

基于机会约束规划的海水淡化优化调度

梁立达, 王 剑, 孙贵根

(杭州电子科技大学自动化学院, 浙江 杭州 310018)

摘要: 针对海水淡化系统优化调度中存在的 uncertainty, 利用随机模拟技术建立了基于机会约束规划的系统动态调度模型, 给出了其经济目标函数与约束条件, 并采用粒子群算法对优化问题进行了解。通过与冗余算法比较表明, 机会约束规划算法在求解精度上有明显优势, 但是其求解速度慢于冗余算法。

关键词: 海水淡化; 不确定性; 优化调度; 机会约束规划; 粒子群算法; 随机模拟

中图分类号: TP202.7

文献标识码: A

文章编号: 1001-9146(2016)06-0040-05

0 引 言

海水淡化系统优化调度能有效地降低制水成本, 达到节能的目的。文献[1]研究了反渗透海水淡化系统的多目标优化问题, 在优化过程中考虑了投资与运营成本、能源回收与水回收率和环境等性能指标, 采用多目标优化方法对系统进行优化调度。文献[2]利用边界简约技术, 解决了特定水质条件下反渗透系统最优结构和操作条件的非突优化问题, 有效提高了算法的收敛速度。文献[3]在海水淡化研究过程中, 以操作费用最小为目标函数, 以开放方程描述的各模型方程为约束, 以设备和产品质量限制为边界条件, 采用联立求解技术将微分代数方程组成的优化问题转化成 NLP 问题进行优化求解。文献[4]依据海水淡化厂投资折旧成本和产水操作费用, 建立了以 24 小时为一个周期的海水淡化经济模型, 同时考虑了不同水质、不同温度等因素, 分别利用差分进化算法和有限元分解对系统进行优化调度。上述研究未考虑不确定性对调度问题的影响, 无法直接应用于实际。本文重点讨论了市政供水预测误差这个随机变量对经济目标函数的影响, 建立了基于机会约束规划的调度模型, 并利用粒子群算法对其进行求解。

1 膜法海水淡化优化调度模型

反渗透海水淡化工程结构图如图 1 所示。整个海水淡化工程由取水单元系统、预处理系统、反渗透系统和后处理系统组成。一个制水车间由 n 台产水机组组成, 每个产品水池由 n_j 台产水机组负责产水, 由 m 个产品水池统一负责向市政供水。

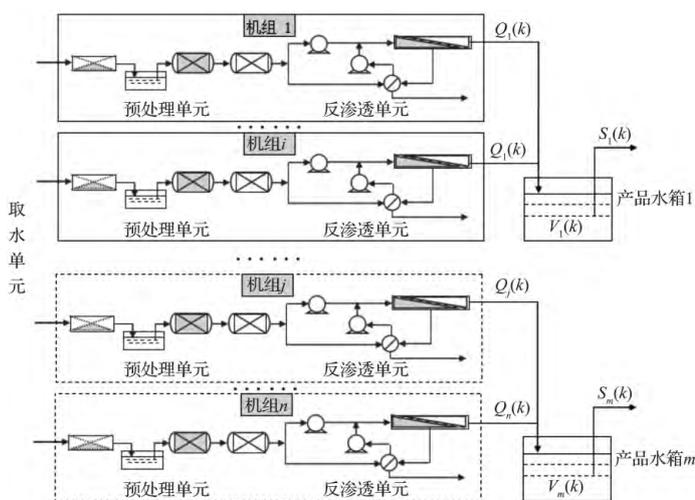


图 1 并联式反渗透海水淡化工程结构图

收稿日期: 2016-05-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374142); 浙江省自然科学基金资助项目(LY16F030006)

作者简介: 梁立达(1990-), 男, 浙江台州人, 硕士研究生, 控制科学与工程。通信作者: 王剑副教授, E-mail: wj@hdu.edu.cn.

2 机会约束规划模型

机会约束规划是随机规划理论的重要分支,主要解决约束条件中含有随机变量优化问题,其优化理念是允许所做的决策在一定的程度上不满足约束条件,但该决策应该使约束条件成立的概率不小于某一置信水平^[5].对于极小化问题,其一般的模型如下:

$$\begin{cases} \min \bar{f}, \\ \text{s. t.} & \Pr[f(x, \xi) \leq \bar{f}] \geq \alpha, \\ & \Pr[g_i(x, \xi) \leq 0, i = 1, 2, 3, \dots, p] \geq \beta_i. \end{cases} \quad (1)$$

式中: x 为 n 维的决策向量, ξ 为已知概率密度函数的 $\varphi(\xi)$ 的随机向量, $f(x, \xi)$ 为目标函数, $g_i(x, \xi)$ 为随机约束函数^[6],共 p 个, $\Pr[g_i(x, \xi) \leq 0, i = 1, 2, 3, \dots, p]$ 为事件发生概率. \bar{f} 为置信水平至少为 α 时所取得最小值, α, β_i 为事先给定的置信水平.

2.1 市政供水量预测偏差描述

在时段 k ,预测市政供水量为 $\bar{D}(k)$,实际市政供水量为 $D(k)$,预测误差 $\Delta d(k)$ 是一个随机变量,实际市政供水量 $D(k)$ 可以表示成市政供水量预测值 $\bar{D}(k)$ 和预测误差 $\Delta d(k)$ 之和, $\Delta d(k)$ 服从均值为0,方差为 σ^2 的正态分布,即:

$$\begin{cases} D(k) = \bar{D}(k) + \Delta d(k), \\ \Delta d(k) \sim N(0, \sigma^2). \end{cases} \quad (2)$$

2.2 经济调度模型

在机会约束条件下,确定以一个周期内生产市政所需供水量的能耗费用为目标函数:

$$f = \sum_{k=1}^K \left[C(k) \times \sum_{i=1}^n (\gamma \times Q_i(k)) \right] \quad (3)$$

式中: f 为海水淡化能耗费用, K (此处取24)为优化周期, $C(k)$ 为 k 时刻电价, γ 为能耗与制水量关联系数, $Q_i(k)$ 为机组 i 在 k 时刻的产水量.

2.3 约束条件

上述经济调度模型的约束条件包括设计约束和技术约束,主要有:

1) 目标函数的机会约束条件

$$\text{s. t.} \quad \Pr[f \leq \bar{f}] \geq \alpha. \quad (4)$$

f 为目标函数值, α 为目标函数置信水平, \bar{f} 为置信水平至少为 α 时所取得最小值.

2) 供水需求机会约束条件为

$$\Pr[W(k) \geq D(k)] \geq \beta_1, \quad (5)$$

$$W(k) = \sum_{j=1}^m (V_j(k-1) - V_j^L) + \sum_{i=1}^n Q_i(k). \quad (6)$$

式(6)中, $W(k)$ 为在时刻 k 产品水池总的可供水量, $\sum_{j=1}^m (V_j(k-1) - V_j^L)$ 为 $k-1$ 时刻每个产品水池储水量减去水池容量下限的总和,即 $k-1$ 时刻总的可供水量, $V_j(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻产品水池剩余水量, $\sum_{i=1}^n Q_i(k)$ 为 n 台机组在 k 时刻所生产的淡水总量, $Q_i(k)$ 为 k 时刻机组 i 产水量. $D(k)$ 为在时刻 k 市政需水总量, β_1 为约束条件置信水平.

3) 产品水池容量约束条件为

$$V_j^L \leq V_j(k-1) + \sum_{i=1}^{n_j} Q_i(k) - S_j(k) \leq V_j^H, \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^m S_j(k) = D(k). \quad (8)$$

表示产品水池 j 在 k 时刻, 机组可产水容量 $Q_j(k)$ 受产品水池容量(上限 (V_j^H) 、下限 (V_j^L))、 $k-1$ 时刻产品水池剩余水量 $V_j(k-1)$ 和 k 时刻产品水池 j 的供水量 $S_j(k)$ 的影响。

4) 机组产水量约束条件为

$$Q_i^L \leq Q_i(k) \leq Q_i^H. \quad (9)$$

表示机组 i 在 k 时刻受产水量上下限约束。

3 模型求解

3.1 PSO 算法理论

粒子群算法(Particle Swarm Optimizer, PSO)通用性强、群体搜索并具有记忆能力,保留局部个体和全局种群的最优信息,具有较强的鲁棒性。其速度更新公式如下:

$$\begin{cases} V_{id}^{t+1} = \omega V_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t), \\ x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}. \end{cases} \quad (10)$$

式中: t 为迭代次数, V_{id}^{t+1} 为微粒下一次迭代的速度, ω 为速度权重(惯性权因子), V_{id}^t 为当前时刻的速度, c_1 和 c_2 为正的加速常量(学习因子), r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数, p_{id}^t 为从迭代开始到当前迭代微粒个体搜索产生的个体极值, p_{gd}^t 为从迭代开始到当前迭代微粒个体搜索产生的全局极值^[7]。微粒根据历史经验并利用信息共享机制,不断调整自己的位置,以期找到问题的最优解。

3.2 算法流程

机会约束规划最有效的求解方式是将其转化成等价类进行求解,但这种求解方法只针对特殊情况下的机会约束规划问题^[7],上述涉及的规划问题无法转化为等价类进行求解。本文采用 PSO 算法嵌入蒙特卡罗随机模拟对其进行求解。PSO 嵌入蒙特卡罗随机模拟算法流程如图 2 所示。相关步骤如下:

- 1) 读取相关数据,包括市政供水量预测值及预测偏差的概率分布,其设计约束和技术限制、粒子群算法参数与置信水平;
- 2) 初始化种群与粒子初速度;
- 3) 利用随机模拟的悲观值估计法计算每个粒子适应值;
- 4) 粒子状态的更新。将最新适应值(局部最优值)和局部最优值(全局最优值)比较,若较好,则替换,否则保持原有位置不变;
- 5) 粒子的进化。按照式(10)进行粒子的迭代与更新;
- 6) 对更新后的粒子再次利用随机模拟概率估计法验证是否满足约束条件并检验粒子可行性。若可行,则替换否则保持原有位置;
- 7) 重复步骤 3 ~ 6 直至最大迭代数,程序结束。

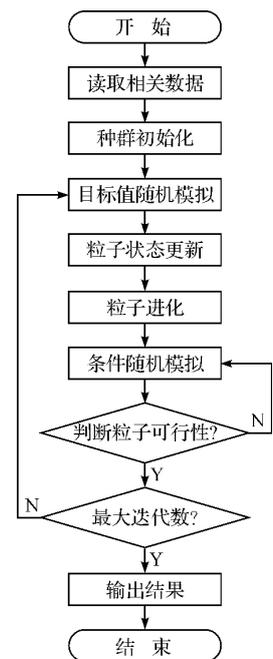


图 2 算法流程图

4 算例分析

4.1 随机模拟技术法求解

本文用到反渗透工程对象的参数(包括分时电价表)见文献[4]。市政供水预测表和 PSO 算法参数表分别见表 1 和表 2。表 3 是条件约束置信水平 $\beta_1 = 0.9$ 时,制水能耗随着目标函数置信水平 α 变化的数

据.表 4 是目标函数置信水平 $\alpha = 0.9$ 时,制水能耗随着条件约束置信水平 β_1 变化的数据.

表 1 市政供水量预测表

时刻 t	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
预测值	1 110	970	795	820	1 315	1 685	2 150	2 280	2 220	2 005	2 455	2 090
时刻 t	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
预测值	1 975	1 880	1 750	1 940	2 215	2 480	2 545	2 420	2 105	1 800	1 535	1 320

表 2 算法参数表

参数	数值
种群规模	30
惯性权重	1
随机数个数	1 000
进化代数	200
随机模拟次数	1 000
预测偏差均方差	30
认知学习系数	2
社会学习系数	2
速度搜索范围	-3 ~ 3
条件模拟次数	1 000

表 3 β_1 取 0.9 时不同 α 优化方案比较

组号	α 设定值	最优解 / 元
01	0.80	68 498
02	0.85	68 165
03	0.90	67 393
04	0.95	65 176
05	1.00	61 061

表 4 α 取 0.9 时不同 β_1 优化方案比较

组号	β_1 设定值	最优解 / 元
01	0.80	67 952
02	0.85	67 864
03	0.90	67 393
04	0.95	65 843
05	1.00	62 846

从表 3 和 4 中可以看出,制水能耗和置信水平呈递减关系,即随着置信水平的增加,制水能耗在减小.这是与实际相符合的.机会约束规划置信度水平 (α, β_1) 反应了调度方案的风险程度.置信水平越小,调度结果更优,经济效益更好.但违反约束的概率越大,伴随着系统风险的增加.因此,决策者在实际调度过程中需要考虑经济效益和风险程度的平衡,选取合适的置信水平.

4.2 冗余技术法模型求解

冗余技术是解决不确定性问题的常用方法,通过在调度方案中适当增加冗余量可以有效克服微小不确定性的干扰.设市政实际产水量为 $\hat{D}(k)$,实际产水量如下:

$$\hat{D}(k) = (1 + \eta) \bar{D}(k). \tag{11}$$

式中: η 为市政需水量预测偏差,该值的大小依赖于预测模型的精确性.参考文献[8]的研究案例, η 取值 10%, $\bar{D}(k)$ 为需水预测值, $\eta \bar{D}(k)$ 为预测冗余量.

将处理微小不确定性干扰的两种方式进行比较,采用 java 语言在 Myeclipse10 编程,运行环境为 HP desktop6300MT 台式机(CPU 主频 3.2 GHz,内存 4 GB),运行仿真程序 500 次,平均求解结果比较如表 5 所示.

表 5 两种调度方案比较

处理方式	平均优化求解时间 /s	最差解 / 元	最优解 / 元	平均值 / 元
随机模拟技术	720.15	67 988.0	67 393.0	67 759.5
冗余技术	542.07	76 146.0	73 458.0	75 205.2

从表 5 中可以看出,从经济角度考虑,用随机模拟技术处理预测误差的效果明显优于冗余技术,随

机模拟技术求解结果平均值比冗余技术求解结果平均值减少 7 445.7 元,从优化求解时间上看,随机模拟技术平均优化时间慢于冗余技术约 178.08 s.

5 结束语

本文根据市政供水预测误差,建立了基于机会约束规划的系统动态调度模型,给出了其经济目标函数与约束条件,并采用粒子群算法对模型进行优化求解.调度方案的优劣取决于多方面因素,如市政供水量的预测、海水淡化系统中的其他随机变量等,这些难点将会是下一步研究的重点.

参考文献

- [1] VINCE F, MARECHAL F, AOUSTIN E, et al. Multi-objective optimization of RO desalination plants[J]. Desalination, 2008, 222(1):96-118.
- [2] MARCOVECCHIO M G, AGUIRRE P A, SCENNA N J. Global optimal design of reverse osmosis networks for seawater desalination: modeling and algorithm[J]. Desalination, 2005, 184(1/3):259-271.
- [3] 江爱朋,程文,王剑,等.全流程卷式反渗透海水淡化系统操作优化[J].化工学报,2014,65(4):1333-1343.
- [4] 王剑.大规模反渗透海水淡化工程调度问题研究及应用[D].杭州:浙江大学,2015.
- [5] 江岳文,陈冲,温步瀛.基于随机模拟粒子群算法的含风电场电力系统经济调度[J].电工电能新技术,2007,26(3):37-41.
- [6] 刘宝碇,赵瑞清.随机规划与模糊规划[M].北京:清华大学出版社,1998:75-77.
- [7] 刘延风.置换流水车间调度问题的几种智能算法[D].西安:西安电子科技大学,2012.
- [8] 蒋镇军.海水淡化优化运行与调度系统的研究与开发[D].杭州:杭州电子科技大学,2012.

Optimal Scheduling of Seawater Desalination Based on Chance Constrained Programming

LIANG Lida, WANG Jian, SUN Guigen

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: In order to deal with the uncertainties in the optimal operation problem of seawater desalination system, stochastic simulation technology is used to establish the system dynamic scheduling model based on chance constrained programming, and the economic objective function and constraint conditions are given. The particle swarm optimization algorithm is used to solve the optimization problem. By comparing with redundancy algorithm, it shows that chance constrained programming algorithm has obvious advantages in precision, but its solving speed is slower than redundancy algorithm.

Key words: sea water desalination; uncertainty; optimization scheduling; chance constrained programming; particle swarm optimization; stochastic simulation