DOI: 10. 3969/j. issn. 2097-0706. 2022. 05. 009

含制氢装置的机组组合与检修低碳协同优化 研究

Low-carbon collaborative optimization for the commitment and maintenance of units considering hydrogen production equipment

郭恒元¹,冯小峰^{2*},李国栋³,段志国⁴,李远征¹ GUO Hengyuan¹, FENG Xiaofeng^{2*}, LI Guodong³, DUAN Zhiguo⁴, LI Yuanzheng¹

(1.华中科技大学人工智能与自动化学院,武汉 430074;2.广东电网有限责任公司计量中心,广州 510080;3.国网 天津市电力公司电力科学研究院,天津 300384;4.国网河北省电力有限公司石家庄供电分公司,石家庄 050004)
(1.School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2.Metrology Center of Guangdong Power Grid Corporation, Guangzhou 510080, China; 3.Electric Power Research Institute, State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300384, China; 4.State Grid Hebei Electric Power Company, Shijiazhuang Power Supply Company, Shijiazhuang 050004, China)

摘 要:社会用电量的快速增长给电力系统带来诸多挑战,日益严重的环境问题使得电力部门迫切需要引入清洁 能源以及高效的减排措施。考虑了电力需求侧存在制氢设备的情况,探讨了碳排放权交易机制下的月度机组组合 与检修多目标协同优化问题。此外,结合深度强化学习理论,灵活控制多目标量子行为粒子群算法中的收缩-扩张 参数,提高了算法的寻优效率。在IEEE-118节点系统下的仿真结果显示,改进算法比传统算法求解效果更优;多 目标协同优化模型的节点电价稳定性目标超出单目标模型10%左右,系统可靠性目标优于单目标模型30%左右, 线路安全裕度目标同样大幅优于单目标模型,充分说明了建立的多目标优化模型能寻找到兼顾多个指标的调度 解,确保电力系统安全、稳定和低碳运行。

关键词:清洁能源;机组检修;碳排放权;节能减排;多目标优化模型;制氢装置;低碳运行

中图分类号:TM 73:TK 01 文献标志码:A 文章编号:2097-0706(2022)05-0078-10

Abstract: The rapid growth of electricity consumption has brought challenges to power systems and environment deterioration to our society. In order to tackle the problems, it is urgent for power sector to develop clean energy and take efficient emission mitigation measures. Considering the conditions of the hydrogen production equipment on power demand side, discussion on the multi-objective collaborative optimization for the monthly commitment and maintenance of power units under the existent carbon emission trading mechanism is made. By taking the theory of deep reinforcement learning and controlling the contraction-expansion coefficient in multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm flexibly, the optimization efficiency of the algorithm is improved. The simulation results of an IEEE 118-bus system show that the improved algorithm performs better than the traditional algorithm. The stability of the locational marginal price and the reliability of the system calculated by the multi-objective collaborative optimization model exceeds the ones by the single-objective model by about 10% and 30%, respectively, and the line security margin of the former model is significantly better than that of the latter model. These results have proven that the multi-objective optimization model can find a solution for unit scheduling which fully considers multiple objectives, and ensure the safe, stable and low-carbon operation of the power system.

Keywords: clean energy; unit maintenance; carbon emission right; energy conservation and emission reduction; multiobjective optimization model; hydrogen production equipment; low-carbon operation

收稿日期:2022-05-05;修回日期:2022-05-10

基金项目:国家电网公司科技项目(1400-202099523A-0-0-00)

0 引言

随着经济不断发展,各行各业对电力的需求日 趋强烈。国家能源局发布的数据显示,我国全社会 的8310 TW·h,每年都保持正增长。可以预见,用 电量的持续增长将对电网运行的安全性、稳定性和 经济性带来巨大挑战,也会对电网中的电力调度提 出更高要求。另一方面,随着能源和环境问题日益 凸显,新能源的应用得到了学者们广泛的关注。其 中,氢能作为一种新兴的清洁能源,不仅可以用于 现代工业生产,同时具有能量密度高、燃烧产物仅 为水等优点,被认为是未来能量储存和供应的理想 载体^[1]。此外,为了减少温室气体排放、改善环境, 越来越多的国家开始制定相关的环保政策,设计相 关的环保机制,在这些政策和机制设计中,碳排放 权交易被大量实践证明为一种切实有效的碳减排 工具。自《京都议定书》制定,在各国政府的大力支 持下,世界上已经建立起一些先进的碳排放交易 体系^[2-4]。

作为电力系统调度优化的重要部分,发电计划 与机组检修计划旨在通过优化安排机组的开停机 状态以达到电网安全、经济运行的目标,二者之间 相互影响,目联系紧密。在传统的电力系统调度计 划编制中,检修计划作为发电计划的约束条件存 在,这将会限制发电计划的优化空间。为此,有学 者提出机组组合与检修协同优化这一概念。Wang Y等^[5]提出了一种考虑能源约束和突发事件的机组 检修调度和安全约束机组组合协同优化模型,旨在 提高电力系统调度过程中的经济性和安全性。Lou X 等^[6]建立了基于风险的检修调度和机组组合联合 调度模型,在系统运行风险得到有效控制的同时, 降低了总运行成本。李本新等「引提出了一种发、输 电检修与机组组合联合决策的 Benders 分解方法。 周明等[8]建立了一个基于机会约束规划的月度机组 组合和检修计划联合调度的随机模型。Ge X 等^[9]考 虑了不同能源的互补性,提出了一种风-水-热系统 的中期发电与检修联合调度模型。然而已有研究 只考虑了经济性目标,忽视了系统可靠性、节点电 价稳定性和线路安全性等其他重要指标。

目前,已有制氢技术主要有化石能源制氢、工 业副产气制氢和电解水制氢等几种。而电解水制 氢具有原材料易获得、生产效率高和产品纯度高等 优点,发展潜力巨大。随着催化剂研发、电解池结 构优化等领域技术的发展,电解水制氢将会进一步 普及应用到各个行业^[10]。近几年来,世界上的几个 大国高度重视氢能源的发展,大力扶持氢能的研发 和产业化。国际氢能委员会(Hydrogen Council)预 测,到2050年氢能在全球能源需求中的占比将达到 18%。 碳交易机制的建立与完善可以加快实现电力 系统减少温室气体排放的目标,而电力调度是电力 系统的关键环节,因此,国内外研究都开始将碳交 易机制引入电力系统,建立低碳调度模型。娄素华 等^[11]考虑大规模的光伏接入,建立了一种兼顾经济 性、低碳性和可靠性电力系统优化调度模型。Jin J 等^[12]提出了一种同时考虑风电不确定性和碳排放

权的随机动态经济调度模型,有助于基于碳交易机 制更合理地将风电综合系统负荷需求分配到各机 组。TanQ等^[13]基于碳排放交易和可再生能源组合 标准,提出了考虑价格波动的成本核算模型,并将 其应用于风-光-火联合调度系统。 为求解本文提出的多目标协同优化模型,需要 一种高效算法。为解决科学与工程领域中的多目 标优化问题,国内外学者提出了大量的多目标优化 算法,如:快速非支配排序法^[14],多目标粒子群优化

算法,如:快速非支配排序法^[14],多目标粒子群优化 算法^[15]和多目标差分进化算法^[16]等。针对粒子群 算法难以达到全局收敛的问题,孙俊等^[17]提出了一 种求解效果更优、收敛性更好的量子行为粒子群算 法。而量子行为粒子群算法极度依赖收缩-扩张系 数的选择,算法的表现好坏很大程度上取决于该系 数。目前,有学者提出了一些收缩-扩张系数的控 制策略,但是这些策略不能根据当代粒子群的状态 选择最优的参数^[18]。如果将近些年提出的深度强 化学习与量子行为粒子群算法结合,则可以通过灵 活更新关键参数来提高算法的性能。

基于社会用电量不断增长、电力系统节能减排 压力巨大的背景,本文考虑了电力系统需求侧存在 制氢装置的情况,探究了碳交易机制下的机组组合 与检修多目标协同优化问题;为了能更有效地求解 模型,本文还研究了如何运用深度强化学习来改进 多目标优化算法的问题。

碳交易下的机组组合与检修单目标协同 优化模型

1.1 碳交易成本及约束

本文采用初始碳排放权免费分配中的基准线 法,整个发电系统初始的碳排放限额为

$$E_{q} = \sum_{t=1}^{N_{t}} \eta P_{D}(t), \qquad (1)$$

式中: $P_{\rm D}(t)$ 为时段t内系统的需求功率; η 为单位电量排放分配额^[19]。

同时,系统中的发电机组的碳排放量为

$$E_{\rm p} = \sum_{i \in G_t=1}^{N_t} [Ct_i P_{G_i}(t)T(t)], \qquad (2)$$

式中: Ct_i 为机组i的碳排放系数; $P_{c_i}(t)$ 为机组i在时

段t的机组出力,T(t)为单个时段包含的小时数量。

本文将收益视为负成本,则可得到碳交易成本 函数

$$F = P_{\rm co_{2}}(E_{\rm p} - E_{\rm q}), \tag{3}$$

式中:P_{co}为碳交易价格。

在碳交易机制中,除了会产生碳交易成本外, 可用于交易的碳排放权还存在额度上限,还需考虑 碳排放权交易量约束

$$\left|E_{\rm p} - E_{\rm q}\right| < E_{\rm mo} \tag{4}$$

1.2 机组组合与检修单目标协同优化模型

首先,本文建立了一个碳交易机制下的月度机 组组合与机组检修的单目标协同优化模型,其目标 函数为

$$\underset{P_{G_{i}(t),v_{i}(t),}}{\operatorname{Min}} F = \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big(P_{G_{i}}(t) \Big) v_{i}(t) T(t) + C_{i}^{SU} \gamma_{i}(t) \} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} \sum_{t=1}^{N_{i}} \{ Z_{i} \Big) v_{i}(t) T(t) + \sum_{t=1}^{N_{i}} \sum_{t=1}^{N_{i}$$

$$C_{i}^{SU} y_{i}(t) \} + \sum_{i \in G_{m}} \sum_{t=1}^{i} [C_{i}^{M} M_{i}(t)] - \sum_{t=1}^{N_{i}} \eta P_{D}(t) P_{CO_{2}} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} [Ct_{i} P_{G_{i}}(t) T(t) P_{CO_{2}}], (5)$$

式中: $v_i(t)$ 为机组i在时段t的工作状态变量, $v_i(t)$ 取1表示机组处于运行状态, $v_i(t)$ 取0表示机组处 于停机状态; $y_i(t)$ 为机组i在时段t的启动状态变 量, $y_i(t)$ 取1表示机组在时段t启动, $y_i(t)$ 取0表示 机组未在时段t启动; $M_i(t)$ 为机组i在时段t的检修 状态变量, $M_i(t)$ 取1表示机组在时段t进行检修; $P_{G_i}(t)$ 为机 组i在时段t的机组出力;G表示所有机组的集合, G_m 表示待检修机组的集合; N_i 表示时段的数量;T(t)为 一个时段包含的小时数量;其中 $Z_i(P_{G_i}(t)) = C_{0i} + C_{1i}P_{G_i}(t) + C_{2i}P_{G_i}^2(t), C_{0i}, C_{1i}$ 及 C_{2i} 为机组i的检修 费用。

该模型的约束条件有:系统功率平衡约束、机 组出力上下限约束、机组爬坡速率约束、支路潮流 安全约束和碳交易量约束。

(1)最小净备用量约束

$$\sum_{i \in G} P_{G_i}^{\text{Max}}(1 - M_i(t)) - P_{\text{D}}(t) \ge R^{\text{Min}}(t), \quad (6)$$

式中: $P_{G_i}^{\text{Max}}$ 为机组i的最大机组出力; $R^{\text{Min}}(t)$ 为电力系统在时段t时的最小净备用量。

(2)同时检修机组最大数量约束

$$\sum_{i \in G} M_i(t) \le K(t), \tag{7}$$

式中:K(t)表示时段t能同时检修的机组的最大

数量。

时间。

(3)检修与运行状态约束

$$M_i(t) + v_i(t) \le 1_{\circ} \tag{8}$$

(4)最小运行时间和最小停机时间约束。

$$(t_{i,on}(t) - T_{i,U})(v_i(t) - v_i(t-1)) \ge 0, \qquad (9)$$

 $(t_{i,of}(t) - T_{i,D})(v_i(t-1) - v_i(t)) \ge 0$, (10) 式中: $t_{i,on}(t)$ 为机组 *i* 在时段 *t* 的连续运行时间, $t_{i,of}(t)$ 为机组 *i*在时段 *t* 的连续停机时间; $T_{i,v}$ 为机组 *i*的最小连续运行时间, $T_{i,D}$ 为机组 *i*的最小连续停机

(5)系统功率平衡约束

$$\sum_{i \in \mathcal{G}} P_{\mathcal{G}_i}(t) = P_{\mathcal{D}}(t)_{\circ}$$
(11)

(6)机组出力上下限约束

 $v_i(t)P_{G_i}^{Min} \leq P_{G_i}(t) \leq v_i(t)P_{G_i}^{Max}$, (12)

式中, $P_{G_i}^{\min}$ 为机组i的最小机组出力。

(7)机组爬坡速率约束

 $P_{G_i}(t) - r_{G_i}^d \le P_{G_i}(t+1) \le P_{G_i}(t) + r_{G_i}^u, \quad (13)$

式中: $r_{c_i}^a$ 为机组i最大下降速率; $r_{c_i}^a$ 为机组i最大上升速率。

(8)支路潮流安全约束

$$P_{l}^{\text{Min}} \leq \sum_{i \in G} G_{l-i} P_{G_{i}}(t) - \sum_{j=1}^{N_{j}} G_{l-j} D_{j}(t) \leq P_{l}^{\text{Max}}, (14)$$

式中: P_l^{Max} 表示线路l的潮流上限; P_l^{Max} 表示线路l的 潮流下限; $D_j(t)$ 为节点j在时段t的需求电量; N_j 表 示电力系统中节点的数量; G_{l-i} 表示线路l对机组i所在节点的功率转移分布因子; G_{l-j} 表示线路l对节 点j的功率转移分布因子。

(9)碳交易量约束

$$\left| \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_i} \{ [Ct_i P_{G_i}(t)] T(t) \} - \sum_{t=1}^{N_i} \eta P_{D}(t) \right| < E_{m \circ}(15)$$

2 多目标协同优化模型与电解水制氢系统

2.1 电力供给侧

在第1章节的基础上,本文在电力供给侧建立 了一个碳交易机制下的月度机组组合与机组检修 的多目标协同优化模型。为便于求解,本文建立一 个双层多目标协同优化模型,其具体结构如图1 所示。

2.1.1 上层模型

考虑碳交易机制的月度机组组合与检修多目标协同优化的上层模型包含5个目标函数。F₁为系统总成本最小目标,F₂为系统可靠性最优目标,F₃为节点电价波动最小目标,F₄为线路传输安全裕度目标,F₅为碳排放量最小目标。



图1 多目标模型结构

Fig. 1 Structure of the multi-objective model

$$\min_{\substack{P_{c_i}(t), v_i(t), \\ y_i(t), M_i(t)}} F_1 = \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_t} \{ Z_i \Big(P_{G_i}(t) \Big) v_i(t) T(t) +$$

$$C_{i}^{SU} y_{i}(t) \} + \sum_{i \in G_{n}} \sum_{t=1}^{N_{i}} [C_{i}^{M} M_{i}(t)] - \sum_{t=1}^{N_{i}} \eta P_{D}(t) P_{CO_{2}} + \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_{i}} [C_{t} P_{G_{i}}(t) T(t) P_{CO_{2}}], (16)$$

$$Min \ E = std(I(t)) \qquad t = 1, 2, 3, \dots, N \quad (17)$$

$$I(t) = \frac{\left[\sum_{i \in G} P_{G_i}^{\text{Max}} (1 - M_i(t)) - P_{\text{D}}(t)\right]}{(18)}$$

$$\sum_{i \in G} P_{G_i}^{\text{Max}} - P_{\text{D}}(t)$$

$$\underset{S_j(t)}{\text{Min}} F_3 = \left[1/N_t \left(\sum_{t=1}^{N_t} (S_j(t) - \bar{S}_j)^2 \right) \right], \quad (19)$$

式中: S_j 表示节点j在调度周期内的平均节点电价; $S_i(t)$ 表示节点j在时段t的节点电价。

$$\begin{split} & \underset{\delta_{l,i}}{\min} \ F_4 = -\min \delta_{l,i} \\ & t = 1, 2, \cdots, N_i \, ; \ l = 1, 2, \cdots, L, \end{split} \tag{20}$$

$$\delta_{l,i} = P_l^{\text{Max}} - \left| \sum_{i \in G} G_{l-i} P_{G_i}(t) - \sum_{j=1}^{kp} G_{l-j} D_j(t) \right|, (21)$$

式中: $\delta_{l,t}$ 为线路l在时段t的传输安全裕度;L为系统中线路的数量。

$$\underset{P_{c_i}(t)}{\text{Min}} F_5 = \sum_{i \in G} \sum_{t=1}^{N_i} \{ [Ct_i P_{C_i}(t)] T(t) \}_{\circ}$$
(22)

上层多目标协同优化模型约束条件与式(6)—(8)相同。

2.1.2 下层模型

下层模型为低碳经济调度模型,其目标函数 如下

2.2 电力需求侧

本文考虑的电力系统需求侧中,有部分负荷用 于电解水制氢系统。制氢装置的氢气产量与系统 效率都与输入功率相关,氢气产量的一般计算为

$$W = P\delta, \qquad (24)$$

式中:W为电解水制氢系统的制氢量;P为电解水制 氢系统的输入功率;δ为电解水制氢系统的制氢 效率。

根据文献[20]的参数,可以得到典型工作日下 的氢气产量与系统效率关于输入功率的曲线,如图 2所示。



Fig. 2 Curve of the hydrogen production and system efficiency

3 基于深度强化学习的多目标优化算法

3.1 收缩-扩张参数调整策略

第2章节提出了双层优化模型,对于上层模型 和下层模型需要采用不同的算法来求解。上层模 型是一个多目标非线性问题,需要采用一种多目标 优化算法求解;下层模型是一个二次规划问题,可 以采用Gurobi商用求解器进行求解。

在量子行为粒子群(Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, QPSO)算法中,收缩-扩张参数 α 对算法的收敛速度起着决定性作用,同时很大程 度的影响着帕累托解集的质量。经过大量的仿真 测试,只有 α < 1.781时,才能保证 QPSO算法收敛。 QPSO算法提出之初,学者们对于收缩-扩张参数通 常采用固定取值策略,即对 α 取一个固定值。

为了改善QPSO算法的性能,方伟^[18]对于收缩-扩张参数α提出线性递减的参数调整策略(式(25)) 和非线性递减的参数调整策略,其中非线性递减策 略根据二次系数的正负,分为下凸的抛物线(式 (26))和上凸的抛物线(式(27))。

$$\alpha = (\alpha_0 - \alpha_1) \times (t/N) + \alpha_1, \qquad (25)$$
$$\alpha = (\alpha_1 - \alpha_0) \times (t/N)^2 -$$

$$(\alpha_1 - \alpha_0) \times (2t/N) + \alpha_1, \qquad (26)$$

 $\alpha = (\alpha_0 - \alpha_1) \times (t/N)^2 + \alpha_1, \qquad (27)$

式中: $\alpha_0 < \alpha_1$; α_1 为第1次迭代时的收缩-扩张参数 值, α_0 为最后一次迭代时的收缩-扩张参数值;N为 最大迭代次数;t为当前迭代次数。

文献[18]的仿真结果表明,4种收缩-扩张参数 控制策略(包括固定值控制策略)各有优势,在不同 的测试函数中每种参数控制策略的表现不同。可 见,对于未知的最优化问题,很难找到一个最优的 收缩-扩张参数控制策略,往往需要采用其他更有 效的方法——强化学习来对参数进行控制。

3.2 深度Q学习算法

强化学习问题通常可转化为一个由四元组 $\{S, A, r, p\}$ 描述的马尔科夫决策过程(MDP)模型,其中: S是环境任务的状态空间;A是智能体执行的动作空间;r是奖赏函数,对智能体执行动作的评价;p是状态转移概率函数,表示某个状态s \in S在执行动作 $a \in A, p(s'|s, a)$ 后转移到另一个状态s'的概率。 MDP模型的含义是,智能体在每一时间步t可以感知、并获取环境的状态信息 $s_i \in S$,根据获得的该信息,智能体采用相应策略从所有可能的动作集合A 中选取一个合适的动作a并执行该动作。

传统的强化学习算法主要用于处理离散动作 空间和离散状态空间的问题,但是现实中的模型通 常是连续的。为了能解决连续动作空间和状态空 间中的复杂问题,人们将强化学习和深度学习结合 起来,形成了深度强化学习(Deep Reinforcement Learning)理论^[21]。目前,深度强化学习算法主要分 为2种:基于值函数近似的深度强化学习算法主要分 为2种:基于值函数近似的深度强化学习算法和基 于策略梯度的深度强化学习算法。这2种算法中, 最具代表性的分别是深度Q学习算法和深度确定性 策略梯度算法^[22]。其中,深度Q学习算法应用更为 广泛且更易实现,本节将对其作简单介绍。

深度Q学习算法主要有2点区别于传统Q学习 算法:

(1) 训练过程中增加了目标网络(Target Network)。每隔一定的训练次数,就从Q-network中复制网络参数到目标网络之中,因此两个网络的结构相同。在训练过程中,使用目标网络可以大大提高算法的稳定性。

(2)使用了经验池(Experience Replay Memory) 技术。深度Q学习算法中,会将训练产生的数据 $e_i = (s_i, a_i, r_i, s_{i+1})$ 存储到经验池Buf中,同时随机选 取经验池Buf中的数据对Q-network的网络参数进 行训练。通过这种技术手段,可以打破数据之间的 强相关性,并保证算法稳定收敛。

3.3 基于深度Q学习的多目标量子粒子群优化算法

本节利用深度0学习方法对智能体进行训练, 然后该智能体可以根据输入参数得到相应的收缩-扩张参数。该算法所使用的状态空间为NF+2维 (其中NF为多目标模型中目标函数的个数),前NF 个维度代表量子行为粒子群在该次迭代过程中的 平均目标函数值,第NF+1维度代表量子行为粒子 群在该次迭代过程中的平均约束违反度值,第NF+2 维度代表粒子群已经迭代的次数。该算法所使用 的动作空间为PF维,同时将算法中的'收缩-扩张' 系数的范围进行PF等分,每一个等分的区域代表深 度Q学习中的一个动作。智能体选择的动作落在哪 个区域,则该次粒子群迭代时使用该区域范围内的 一个随机数,作为收缩-扩张系数。本文中的收缩-扩张系数的取值为0.20~0.60,动作空间为20维,如 果智能体选择的动作为3,则将本次迭代中的"收 缩-扩张"系数为0.24~0.26的一个随机数。至于智 能体的奖励值,若量子行为粒子群的当前全局最优 解发生变化,则奖励为1,否则奖励为-1。

为了对该智能体进行训练,需要搭建一个深度 神经网络,结合上述思路,搭建了一个4层的深度神 经网络,包括1个输入层(Input Layer),2个隐藏层 (Hidden Layer)和1个输出层(Output Layer)。以5 个目标优化模型为例,此时构建的神经网络的输入 层节点个数为7,与状态空间维数相同;2个隐藏层 的节点个数分别设为36和40;输出层的节点个数为 20,与动作空间维数相同;其具体结构如图3所示。



图 3 神经网络结构 Fig. 3 Structure of the neural network

基于深度Q学习的多目标量子粒子群算法首先 采用深度Q学习对深度神经网络进行训练,训练的 具体步骤如下:

(1)初始化训练最大次数 t_{max},当前训练次数 t_{rain}=1;

(2)初始化深度神经网络(Q-network),即评估 网络;

(3)初始化目标网络,其参数从评估网络复制 过来;

(4)初始化经验池 Buf;

(5)初始化环境(量子粒子群),计算每个 粒子的目标函数值及约束违反度值,得到初始 最佳位置,得到最大迭代次数*t*_{max},当前迭代次数*t*=1;

(6) for $t_{rain} = 1 : t_{max}$;

(7)获得初始化状态s_i;

(8) for $t=1:t_{max}$;

(9)根据当前评估网络和噪声选择动作a_i;

(10)在环境中执行相应动作,即量子粒子 群选择与动作相对应的收缩-扩张系数来进行 种群迭代,同时得到奖励r,以及下一个状态a_{tt};

(11)将四元组(s_i, a_i, r_i, a_{i+1})存储到经验池Buf;

(12)End(第8步骤开始的循环到此结束);

(13) t_{rain}每隔 t₁个迭代次数,从 Buf 中选择一 个最小批次的四元组来训练评估网络更新其参数, t_{rain}每隔 t₂个迭代次数,将评估网络参数复制 给目标网络;

(14)End(第6步骤开始的循环到此结束);

(15)保存深度神经网络(评估网络)。

重复流程(1)一(15),直到粒子群几乎在 每一次迭代后都能找到更好的全局最优解为 止,就可以得到一个训练完成的评估网络。将 当前粒子群的相关参数,即平均目标函数值, 平均约束违反度值和迭代次数,输入到该深度 神经网络,可以得到一个20维的输出,分别代 表了采取20个不同的收缩-扩张参数带来的累 计奖励值。根据输出结果,从20个参数中选取 累计奖励值最大的一个作为粒子群的参数。

改进的多目标量子行为粒子群算法流程如 图4所示。



图 4 改进算法的运行流程 Fig. 4 Operation flow chart of the improved algorithm

4 算例分析

4.1 IEEE-118节点系统参数

本文采用的IEEE-118节点系统包含118个节 点、186条线路以及32台机组,其中有10台机组需 要检修。算例仿真系统月内每天的负荷量如图5所 示,系统中的机组成本参数见文献[23],机组的其 他信息见表1-2。



图 5 万内贝何西线

Fig. 5 Curve of the monthly load

表1 部分待检修机组的检修区间

being repaired

Table 1	Maintenance	interval	of	the	units	for

```
d
```

机组编号	检修持续时长	检修起始时长	检修结束时长
#2	3	1	30
#4	3	1	30
*9	3	1	15
#12	3	1	30
#16	3	1	30
#19	2	16	30
#25	3	1	30
#27	3	1	30
#31	2	1	30
#32	2	1	30

4.2 改进算法与传统算法对比

为了能直观比较改进多目标量子行为粒子群 算法和传统的多目标量子行为粒子群算法的优劣, 本文引入 Hypervolume 评价指标(以下简称 HV 指标)。该评价指标最早由 Zitzler 等^[24]提出,表示由帕 累托解集中的个体与参考点在目标空间中所围成 的超立方体的体积。基于 HV 指标的评价方法可以 直观地判断出算法得到的帕累托解集的优劣,即如 果一个解集 S 优于另一个解集 S',那么解集 S 的 HV 指标会大于解集 S'的 HV 指标。

接下来,将提出的基于深度强化学习的多目标 量子行为粒子群算法与4种传统的多目标量子行为

84	•		
----	---	--	--

表 2 机组的碳排放系数 Table 2 Carbon emission factor of the units t/(MW·h)

机组编号	碳排放系数	机组编号	碳排放系数
#1	0.98	#17	0.88
*2	0.98	#18	0.88
#3	0.98	#19	0.96
#4	0.97	#20	0.96
*5	0.97	#21	1.13
[#] 6	0.97	#22	1.13
#7	1.21	#23	1.13
#8	1.21	#24	1.17
[#] 9	1.21	#25	1.17
#10	1.21	#26	1.17
#11	1.15	#27	0.42
*12	1.15	#28	0.42
*13	1.15	#29	0.42
*14	1.15	#30	0.97
*15	1.08	#31	0.97
#16	1.08	#32	0.97

粒子群算法进行对比。其中,对于固定策略算法, 取收缩-扩张固定系数为0.40。其他控制策略中, α₁取0.60,α₀取0.20。对于第2章节中的模型,在 IEEE-118节点系统下采用上述5种算法分别进行 求解,并画出其HV指标值的变化,如图6所示。

从图6中可以看出,基于深度强化学习的改进 算法的HV指标值显然要比其他4种算法大,说明改 进算法在求解多目标优化模型时比传统算法效果 更好,可以获得质量更好的帕累托解集。因此,本 文后续的多目标模型都将采用该改进算法进行 求解。



Fig. 6 Comparison of HV indicator between the improved algorithm and the traditional algorithms

4.3 多目标优化模型仿真结果

在 IEEE-118 节点系统下,采用提出的改进算 法对第2章节中的多目标模型进行求解,得到一组 帕累托解。第1章节中的模型包含2个目标函数, 为更加直观清晰地展示帕累托解集,分别画出每2 个目标函数之间的帕累托曲线,如图7所示。由图7 可以看出,求出的帕累托解集分布均匀,说明本文 建立的多目标模型能兼顾多个指标,可以保障电力 系统的经济性、安全性、环保性和稳定性。

本文采用改进的多目标量子行为粒子群算法 求得了一组帕累托解集,而实际应用中往往只需要 一个最终调度解。因此,还需要采用多目标决策综 合评价方法从帕累托解集中选取一个满足多方面 要求的最终调度解。



objective functions

逼 近 理 想 解 排 序(Technique for Order Preference by Similarity to an Ideal Solution, TOPSIS) 方法由 Hwang等提出^[25],是一种常用的多目标决策 综合评价方法。传统的 TOPSIS 法采用欧氏距离来 计算每个点到正理想点和负理想点之间的距离,但 欧氏距离将不同属性之间的差别等同看待,有时不 符合实际情况。而马氏距离不会受到各个变量之 间相关性的干扰。因此,本文采用一种基于马氏距 离改进的 TOPSIS 法^[26]从帕累托解集之中选取调度 解。最终获得的调度计划见表3,机组出力如图8所 示(由于篇幅原因,只随机选取部分机组展示其机 组出力)。

表3 部分检修调度计划



4.4 单目标与多目标优化模型仿真结果对比

在IEEE-118节点系统下,2个模型的5个目标 函数值见表4。由表4可知,多目标模型的优化结果 在经济性目标和碳排放目标上都要比单目标模型 略差一点,但是多目标模型调度结果的系统可靠 性、节点电价稳定性和线路安全裕度都明显优于单 目标模型结果。

为更好地分析调度结果,绘制总成本目标和碳 排放目标之间的关系,如图9所示。该图表明,在 IEEE-118节点系统案例中,帕累托解集中的碳排放 目标函数值与总成本值大致成正相关关系。因此, 单目标模型可以在求得最低的总成本的同时获得 比多目标模型更低的系统碳排放量。

表4 2个模型调度结果的目标函数

 Table 4
 Objective functions for the scheduling results of two models

E	目标	单目标模型	多目标模型	变化/%
$F_1/万美之$	元	94.045	97.039	+3.18
F_2		0.175 3	0.129 5	-28.18
F ₃ /[美元	$\mathbf{H} \cdot (\mathbf{M} \mathbf{W} \cdot \mathbf{h})^{-1}$	23.128 0	20.942 7	-9.45
F_4/MW		5.261 2	30.464 5	+479
<i>F₅/</i> 万 t		7.875 6	7.961 6	-1.09



5 结论

本文构建了考虑碳交易的机组组合与检修多 目标协同优化模型;同时,本文提出了一种改进的 多目标量子行为粒子群优化算法来求解模型。在 IEEE-118节点系统下,首先,验证了改进算法的有 效性;其次,发现多目标模型可以有效兼顾多个电 力系统的指标;最后,将单目标模型与多目标模型 的调度结果进行对比,发现多目标模型的系统可靠 性、节点电价稳定性和线路安全裕度都明显优于单 目标模型。

参考文献:

[1]WANG M, WANG G, SUN Z, et al. Review of renewable energy-based hydrogen production processes for sustainable energy innovation [J].Global Energy Interconnection, 2019, 2(5):436-443.

- [2]MIRZAEE G M, JAFARI M A.The efficiency of CO₂ market in the phase III EU ETS: Analyzing in the context of a dynamic approach [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2021, 28(43):61080-61095.
- [3]LEE J, PARK T. Impacts of the Regional Greenhouse Gas Initiative(RGGI) on infant mortality: A quasi experimental study in the USA, 2003—2014[J].BMJ, 2019, 9(4):24735.
- [4]LEINING C, KERR S, BRUCE-BRAND B.The new zealand emissions trading scheme: Critical review and future outlook for three design innovations [J]. Climate Policy, 2020, 20 (2):246-264.
- [5]WANG Y, ZHONG H, XIA Q, et al. Coordination of generation maintenance scheduling and long-term SCUC with energy constraints and N - 1 contingencies [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2016, 10 (2) : 325-333.
- [6]LOU X, FENG C, CHEN W, et al. Risk-based coordination of maintenance scheduling and unit commitment in power systems[J].IEEE Access, 2020, 8:58788-58799.
- [7]李本新,韩学山.发输电检修与机组组合联合决策的 Benders 分解方法[J]. 电工技术学报,2015,30(3): 224-231.

LI Benxin, HAN Xueshan. Benders decomposition method for joint decision-making of power generation and transmission maintenance and unit commitment [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30 (3):224-231.

[8]周明,夏澍,李琰,等.含风电的电力系统月度机组组合和 检修计划联合优化调度[J].中国电机工程学报,2015,35 (7);1586-1595.

ZHOU Ming, XIA Shu, LI Yan, et al. Joint optimization scheduling of monthly unit combination and maintenance plan for power system including wind power[J].Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7):1586–1595.

- [9]GE X, XIA S, SU X. Mid-term integrated generation and maintenance scheduling for wind-hydro-thermal systems [J]. International Transactions on Electrical Energy Systems, 2018, 28(5): 2528.
- [10]CHI J, YU H.Water electrolysis based on renewable energy for hydrogen production [J]. Chinese Journal of Catalysis, 2018, 39(3): 390-394.
- [11]娄素华,胡斌,吴耀武,等.碳交易环境下含大规模光伏 电源的电力系统优化调度[J].电力系统自动化,2014 (17):91-97.

LOU Suhua, HU Bin, WU Yaowu, et al.Optimal scheduling of power system with large-scale photovoltaic power in carbon trading environment [J]. Automation of Electric Power Systems, 2014(17):91-97.

[12]JIN J,ZHOU P,LI C, et al.Low-carbon power dispatch with wind power based on carbon trading mechanism [J]. Energy, 2019, 170: 250-260.

- [13]TAN Q, DING Y, ZHENG J, et al. The effects of carbon emissions trading and renewable portfolio standards on the integrated wind-photovoltaic-thermal power-dispatching system: real case studies in China [J]. Energy, 2021, 222: 119927.
- [14]DEB K, PRATAP A, AGARWAL S, et al. A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II [J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, 6 (2) : 182-197.
- [15]COELLO C A C, LECHUGA M S.MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization [C]// Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. CEC'02 (Cat. No. 02TH8600. IEEE, 2002, 2: 1051–1056.
- [16]XUE F, SANDERSON A C, GRAVES R J. Pareto-based multi-objective differential evolution [C]//The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003. CEC'03. IEEE, 2003, 2:862-869.
- [17]SUN J, XU W, FENG B. A global search strategy of quantum-behaved particle swarm optimization [C]//IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004. IEEE, 2004, 1:111-116.
- [18]方伟.群体智能算法及其在数字滤波器优化设计中的研究[D].无锡:江南大学,2008.
- [19]张晓辉,闫柯柯,卢志刚,等.基于碳交易的含风电系统 低碳经济调度[J].电网技术,2013,37(10):2697-2704. ZHANG Xiaohui, YAN Keke, LU Zhigang, et al. Low carbon economic dispatch of wind power system based on carbon trading[J].Power Grid Technology, 2013, 37(10): 2697-2704.
- [20]魏繁荣,随权,林湘宁,等.考虑制氢设备效率特性的煤 风氢能源网调度优化策略[J].中国电机工程学报, 2018,38(5):1428-1439.

WEI Fanrong, SUI Quan, LIN Xiangning, et al. Dispatch optimization strategy of coal-wind hydrogen energy network considering the efficiency characteristics of hydrogen production equipment [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(5):1428-1439.

- [21]DU B, WEI Q, LIU R. An improved quantum-behaved particle swarm optimization for endmember extraction [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,57(8):6003-6017.
- [22]袁银龙.深度强化学习算法及应用研究[D].广州:华南 理工大学,2019.
- [23]李远征,郭恒元,黄成,等.一种考虑机组组合的多目标机组检修双层优化方法和系统:CN114239372A
 [P].2022.
- [24]SHANG K, ISHIBUCHI H, HE L, et al. A survey on the hypervolume indicator in evolutionary multiobjective

optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2020, 25(1):1–20.

- [25]HWANG C L, K Y. Multiple attribute decision making and applications[M].New York: Springer-Verlag, 1981.
- [26]WANG Z X, WANG Y Y. Evaluation of the provincial competitiveness of the Chinese high-tech industry using an improved TOPSIS method [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(6):2824-2831.

(本文责编:齐琳)

作者简介:

郭恒元(1998),男,在读硕士研究生,从事智能电网、电

力调度等方面的研究,guhenyua@163.com;

冯小峰*(1984),男,高级工程师,博士,从事人工智能、 用电大数据挖掘等方面的研究,ucihqtep@163.com;

李国栋(1978),男,高级工程师,硕士,从事智能电网规 划和运行等方面的研究,liguodong@tj.sgcc.com.cn;

段志国(1978),男,高级工程师,硕士,从事电网规划可 研及电力生产与电网运行等方面的研究,851217550@qq. com;

李远征(1986),男,副教授,博士,从事人工智能及其在 智能电网中的应用、深度学习、强化学习、大数据分析等方面 的研究,Yuanzheng_Li@hust.edu.cn。

*为通信作者。

"分布式光伏为主体的新型配电网建模与关键技术"专刊征稿启事

在"双碳"目标下,光伏装机容量持续爆发性增长,截至2021年年底,我国光伏装机规模已超过3亿kW,其中分布式光伏装 机约为1/3。近期,国家发改委提出了整县(市、区)分布式光伏规模化开发的工作要求,将进一步推动分布式光伏发电发展,加 快能源结构清洁绿色转型。然而,大量分布式光伏无序接入导致光伏容量严重超标,倒送电超出线路或变压器容量,给配电网 安全稳定运行带来极大隐患。随着分布式光伏发电功率和发电量在光伏发电中的占比越来越大,电网运行方式和机组发电计 划中的电力平衡面临较大压力,配电网安全运行和优化调控面临新的挑战。为全面提升分布式光伏的电网友好性及协同调控 水平,促进配电网绿色、安全、高效运行,需重点研究分布式光伏为主体的新型配网建模、规划与调控关键技术。

为此,《综合智慧能源》(原《华电技术》)特推出"分布式光伏为主体的新型配电网建模与关键技术"专刊,邀请中国农业大 学付学谦副教授、浙江大学杨强教授、中国电力科学研究院陈宋宋高级工程师、华北电力大学夏世威副教授、中国电力工程顾 问集团有限公司杨卧龙高级工程师担任特约主编,共同探讨"双碳"目标及"整县光伏推进"背景下分布式光伏为主体的新型配 电网建模与关键技术,欢迎业内同仁踊跃投稿!

一、征稿范围(包括但不限于)

(1)整县(市、区)屋顶分布式光伏发电预测方法。

(2)考虑高比例分布式光伏的电力平衡分析方法。

(3)温室光伏为主体的农业能源互联网建模与仿真。

(4)计及光伏发电不确定性的多时间尺度调度模型与算法。

(5)考虑经济性和碳排放的光伏发电站规划及设计。

(6)需求侧多元可调节资源建模与预测。

(7)高比例分布式光伏台区协调优化。

(8)台区多元用户协调互动与市场机制。

二、时间进度

专刊拟于2022年9月30日截稿,择期优先出版。

三、征稿要求

(1)专刊只收录未公开发表的论文,拒绝一稿多投。作者对论文内容的真实性和客观性负责。

(2)按照《综合智慧能源》论文格式要求使用Word软件排版,论文模板请在网站(www.hdpower.net或www.iienergy.cn)首页 作者中心下载。

(3)请保留论文图片、曲线和表格原始文件,并在投稿时按规定提交。

(4)论文作者应遵守相关学术不端规定。

四、投稿方式

(1)在线投稿(推荐):登录在线采编系统(www.hdpower.net或www.iienergy.cn),完成在线全文投稿,欢迎投稿时推荐审稿人。

(2)邮箱投稿:fuxueqian@cau.edu.cn(付教授);hdjs-chd@vip.163.com(编辑部)。

(3) 咨询联系: 刘芳 0371-58501060, 13838002988; 杨满成 010-63918755, 13801175292。