

协同粒子群算法在电力市场 ACE 仿真中的应用

陈乃仕, 王海宁, 周海明, 李伟刚

(中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100192)

Application of Cooperative Particle Swarm Algorithm in Agent-Based Computational Economics Simulation of Electricity Market

CHEN Nai-shi, WANG Hai-ning, ZHOU Hai-ming, LI Wei-gang

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: ACE simulation of electricity market is an important research method of electricity market, however, the results of such a research on the agent simulation method are rarely reported. In this paper, the cooperative particle swarm algorithm is applied to the intelligent agent based bidding, and by means of simulative test of electricity market, the agent process of cooperative particle swarm algorithm during the simulation is analyzed. Through the tests of various cost variance and supply-demand level variance, the responses of cooperative particle swarm algorithm to cost factor and supply-demand factor in the agent based bidding are analyzed and compared with the agent based results adopting Q-learning algorithm. From test results it can be seen that it is feasible to apply cooperative particle swarm algorithm in the agent-based computational economics (ACE) simulation of electricity market.

KEY WORDS: agent-based computational economics (ACE); cooperative particle swarm algorithm; bidding strategy; multi-agent system

摘要: 将协同粒子群算法应用到智能代理报价中, 通过电力市场仿真试验, 对协同粒子群算法在仿真中的代理过程进行了分析; 通过不同的成本变化和供需水平变化试验, 分析了协同粒子群算法在代理报价中对成本因素和供需水平因素的响应水平; 与 Q-learning 算法代理结果进行了比较, 结果表明, 协同粒子群算法应用到基于代理的计算经济学电力市场仿真中是可行的。

关键词: 基于代理的计算经济学; 协同粒子群算法; 报价策略; 多代理系统

0 引言

电力市场仿真的研究方法主要有基于代理的计算经济学(agent-based computational economics, ACE)仿真和实验经济学实验方法。实验经济学实验法是由相关人员进行实验, 虽能更真实模拟出电

力市场交易的实际情况, 但易受干扰, 得出的结果往往不收敛, 不能对一些因素进行定性说明; 而基于代理的仿真方法主要是用智能算法代理发电公司进行竞价策略的选择, 然后根据每次出清的结果研究电力市场的各类问题。计算机仿真非常理性, 尽管与实际市场情况有些差别, 但能清晰地反映出每一个因素的影响, 电力市场 ACE 仿真中的智能体是对人的学习与决策行为的模拟^[1]。目前对人的学习能力的模拟主要采用遗传算法或强化学习的方法^[2-4]。文献[5]建立了基于基因算法的代理进化报价策略模型以模拟多时段电力交易; 文献[6]采用一种协同进化方法来研究市场参与者在多时段交易活动中的动态行为; 文献[7]提出采用 Watkins 的 $Q(\lambda)$ 模型来模拟发电商中长期交易报价决策过程模型, 对多发电商交互作用导致的市场行为进行了仿真试验。目前国内关于代理的仿真方法的研究成果并不多, 本文提出将协同粒子群算法应用到电力市场 ACE 仿真试验中, 并对试验结果进行分析。

1 电力市场 ACE 仿真

1.1 电力市场 ACE 仿真模型

根据电力市场仿真的复杂性、实时性等特点, 在仿真设计中采用多代理系统(multi agent system, MAS)的方法, 将电力市场中的每家竞争厂商或用户建立为一个子系统, 由所有子系统组成整个电力市场。

ACE 本质是使用具有有限理性和自适应的代理表示各个市场成员, 并通过个体的代理在计算机上进行交互作用(即仿真), 获得市场运行的特征描述^[8-9]。电力市场 ACE 仿真可分为 3 个步骤: 1) 各独立的代理根据市场信息, 选择最优策略; 2) 代

理将各自的策略递交给交易中心；3) 交易中心根据市场需求确定各代理的发电量和电价，并将所需信息反馈给各代理。

电力市场 ACE 模型可用图 1 来表示，假设电力市场共由 N 家发电公司和 1 家交易中心(power exchange, PX)组成，每家发电公司在市场中相互独立，所需信息均来自交易中心所公开的消息，发电公司之间不允许信息交流。在 ACE 模型中，采用代理来代表市场参与者，各代理根据市场信息，以自身收益最大化为目标选择竞标策略，将所选最优竞标策略递交给 PX；PX 根据各代理的竞标策略、市场需求负荷、电网输电约束等对电力市场进行出清，确定各发电公司的发电量和电价，最后 PX 将各代理竞标结果和下一轮交易需公开的信息反馈给各发电公司，至此，本轮的电力交易全部结束，然后重复前面的过程进行下一轮交易。电力市场 ACE 仿真中，所有的决策选取、交易出清、信息反馈等计算均由计算机完成，每个代理的决策方案选用智能算法进行优化处理^[10]。

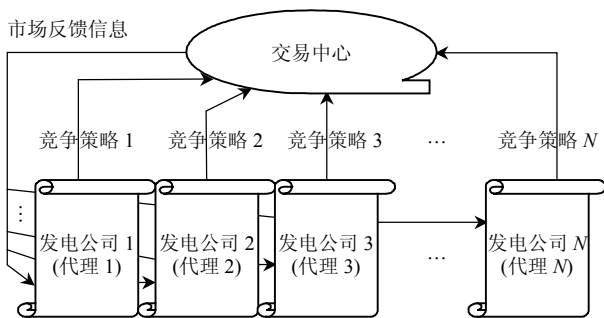


图 1 电力市场 ACE 仿真模型

Fig. 1 The ACE simulation model of electricity market

1.2 电力市场成员仿真

市场成员仿真模拟市场参与者的市场行为，是实现电力市场 ACE 仿真的一个关键环节。电力市场是一个开放的、多方博弈的复杂动态系统，市场成员的市场行为具有不确定性和相互影响等特征。电力市场成员仿真需要采用多代理技术，通过系统结构设计和建模，将电力市场成员抽象为智能主体代理，这些代理能够自主地对电力系统和电力市场运行情况进行感知、分析、推理和判断，并通过自主学习、自适应的规划能力以及和相关代理进行协商，制定各自的交易策略和方案。

进化计算是模拟生物进化过程中优胜劣汰规则和群体内部染色体信息随机交换的随机优化算法。协同进化在进化过程中既充分发挥每个个体的自主能动性，又在进化中通过协作或对抗进行相互

学习和自我完善，从而达到整个群体协同进化的目的，协同进化的特点与 MAS 的特点相适应，因此，本文将协同粒子群算法应用于电力市场 ACE 仿真的研究中。

2 协同粒子群算法在电力市场 ACE 仿真中的应用

2.1 标准粒子群算法

粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)是一种基于群体智能理论的全局优化方法，通过群体中粒子间合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索^[11]。

假设在一个 N 维目标搜索空间中，有 m 个粒子组成一个群落，其中 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})^T, i=1,2,\dots, m$ 表示第 i 个粒子在 N 维空间里的当前位置， $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})^T$ 表示第 i 个粒子曾经到过的最好位置， $P_{gbest}=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})^T$ 表示整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置， $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iN})^T$ 表示第 i 个粒子飞行速度，在标准 PSO 模型中，粒子的移动是由以下公式进行操作的

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

式中： k 代表第 k 次迭代； c_1 和 c_2 为非负常数，通常情况下都取值为 2； r_1, r_2 为 [0,1] 的随机数； $v_{id} \in [-v_{max}, v_{max}]$ ， v_{max} 是常数，由用户设定，设定较大的 v_{max} 可以保证粒子种群的全局搜索能力，较小的 v_{max} 则加强粒子种群的局部搜索能力； ω 为惯性权值，用来协调粒子群的全局和局部寻优能力。

粒子群算法流程如图 2 所示。

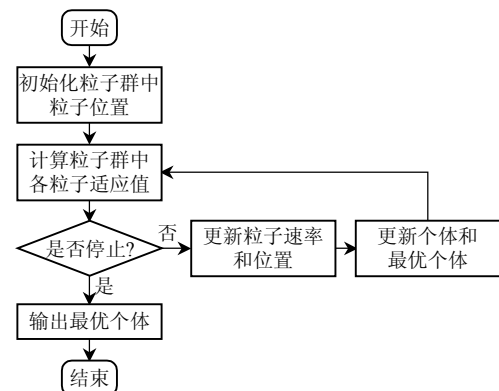


图 2 粒子群算法流程图

Fig. 2 Flow chart of particle swarm algorithm

2.2 协同粒子群算法

所谓的协同进化，是指将解空间中的群体划分为若干子群体，每个子群体代表求解问题的一个子

目标, 所有子群体在独立进化的同时, 基于信息迁移与知识共享, 共同进化。基于上述思想, 本文中的协同 PSO 算法是将整个种群分解为若干个子种群, 各个子种群独立地用标准 PSO 进化, 达到周期时, 更新全局最好位置。这样, 各个子种群既能充分地在子种群内部不断地搜索, 不会迷失自己的寻优方向, 又能利用周期性地共享全局最好位置促使粒子找到最好值, 同时, 分解为多个子种群有维持种群多样性的能力, 从而有可能抑制早熟现象的发生^[12]。

初始化整个种群之后, 分解为 M 个子种群, 它们都共享初始最好位置及对应的最好值, 分别独立地用标准 PSO 算法开始进化, 不断更新子种群内各个粒子的位置和速度, 当进化到第 R 代(R 为更新周期)更新共享信息。将 M 个子种群的当前最好值 $P_{g_i}(i=1,2,\dots,M)$ 做比较, 得出其中的最好值作为当前的全局最好值 P_G , 各个子种群共享该信息继续进化, 算法循环进化, 每隔 R 代更新共享信息, 直到达到最大进化代数。协同粒子群算法框架如图 3 所示。

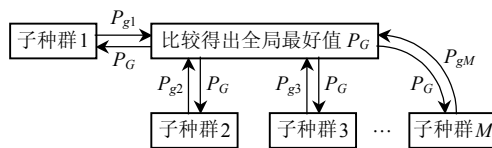


图 3 协同粒子群算法框架

Fig. 3 Framework of cooperative particle swarm algorithm

2.3 协同粒子群算法的应用

电力市场 ACE 仿真模型中各代理代表着每个市场参与者, 代理应基于它本身的信息和对于市场环境的认识做出最优决策, 整个电力市场仿真属于一个动态博弈过程。粒子群优化算法在电力系统有着广泛的应用^[13-15], 而在智能代理报价中的应用很少。协同粒子群算法在电力市场 ACE 仿真中的应用步骤如下:

1) 根据市场成员代理的个数确定种群的规模 M , 每个种群对应 1 个发电公司; 每个种群有 N 个粒子, 每个粒子代表该发电公司的一个报价策略方案。

2) 对每个种群进行编码, 根据成本曲线随机产生初始种群 $X_i^{(0)}$ 。

3) 在第 i 个种群内部独立进行速率位移操作, 生产新的个体 X_i 。

4) 种群 i 选取其他种群上一轮的报价策略作为它们各自的代表共同构成整个市场的报价策略。

5) 根据市场出清数据算出种群 i 的期望利润, 以期望利润值作为个体 X_i 的适应值, 重复步骤 3)~5), 直到满足种群内部的进化代数。

6) 判断是否完成一次完整协同过程, 条件为: 若 $i < M$, 表示未完成一次完整的协同过程, 移到下一个种群($i=i+1$), 返回步骤 3) 继续进行; 否则转到步骤 7)。

7) 一次协同过程完成后相当于所有种群进化一次, 每个种群将选择所有粒子中适应值最大的个体作为本次进化的最优策略进行报价, 然后交易中心根据每个种群的报价和需求曲线算出本次协同进化后的市场出清价格, 并将市场价格反馈给每个种群。各种群根据市场价格算出本次交易的产量和利润, 并输出本轮的所有数据, 至此, 一轮的报价和结算完成。

8) 用 t 表示当前进化次数, T_{\max} 表示需要进化的总次数, 若 $t > T_{\max}$, 程序结束; 否则, $t=t+1$, 转到步骤 3) 进行下一轮的进化。

3 试验结果分析

3.1 试验组织

电力市场成员建模要求代理能根据市场运行情况进行感知、分析、推理和判断以及自学习、自适应, 以制定各自的交易策略和方案。本文以代理过程分析、成本变化和供需变化试验对协同粒子群算法进行了测试, 试验组织如下: 通过电力市场仿真建模平台, 建立东北区域电力市场试验场景, 交易类型选月度集中竞价交易, 试验中有 28 家电厂参与市场月度集中竞价, 总可上网容量为 0.1214 亿 MW·h。

3.2 代理过程分析

协同进化过程既充分发挥每个代理的自主能动性, 又在进化中通过协作或对抗进行相互学习和自我完善, 从而达到整个群体协同进化的目的。协同粒子群算法代理的平均申报电价曲线和市场出清边际电价曲线如图 4 所示。

从图中可以看出, 各代理根据市场出清信息, 为了获取更大的期望利润不断调整自己的报价策略, 在这过程中市场边际电价稳步下降, 经过多轮以后各代理对市场有了更充分地认知, 报价水平逐步逼近市场期望数据, 这主要表现在报价策略的微小调整, 可引起边际电价较大的波动。报价策略调整的原因是市场有新的数据产生, 市场期望数据的

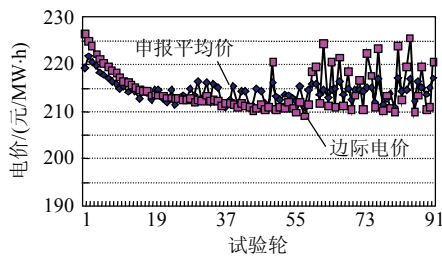


图 4 协同粒子群算法代理价格曲线
Fig. 4 Price curve of cooperative particle swarm algorithm

不断修正，各代理也在不断调整自己的报价策略，这决定了该算法的学习过程一个不断小幅震荡的过程(以下试验数据中申报电价和边际电价都是多轮小幅震荡数据的平均值)，这说明采用协同粒子群算法的多代理具有自治性、主动性、社会性。

3.3 成本变化响应

成本是影响发电方报价策略的重要因素，本试验采用协同粒子群算法在不同平均成本下进行智能代理报价，试验结果如表 1 所示。

表 1 不同平均成本的试验结果
Tab. 1 The trial results of different average cost

试验盘	平均成本		平均申报电价		边际电价/ (元/MW·h)
	实名值/ (元/MW·h)	增值率/%	实名值/ (元/MW·h)	增值率/%	
1	187.0	—	205.2	—	207.7
2	205.7	10.00	219.3	6.87	224.4
3	216.0	5.00	230.2	4.97	231.7

从表中数据可以看出，平均成本分别增加 10%、5.0%时，平均申报电价增加了 6.87%、4.97%，相应的市场出清边际电价随之增加，这说明市场成员的报价行为对自身的成本因素有响应，能根据成本的变化，调整自身的报价策略，使得自身的利润最大化。

3.4 供需水平变化响应

负荷需求状况对电力市场中电量的成交结果影响最为直接、明显，同时供需水平的状况直接影响成员的市场行为，本试验采用协同粒子群算法在不同负荷需求水平下进行智能代理报价，试验结果如表 2 所示。

从表中数据可以看出，随着负荷需求的增长，整个市场的平均申报电价随之增加，进而市场的边际电价也随之增加，这说明市场的行为对市场需求有响应，能根据市场供需的变化调整自身的策略；1~5 月平均申报电价增长幅度较平稳，而 6 月平均申报电价增加了 15.5%，原因是市场供需状况趋紧，说明报价策略很好地响应了市场需求的变化。

表 2 不同供需水平试验结果
Tab. 2 The trial results of different level of supply and demand

月份	负荷需求/ MW·h	平均申报电价		边际电价	
		实名值/ (元/MW·h)	增长率/%	实名值/ (元/MW·h)	增长率/%
1	850	199.4	—	204.7	—
2	900	201.5	1.05	208.2	1.71
3	950	202.4	0.45	208.7	0.24
4	1 000	203.7	0.64	211.0	1.10
5	1 050	205.5	0.88	214.4	1.61
6	1 100	237.3	15.50	307.1	43.20

3.5 报价策略特性

在试验条件完全相同的情况下，一个试验采用协同粒子群代理算法，另一个试验采用 Q-learning 算法，通过多次试验得出的平均数据如表 3 所示。

表 3 不同代理算法的结果比较
Tab. 3 The Comparison of results of different agent algorithms

算法	平均申报电价/(元/MW·h)	市场出清电价/(元/MW·h)
协同粒子群	203.9	212.7
Q-Learning	199.1	203.9

从表中数据可以看出，协同粒子群算法代理的平均申报电价比 Q-Learning 算法代理的高 4.8 元/MW·h，相应的市场出清电价高 8.8 元/MW·h，说明协同粒子群算法代理的报价策略可以获取更大的利润，愿意冒险，相比较而言，协同粒子群代理算法的报价策略特性偏向激进型。

4 结论

- 1) 采用协同粒子群算法的多代理具有自治性、主动性和社会性特点。
- 2) 协同粒子群算法能根据市场信息的变化，调整自身的报价策略，使得自身的期望利润最大化，说明采用协同粒子群算法的多代理能根据市场环境的变化进行感知、分析、推理、判断、自学习和自适应。
- 3) 与 Q-learning 算法的比较可以看出，协同粒子群算法报价策略特性偏向激进型。

参考文献

[1] 袁家海, 丁伟, 胡兆光. 基于 Agent 的计算经济学及其在电力市场理论中的应用综述[J]. 电网技术, 2005, 29(7): 47-51.
Yuan Jiahai, Ding Wei, Hu Zhaoguang. A critical study of Agent based computational economics and its application in research of electricity market theory[J]. Power System Technology, 2005, 29(7): 47-51(in Chinese).

[2] 宋依群, 吴炯. 基于 Q 学习算法的发电公司决策新模型[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(4): 568-573.

- Song Yiquan, Wu Jiong. A Q-learning algorithm based decision model for generation company[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2006, 40(4): 568-573(in Chinese).
- [3] 张谦, 俞集辉, 张淮清, 等. 基于 Agent 的 Web 数据仓库技术在发电厂报价系统中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(8): 50-55.
Zhang Qian, Yu Jihui, Zhang Huaqing, et al. Application of agent technology in Web based data warehouse within bidding decision system of power supplier[J]. Power System Technology, 2006, 30(8): 50-55(in Chinese).
- [4] 陶芬, 张步涵, 杨超. 考虑输电阻塞影响的发电商最优报价策略[J]. 电网技术, 2007, 31(16): 12-16.
Tao Fen, Zhang Buhuan, Yang Chao. Optimal bidding strategy of power generation company considering transmission congestion[J]. Power System Technology, 2007, 31(16): 12-16(in Chinese).
- [5] Richter C W, Sheble G B, Ashlock D. Comprehensive bidding strategies with genetic programming/finite state automata[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1999, 14(4): 1207-1212.
- [6] Cau T D H, Anderson E J. A co-evolutionary approach to modeling the behavior of participants in competitive electricity markets[C]. Power Engineering Society Summer Meeting, Vancouver, BC, Canada, 2002.
- [7] 马豫超, 蒋传文, 侯志俭, 等. 基于自加强学习算法的发电商报价策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(17): 12-17.
Ma Yuchao, Jiang Chuanwen, Hou Zhijian, et al. Strategic bidding of the electricity producers based on the reinforcement learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(17): 12-17(in Chinese).
- [8] Sun J, Tesfatsion L. Dynamic testing of wholesale power market designs: an open-source agent-based framework[J/OL]. <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/DynTestAMES.JSLT.pdf>, 2007.
- [9] Sun J, Tesfatsion L. DC optimal power flow formulation and solution using quadprog[J/OL]. <http://www.econ.iastate.edu/tesfatsi/DC-OPF.JSLT.pdf>, 2007.
- [10] 陈皓勇. 基于智能代理和实验经济学的电力市场仿真研究[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2004, 43(5): 923-925.
- Chen Haoyong. Research of the electricity market simulation based on intelligent agent and experimental economics[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2004, 43(5): 923-925(in Chinese).
- [11] 曾建潮, 介静, 崔志华. 微粒群算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004: 9-55.
- [12] 李爱国. 多粒子群协同优化算法[J]. 复旦大学学报: 自然科学版, 2004, 43(5): 923-925.
- [13] 何佳, 吴耀武, 娄素华, 等. 基于微粒群优化算法的电力系统动态无功优化[J]. 电网技术, 2007, 31(2): 47-51.
He Jia, Wu Yaowu, Lou Suhua, et al. Dynamic reactive power optimization based on particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2007, 31(2): 47-51(in Chinese).
- [14] 聂宏展, 张冰冰, 王新, 等. 基于改进粒子群优化算法的电力市场下的无功优化[J]. 电网技术, 2007, 31(21): 85-90.
Nie Hongzhan, Zhang Bingbing, Wang Xin, et al. Research on MPSO algorithm based reactive power optimization in electricity market[J]. Power System Technology, 2007, 31(21): 85-90(in Chinese).
- [15] 袁晓辉, 王乘, 张勇传, 等. 粒子群优化算法在电力系统中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(19): 14-19.
Yuan Xiaohui, Wang Cheng, Zhang Yongchuan, et al. A survey on application of particle swarm optimization to electric power systems [J]. Power System Technology, 2004, 28(19): 14-19(in Chinese).



陈乃仕

收稿日期: 2009-08-12。

作者简介:

陈乃仕(1980—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为智能电网在电力调度中的应用。

(编辑 褚晓杰)