

1-8-2019

Improved Intelligent Water Drops Algorithm Applied to Power Economic Emission Dispatch

Wenqing Zhao

Department of Computer Science, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Zhibu Qin

Department of Computer Science, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Improved Intelligent Water Drops Algorithm Applied to Power Economic Emission Dispatch

Abstract

Abstract: Multi-objective optimization for power economic emission dispatch aimed at minimizing the economic costs of power generation and gas emissions. *To solve the problems of low search performance and easy to fall into local optimal solution with intelligent water drops algorithm for continuous optimization process, an improved intelligent water drops algorithm based on simulated annealing method was introduced. The improved algorithm had a better advantage in the number of iterations and the search for solutions.* The proposed approach verified by Matlab simulation was applied to IEEE-30 bus test system with 6 generating units to solve the multi-objective optimization problem of power economic emission dispatch. Comparing with the other algorithms for this problem, the proposed method was feasible and valid.

Keywords

economic emission dispatch, intelligent water drop algorithm, continuous optimization, simulated annealing

Recommended Citation

Zhao Wenqing, Qin Zhibu. Improved Intelligent Water Drops Algorithm Applied to Power Economic Emission Dispatch[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(8): 3213-3218.

采用改进型智能水滴算法的电力环境经济调度

赵文清, 覃智补

(华北电力大学计算机系, 河北 保定 071003)

摘要: 电力环境经济调度多目标优化旨在将发电的经济成本与污染气体排放降到最低。针对智能水滴算法在连续优化过程中搜索性能较低、容易陷入局部最优解的问题, 提出一种基于模拟退火的智能水滴算法连续优化的改进算法。改进的算法在迭代次数以及对解的搜索上具有较好的优势。将改进型智能水滴算法应用于 IEEE-30 节点含有 6 机组的测试系统进行 Matlab 仿真, 可以求解电力机组环境经济调度多目标优化问题, 并与其它方法求解该问题进行实验对比, 实验结果验证所提出的算法的可行性和有效性。

关键词: 环境经济调度; 智能水滴算法; 连续优化; 模拟退火

中图分类号: TM621.4 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 08-3213-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201808048

Improved Intelligent Water Drops Algorithm Applied to Power Economic Emission Dispatch

Zhao Wenqing, Qin Zhibu

(Department of Computer Science, North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: Multi-objective optimization for power economic emission dispatch aimed at minimizing the economic costs of power generation and gas emissions. To solve the problems of low search performance and easy to fall into local optimal solution with intelligent water drops algorithm for continuous optimization process, an improved intelligent water drops algorithm based on simulated annealing method was introduced. The improved algorithm had a better advantage in the number of iterations and the search for solutions. The proposed approach verified by Matlab simulation was applied to IEEE-30 bus test system with 6 generating units to solve the multi-objective optimization problem of power economic emission dispatch. Comparing with the other algorithms for this problem, the proposed method was feasible and valid.

Keywords: economic emission dispatch; intelligent water drop algorithm; continuous optimization; simulated annealing

引言

随着能源短缺和环境污染问题日益加重, 对于



收稿日期: 2016-11-11 修回日期: 2017-01-12;
基金项目: 国家自然科学基金(61074078);
作者简介: 赵文清(1973-), 女, 山西朔州, 博士, 教授, 研究方向为人工智能与新能源发电方面的研究; 覃智补(1992-), 男, 仡佬族, 贵州石阡, 硕士生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用。

电力行业考虑经济与环境保护的组合研究很有必要。减少污染物排放可使用较低污染排放燃料、安装新的脱污染物装置以及减少污染物排放的同时考虑经济负荷调度问题这三种方式^[1]。第三种方式与前两者相比而言是一种成本较低的方式。也就是说, 通过调整传统经济调度程序, 考虑污染气体排放与机组负荷的经济调度即环境经济调度(EED,

Economic Emission Dispatch)是一种较为低成本的方式^[2]。

EED 问题是一个多目标问题, 由于实际中强制节能以及多目标问题解容易陷入局部最优且目标解的空间分布优化有待解决, 所以单独考虑某一因素不再适用, 多目标方式求解需进一步优化。基于启发式的智能算法被广泛的应用于 EED 问题的求解。文献[3]采用多智能体量子多目标进化算法应用于三机组的环境经济负荷多目标优化时间效率上取得了一定的效果。文献[4-5]采用不同的启发策略来解决多目标环境经济调度中约束平衡问题, 提高群体的多样性, 拓展搜索空间, 在解的质量以及动态的调度中具有一定的优越性。文献[6-8]采用将智能算法引入惩罚因子的方式将调度多目标问题转化为单目标获得了较好的优化解。

智能水滴算法适用于组合优化问题, 且有着较好的搜索策略^[9-10]。本文采用在智能水滴算法连续优化中引入模拟退火的方式, 使用 IEEE-30 节点含有 6 机组的测试系统对算法进行仿真, 与其他方法求解该环境经济调度问题相比, 所改进的算法具有可行性和有效性。

1 环境经济调度模型

EED 问题是兼顾发电煤耗成本与污染气体排放, 满足发电负荷需求以及各项约束条件下, 确定各机组的出力较优组合。通常, 煤耗成本可表示为机组有功功率的二次函数:

$$F(P_i) = a_i P_i^2 + b_i P_i + c_i$$

式中: $F(P_i)$ 为第 i 台机组的煤耗成本, P_i 为第 i 台机组的出力, a_i 、 b_i 、 c_i 为第 i 台机组的运行成本系数。污染气体排放量函数为:

$$E(P_i) = d_i P_i^2 + e_i P_i + f_i$$

式中: $E(P_i)$ 为第 i 台机组污染气体排放量, P_i 为第 i 台机组的出力, d_i 、 e_i 、 f_i 为第 i 台机组的运行排放系数。

EED 问题的主要目标是 $F(P_i)$ 与 $E(P_i)$ 取同时取最小值时各机组出力的优化, 考虑将 $E(P_i)$ 线性引

入目标函数的方式与煤耗成本 $F(P_i)$ 作为最终的单目标进行优化。目标函数为:

$$T(P_i) = F(P_i) + h_i E(P_i)$$

其中, h_i 为第 i 台机组的价格惩罚因子, 为:

$$h_i = \frac{F(P_i^{max})}{E(P_i^{max})}$$

P_i^{max} 为第 i 台机组的最大出力。假设系统有 N 台机组, P_D 为负荷要求, P_L 为系统网络损耗, P_i^{max} 与 P_i^{min} 分别为第 i 台机组的最大、最小出力, 系统所需要满足的等式约束为式(1), 各机组的出力约束为式(2)。

$$\sum_{i=1}^{i=N} P_i = P_D + P_L \quad (1)$$

$$P_i^{min} \leq P_i \leq P_i^{max} \quad (2)$$

2 智能水滴算法连续优化

根据自然界中水滴的流动, 从一个点向另一个流动时, 水滴速度与泥土量的变化, Hamed Shah - Hosseini 提出智能水滴算法 (Intelligent Water Drops Algorithm)^[11]。智能水滴算法连续优化是智能水滴算法与变异搜索的结合, 主要目标是找到一个连续函数的较优解集的过程。函数的解集由一个含有 $2 * M * P$ 条边所构成的图产生, 其中 M 表示问题中变量的个数, P 表示问题变量求解的精度, 由水滴流动从初始节点到第 $M * P$ 个节点形成解集^[9,12]。算法主要包括边选择机制, 局部泥土量更新, 变异搜索, 全局泥土量更新。

2.1 边选择机制

水滴从一个节点流向下一个节点时根据每条边的泥土量从 0 或 1 边中选择一条边, 该过程为节点边的选择过程。水滴 IWD 从 i 节点流向 $i+1$ 节点, 选择 k (k 代表选择的边) 为 0 或 1 的可能性由公式(3)给出。

$$P^{IWD}(e_{i,i+1}(k)) = \frac{f(soil(e_{i,i+1}(k)))}{\sum_{l=0}^{l=1} f(soil(e_{i,i+1}(l)))} \quad (3)$$

$$f(\text{soil}(e_{i,i+1}(k))) = \frac{1}{0.0001 + g(\text{soil}(e_{i,i+1}(k)))}$$

$$g(\text{soil}(e_{i,i+1}(k))) = \begin{cases} \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) & \text{if } \min(\text{soil}(e_{i,i+1}(l)) \geq 0, \forall l \in (0,1)) \\ \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) - \min(\text{soil}(e_{i,i+1}(l)) \forall l \in (0,1)) & \text{else} \end{cases}$$

2.2 局部泥土量更新

当水滴 IWD 从 i 节点流动到下一个节点 $i+1$ 时, 经过边 $e_{i,i+1}(k)$, 选择边 k 的泥土量、水滴 IWD 所携带的泥土量分别按式(4)、式(5)更新。

$$\text{soil}(e_{i,i+1}(k)) = 1.1 * \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) - 0.01 * \Delta \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) \quad (4)$$

$$\text{soil}^{IWD} = \text{soil}^{IWD} + \Delta \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) \quad (5)$$

$$\Delta \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) = 0.0001$$

2.3 变异搜索

对每次水滴所产生的解进行变异搜索, 在该过程中边 $e_{i,i+1}(k)$ 被随机的选择替换为另一条边之后, 对有着较好适应性的解更新, 该过程重复进行多次。在本次变异搜索结束后, 对较优解进行全局泥土量的更新。在每次搜索后将每 P 位二进制编码的解转换为十进制数 Y , 然后按照式(6)将 Y 转换为在当前变量的解, 进行目标函数的求解^[12]。

$$X_i = X_i^{min} + \left(\frac{X_i^{max} - X_i^{min}}{(2^P - 1)} \right) * Y \quad (6)$$

对于 M 个变量, 得到关于 X_i 一个向量组 $X = [X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_M]$, 当所有水滴搜索完成时得到较好的目标解。

2.4 全局泥土量更新

对每次迭代结束后最佳解 T^{IB} 路径泥土量的更新过程叫做全局泥土量更新, 解 T^{IB} 边的泥土量更新方法为

$$\text{soil}(e_{i,i+1}(k)) = \min(\max(\text{Tempsoil}(e_{i,i+1}(k)), \text{Minsoil}), \text{Maxsoil}) \quad (7)$$

$$\text{Tempsoil}(e_{i,i+1}(k)) = 1.1 * \text{soil}(e_{i,i+1}(k)) - 0.01 * \frac{\text{soil}_{IB}^{IWD}}{M * P} \quad (8)$$

式(7)~(8)中, 对于任意的 $e_{i,i+1}(k)$ 属于 T^{IB} 。

3 基于模拟退火的智能水滴算法连续优化

3.1 模拟退火算法

模拟退火来源于物理中固体物质的退火过程, 算法思想是从给定解开始, 随机产生新的一个解, 按照一定的概率接受允许目标函数在有限范围内变坏。算法持续进行产生新解, 判断接受与舍弃的迭代过程, 对应着固体在某一恒定温度下趋于热平衡的过程。因此, 温度不断下降, 固体在每一温度下都达到热平衡, 最终趋于平衡, 能确保模拟退火算法最终趋于优化问题的整体最优解^[13]。

模拟退火算法具有概率突跳性的特点, 与智能算法结合可使局部最优解概率性地跳出并趋于全局最优。在智能水滴算法连续优化过程中, 采用了变异搜索, 该搜索过程多次重复进行以在求解中能获得较优解。在进行该搜索过程所产生的解可能会使得整个目标解陷入局部最优停滞在同样的路径上, 目标解的多样性不是能持续在每次迭代中继续保持, 在智能水滴算法连续优化中引入模拟退火的思想, 对变异的解进行处理, 按照模拟退火的原则接受较差的新解对目标进行更新, 一定程度上能提高算法对解的搜索。

3.2 改进算法步骤

基于模拟退火的智能水滴算法连续优化(简记为 SA-IWDCO)流程图如图 1 所示, 其主要原理是在变异搜索中引入模拟退火的思想, 对变异搜索产生的解由概率依据不等式(9)选择是否接受当前解为最优解。搜索后目标值较好, 或者是搜索后目标值较差且概率值比随机值大时不等式成立。对变异搜索后的解若不等式为真则更新解, 否则舍弃。当前较优解为 $G(X)$, 搜索后目标值为 $G(X')$, Temperature 为当前温度, random(0, 1)为(0, 1)之间的随机数。

$$\min\{1, \exp(-(G(X') - G(X)) / \text{Temperature})\} > \text{random}(0, 1) \quad (9)$$

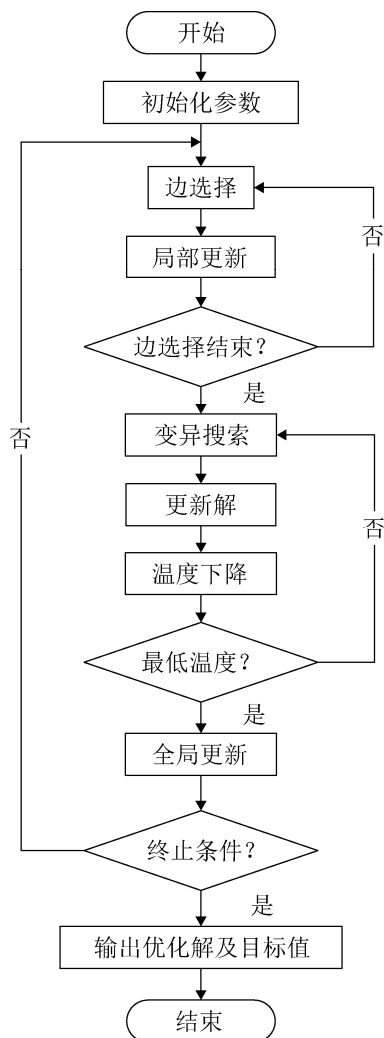


图1 SA-IWDCO 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of SA-IWDCO algorithm

综上,基于模拟退火的智能水滴算法连续优化(SA-IWDCO)步骤为:

1) 初始化参数。如智能水滴数、温度上下限和温度下降率,智能水滴携带的泥土量,路径中的泥土量以及最大迭代次数等;

2) 边选择。由公式(3)按照边选择机制搜索图节点并按照公式(4)、(5)更新局部泥土量,直到边选择结束;

3) 变异搜索。在当前温度下进行变异搜索,由公式(6)得到新解,求得目标值按概率依据不等式(9)选择是否接受新的解为当前的最优解;

4) 是否达到最低温度。按照温度下降率降低温度,重复进行步骤3),直到达到最低温度;

5) 全局更新。对本次迭代的解进行比较,根据公式(7)、(8)对全局最优解和全局泥土量进行更新;

6) 判断算法是否满足终止条件。如果所有的水滴都收敛到同一路径或者达到最大迭代次数,输出最优解以及目标值,算法结束,否则转向步骤2)。

4 算法仿真与分析

为了验证所提出算法的有效性,本文将IEEE-30节点含有6机组的测试系统作为仿真实例,分别采用本文提出的SA-IWDCO,文献[12]中智能水滴算法连续优化(IWDCO),遗传算法GA和粒子群算法PSO求解该EED问题进行实验。实验环境为Intel酷睿i5 2430M主频2.40GHZ配置的个人计算机,算法仿真软件为Matlab R2014a。

4.1 实验数据

实验机组在测试系统中单线图见文献[14],机组的煤耗成本、排放系数和出力上下限参数如表1所示。实验分别在负荷需求为250.0 MW、297.5 MW和350.0 MW时对算法进行仿真实验。

4.2 参数设置

在仿真实验中,IWDCO算法设置智能水滴数目为6,M为6,P取32,迭代次数为20,节点间初始泥土量为5000,Minsoil为2000,Maxsoil为10000;SA-IWDCO的参数设置与IWDCO相同,初始温度为0.4℃,终止温度为0.1℃,温度下降率设置为0.99;GA算法种群大小为50,进化次数设置为200次;PSO算法学习因子C1=2.0,C2=2.0,惯性权重取为0.8298,迭代400次。

4.3 结果分析

实验1、实验2和实验3分别代表在负荷需求为250.0 MW、297.5 MW和350.0 MW时进行仿真,实验重复15次,取目标值最优解作为实验结果,得到各机组的调度值及目标值如表2所示。

表 1 机组成本、排放系数以及出力上下限
Tab. 1 Generator costs, emission coefficients and operating limits

机组号	a_i	b_i	c_i	d_i	e_i	f_i	Pmin/MW	Pmax/MW
G1	0.003 75	2.00	0	0.012 6	-1.100 0	22.983	50	200
G2	0.017 50	1.75	0	0.020 0	-0.100 0	25.313	20	80
G3	0.062 50	1.00	0	0.027 0	-0.010 0	25.505	15	50
G4	0.008 34	3.25	0	0.029 1	-0.005 0	24.900	10	35
G5	0.025 00	3.00	0	0.029 0	-0.004 0	24.700	10	30
G6	0.025 00	3.00	0	0.027 1	-0.005 5	25.300	12	40

表 2 各方法求解 EED 问题的优化解比较
Tab. 2 Optimization solution comparison for different methods for solving EED problem

实验	方法	P1/MW	P2/MW	P3/MW	P4/MW	P5/MW	P6/MW	F/\$/Hr	E/Kg/Hr	T
1	SA-IWDCO	117.472 1	43.524 3	20.037 2	30.352 5	21.721 8	16.892 1	682.24	285.43	1 253.95
	IWDCO	121.232 6	46.794 3	23.645 9	25.246 6	17.803 5	15.277 1	676.75	288.30	1 250.28
	GA	119.599 9	47.720 8	21.884 4	22.992 6	18.610 1	19.192 2	678.43	285.97	1 248.30
	PSO	117.588 1	45.659 2	23.073 7	22.574 1	18.731 4	22.373 5	681.98	283.31	1 249.41
2	SA-IWDCO	148.173 0	54.583 8	26.058 2	24.383 7	24.549 8	19.751 5	836.77	379.57	1 579.91
	IWDCO	130.410 8	54.628 9	26.847 5	34.714 6	24.243 7	26.654 5	852.34	363.90	1 577.07
	GA	139.639 8	55.117 6	25.011 6	29.919 8	23.929 5	23.881 7	842.84	370.41	1 573.45
	PSO	137.859 4	54.738 0	25.964 1	30.172 3	24.533 1	24.233 1	844.99	368.39	1 573.32
3	SA-IWDCO	160.323 3	60.304 2	36.250 7	33.718 5	24.256 4	35.146 9	1 047.46	481.20	1 995.82
	IWDCO	162.909 7	72.908 8	30.863 1	33.499 7	23.764 0	26.054 7	1 035.13	495.36	1 994.14
	GA	161.011 3	63.996 6	30.022 3	35.000 0	30.000 0	29.969 8	1 038.09	483.42	1 984.62
	PSO	158.563 7	65.430 0	31.027 0	35.000 0	29.267 7	30.711 6	1 040.93	481.43	1 984.54

由表 2 可知, 本文提出的 SA-IWDCO 算法求解该 EED 问题能得到较好的解, 采用不同算法将该多目标问题转化为单目标进行求解所得到的目标值都相对接近, 说明本文方法在求解该问题上可行的。在同一负荷需求目标值满足实际要求的情况下, 实验 1 中, PSO 算法所求解得到的污染气体排放量较低, IWDCO 所得到的煤耗成本较低, 本文提出的 SA-IWDCO 方法得到的污染气体排放量处在中间值; 实验 2 中, IWDCO 算法所得到的污染气体排放量最低, 本文提出的 SA-IWDCO 方法在煤耗成本上最低; 实验 3 中, 本文提出的 SA-IWDCO 算法在四种方法中污染气体排放量最低。为进一步表明本文方法的优势, 分别对实验 1、2 和 3 重复 15 次实验, 给出不同方法求解该问题在算法收敛时的平均迭代次数, 如表 3 所示。由表 3 可知, 在实验 1、2 和 3 中, SA-IWDCO 算法与 IWDCO、GA 和 PSO 算法相比在收敛时所需要的

平均迭代次数最少, 说明本文提出的方法求解该问题在目标值满足实际要求的情况下, 平均迭代次数少, 搜索效率高。

表 3 不同方法求解 EED 问题平均迭代次数
Tab. 3 Average number of iterations for different methods for solving EED problem

实验	SA-IWDCO	IWDCO	GA	PSO
1	11.93	13.67	57.27	50.13
2	13.27	16.13	59.67	40.60
3	13.33	14.73	54.33	62.60

5 结论

本文针对电力环境经济调度多目标问题, 对问题采用惩罚因子将多目标问题转为单目标问题求解, 提出了在智能水滴算法连续优化过程中引入模拟退火的思想, 求解该问题在迭代次数上具有一定优势。通过使用 IEEE-30 节点含有 6 机组的测试系统进行仿真, 与其他几种方法相比在煤耗成本和污

染气体排放量上所提出的算法能得到较优的满意解,表明本文的算法在求解该问题上具有实用性及有效性。同时,本文提出的方法求解该问题在目标值满足实际要求的情况下,平均迭代次数少,搜索效率高。如何在不同形式的网络损耗上考虑电力环境经济多目标问题是本文下一步需要研究的内容。

参考文献:

- [1] 李整, 秦金磊, 谭文, 等. 基于目标权重导向多目标粒子群的节能减排电力系统优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(增 1): 67-74.
LI Zheng, QIN Jinlei, TAN Wen, et al. Optimizing Schedule for Electric Power System of Energy-saving and Emission-reducing Based Upon Objective-weight Oriented Multi-objective Particle Swarm Optimization [J]. Proceedings of the CSEE (S0258-8013), 2015, 35(S1): 67-74.
- [2] Cai J, Ma X, Li Q, et al. A multi-objective chaotic particle swarm optimization for environmental/economic dispatch[J]. Energy Conversion and Management (S0196-8904), 2009, 50(5): 1318-1325.
- [3] 韩璞, 刘立衡, 王东风. 多智能体量子多目标进化算法及其在 EELD 问题中的应用[J]. 系统仿真学报, 2010, 22(4): 872-876.
HAN Pu, LIU Liheng, WANG Dongfeng. Multi-agent Quantum Multi-objective Evolutionary Algorithm and Its Application to EELD Problem[J]. Journal of System Simulation, 2010, 22(4): 872-876.
- [4] 孙成富, 周海岩, 张亚红. 基于差分进化算法的动态环境经济电力系统调度优化[J]. 计算机科学, 2012, 39(11): 208-211.
SUN Chengfu, ZHOU Haiyan, ZHANG Yahong. Dynamic Environment Economic Dispatch Based on Different Evolution Algorithm[J]. Computer Science(1002-137X), 2012, 39(11): 208-211.
- [5] 钱淑渠, 武慧虹, 徐国峰. 基于修补策略的约束多目标动态环境经济调度优化算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(8): 2249-2255.
QIAN Shuqu, WU Huihong, XU Guofeng. Constrained multiobjective optimization algorithm based on repairing strategy for solving dynamic environment economic dispatch[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8): 2249-2255.
- [6] Abdelaziz A Y, Ali E S, Elazim S M A. Implementation of flower pollination algorithm for solving economic load dispatch and combined economic emission dispatch problems in power systems[J]. Energy (S0360-5442), 2016, 101: 506-518.
- [7] Modiri-Delshad M, Rahim N A. Multi-objective backtracking search algorithm for economic emission dispatch problem[J]. Applied Soft Computing (S1568-4946), 2015, 40: 479-494.
- [8] Ziane I, Benhamida F, Graa A, et al. Combined economic emission dispatch with new price penalty factors[C]//2015 4th International Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE, 2015: 1-5.
- [9] Shah-Hosseini H. An approach to continuous optimization by the intelligent water drops algorithm [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences (S1877-0428), 2012, 32(3): 224-229.
- [10] Alijla B O, Wong L P, Lim C P, et al. A modified intelligent water drops algorithm and its application to optimization problems[J]. Expert Systems with Applications (S0957-4174), 2014, 41(15): 6555-6569.
- [11] Shah-Hosseini H. The intelligent water drops algorithm: a nature-inspired swarm-based optimization algorithm[J]. International Journal of Bio-Inspired Computation (S1758-0366), 2009, 1(1/2): 71-79.
- [12] Nagalakshmi P, Harish Y, Kumar R K, et al. Combined economic and emission dispatch using intelligent water drops-continuous optimization algorithm[C]//Recent Advancements in Electrical, Electronics and Control Engineering (ICONRAEECE), 2011 International Conference on. IEEE, 2011: 168-173.
- [13] 王迎, 张立毅, 费腾, 等. 求解 TSP 的带混沌扰动的模拟退火蚁群算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(4): 1067-1070, 1112.
WANG Ying, ZHANG Liyi, FEI Teng, et al. Chaotic-simulated annealing ant colony algorithm for TSP[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(4): 1067-1070, 1112.
- [14] Koridak L A, Rahli M, Younes M. Hybrid optimization of the emission and economic dispatch by the genetic algorithm[J]. Leonardo Journal of sciences(S1583-0233), 2008, 8(14): 193-203.