



供水管网抗震拓扑优化算法研究

刘威^{①②}, 徐良^③, 李杰^{①②*}

① 同济大学土木工程防灾国家重点实验室, 上海 200092;

② 同济大学建筑工程系, 上海 200092;

③ 上海核工程研究设计院, 上海 200233

* E-mail: lijie@tongji.edu.cn

收稿日期: 2011-12-08; 接受日期: 2012-04-23

科技部国家重点实验室基金资助(批准号: SLDRCE09-B-12)和国家自然科学基金(批准号: 50808144)资助项目

摘要 针对供水管网抗震拓扑优化问题, 引入管线单元投资重要度的概念评价管网中管线对管网抗震的贡献. 在此基础上, 将遗传算法、遗传-模拟退火算法、蚁群算法和微粒群算法等现代组合优化算法应用于供水管网抗震拓扑优化中. 通过算例对上述算法的优劣进行了对比分析. 结果表明: 遗传-模拟退火算法表现最好, 遗传算法和微粒群算法次之, 而蚁群算法的搜索性能较差.

关键词

供水管网
抗震拓扑优化
遗传算法
遗传-模拟退火算法
蚁群算法
微粒群算法

1 引言

作为城市生命线工程的重要组成部分, 城市供水管网系统担负着城市工业生产、居民生活供水的任务. 在近二十年来世界上发生的强烈地震中, 供水系统破坏严重. 例如: 在 1995 年的日本阪神大地震中, 城市主干管网遭受到了严重破坏^[1]. 共计出现了约 1610 处的破坏, 大约 136 万用户断水. 更为糟糕的是, 地震导致许多区域发生了大火. 由于供水系统瘫痪, 消防人员却只能看着大火蔓延而无能为力. 因此, 城市供水管网的设计不仅要保证其在日常运营中的安全性, 也要保证其在地震后能够满足人民的基本生活需求. 因此, 研究供水管网的抗震设计方法, 对提高供水管网的抗震能力, 保障现代城市的生产、生活以及区域经济的安全和发展具有重要的意义.

供水管网一般以网络的形式分布在较大的区域内, 它的抗震性能由其拓扑结构和元件的抗震性能决定. 一般而言, 系统的拓扑结构比元件更为重要^[2]. 2001 年, 李杰^[3]首先提出利用现代组合优化理论、结合网络抗震可靠度分析进行工程网络抗震优化设计的思想. 2002 年, 陈伶俐、李杰等人^[4]基于抗震功能可靠度分析, 利用遗传算法对供水管网的抗震拓扑优化问题进行了求解. 这一工作首次实现了从系统的角度来进行管网的抗震拓扑优化. 沿着这一思路, 文献[5-7]分别利用模拟退火算法、遗传-模拟退火混合算法和微粒群算法进行了供水系统的抗震拓扑优化设计研究. 与此同时, 基于抗震连通可靠度分析, 文献[8, 9]利用遗传算法进行了供燃气管网的抗震拓扑优化设计, 文献[10, 11]则利用蚁群算法进行了供燃气管网的抗震拓扑优化设计, 并提出了 Benchmark

网络作为校核算法效率的范例. 上述算法均可以在一定程度上获得较优管网拓扑结构. 但这些算法的优劣尚需要进一步对比研究. 同时, 在上述优化模型中, 尚缺乏投资优化方面的考量.

本文首先介绍了考虑管网建设造价和运行费用的供水管网抗震拓扑优化模型. 然后, 提出了 2 类投资重要度概念: 管线投资重要度和管径投资重要度, 给出了相应的分析方法, 利用一个 19 个节点 28 条边的供水管网比较了 2 种投资重要度. 基于管线投资重要度, 利用不同的组合优化算法进行供水管网抗震拓扑优化设计, 并进行对比分析, 对供水管网的抗震优化设计方法提出了建议.

2 城市供水管网系统优化模型的建立

城市供水管网的投入包括管网建设费用和建成后的运行管理费用, 以管网的拓扑结构以及管线管径为优化参数, 文献[7]建议了如下的优化模型:

$$\begin{aligned} \min \quad & W, \\ \text{s.t.} \quad & \beta_{\min} \geq \beta_0, \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $\beta_{\min}$ 为供水管网所有节点抗震可靠度指标的最小值, 可以采用文献[12]中的一次二阶矩方法求解; β_0 为供水管网设计时允许的抗震可靠指标限值; W 为供水管网的年费用折算值, 可用下式表示^[13]:

$$W = \left(\frac{p}{100} + \frac{1}{T} \right) \cdot C + \sum_{i=1}^s P_i q_i h_i, \quad (2)$$

其中, $p/100$ 为管网的每年折旧和大修的百分率; T 是管网建设投资偿还期; s 是泵站数目; P_i 为泵站 i 的单位运行电费指标(元/($\text{m}^3/(\text{s} \cdot \text{m} \cdot \text{a})$)), 表明每秒钟将 1 m^3 的水提升 1 m 的年电费; q_i 为泵站 i 设计扬水流量(m^3/s); h_i 为泵站 i 最大扬程(m), 其值为日常使用状态下各需水点均达到最低水压(28 m)时对应的水源点的水压值; C 为管网造价, 可用下式计算得到:

$$C = \sum_{i=1}^m \gamma_i \left(a_1 + a_2 \cdot d_i^{a_3} \right) \cdot l_i, \quad (3)$$

其中, l_i 为管线长度(m); d_i 为管线的管径(mm); a_1, a_2, a_3 是造价经验系数, 可以分别取 $62.1051, 1979.7, 1.486$ ^[14]; γ_i 为连通系数, 铺设管线时取为 1, 不铺设时取为 0; m 为管网中管线的数目.

3 供水管网管线单元重要度分析

管网是以网络的形式分布在一个广大的区域内, 不同的管线对管网功能的贡献是不一样的. 直觉上, 与水源点相连的管线重要性比较大, 而远离水源点的管线重要性相对就要差一些. 通过管网中管线单元重要度分析, 可以为管网系统的优化提供方向.

对于供水管网来说, 管线单元重要度可以通过以下 2 种方式来反映.

1) 在一个管网系统中, 当某条管线由原来铺设变为不铺设, 如果整个管网系统中节点的水压变化大, 则该条管线在管网系统中的重要度大, 反之, 则重要度小.

2) 在一个管网系统中, 当某条管线的管径值改变, 如果整个管网系统中节点的水压变化大, 则该条管线在管网系统中的重要度大, 反之, 则重要度小.

上述第一种方式可以称为管线重要度, 第二种方式可以称为管径重要度, 两种重要度可以采用以下方式来定量计算.

3.1 管线重要度

①在所有管线铺设的情况下, 对整个管网进行水力分析, 获得管网节点的水压 H^0 , 可表示为:

$$H^0 = [h_1^0, h_2^0, \dots, h_n^0], \quad (4)$$

其中, n 为管网的节点数, h_i^0 表示所有管线均铺设时节点 i 的水压.

②去除管网中管线 j , 再次进行管网水力分析, 获得各个节点的水压, 如果某个节点与水源点不连通, 令其水压为 -20 m , 此时管网节点的水压 H^j 可表示为:

$$H^j = [h_1^j, h_2^j, \dots, h_n^j], \quad (5)$$

其中, h_i^j 表示管线 j 不铺设时节点 i 的水压. 管线 j 对整个管网的重要度 I_j 可表示为:

$$I_j = \frac{\sum_{i=1}^n I_{ij}}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n (h_i^0 - h_i^j)}{n}, \quad (6)$$

其中, $I_{ij} = h_i^0 - h_i^j$ 表示管线 j 对节点 i 的管线重要度.

③重复②直到得到所有的管线重要度.

3.2 管径重要度

①在所有管线铺设的情况下, 对整个管网进行

水力分析, 获得管网节点的水压 G^0

$$G^0 = [g_1^0, g_2^0, \dots, g_n^0], \quad (7)$$

其中, n 为管网的节点数, g_i^0 表示所有管线均铺设时节点 i 的水压.

②增大管网中管线 j 的管径, 并且保持其他管线管径值不变, 再次进行管网水力分析, 获得管网中节点的水压 G^j , 可表示为:

$$G^j = [g_1^j, g_2^j, \dots, g_n^j], \quad (8)$$

其中, g_i^j 表示管线 j 管径增大时节点 i 的水压. 管线 j 对整个管网的重要度 P_j 可表示为:

$$P_j = \frac{\sum_{i=1}^n P_{ij}}{n} = \frac{\sum_{i=1}^n (g_i^j - g_i^0)}{n}, \quad (9)$$

其中, $P_{ij} = g_i^j - g_i^0$ 表示管线 j 对节点 i 的管径重要度.

③重复②直到得到所有的管径重要度.

考虑管线造价 C_j 后, 单元的管线投资重要度 e_j 及管径投资重要度 f_j 可以表示为:

$$e_j = I_j / C_j, \quad (10)$$

$$f_j = P_j / C_j. \quad (11)$$

单元的投资重要度越高, 即表示改造此单元, 可以用较小的费用, 获取系统可靠度较大的提高. 所以, 单元的投资重要度能够指导系统可靠度设计, 为管网优化设计过程指明方向.

当管线的管径未知时, 作为近似, 可以先假定管网中管线的管径均相同. 由(3)式可知管线造价与管线长度成正比, 这样 0-1 投资重要度 e_j 及管径投资重要度 f_j 可表示为:

$$e_j = I_j / l_j, \quad (12)$$

$$f_j = P_j / l_j, \quad (13)$$

其中, l_j 表示管线 j 的长度.

图 1 为一个 19 个节点, 27 条管线的供水管网, 其中节点 19 为水源点. 管网节点需水量、高程以及管线的长度如表 1 所示. 其他参数为 $p=7$, $P_i=2.2/(m^3/(s \cdot m \cdot a))^{[15]}$.

计算管线投资重要度时, 假定所有管线的管径全部为 200 mm. 计算管径投资重要度时, 同样假定所有管线的管径全部为 200 mm, 管线管径增大时为增大到 400 mm. 分别计算上述管网单元的管线投资重要度和管径投资重要度, 结果如图 2 所示. 从图 2 上可以看出, 重要度较大的几条管线, 如 19, 22, 11, 20, 25, 26, 16 等正是由水源点 19 通往各汇点的首要通道, 其在整个管网中的重要性不言而喻, 它们铺设与否以及管径的改变, 对管网系统可靠度的影响很大, 由此可以看出管线单元投资重要度分析可以为优化分析指明方向. 同时, 对上述网络, 按上述计算方法得到的单元管线投资重要度和管径投资重要度有着一致的趋势. 这说明单元的管线投资重要度和管径投资重要度在反映管线投资重要性相对大小上有着较类似的结果. 故在后面的分析中均采用管线投资重要度来作为单元的重要度指标.

4 现代组合优化算法在供水管网优化设计中的应用

4.1 遗传算法

遗传算法是在 20 世纪 70 年代初期由美国密西根

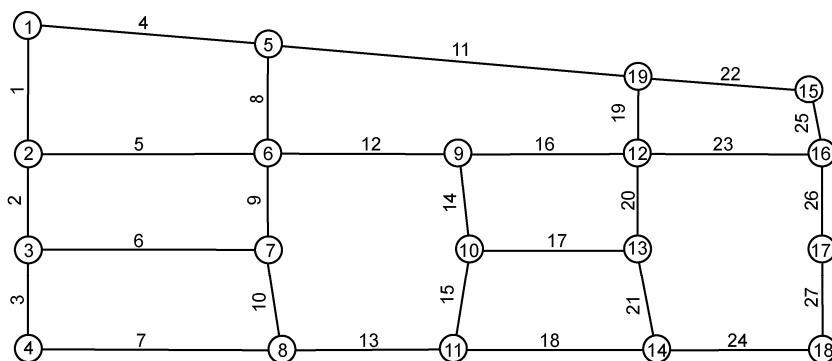


图 1 管网拓扑结构方案

表 1 管网属性表

Node No.	Demand flow (L/s)	Elevation (m)	Pipeline No.	Length (m)	Pipeline No.	Length (m)
1	16.32	480.45	1	354	20	241
2	6.32	480.34	2	244	21	252
3	14.86	480.34	3	250	22	305
4	25.54	480.22	4	343	23	305
5	14.46	481.03	5	338	24	297
6	17.87	480.8	6	338	25	177
7	13.7	480.82	7	342	26	250
8	11.75	480.8	8	295	27	247
9	14.46	481.37	9	243		
10	25.65	481.49	10	254		
11	19.89	481.14	11	560		
12	12.76	481.83	12	279		
13	16.81	481.72	13	278		
14	17.68	481.6	14	244		
15	18.05	482.29	15	251		
16	28.76	482.18	16	276		
17	18.76	482.21	17	273		
18	10.72	482.06	18	280		
19	Source	481.83	19	212		

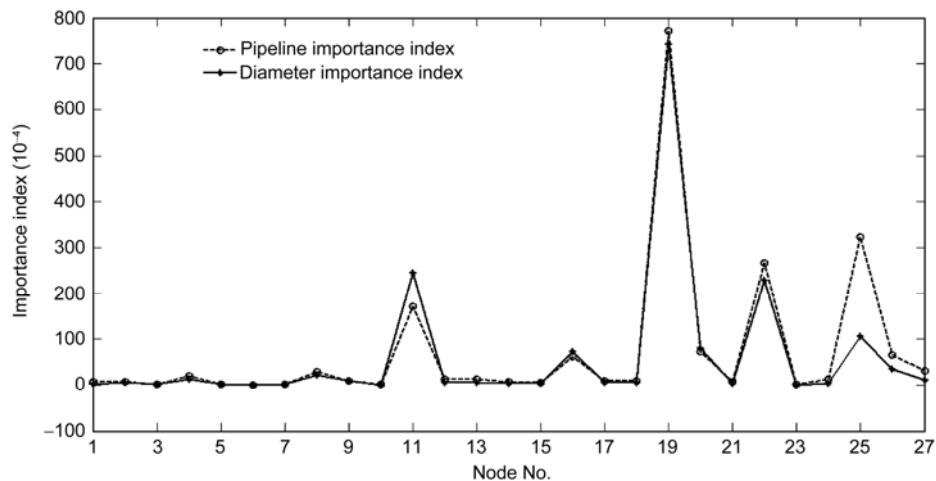


图 2 两种投资重要度对比

大学的 Holland 教授^[16, 17]借鉴生物进化原则提出的一种自适应并行全局优化概率搜索算法。

在遗传算法中,基本的运行步骤包括:编码、生成初始种群、选择、交叉和变异操作、收敛判断等。下面结合供水管网抗震优化问题,就以上各步骤进行具体介绍。

4.1.1 编码

将一个问题的解从其解空间转换到遗传算法搜

索空间的过程就称为编码。对于本文的优化模型,采用整数编码方法,也即一根管线用一个整数来表示,其值代表了管线的管径。举例而言,当一根管线管径可取 100, 150, 200, 250, 300, 350, 400, 450, 500 (mm),则对应的基因可取 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 而基因取 0 值,则表示这根管线不铺设。这样,每个基因值代表该基因对应的管线铺设与否以及铺设时管径的取值,所有基因按照指定的次序排列起来,就构成一条染色体,一条染色体对应供水管网的一种拓扑结构方

案, 多条染色体就构成了遗传算法的一个种群.

4.1.2 生成初始种群

采用完成随机生成的策略来生成初始种群, 也即随机生成若干个管网作为初始种群. 这里首先将一个网络中的基因全部取为 0, 然后通过随机赋值来确定各条边的管径, 从而生成一个网络. 在随机生成管网之后, 要对管网进行合理性判断(是否为连通管网). 对于不合理个体, 再随机增加部分管线来进行修补; 若修补后的个体仍为不合理方案, 则抛弃该设计方案, 并重新生成.

4.1.3 个体适应度

采用如下公式计算个体适应度:

$$F(s) = M - W(s) - P(s), \quad (14)$$

其中, M 为预先给定的一个较大值; $W(s)$ 为个体解对应管网的年折算费用; $P(s)$ 为惩罚函数, 其计算公式为:

$$P(s) = \begin{cases} 0, & \beta_{\min s} \geq \beta_0 \\ [\Delta\beta(s) - \min[\Delta\beta(s)]] \cdot \frac{\max[W(s)] - \min[W(s)]}{\max[\Delta\beta(s)] - \min[\Delta\beta(s)]}, & \text{其他,} \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\beta_{\min s}$ 为解 s 对应的管网所有节点抗震可靠度指标的最小值; β_0 为管网设计时允许的抗震可靠度指标限值; $\Delta\beta(s) = \sum_{i=1}^m (\Delta\beta_i)$; $\Delta\beta_i$ 为抗震可靠度指标限值与不满足可靠度指标限制的节点 i 抗震可靠度指标的差值.

4.1.4 遗传操作

从当前种群进化到下一代种群需要采用选择、交叉和变异操作. 本文中, 选择操作采用最佳个体保存方法^[18]和适应度比例方法^[18]. 也即当前群体中的最优个体不经过选择而直接进入下一代中, 同时当前群体的个体有 1/3 按适应度大小确定的选择概率加入下一代.

交叉操作采用单点交叉操作^[18]. 具体过程是: 以一定概率选择 2 个个体, 在个体串中随机设定一个交叉点, 对随机选择出来的 2 个父代个体在该点前的部分结构互换, 从而生成 2 个新个体.

变异操作是指以一定的变异概率将某个染色体编码串中的基因用其他等位基因进行替换, 从而形成一个新的个体. 当一个单元是 0, 其变为一个正整数 x 的概率为:

$$P_{0x}(j) = P_{\max} - \frac{P_{\max} - P_{\min}}{e_{\max} - e_{\min}} (e_{\max} - e(j)), \quad (16)$$

其中, $P_{\max}$, $P_{\min}$ 为从 0 变为 x 的最大和最小概率; $e(j)$ 为单元 j 的管线投资重要度; $e_{\max}$, $e_{\min}$ 为网络中最大和最小的单元管线投资重要度.

当一个单元是正整数 x , 其变为 0 的概率为:

$$P_{x0}(j) = P_{\max} - \frac{P_{\max} - P_{\min}}{e_{\max} - e_{\min}} (e(j) - e_{\min}). \quad (17)$$

显然, 采用上述公式, 投资重要度高的管线从不铺设状态变为铺设状态的概率大, 从铺设状态变为不铺设状态的概率小. 而投资重要度低的管线变化情况则相反.

同时, 为了简化, 管线从一个正整数 x 变为另外一个正整数 y 的概率设为常数 0.1.

4.1.5 收敛判断

采取固定迭代次数作为算法终止条件.

4.2 遗传-模拟退火混合算法

虽然遗传算法对于组合优化问题是一种非常好的方法, 但它也有一个缺陷, 也即早熟收敛. 早熟收敛意味着算法过早陷入一个局部最优解而无法跳出. 出现这一现象的主要原因在于遗传算法过于依赖交叉操作来生成新解, 整体搜索能力较强. 而体现其局部搜索能力的变异操作由于变异概率低而使得其难以跳出当前的搜索空间. 研究发现, 模拟退火算法^[19]对于扩展搜索空间具有很好的性能. 同时, 这一算法的演化过程类似于遗传算法中的变异操作. 因此, 通过将遗传算法中的变异操作替换为模拟退火算法中的演化过程, 可以建立一类混合算法——遗传-模拟退火算法^[20, 21].

在模拟退火算法中, 对当前解进行扰动产生一个新解. 接受新解的概率为:

$$P(i \Rightarrow j) = \begin{cases} 1, & f(j) \leq f(i), \\ \exp\left(\frac{f(i) - f(j)}{t}\right), & f(j) > f(i), \end{cases} \quad (18)$$

其中, t 为当前的温度; $f(\cdot)$ 为解的目标函数, 其计算公式为:

$$f(i) = \begin{cases} W(i), & \beta_{\min} \geq \beta_0, \\ M + \Delta\beta(i), & \text{其他.} \end{cases} \quad (19)$$

因此, 当新解为一个比当前解好的结果时, 新解被接受, 当前解被替换成新解. 如果新解不如当前解, 其仍然以一定的概率被接受.

对于遗传模拟退火算法, 遗传算法中的变异操作由如下过程来代替.

①确定当前的温度 t

$$t = \gamma^{k-1} T, \quad (20)$$

其中, T 是初始温度; k 是当前的进化代数; $0 < \gamma < 1$.

②对当前解作一随机扰动, 产生一个新解, 其过程与遗传算法中的变异过程相同. 计算新解的目标函数值并用公式(18)确定其接受概率.

③产生一个 0 到 1 之间的随机数, 如果随机数小于新解的接受概率, 接受新解, 否则不接受新解, 仍然保留当前解.

④判断产生新解的数量是否达到给定的值, 如果是, 过程结束. 否则, 返回②.

4.3 蚁群算法

蚁群算法最早是在 1991 年由 Dorigo 等人^[22]提出的, 将蚁群算法应用到供水管网抗震拓扑优化中的过程如下.

4.3.1 构建问题的解

算法中的决策点对应于管网中管线, 而每个决策点处有 n 条边: 0 和 1, 2, $\dots$, n , 分别代表该管线不铺设以及铺设时的管径取值, 可以表示为 (i, j) (即管线 i 取值为 j). 每只蚂蚁在每次迭代过程中, 依次在每条管线处选择一条边, 最后将各边组装成一条解, 即形成了管网的一个拓扑结构方案. 每只蚂蚁都构建问题的一个解, m 只蚂蚁即构建问题的 m 个解. 在解的构造过程中, t 时刻蚂蚁 k 在决策点 i 处选择边 (i, j) 的概率为:

$$p_{i,j}^k(t) = \frac{\tau_{i,j}(t)}{\tau_{i,0}(t) + \tau_{i,1}(t) + \dots + \tau_{i,n}(t)}, \quad j \in \{0, 1, 2, \dots, n\}, \quad (21)$$

其中, $\tau_{i,j}(t)$ 表示 t 时刻边 (i, j) 上的信息素量.

4.3.2 个体解的评价

采用(19)式作为评价函数来评价个体解.

4.3.3 信息素更新规则

每只蚂蚁都构建了对问题的解后, 根据评价函数对解进行评价, 依据此评价函数对解中包含的边增加信息素, 采用如下的更新模型来更新各边上的信息素.

$$\tau_{i,j}(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_{i,j}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{i,j}^k, \quad (22)$$

$$\Delta\tau_{i,j}^k = \begin{cases} \frac{Q}{f(k)}, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中选择边 } (i, j), \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (23)$$

其中, ρ 为信息素挥发系数, $0 \leq \rho \leq 1$; m 为蚂蚁的数量; $\Delta\tau_{i,j}^k$ 为蚂蚁 k 在边 (i, j) 上释放的信息素增量; Q 为信息素总量, 一般取正常数, f^k 为第 k 只蚂蚁生成网络的评价函数.

因此, 蚁群算法的步骤可以表示如下.

①输入蚂蚁数量, 最大迭代次数, 管网参数, 初始化信息素;

②根据公式(21)构造解, 修补无意义的解, 对解进行评价;

③根据信息素更新规则式(22)和(23), 对各边上的信息素进行更新;

④判断计算代数是否达到给定代数, 若达到, 算法终止; 否则转入②.

4.4 微粒群算法

1995 年, 通过研究鸟群觅食过程, Kennedy 和 Eberhart^[23]建议了一种新的优化算法——微粒群算法来求解组合优化问题. 这一算法已经应用到许多优化问题中, 如: 航空科学中的状态确定^[24]. 文献[7]提出了将微粒群算法具体应用到网络拓扑优化中的方法, 其步骤如下.

①随机产生若干个管网作为初始微粒群, 并随机产生各个粒子的速度(为 $-n$ 到 n 之间的随机数, n 为管线能够取得最大值), 确定其空间位置;

②按(19)式计算每个微粒的目标函数;

③对当前的微粒群, 通过对比目标函数值确定进化过程中各个粒子的最佳位置以及群体最佳位置;

④利用下面的(24)和(25)式对每个微粒的各维的速度和位置进行进化, 如未达到结束条件(一个预设的最大代数), 则返回步骤②,

$$v_{ij}^{t+1} = \omega \cdot v_{ij}^t + c_1 \cdot \text{rand}_1() \cdot (p_{ic}^t - x_{ij}^t) + c_2 \cdot \text{rand}_2() \cdot (p_{ig}^t - x_{ij}^t), \tag{24}$$

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1}, \tag{25}$$

其中, ω 为惯性权重, ω 取较大值可以使算法具有较强的全局搜索能力, ω 取小值则算法倾向于局部搜索. c_1 和 c_2 为加速度常数, 一般在 $[0, 2]$ 取值; $\text{rand}_1()$ 和 $\text{rand}_2()$ 为 2 个在 0 到 1 范围内变化的随机数.

实际应用微粒群算法时会发现其收敛速度较快, 易陷入局部最优解, 从而导致无法搜索到最优解. 为了增加微粒群中微粒运动状态的多样性, 可以在位置更新方程中增加一个随机扰动项, 即将(25)式变为:

$$x_{ij}^{t+1} = x_{ij}^t + v_{ij}^{t+1} + r, \tag{26}$$

其中, r 是 -1 到 1 之间的一个随机数, 其确定过程如下.

①基于单元管线投资重要度确定单元 j 的代表概率

$$P(j) = 0.7 - \frac{0.4}{e_{\max} - e_{\min}} (e_{\max} - e(j)), \tag{27}$$

其中, $e(j)$ 为单元的管线投资重要度; $e_{\max}, e_{\min}$ 为网络中最大和最小的管线投资重要度.

②产生一个 0-1 之间的随机数 P_m , 如果 $P_m > P(j)$, 产生一个 -1 到 0 之间的随机数作为 r 的值; 否则, 产生一个 0 到 1 之间的随机数作为 r 的值.

这里用管线投资重要度来指导微粒随机扰动的方向, 管线单元的投资重要度大, 对应的随机扰动项取 $[0, 1]$ 的概率大, 反之取 $[-1, 0]$ 的概率大.

5 实例比较研究

采用前述 4 种算法对图 1 所示供水管网进行优化研究, 以比较不同算法的性能. 管网中各根管线的管径共有 5 种选择: 200, 250, 300, 350 和 400 mm. 优化过程中考虑地震烈度为 8 度进行管网抗震优化设计, 约束条件分别取 $\beta_0=1.28$ (对应节点最小可靠度 0.9), 0.84(对应节点最小可靠度 0.8), 0.53(对应节点最小可靠度 0.7).

各种算法基本参数如下.

遗传算法: 种群规模 80, 优化代数 100. 变异操作中, $P_{\max} = 0.2$, $P_{\min} = 0.05$.

遗传-模拟退火算法: 种群规模 80, 优化代数 100, 初始温度 100000 度, 内循环次数为 5 次, 下一代的温度为上一代的 0.7 倍, 也即 $\gamma=0.7$. 产生新解过程中, $P_{\max} = 0.7$, $P_{\min} = 0.4$.

蚁群算法: 蚁群规模 50, 优化代数 100, 信息素量 $Q=20$, 初始信息素值 $\tau_0=5$, 信息素挥发系数 $\rho=0.02$.

改进微粒群算法: 微粒群规模为 50, 优化代数 100, 惯性权重 ω 从 0.9 至 0.4 线性减小, 加速度常数 c_1 和 c_2 均从 1.5 至 0.4 线性减小.

在各约束条件下, 每种算法独立计算为 10 次, 计算结果的统计情况见表 2~4.

从表 2~4 中可以看出, 在 β_0 为 1.28 时, 遗传-模拟退火混合算法的优化结果最好, 其年费用折算值 (54.8903 万元) 较遗传算法低 0.1432 万元, 微粒群算法低 1.8851 万元, 蚁群算法低 10.9106 万元. 在 β_0 为 0.84 时, 遗传-模拟退火混合算法搜索到结果也最好, 其年费用折算值为 52.6825 万元, 而遗传算法的搜索结果较之高出 0.6%, 微粒群算法高 2.28%, 蚁群算法搜索结果最差, 高出 13.76%. 在 β_0 为 0.53 时, 仍然

表 2 $\beta_0=1.28$ 时各算法的优化结果统计

Algorithm	Annual equivalent cost (¥)		
	Best network	Worst network	Mean
GA	550335	592169	561347
SAGA	548903	574317	560011
ACA	658009	682966	671409
PSA	567754	589226	578153

表 3 $\beta_0=0.84$ 时各算法优化结果统计

Algorithm	Annual equivalent cost (¥)		
	Best network	Worst network	Mean
GA	529986	549072	538116
SAGA	526825	534628	530382
ACA	610914	648930	624922
PSA	538849	567274	548557

表 4 $\beta_0=0.53$ 时各算法的优化结果统计

Algorithm	Annual equivalent cost (¥)		
	Best network	Worst network	Mean
GA	509675	529873	518911
SAGA	500478	519710	511322
ACA	579398	602567	595715
PSA	503498	536967	522610

是遗传-模拟退火混合算法的搜索结果最佳, 微粒群算法次之, 遗传算法再次之, 蚁群算法搜索结果仍旧最差.

从各算法 10 次计算结果的平均值来看, 在不同节点可靠度约束条件下, 结果基本趋于一致, 即遗传-模拟退火混合算法的平均搜索结果最好, 遗传算法稍优于改进的微粒群算法, 蚁群算法最差. 例如, 当 β_0 为 0.84 时, 遗传-模拟退火混合算法平均年费用折算值为 53.0382 万元, 而遗传算法、微粒群算法和蚁群算法的平均年折算费用分别要高 1.46%, 3.43% 和 17.8%.

综上所述, 在 10 次计算的统计结果中, 遗传-模

拟退火混合算法搜索性能相对最好, 遗传算法和微粒群算法性能次之, 而蚁群算法的搜索性能较差. 图 3~5 给出了在不同约束条件下的最优优化结果.

6 结论

本文提出了供水管网的 2 种单元重要度概念和分析方法. 针对供水管网抗震拓扑优化问题, 结合单元投资重要度, 利用遗传算法、遗传-模拟退火算法、蚁群算法和微粒群算法等现代组合优化算法进行供水管网抗震拓扑优化, 对一个 19 个节点和 27 条管线的供水管网进行了优化分析, 对比分析表明: 对于供

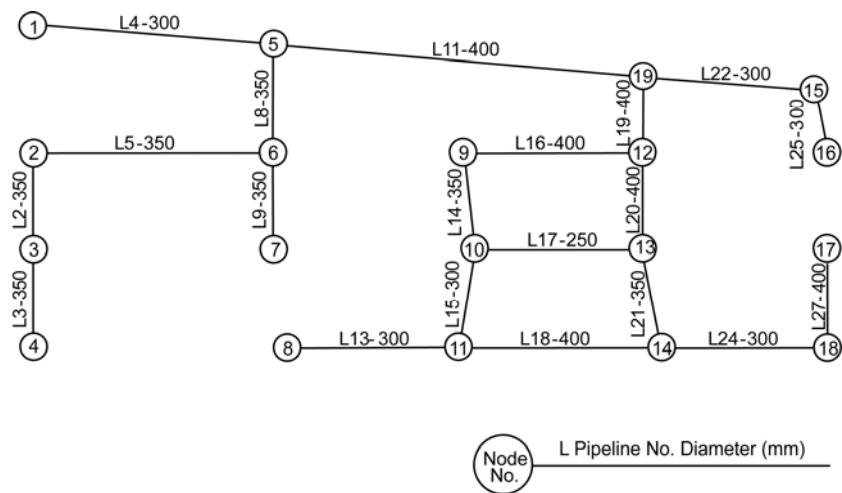
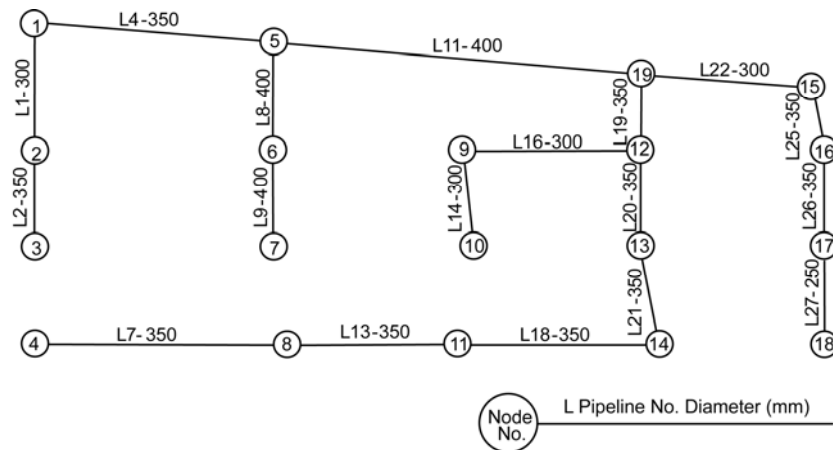
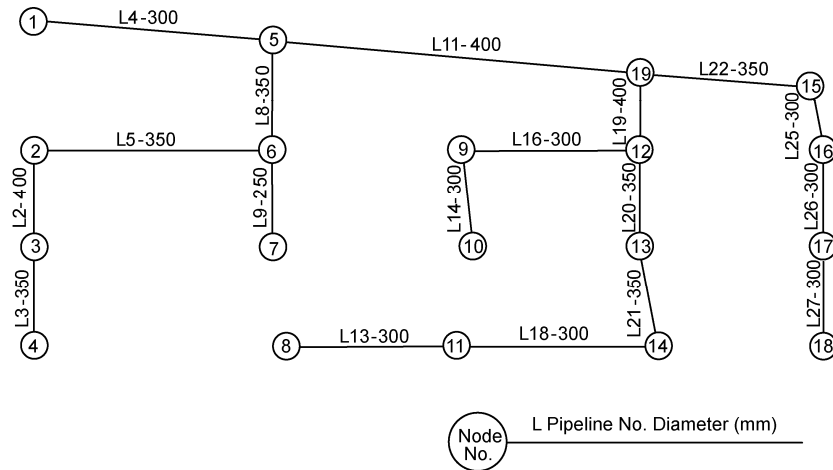


图 3 $\beta_0=1.28$ 时的最好优化结果(遗传-模拟退火混合算法)

图 4 $\beta_0=0.84$ 时的最好优化结果(遗传-模拟退火混合法)图 5 $\beta_0=0.53$ 时的最好优化结果(遗传-模拟退火混合法)

水管网抗震拓扑优化这一问题, 在搜索得到最优网络和搜索结果的平均情况方面, 遗传-模拟退火算法

表现最优, 遗传算法和微粒群算法次之, 而蚁群算法表现最差。

参考文献

- 1 中国赴日本地震考察团. 日本阪神大地震考察. 北京: 地震出版社, 1995
- 2 李杰. 生命线工程抗震—基础理论与应用. 北京: 科学出版社, 2005
- 3 李杰. 工程系统的内涵、抗震设计与设防原则. 自然灾害学报, 2001, 10(1): 24-29
- 4 Chen L L, Li J, Xu C C. Seismic reliability-based optimization for water supply network. In: Proceeding of the 9th International Conference on Computing in civil and Building Engineering, Taipei, China, 2002. 793-798
- 5 卫书麟. 大型供水管网抗震可靠性分析与优化. 硕士学位论文. 上海: 同济大学, 2005
- 6 邢燕, 李杰. 混合优化策略在生命线管网拓扑设计中的应用. 同济大学学报, 2008, 36(5): 569-573
- 7 徐良, 刘威, 李杰. 基于微粒群算法的供水管网抗震优化设计. 防灾减灾工程学报, 2010, 30(3): 269-273
- 8 李杰, 刘威, 包元锋, 等. 沈阳市天然气管网系统抗震可靠性优化研究. 世界地震工程, 2007, 23(1): 26-30
- 9 Li J, Liu W, Bao Y. Genetic algorithm for optimizing lifeline network system topology based on seismic reliability. Earthquake Eng Struct Dyn, 2008, 37(11): 1295-1312

- 10 李杰, 刘小坛, 刘威. 蚁群算法在生命线网络系统抗震拓扑优化中的应用. 防灾减灾工程学报, 2007, 27(2): 127–132
- 11 刘小坛, 刘威, 李杰. 生命线网络系统抗震拓扑优化的 Benchmark 模型. 防灾减灾工程学报, 2007, 27(3): 258–264
- 12 陈伶俐, 李杰. 城市供水管网系统抗震功能可靠度分析. 工程力学, 2004, 21(4): 45–50
- 13 严煦世, 赵洪宾. 给水管网理论与计算. 北京: 中国建筑工业出版社, 1986
- 14 邵知宇. 给水管网分段线性优化模型. 硕士学位论文. 上海: 同济大学, 2001
- 15 张亮. 基于微粒群算法的给水管网改扩建研究. 硕士学位论文. 重庆: 重庆大学, 2007
- 16 Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. MIT: MIT Press, 1975
- 17 Holland J H. Genetic algorithm. Scientific Amer, 1992, July: 66–72
- 18 陈国良, 王煦法, 庄镇权, 等. 遗传算法及其应用. 北京: 人民邮电出版社, 1996
- 19 邢文训, 谢金星, 编著. 现代优化计算方法. 北京: 清华大学出版社, 1999
- 20 Aarts E H L, Korst J H M, van Laarhoven P J M. Solving traveling salesman problems by simulated annealing. J Statistical Phys, 1988, 50: 187–206
- 21 Samuel P, Michel-ange H, Jean-marie B, et al. Topological design of computer communication networks using simulated annealing. Eng Appl Art Intell, 1995, 8(1): 61–69
- 22 Dorigo M, Maniezzo V, Colomi A. Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents. IEEE Trans Syst, Man, Cybernetics-Part B, 1996, 26 (1): 29–41
- 23 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. In: Proceeding IEEE International Conference on Neural Networks, 1995. 1942–1948
- 24 Xia N, Han D, Zhang G F, et al. Study on attitude determination based on discrete particle swarm optimization. Sci China Tech Sci, 2010, 53(12): 3397–3402