

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.181450

计及不确定因素的售电公司动态购电决策多目标优化研究

贾晨^{1,2}, 杜欣慧¹, 姚宏民¹

(1. 太原理工大学电气与动力工程学院, 山西 太原 030024; 2. 国网山西省电力公司太原供电公司, 山西 太原 030012)

摘要: 随着电力体制改革的进行, 售电公司的数量及市场交易的形式不断增加, 同时竞争也日益激烈。针对即将开展的电力现货市场交易, 提出了包含多市场、多时段的售电公司动态交易策略, 全面考虑了用户电量, 市场电价等不确定因素, 引入用户侧负荷作为平衡资源。利用多目标优化思想, 建立了包含售电公司综合售电收益和用户满意度最大化的优化模型。并提出一种结合拉丁超立方抽样, 场景缩减法和改进多目标差分进化算法的优化方法对所提模型进行求解。最后通过算例分析, 验证了所建模型和方法的有效性, 为售电公司参与市场竞争提供了有效的参考。

关键词: 不确定因素; 动态购电决策; 现货市场; 差分进化算法; 多目标优化

Multi-objective optimization research on dynamic procurement strategy for electricity retailers considering uncertainty factors

JIA Chen^{1,2}, DU Xinhui¹, YAO Hongmin¹

(1. College of Electrical & Power Engineering, Taiyuan University of Technology, Taiyuan 030024, China;
2. Taiyuan Power Supply Company, State Grid Shanxi Electric Power Company, Taiyuan 030012, China)

Abstract: With the implementation of the electricity system reform, the number of electricity retailers and the forms of participating in market transaction are increasing, meanwhile, the competition is becoming increasingly fierce. Aiming at the upcoming electricity spot transaction, this paper proposes a dynamic trading strategy including multi-market and multi-period for electricity retailers, which takes account of the uncertain factors such as electricity demand, market price and introduces user-side load as a balanced resource. Based on the idea of multi-objective optimization, an optimization model is established to maximize the profit and customer satisfaction for electricity retailers. In addition, an optimization method combining Latin hypercube sampling, scene reduction and improved multi-objective differential evolution algorithm is proposed to solve the model. Finally, an example is given to verify the validity of the model and method proposed in this paper, which provides an effective reference for the electricity retailers to participate in the market competition.

This work is supported by Science and Technology Achievements Transformation and Guiding Special Project of Shanxi Province (No. 201604D121015) and Shanxi International Science and Technology Cooperation Program (No. 2015081013).

Key words: uncertainty factors; dynamic procurement strategy; electricity spot market; differential evolution algorithm; multi-objective optimization

0 引言

2015年, 国家颁布了《进一步深化电力体制改革的若干意见》(中发[2015]9号), 由此, 新一轮电力

体制改革正式拉开序幕。改革以鼓励组建售电主体, 有序放开售电业务为重点, 加快组建公平合理、监管有效的电力市场体制为目标稳步进行^[1]。售电公司作为新的市场主体, 具有决策灵活, 商业敏感度高, 资本运作能力强的特点, 是市场购售电环节的主要承担者^[2]。

现阶段, 随着电力体制改革的不断深化, 我国

基金项目: 山西省科技成果转化引导专项项目资助(201604D121015); 山西省国际科技合作计划项目资助(2015081013)

不同省市地区已初步形成功能完善的电力中长期交易机制,并纷纷出台了一系列相关交易规则^[3],而现货市场建设还处于起步阶段,预计在2018年底启动试运行^[4]。因此,进一步加快探索电力现货交易机制,改变原有的市场运营方式,完善市场化电力电量平衡机制,逐步形成中长期与现货市场相结合的电力交易模式,建成符合我国国情的电力市场体系指日可待。此外,随着分布式电源的大规模接入,可再生能源购电逐渐成为售电公司购电业务来源。在此背景下,售电公司如何利用市场运营规则,合理分配不同市场购电比例,调用用户侧负荷资源,在满足用户电量需求的同时规避市场风险,实现自身收益和用户满意度最大化的双重目标,是售电公司在进行购电决策时关注的重点^[5-6]。

近年来针对售电公司短期购售电决策,国内外学者们开展了大量研究。文献[7]考虑了DG和可中断负荷对系统运营的影响,建立了模拟日前和实时市场的电力零售公司两阶段运营模型;文献[8]提出了包含用户需求响应和储能设备的智能电网环境下售电公司面临的能源定价和经济调度的两阶段两层模型;文献[9-10]利用市场份额模拟售电公司之间的竞争,建立了多市场环境下的售电公司的电力采购政策和最优定价策略;文献[11]实现了配售一体化的售电公司最优购电决策;文献[12]建立了包含电动汽车需求调度的售电公司购电组合策略,为聚合电动汽车充电负荷的售电公司购电优化提供了新思路;文献[13]针对性地研究了未来电力交易的平衡市场购电组合策略。以上研究中,结合我国电力市场交易机制,综合中长期与现货市场交易模式,并全面考虑多种不确定因素对交易策略影响的售电公司购电侧研究并不多见。

针对上述问题,本文结合我国电力市场交易现状,以直接市场交易和分布式电源购电为市场交易主体,引入用户侧可调负荷为平衡资源,以售电公司综合售电利润和用户满意度最大化为目标函数,对售电公司动态购电决策进行优化研究。并提出一种结合不确定因素场景描述和改进差分进化算法的方法对所提模型进行求解,该方法首先采用拉丁超立方抽样(Latin Hypercube Sampling, LHS)处理多种不确定因素,并结合Cholesky分解和场景缩减技术,对产生的大量样本进行场景缩减和概率统计;其次,提出一种基于自适应变异的改进多目标差分进化算法(Multi-objective Self-adaptive Differential Evolution, MOSADE),该算法在标准差分进化算法(Differential Evolution, DE)的基础上,通过引入自适应变异方式,改善了算法的进化方向,实现了算法

在全局搜索与局部搜索之间的平衡;引入精英存档和多样性测量方式,实现了对非占优解的保留与排序,决定了非占优解能否进入外部存档。经算例分析表明,合理分配不同市场的购电比例,对于售电公司优化售电收益,提升用户满意度具有重要意义。

1 售电公司运营模式和风险分析

2018年4月,能源局就电力现货市场相关功能规范征求意见,意见指出了我国的电力现货市场运行和结算系统功能规范,提出了电力现货市场将包含集中式和分散式两种交易模式^[14]。本文以分散式偏差电量交易机制为例,即现货交易以中长期合同为基础,发用双方在日前阶段自行确定日发电用曲线,偏差电量通过日前、实时平衡交易进行调节,为现货市场建设试点地区运营和结算系统建设提供参考。

售电公司的运营模式如图1所示,其购电来源包含可再生能源机组购电,电力交易市场购电,并引入用户侧负荷作为实时平衡资源,其中电力交易中心通过市场成员服务、安全校核、计量结算等子系统完成市场交易环节。考虑到现货市场电价波动较大,故本文假设售电公司的大部分交易电量通过中长期交易模式获得,通过中长期合同管理自行确定每日用电曲线;并根据分布式电源出力预测情况和短期电量预测情况由日前市场对其偏差较大的情况进行修正;由可调负荷管理和平衡交易机制实现用户用电的实时平衡,其中可调负荷包括中断型负荷与激励型负荷。

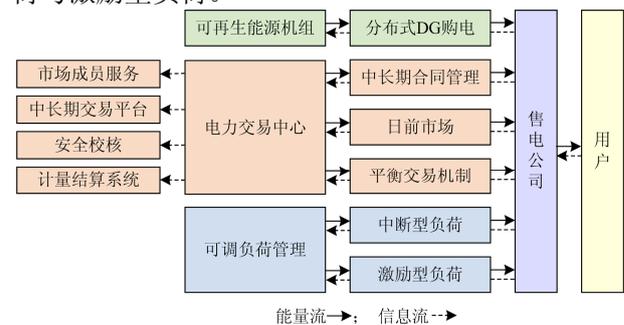


图1 售电公司购售电模式

Fig. 1 Purchase and sale mode of electricity retailers

区别于中长期交易,售电公司在购售电环节中除了用户电量需求和分布式电源出力的不确定性之外,还要面对现货市场交易价格的不确定性,当出现用电高峰或低谷时,相应的市场电力资源紧缺或充足,市场价格也随之升高或降低。这些不确定性因素会导致售电公司购电比例分配不当和交易成本过高,影响售电公司收益,因此有必要对售电公司

风险进行测算, 本文采用多场景生成技术模拟不确定性因素的典型场景, 综合分配风险与收益。

2 售电公司购售电业务建模

2.1 现货市场交易费用

相对于实际用电需求和市场变化, 电力现货交易主要根据短期、超短期电量预测结果和合同电量的日分解情况承担剩余的波动负荷, 以消除电量差额, 维护市场稳定运行。其中日前市场包含日前交易和中长期交易电量的日分解, 可表示为

$$C_{DA} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) (P_{DA}(t) Q_{DA}(t) + \mu(t) P_{ML} Q_{ML}) \quad (1)$$

式中: 优化交易时长 $T=24$; C_{DA} 为日前市场购电费用; $\pi(\omega)$ 为各场景出现的概率; $P_{DA}(t)$ 为 t 时刻日前市场交易出清电价, 为随机变量; $Q_{DA}(t)$ 为 t 时刻日前市场交易电量; $\mu(t)$ 为中长期交易电量在日前市场中 t 时刻的分解比例; P_{ML} 和 Q_{ML} 为中长期交易在每日的成交电价和电量。

实时平衡交易用于实现电量差额的实时平衡, 当电量紧缺时售电公司向市场购买所缺电量, 当电量剩余时售电公司向市场出售剩余电量, 可表示为

$$C_{RT} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) (P_{RT}(t) Q_{RT, buy}(t) \delta(t) - P_{RT}(t) Q_{RT, sale}(t) (1 - \delta(t))) \quad (2)$$

式中: C_{RT} 为实时平衡交易购电费用; $P_{RT}(t)$ 为实时平衡市场 t 时刻的统一出清价格, 为随机变量; $Q_{RT, buy}(t)$ 和 $Q_{RT, sale}(t)$ 为该时刻售电公司在市场中购买或出售的电量; $\delta(t)$ 为 0-1 整数变量, 当电量剩余时, $\delta(t)$ 取 0, 当电量短缺时, $\delta(t)$ 取 1。

2.2 分布式电源购电费用

根据国家鼓励分布式发电政策的实施和分布式发电技术参与市场化交易的不断深入, 本文引入分布式电源作为售电公司购电来源, 售电公司以固定价格全额收购分布式电源所发电量, 并承担其出力不确定的风险。以分布式光伏为例, 认为在某一区域内, 其发电规格相同且出力大小一致^[15]。

$$C_{DG} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) k_{DG} P_{DG} Q_{DG}(t) \quad (3)$$

式中: C_{DG} 为售电公司购买分布式光伏的总成本; k_{DG} 为分布式光伏购电规模系数, 即光伏发电单元数目; P_{DG} 为分布式光伏购电价格; $Q_{DG}(t)$ 为 t 时刻单位分布式光伏出力, 为随机变量。

2.3 可调负荷交易费用

事实上, 当现货市场价格较高时, 售电公司还可以通过与用户签订可调负荷合同, 引导用户主动

改变用电方式, 实现削峰填谷, 较少恶劣价格时的市场交易, 本文采用中断型和激励型负荷两种可调负荷模式。

式(4)所示为中断型负荷交易成本, 认为售电公司采用以下两种方式对用户中断电量进行补偿: 1) 直接中断补偿; 2) 实际用电量折扣电价补偿^[16]。

$$C_{IL} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) \sum_{i=1}^{I_1} (\varepsilon_1 P_{IL, i}(t) Q_{IL, i}(t) + \varepsilon_2 (Q_{d, i}(t) - Q_{IL, i}(t)) \theta_{IL} \lambda_{st}(t)) \delta(t) \quad (4)$$

式中: C_{IL} 为售电公司对中断型负荷的补偿费用; ε_1 和 ε_2 分别为用户采用两种补偿方式的概率, 且 $\varepsilon_1 + \varepsilon_2 = 1$; I_1 为中断型用户数量; $P_{IL}(t)$ 为补偿方式 1 在 t 时刻的中断补偿价格; $Q_{IL}(t)$ 为 t 时刻用户中断电量; $Q_d(t)$ 为用户在 t 时刻的计划用电量, 为随机变量; θ_{IL} 为补偿方式 2 的用户实际用电折扣率; $\lambda_{st}(t)$ 为售电公司与用户的合同交易价格。

式(5)所示为激励型负荷补偿费用, 在售电公司市场购电量剩余时, 采取折扣电价激励用户增加用电量, 实现需求侧最优调度。

$$C_{PL} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) \sum_{i_2=1}^{I_2} (Q_{d, i_2}(t) + Q_{PL, i_2}(t)) \theta_{PL} \lambda_{st}(t) (1 - \delta(t)) \quad (5)$$

式中: C_{PL} 为售电公司对激励型负荷的补偿费用; I_2 为激励型负荷的用户数量; $Q_{PL}(t)$ 为 t 时刻用户增加的用电量; θ_{PL} 为激励型负荷实际用电折扣率。

2.4 售电收益

售电公司实际售电收益由计及可调负荷响应后的用户实际用电量决定, 为方便计算, 本文采用分时电价方案, 将用户用电时段分为峰、平、谷 3 个时段, 各时段电价由购售双方自主协定^[1], 则售电收益 F_{st} 可表示为

$$F_{st} = \sum_{t=1}^T \sum_{\omega} \pi(\omega) \lambda_{st}(t) (Q_d(t) - \sum_{i_1=1}^{I_1} Q_{IL, i_1}(t) \delta(t) + \sum_{i_2=1}^{I_2} Q_{PL, i_2}(t) (1 - \delta(t))) \quad (6)$$

2.5 动态交易策略风险度量

本文选择条件风险价值^[17]作为售电公司动态交易的风险度量指标, 如式(7)所示。

$$R_{CVaR, \beta} = \alpha + \frac{1}{1 - \beta} \sum_{\omega} \pi(\omega) Z_{\omega} \quad (7)$$

式中: α 为风险价值, 表示在置信度 β 下售电公司购电投资组合的最大可能损失; $R_{CVaR, \beta}$ 为条件风险价值, 表示当售电公司损失超过 α 时的条件均值; 且 $Z_{\omega} \geq f(\omega) - \alpha$, $Z_{\omega} \geq 0$, 其中 $f(\omega)$ 为交易损失函数,

表示各场景下售电公司成本与收益的差值。

3 售电公司动态购电优化决策模型

3.1 优化决策目标函数

3.1.1 综合售电收益

售电公司参与市场竞争的目标是在满足用户电量需求的同时提高售电收益并降低风险损失,因此,本文以考虑风险价值的综合售电收益为售电公司动态购电决策的目标函数,实现收益与风险的综合权衡,如式(8)所示。

$$f_1 = F_{st} - C_{st} - \gamma R_{CVaR, \beta} \quad (8)$$

式中: γ 为售电公司风险规避因子, γ 越大,表示售电公司的风险规避程度越高; C_{st} 为售电公司不同购电来源的交易成本及补偿费用,表示为

$$C_{st} = C_{DA} + C_{RT} + C_{DG} + C_{IL} + C_{PL} \quad (9)$$

3.1.2 用户满意度

售电公司通过可调负荷调用项目降低市场风险,优化售电收益的同时,也会改变用户原有的用电结构和方式,损失客户资源,不利于售电公司长期发展。因此,有必要综合考虑售电公司售电收益和用户满意度,寻求二者的利益均衡。故本文建立用户满意度评价指标 f_2 , 包含用电方式满意度和用电成本满意度两部分,如式(10)所示。

$$f_2 = \alpha_1 \left(1 - \frac{\sum_{t=1}^T Q_{d,shift}(t)}{\sum_{t=1}^T Q_d(t)} \right) + \alpha_2 \frac{C_{d,shift}}{F_{st}} \quad (10)$$

式中: 第一部分为用电方式满意度,以衡量用户用电方式改变量; 第二部分为用电成本满意度,以衡量用户参与可调负荷项目所减少的电费支出; α_1 和 α_2 分别为两种用户满意度所占比重,且 $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$; $Q_{d,shift}(t)$ 为 t 时刻用户用电方式改变量, $C_{d,shift}(t)$ 为对应用户电费支出改变量,分别表示为

$$Q_{d,shift}(t) = \sum_{i_1=1}^{I_1} Q_{IL,i_1}(t) + \sum_{i_2=1}^{I_2} Q_{PL,i_2}(t) \quad (11)$$

$$C_{d,shift} = C_{IL} + C_{PL} \quad (12)$$

3.2 优化决策约束条件

售电公司动态购电决策优化约束条件如下所示。

1) 电量平衡约束

$$Q_d(t) - \sum_{i_1=1}^{I_1} Q_{IL,i_1}(t)\delta(t) + \sum_{i_2=1}^{I_2} Q_{PL,i_2}(t)(1-\delta(t)) = \mu(t)Q_{ML} + Q_{DA}(t) + Q_{RT,buy}(t)\delta(t) - Q_{RT,sale}(t)(1-\delta(t)) + k_{DG}Q_{DG}(t) \quad (13)$$

2) 中长期电量分解约束

$$\sum_{t=1}^T \mu(t) = 1 \quad (14)$$

3) 可调负荷调用约束

$$Q_{IL} \min \leq \sum_{i_1=1}^{I_1} Q_{IL,i_1}(t) \leq Q_{IL} \max \quad (15)$$

$$Q_{PL} \min \leq \sum_{i_2=1}^{I_2} Q_{PL,i_2}(t) \leq Q_{PL} \max \quad (16)$$

式中: $Q_{IL} \min$ 和 $Q_{IL} \max$ 分别为售电公司中断电量约束的上下限; $Q_{PL} \min$ 和 $Q_{PL} \max$ 分别为售电公司激励电量约束的上下限。

3.3 优化决策模型求解

本文建立的售电公司动态购电决策是一个非线性多目标随机优化问题,以1天24小时为优化周期,通过优化不同市场不同来源的购电量,使得售电公司综合售电收益和用户满意度最大化。针对模型中的随机变量,采用第4部分不确定性描述方法处理,针对多目标优化问题,采用第5部分所述改进多目标差分进化算法(MOSADE)求解,目标函数为

$$\min \{-f_1, -f_2\} \quad (17)$$

4 概率模型及不确定性处理方法

4.1 不确定因素概率模型

尽管当前对于电量,市场电价及间歇性分布式电源出力预测已取得了一定成果,但由于用户用电特性,市场竞争和光照等不确定因素,预测值与实际值往往存在着不可避免的随机误差。由于正态分布具有优良的特性,目前普遍认为预测误差服从正态分布 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ ^[18-19], 则 t 时刻各种不确定因素的分布参数如表1所示。

表1 不确定因素的模型参数

Table 1 Model parameters of uncertainty factors				
不确定因素	用户电量	日前市场电价	实时平衡市场电价	分布式光伏出力
μ_0	$Q_d(t)$	$P_{DA}(t)$	$P_{RT}(t)$	$Q_{DG}(t)$
σ_0	σ_d	σ_{DA}	σ_{RT}	σ_{DG}

表1中,数学期望 μ_0 为不确定因素在各个时段的预测值,标准差 σ_0 为期望的一个百分比。

4.2 不确定因素场景构建

4.2.1 拉丁超立方抽样

拉丁超立方抽样(LHS)^[20]是一种分层抽样方法,其核心思想是将随机变量的概率分布函数在 $[0,1]$ 上分成相等的区间,然后从每个区间中随机地抽取样本,使得抽样结果强制代表每个区间的值,最后通过分布函数的反函数求得各区间的采样值。相对于简单的随机抽样,分层抽样解决了抽样样本

聚集的问题, 保证样本可以全面覆盖变量的全部随机分布区域。

4.2.2 Cholesky 分解

Cholesky 分解用于对采样后样本的重新排列, 以消除各随机变量间的相关性。其主要步骤包括: 1) 设采样规模为 N , 随机生成顺序矩阵 \mathbf{R} , 其中每一行由整数 $1 \sim N$ 随机排列组成; 2) 通过对 \mathbf{R} 的秩相关系数矩阵 $\rho_{\mathbf{R}}$ 进行 Cholesky 分解, 形成新的顺序矩阵 \mathbf{G} , 如式(18)、式(19)所示, 其中 \mathbf{D} 为下三角矩阵, \mathbf{G} 的相关系数矩阵为单位阵; 3) 对矩阵 \mathbf{R} 中每行元素按照 \mathbf{G} 中对应行元素的位置重新排列, 重新排列后的矩阵记为 \mathbf{R}^* ; 4) 对 LHS 初始采样样本矩阵中每行元素按照 \mathbf{R}^* 中对应行元素的位置重新排列, 则排列后样本矩阵的每一列元素构成所求全部场景。

$$\rho_{\mathbf{R}} = \mathbf{D}\mathbf{D}^T \quad (18)$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{R} \quad (19)$$

4.2.3 场景缩减

为减小计算规模, 避免采用全场景存在的维数爆炸问题, 可采用基于概率距离的场景缩减技术形成经典场景集, 在满足可信度要求的条件下, 减少计算量。本文采用的场景缩减法为同步回代缩减法^[21], 具体步骤包括: 计算场景距离, 场景削减与场景保留, 更新场景概率, 直至场景数满足要求。

5 基于 MOSADE 的优化模型求解算法

5.1 标准差分进化算法

差分进化算法(DE)是一种简单有效的基于群体进化的随机优化算法, 其基本思想是对种群间个体进行差分扰动以实现个体的变异; 通过变异个体与父代个体间的交叉操作产生新的子代个体; 种群经过优胜劣汰, 反复搜索和迭代寻优获得全局最优解。差分进化算法因其原理简单, 调节参数少, 具有一定的自组织、自学习和自适应能力, 在多个领域得到了广泛应用。

5.2 基于自适应变异的改进多目标差分进化算法

5.2.1 自适应变异策略

由于基矢量的选取方式不同, DE 算法变异策略也分为多种, 本文结合不同变异方式的特点^[22], 提出一种自适应变异方式的差分进化算法, 其变异方式如式(20)所示。

$$V_{i,g+1} = \begin{cases} X_{r_1,g} + F(X_{r_2,g} - X_{r_3,g}) & \text{rand} < 1 - (g/G_m)^2 \\ X_{\text{best},g} + F(X_{r_1,g} - X_{r_2,g}) & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

式中: V_i 为变异产生的中间种群; X_i 为种群中的第 i 个个体; r_1 、 r_2 、 r_3 为全部种群范围内互不相等的

随机整数; F 为缩放因子; X_{best} 为当前种群中适应度最优的个体; rand 为 $[0,1]$ 均匀分布的随机数; g 为当前进化代数; G_m 为最大进化代数。

由式(20)可知, DE/rand/1/bin 在进化搜索前期可以被更多的选用, 有效地保持了种群的多样性, 有利于找到尽可能多的全局最优解; 随着进化的不断推进, DE/best/1/bin 被选中的概率不断增大, 该变异方式具有良好的局部搜索能力和快速搜索特性。这种自适应变异策略有效地解决了算法在全局搜索和局部搜索之间的平衡, 提高了算法的鲁棒性能与收敛性能。

5.2.2 精英存档和多样性测量

针对提出的多目标优化问题, 本文结合 Pareto 占优概念, 采用外部精英存档策略保留进化迭代过程得到的非占优解, 即在进化过程中, 将不受支配的子代个体与外部存档个体逐一进行比较, 选择优良的个体进入外部存档。当外部存档达到最大容量时, 采用基于拥挤熵的多样性测量方式进行存档裁剪, 以剔除部分密集解, 如式(21)所示, 在计算拥挤熵 CE_i 之前, 对所有目标函数进行归一化处理。

$$\begin{cases} CE_i = -\sum_{j=1}^{N_{\text{obj}}} \frac{dl_{ij} \log_2(pl_{ij}) + du_{ij} \log_2(pu_{ij})}{f_j^{\max} + f_j^{\min}} \\ pl_{ij} = \frac{dl_{ij}}{dl_{ij} + du_{ij}}, pu_{ij} = \frac{du_{ij}}{dl_{ij} + du_{ij}} \end{cases} \quad (21)$$

式中: N_{obj} 为优化问题的目标个数; dl_{ij} 和 du_{ij} 分别对应于第 j 个目标函数第 i 个解与上下两个相邻解之间的距离; f_j^{\max} 和 f_j^{\min} 分别为第 j 个目标函数的最大值与最小值。

5.2.3 基于模糊集理论的最优折中解选取

针对 MOSADE 算法求解到的 Pareto 非占优解集, 本文应用模糊集理论为目标决策者提供最优折中解, 具体求解方法见文献^[23], 选取其中具有最大评价值的解为最优折中解。

5.3 售电公司动态购电决策优化求解步骤

采用 MOSADE 算法求解售电公司动态购电决策优化问题的具体步骤如图 2 所示。

6 算例分析

6.1 数据来源

由于中国尚无现货市场运行数据, 故本文选取美国 PJM 市场实际交易情况作为优化对象。假设售电公司 80% 的电量在中长期市场获得, 交易电价为 28 \$/MWh, 剩余电量及预测误差通过现货市场及分布式电源购电等方式平衡, 其中, 分布式光伏交易电价 P_{DG} 为 35 \$/MWh, 购电规模系数 k_{DG} 为 4。

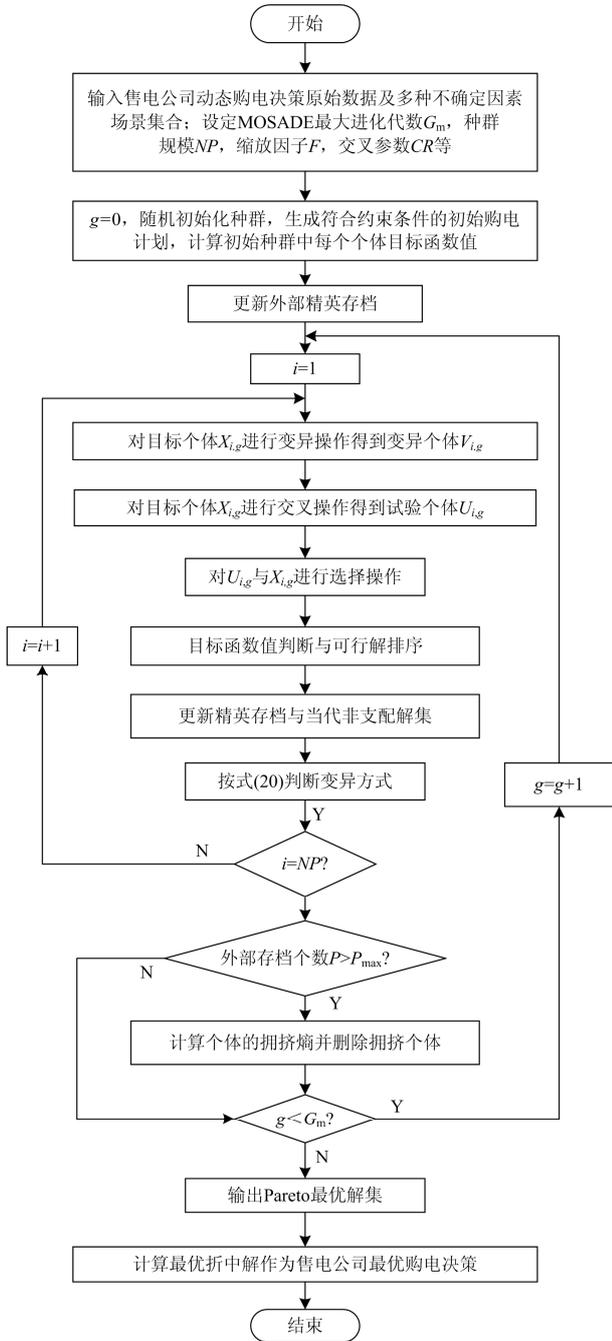


图 2 MOSADE 算法流程图

Fig. 2 MOSADE algorithm flow

售电公司不同时间类型的划分^[1]及分时电价如表 2 所示。设定售电公司有 30%的用户参与中断型可调负荷响应, 其中, 采用补偿方式 1 的用户占 80%^[16], 补偿电价为合同交易电价的 20%, 采用补偿方式 2 的中断型负荷占 20%, 折扣电价为合同电价的 90%; 有 20%的用户参与激励型可调负荷响应, 折扣电价为合同电价的 95%。此外, 取置信水平 $\beta=0.95$, 外部存档容量 $P_{\max}=10$, $\alpha_1=0.7$, $\alpha_2=0.3$ 。

表 2 时段划分与用户分时电价

Table 2 Hour types and TOU prices for the consumers

时间类型	时间	分时电价/(\$/MWh)
峰时段	10:00—13:00; 18:00—21:00	50
平时段	8:00—9:00; 14:00—17:00; 22:00—23:00	35
谷时段	1:00—7:00; 24:00	31

6.2 结果分析

6.2.1 不确定因素场景集合

本文以 PJM 市场 2018 年 6 月某天的电量预测, 日前市场电价, 实时平衡市场电价^[24]和某太阳能技术示范区光伏出力数据^[25]为期望, 以表 3 所示标准差与期望的比例进行 LHS 抽样, 可以看出, 相较于实时平衡市场, 日前市场电价波动更为平缓^[26]。

表 3 LHS 抽样数据

Table 3 LHS sampling data

	σ_d	σ_{DG}	σ_{DA}	σ_{RT}
σ_0/μ_0	6%	8%	10%	15%

设定拉丁超立方抽样采样规模 $N=500$, 得到图 3(a)—图 6(a)所示不确定性因素场景集合, 采用 Cholesky 分解和场景缩减后得到图 3(b)—图 6(b)所示用电量, 分布式光伏出力, 日前市场电价, 实时平衡市场电价典型场景集合。

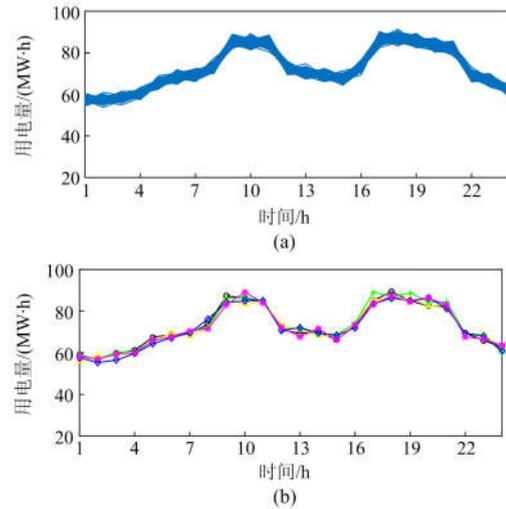
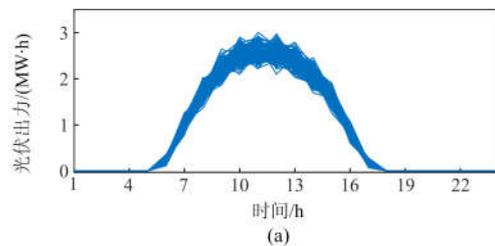


图 3 电量数据原始场景集和缩减场景集

Fig. 3 Electricity original scene set and reduced scene set



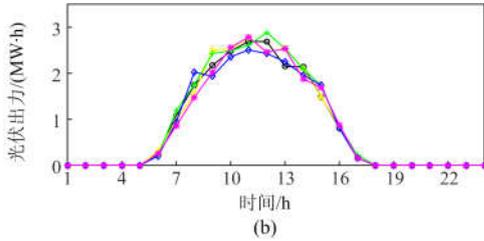


图 4 光伏出力原始场景集和缩减场景集

Fig. 4 PV output original scene set and reduced scene set

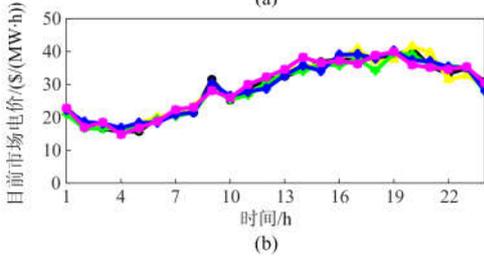
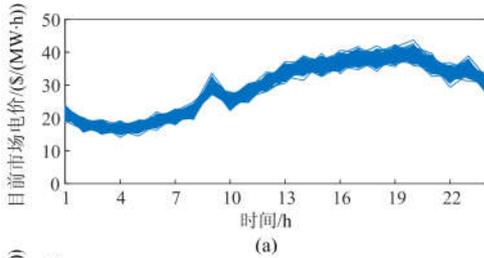


图 5 日前市场电价原始场景集和缩减场景集

Fig. 5 Day-ahead prices original scene set and reduced scene set

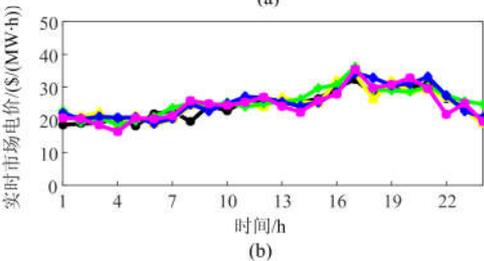
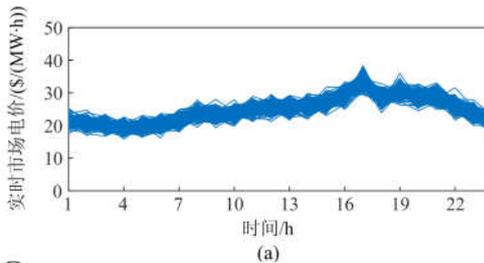


图 6 实时平衡市场电价原始场景集和缩减场景集

Fig. 6 Real-time prices original scene set and reduced scene set

6.2.2 基准情形下交易优化结果

本文选用 MOSADE 算法的参数设定为：种群规模 $NP=100$ ，最大迭代次数 $G_m=200$ ，缩放因子 $F=0.5$ ，杂交参数 $CR=0.9$ 。图 7 给出了当风险规避因子取 1 时优化得到的 Pareto 最优解集，可以看出，该算法能很好地收敛到本文所求问题的 Pareto 前

沿，且获取的非占优解具有良好的多样性和分布性。

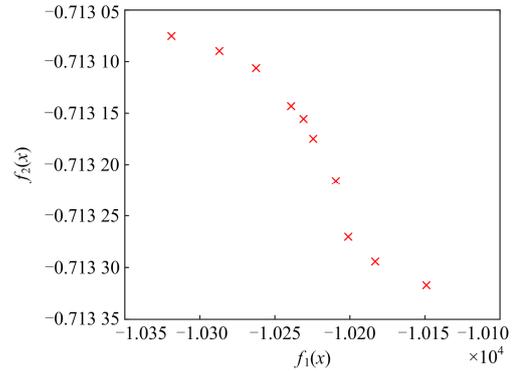


图 7 Pareto 最优解集

Fig. 7 Pareto optimal solutions

在图 7 中，两个目标函数相互制约，不能同时达到最优，售电公司须同时权衡其综合售电收益与用户满意度，根据自身需要在非占优解中选取最优购电决策，本文以基于模糊隶属度的最优折中解为例进行优化结果分析。图 8 所示为优化得到的售电公司在日前市场的交易电量，对比图 5 可知，售电公司在日前市场的交易电量与市场电价关系密切，当市场电价较高时，日前市场购电量相对较少。

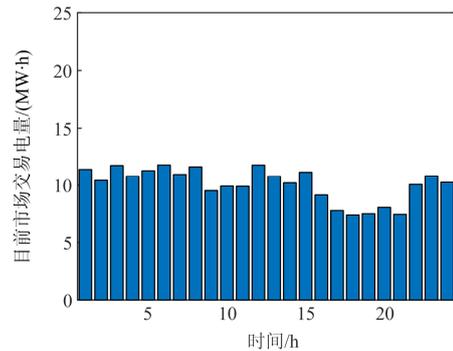


图 8 售电公司日前市场交易电量

Fig. 8 Electricity of retailers exchanged in day-ahead market

售电公司在实时平衡市场中的交易电量如图 9 所示，在负荷高峰时段，如 16:00—21:00，实时平衡市场购电价低于日前市场购电价，售电公司更多地选择在实时平衡市场购电以满足用户需求，在负荷低谷时段，如 0:00—4:00，日前市场电价更低，售电公司选择在日前市场购得较多电量并在实时平衡市场出售以获得更大收益。

相对于电价波动较大的现货交易市场，中长期电量交易曲线相对平缓(如图 10)，但在用户电量需求与现货市场电价双高峰时，售电公司选择在中长期市场分解得到更多的交易电量，在提高售电收益的同时尽可能地降低市场风险。

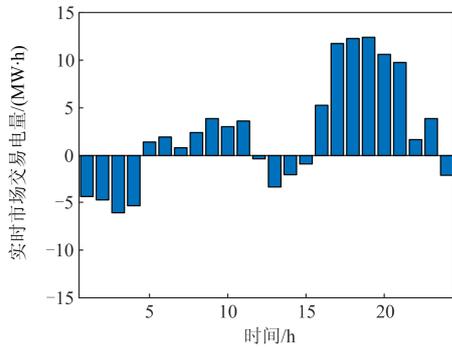


图9 售电公司实时平衡市场交易电量

Fig. 9 Electricity of retailers exchanged in real-time market

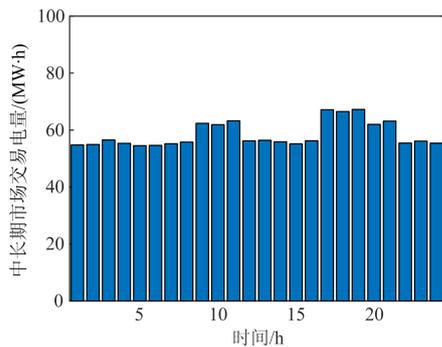


图10 中长期电量分解结果

Fig. 10 Decomposition results in medium and long-term trading market

为了实现综合售电收益与用户满意度最大化,售电公司需要在直接市场交易与引导用户参与可调负荷中权衡。图 11 所示为售电公司可调负荷调用优化结果,大于 0 的部分为激励型负荷调用结果,小于 0 的部分为中断型负荷调用结果。当现货市场电价高于可调负荷补偿成本时,如 16:00—22:00,售电公司更多地选择引导用户参与可调负荷项目,中断部分电量以优化其收益;当市场购电量大于用户实际用电需求时,如 0:00—4:00, 12:00—15:00,售电公司以激励用户用电达到实时电量平衡。

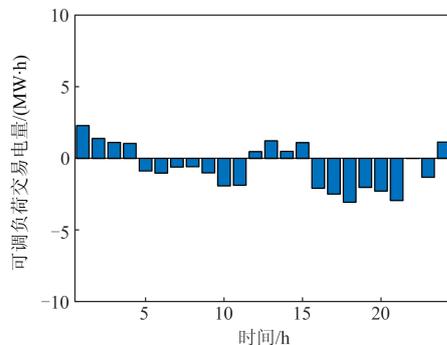


图11 可调负荷调用结果

Fig. 11 Adjustable load scheduling results

6.2.3 购电模式差异对交易策略的影响

为了更客观地分析购电模式差异对优化结果的影响,本文选用 4 种不同购电模式下售电公司动态购电决策目标函数进行对比,如表 4 所示。

可以看出,当不考虑可调负荷交易时,由于用户的用电方式为其理想用电方式,故此时的用户满意度最高,但综合售电收益并不理想;当不考虑实时平衡交易模式时,售电公司的偏差电量全部由日前市场和可调负荷平衡,由于此时的可调负荷变化较大且用电高峰时日前市场电价较高,故售电公司综合售电收益和用户满意度均为较低值;当不考虑日前市场交易时,由于实时平衡市场电价波动较大,影响售电公司交易风险和综合售电收益。

表 4 购电模式差异对交易策略的影响

Table 4 Impact of different cases on trading strategies

购电模式	综合售电收益 f_1	用户满意度 f_2
不考虑可调负荷模式	9 936.45	0.715
不考虑实时平衡交易	9 291.04	0.697
不考虑日前市场交易	10 183.53	0.704
考虑全部购电模式	10 201.06	0.713

对比以上 4 种交易模式,考虑全部交易模式时,售电公司综合售电收益和用户满意度均较为理想,可见,全面考虑直接市场交易与可调负荷相配合的购电模式,并合理分配其购电比例,能够在一定程度上提升售电公司盈利能力,并保持较高的用户满意度,有利于售电公司更好地参与市场竞争。

6.2.4 风险规避因子对交易策略的影响

图 12 给出了不同风险规避因子 γ 下售电公司期望收益与风险的变化情况,可以看出,期望收益与风险均随着 γ 的增大而减小。这是因为 γ 越大,售电公司对风险的关注程度越高,采取的交易策略更为保守,此时售电公司将大大减少实时平衡市场的交易,对应的期望收益与风险均减小;当 γ 增大到一定程度时,交易策略达到一定的极限,期望收益

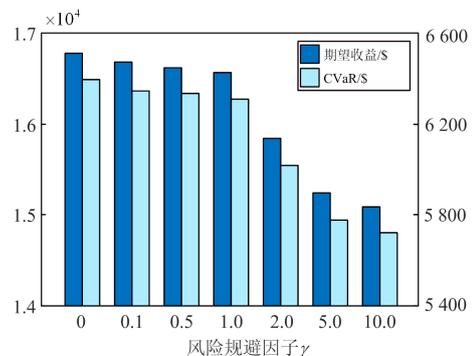


图12 不同 γ 下售电公司收益与风险

Fig. 12 Profit and risk loss of retailers under different γ

与风险便逐渐趋于稳定。可见,在降低风险交易的同时必然存在期望收益的降低,这是符合“低风险-低收益”的市场规律的。

7 结论

本文针对即将开展的电力现货市场交易,研究了售电公司动态购电决策多目标优化问题,主要结论如下:

1) 阐述了售电公司运营模式和风险来源,建立了包含中长期电量分解,现货市场交易,分布式电源购电和用户侧可调负荷的交易模型,并采用条件风险价值评估交易策略的风险损失,以售电公司不同市场的交易电量为求解变量,以售电公司综合售电收益和用户满意度为目标函数进行优化求解。经算例分析表明,全面考虑交易类型并合理分配市场购电比例,能够在一定程度上提升售电公司盈利能力和积累用户资源,有利于更好地参与市场竞争。

2) 采用拉丁超立方抽样,Cholesky分解和场景缩减技术相结合的多场景描述方法,既能有效地模拟市场环境下用户用电需求,分布式电源出力,现货市场电价的随机性,以作为售电公司动态购电决策的重要依据,又可以降低模型求解难度,有效地提高了计算效率。

3) 针对提出的多目标优化问题,在原始差分进化算法的基础上,引入自适应变异方式和精英存档策略,修正了种群的搜索方向,增强了算法的收敛性能和鲁棒性能,有效地解决了售电公司动态购电决策多目标优化问题。

参考文献

- [1] 任艺. 考虑用户需求响应的售电公司购售电决策研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
- [2] 胡晨, 杜松怀, 苏娟, 等. 新电改背景下我国售电公司的购售电途径与经营模式探讨[J]. 电网技术, 2016, 40(11): 3293-3299.
HU Chen, DU Songhuai, SU Juan, et al. Preliminary research of trading approach and management modes of Chinese electricity retail companies under new electricity market reform[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3293-3299.
- [3] 国家发展改革委, 国家能源局. 电力中长期交易基本规则(暂行)(发改能源[2016]2784号)[EB/OL]. [2018-06-28]. http://www.ndrc.gov.cn/zcfb/zcfbtz/201701/t20170112_834884.html.
- [4] 国家发展改革委, 国家能源局. 电力发展“十三五”规划[EB/OL]. [2018-06-30]. http://www.ndrc.gov.cn/fzgggz/fzgh/ghwb/gjjgh/201706/t20170605_849994.html.
- [5] 石帮松, 张靖, 李博文, 等. 多类型售电公司共存下竞价售电的市场均衡研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 62-67.
SHI Bangsong, ZHANG Jing, LI Bowen, et al. Market equilibrium study on multiple types of electric power retailers bidding[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 62-67.
- [6] 白杨, 李昂, 夏清. 新形势下电力市场营销模式与新型电价体系[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 10-16.
BAI Yang, LI Ang, XIA Qing. Electricity business marketing modes in the new environment and new electricity pricing systems[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 10-16.
- [7] ALGARNI A A S, BHATTACHARYA K. A generic operations framework for discos in retail electricity markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(1): 356-367.
- [8] WEI W, LIU F, MEI S. Energy pricing and dispatch for smart grid retailers under demand response and market price uncertainty[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 6(3): 1364-1374.
- [9] 罗琴, 宋依群, 徐剑, 等. 基于 AHP-Logit 模型的竞争性售电公司决策研究[J]. 华东电力, 2013, 41(11): 2373-2377.
LUO Qin, SONG Yiqun, XU Jian, et al. An AHP-Logit based decision-making scheme for competitive electricity retailer[J]. East China Electric Power, 2013, 41(11): 2373-2377.
- [10] HATAMI A R, SEIFI H, SHEIKH-EL-ESLAMI M K. Optimal selling price and energy procurement strategies for a retailer in an electricity market[J]. Electric Power Systems Research, 2009, 79(1): 246-254.
- [11] 邹鹏, 李春晖, 郭静, 等. 考虑可中断负荷的配售电公司最优购售电策略[J]. 南方电网技术, 2017, 11(2): 71-77.
ZOU Peng, LI Chunhui, GUO Jing, et al. Optimal marketing strategy of distribution and retail companies considering interruptible load[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(2): 71-77.
- [12] BALRAM P, LE A T, TJERNBERG L B. Stochastic programming based model of an electricity retailer considering uncertainty associated with electric vehicle charging[C] // 2013 10th International Conference on the European Energy Market (EEM), May 27-31, 2013, Stockholm, Sweden: 948-951.
- [13] 杨萌, 艾欣, 唐亮, 等. 计及风险规避的售电公司平衡市场优化交易策略研究[J]. 电网技术, 2016, 40(11):

- 3300-3308.
YANG Meng, AI Xin, TANG Liang, et al. Optimal trading strategy in balancing market for electricity retailer considering risk aversion[J]. Power System Technology, 2016, 40(11): 3300-3308.
- [14] 国家能源局. 国家能源局综合司关于征求电力现货市场相关功能规范意见的函[EB/OL]. [2018-07-08]. http://zfxgk.nea.gov.cn/auto81/201804/t20180420_3152.htm.
- [15] 王林炎, 张粒子, 张凡, 等. 售电公司购售电业务决策与风险评估[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(1): 47-54.
WANG Linyan, ZHANG Lizi, ZHANG Fan, et al. Decision-making and risk assessment of purchasing and selling business for electricity retailers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(1): 47-54.
- [16] NAZARI, MAHDI, FOROUD, et al. Optimal strategy planning for a retailer considering medium and short-term decisions[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 45(1): 107-116.
- [17] 胡殿刚, 潘正婕, 徐昊亮, 等. 大规模可再生能源并网条件下天然气机组调峰空间估算[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(3): 87-93.
HU Diangang, PAN Zhengjie, XU Haoliang, et al. Peaking capacity estimation of natural gas unit under the condition of large-scale renewable energy connecting with power grid[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(3): 87-93.
- [18] 方日升. 考虑风电的省级电网多类市场购电风险研究[J]. 电网与清洁能源, 2017, 33(4): 113-118.
FANG Risheng. Research on multi-market power purchasing risk of provincial grid considering wind power[J]. Power System and Clean Energy, 2017, 33(4): 113-118.
- [19] 邹云阳, 杨莉. 基于经典场景集的风光水虚拟电厂协同调度模型[J]. 电网技术, 2015, 39(7): 1855-1859.
ZOU Yunyang, YANG Li. Synergetic dispatch models of a wind/PV/hydro virtual power plant based on representative scenario set[J]. Power System Technology, 2015, 39(7): 1855-1859.
- [20] SHU Z, JIRUTITIJAROEN P. Latin hypercube sampling techniques for power systems reliability analysis with renewable energy sources[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2066-2073.
- [21] 郑能, 丁晓群, 管志成, 等. 考虑相关性的含风电的配电网无功优化[J]. 南方电网技术, 2018, 12(1): 62-69.
ZHENG Neng, DING Xiaoqun, GUAN Zhicheng, et al. Reactive power optimization in distribution network with wind turbine generators considering the correlations[J]. Southern Power System Technology, 2018, 12(1): 62-69.
- [22] 吴亮红. 多目标动态差分进化算法及其应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2011.
- [23] 张子泳, 仇梦林, 李莎. 基于多目标粒子群算法的电力系统环境经济调度研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 1-10.
ZHANG Ziyong, ZHANG Menglin, LI Sha. Environmental/economic power dispatch based on multi-objective particle swarm constraint optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 1-10.
- [24] PJM. Data Miner2[DB/OL]. [2018-07-18]. <https://dataminer2.pjm.com/list>.
- [25] The University of Queensland. UQ solar photovoltaic data[DB/OL]. [2018-08-20]. <https://solar-energy.uq.edu.au>.
- [26] 刘阳. 面向大工业用户的售电公司动态购电策略研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
LIU Yang. The electricity purchase and sale strategy for the electricity seller of large industrial users[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.

收稿日期: 2018-11-20; 修回日期: 2019-02-21

作者简介:

贾晨(1993—), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力市场; E-mail: jiachen0517s@126.com

杜欣慧(1965—), 女, 通信作者, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统运行与控制; E-mail: duxinhui211@163.com

姚宏民(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制. E-mail: syxxyhm@126.com

(编辑 周金梅)