOEa	0.485	10 600	319 929	9 067	0

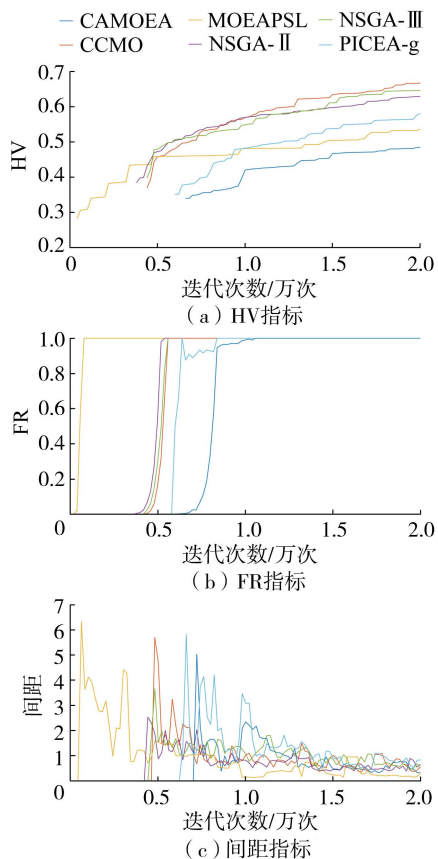


图5 各算法性能评价指标变化

Fig. 5 Changes in performance evaluation indicators of different algorithms

由图5可见,所有算法的HV值均随迭代次数的增加而增加,且运行2万次后,CCMO算法的HV值最大,而MOEAD算法的HV值最小。结果表明,CCMO算法的收敛性和多样性最好,而MOEAD算法的HV性能较差。同时,解集质量较高的MOEAPSL算法在HV性能上不及NSGA-II和NSGA-III算法,并略劣于PICEA-g算法。MOEAPSL算法的FR性能最优,仅需迭代800次便可搜寻到所有种群的可行解,而NSGA-II、NSGA-III、PICEA-g和CCMO算法均需迭代5000次左右才能搜寻到可行解。由表2可知,MOEAD算法的FR性能最差,几乎在迭代结束前才能搜寻到可行解。结果表明,MOEAD算法搜索能力较差,而MOEAPSL算法搜索能力最强。虽然MOEAD算法的间距值最小,但该指标与解数量存在相关性,即解数量越少,指标值越小,故不再具有参考意义。其余算法中,CAMOEa算法的间距性能最佳,略优于MOEAPSL算法,而PICEA-g算法最差。结果表明,CAMOEa算法的解集均匀性较好,而PICEA-g算法的解集由于过多集中于右下空间区域(图3),导致该算法的解集均匀性较差。另外,由表2可知,MOEAPSL算法的运行时长明显低于其他算法,其次为CAMOEa算法与

NSGA-III算法,而MOEAD算法运行耗时最长。同时,MOEAPSL算法的所有种群均形成了Pareto最优解,CCMO算法则寻找到了69个Pareto最优解,NSGA-III算法则只能寻找到了1个Pareto最优解,而其余算法由于解集被其余解集所强Pareto支配,并未形成Pareto最优解。由此可见,MOEAPSL算法在FR、运行时间和Pareto最优解上性能最佳,CCMO算法具有最佳的HV性能,CAMOEa算法具有最佳的间距性能,而MOEAD算法各指标性能最差。综合各指标性能,MOEAPSL算法最佳,其次为CCMO算法和NSGA-III算法。

2.3 不同降雨重现期下的LID设施布局方案

由于CCMO算法与MOEAPSL算法综合性能较优,且提供的Pareto最优解数量较多,并考虑到NSGA-III算法所能提供的解较少(仅1个),且计算耗时较长,故仅考察CCMO和MOEAPSL两种算法在 P 分别为10、20、50、100 a时的Pareto近似前沿,如图6所示, $P=5$ a条件下两算法的Pareto近似前沿见图4。

由图4和图6可见,每个点均包含一个理论上最佳的LID设施空间布局方案,但由于Pareto近似前沿存在不连续性,使得MOEAPSL算法与CCMO算法之间形成较大空隙。以 $P=100$ a为例,若将LID设施空间布局方案选在两个算法的不连续处,洪峰流量削减率仅增加2.1%,而建设成本却增加39.4%。显然,选择Pareto近似前沿的不连续点处LID设施空间布局方案不合理。由于现状LID设施的布局方案不满足径流管控要求,后续不再做进一步对比分析。根据不同降雨重现期下LID设施空间布局方案,建立起LID设施建设成本与洪峰流量削减率之间的关系(图7),进而得到3种LID设施空间布局方案,即方案A、方案B和方案C。各方案在不同降雨重现期下的LID设施布设比例如图8所示。可见,方案A、方案B和方案C的透水铺装设施布设比例均最大,均值分别为45.83%、43.28%和26.74%,生物滞留池布设比例均值分别为16.74%、2.08%和0%,雨水花园布设比例均值分别为14.45%、1.56%和0%。其中,方案A虽建设成本较高,但洪峰流量削减能力也最佳,可满足径流削减目标要求;方案B处于不连续处下方,由于该处洪峰流量削减率和建设成本变化斜率较低,表明方案B在增加较少的建设成本可实现较大增幅的径流削减目标;方案C处于洪峰流量削减率30%附近,该方案建设成本较低,但径流削减能力也较低。

分别针对上述3个方案运行SWMM,获得各方案在不同降雨重现期下的建设成本、洪峰流量削

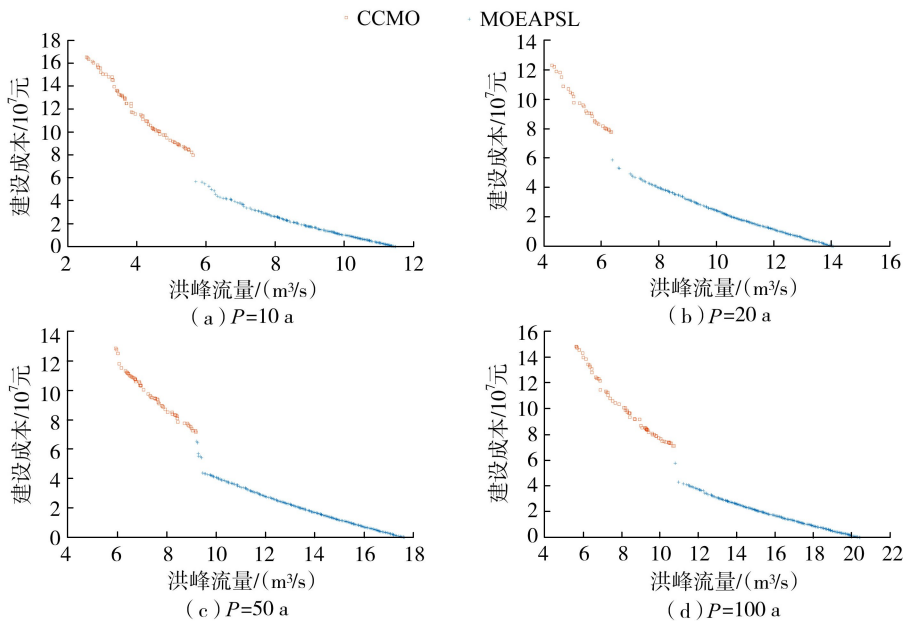


图 6 不同降雨重现期条件下的 Pareto 近似前沿

Fig. 6 Pareto approximate frontier under different rainfall return periods

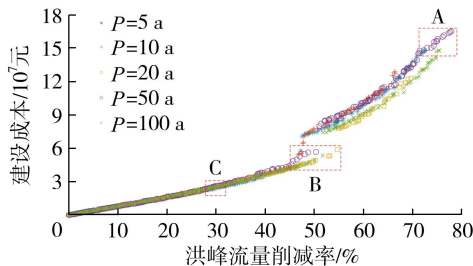


图 7 建设成本与洪峰流量削减率关系

Fig. 7 Relationship between construction cost and peak runoff reduction ratio

减率和径流总量控制率,结果见表 3。可见,方案 A 在不同降雨重现期下的洪峰流量削减率与径流总量控制率均最高,分别为 66.42% ~ 77.86% (均值 72.35%) 和 67.23% ~ 76.70% (均值 71.12%),较现有 LID 设施空间布局方案的径流控制能力有较大提升,但其平均单位面积建设成本高达 203.90 ~ 273.71 元/ m^2 (均值 236.28 元/ m^2),远高于方案 B 的 88.60 ~ 108.53 元/ m^2 (均值 96.76 元/ m^2) 和方案 C 的 41.00 ~ 43.45 元/ m^2 (均值 42.63 元/ m^2)。若以径流控制能力与建设成本的比值作为成本效应进行对比,显然方案 C 最佳,但由于我国海绵城市建设有明确的径流管控目标要求。因此,对于以径流管控目标为导向的新城区海绵城市建设方案的选择,应以方案 A 为主;而以现状问题(如径流污染控制等)为导向的老城区海绵城市建设方案,则应选择方案 C 或方案 B,以最小建设成本实现最大控制效果。

为进一步验证方案的可靠性,选取模型中最大汇水面积所在排出口前的管网汇接点 Node6(图 1)

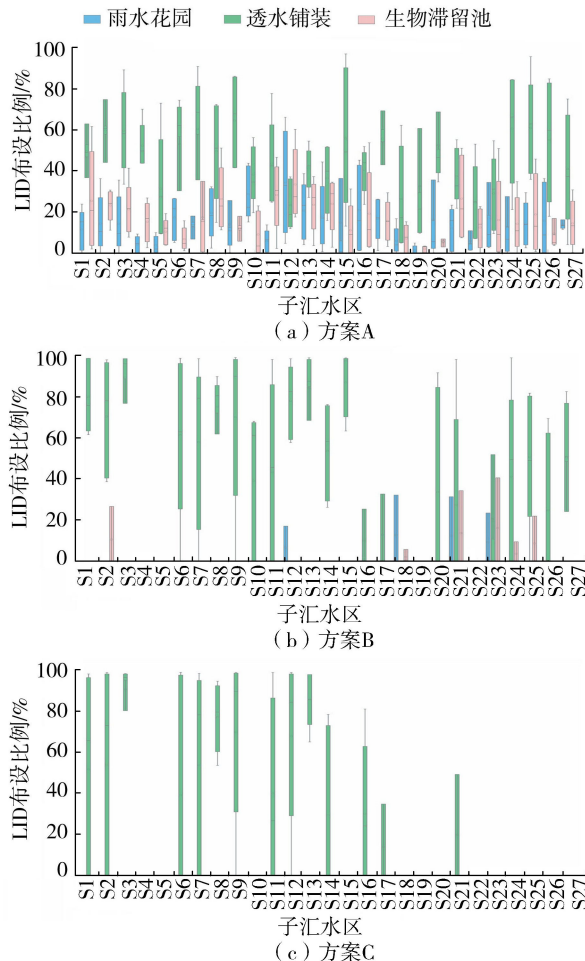


图 8 各方案子汇水区 LID 布设比例箱图

Fig. 8 Boxplots of LID layout of sub-catchment proportion of different scenarios

进行水文过程验证,利用 SWMM 对不同方案下该节点的水深情况进行模拟,结果如图 9 所示。可见,不

表3 各方案建设成本与径流控制效果

Table 3 Runoff reduction performance and construction cost of different scenarios

方案	P/a	洪峰流量		径流总量		单位面积 建设成本/ (元/m ²)
		流量/ (m ³ /s)	削减率/ %	流量/ 10 ³ m ³	控制率/ %	
A	5	2.22	75.39	5.64	73.47	245.23
	10	2.54	77.86	6.22	76.70	213.39
	20	4.28	69.58	9.94	69.23	203.90
	50	5.92	66.42	13.07	67.23	273.71
	100	5.62	72.49	14.19	68.97	245.18
B	5	4.36	51.66	10.91	48.68	95.41
	10	5.70	50.31	13.35	49.98	108.53
	20	6.38	54.66	15.19	52.97	97.38
	50	9.21	47.76	20.84	47.76	93.88
	100	10.79	47.19	24.77	45.83	88.60
C	5	6.30	30.16	15.36	27.75	42.63
	10	7.99	30.34	19.28	27.76	43.45
	20	9.83	30.14	23.47	27.34	42.63
	50	12.33	30.06	28.58	28.35	43.42
	100	14.28	30.10	33.50	26.74	41.00

同降雨重现期下,方案 A 对节点水深的控制能力均为最佳,而方案 B 和 C 则优于无 LID 设施方案,且不同空间布局的 LID 设施对径流的控制能力总体上呈现出随建设成本的增加而增强。但当降雨重现期分别为 50 a 和 100 a 时,该节点接近满负荷状态,使得方案 B 与方案 C 的控制效果较为接近,而无 LID 设施方案则发生节点溢流现象。

3 结 论

a. 最适合求解 LID 设施空间布局方案的多目标优化模型的算法为 CCMO 和 MOEAPSL 算法,其中 CCMO 算法的多样性与收敛性最佳,而 MOEAPSL 算法的求解速度最快,搜索能力最强,且最优解数量最多。以 CCMO 和 MOEAPSL 算法求解出重庆秀山海绵城市建设区域在降雨重现期分别为 5、10、20、50、100 a 时的 Pareto 近似前沿。

b. 研究区的 LID 设施空间布局优化方案中,方案 A(透水铺装 45.83%,生物滞留池 16.74%,雨水花园 14.45%)的径流控制能力最佳,但建设成本最高;而方案 C(透水铺装 26.74%,生物滞留池 0%,雨水花园 0%)虽径流控制效果最差,但其成本效应最大。3 种方案在不同降雨重现期下的平均洪峰流量削减率分别为 72.35%、50.31%和 30.16%,平均径流总量削减率分别为 71.12%、49.05%和 27.59%,平均单位面积建设成本分别为 236.28、96.75 和 42.63 元/m²。

c. 在所有降雨重现期下,使用 LID 设施的方案在 Node6 处模拟结果表明均未发生溢流现象,且能有效控制节点水深,控制效果随 LID 建设成本上升

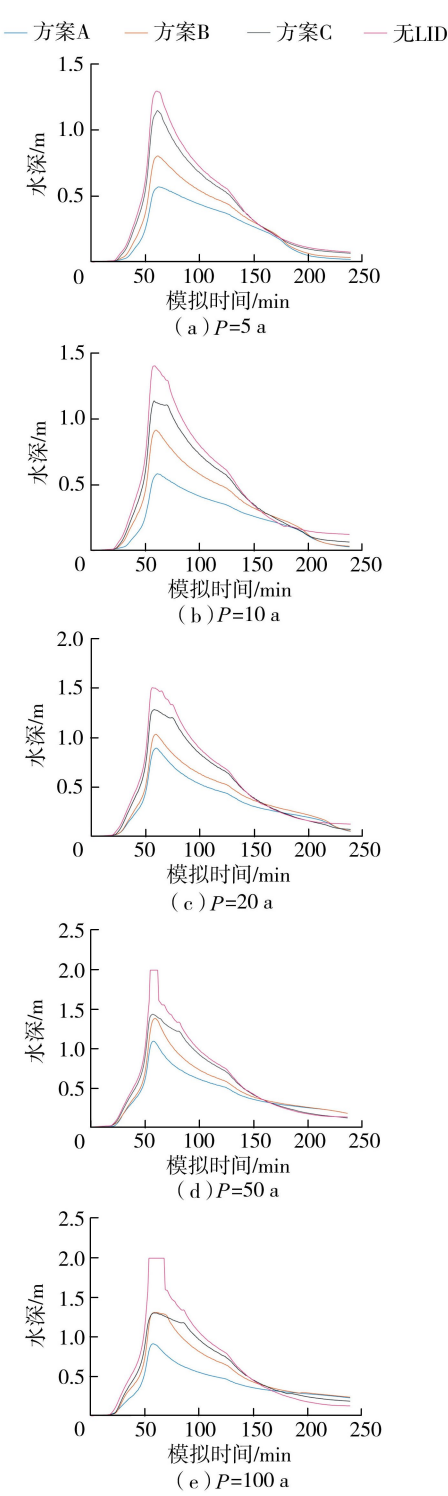


图9 不同降雨重现期下各方案 Node 6 的 SWMM 模拟水深变化

Fig. 9 SWMM simulation of water depth changes for Node 6 of each scenario under different rainfall return periods

而提高。

参考文献:

[1] 戎贵文,甘丹妮,李姗姗,等. 不同 LID 设施的面积比例优选及径流污染控制效果[J]. 水资源保护,2022,38

- (3): 168-173. (RONG Guiwen, GAN Danni, LI Shanshan, et al. Area proportion optimization of different LID facilities and effect of runoff pollution control [J]. Water Resources Protection, 2022, 38 (3): 168-173. (in Chinese))
- [2] 嵇娟,陈军飞,周子月. 江苏省城市洪涝韧性评价及影响因素研究[J]. 水利经济, 2022, 40 (4): 48-54. (JI Juan, CHEN Junfei, ZHOU Ziyue. (Research on evaluation and influencing factors of urban flood resilience in Jiangsu Province[J]. Journal of Economics of Water Resources, 2022, 40(4): 48-54. (in Chinese))
- [3] 傅春,付耀宗,肖存艳,等. 基于 MIKE FLOOD 模型的鹰潭市内涝弹性分析[J]. 水利水电科技进展, 2022, 42 (1): 33-39. (FU Chun, FU Yaozong, XIAO Cunyan, et al. Analysis of urban waterlogging resilience based on MIKE FLOOD Model in Yingtan City[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42 (1): 33-39. (in Chinese))
- [4] 张建云,王银堂,胡庆芳,等. 海绵城市建设有关问题讨论[J]. 水科学进展, 2016, 27 (6): 793-799. (ZHANG Jianyun, WANG Yintang, HU Qingfang, et al. Discussion and views on some issues of the sponge city construction in China [J]. Advances in Water Science, 2016, 27(6): 793-799. (in Chinese))
- [5] 孔宇,孙巍,李小龙,等. 河道海绵建设中 SWMM-MIKE 11 耦合模型的构建及应用思路[J]. 水资源保护, 2021, 37 (6): 74-79. (KONG Yu, SUN Wei, LI Xiaolong, et al. Building and application idea of SWMM-MIKE 11 coupling model in sponge river construction[J]. Water Resources Protection, 2021, 37 (6): 74-79. (in Chinese))
- [6] MIJIN S, FOUAD J, RAGHAVAN S, et al. Evaluating various low-impact development scenarios for optimal design criteria development [J]. Water, 2017, 9 (4): 270.
- [7] 周昕,高玉琴,吴迪. 不同 LID 设施组合对区域雨洪控制效果的影响模拟[J]. 水资源保护, 2021, 37 (3): 26-31. (ZHOU Xin, GAO Yuqin, WU Di. Simulation on influence of regional rain-flood control effect under different combinations of LID measures [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(3): 26-31. (in Chinese))
- [8] 雷向东,赖成光,王兆礼,等. LID 改造对城市内涝与面源污染的影响[J]. 水资源保护, 2021, 37 (5): 131-139. (LEI Xiangdong, LAI Chengguang, WANG ZhaoLi, et al. Influence of LID adaptation on urban flooding and non-point source pollution [J]. Water Resources Protection, 2021, 37(5): 131-139. (in Chinese))
- [9] CANO O M, BARKDOLL B D. Multiobjective, socioeconomic, boundary-emanating, nearest distance algorithm for stormwater low-impact bmp selection and placement [J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2017, 143(1): 1-9.
- [10] LIU Y, AHIABLAME L M, BRALTS V F, et al. Enhancing a rainfall-runoff model to assess the impacts of BMPs and LID practices on storm runoff [J]. Journal of Environmental Management, 2015, 147(1): 12-23.
- [11] 郑金华,邹娟. 多目标进化优化[M]. 北京:科学出版社, 2017.
- [12] BAI Y Q, GUO C H. Doubly nonnegative relaxation method for solving multiple objective quadratic programming problems [J]. Journal of Industrial and Management Optimization, 2014, 10(2): 543-556.
- [13] COELLO C A, LAMONT G B, VAN-VELDHUIZEN D A. Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems [M]. New York: Springer, 2007.
- [14] 马勇,顾正华,王庭辉,等. 基于 SWMM 的山丘城区防洪排涝能力分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2021, 49 (6): 499-505. (MA Yong, GU Zhenghua, WANG Tinghui, et al. Analysis of flood control and drainage capacity of hilly city based on SWMM [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2021, 49 (6): 499-505. (in Chinese))
- [15] 刘军,高徐军,焦永宝,等. 基于 SWMM 与 NSGA-III 的城市排水系统多目标优化 [J]. 中国农村水利水电, 2022(9): 90-94. (LIU Jun, GAO Xujun, JIAO Yongbao, et al. Multi-objective optimization of the urban drainage system based on SWMM and NSGA-III algorithm [J]. China Rural Water and Hydropower, 2022(9): 90-94. (in Chinese))
- [16] 彭周洋,金溪,桑稳姣. 基于 NSGA-III 算法的合流管网末端截流调蓄设施优化设计[J]. 环境工程, 2022, 40 (8): 143-149. (PENG Zhouyang, JIN Xi, SANG Wenjiao, et al. Optimization of design of terminal flow interception and storage facilities of combined drainage system based on NSGA-III algorithm [J]. Environmental Engineering, 2022, 40(8): 143-149. (in Chinese))
- [17] 李莹,莫淑红,杨元园,等. 基于 NSGA-II 算法的海绵城市 LID 设施布设比例优化[J]. 给水排水, 2021, 57 (增刊 1): 475-481. (LI Ying, MO Shuhong, YANG Yuanyuan, et al. Optimize proportions of LID facilities with NSGA-II [J]. Water & Wastewater Engineering, 2021, 57 (Supl): 475-481. (in Chinese))
- [18] 董新宇,张静慧,袁鹏,等. 基于多目标优化的低影响开发设施布局方法[J]. 环境科学学报, 2021, 41 (7): 2933-2941. (DONG Xinyu, ZHANG Jinghui, YUAN Peng, et al. Low impact development practices layout method based on multi-objective optimization [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2021, 41(7): 2933-2941. (in Chinese))

- [19] 李江云,李瑶,胡子欣. 灰绿耦合雨洪系统多目标优化建模与应用[J]. 水资源保护,2022,38(6):49-55. (LI Jiangyun, LI Yao, HU Zixin. Multi-objective optimization modeling and application of grey-green coupling stormwater system[J]. Water Resources Protection,2022,38(6):46-55. (in Chinese))
- [20] BEHROUZ M S, ZHU Z, MATOTT L S, et al. A new tool for automatic calibration of the storm water management model (SWMM) [J]. Journal of Hydrology,2020,581:124436.
- [21] MACRO K, MATOTT L S, RABIDEAU A, et al. OSTRICH-SWMM:a new multi-objective optimization tool for green infrastructure planning with SWMM [J]. Environmental Modelling & Software,2019,113:42-47.
- [22] NGAMALIEU-NENGOUE U A, IGLESIAS-REY P L, MARTÍNEZ- SOLANO F J. Urban drainage networks rehabilitation using multi-objective model and search space reduction methodology [J]. Infrastructures, 2019, 4(2): 35.
- [23] YU Y, ZHOU Y, GUO Z, et al. A new LID spatial allocation optimization system at neighborhood scale: integrated SWMM with PICEA-g using MATLAB as the platform [J]. Science of the Total Environment,2022, 831:154843.
- [24] 陈垚,何智伟,张琦,等. 基于水文控制目标的中小尺度海绵城市改造方案评价 [J]. 水资源保护,2019,35(6):1-8. (CHEN Yao, HE Zhiwei, ZHANG Qi, et al. Evaluation of reconstruction schemes for small- and medium-scale sponge city based on hydrological control target [J]. Water Resources Protection,2019, 35(6):1-8. (in Chinese))
- [25] 袁绍春,李迪,陈垚,等. 基于 BP 神经网络算法的 SWMM 参数自动率定方法 [J]. 中国给水排水,2021, 37(21):125-130. (YUAN Shaochun, LI Di, CHEN Yao, et al. Automatic calibration procedure of storm water management model parameters based on back propagation neural network algorithm [J]. China Water & Wastewater,2021,37(21):125-130. (in Chinese))
- [26] 段玲红. 基于 SWMM 模型的秀山县 LID 改造雨水径流模拟分析 [D]. 重庆:重庆交通大学,2018.
- [27] TIAN Y, CHENG R, ZHANG X Y, et al. PlatEMO: a MATLAB platform for evolutionary multi-objective optimization [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine,2017,12(4):73-87.
- [28] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2002,6(2):182-197.
- [29] DEB K, JAIN H. An evolutionary many-objective optimization algorithm using reference-point based non-dominated sorting approach, part I : solving problems with box constraints [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2014, 18(4): 577-601.
- [30] TIAN Y, ZHANG T, XIAO J H, et al. A coevolutionary framework for constrained multi-objective optimization problems [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation,2020,25(1):102-116.
- [31] HUA Y, JIN Y, HAO K. A clustering-based adaptive evolutionary algorithm for multiobjective optimization with irregular Pareto fronts [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(7): 2758-2770.
- [32] 王丽萍,陈宏,杜洁洁,等. 偏好向量引导的高维目标协同进化算法[J]. 软件学报,2020,31(12):3716-3732. (WANG Liping, CHEN Hong, DU Jiejie, et al. Preference vector guided co-evolutionary algorithm for many-objective optimization[J]. Journal of Software, 2020, 31(12): 3716-3732(in Chinese))
- [33] TIAN Y, ZHU W J, ZHANG X Y, et al. A practical tutorial on solving optimization problems via PlatEMO [J]. Neurocomputing, 2022, 518(3): 190-205.
- [34] 方国华,李智超,钟华昱,等. 考虑供水均衡性的南水北调东线工程江苏段优化调度[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(3):10-18. (FANG Guohua, LI Zhichao, ZHONG Huayu, et al. Optimal operation of Jiangsu section of the eastern route of the South-to-North Water Diversion Project considering the water supply balance [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(3):10-18. (in Chinese))
- [35] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(4): 257-271.
- [36] SCHOTT J R. Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization [D]. Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 1995.
- [37] 周安骐,徐振山,陈雨航,等. 多时距 PIV 技术在复杂流场测量中的应用[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(2):114-121. (ZHOU Anqi, XU Zhenshan, CHEN Yuhang, et al. Application of multi time-interval PIV technique in complex flow field measurement [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2023,51(2):114-121. (in Chinese))

(收稿日期:2023-03-04 编辑:王芳)