# 参数空间变异性下地下水污染监测网 多目标优化机制研究

骆乾坤1),吴剑锋2),杨运2,3),钱家忠1)

1) 合肥工业大学资源与环境工程学院,合肥,230009;

2) 南京大学地球科学与工程学院水科学系,南京,210093;3) 水利部淮河水利委员会,安徽蚌埠,233001

内容提要:基于野外实际含水层参数存在空间变异性的客观事实,研发概率 Pareto 遗传算法(Probabilistic Pareto genetic algorithm, PPGA),用于求解考虑含水层参数空间变异性下地下水污染监测网多目标优化设计问题。PPGA 在 ε-改进非劣支配遗传算法(epsilon-dominance non-dominated sorted genetic algorithm II, ε-NSGAII)的基础上通过添加概率择优排序和概率拥挤度技术,寻求考虑参数空间变异条件下地下水污染监测网模拟—优化耦合模型的 Pareto 最优解。将优化结果与蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)模拟分析结果进行对比,验证优化结果的可靠性。算例求解结 果表明:在求解考虑参数空间变异性条件下地下水污染监测网多目标优化设计问题时,PPGA 优化所得 Pareto 最优 解变异性小,可靠性高,可为决策者提供一系列稳定可靠的监测方案。

关键词:地下水污染;监测网设计;随机多目标优化;遗传算法

地下水系统具有高度的复杂性,一旦遭受污染, 治理和修复的周期往往长达几十甚至上百年(吴剑 锋等, 2011a, b; NRC, 2012; Luo Qiankun et al., 2012; 杨蕴等, 2013; Yang Yun et al., 2013)。因 此,在地下水污染治理和修复过程中,需要建立相应 的地下水污染监测网络,以便及时获取地下水的相 关污染信息,从而保证治理结果的可靠性(吴剑锋 等,2004)。地下水污染监测网的设计方法主要有3 类:统计方法、数值模拟方法、模拟-优化方法。其 中模拟一优化方法以其既能精确模拟复杂地下水系 统的运动形态又能全面求取地下水系统在满足给定 约束条件下的最优决策方案而倍受青睐(Wanger, 1995; Kollat et al., 2008; 骆乾坤等, 2013)。近十 多年来地下水污染监测网设计研究已经成为地下水 领域的研究热点之一,尤其是符合现代管理原则的 多目标优化设计方法正在蓬勃发展。例如:Reed 等 (2004)将改进非劣支配遗传算法 (non-dominated sorted genetic algorithm II, NSGAII)和分位克里格方 法 (Quintile Kriging, QK)结合用于求解包含四个目 标函数的地下水污染长期监测网优化设计问题: Kollat 等 (2006) 将 ε-改进非劣支配遗传算法 ( epsilon-dominance non-dominated sorted genetic algorithm, *ε*-NSGAII)与NSGAII, *ε*-多目标进化算法 ( epsilon-dominance multi-objective evolutionary algorithm, ε-MOEA) 以及改进加速 Pareto 进化算法 (strength Pareto evolutionary algorithm 2, SPEA2) 相 比较,证明了  $\varepsilon$ -NSGAII 处理多目标监测网优化问题 的优越性;Gopalakrishnan 等(2011)使用不同的数据 转化模型将间接数据转化为第一手数据来优化设计 阿贡国家实验室的植物修复系统监测网络;骆乾坤 等(2013)提出一个新的包含4个目标函数的多目 标地下水污染监测网模拟-优化设计模型,并利用 改进小生境遗传算法 (improved niched Pareto genetic algorithm, INPGA) 对确定情况下监测网优 化设计问题成功进行了求解。遗憾的是,以上研究 都只是求解的确定情况下地下水污染监测网设计问 题,并未考虑野外实际含水层参数存在空间变异性 的客观事实。

通常含水层渗透系数(K)空间变异性是模型产 生不确定性的重要原因。监测网优化设计模型的不

注:本文为中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(编号 J2014HGBZ0186, J2014HGBZ0119)、国家自然科学基金资助项目(编号 41072175,41372235,41272251,41372245)的成果。

收稿日期:2014-05-30;改回日期:2015-04-08。责任编辑:章雨旭。Doi: 10.16509/j.georeview.2015.03.010

作者简介:骆乾坤,女,1984年生。博士。合肥工业大学资源与环境工程学院讲师,主要从事地下水数值模拟和水资源模拟一优化管理研究。Email: luoqiankun.kun@163.com。

确定性,进而会引起监测方案的不确定性。以往研 究大多采用平均方法计算个体目标函数值,进行种 群进化操作。虽然这种处理方法考虑了参数的不确 定性,但对目标函数排序的不确定性处理过于简单, 优化解的可靠性不强。如 Wu Jianfeng 等(2006)利 用噪声遗传算法(noisy genetic algorithm, NGA)求解 考虑含水层渗透系数空间变异性的单目标地下水污 染监测网优化设计问题;Singh 等(2008)提出一种 随机多目标遗传算法(probabilistic multi-objective genetic algorithm, PMOGA), PMOGA 运用 NGA 思 想,评价个体目标函数,并通过引入随机 Pareto 控制 排序和随机拥挤度技术改进 NSGA-II 来处理多目标 进化操作过程中目标函数的不确定性。其主要贡献 是研发了随机多目标优化技术来处理目标函数择优 排序的不确定性。

本文在骆乾坤等(2013)确定性地下水污染监 测网多目标模拟—优化模型的基础上,通过研发新 的概率多目标进化算法(PPGA)来求解考虑参数空 间变异条件下的地下水污染监测网多目标优化设计 问题。为定量刻画 PPGA 优化结果的可靠性,对 PPGA 优化结果进行蒙特卡洛(Monte Carlo, MC)分 析,统计 MC 分析的均值和可靠度为 95% 和 5% 的 上下边界值。在此基础上建立新的评价指标体系, 包括 Pareto 最优解与 MC 分析均值的均方根误差 (*RMSE*),MC 分析可靠度为 95% 和 5% 上下边界的 平均带宽(*Band*)和带宽的方差( $\sigma_{Band}^{2}$ )。最后,将研 究成果应用于求解考虑渗透系数空间变异性的二维 地下水污染监测网优化设计问题,验证 PPGA 优化 结果的可靠性。

# 地下水污染监测网多目标优化 设计模型

本文考虑参数空间变异性下地下水污染监测网 多目标优化设计模型与确定情况下地下水污染监测 网设计模型类似,可以概化为同时满足以下4个目 标函数的最小化:① 监测费用率;② 污染物质量评 估误差;③ 污染羽一阶矩评估误差;④ 污染羽二阶 矩评估误差。第一个目标函数表示"以最小的经济 投入",后三个目标函数则表示"获取最准确的污染 羽空间分布信息"(骆乾坤等,2013)。具体数学表 达式如下:

最小化:

$$F_{1} = \frac{\beta_{1} \sum_{i=1}^{N} \delta_{i} l_{i} + \beta_{2} \sum_{i=1}^{N} \tau_{i} d_{i}}{\beta_{1} \sum_{i=1}^{N} l_{i} + \beta_{2} \sum_{i=1}^{N} d_{i}} \cdot 100\%$$
(1)

$$F_2 = \left| \frac{M_{\text{cal}} - M_j}{M_{\text{cal}}} \right| \cdot 100\%$$
 (2)

$$F_{3} = \sum_{k} \left| \frac{e_{1,\text{cal}}^{k} - e_{1,j}^{k}}{e_{1,\text{cal}}^{k}} \right| \cdot w_{1}^{k} \cdot 100\%$$
(3)

$$F_{4} = \sum_{k} \left| \frac{e_{2,\text{cal}}^{k} - e_{2,j}^{k}}{e_{2,\text{cal}}^{k}} \right| \cdot w_{2}^{k} \cdot 100\%$$
(4)

约束条件:

$$U(x_k) = 0 \tag{5}$$

其中:N表示所有可能取样点数;β表示单个样 品的采集和分析费用;(δ,代表二进制变量,表示在 第*i*号孔位置是否进行取样,如果( $\delta_i$ =1表示取样, 如果( $\delta_i = 0$ 则不取样; $l_i$ 表示第 i 号孔不同深度的取 样个数;β<sub>2</sub>表示第*i*号监测孔单位深度的安装/钻井 费用;d<sub>i</sub>表示第 i 号监测孔的深度;τ<sub>i</sub>代表二进制变 量,表示位置*i* 处是否需要重新打井(即观测孔原来 是否已经存在), $\tau_i = 1$ ,表示需要打井,反之 $\tau_i = 0$ 表示观测孔已存在;Mal表示在真实渗透系数场中 模拟模型运行结果计算得到的污染物质量,M;表示 采用第 j 个取样方案取样分析插值得到的污染物质 量;e<sup>k</sup>\_\_\_\_表示在真实渗透系数场中模拟模型运行结 果计算得到污染羽在k方向上的一阶矩; $e_1^k$ 表示在 方向 k 上采用第 j 个取样方案取样分析插值得到污 染羽在 k 方向上的一阶矩; w1 表示沿 k 方向上的一 阶空间矩权重;e<sup>k</sup><sub>2</sub> al 表示在真实渗透系数场中模拟 模型运行结果计算得到的污染羽在k方向上的二阶 矩;e<sup>k</sup>\_j表示采用第j个取样方案取样分析插值得到 的污染羽在 k 方向上的二阶矩; w, 表示沿 k 方向上 的二阶空间矩权重; U(x<sub>k</sub>) 表示根据取样点数据无 法插值得到污染羽未知浓度点个数。与确定情况下 地下水污染监测网优化设计模型不同的是:由于含 水层参数存在空间变异性,导致污染物浓度输出存 在不确定性,进而会引起目标函数 $F_2$ , $F_3$ , $F_4$ 的不确 定性。

同样,如果某一个取样方案不满足约束条件即  $U(x_k)$ ,以上4个目标函数就要受到惩罚以降低此 方案的适应度值,从而保证最好的监测方案在进化 搜索过程中得以保存下来。可表示为以下数学形式 (Kollat et al., 2006):

$$F_{\text{penalty}}(x_k) = \begin{cases} F_{\text{penalty},1} = F_1 + F_{1,\max} \\ F_{\text{penalty},2} = F_2 + n_{\text{est}} + U(x_k) \\ F_{\text{penalty},3} = F_3 + n_{\text{est}} + U(x_k) \\ F_{\text{penalty},4} = F_4 + n_{\text{est}} + U(x_k) \end{cases}$$
(6)

式中, $n_{\text{est}}$ 代表总的插值点数, $F_{1,\max}$ 表示第一个目标函数的最大值。

# 参数空间变异性下地下水污染监 测网多目标优化设计模型求解

考虑参数空间变异性下的地下水污染监测网多 目标优化设计模型的求解主要包括3个模块:①地 下水流和污染物运移模拟模块;②污染羽空间矩评 估模块;③基于随机多目标进化算法的优化求解模 块。由于涉及到参数的空间变异性,需要对地下水 流和污染物运移模型进行不同参数场实现的多次模 拟计算,同时在随机多目标进化算法的求解过程添 加了处理目标函数择优不确定性的相关操作。

#### 2.1 地下水流和污染物运移模型

研究采用 MODFLOW 和 MT3DMS 程序分别作 为地下水流和污染物运移模型来模拟污染物在不同 时段的变化情况,从而获取不同取样点位置处的真 实浓度数据值。将 MODFLOW 和 MT3DMS 程序改 写为相应的子程序形式,供优化主程序随时调用。

#### 2.2 污染羽空间矩评估

污染羽空间矩评估模块用来刻画某一特定时刻 污染物的总质量以及空间分布形态(Wu Jianfeng et al.,2005)。本文研究采用普通克里格(ordinary kriging,OK)插值方法(Deutsch et al.,1998),根据 取样点的浓度数据值插值计算未知结点的浓度值, 得到不同取样方案所对应的污染羽空间分布,然后 分别与模拟得到的污染羽空间矩进行比较,进而计 算和评估相应的目标函数值,并检查是否满足约束 条件。

污染羽在任一时刻 *t* 关于原点的零阶矩,即污染物的总质量 *M* 可以表示为:

$$M = \int_{\Omega} \theta C(\boldsymbol{g}, t) \,\mathrm{d}\boldsymbol{\Omega} \tag{7}$$

其中,C(g,t)表示 t 时刻污染物在空间点  $g = (g_1, g_2, \dots, g_d)$ 处的浓度; $\theta$  表示含水层在空间点  $g = (g_1, g_2, \dots, g_d)$ 处的有效孔隙度; $\Omega$ 表示污染物的浓度分布区域。

污染羽在任一时刻 t 关于原点的一阶矩,即污 染羽质心坐标( $\hat{e}_1, \hat{e}_2, \dots, \hat{e}_n$ )可以表示为:

$$e_{1}^{k} = \frac{1}{M} \int_{\Omega} \theta C(\boldsymbol{g}, t) g_{i} \mathrm{d}\Omega$$

$$k \in \{1, 2, \cdots, d\}$$
(8)

其中, $e_1^k$ 表示污染羽一阶矩(质心)在k方向的 坐标分量;d表示空间的维数,可以是2或者3。

污染羽在空间上关于质心的二阶矩可以表示为 协方差张量 *E*<sub>2</sub>:



#### 图1 不确定条件下地下水污染监测网 多目标优化模型的进化求解流程

Fig. 1 The flowchart describing the evolutionary process for solving multi-objective groundwater monitoring network design model under uncertainty

$$\boldsymbol{E}_{2} = \begin{vmatrix} e_{2}^{11} & \cdots & e^{1d} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ e_{2}^{d1} & \cdots & e^{dd} \end{vmatrix}$$
(9)

其中

$$\begin{cases} e_2^{ij} = \frac{1}{M} \int_{\Omega} \theta C(\boldsymbol{g}, t) g_i g_j \mathrm{d}\Omega - e_1^i e_1^j \\ i, j \in \{1, 2, \cdots, d\} \end{cases}$$
(10)

式中, $i \, \pi j \, \Box \, k \, \hat{z} \, \chi \, d \Box$ ,表示坐标轴方向; $e_2^{ij}$ 表示 二阶空间矩张量; $E_2$ 表示在t时刻沿着坐标轴各个 方向的协方差。

#### 2.3 随机多目标进化求解

#### 2.3.1 PPGA

本文考虑参数空间变异性下地下水污染监测网 多目标优化设计模型的求解过程如图1所示。对参 数空间变异性处理主要包括两个方面:① 在确定性 ε-NSGAII 基础上研发新的概率多目标进化算法 PPGA,处理多目标进化过程中目标函数优劣比较的 不确定性;② 采用 NGA 思想处理含水层参数场的 空间变异性,评价目标函数值。限于篇幅,关于 εNSGAII及 NGA 的详细介绍可以参考文献(Miller, 1997; Smalley et al., 2000; Kollat et al., 2006; Wu Jianfeng et al., 2006)。在此,仅将 PPGA 新添加的 处理目标函数不确定性的核心操作概率择优排序和 概率拥挤度技术加以简单介绍。

#### 2.3.1.1 概率择优排序

对于不确定情况下的 Pareto 控制排序,需要统 计个体目标函数值的均值和方差。对于个体  $u_1$ 和  $u_2$ ,假设其对应的第 *i* 个目标函数值分别为 $\overline{F}_i(u_1)$ 和 $\overline{F}_i(u_2)$ ,且 $\overline{F}_i(u_1) - \overline{F}_i(u_2)$ 满足学生 t-分布:

$$T_{i} = \frac{\overline{F}_{i}(u_{1}) - \overline{F}_{i}(u_{2}) - (\varepsilon_{u_{1},i} - \varepsilon_{u_{2},i})}{\sqrt{\frac{S_{u_{1},i}^{2}}{n} + \frac{S_{u_{2},i}^{2}}{m}}}$$
(11)

其中, $\varepsilon_{u_1,i}$ 、 $\varepsilon_{u_2,i}$ 分别为个体 $u_1$ 和 $u_2$ 的第*i*个目标函数的样本期望; $S^2_{u_1,i}$ 、 $S^2_{u_2,i}$ 分别为个体 $u_1$ 和 $u_2$ 的第*i*个目标函数的样本标准差;*n*和*m*为评价个体 $u_1$ 和 $u_2$ 的样本数。对于给定的置信度 $\alpha$ ,可以查表得到相应的分位点*b*,使得置信度区间*P*满足:

$$p = P\left\{\overline{F_i(u_1)} - \overline{F_i(u_2)} - b\sqrt{\frac{S_{u_1,i}^2}{n} + \frac{S_{u_2,i}^2}{m}} < (\varepsilon_{u_1,i} - \varepsilon_{u_2,i}) < \overline{F_i(u_1)} - \overline{F_i(u_2)} + b\sqrt{\frac{S_{u_1,i}^2}{n} + \frac{S_{u_2,i}^2}{m}}\right\} (12)$$

即  $\varepsilon_{u_1,i}$  –  $\varepsilon_{u_2,i}$  的置信度为  $\alpha$  的置信区间为:

$$\left(\overline{F}_{i}(u_{1}) - \overline{F}_{i}(u_{2}) - b\sqrt{\frac{S_{u_{1},i}^{2}}{n} + \frac{S_{u_{2},i}^{2}}{m}}, \overline{F}_{i}(u_{1}) - \overline{F}_{i}(u_{2}) + b\sqrt{\frac{S_{u_{1},i}^{2}}{n} + \frac{S_{u_{2},i}^{2}}{m}}\right)$$
(13)

假设  $H_i: \varepsilon_{u_1,i} = \varepsilon_{u_2,i}$ ,如果置信区间的上下边界值均为正值或者负值,则假设不成立, $\varepsilon_{u_1,i} > \varepsilon_{u_2,i}$ 或者 $\varepsilon_{u_1,i} < \varepsilon_{u_2,i}$ ;若置信区间的下边界小于等于零,上边界大于等于零,在显著性水平 a 条件下假设成立。对每一个目标进行目标函数均值的参数估计和显著性检验,若个体  $u_1$  Pareto 占优  $u_2$ ,则 $\varepsilon_{u_1,i} < \varepsilon_{u_2,i}$ ,并且至少存在一个目标函数 i 使得 $\varepsilon_{u_1,i} < \varepsilon_{u_2,i}$ 。个体的Pareto 排名等于种群中能够控制它的个体的数量,Pareto 最优解不受任何个体控制,其排名为0。

#### 2.3.1.2 概率拥挤度技术

当 PPGA 概率择优出现平局的情况下,需要计 算个体的拥挤度(种群密度),选择拥挤度小的作为 优势个体,从而保证 Pareto 解的多样性。个体拥挤 度是个体 *i* 与种群中其他个体在其周围空间上的一 个小生境半径(也称笛卡尔半径,σ)内计算得来的, 由 niche 数(*x<sub>i</sub>*)来表示。由于涉及到目标函数值的 不确定性,个体拥挤度的计算也相应地改进为概率 拥挤度技术。同样,以个体 *u*<sub>1</sub>和 *u*<sub>2</sub>为例,个体之间 的笛卡尔距离为:

$$E_{u_1u_2} = \sqrt{\sum_{i=1}^{h} \left[\overline{O_i}(u_1) - \overline{O_i}(u_2)\right]^2}$$
(14)

$$\begin{cases} \overline{O_i}(u_1) = \frac{\overline{F_i(u_1)} - \overline{F_{i,\min}}}{\overline{F_{i,\max}} - \overline{F_{i,\min}}} \\ \overline{O_i}(u_2) = \frac{\overline{F_i}(u_2) - \overline{F_{i,\min}}}{\overline{F_{i,\max}} - \overline{F_{i,\min}}} \end{cases}$$
(15)

式中, $\overline{O_i}(u_1)$ 、 $\overline{O_i}(u_2)$ 分别为个体 $u_1$ 和 $u_2$ 按比例变 化的目标函数值,k为目标函数的个数, $\overline{F_{i,\min}}$ 和 $\overline{F_{i,\max}}$ 为第i个目标的所有个体样本均值的最小值和最大 值。与概率择优排序相似,概率拥挤度技术也需要 对个体目标函数的均值进行评估检验,然后按式 (14)求解个体之间的笛卡尔距离。 $\sigma$ 给定为种群中两两个体之间笛卡尔距离的平均值。niche数 $(x_i)$ 计算公式如下:

$$x_{i} = \sum_{j=1}^{pop-size} sh(E_{u_{1}u_{2}})$$
(16)

$$sh(E_{u_1u_2}) = \begin{cases} 1 & -\frac{E_{u_1u_2}}{\sigma}, & E_{u_1u_2} < \sigma \\ 0 & E_{u_1u_2} > \sigma \end{cases}$$
(17)

式中, $pop\_size$ 为种群大小, $sh(E_{u_1u_2})$ 是共享函数。在 概率择优出现平局的情况下,就选择 niche 数( $x_i$ ) 较小的个体作为优胜个体。

#### 2.3.2 PPGA 优化结果评价指标体系

为了测试 PPGA 优化结果的可靠性,对 PPGA 优化所得的 Pareto 解进行所有参数场的 MC 模拟分析,统计每个 Pareto 解的均值及可靠度为 95% 的上边界值和 5% 的下边界值。一般认为, MC 模拟分析 的平均值最稳定可靠(Wu Jianfeng et al., 2006; Singh et al., 2008)。因此,我们选取三个指标来定量刻画 PPGA 优化结果的可靠性,即 Pareto 最优解 与 MC 分析均值的均方根误差(*RMSE*)、MC 分析可 靠度为 95% 和 5% 上下边界的平均带宽( $\overline{Band}$ )和 带宽的方差( $\sigma_{Band}^2$ )。具体表达式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (P_i - Avg_{MC,i})^2}$$
(18)

$$\overline{Band} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} (Band_{u} - Band_{1})$$
(19)

$$\sigma_{Band}^{2} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[ (Band_{u} - Band_{l}) - \overline{Band} \right]^{2}$$
(20)

式中, N 为 Pareto 最优解的个数;  $P_i$ 表示第 i 个 Pareto 最优解;  $Avg_{MC,i}$ 代表第 i 个 Pareto 最优解 MC 分析的均值;  $Band_a$ 和  $Band_1$ 分别为 MC 分析 95% 和 5% 可靠度区间的上下边界值。 RMSE 越小说明优 化算法所求得的 Pareto 最优解越接近于 MC 模拟分 析均值, 即优化所得的 Pareto 最优解越可靠; Band 越小说明优化所得的 Pareto 最优解的不确定性波动 幅度越小,稳定性越好;  $\sigma^2_{Band}$ 越小说明 MC 分析置信 区间的带宽变异性越小,也从另一方面说明优化所得的 Pareto 最优解的稳定性好。反之亦然。

### 3 算例应用

#### 3.1 场地概述

本研究算例为一二维承压水系统。如图 2 所示,研究区 x 方向长 600m, y 方向长 400m,用边长

为 20m 的正方形网格将研究区剖分为 30 × 20 的有限差分网格。研究区左侧边界为给定水头边界,右侧边界为给定流量补给边界,上下均为隔水边界。 含水层为非均质各向同性,渗透系数服从对数正态分布。研究区有 62 个渗透系数的已知数据点(如图2中小正方形),其对数形式的均值和方差分别为2.2 和 0.5。含水层其他有关参数均为常数,见表1所示。整个研究区总共有 71 个初始的可能取样点(如图2中小三角形)。假设在污染源处发生一次泄漏( $c_0 = 1000.0 \times 10^{-9}$ ),导致地下水污染,污染羽向左边界移动。以前三年为第一个管理时段来考察该时段末监测网的多目标优化设计问题。

表1 算例中水流和溶质运移模型的参数

Table 1 Parameters input to the flow and transport model

参数	参数值
孔隙度	0.175
饱和厚度 (m)	10
纵向弥散度(m)	8.5
横向弥散度(m)	0.85
定流量边界单位面积流量(m/d)	9.45
lnK 均值 (m/d)	2.2
$\ln K$ 方差(m <sup>2</sup> /d <sup>2</sup> )	0.5

注:据Wu Jianfeng 等,2006。



图 2 研究区平面图 Fig. 2 Map showing the study area

#### 3.2 渗透系数空间变异性处理

基于 lnK 场的统计特征值,采用顺序高斯条件 模拟(Sequential Gaussian Simulation, SGSIM)生成 1000个 lnK 场的实现用于刻画渗透系数场分布 (Wu Jianfeng et al., 2006)。将由 62 个已知渗透系 数值插值所得的渗透系数场作为真实的渗透系数 场。在 PPGA 进化计算的过程中,借鉴 NGA 的思想 来处理渗透系数场的空间变异性,计算目标函数值。 以往研究表明,采用 NGA 思想,在算法前期进化计 算过程中选取一个较小的 lnK 场样本集,然后随着 进化计算的进行逐渐增加样本实现的个数可以大大 提高算法的求解效率。本文 PPGA 进化计算过程 中,前4代随机选取5个 lnK 场实现,然后每4代增 加5个 lnK 场实现,直到 lnK 场实现的个数增加到 30 为止,不再增加(Wu Jianfeng et al., 2006)。随 着进化计算的进行,在随机分布的 lnK 场中具有高 适应度值的个体将会占据进化过程中 PPGA 的种群 个体,使算法逐渐收敛于多目标优化问题的 Pareto 最优解。

#### 3.3 渗透系数空间变异条件下地下水污染监测网 多目标优化设计模型

本文研究算例的监测网多目标优化设计模型采 用式(1)~(5)表示。优化模型中各参数取值为:N=71; $F_{1,max}$ =100; $n_{est}$ =651; $\beta_1 l_i$ 和 $\beta_2 d_i$ 均为2000个 货币单位; $w_1^k = w_2^k = 1$ 。

#### 3.4 优化结果及分析讨论

在求解渗透系数空间变异条件下监测网多目标 优化设计模型时, PPGA 算法的有关参数分别取值 如下:初始种群个数为 10;终止条件为求解结果提 高率小于 10%; Pareto 解集过滤器大小为 200;交叉 概率为 0.5;变异概率为 $\frac{1}{种群个数}$ ;四个目标函数的  $\varepsilon$  值均为 10<sup>-6</sup>(Kollat et al., 2006)。

PPGA 优化结果如图 3 所示。图 3a 为费用率与 污染羽空间矩评估误差在二维平面空间上的权衡关 系,图 3b 为费用率与污染羽空间矩评估误差四个目 标函数在三维空间上的相互权衡关系。从图中可以 看出,费用率呈现跳跃不连续现象,这是因为不同取 样方案中取样点数目是不连续的。并且,相同费用 率情况下,取样点分布不同,污染羽的空间矩评估误 差也会有所不同。与确定情况下监测网优化求解结 果类似,整体上,随着费用率的增加,污染羽的质量 评估误差、一阶矩和二阶矩的评估误差均呈现非线 性递减的趋势,说明增加监测费用可提高污染羽的 监测精度。同时,质量评估误差与一阶矩和二阶矩 的评估误差均为正相关关系,尤其前两者近乎为线 性正相关关系,而由于受到渗透系数空间变异性的 影响,与确定情况相比二阶矩评估误差对取样点数 目及分布更为敏感。

另外,从优化得到权衡解的空间域来看,图3中 费用率的变化区间为9.00%~68.00%,质量评估 误差介于0.35%~32.70%,一阶矩评估误差和二 阶矩评估误差分别介于0.41%~30.65%和 16.09%~139.00%。由此说明,PPGA优化得到的 权衡解的空间分布很广,可满足决策者在不同费用 率(9.00%~68.00%)前提下追求监测精度最大化 (即污染羽的空间矩评估误差最小化)的目标。但 是,当监测费用率超过一定程度(>41%)时,其他 各目标函数几乎没有减小,亦即监测精度没有提高。 这说明,只有当监测费用率小于某一个限值时,提高 监测费用才可以相应的提高监测精度。

为了验证优化结果的可靠性,对 PPGA 优化所 得的 Pareto 最优解进行所有渗透系数场实现的 MC 模拟分析,统计 MC 模拟分析的均值和可靠度为 95%和5%上下边界值。对比结果如图4所示(为) 了便于显示对比结果,图中数据均按照 Pareto 最优 解由小到大进行排序)。从图中可以看出, PPGA 优 化所得的 Pareto 最优解均位于 MC 分析的上下边界 之间,并且接近于 MC 分析的均值,尤其是污染羽的 质量评估误差和一阶矩评估误差,几乎与 MC 分析 均值相重合。从表2中的分析数据可以更加直观地 看出,Pareto最优解的质量评估误差、一阶矩和二阶 矩评估误差与其对应的 MC 分析均值的 RMSE 分别 为0.0476, 0.0199 和1.1819, 表明 PPGA 优化所得 的 Pareto 最优解具有很高的可靠性。同时, Pareto 最优解的质量评估误差、一阶矩和二阶矩评估误差 与其对应的 MC 分析的Band分别为 1.4312, 0.2971 和 22.0189,  $\sigma_{\scriptscriptstyle Band}^2$  分别为 1.5123, 1.0091 和 48.5464。其中除了二阶矩评估误差,质量评估误差 和一阶矩评估误差的评价指标值都很小,其至可以 忽略不计,表明 PPGA 优化所得的 Pareto 最优解具 有很好的稳定性。二阶矩评估误差的 $\overline{Band}$ 及 $\sigma_{Band}^2$ 受渗透系数空间变异性影响较为明显说明污染羽外 围监测点对准确刻画污染羽的空间分布具有重要作 用,尤其是考虑到含水层参数存在不确定性的客观 事实。可见参数的不确定性对于污染羽的空间分布 有着深远的影响。

在考虑含水层参数空间变异性的监测网优化设 计过程中,一方面要根据场地实际情况和污染物性 质选取最终监测方案,另一方面更要考虑到优化方 案的可靠性。如果污染物对环境及人体危害不明



图 3 PPGA 求解渗透系数空间变异性下地下水污染监测网多目标优化模型的优化结果:(a)费用率 与其他三个空间矩之间的权衡关系;(b)四个目标函数在空间上的权衡关系

Fig. 3 PPGA-based optimization results showing the tradeoffs between different objectives under consideration of the spatial variation of  $K_{:}(a)$  the trade-off between cost rate and spatial moment estimation errors; (b) the Pareto front of cost rate and spatial moment estimation errors in the objective space



图 4 PPGA 优化结果与 MC 分析结对对比

Fig. 4 Comparison of the PPGA-based Pareto optimal solutions and the result of Monte Carlo analysis

显,就可以选择监测费用较为节省的监测方案,同时 兼顾监测方案的可靠性及稳定性;如果污染物毒害 性较大,对公众安全影响明显,那么选取监测方案 时就要重点考虑监测精度及监测方案的稳定性和

5	7	7	
2	1	/	

Table 2 Comparison of the FFGA-based Pareto optimal solutions and the result of Monte Carlo analysis										
质量评估误差		一阶矩评估误差		二阶矩评估误差						
RMSE	$\overline{Band}$	$\sigma^2_{\scriptscriptstyle Band}$	RMSE	$\overline{Band}$	$\sigma^2_{\scriptscriptstyle Band}$	RMSE	$\overline{Band}$	$\sigma^2_{\scriptscriptstyle Band}$		
0.0476	1 4312	1 5123	0 0199	0 2971	1 0091	1 1819	22 0189	48 5464		

表 2 PPGA 优化结果与 MC 分析结果对比

可靠性,而不能过分强调节省监测费用。

#### 4 结论与展望

本文研究在以往确定性地下水污染监测网多目 标模拟一优化模型的基础上,通过研发新的概率多 目标进化算法 PPGA 来求解考虑含水层参数空间变 异性下的地下水污染监测网多目标优化设计问题。 PPGA 在 ε-NSGAII 的基础上通过添加概率择优排 序和概率小生境技术,来处理多目标进化过程中目 标函数择优的不确定性,进而寻求参数空间变异条 件下地下水污染监测网模拟—优化模型的 Pareto 最 优解。将 PPGA 与地下水流模拟程序 MODFLOW 和 污染物运移模拟程序 MT3DMS 相耦合用于求解本 文考虑渗透系数空间变异性的地下水污染监测网多 目标优化设计问题。同时提出一个新的评价指标体 系(*RMSE*,  $\overline{Band}$ ,  $\sigma_{Rand}^2$ ) 来评价多目标随机进化算 法求解结果的可靠性。算例求解结果表明 PPGA 可 以为决策者提供一系列稳定可靠的监测方案。另 外,由于受到含水层参数空间变异性的影响,污染羽 的二阶矩评估误差较大,且变异性较大,说明污染羽 外围监测点对准确刻画污染羽的空间分布具有重要 作用,尤其是在参数存在空间变异性情况下。因此, 在地下水污染监测网优化设计过程中必须要考虑含 水层参数存在空间变异性的客观事实。

本文提出的随机多目标优化技术,只考虑了在 监测网优化设计过程中存在含水层渗透系数单一空 间变异性因素的二维理想算例应用。在下一步研究 中需要将其应用于考虑多个随机参数空间变异性的 各类实际大尺度复杂地下水优化管理模型中,进一 步验证 PPGA 搜索变异性小、可靠性强的 Pareto 最 优解的能力。

#### 参考文献 / References

- 骆乾坤,吴剑锋,林锦,祝晓彬,吴吉春.2013. 地下水污染监测网 多目标优化设计模型及进化求解.水文地质工程地质,40(5): 97~103.
- 吴剑锋,郑春苗. 2004. 地下水污染监测网的设计研究进展. 地球科

学进展, 19(3): 429~436.

- 吴剑锋,彭伟,钱家忠,吴吉春. 2011a. 基于 INPGA 的地下水污染 治理多目标优化管理模型: I一理论方法与算例验证. 地质论 评,57(2):277~284.
- 吴剑锋,彭伟,钱家忠,吴吉春. 2011b. 基于 INPGA 的地下水污染 治理多目标优化管理模型:II—实例应用. 地质论评,57(3): 437~443.
- 杨蕴,吴剑锋,于军,林锦,施小清,吴吉春. 2013. 基于参数不确定 性的地下水污染治理多目标管理模型. 环境科学学报,33(7): 2059~2067.
- Deutsch C V, Journel A G, 1998. GSLIB: Geostatistical Software Library and User's Guide, 2nd ed. New York: Oxford University Press.
- Gopalakrishnan G, Minsker B S, Valocchi A J. 2011. Monitoring network design for phytoremediation systems using primary and secondary data sources. Environment Science and Technology, 45: 4846 ~4853.
- Kollat J B, Reed P M. 2006. Comparing state-of-the-art evolutionary multi-objective algorithms for long-term groundwater monitoring design. Advances in Water Resource, 29: 792 ~ 807.
- Kollat J B, Reed P M, Kasprzyk J R. 2008. A new epsilon-dominance hierarchical Bayesian optimization algorithm for large multi-objective monitoring network design problems. Advances in Water Resources, 31:828 ~ 845.
- Luo Qiankun, Wu Jianfeng, Sun Xiaomin, Yang Yun, Wu Jichun. 2012. Optimal design of groundwater remediation system using a multi-objective fast harmony search algorithm. Hydrogeology Journal, 20(8): 1497 ~ 1510.
- Miller B L. 1997. Noise, sampling, and efficient genetic algorithms. PhD. Dissertation. University of Illinois at Urbana-Champaign, Urbana, IL.
- NRC. 2012. Alternatives for managing the nation's complex contaminated groundwater sites. Washington, DC: National Academies Press.
- Reed P M, Minsker B S. 2004. Striking the Balance: Long-term groundwater monitoring design for conflicting objectives. Journal of Water Resources Planning and Management, 130(2): 140 ~ 149.
- Singh A, Minsker B S. 2008. Uncertainty-based multiobjective optimization of groundwater remediation design. Water Resources Research, 44: 2404 ~ 2424.
- Smalley J B, Minsker B, Goldberg D E. 2000. Risk-based in situbioremediation design using a noisy genetic algorithm. Water Resources Research, 36 (10): 3043 ~ 3052.
- Wagner B J. 1995. Sampling design methods for groundwater modeling under uncertainty. Water Resources Research, 31 (10): 2581 ~ 2591.
- Wu Jianfeng, Zheng Chunmiao, Chien C C. 2005. Cost-effective sampling network design for contaminant plume monitoring under

general hydrogeological conditions. Contaminant Hydrology, 77:41  $\sim 65.$ 

Wu Jianfeng, Zheng Chunmiao, Chien C C, Zheng Li. 2006. A comparative study of Monte Carlo simple genetic algorithm and noisy genetic algorithm for cost-effective sampling network design under uncertainty. Advances in Water Resource,  $29:\,899\sim911.$ 

Yang Yun, Wu Jianfeng, Sun Xiaomin, Wu Jichun, Zheng Chunmiao. 2013. A niched Pareto tabu search for multi-objective optimal design of groundwater remediation systems. Journal of Hydrology, 490: 56 ~73.

# The Study on Multi-objective Optimization for Groundwater Monitoring Network Design under Spatial Variation of Parameters

LUO Qiankun<sup>1)</sup>, WU Jianfeng<sup>2)</sup>, YANG Yun<sup>3)</sup>, QIAN Jiazhong<sup>1)</sup>

1) School of Resources and Environmental Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, 230009;

2) Department of Hydrosciences, School of Earth Sciences and Engineering, Nanjing University, Nanjing, 210093;

3) Huaihe River Water Resources Commission, Bengbu, Anhui, 233001

Abstract: Based on the fact that there is spatial variation of hydraulic conductivity, a new probabilistic Pareto genetic algorithm (PPGA) is developed to solve multi-objective optimal design of groundwater contaminant monitoring network under the spatial variation of hydraulic conductivity. The PPGA is developed by adding the probabilistic Pareto domination ranking and probabilistic niche technique to the classic epsilon-dominance non-dominated sorted genetic algorithm II ( $\varepsilon$ -NSGAII) to search for Pareto optimal solutions of multi-objective optimization problems under uncertainty. The Pareto optimal solutions are then compared with the MC analysis results to demonstrate the effectiveness and reliability of the PPGA. Comprehensive analysis demonstrates that the proposed PPGA can find Pareto-optimal solutions with low variability and high reliability and can provide a range of reliable monitoring programs for decision makers under the spatial variation of hydraulic conductivity.

Keywords: groundwater contamination; monitoring network design; probabilistic multi-objective optimization; genetic algorithm

## 中国地质学会举办第46个"世界地球日"主题科普宣传活动

2015年4月22日,中国地质学会联合中国地质学会珠 宝玉石科学传播专家团队、中国地质学会地质灾害科学传播 专家团队、中国地质图书馆、中国地球物理学会、中国地震学 会、国土资源部老科技工作者协会、中国地质学会地质哲学 研究分会、北京紫竹院公园等多家单位,在紫竹院公园举办 了第46个"世界地球日"主题科普宣传活动,共同呼吁"珍惜 地球资源,转变发展方式——提高资源利用效益"。中国地 质学会常务副理事长孟宪来,中国地质学会秘书长、中国地 质科学院常务副院长、党委副书记朱立新出席活动并与现场 参观市民互动交流地学科普知识。

本次活动,结合学会工作特色和公众兴趣,在活动现场 设置了地质灾害与防治、珠宝玉石标本及鉴定鉴赏、中国地 质学会十大地质找矿成果及十大地质科技进展等系列主题 展览,制作了相关展板40余块,详细的介绍我国资源概况、 节约集约利用资源、宝玉石标本等相关知识及最新地质科技 成果,普及有关地球科学知识。

中国地质学会在每年 4 月 22 日世界地球日活动周期 间,组织和动员全国各省级地质学会、专业委员会(研究分 会、工作委员会)充分利用自身优势,围绕服务地质找矿突破 战略行动、珍惜地质遗迹发展地质文化、少年儿童科普等主 题,开展系列科普活动,注重结合本届地球日宣传主题和当 前地学热点问题,采取通俗易懂、公众喜闻乐见的形式,开展 了一系列地球日宣传和科普活动,深受广大公众的欢迎。

(据:http://www.geosociety.org.cn /? category = bmV3cw = = & categodry = NDc4MQ = = )