DOI: 10. 3969/j. issn. 2097-0706. 2022. 07. 006

基于自适应学习率萤火虫算法的多能源系统 联合优化调度

Economic operation of a multi-energy system based on adaptive learning rate firefly algorithm

张荣权¹,李刚强^{2*},卜思齐³,刘芳²,朱玉祥² ZHANG Rongquan¹,LI Gangqiang^{2*},BU Siqi³,LIU Fang²,ZHU Yuxiang²

(1.南昌交通学院交通运输学院,南昌 330100; 2.河南省智能机器人行为优化控制国际联合实验室 (黄淮学院),河南驻马店 463000; 3.香港理工大学电机工程学系,香港 999077)

(1. College of Transportation and Communication, Nanchang Jiaotong Institute, Nanchang 330100, China;
 2.Henan International Joint Laboratory of Behavior Optimization Control for Smart Robots(Huanghuai University), Zhumadian 463000, China;
 3.Department of Electrical Engineering, The Hong Kong Polytechnic University, HongKong 999077, China)

摘 要:随着碳中和目标下分布式新能源发电的快速增长以及多能协同技术的不断成熟,多能源系统(MES)得到 了快速发展,成为未来能源的主要承载形式。但MES包括生产、存储、消费等复杂环节,其经济运行面临挑战。在 MES框架下构建了包含新能源发电站、电池储能装置和冷热电联供装置的经济优化模型,以弃风弃光惩罚成本、电 池储能装置放电损耗成本、燃气轮机燃气成本、碳排放惩罚成本等最小为目标函数,以电池储能装置的充放电特 性、光伏与风力发电机组的出力特性、冷热电平衡等为约束条件,采用一种新型的自适应学习率萤火虫算法 (ALRFA)对优化模型进行求解,通过引入自适应学习率参数,可避免陷入局部最优、收敛速度慢等问题。以某园区 的用户冷热电负荷为例,验证了所提模型和优化算法的有效性和可行性。

关键词:碳中和;新能源;多能源系统;冷热电联供;联合优化;电池储能;碳排放惩罚;自适应学习率萤火虫算法 中图分类号:TK 01⁺8:TP 301.6 文献标志码:A 文章编号:2097-0706(2022)07-0049-09

Abstract: With the extensive application of renewable energy as power sources and the stepwise maturity of synergetic techniques, multi-energy system(MES) is drawing increasing attention, turning into the main carrier of energy on the way to achieving carbon neutrality. However, the economic operation of MES is confronting challenges due to the complexity of energy production, energy storage and energy consumption in the system. To tackle the problem, an economic optimization model of an MES including new energy power plants, a battery energy storage system (BESS) and a combined cooling heating and power (CCHP) system is formulated, taking minimizing the penalty of abandoning wind and solar power, power discharge loss of BESS, fuel costs of gas turbines, carbon emission penalty and other costs as the objective function. The optimization model is solved with the charging and discharging characteristics of BESS, the output characteristics of photovoltaic units and wind turbines and the balance between cooling, heating and electricity load as constraints. Afterward, a novel adaptive learning rate firefly algorithm(ALRFA) is proposed to prevent the problem solving from falling into local optimum and slow convergence by taking adaptive learning rate. Taking the cooling, heating and power loads of an industrial park as study case, the effectiveness and feasibility of the proposed model and algorithm is verified.

Keywords: carbon neutrality; renewable energy; multi-energy system; CCHP; comprehensive optimization; battery energy storage system; carbon emission penalty; adaptive learning rate firefly algorithm

0 引言

随着人们对环境气候变化影响的日益关注,许

收稿日期:2022-03-01;修回日期:2022-04-24

基金项目:国家自然科学基金项目(61973177);河南省自然 科学基金项目(212102210142);河南省科技攻关 项目(212102210516) 多国家根据经济发展情况制定了相应的减碳目标。 为了促进减碳目标的实现,新能源发电在全球范围 迅速发展,渗透率逐渐提高并在电力系统中发挥了 重要作用^[1]。可再生新能源(如风能、太阳能)具有 间歇性、随机性的特点,规模化的新能源发电并网 运行会对能源利用效率、新能源消纳、多能源管理、 电网稳定运行等产生不利影响。为解决以上问题, 多能源系统(Multi-energy System, MES)近年来得到 了广泛关注,对于推动可再生能源和分布式储能的 发展有着重要意义^[2]。MES是指利用先进的技术整 合一定区域内的风能、光伏、天然气、电能、热能、冷 能等多种资源,满足系统内多元化用能需求,同时 可借助主电网的双向通信能力与其他发售电商进 行电力交易的系统^[3]。由于MES包括生产、转换、存 储、消费等复杂环节,其经济运行优化必然面临诸 多挑战^[4]。

针对MES的运行优化已有许多文献进行了研 究, 文献[5] 采用了2种电池储能系统(Battery Energy Storages System, BESS)的经营战略对 MES的 运行成本进行优化:第1种战略是平衡电力负荷;第 2种战略是在平衡 MES 电力负荷的基础上盈利,但 此模型并未考虑新能源发电。文献[6]提出了含风 光储的 MES 优化模型, 以最小化 MES 的运行成本、 主电网的网损和节点电压偏差为目标。结果显示, 风光储协调运行方式可以有效减少MES的运行成 本,但所提模型对 BESS 的充放电特性及运行成本 缺乏考虑。文献[7]构建了风-光-荷不确定性的数 据驱动型机组组合模型,但未考虑 BESS 的放电损 耗成本以及碳排放惩罚成本。文献[8]采用粒子群 优化算法对含可再生能源发电的储能模型进行多 目标优化求解。文献[9]采用萤火虫算法对冷热电 联供(Combined Cooling, Heating and Power, CCHP) 系统的多目标优化调度模型进行求解。但粒子群 优化算法和萤火虫优化算法存在收敛速度较慢且 容易陷入局部最优解等问题^[6]。

针对多能源系统的联合运行优化,本文构建了 以新能源发电站、BESS 以及 CCHP 装置作为承载对 象的新型 MES 模型。为降低购电成本和系统的碳 排放惩罚成本、减少"弃风弃光"、实现价差套利以 及保障能源综合利用,分别将新能源发电站、BESS 和CCHP接入MES。在此基础上构建MES的经济优 化模型,以弃风弃光惩罚成本、BESS放电损耗成本、 主电网购售电成本、燃气轮机燃气成本、碳排放惩 罚成本等为目标函数,以光伏与风力发电机组的出 力特性、BESS的充放电特性、冷热电平衡等为约束 条件对模型进行求解。针对经典萤火虫算法/粒子 群优化算法在求解整个 MES 的过程中存在收敛速 度慢、不能寻找最优解问题,提出了一种自适应学 习率萤火虫算法 (Adaptive Learning Rate Firefly Algorithm, ALRFA), 通过引入自适应学习速率参 数,可避免萤火虫算法陷入局部最优、收敛速度慢 的问题。试验通过对比经典粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)^[10]、经典萤火虫 算法(Firefly Algorithm, FA)^[11]、文化基因萤火虫算 法(Memetic Firefly Algorithm, MFA)^[12]来验证 ALRFA 的寻优解能力,以某园区夏天某一天的冷热电负荷 为例,验证所提模型与优化算法的有效性和可 行性。

1 MES优化模型

1.1 MES 结构

MES由新能源发电站、BESS和CCHP组成,如 图1所示。新能源发电站包括风力发电机组和光伏 发电机组,BESS主要是对系统内电能进行充放和储 存,CCHP包括燃气轮机、辅助锅炉、热回收系统、制 冷/热设备^[13]。在这3个子系统中,用户的电负荷由 新能源发电机组、BESS、燃气轮机以及主电网共同 供给。当新能源发电机组、BESS以及燃气轮机不能 保证用户的电负荷需求时,则由主电网作为备用电 源为用户供电。反之,若新能源发电机组、BESS以 及燃气轮机足够保证用户的电负荷需求,则系统的 剩余电量将售卖到主电网^[6],这使得MES可孤岛运 行也可并网运行。用户的冷负荷由电制冷器和吸 收式制冷器共同供给;用户的热负荷由加热线圈 供给。



Fig. 1 Schematic structure of an MES

1.2 新能源发电站

1.2.1 风力发电机组

风力发电机组的运行成本主要包括设备维护 成本、人工成本和弃风惩罚成本^[14]。风力发电机组 建成后,设备维护成本和人工成本可分摊在风力发 电度电成本*C*₁₁上^[15]。

$$C_{11} = \sum_{t=1}^{T} (C_{\text{WT}} P_{\text{WT},t} + C_{\text{WT},ab} | P_{\text{WT},t}^* - P_{\text{WT},t} |), \quad (1)$$

式中:T为次日24h的优化调度时间;Cwr为风力发电机组的单位发电成本;Cwr,ab为风力发电机组的单

位弃风惩罚成本; $P_{WT,t}$ 为风力发电机组t时刻实际 被调用的风电功率; $P_{WT,t}^*$ 为风力发电机组t时刻的 发电功率。

可由风力发电机组的额定功率与风速关系 求解 P^{*}_{WTt}^[6]。

$$P_{WT,t}^{*} = \begin{cases} 0 & v_{t} < v_{in}, v_{t} > v_{out} \\ P_{r}(v_{t} - v_{in})/(v_{r} - v_{in}) & v_{in} \le v_{t} < v_{r}, \\ P_{r} & v_{r} \le v_{t} \le v_{out} \end{cases}$$

式中:v_t,v_{in},v_{out},v_r,P_r分别为t时刻的实际风速、切入 风速、切出风速、额定风速以及风力发电机组的额 定功率。

1.2.2 光伏发电机组

光伏发电机组的运行成本主要包括设备维护 成本、人工成本以及弃光惩罚成本。类似风力发电 机组,设备维护成本和人工成本可分摊到光伏发电 度电成本 C₁₂上。

$$C_{12} = \sum_{t=1}^{T} (C_{\rm PV} P_{\rm PV,t} + C_{\rm PV,ab} | P^*_{\rm PV,t} - P_{\rm PV,t} |), \quad (3)$$

式中: C_{PV} 为光伏发电机组的单位发电成本; C_{PV,ab} 为 光伏发电机组的单位弃光惩罚成本; P_{PV,t} 为光伏发 电机组 t 时刻实际被调用的光电功率; P^{*}_{PV,t} 为光伏发 电机组 t 时刻的发电功率。

可由光伏板的面积、光照的转化效率以及光照 强度求解 *P*^{*}_{PV}^[6]。

$$P_{\mathrm{PV},t}^* = S_{\mathrm{PV}} \eta_{\mathrm{PV}} I_t, \qquad (4)$$

式中: S_{PV} , η_{PV} , I_t 分别为光伏板的面积、光照转化效率以及t时刻的光照强度。

1.3 BESS

BESS在电价较低时存储 MES 的剩余电负荷或 购买主电网的电负荷,而在电价高涨时供给 MES 的 用户或销售给主电网,从而降低了 MES 的运行成 本。虽然 BESS 有助于减小系统的运行成本^[16],但 BESS 的运行成本受诸多因素影响,如放电行为(放 电损耗成本)、峰值电流、温度、设备维护成本、人工 成本等^[17]。考虑到放电行为对电池寿命有明显影 响,因此需要额外考虑放电损耗成本^[18]。其他温 度、峰值电流、设备维护成本等影响可折算到充放 电成本 *C*,上。

$$C_{2} = \sum_{t=1}^{H} \left[(1+r) C_{B,t}^{d} P_{B,t}^{dis} + C_{B} (P_{B,t}^{dis} t + P_{B,t}^{ch} t) \right], \quad (5)$$

式中: $C_{B,t}^{d}$ 为t时刻 BESS 的退化成本; $P_{B,t}^{dis}$ 为t时刻 BESS 的放电功率; $P_{B,t}^{ch}$ 为t时刻 BESS 的充电功率;r是一个常数; C_{B} 为 BESS 的单位充放电成本。

 $C_{B,\iota}^{d}$ 可通过充电状态(State of Charge, SOC)的 二次曲线进行拟合^[19]。

 $C_{\rm B.t}^{\rm d} = 3\alpha (1 - S_{\rm OC,t})^2 + 2\beta (1 - S_{\rm OC,t}) + \gamma, \quad (6)$

$$S_{\text{OC},t} = \frac{E_{\text{B},t}}{E_{\text{B}}},\tag{7}$$

式中: α , β , γ 分别为1- $S_{oC,t}$ 的二次项系数、一次项系数和常数项系数; $S_{oC,t}$ 为t时刻BESS的SOC; E_B 为BESS的容量; $E_{B,t}$ 为t时刻BESS存储的电量。

从式(5)一(7)可以看出,放电过程中,BESS的 放电功率越大或SOC越小,放电损耗成本越高。

在 MES 的优化运行中, BESS 应满足以下约束条件。

(1)假设*t*时刻BESS的充电状态为*S*_{oc,t},则*t*+1
 时刻的SOC为

$$S_{\text{OC},t+1} = S_{\text{OC},t} + \frac{\eta_{\text{ch}} P_{\text{B},t}^{\text{ch}} t - 1/(\eta_{\text{dis}} P_{\text{B},t}^{\text{dis}} t)}{E_{\text{B}}}, \quad (8)$$

式中: η_{ch} , η_{dis} 分别为BESS的充、放电效率。

(2)为了保证 BESS 处于良好的工作状态,充放 电过程中 BESS 的 SOC 受到容量限制。

$$S_{\text{OC, min}} \leq S_{\text{OC, t}} \leq S_{\text{OC, max}}, \tag{9}$$

式中: S_{OC, min}, S_{OC, max}分别为 BESS 的 SOC 上、下限。

(3)BESS的充放电功率受最大、最小充放功率限制。

$$P_{\rm B,\,min}^{\rm dis} \leqslant P_{\rm B,\,t}^{\rm dis} \leqslant P_{\rm B,\,max}^{\rm dis}, \qquad (10)$$

$$P_{\mathrm{B,\,min}}^{\mathrm{ch}} \leqslant P_{\mathrm{B,\,t}}^{\mathrm{ch}} \leqslant P_{\mathrm{B,\,max}}^{\mathrm{ch}}, \qquad (11)$$

式中:P^{dis}_{B,min},P^{dis}_{B,max}分别为BESS的放电最大、最小功率;P^{eh}_{B,min},P^{eh}_{B,max}分别为BESS的充电最大、最小功率。

1.4 CCHP装置

MES的CCHP主要包括燃气轮机、热回收系统、 辅助锅炉、吸收式制冷器、加热线圈等设备。CCHP 先通过燃气轮机进行发电,发电剩余热量部分通过 热回收系统为用户提供冷热负荷,不足供冷热部分 由辅助锅炉补给^[20]。

CCHP的运行成本主要包括燃气轮机燃气成本、辅助锅炉燃气成本、碳排放惩罚成本、从主电网的购电成本、向主电网的售电成本、设备维护成本及人工成本等^[13]。设备维护成本、人工成本和其他成本可折算到燃气成本 *C*₃。

$$C_{3} = \sum_{t=1}^{1} \left[\left(V_{\text{GT},t} + V_{\text{AB},t} \right) \left(u_{\text{GT}} C_{\text{C}} + C_{\text{n}} + C_{\text{u}} \right) + E_{\text{g},t} C_{\text{g},\text{p}} + u_{\text{g}} E_{\text{g},t} C_{\text{C}} - E_{\text{s},t} C_{\text{g},\text{s}} \right],$$
(12)

式中:V_{AB,1}, E_{g,1}, V_{GT,1}, E_{g,1}分别为t时刻辅助锅炉的燃 气量、从主电网的购电量、燃气轮机的燃气量及向 主电网的售电量; u_g, u_{GT}, C_{g,p}, C_{g,s}, C_n, C_C, C_u分别为 从主电网购电的碳排放转化因子、燃气轮机/辅助锅 炉的碳排放转化因子、从主电网的购电价格、向主 电网的售电价格、天然气价格、碳排放价格及单位 折算成本。 燃气轮机的发电/供热量 E_{GT,t} 主要取决于燃气 轮机的燃气消耗量和燃气轮机发电/供热的转化 效率。

$$E_{\text{GT},t} = V_{\text{GT},t} Q_{\text{dw}} \eta_{\text{GT}} / \tau, \qquad (13)$$

$$\eta_{\rm GT} = a\tau^3 + b\tau^2 + c\tau + d, \qquad (14)$$

式中: Q_{dw} , η_{CT} , τ 分别为燃气低位热值、燃气轮机发电/供热的转化效率和负载因子;a,b,c,d为常数。

MES优化运行中,CCHP包括冷热电平衡约束条件。

(1)电能平衡约束:MES的电能分别来自从主 电网的购电量,风力发电机组、光伏发电机组的发 电量,燃气轮机的发电量以及BESS的放电量;它们 的和等于电制冷器的消耗量、用户的电负荷、向主 电网的售电量以及BESS的充电量。

 $E_{g,t} + P_{WT,t} + P_{PV,t} + E_{GT,t} + P_{B,t}^{dis} = E_{EC,t} + E_{u,t} + E_{s,t} + P_{B,t}^{ch}$ (15) 式中: $E_{u,t}, E_{EC,t}$ 分别为t时刻用户的电负荷及t时刻 电制冷器的消耗量。

电制冷器的消耗量由电制冷器的冷负荷决定。

$$E_{\text{EC},t} = Q_{\text{EC},t} / \eta_{\text{EC}}, \qquad (16)$$

式中:Q_{EC,t}及η_{EC}分别为t时刻电制冷器的冷负荷及 电制冷器的转化效率。

(2)热平衡约束:用户的热负荷来自加热线圈

$$Q_{\mathrm{HC},t} = Q_{\mathrm{uh},t} / \eta_{\mathrm{HC}}, \qquad (17)$$

式中: Q_{uh,t}, η_{HC}及Q_{HC,t}分别为t时刻用户的热负荷、加热线圈的转化效率及t时刻加热线圈的消耗量。

(3)冷平衡约束:用户的冷负荷来自电制冷器 的冷负荷以及吸收式制冷器的冷负荷

$$Q_{\mathrm{uc},t} = Q_{\mathrm{AC},t} + Q_{\mathrm{EC},t}, \qquad (18)$$

式中:Q_{uc,t}为t时刻用户的冷负荷;Q_{AC,t}为t时刻吸收 式制冷器的冷负荷。

吸收式制冷器的消耗量来自辅助锅炉和热回 收系统。

$$Q_{\text{AC},t} = \left\{ \left[V_{\text{GT},t} H_{\text{L}} (\boldsymbol{\eta}_{\text{GT}} - \boldsymbol{\eta}_{\text{GTC}}) \right] \boldsymbol{\eta}_{\text{HRS}} + V_{\text{AB},t} \boldsymbol{\eta}_{\text{AB}} - Q_{\text{HC},t} \right\} \boldsymbol{\eta}_{\text{AC}},$$
(19)

式中:η_{GTG},η_{HRS},η_{AB},η_{AC}分别为燃气轮机发电的转 化效率、热回收系统的转化效率、辅助锅炉的转化 效率和吸收式制冷器的转化效率。

CCHP设备的容量约束可参考文献[13]。

1.5 MES的经济优化模型构建

基于以上分析, MES的运行成本C包括风力发 电机组的运行成本、光伏发电机组的运行成本、 BESS的运行成本和BESS的运行成本;约束条件主 要包括光伏与风力发电机组的出力特性、BESS的充 放电特性和冷热电平衡。

$$\begin{cases} C = \min(C_{11} + C_{12} + C_2 + C_3) \\ \text{s.t.} \begin{cases} p_i(\boldsymbol{x}) = 0 & i = 1, 2, \cdots, n_{\text{ec}}, \\ q_m(\boldsymbol{x}) \leq 0 & m = 1, 2, \cdots, n_{\text{ic}} \end{cases}$$
(20)

式中:x为决策向量; $p_i(x)$ 为第i个不等式约束; $q_m(x)$ 为第m个不等式约束; n_{ee} 及 n_{ie} 分别为等式约 束和不等式约束的个数。等式约束和不等式约束 分别对应1.2—1.4节的等式约束和不等式约束。

2 求解算法

考虑到经典萤火虫算法的收敛速度慢、不能寻 找到最优解,本文提出了一种ALRFA,以提高寻优 速度。

2.1 FA

FA是一种新型启发式优化算法,灵感来自于萤 火虫闪烁的行为。每只萤火虫闪烁行为作为一个 信号系统,以吸引其他的萤火虫^[11]。FA假设以下4 种理想情况:(1)所有的萤火虫不分性别,这就意味 着所有的萤火虫都能吸引对方;(2)假如有一只萤 火虫的亮度比另一只萤火虫的亮度更大,则亮度更 小的会被亮度更大的吸引,此外,随着萤火虫之间 距离的增大,吸引强度将呈指数下降^[11];(3)每只萤 火虫的亮度可以对应一个目标函数优化值;(4)如 果没有比一个给定的萤火虫更亮的萤火虫,它会随 机移动。因此,任何2只萤火虫(x_i与x_j)在第*k*+1次 迭代时的移动公式为

 $x_{j}^{k+1} = x_{j}^{k} + A_{0}e^{-\delta d_{i}^{*}}(x_{i}^{k} - x_{j}^{k}) + \varepsilon e,$ (21) 式中: d_{ij} 为 x_{i} 和 x_{j} 之间的距离; δ 为吸引系数; A_{0} 为 d_{ij} 等于0时的吸引力; ε 为步长因子,在FA中 ε 通常设置为0~2;e为一个服从高斯分布的矢量。

2.2 ALRFA

通过式(21)可以看出,FA的搜寻行为是根据萤 火虫的亮度以及一个服从高斯分布的矢量进行移 动,该算法存在以下缺点:(1)亮度较小的萤火虫受 较多亮度较大的萤火虫吸引,而数量巨大的萤火虫 吸引不仅导致萤火虫算法的移动速度变慢,还使得 可行解在解空间振荡^[21];(2)MES的优化模型存在 高维度以及非线性特性,当萤火虫移动到全局解附 近时,萤火虫之间的距离d_{ij}逐渐缩小,萤火虫之间 的吸引力逐渐增大,将会使萤火虫的移动距离过大 而陷入局部解。为了克服以上缺点,本文基于均方 根传递(Root Mean Square Prop, RMSProp)算法的思 路和灵感^[22],提出了一种 ALRFA,通过引入学习速 率参数控制收敛速度,然后对移动记忆进行一次指 数平滑,以实现自适应控制学习速率参数,使得收 敛更加迅速和稳定。请注意,此处提出的ALRFA 与 自适应步长算法完全不同^[23],尽管它们名字看起来 相似。自适应步长算法通过引入荧光因子自适应 调整步长,然而本文所提算法先通过引入学习速率 参数,再对记忆的一次指数平滑实现自适应学习 率。ALRFA的移动可以描述为

$$d_i^{k+1} = A_0 e^{-\delta d_{ij}^2} (x_j^k - x_i^k) + \varepsilon e, \qquad (22)$$

$$W_i^{k+1} = w^k W_i^k + \left[(1 - w^k) d_i^{k+1} \right]^2, \qquad (23)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \frac{\mu_0}{\sqrt{W_i^{k+1} + \zeta}} d_i^{k+1}, \qquad (24)$$

式中: d_i^{k+1} 为萤火虫 x_i 在第k+1次迭代时 x_i 的移动距 离; w^k 为第k次迭代时的权重系数,w越大则存储移 动记忆越久远; W_i^{k+1} 为萤火虫 x_i 在第k+1次迭代时 移动记忆的一次指数平滑值; μ_0 为初始学习率, $\mu_0 / \sqrt{W_i^{k+1} + \zeta}$ 为学习率; ζ 为平滑参数。

从式(23)—(24)可以看出:搜索过程中,*d_i^{k+1}*剧 增时 *W_i^{k+1}*也增大,相当于减小了学习率,从而通过 抑制振荡方式加快收敛速度;反之,*d_i^{k+1}*剧降时 *W_i^{k+1}*也降低,相当于增大了学习率,从而通过跳出 局部收敛方式提高收敛精度。

3 仿真及结果分析

3.1 参数设定

MES的运行参数包括风力发电机组、光伏发电 机组、BESS及CCHP。其中:风力发电机组的额定 风速以及其他参数(切入风速和切出风速)可参考 文献[24];光伏发电机组的光伏板面积与光照转化 效率可参考文献[25];光照强度及风速按数据驱动 方法进行估算^[26](假设预测不存在误差)。BESS参 数 $\eta_{ch}, \eta_{dis}, S_{OC, min}, S_{OC, max}, P_{min}^{dis}, P_{max}^{dis}, P_{min}^{ch}, P_{max}^{ch}$ 分别设置 为0.95,0.98,0.10,0.98,0 kW,100 kW,0 kW,100 kW。CCHP的燃气轮机和电制冷器有功容量分别 设置为2000,1500 kW; CCHP转化效率 η_{EC} , η_{HC} , $\eta_{AB}, \eta_{AC}, \eta_{CTG}, \eta_{CT}, \eta_{HRS}$ 分别设置为1.20,0.80,0.80, 0.70,0.29,0.90,0.80,0.13。风力发电机组成本 C_{WT}和C_{WT ab}分别设置为0.200,0.035元/(kW·h); 光伏发电机组成本 C_{PV} 和 $C_{\text{PV,ab}}$ 分别设置为0.150, 0.035 元/(kW·h); BESS 成本系数 α, β, γ, r, C_B分别 设置为0.0020,0.0060,0.0085,0.2000,0.0350 元/(kW·h); CCHP的转换因子及成本系数 u_{s}, u_{cr} , *C*_n,*C*_c,*C*_n分别设置为968 g/(kW·h),220 g/(kW·h), 1.6元/m³,0.00002元/(kW·h)和0.3元/m³。向主 电网的售电价格 C_s,可以通过数据驱动方法获 得[27-29]。为简化计算,本文引入电力现货市场某一 天的节点边际价格进行模型计算。值得注意的是, 由于用户的购电价格包含输配电价和政府性基金 与附加(本文假设0.15元/(kW·h)),因此向主电网 的购电价格*C*_s,需要在向主电网的售电价格的基础 上加上输配电价和政府性基金与附加。试验以某 园区夏天某一天的冷(*Q*_{uc,i})、热(*Q*_{uh,i})以及电(*E*_{u,i}) 负荷数据为例,验证所提出系统和算法的有效性和 可行性。其中,用户向主电网的分时售电价格如图 2所示,用户的冷、热、电负荷如图3所示。







文中ALRFA的参数(w^k,μ₀,N_c,n_p,其中:n_p为萤 火虫的数目;N_c为ALRFA的迭代次数)对于所提优 化模型求解至关重要。权重系数w^k决定了移动记 忆储存的大小:若w^k很小,则更久远的移动记忆对 当前移动几乎没有影响;若w^k很大,则更久远的移 动记忆对当前移动存在较大影响。为了保障快速 收敛,仿真发现w^k为0.80~0.95时收敛速度相近。 10次迭代后w^k设置为0.90,其意义是只计算近10 次的移动记忆一次指数平滑值(为了简化,在10次 迭代前 w^i 设置为0)。若初始学习率 μ_0 很小,将会影响算法的收敛速度;若 μ_0 很大,将会提前进入局部收敛。仿真显示, μ_0 为250~800时算法趋于收敛,本 文设置 μ_0 为500。若萤火虫数目 n_p 小于10,相当于 萤火虫吸引数目过少,则收敛速度将变慢;若 n_p 大 于100,表明萤火虫吸引数目过多,则收敛速度将缓 慢。经过多次搜索验证,本文设置 n_p 为30。若 ALRFA的迭代次数 N_c 很小,将不能保障优化算法 的收敛性,仿真发现 N_c 为900~1000时算法渐近稳 定,本文设置 N_c 为1000。其他参数 ε , A_0 , δ , ξ 分别 设置为2.0,1.0,1.0,0.5。

3.2 求解算法分析

以优化 MES 的运行成本为目标,选择经典 PSO,FA,MFA算法来验证所提ALRFA的性能。各 算法的收敛性如图4所示,本文所提ALRFA算法在 迭代500次后的收敛误差最小, PSO, FA和 MFA均 存在较大误差。这是因为ALRFA的移动距离如果 减小,学习率将增大,会使得收敛时通过跳出局部 解的方式提高收敛精度。此外,ALRFA具有较快的 收敛速度,在迭代次数为10~100时(图4中椭圆形 虚线),ALRFA的收敛速度和曲线光滑度明显优越 于FA,主要原因是10次迭代后萤火虫的移动记忆 被一次指数平滑,相当于对过去10个数做了指数加 权。ALRFA的移动距离如果增大,学习率将减小, 使得收敛过程中减小了一些振荡,从而加快了收敛 速度。可以看出,对MES的优化模型进行求解时, 相比于其他算法, ALRFA 的收敛速度更快,收敛精 度更高。





通常情况下,启发式算法的运行结果都会表现 出不稳定性,这是由于算法在每次优化运行中对模 型的初始化和算法内部结构的随机参数(如高斯分 布矢量 e)都存在差异。为了验证所提 ALRFA 的稳 定性,采用4种优化算法进行了20次独立试验,各 算法的收敛指标见表1。

 表1
 各算法的收敛指标统计结果

 Table 1
 Convergence results of different algorithms
 元

 算法
 最小值
 最大值
 均值
 方差

 PSO
 44 487
 44 552
 44 525
 1 158

PSO	44 487	44 552	44 525	1 158
FA	44 474	44 534	44 509	674
MFA	44 524	44 539	44 531	55
ALRFA	44 350	44 353	44 352	3

由表1可知,相比于其他启发式算法,ALRFA 的均值和方差明显更小,这表明ALRFA不仅提高了 算法的收敛精度及收敛速度,而且还提高了稳 定性。

3.3 仿真结果分析

为进一步验证所构建 MES 联合优化模型的有效性,结合 ALRFA 对 MES 的优化模型进行进一步分析。风力/光伏发电机组的发电功率以及实际被调用的风电/光电功率如图5所示,BESS的充放电功率(正为充电,负为放电)和SOC 如图6所示,从主电网的购电量、向主电网的售电量和燃气轮机的发电量如图7所示。为了验证 MES 的经济性,本文综合对比了不含新能源发电站的多能源系统(Multi-Energy System without Renewable Energy Generation, MESWREG)、不含电池储能装置的多能源系统(Multi-Energy System without Battery Energy Storage System, MESWBESS)和 CCHP 的分时运行成本,见表2。



由图5可知:实际被调用的风力/光伏发电总功 率分别为8022,3662kW;弃风弃光的总功率(风 力/光伏发电机组的总功率-实际被调用的风力/光 伏发电总功率)分别为373,218kW;02:00—08:00 弃风弃光功率较大且弃风弃光功率变化趋势接近







grid and a gas turbine

一致。02:00—08:00 弃风弃光功率较大的主要原因是用户处于低冷/电负荷的条件下(如图3所示),当向主电网的售电价格比风力/光伏发电机组的单位发电成本低时,MES剩余电量(弃风弃光功率)产生的运行成本将高于向主电网的售电收入,因而MES出现了较大的弃风弃光功率。弃风弃光功率的变化趋势接近一致是由于风力发电机组的成本系数和光伏发电机组的成本系数接近一致。

由图6可知:08:00前BESS处于充电状态(SOC 从 0.17变化到 0.96),且 06:00—08:00 的充电功率 最大,这主要是由于 08:00之前向主电网的售电价 格比大部分时刻都低,06:00—08:00 的价格最低。 此外,通过图6还可发现:除 12:00,16:00及 19:00 外,10:00—21:00,BESS的SOC曲线呈下降趋势,这 主要是因为 10:00—21:00 向主电网的售电价格比 大部分时刻都高,因此 BESS处于放电状态。但受 销售电价、最大放电功率、容量、退化成本等因素影 响,BESS在 12:00,16:00及 19:00处于充电状态。

由图7可知:05:00之前,从主电网的购电量、向

表2 不同系统的分时运行成本						
Table 2 Hourly operational costs of various systems 元						
时刻	MES	MESWBESS	MESWREG	ССНР		
01:00	1 830	1 831	1 854	1 838		
02:00	1 810	1 796	1 822	1 826		
03:00	1 778	1 772	1 794	1 817		
04:00	1 712	1 705	1 700	1 742		
05:00	1 750	1 762	1 758	1 765		
06:00	1 703	1 642	1 675	1 696		
07:00	1 752	1 690	1 754	1 758		
08:00	1 771	1 756	1 782	1 823		
09:00	1 800	1 793	1 865	1 880		
10:00	1 756	1 760	2 000	2 019		
11:00	1 754	1 796	2 1 3 2	2 177		
12:00	1 967	1 945	2 245	2 236		
13:00	1 969	1 995	2 423	2 379		
14:00	1 971	1 973	2 272	2 322		
15:00	1 905	1 961	2 191	2 241		
16:00	1 868	1 830	2 093	2 141		
17:00	1 284	1 362	1 666	1 756		
18:00	1 588	1 645	1 837	1 901		
19:00	2 144	2 142	2 218	2 205		
20:00	2 145	2 157	2 174	2 181		
21:00	2 104	2 129	2 138	2 149		
22:00	2 057	2 055	2 052	2 069		
23:00	2 009	1 991	1 994	1 997		
24:00	1 923	1 942	1 945	1 964		
合计	44 350	44 430	47 384	47 882		

主电网的售电量和燃气轮机的发电量平均值分别为0,178,1605 kW·h;06:00—08:00,从主电网的购电量、向主电网的售电量和汽轮机的发电量平均值分别为1204,0,294 kW·h。对比01:00—05:00与06:00—08:00,从主电网的购电量和向主电网的售电量发生了相反的变化,且燃气轮机的发电量减少了1301 kW·h,这主要是由于06:00—08:00 的电价变低且低于燃气轮机的燃气成本,主电网、光伏发电机组和风力发电机组承担了主要的电负荷和冷负荷。

值得注意的是,由于存在冷热负荷平衡,若 MES的运行成本小于向主电网的售电成本,为了保 证不破坏硬约束(引入高惩罚因子),燃气轮机不会 出现满发情况。09:00—20:00,向主电网的售电量 平均值为1138 kW·h,比01:00—08:00的售电量平 均值高了近10倍,主要原因是09:00—20:00的电 价变高且高于燃气轮机的燃气成本,燃气轮机、 BESS、风力发电机组和光伏发电机组可满足MES冷 热电负荷需求,MES的剩余电量将售卖到主电网。

通过表2可知:MES,MESWBESS,MESWREG 和CCHP的运行成本分别为44350,44430,47384, 47882元,MES运行成本最低。MES比MESWBESS 的运行成本低的原因为:(1)BESS根据不同电价信 号对电能进行充放,实现峰谷差套利;(2)BESS对弃 风弃光进行存储,提高了风电和光伏的使用率。 MES比MESWBESS运行成本低的原因是:通过使用 风力/光伏发电机组,一方面减少了从主电网的购电 成本及燃气轮机的燃气成本,另一方面减少了碳排 放的惩罚成本。MES比CCHP的运行成本低的主要 原因是新能源发电站、BESS以及CCHP之间的相互 协调运行,提高了系统的运行效率。

4 结束语

本文构建了以新能源发电站、BESS及CCHP为 主要承载对象的联合优化模型,提出了一种 ALRFA,结合某园区冷热电负荷进行了算例分析, 结果显示:(1)ALRFA通过引入自适应学习速率参 数,避免出现陷入局部最优和收敛速度慢问题,从 而提高了寻优速度;(2)所构建的多能源系统通过 峰谷套利、减少碳排放以及风光消纳方式提高了经 济性,验证了所提联合优化模型在未来电力市场的 应用潜力。

参考文献:

- [1]张俊锋,许文娟, 王跃锜,等. 面向碳中和的中国碳排放 现状调查与分析[J]. 华电技术, 2021, 43(10): 1-10.
 ZHANG Junfeng, XU Wenjuan, WANG Yueqi, et al. Investigation and analysis on carbon emission status in China on the path to carbon neutrality [J]. Huadian Technology, 2021, 43(10): 1-10.
- [2]蒋文坤,韩颖慧,薛智文,等.多能互补能源系统中储能 原理及其应用[J].综合智慧能源,2022,44(1):63-71.
 JIANG Wenkun, HAN Yinghui, XUE Zhiwen, et al. Energy storage technologies and their applications in multi-energy complementary power system [J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(1):63-71.
- [3]CHEN Y, PARK B, KOU X, et al. A comparison study on trading behavior and profit distribution in local energy transaction games [J].Applied Energy, 2020, 280 :115941.
- [4]MIAO B, LIN J, LI H, et al. Day-ahead energy trading strategy of regional integrated energy system considering

energy cascade utilization [J]. IEEE Access, 2020, 8: 138021-138035.

- [5]WANG Y, QI C, DONG H, et al. Optimal design of integrated energy system considering different battery operation strategy[J]. Energy, 2020, 212: 118537.
- [6]WANG H, ZHANG R, PENG J, et al. GPNBI-inspired MOSFA for Pareto operation optimization of integrated energy system [J]. Energy Conversion and Management, 2017, 151:524-537.
- [7]石立宝, 翟放.考虑风-光-荷不确定性的数据驱动型机 组组合模型[J].综合智慧能源, 2022, 44(1): 18-25.
 SHI Libao, ZHAI Fang. Data-driven unit commitment model incorporating the uncertainty of wind-PV-load [J].
 Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(1): 18-25.
- [8]YANG X, YAO K, MENG W, et al. Optimal scheduling of CCHP with distributed energy resources based on water cycle algorithm[J]. IEEE Access, 2019, 7:105583-105592.
- [9]张荣权, 王怀智, 王贵斌,等. 基于改进萤火虫算法的冷热电联供系统多目标优化调度[J]. 华北电力大学学报(自然科学版),2018,45(1):1-6.
 ZHANG Rongquan, WANG Huaizhi, WANG Guibin, et al. Multi-objective optimal dispatch of combined cooling heating and power systems based on improved firefly algorithm [J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition),2018,45(1):1-6.
- [10]RAUF H T, SHOAIB U, LALI M I, et al. Particle swarm optimization with probability sequence for global optimization[J]. IEEE Access, 2020, 8: 110535-110549.
- [11]FISTER I, JR I F, YANG X S, et al. A comprehensive review of firefly algorithms [J]. Swarm & Evolutionary Computation, 2013, 13(1): 34-46.
- [12]FISTER JR I, YANG X S, FISTER I, et al. Memetic firefly algorithm for combinatorial optimization [J]. Mathematics, 2012,5:1-14.
- [13]FANG F. A novel optimal operational strategy for the CCHP system based on two operating modes [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(2):1032–1041.
- [14] 蓝静,朱继忠,李盛林,等.考虑碳惩罚的电化学储能 消纳风光与调峰研究[J].综合智慧能源,2022,44(1): 9-17.

LAN Jing, ZHU Jizhong, LI Shenglin, et al. Research on electrochemical energy storage to assist new energy consumption and peak load regulation considering carbon penalty [J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(1): 9–17.

- [15]WANG H Z, PENG J C, LIU Y T, et al. GPNBI inspired MOSDE for electric power dispatch considering wind energy penetration[J]. Energy, 2018, 144:404-419.
- [16]AHMADIAHANGAR R, KARAMI H, HUSEV O, et al. Analytical approach for maximizing self-consumption of

• 57 ·

nearly zero energy buildings-Case study: Baltic region [J]. Energy, 2022, 238:121744.

- [17]YAO W, ZHAO J, WEN F, et al. A Hierarchical decomposition approach for coordinated dispatch of plug-in electric vehicles [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(3): 2768-2778.
- [18]LIU X, GAO B, ZHU Z, et al. Non-cooperative and cooperative optimisation of battery energy storage system for energy management in multi-microgrid [J]. IET Generation Transmission & Distribution, 2018, 12(10): 2369-2377.
- [19] KIM K, CHOI Y, KIM H. Data-driven battery degradation model leveraging average degradation function fitting [J]. Electronics Letters, 2017, 53(2): 102-104.
- [20]LIU C, WANG D, YIN Y. Two-stage optimal economic scheduling for commercial building multi-energy system through Internet of Things [J]. IEEE Access, 2019, 7: 174562-174572.
- [21] WANG H, WANG W, ZHOU X, et al. Firefly algorithm with neighborhood attraction [J]. Information Sciences, 2016,382:374-387.
- [22]ZHANG R, LI G, MA Z. A deep learning based hybrid framework for day-ahead electricity price forecasting [J]. IEEE Access, 2020, 8: 143423-143436.
- [23]欧阳喆,周永权.自适应步长萤火虫优化算法[J].计算 机应用, 2011, 31(7):1804-1807. OUYANG Zhe, ZHOU Yongquan. Self-adaptive step glowworm swarm optimization algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(7):1804-1807.
- [24] WANG Huaizhi, LI Gangqiang, WANG Guibin, et al. Deep learning based ensemble approach for probabilistic wind power forecasting [J]. Applied Energy, 2017, 188 (15): 56-70.
- [25]ZHU Q, LUO X, ZHANG B, et al. Mathematical modeling and optimization of a large-scale combined cooling, heat, and power system that incorporates unit changeover and time-of-use electricity price [J]. Energy Convers Manage, 2017,133(1): 385-398.

- [26]ZHANG R, AZIZ S, FAROOQ M U, et al. A wind energy supplier bidding strategy using combined EGA-inspired HPSOIFA optimizer and deep learning predictor [J]. Energies, 2021, 14(11):3059.
- [27]ZHOU H, ZHANG Y, YANG L, et al. Short-term photovoltaic power forecasting based on long short term memory neural network and attention mechanism[J]. IEEE Access, 2019, 7: 78063-78074.
- [28]王天峰,刘丙栋,张一晨,等.考虑调峰响应的峰谷型售 电套餐效用评估方法[J]. 华电技术, 2021, 43(9): 78-84.

WANG Tianfeng, LIU Bingdong, ZHANG Yichen, et al. Utility evaluation method for peak-valley electricity retail packages considering peak regulation responses [J]. Huadian Technology, 2021, 43(9):78-84.

[29]胡倩, 孙志达, 江坷滕, 等. 基于短期负荷打捆预测的 售电公司偏差考核控制方法[J].华电技术,2021,43 (4): 47-55.

HU Qian, SUN Zhida, JIANG Keteng, et al. Deviation assessment and control method for electricity sales companies based on short-term load bundling forecast[J]. Huadian Technology, 2021, 43(4): 47-55.

(本文责编:刘芳)

作者简介:

张荣权(1993),男,讲师,硕士,从事电力市场、数据挖 掘、综合能源调度等方面的研究, zhangrq19931102@163. com:

李刚强*(1991),男,讲师,博士,从事电力系统、分布式 系统控制、优化等方面的研究,gangqiangli999@163.com;

卜思齐(1984),男,副教授,博士生导师,博士,从事电力 系统稳定控制分析与运行规划等方面的研究, siqi.bu@polyu. edu.hk;

刘芳(1973),女,教授,博士,从事电力分布式系统优化、 控制等方面的研究, liufang@huanghuai.edu.cn;

朱玉祥(1990),男,讲师,博士,从事数据分析、电力能源 管理等方面的研究, zhuyuxiangen@163.com。

*为通信作者。