

城市雨水管理

DOI: 10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2022.17.020

# 基于代理模型辅助PSO算法的排水管网优化设计

李 轩<sup>1</sup>, 侯精明<sup>1</sup>, 同 玉<sup>1</sup>, 杜颖恩<sup>1</sup>, 薛树红<sup>2</sup>

(1. 西安理工大学 省部共建西北旱区生态水利国家重点实验室, 陕西 西安 710048;

2. 中国电建集团西北勘测设计研究院有限公司, 陕西 西安 710065)

**摘 要:** 近年来城市暴雨洪涝灾害日益严重,设计良好的排水管网则是缓解城市洪涝最为经济有效的方式之一。但目前排水管网一般采用经验方法进行设计,不仅设计成本较高,而且管网排水能力有限。基于此,利用程序将SWMM模型嵌入粒子群算法寻优过程,以管道溢流量最小为目标,并以经济成本和水力特性为约束条件建立优化模型;同时,为了克服粒子群算法最优解波动较大和计算效率较低问题,通过耦合Kriging模型,提出了一种基于在线代理模型辅助粒子群算法的排水管网优化设计方法。以西安市某排水分区为例进行验证,并与常规的设计方法进行对比,结果表明,所提出的方法可在满足约束条件下实现洪涝缓解效果的最大化,相比于规划设计方法,管道溢流量降低了33.35%。此外,与标准粒子群算法优化结果相比,平均计算时间减少了27.56%,且优化效果更为显著。

**关键词:** 城市雨洪; 排水管网; 代理模型; 粒子群优化; SWMM

**中图分类号:** TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2022)17-0117-08

## Optimization Design of Drainage Network Based on Surrogate Model Assisted Particle Swarm Optimization Algorithm

LI Xuan<sup>1</sup>, HOU Jing-ming<sup>1</sup>, TONG Yu<sup>1</sup>, DU Ying-en<sup>1</sup>, XUE Shu-hong<sup>2</sup>

(1. State Key Laboratory of Eco-hydraulics in Northwest Arid Region of China, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China; 2. PowerChina Northwest Engineering Corporation Limited, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** In recent years, urban flood disasters have become increasingly serious. A well-designed drainage network is one of the most economical and effective ways to alleviate urban floods. However, empirical methods are generally adopted to design the current drainage network, which not only has a high design cost, but also has limited drainage capacity. Therefore, SWMM was embedded into the optimization process of particle swarm algorithm by program modification, and an optimization model was established with economic cost and hydraulic characteristics as constraints to minimize the pipeline overflow. In addition, a drainage network optimization design method based on online surrogate model assisted particle swarm optimization algorithm was proposed by using coupling Kriging model to overcome the large fluctuation and low computational efficiency of the optimal solution of particle swarm optimization algorithm. The design method was verified in a drainage district in Xi'an and compared with

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52009104、52079106); 中德合作交流项目(M-0427)

通信作者: 侯精明 E-mail: jingming.hou@xaut.edu.cn

the conventional design method. The proposed method maximized the flood mitigation effect under the constraints, and the pipeline overflow was reduced by 33.35% compared with the planning scheme. In addition, compared with the optimization results of the standard particle swarm optimization algorithm, the average computation time was reduced by 27.56%, and the optimization was more significant.

**Key words:** urban flood; drainage network; surrogate model; particle swarm optimization; SWMM

极端暴雨事件频发和快速城市化加剧了暴雨洪涝灾害问题<sup>[1-2]</sup>。排水管网作为城市排水系统中极为重要的环节,可以有效收集并及时排出暴雨洪水,但往往由于水力特性、经济成本、当地发展战略和公众影响等因素的限制,导致其在科学研究和实际工程应用中受限<sup>[3-4]</sup>。常规排水管网的设计方法通过水文水动力模型与情景分析、数学规划等传统优化方法相结合,模拟极端降雨条件下的不同管网布设场景,从而评估暴雨洪涝防治效果<sup>[5-6]</sup>。然而该方法过于依赖设计人员的经验或要求某种线性化设计,不仅效率低,而且在限制条件下影响优化结果的最优性。

考虑到传统经验设计方法的不足,进化算法(EAs)已被引入并成功用于解决城市排水系统的优化设计和运行管理等问题,研究者们结合数值模型的计算结果来评价进化算法中的优化目标和约束条件<sup>[7-9]</sup>。尽管进化算法在寻找最优解方面比传统方法更为有效,但是进化种群不可避免的随机性往往会导致最优解不稳定,并且迭代寻优的过程需要付出大量的计算成本。例如,水文水动力模型模拟单个设计场景时可能需要数十秒甚至数小时,因此在设计过程中不允许对优化目标进行大量昂贵的评估<sup>[8,10]</sup>。

为了节约设计过程的计算成本,一些研究者们简化了数值模型以满足计算效率的要求<sup>[9,11]</sup>,但是简化以后的模型无法完全反映出城市排水系统的水力特性,往往经过计算获得的结果达不到期望得到的最优效果。而另一些研究者们则是在进化算法中使用了代理模型<sup>[12-13]</sup>,目前许多机器学习模型,例如径向基网络(RBFN)<sup>[13]</sup>、人工神经网络(ANN)<sup>[14]</sup>、克里格模型(Kriging)<sup>[15]</sup>和多项式回归模型作为代理模型应用于进化算法中。通过数值模型评估有限数量的数据作为初始种群,用来训练代理模型从而逼近目标函数,并基于训练好的代理模

型代替数值模型评估子代种群的目标函数。由于在进化算法的优化过程中无法生成新的数据,因此这种方法称为离线代理模型的进化算法<sup>[16-17]</sup>。在这种情况下,计算效率虽然已大大提高,但是仅使用代理模型代替原始数值模型进行功能评估的可行性仍需验证。此外,由于训练数据的限制,离线代理模型不可避免的近似误差可能会对进化搜索产生误导,无法找到最优解。

笔者以管道溢流量最小为目标,以经济成本和水力特性为约束条件,提出了一种基于在线代理模型辅助粒子群算法的排水管网优化方法。该方法主要由仿真模块(SWMM模型)、优化模块(粒子群优化算法,PSO)和辅助模块(Kriging代理模型)3个模块组成。

其中,SWMM模型模拟动态降雨-径流过程,并为粒子群算法提供指定节点的溢流量;粒子群算法则寻找排水管网设计的最优方案;通过与Kriging代理模型的在线耦合,在进化过程中产生新的数据,保证了子代种群的每一个评估值皆是SWMM模型的计算值,同时也大大提高了计算效率。结合西安市某排水分区实例对所提出方法的可行性以及有效性进行了测试和分析,并与其他常规优化方法进行了比较。

## 1 优化方法

### 1.1 优化模型

考虑到排水管网建造和维护的最大成本以及管道水力条件等约束,以排水管网节点总溢流量最小为目标建立优化模型的目标函数,见式(1)。

$$\min \left( \sum_{k=1}^K Q_k \right) \quad (1)$$

式中: $K$ 为排水管网节点个数; $Q_k$ 为第 $k$ 个节点的溢流量。

约束条件包括总成本投入、管道流速、管径大小、节点高程等约束,见式(2)。

$$\begin{cases} F_{\text{total}} - F_{\text{max}} \leq 0 \\ V_{p,\min} \leq V_p \leq V_{p,\max} \\ D_p \in B \\ D_p \geq \max(D_{p \rightarrow u}) \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $F_{\text{total}}$  为排水管网的总成本;  $F_{\text{max}}$  为排水管网的最大允许成本;  $V_p$  为第  $p$  个排水管道的流速;  $V_{p,\min}$  和  $V_{p,\max}$  分别为该管道的最小和最大流速, 根据《室外排水设计规范》(GB 50014—2006), 设  $V_{p,\min} = 0.75 \text{ m/s}$ ,  $V_{p,\max} = 5 \text{ m/s}$ <sup>[18]</sup>;  $D_p$  为第  $p$  个排水管道的直径;  $B$  为管径可选范围;  $\max(D_{p \rightarrow u})$  为第  $p$  个排水管上游最大管径。

其中, 排水管网的总成本按式(3)计算。

$$F_{\text{total}} = L_p \sum_{p=1}^P C(D_p) \quad (3)$$

式中:  $L_p$  为第  $p$  个排水管道的长度;  $P$  为排水管道总数量;  $C(D_p)$  为单位管道长度的费用。

## 1.2 PSO 算法

PSO 算法是通过模拟鸟群觅食行为而衍生出的一种进化算法, 在解决复杂的多参数优化问题上适用性强且收敛速度快。该算法是基于种群的搜索算法, 种群中的每个个体都代表  $D$  维搜索空间中的一个点, 每个粒子代表了优化问题的潜在解决方案。在一次迭代中, 第  $d$  维搜索空间中第  $i$  个粒子的速度和位置会被更新, 见式(4)和式(5)。

$$V_i^d(l+1) = \omega(l)V_i^d(l) + c_1 r_1 [pbest_i^d(l) - x_i^d(l)] + c_2 r_2 [gbest^d - x_i^d(l)] \quad (4)$$

$$x_i^d(l+1) = x_i^d(l) + V_i^d(l+1) \quad (5)$$

式中:  $\omega$  为第  $l$  代的惯性权重;  $c_1$  和  $c_2$  分别为粒子个体学习和社会学习因子, 皆设置为  $2.05$ <sup>[18]</sup>;  $r_1$  和  $r_2$  为  $0 \sim 1$  之间的随机数;  $pbest_i^d$  为第  $i$  个粒子的个体最优解;  $gbest^d$  为第  $d$  维空间所有粒子的全局最优解;  $x$  和  $V$  分别为粒子的位置和速度。

为了确保 PSO 算法在早期具有更好的全局搜索能力, 并且在后期具有更好的局部搜索能力, 引入了自适应权重; 惯性权重  $\omega$  随着粒子适应度值的改变而改变, 见式(6)。

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{f - f_{\min}}{f_m - f_{\min}} & f \leq f_m \\ \omega_{\max} & f > f_m \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $f$  为当前适应度值;  $f_{\min}$  和  $f_m$  分别为适应度的最小值和平均值;  $\omega_{\min}$  和  $\omega_{\max}$  分别为权重的最小值

和最大值, 通常设为  $0.4$  和  $0.9$ 。

## 1.3 Kriging 模型

Kriging 模型由一个回归模型和一个非参数高斯随机过程组成, 表达式为:

$$y(x) = \sum_{j=1}^k \beta_j f_j(x) + Z(x) \quad (7)$$

式中:  $y(x)$  为模型响应值;  $f_j(x)$  为已知的回归基函数;  $\beta_j$  为与其对应的回归系数;  $Z(x)$  是均值为  $0$ 、方差为  $\sigma_z^2$ 、协方差为  $\text{Cov}[Z(x_j), Z(x_k)] = \sigma_z^2 R(x_j, x_k, \theta)$  的静态随机过程, 表示回归项与响应之间的系统偏差;  $R(x_j, x_k, \theta)$  是以  $\theta$  为未知数的相关函数, 表示不同样本点  $x_j$  和  $x_k$  之间的空间相关性。

在 PSO 算法的初始种群中, 通过适应度函数评估所有粒子, 用以创建 Kriging 模型初始样本数据库。根据 PSO 算法在每一代中更新种群位置的特点, 种群中粒子的位置被用来确定一个自适应搜索空间以建立 Kriging 模型。该空间的表达见式(8)和式(9)。

$$\text{sp\_max}_d = \min \{ \max_d + \zeta (\max_d - \min_d), d_{\max} \} \quad (8)$$

$$\text{sp\_min}_d = \max \{ \min_d - \zeta (\max_d - \min_d), d_{\min} \} \quad (9)$$

式中:  $\max_d$  和  $\min_d$  分别为当前种群的粒子在第  $d$  维搜索空间上的最大和最小坐标;  $d_{\max}$  和  $d_{\min}$  分别为第  $d$  维搜索空间的最大和最小允许值;  $\zeta$  为  $0 \sim 1$  之间的扩散系数, 参考 Sun 等<sup>[18]</sup>的建议,  $\zeta$  通常设为  $0.25$ ; 最终确定了第  $d$  维搜索空间的最大值  $\text{sp\_max}_d$  和  $\text{sp\_min}_d$ 。随着 PSO 算法进化搜索, 仅样本数据库中靠近当前种群位置的部分样本被选择建立新的 Kriging 模型数据库。

在 Kriging 模型进行线动态更新过程中, 需要通过序列采样策略确定一个新的样本点并计算出其真实响应值与全局最优解  $gbest^d$  进行比较, 并加入数据库中。

本研究选取了目前应用最广泛的期望提高准则 (EI)<sup>[19-20]</sup>, 同时为了避免 EI 准则的较大值陷入局部最优, 引入加权项对该准则进行改进, 改进的 EI 准则综合考虑了 Kriging 模型的预测均值与标准差, 并且可以平衡全局最优值和局部最优值, 表达式如下:



$$EI(x) = E[I(x)] = E\{\max[y_{\min} - Y(x)]\} = \begin{cases} w[y_{\min} - \hat{y}(x)]\Phi[\frac{y_{\min} - \hat{y}(x)}{s_{\hat{y}}(x)}] + (1-w)s_{\hat{y}}(x)\phi[\frac{y_{\min} - \hat{y}(x)}{s_{\hat{y}}(x)}] & s_{\hat{y}} > 0 \\ 0 & s_{\hat{y}} = 0 \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $w$  为 0~1 之间的随机数, 作为该准则的加权系数平衡全局最优值和局部最优值;  $y_{\min}$  为当前样本点最优响应值; 任意未知点  $x$  的预测值服从正态分布, 即  $Y(x) \sim N[\hat{y}(x), s_{\hat{y}}^2]$ ;  $\Phi$  和  $\phi$  分别表示标准正态分布的累积分布函数和概率密度函数。

Kriging 模型的预测均值  $\hat{y}(x)$  越小,  $EI$  准则第一项越大; 模型的预测标准差  $s_{\hat{y}}$  越大,  $EI$  准则第二项越大。该准则倾向于在 Kriging 模型预测值较小且预测不确定性较大的地方添加新的样本点, 兼顾了局部搜索能力和全局搜索能力, 既提高了优化求解精度, 也避免了样本点陷入局部最优。

#### 1.4 基于在线代理辅助的粒子群算法

将 Kriging 代理模型在线更新结果与 PSO 算法进行耦合, 提出一种基于在线 Kriging 代理模型辅助粒子群优化算法 OKPSO 进行排水管网设计, 算法的具体流程如图 1 所示。

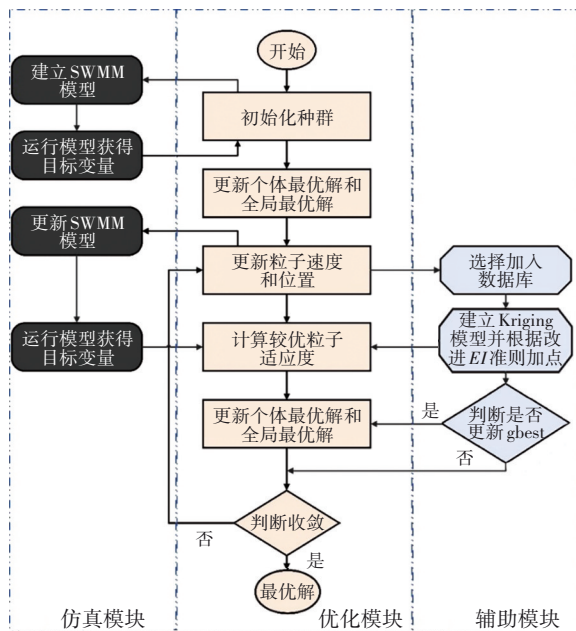


图1 基于在线 Kriging 代理模型辅助粒子群优化算法流程

Fig.1 Flow chart of the online Kriging surrogate model assisted PSO optimization algorithm

该算法的设计主要分为 3 个模块: 仿真模块 (SWMM 模型)、优化模块 (PSO) 和辅助模块 (Kriging 模型)。SWMM 模型计算目标函数中所需变量, 并

通过动态链接库嵌入 PSO 算法寻优过程; Kriging 模型与 PSO 算法进行在线耦合, 利用 Kriging 模型确定具有潜力的样本点来加速 PSO 算法迭代寻优过程, 从而实现 PSO 算法的快速收敛。与传统标准 PSO 算法相比, 该优化方法并非所有粒子的新位置都要计算真实适应度值, 根据如下准则, 只有相对有希望的点才被计算真实适应度值, 见式 (11)。

$$\hat{f}(x_i) < pbest_i \quad (11)$$

式中:  $\hat{f}(x_i)$  为第  $i$  个粒子的 Kriging 模型预测值。

## 2 实例研究

### 2.1 区域概述

研究区域为西安主城区某排水分区, 该区域属于老旧城区, 建筑密度较大。西安地区属于暖温带半湿润大陆性季风气候, 5 月—10 月降雨量较多, 其中 7 月和 8 月的短历时强降雨最活跃, 当极端降雨发生时易产生城市内涝<sup>[2]</sup>, 区域位置见图 2。该区域急需推行海绵城市改造, 但由于其属于老旧城区, LID 设施的布设受到很大限制, 因此优化设计雨水排水管网来提升排水能力显得尤为重要。



图2 区域概述

Fig.2 Schematics of study area

### 2.2 模型构建

以 SWMM 模型为平台, 根据当地管网规划方案对研究区域和排水系统进行概化。该排水分区面积为 7.33 km<sup>2</sup>, 包括 62 个子汇水区、83 根排水管道 [其中主要管道 42 根 (主要道路管道, 且直径 > 0.8 m)]、2 个排水出口, 如图 3 所示。由于老旧城区内缺乏准确有效的数据监测设备, 选取了气候和地质条件相同的临近区域<sup>[21-22]</sup>作为 SWMM 模型验证区域, SWMM 模型所需率定参数参考验证区域取值<sup>[21]</sup>, 见表 1。

考虑到当地的防洪标准为 50 a 暴雨重现期,以 50 a 设计降雨为标准进行排水管网优化,并比较 10、20 和 50 a 设计降雨下不同设计方法的排水管网节点总溢流量。参考毕旭等<sup>[23]</sup>的研究,暴雨雨型选用芝加哥雨型,降雨历时采用 120 min,峰值比例为 0.35,暴雨公式见式(12)。

$$q = \frac{2\,210.87 \times (1 + 2.915 \times \lg p_y)}{(t + 21.933)^{0.974}} \quad (12)$$

式中: $q$ 为雨强, $L/(s \cdot hm^2)$ ;  $p_y$ 为重现期,a; $t$ 为降雨历时,min。

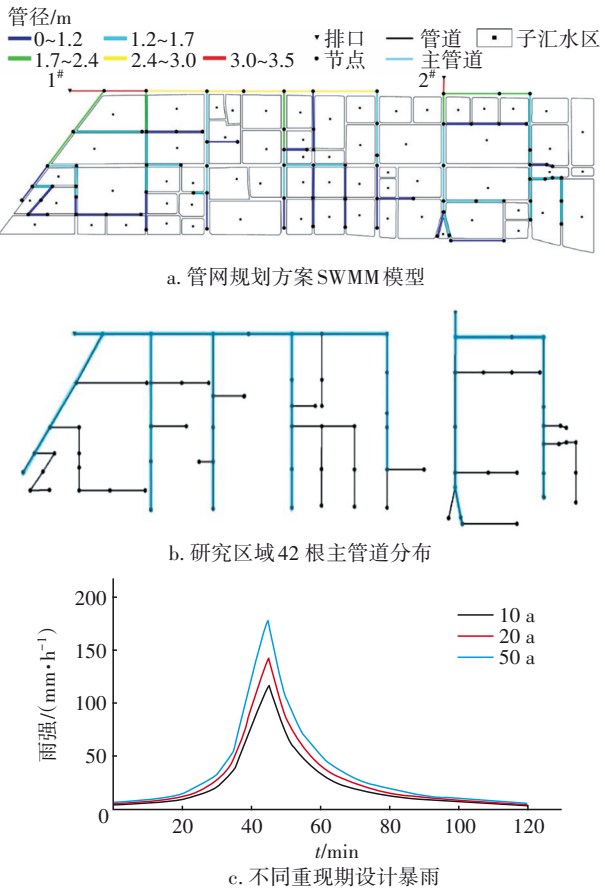


图3 研究区域城市暴雨排水系统的排水管网和暴雨分布  
Fig.3 Drainage networks and distribution of stormwater in urban stormwater drainages system of study area

表2 OKAPSO 和 PSO 算法的优化结果

Tab.2 Optimization results of the OKAPSO and PSO algorithms

优化方法	最优值/ $m^3$	平均值/ $m^3$	最差值/ $m^3$	标准差	评价次数	耗时/s
规划法	37 744.62	37 744.62	37 744.62	0	—	—
PSO 算法	25 938.12	26 629.86	26 930.62	354.55	10 000	49 400.07
OKAPSO 算法	25 156.74	25 683.57	25 893.06	270.99	3 730	35 785.79

由于 Kriging 模型在建模过程中增加了优化总耗时,使得计算效率提高量略微有所下降。如若

表1 SWMM模型参数率定结果

Tab.1 Calibration results of the model parameters

项 目	参考范围	率定结果
不透水地面注蓄量(S-Imperv)/mm	1~3	3
透水地面注蓄量(S-Perv)/mm	3~10	7.5
初始下渗率(Max Rate)/(mm·h <sup>-1</sup> )	10~100	65
稳定下渗率(Min Rate)/(mm·h <sup>-1</sup> )	0~10	3.1
下渗能力衰减指数(Decay)/(L·h <sup>-1</sup> )	0~7	7
透水区域曼宁系数(N-Perv)	0.1~0.3	0.2
不透水区域曼宁系数(N-Imperv)	0.001~0.015	0.006
管道曼宁系数(Roughness)	0.001~0.4	0.017

2.3 优化结果及分析

对于该研究区域的排水管网优化设计,选取 42 根主管道作为优化的决策变量。根据当地管网规划方案的管道直径和长度,计算出排水管网的最大允许成本  $F_{max}$ ,管径可选范围设置为 0.8~3.5 m。考虑到管网优化设计模型的复杂度及计算成本,在粒子群优化过程中生成 100 个粒子的初始种群,每个粒子都是优化问题的候选解决方案,种群以 100 次迭代在搜索空间中移动,以寻找最优解。

表 2 给出了 50 a 设计降雨下 OKAPSO 和 PSO 算法的优化结果,其中最优值、平均值和最差值代表在 10 次独立运行中获得的排水管网节点总溢流量的最优值、平均值和最差值;标准差为在 10 次运行中优化结果的标准偏差;评价次数和耗时分别代表 SWMM 模型真实评价适应度值的平均值和优化总耗时的平均值。可见,相比于规划法,采用 PSO 和 OKAPSO 算法进行优化都可以有效减少总溢流量。

其中,OKAPSO 算法优化得到的总溢流量最小,相比于规划法减少了 33.35%,优化效果更为突出,且标准差最低,优化结果不确定性较小。此外,使用在线 Kriging 模型可以有效减少真实评价次数,从而加快 PSO 搜索过程,相比于 PSO 算法,平均真实评价次数可从 10 000 次减少到 3 730 次,计算效率提升了 27.56%。

SWMM 模型更为复杂,评估一次结果的耗时更长,或采用其他更为耗时的水文水动力模型评价适应

度值,则所提出的优化方法在计算效率方面的优势将更为突出。

图4给出了OKAPSO和PSO两种优化算法的最优设计方案种群迭代100次的收敛曲线。可以看出,相比于PSO算法,所提出的OKAPSO算法在迭代初期收敛速度明显较快,这是由于Kriging模型与改进的 $EI$ 准则可以加速更新粒子群优化过程的全局最优解,从而加速收敛;而在迭代后期,OKAPSO算法最终收敛值更小,这也说明了改进的 $EI$ 准则可以有效跳出局部最优,从而在一定程度上搜索到了更为全局化的最优值。

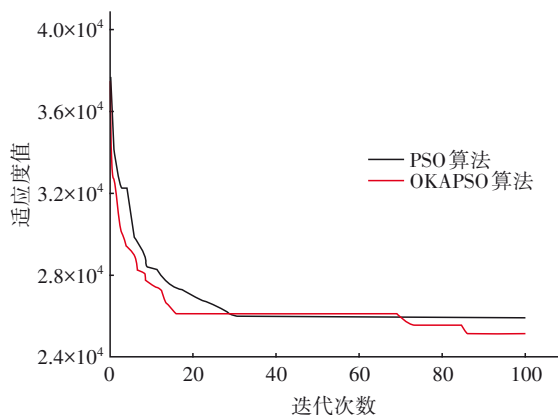


图4 OKAPSO和PSO算法的优化收敛曲线

Fig.4 Convergence curves of OKAPSO and PSO algorithms

为了评估排水管网优化效果,采用10、20和50 a三场设计降雨对不同设计方法的最优结果进行评估,结果如图5所示。

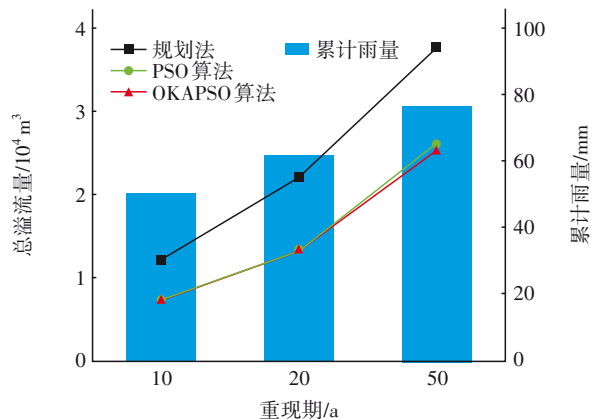


图5 不同设计方法结果对比

Fig.5 Comparison of results of different design methods

从图5可以看出,与规划法相比,OKAPSO和PSO两种优化算法都有效降低了管网节点总溢流

量,随着雨量的增加,优化效果越来越明显。由于优化设计以50 a设计降雨为标准,因此在50 a设计降雨下的优化效果最为显著。

在3场不同的设计降雨条件下,采用OKAPSO算法计算得到的溢流量皆最小,这也说明了所提出的算法可有效降低研究区域的洪涝风险,得到的优化方案为区域排水管网最优设计方案,管网分布如图6所示。

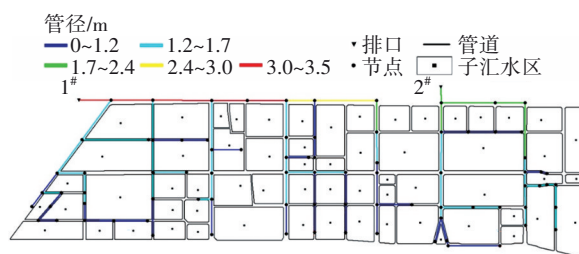
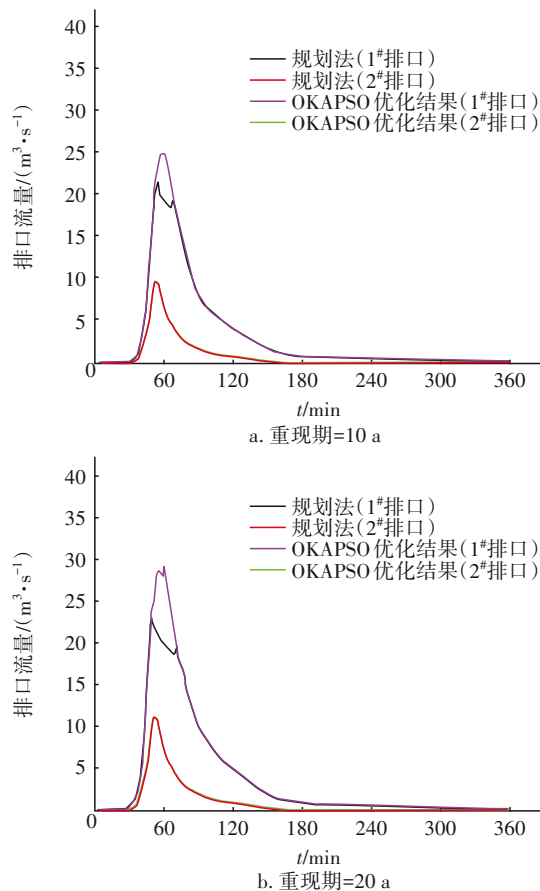


图6 基于OKAPSO算法的排水管网优化设计结果

Fig.6 Distribution of drainage networks based on optimal solution of OKAPSO algorithm

图7给出了区域内两个排口在3场设计降雨下的流量变化过程。



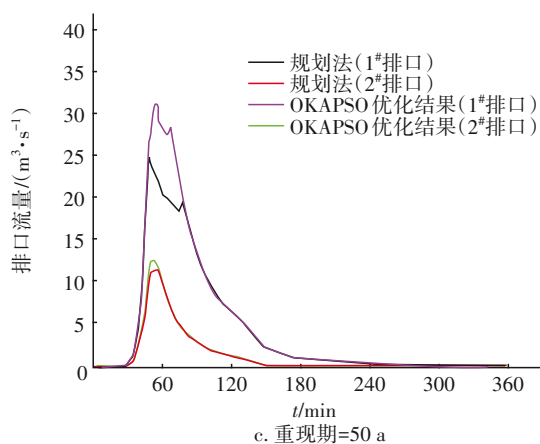


图7 优化法与规划法的排口流量

Fig.7 Outlet flow of optimization and planning methods

从图7可以看出,采用OKAPSO算法优化设计后的排口总排放量明显大于原规划方案。其中1#排口承担了该排水分区中大部分的排水负荷,优化以后管网排水能力显著提高。相应地,排水压力较低的2#排口,优化以后排水能力没有明显的变化,甚至在约束条件的限制下,为管网整体排水能力的提升作出了部分牺牲,这也表明经过优化以后的排水管网可以通过平衡区域内的排水压力来提高整体的排水能力。

### 3 结论

所提出的优化方法能够在满足约束条件下最大限度地提升管网的排水能力,缓解洪涝灾害。相比于原规划设计方案,该方法在50 a设计降雨下管网节点总溢流量减少了33.35%。此外,该方法采用在线Kriging模型加速粒子群算法寻优过程,相比于标准粒子群算法,优化效果更为突出,且该方法平均计算时间减少了27.56%,计算效率提升显著。所得结果证实了所提出方法的可行性和高效率,可为城市排水管网设计提供技术支撑。

### 参考文献:

[1] NGUYEN T T, NGO H H, GUO W S, *et al.* Implementation of a specific urban water management: sponge city [J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 652: 147-162.

[2] 侯精明, 康永德, 李轩, 等. 西安市暴雨致涝成因分析及对策[J]. *西安理工大学学报*, 2020, 36(3): 269-274.

HOU Jingming, KANG Yongde, LI Xuan, *et al.* Analysis and countermeasures of inundation caused by

heavy rain in Xi'an [J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2020, 36(3): 269-274 (in Chinese).

[3] LIAO Z L, GU X Y, XIE J Q, *et al.* An integrated assessment of drainage system reconstruction based on a drainage network model [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2019, 26(26): 26563-26576.

[4] 方威根. 城市雨水管网多目标优化设计及韧性评估研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.

FANG Xiagen. Investigating the Multi-objective Design and Resilience of Urban Drainage Design Problems [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019 (in Chinese).

[5] PENG H Q, LIU Y, WANG H W, *et al.* Urban stormwater forecasting model and drainage optimization based on water environmental capacity [J]. *Environmental Earth Sciences*, 2016, 75(14): 1094.

[6] 曾祥英, 李尔, 饶世雄, 等. 基于管道排水负荷的老城区雨水管网改造设计[J]. *中国给水排水*, 2018, 34(8): 67-71.

ZENG Xiangying, LI Er, RAO Shixiong, *et al.* Reconstruction design of rainwater pipe network in old urban district based on drainage load of pipeline [J]. *China Water & Wastewater*, 2018, 34(8): 67-71 (in Chinese).

[7] 杨祺琪, 张书亮, 戴强, 等. 基于SWMM和改进差分进化算法的雨水管网优化方法[J]. *中国给水排水*, 2016, 32(17): 115-118, 124.

YANG Qiqi, ZHANG Shuliang, DAI Qiang, *et al.* Optimization of rainwater pipe network based on SWMM and improved algorithm of differential evolution [J]. *China Water & Wastewater*, 2016, 32(17): 115-118, 124 (in Chinese).

[8] YAZDI J, MOHAMMADIUN S, SADIQ R, *et al.* Assessment of different MOEAs for rehabilitation evaluation of urban stormwater drainage systems-case study: eastern catchment of Tehran [J]. *Journal of Hydro-environment Research*, 2018, 21: 76-85.

[9] JAFARI F, MOUSAVI S J, YAZDI J, *et al.* Real-time operation of pumping systems for urban flood mitigation: single-period vs. multi-period optimization [J]. *Water Resources Management*, 2018, 32(14): 4643-4660.

[10] 侯精明, 张兆安, 马利平, 等. 基于GPU加速技术的非结构流域雨洪数值模型[J]. *水科学进展*, 2021, 32(4): 567-576.

HOU Jingming, ZHANG Zhao'an, MA Liping, *et al.* Unstructured numerical model for rainfall-runoff process



- in watershed based on GPU acceleration technology [J]. *Advances in Water Science*, 2021, 32(4): 567–576 (in Chinese).
- [11] MOLLERUP A L, MIKKELSEN P S, SIN G. A methodological approach to the design of optimising control strategies for sewer systems [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2016, 83: 103–115.
- [12] DATTA R, REGIS R G. A surrogate-assisted evolution strategy for constrained multi-objective optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 57: 270–284.
- [13] 高学平, 朱洪涛, 闫晨丹, 等. 基于RBF代理模型的调水过程优化研究 [J]. *水利学报*, 2019, 50(4): 439–447.
- GAO Xueping, ZHU Hongtao, YAN Chendan, *et al.* Study on optimization of water transfer process based on RBF surrogate model [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2019, 50(4): 439–447 (in Chinese).
- [14] 何胜男, 陈文学, 刘燕, 等. 基于人工神经网络和粒子群优化的初期雨水调蓄池设计方法研究 [J]. *水利学报*, 2020, 51(12): 1558–1566.
- HE Shengnan, CHEN Wenxue, LIU Yan, *et al.* Study on design method of the initial rainwater storage tank based on ANN and PSO [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2020, 51(12): 1558–1566 (in Chinese).
- [15] LIU B, ZHANG Q F, GIELEN G G E. A Gaussian process surrogate model assisted evolutionary algorithm for medium scale expensive optimization problems [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2014, 18(2): 180–192.
- [16] WANG H D, JIN Y C, SUN C L, *et al.* Offline data-driven evolutionary optimization using selective surrogate ensembles [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2019, 23(2): 203–216.
- [17] 陶良波. 基于动态代理模型的粒子群优化算法研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
- TAO Liangbo. Research on Dynamic Surrogate Models Assisted Particle Swarm Optimization [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017 (in Chinese).
- [18] SUN C L, JIN Y C, ZENG J C, *et al.* A two-layer surrogate-assisted particle swarm optimization algorithm [J]. *Soft Computing*, 2015, 19(6): 1461–1475.
- [19] 漆丽. 改进的EGO算法求解较高维的全局优化及其应用 [D]. 成都: 电子科技大学, 2016.
- QI Li. Improved EGO Solving Relatively High Dimension Optimization and Its Application [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2016 (in Chinese).
- [20] 张建侠, 马义中, 欧阳林寒, 等. 基于Kriging模型的多点加准则和并行代理优化算法 [J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(1): 251–261.
- ZHANG Jianxia, MA Yizhong, OUYANG Linhan, *et al.* A multi-points infill sampling criterion and parallel surrogate-based optimization algorithm based on Kriging model [J]. *Systems Engineering—Theory & Practice*, 2020, 40(1): 251–261 (in Chinese).
- [21] 侯精明, 李东来, 王小军, 等. 建筑小区尺度下LID措施前期条件对径流调控效果影响模拟 [J]. *水科学进展*, 2019, 30(1): 45–55.
- HOU Jingming, LI Donglai, WANG Xiaojun, *et al.* Effects of initial conditions of LID measures on runoff control at residential community scale [J]. *Advances in Water Science*, 2019, 30(1): 45–55 (in Chinese).
- [22] 杨少雄, 侯精明, 陈光照, 等. LID径流控制效果对设计暴雨重现期的响应 [J]. *水资源保护*, 2020, 36(6): 93–98, 105.
- YANG Shaoxiong, HOU Jingming, CHEN Guangzhao, *et al.* Response law of LID runoff control effect to design rainstorm return period [J]. *Water Resources Protection*, 2020, 36(6): 93–98, 105 (in Chinese).
- [23] 毕旭, 党超琪, 程龙, 等. 西安城区暴雨强度公式编制研究 [J]. *安徽农业科学*, 2015(26): 223–225, 228.
- BI Xu, DANG Chaoqi, CHENG Long, *et al.* Study on compiling rainstorm intensity formula in Xi'an urban [J]. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2015(26): 223–225, 228 (in Chinese).

作者简介: 李轩(1993–), 男, 陕西西安人, 博士研究生, 主要研究方向为城市及流域洪涝管理。

E-mail: xuanli@stu.xaut.edu.cn

收稿日期: 2021-07-16

修回日期: 2021-09-11

(编辑: 任莹莹)