

融合深度神经网络的电力系统经济-环保随机调度方法

陈远扬, 谭益, 李勇

(湖南大学电气与信息工程学院, 湖南省 长沙市 410082)

Power System Stochastic Economic-environmental Dispatch Method Integrated With Deep Neural Networks

CHEN Yuanyang, TAN Yi, LI Yong

(College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, Hunan Province, China)

ABSTRACT: It is important to achieve the environmental, economic, and secure operation of power systems by improving active power flow distribution and reducing atmospheric pollutant and CO₂ emissions of thermal generators, which are achieved via optimal dispatch. Focusing on power systems with multiple types of generators, such as carbon capture power plants, wind generation, and conventional thermal generators, this paper considers the multiple factors such as the CO₂ and atmospheric pollutant emissions, the stochastic wind power, and the $N-1$ contingency. It proposes the stochastic active power dispatch model for the environmental, secure, and economic operation of power systems. In this model, the environmental and fuel costs of thermal generators, wind power costs, and the post-contingency correction control cost are included in the objective function. In the constraints of the proposed model, the constraints of normal operation and the secure constraints with post-contingency correction control are considered. Considering the characteristics of the proposed stochastic active power dispatch model, this paper proposes a fast and high-efficient method based on the fully connected deep neural network (FCDNN) to solve this model. In this method, FCDNN is used to obtain the initial point adopted in the optimization software, which can speed up the solving process. Finally, three modified IEEE test systems are used to validate the effectiveness of the proposed model and method.

KEY WORDS: environmental and economic dispatch; carbon capture power plant; wind power; stochastic optimization; deep neural networks

摘要: 通过优化调度改善电网有功潮流分布、减小火电大气污染物与二氧化碳排放,是实现电力系统环保、经济、安全运行的重要途径。针对含碳捕集电厂、风力发电、常规火电等多种电源的电力系统,该文综合考虑二氧化碳与大气污染

物排放、风电出力随机性、 $N-1$ 故障等多类型因素,建立了面向环保、安全、经济运行的电力系统有功随机调度模型。在该模型中,目标函数考虑了火电的环保与燃料成本、风电成本、 $N-1$ 故障后校正控制成本等因素,约束条件包括正常运行约束、 $N-1$ 故障后计及校正控制的电网安全约束等。针对所提有功随机调度模型的特点,该文提出了融合全连接型深度神经网络的快速高效求解方法。该方法通过全连接型深度神经网络构建用于优化软件寻优搜索的初始点,进而加速所提模型的求解过程。最后,该文通过3个修改后的IEEE测试系统验证了所提模型与方法的有效性。

关键词: 环保-经济调度; 碳捕集电厂; 风电; 随机优化; 深度神经网络

DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2023.1424

0 引言

随着全球气候变暖等问题日益突出,风力发电等清洁能源得到快速发展,考虑二氧化碳排放和可再生能源发电等因素的电力系统经济安全运行问题受到广泛关注^[1-2]。另一方面,碳捕集技术可以有效减少火电的二氧化碳排放,因而也受到了广泛关注^[3]。对于同时含有风力发电、碳捕集电厂、常规火电等多类型电源的电力系统,通过环保-经济调度来优化有功潮流、减小大气污染物与二氧化碳排放,是实现电力系统环保、安全、经济运行的重要途径。

由于风电等可再生能源的出力具有强不确定性,因而许多文献在计及可再生能源出力不确定性的电力系统优化调度领域开展了研究工作。文献[4]考虑风电出力的随机性,构建了融合随机技术矩阵的联合概率约束及其电力系统优化调度模型,并通过一种二进制方法将其转化为可以高效求解的混

合整数线性优化问题。文献[5]提出了一种基于概率加权包络的电力系统经济调度鲁棒-随机优化方法,该方法可以避免出现维数灾问题。文献[6]建立了面向安全约束调度的风电容许区间,提出了基于鲁棒优化的交直流电力系统安全约束调度方法。文献[7]提出了一种考虑风电出力概率分布参数不确定性的鲁棒机会约束优化调度模型及其割平面求解方法。文献[8]针对电力系统前瞻调度问题,构建了考虑可再生能源出力不确定性的数据驱动型分布鲁棒优化调度模型。文献[9]针对含可再生能源的电力系统分布鲁棒调度模型,通过模型重构以及附加面向不确定性的物理约束将其转为可通过迭代算法求解的双层优化模型。文献[10]针对电力系统优化调度问题,构建了综合考虑可再生能源出力不确定性、线路故障等因素的分布鲁棒优化模型,并提出了考虑可再生能源出力相关性的两阶段高效求解方法。上述文献没有考虑火电机组的大气污染物与二氧化碳排放特性,即没有将火电机组对环保的影响纳入优化调度,因而不能有效实现电力系统的环保-经济运行。

在考虑环保因素与可再生能源的电力系统优化调度方面,文献[11]考虑燃煤发电机组的大气污染物排放等因素,提出了基于 NSGA-II 算法的电力系统多目标环保-经济调度方法。文献[12]计及风电出力对有功功率平衡的影响,构建了考虑概率型约束的电力系统环保-经济调度模型,然后在将其转化为确定性优化模型的基础上,提出了基于混沌正弦-余弦算法的求解方法。文献[13]综合考虑旋转备用、风电随机性、机组爬坡能力等因素,提出了基于机会约束的电力系统多时段环保-经济调度算法。文献[14]针对含火电、风电与太阳能发电的多区域电力系统,提出了考虑区域互联功率约束的电力系统环保-经济调度算法。文献[15]针对考虑风电不确定性的电力系统环保-经济调度问题,提出了一种融合点对点技术的改进型多目标交换市场算法。文献[11-15]所提经济-环保调度方法并无涉及碳捕集电厂,并且使用了启发式算法,故而计算效率值得进一步提升。文献[16]综合考虑碳捕集电厂、水电厂、抽水蓄能电厂、传统火电的运行特性,提出了基于随机规划与模糊决策方法的多目标经济-环保调度方法,但该文献并没考虑 $N-1$ 故障后的电网安全运行,并且使用了 ε 约束方法,其计算效率也值得进一步提升。

综上所述,虽然已有文献在考虑可再生能源特性的电力系统优化调度领域开展了比较深入的研

究工作,但是并没有全面考虑碳捕集电厂运行特性、 $N-1$ 故障、风电出力随机性等多类型因素,难以实现 $N-1$ 故障约束的电力系统环保、经济、安全运行。此外,在上述文献中,他们所提的调度方法大多使用了启发式算法或数学优化软件,其求解效率值得进一步提升。

因此,本文综合考虑碳捕集电厂与常规火电的成本(包括燃料成本、二氧化碳排放成本、大气污染物排放成本与 $N-1$ 故障后功率调整成本)、风电成本等多种因素,建立了面向安全、环保、经济运行的电力系统有功随机调度模型,并提出了融合深度神经网络的快速高效求解方法。该方法通过全连接型深度神经网络近似计算正常运行状态下的决策变量数值,并将其用于近似计算与 $N-1$ 故障有关的决策变量与状态变量数值,进而构建用于优化软件寻优搜索的初始点。上述方法的优点在于:它可以在保证深度神经网络的输出变量个数不随 $N-1$ 故障数量而变化的基础上(即无需根据 $N-1$ 故障数量的变化而重新设计深度神经网络的输出),近似计算用于优化软件寻优搜索的变量初值,从而加速所提模型的求解过程。

1 经济-环保有功随机调度模型

1.1 目标函数

本文所提模型的目标函数考虑了风电成本、碳捕集电厂与常规火电的成本(燃料成本、二氧化碳排放成本、大气污染物排放成本、 $N-1$ 故障后有功调整成本等),具体如下:

$$\min \sum_{i \in \Omega_w} C_{w,i} + \sum_{i \in \Omega_G} C_{G,i}^{co} + C_{G,i}^{ca} + C_{G,i}^{cc} + C_{G,i}^{cn} + \sum_{i \in \Omega_{CG}} C_{CG,i}^{co} + C_{CG,i}^{ca} + C_{CG,i}^{cc} + C_{CG,i}^{cn} \quad (1)$$

式中: Ω_w 表示接入了风电的母线集合; Ω_G 表示接入了常规火电的母线集合; Ω_{CG} 表示接入了碳捕集电厂的母线集合。对于母线 i 而言, $C_{G,i}^{co}$ 、 $C_{G,i}^{ca}$ 、 $C_{G,i}^{cc}$ 、 $C_{G,i}^{cn}$ 分别表示常规火电的燃料成本、大气污染物排放成本、二氧化碳排放成本、 $N-1$ 故障后有功调整成本, $C_{CG,i}^{co}$ 、 $C_{CG,i}^{ca}$ 、 $C_{CG,i}^{cc}$ 、 $C_{CG,i}^{cn}$ 分别表示碳捕集电厂的燃料成本、大气污染物排放成本、二氧化碳排放成本、 $N-1$ 故障后有功调整成本, $C_{w,i}$ 表示风电成本(包括风电购买成本、弃风成本以及因实际风电功率低于风电调度出力导致的备用成本)。

1.1.1 常规火电与碳捕集电厂的成本

令 $\mathcal{G}$ 作为火电的代称,它既可以表示常规火电,也可以表示碳捕集电厂。在此基础上,令火电

的燃料成本、大气污染物排放成本、二氧化碳排放成本、 $N-1$ 故障后有功调整成本分别用 $C_{\mathcal{G},i}^{co}$ 、 $C_{\mathcal{G},i}^{ca}$ 、 $C_{\mathcal{G},i}^{cc}$ 、 $C_{\mathcal{G},i}^{cn}$ 表示, 它们的计算公式具体如下:

$$C_{\mathcal{G},i}^{co} = a_{\mathcal{G},i} P_{\mathcal{G},i}^2 + b_{\mathcal{G},i} P_{\mathcal{G},i} + c_{\mathcal{G},i} \quad (2)$$

$$C_{\mathcal{G},i}^{ca} = (\beta_{\mathcal{G},i} P_{\mathcal{G},i}^2 + \gamma_{\mathcal{G},i} P_{\mathcal{G},i} + \varsigma_{\mathcal{G},i} + \kappa_{\mathcal{G},i} e^{\eta_{\mathcal{G},i} P_{\mathcal{G},i}}) \rho_{\mathcal{G},ai} \quad (3)$$

$$C_{\mathcal{G},i}^{cc} = (\mathcal{J}_{\mathcal{G},i,e} - \mathcal{J}_{\mathcal{G},i,c}) \rho_{\mathcal{G},ci} \quad (4)$$

$$C_{\mathcal{G},i}^{cn} = \sum_{f \in \Omega_f} \mu_f \psi_{\mathcal{G},i} |P_{\mathcal{G},i,f} - P_{\mathcal{G},i}| \quad (5)$$

式中: 对于母线 i 而言, $P_{\mathcal{G},i}$ 表示正常运行状态下它的火电有功出力; $a_{\mathcal{G},i}$ 、 $b_{\mathcal{G},i}$ 、 $c_{\mathcal{G},i}$ 分别表示火电 $\mathcal{G}$ 燃料成本函数中的二次项系数、一次项系数、常数项; $\beta_{\mathcal{G},i}$ 、 $\gamma_{\mathcal{G},i}$ 、 $\varsigma_{\mathcal{G},i}$ 、 $\kappa_{\mathcal{G},i}$ 、 $\eta_{\mathcal{G},i}$ 为火电 $\mathcal{G}$ 的大气污染物排放成本函数中的系数^[17]。 $\rho_{\mathcal{G},ai}$ 表示火电 $\mathcal{G}$ 的单位大气污染物排放成本。在式(4)中, $\mathcal{J}_{\mathcal{G},i,e}$ 、 $\mathcal{J}_{\mathcal{G},i,c}$ 、 $\rho_{\mathcal{G},ci}$ 分别表示火电 $\mathcal{G}$ 的二氧化碳排放量、二氧化碳捕集量、二氧化碳排放价格, 对于常规火电而言, $\mathcal{J}_{\mathcal{G},i,c} = 0$; 对于碳捕集电厂而言, $\mathcal{J}_{\mathcal{G},i,e}$ 特指未实施碳捕集之前排放的二氧化碳量。在式(5)中, $P_{\mathcal{G},i,f}$ 表示故障 f 下经过调整后的火电出力, $\psi_{\mathcal{G},i}$ 表示火电的单位功率调整成本, μ_f 表示故障 f 发生的概率, Ω_f 表示 $N-1$ 故障集合。

1.1.2 风电成本

风电成本 $C_{w,i}$ 由风电购买成本 $C_{w,i}^{\text{Buy}}$ 、弃风成本 $C_{w,i}^{\text{Abo}}$ 和备用成本 $C_{w,i}^{\text{Res}}$ 组成, 它们的表达式如下^[18]:

$$C_{w,i} = C_{w,i}^{\text{Buy}} + C_{w,i}^{\text{Abo}} + C_{w,i}^{\text{Res}} \quad (6)$$

$$C_{w,i}^{\text{Buy}} = \rho_{i,b} P_{w,i}^{\text{sh}} \quad (7)$$

$$C_{w,i}^{\text{Res}} = \rho_{i,r} \int_0^{P_{w,i}^{\text{sh}}} (P_{w,i}^{\text{sh}} - P_{w,i}) f_P(P_{w,i}) dP_{w,i} \quad (8)$$

$$C_{w,i}^{\text{Abo}} = \rho_{i,a} \int_{P_{w,i}^{\text{sh}}}^{P_{w,i,r}} (P_{w,i} - P_{w,i}^{\text{sh}}) f_P(P_{w,i}) dP_{w,i} \quad (9)$$

式中: 弃风成本 $C_{w,i}^{\text{Abo}}$ 是由于对风电出力的欠估计造成的成本, 在文献[18]又被称为惩罚成本, 它反映的是风电有功调度出力 $P_{w,i}^{\text{sh}}$ 小于实际可发出的有功功率的情况, $\rho_{i,a}$ 表示弃风价格(即由单位弃风功率造成的成本); 备用成本 $C_{w,i}^{\text{Res}}$ 是由于对风电出力的过估计造成的成本, 它反映的是风电的调度出力 $P_{w,i}^{\text{sh}}$ 大于实际可发出的有功功率的情况, $\rho_{i,r}$ 表示风电单位备用成本。对于母线 i 而言, $f_P(P_{w,i})$ 表示风电有功出力 $P_{w,i}$ 的概率密度函数, $P_{w,i,r}$ 是风电有功出力的额定值, $\rho_{i,b}$ 表示风电购买价格。在本文中,

$P_{w,i}$ 采用如下计算公式^[18]:

$$P_{w,i} = \begin{cases} 0 & , v_i < v_{i,\text{in}} \text{ 或 } v_i > v_{i,\text{out}} \\ P_{w,i,r} & , v_{i,r} \leq v_i \leq v_{i,\text{out}} \\ P_{w,i,r} \frac{v_i - v_{i,\text{in}}}{v_{i,r} - v_{i,\text{in}}} & , v_{i,\text{in}} \leq v_i \leq v_{i,r} \end{cases} \quad (10)$$

式中: v_i 、 $v_{i,\text{in}}$ 、 $v_{i,\text{out}}$ 、 $v_{i,r}$ 分别表示接入母线 i 的风力发电的风速、切入风速、切出风速、额定风速。在本文中 v_i 是一个概率密度函数为 $f_v(v_i)$ 的随机变量。当 $v_{i,\text{in}} \leq v_i \leq v_{i,r}$ 时, $f_v(v_i)$ 和 $f_P(P_{w,i})$ 之间的数学关系如下^[18]:

$$f_P(P_{w,i}) = \frac{v_{i,r} - v_{i,\text{in}}}{P_{w,i,r}} f_v\left[\left(P_{w,i} + \frac{P_{w,i,r} v_{i,\text{in}}}{v_{i,r} - v_{i,\text{in}}}\right) \frac{v_{i,r} - v_{i,\text{in}}}{P_{w,i,r}}\right] \quad (11)$$

对于式(8)和(9)中的积分, 本文通过离散化对它们进行近似。具体而言, 将积分区间 $[0, P_{w,i}^{\text{sh}}]$ 与 $[P_{w,i}^{\text{sh}}, P_{w,i,r}]$ 划分为 n_k 段, 相应每一段的长度分别为 $\Delta P_{w,i}^{\text{Res}}$ 和 $\Delta P_{w,i}^{\text{Abo}}$, 具体如下:

$$\Delta P_{w,i}^{\text{Res}} = P_{w,i}^{\text{sh}} / n_k \quad (12)$$

$$\Delta P_{w,i}^{\text{Abo}} = (P_{w,i,r} - P_{w,i}^{\text{sh}}) / n_k \quad (13)$$

对于区间 $[0, P_{w,i}^{\text{sh}}]$ 的第 k 段, 令其末端为 $P_{w,i,k}^{\text{Res}}$ 。对于区间 $[P_{w,i}^{\text{sh}}, P_{w,i,r}]$ 的第 k 段, 令其末端为 $P_{w,i,k}^{\text{Abo}}$ 。式(8)和(9)中的 $C_{w,i}^{\text{Res}}$ 和 $C_{w,i}^{\text{Abo}}$ 近似计算如下:

$$C_{w,i}^{\text{Res}} = \rho_{i,r} [P_{w,i}^{\text{sh}} f_P(0) + \sum_{k=1}^{n_k} (P_{w,i}^{\text{sh}} - P_{w,i,k}^{\text{Res}}) f_P(P_{w,i,k}^{\text{Res}}) \Delta P_{w,i}^{\text{Res}}] \quad (14)$$

$$C_{w,i}^{\text{Abo}} = \rho_{i,a} [(P_{w,i,r} - P_{w,i}^{\text{sh}}) f_P(P_{w,i,r}) + \sum_{k=1}^{n_k} (P_{w,i,k}^{\text{Abo}} - P_{w,i}^{\text{sh}}) f_P(P_{w,i,k}^{\text{Abo}}) \Delta P_{w,i}^{\text{Abo}}] \quad (15)$$

考虑到风电有功的不确定性远大于负荷^[18], 因此本文不计及负荷的不确定性。

1.2 约束条件

1.2.1 正常运行约束

1) 线性有功潮流约束(直流潮流约束)。

$$P_{CG,i}^{\text{Net}} + P_{G,i} + P_{w,i}^{\text{sh}} - P_{D,i} = \sum_{j=1}^n B_{ij} \theta_j \quad (16)$$

式中: $P_{CG,i}^{\text{Net}}$ 、 $P_{G,i}$ 和 $P_{D,i}$ 分别表示母线 i 的碳捕集电厂净有功出力(送入电网的有功功率)、常规火电出力、有功负荷; θ_j 表示母线 j 的电压相角, B_{ij} 表示支路电抗 x_{ij} 的倒数, 即 $B_{ij} = 1/x_{ij}$ 。式(16)中的线性潮流约束本质上属于经典的直流潮流模型, 它仅仅

考虑电力系统的有功功率。

2) 常规火电出力约束。

$$P_{G,i,\min} \leq P_{G,i} \leq P_{G,i,\max} \quad (17)$$

$$P_{G,i}^{\text{down}} \leq P_{G,i} - P_{G,i,0} \leq P_{G,i}^{\text{up}} \quad (18)$$

$$\mathcal{J}_{G,i,e} = \tau_{G,i} P_{G,i} \quad (19)$$

式中：对于母线 i 而言，式(17)直接对常规火电的有功出力进行约束， $P_{G,i,\min}$ 和 $P_{G,i,\max}$ 分别表示常规火电有功出力的下限和上限；式(18)表示常规火电的爬坡约束， $P_{G,i,0}$ 表示常规火电前一时段的有功出力， $P_{G,i}^{\text{up}}$ 和 $P_{G,i}^{\text{down}}$ 分别表示常规火电有功调整量的上限和下限；式(19)表示常规火电的二氧化碳排放量计算式^[16]， $\tau_{G,i}$ 表示常规火电的二氧化碳排放强度， $\mathcal{J}_{G,i,e}$ 表示常规火电的二氧化碳排放量。

3) 碳捕集电厂约束。

①功率约束。

$$P_{CG,i}^{\text{Net}} = P_{CG,i}^{\text{Total}} - P_{CG,i}^{\text{CC}} \quad (20)$$

$$P_{CG,i}^{\text{CC}} = P_{CG,i}^{\text{CC},m} + P_{CG,i}^{\text{CC},o} \quad (21)$$

$$P_{CG,i}^{\text{CC},o} = \xi_{CG,i} \mathcal{J}_{CG,i,c} \quad (22)$$

$$P_{CG,i,\min} \leq P_{CG,i}^{\text{Total}} \leq P_{CG,i,\max} \quad (23)$$

$$P_{CG,i}^{\text{down}} \leq P_{CG,i}^{\text{Total}} - P_{CG,i,0}^{\text{Total}} \leq P_{CG,i}^{\text{up}} \quad (24)$$

式中：对于母线 i 而言， $P_{CG,i}^{\text{Total}}$ 、 $P_{CG,i}^{\text{CC}}$ 分别表示碳捕集电厂的总有功出力、碳捕集过程消耗的有功功率。式(21)表示碳捕集过程消耗的总有功功率的计算式， $P_{CG,i}^{\text{CC},m}$ 、 $P_{CG,i}^{\text{CC},o}$ 分别表示碳捕集过程的基本功率和运行功率^[19]；式(22)是关于 $P_{CG,i}^{\text{CC},o}$ 的计算式， $\mathcal{J}_{CG,i,c}$ 、 $\xi_{CG,i}$ 分别表示二氧化碳捕集量、捕获单位二氧化碳所需的有功功率^[19]；式(23)对碳捕集电厂总有功出力 $P_{CG,i}^{\text{Total}}$ 进行了约束， $P_{CG,i,\min}$ 、 $P_{CG,i,\max}$ 分别表示碳捕集电厂总有功出力的下限和上限。式(24)是关于碳捕集电厂有功调整量的约束， $P_{CG,i}^{\text{down}}$ 和 $P_{CG,i}^{\text{up}}$ 分别表示碳捕集电厂有功调整量的下限与上限。

②二氧化碳捕集率约束。

$$\lambda_i = \mathcal{J}_{CG,i,c} / \mathcal{J}_{CG,i,e} \quad (25)$$

$$\mathcal{J}_{CG,i,e} = P_{CG,i}^{\text{Total}} \tau_{CG,i} \quad (26)$$

$$\lambda_{i,\min} \leq \lambda_i \leq \lambda_{i,\max} \quad (27)$$

式中： $\mathcal{J}_{CG,i,e}$ 表示碳捕集电厂未实施碳捕集前排放的二氧化碳量； λ_i 表示二氧化碳捕集率； $\tau_{CG,i}$ 表示碳捕集电厂的二氧化碳排放强度。式(25)是关于 λ_i 的计算公式^[16]，式(26)是关于 $\mathcal{J}_{CG,i,e}$ 的计算公式^[16]。

式(27)对碳捕集电厂的二氧化碳捕集率进行了约束， $\lambda_{i,\min}$ 、 $\lambda_{i,\max}$ 分别表示 λ_i 的下限和上限。

4) 风电约束。

$$P_{W,i,\min} \leq P_{W,i}^{\text{sh}} \leq P_{W,i,\max} \quad (28)$$

式中： $P_{W,i,\min}$ 、 $P_{W,i,\max}$ 分别表示风电有功调度出力 $P_{W,i}^{\text{sh}}$ 的下限和上限。

5) 支路传输功率约束。

$$P_{ij,\min} \leq P_{ij} \leq P_{ij,\max} \quad (29)$$

$$P_{ij} = (\theta_i - \theta_j) / x_{ij} \quad (30)$$

式中： P_{ij} 表示正常运行状态下支路 ij 传输的有功功率， $P_{ij,\min}$ 、 $P_{ij,\max}$ 分别表示支路 ij 传输的有功功率下限和上限。 θ_i 表示母线 i 的电压相角。

1.2.2 N-1 安全约束

1) 有功潮流约束。

$$P_{CG,i,f}^{\text{Net}} + P_{G,i,f} + P_{W,i}^{\text{sh}} - P_{D,i} = \sum_{j=1}^n B_{ij,f} \theta_{j,f} \quad (31)$$

式中，对于故障 f 下经过校正控制后的运行状态而言， $P_{CG,i,f}^{\text{Net}}$ 、 $P_{G,i,f}$ 分别表示此状态下母线 i 的碳捕集电厂净有功出力、常规火电出力， $\theta_{j,f}$ 表示此状态下母线 j 的电压相角， $B_{ij,f}$ 表示此状态下节点 i 与节点 j 之间支路的电抗的倒数。如果支路 ij 在此状态下已退出运行，则 $B_{ij,f} = 0$ 。

2) 常规火电出力约束。

$$P_{G,i,\min} \leq P_{G,i,f} \leq P_{G,i,\max} \quad (32)$$

$$P_{G,i}^{\text{down}} \leq P_{G,i,f} - P_{G,i} \leq P_{G,i}^{\text{up}} \quad (33)$$

其中，式(33)表示故障 f 发生后受爬坡能力影响而导致的常规火电出力调整约束。

3) 碳捕集电厂约束。

$$P_{CG,i,f}^{\text{Net}} = P_{CG,i,f}^{\text{Total}} - P_{CG,i,f}^{\text{CC}} \quad (34)$$

$$P_{CG,i,f}^{\text{CC}} = P_{CG,i,f}^{\text{CC},m} + P_{CG,i,f}^{\text{CC},o} \quad (35)$$

$$P_{CG,i,f}^{\text{CC},o} = \xi_{CG,i} \mathcal{J}_{CG,i,c,f} \quad (36)$$

$$\lambda_i = \mathcal{J}_{CG,i,c,f} / \mathcal{J}_{CG,i,e,f} \quad (37)$$

$$\mathcal{J}_{CG,i,e,f} = P_{CG,i,f}^{\text{Total}} \tau_{CG,i} \quad (38)$$

$$P_{CG,i,\min} \leq P_{CG,i,f}^{\text{Total}} \leq P_{CG,i,\max} \quad (39)$$

$$P_{CG,i}^{\text{down}} \leq P_{CG,i,f}^{\text{Total}} - P_{CG,i}^{\text{Total}} \leq P_{CG,i}^{\text{up}} \quad (40)$$

其中，式(34)–(38)反映了故障 f 下经过校正控制后的碳捕集电厂运行状态， $P_{CG,i,f}^{\text{Total}}$ 、 $P_{CG,i,f}^{\text{CC}}$ 、 $P_{CG,i,f}^{\text{CC},o}$ 分别表示此状态下碳捕集电厂的总有功出力、碳捕

集过程消耗的总有功功率、碳捕集过程的运行功率, $\mathcal{J}_{CG,i,c,f}$ 表示此状态下的二氧化碳捕集量, $\mathcal{J}_{CG,i,e,f}$ 表示此状态下未实施碳捕集前排放的二氧化碳量。对于故障 f , 式(39)和式(40)对 $P_{CG,i,f}^{\text{Total}}$ 进行了约束。

4) 支路传输功率约束。

$$P_{ij,\min} \leq P_{ij,f} \leq P_{ij,\max} \quad (41)$$

$$P_{ij,f} = (\theta_{i,f} - \theta_{j,f}) / x_{ij} \quad (42)$$

其中, 对于故障 f 下经过校正控制后的运行状态而言, $P_{ij,f}$ 表示此状态下支路 ij 传输的有功功率, $\theta_{i,f}$ 表示此状态下母线 i 的电压相角。需要注意的是, 此状态下已退出运行的支路不存在约束(41)和(42)。

2 融合深度神经网络的求解方法

在本文所提有功随机调度模型中, 由于 $C_{\mathcal{G},i}^{\text{cn}} = \sum_{f \in \Omega_f} \mu_f \psi_{\mathcal{G},i} |P_{\mathcal{G},i,f} - P_{\mathcal{G},i}|$, 因而它属于典型的非完全可导优化问题(即非每一点可导), 大大增加了优化求解的难度。基于梯度信息的优化方法难以有效求解非完全可导优化问题。为了实现所提模型的高效求解, 本文将转化为可导优化模型 M_1 , 然后通过深度神经网络与优化软件进行两阶段求解。具体而言, 第一阶段本文采用全连接型深度神经网络近似计算模型 M_1 部分决策变量的数值, 并以此为基础近似计算模型 M_1 其他决策变量与状态变量的数值; 在第二阶段, 本文将第一阶段获得的决策变量与状态变量的数值作为优化软件寻优搜索的初始点, 以提升优化软件求解模型 M_1 的速度。

2.1 非完全可导项的处理

如前所述, 非完全可导项导致本文所提模型直接求解难度大。为了降低所提模型求解的难度, 本文将对非完全可导项进行处理。

注意到本文所提调度模型中的 $C_{\mathcal{G},i}^{\text{cn}}$ 为中间变量(其中 $\mathcal{G}$ 既可以表示常规火电, 也可以表示碳捕集电厂), 因此可对本文所提模型做等效处理, 即删除式(5), 同时将式(1)中的目标函数变为下式:

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i \in \Omega_W} C_{w,i} + \sum_{i \in \Omega_G} (C_{G,i}^{\text{co}} + C_{G,i}^{\text{ca}} + C_{G,i}^{\text{cc}} + \\ & \sum_{f \in \Omega_f} \mu_f \psi_{G,i} |P_{G,i,f} - P_{G,i}|) + \\ & \sum_{i \in \Omega_{CG}} (C_{CG,i}^{\text{co}} + C_{CG,i}^{\text{ca}} + C_{CG,i}^{\text{cc}} + \\ & \sum_{f \in \Omega_f} \mu_f \psi_{CG,i} |P_{CG,i,f} - P_{CG,i}|) \end{aligned}$$

此时, 本文所提调度模型变为目标函数含有

绝对值项的最小化问题。因此, 可通过数学优化领域关于最小化问题目标函数中绝对值项的常见处理方法对它进行处理, 即用 $\phi_{\mathcal{G},i,f}$ 替代 $\mu_f \psi_{\mathcal{G},i} |P_{\mathcal{G},i,f} - P_{\mathcal{G},i}|$ (包括 $\phi_{G,i,f}$ 替代 $\mu_f \psi_{G,i} |P_{G,i,f} - P_{G,i}|$ 、 $\phi_{CG,i,f}$ 替代 $\mu_f \psi_{CG,i} |P_{CG,i,f} - P_{CG,i}|$), 并增加如下约束:

$$-\phi_{\mathcal{G},i,f} \leq \mu_f \psi_{\mathcal{G},i} (P_{\mathcal{G},i,f} - P_{\mathcal{G},i}) \leq \phi_{\mathcal{G},i,f} \quad (43)$$

文献[20]中可见这种处理目标函数中绝对值项的常见方法的使用。从该过程可以看出, 通过 $\phi_{\mathcal{G},i,f}$ 替代 $\mu_f \psi_{\mathcal{G},i} |P_{\mathcal{G},i,f} - P_{\mathcal{G},i}|$ 可得到 $C_{\mathcal{G},i}^{\text{cn}} = \sum_{f \in \Omega_f} \phi_{\mathcal{G},i,f}$ 。

因此, 对上节所提模型中非完全可导项的处理方式可以表述如下: 将式(5)处理成式(44), 并增加约束(43)。

$$C_{\mathcal{G},i}^{\text{cn}} = \sum_{f \in \Omega_f} \phi_{\mathcal{G},i,f} \quad (44)$$

经过上述处理之后得到的可导优化模型 M_1 为

$$\begin{aligned} \min \quad & \sum_{i \in \Omega_W} C_{w,i} + \sum_{i \in \Omega_G} C_{G,i}^{\text{co}} + C_{G,i}^{\text{ca}} + C_{G,i}^{\text{cc}} + C_{G,i}^{\text{cn}} + \\ & \sum_{i \in \Omega_{CG}} C_{CG,i}^{\text{co}} + C_{CG,i}^{\text{ca}} + C_{CG,i}^{\text{cc}} + C_{CG,i}^{\text{cn}} \end{aligned}$$

s.t. (2)–(4), (6)–(7), (12)–(44)

2.2 基于深度神经网络的第一阶段求解

人工神经网络是通过模拟生物神经系统工作而产生的一类机器学习方法, 已在电力系统潮流计算、稳定性预测等方面得到应用^[21-22]。作为人工神经网络的一种, 全连接型深度神经网络在多个领域展现出了良好的性能^[23-24], 因此本文将构建全连接型深度神经网络 Net_p , 将其用于近似计算前述可导优化模型 M_1 部分决策变量的数值, 并以此为基础近似计算其他决策变量与状态变量的数值, 然后将它们作为第二阶段求解时相应变量的初值。

本文所提模型考虑了 $N-1$ 故障后的校正控制, 即它的最优解与 $N-1$ 故障直接相关, 故本文将故障支路向量纳入深度神经网络 Net_p 的输入特征向量 X :

$$X = [P_{G,0}, P_{CG,0}^{\text{Total}}, P_D, \bar{v}, v_{\text{std}}, \rho_b, \rho_r, \rho_a, \rho_{\mathcal{G},c}, \rho_{\mathcal{G},a}, \mathcal{F}] \quad (45)$$

式中: $P_{G,0}$ 表示前一时段常规火电有功组成的行向量; $P_{CG,0}^{\text{Total}}$ 表示前一时段碳捕集电厂总出力组成的行向量; P_D 表示节点有功负荷组成的行向量; $\bar{v}$ 表示风速期望值组成的行向量; v_{std} 表示风速标准差组成的行向量; ρ_b 表示风电购买价格组成的行向量; ρ_r 表示风电单位备用成本组成的行向量; ρ_a 表

示弃风价格组成的行向量； $\rho_{G,c}$ 表示二氧化碳排放价格组成的行向量； $\rho_{G,a}$ 表示单位大气污染物排放成本组成的行向量； $\mathcal{F}$ 表示由 $N-1$ 故障支路构成的行向量，它的表达式具体如下：

$$\mathcal{F}=[f_1, \dots, f_i, \dots, f_{n_f}] \quad (46)$$

在式(46)中， n_f 表示所考虑的 $N-1$ 故障的数量上限， f_i 表示第 i 个 $N-1$ 故障。对于不同的 $N-1$ 故障集而言，本文所提模型的决策变量数量可能不同，即所提模型的决策变量数量随 $N-1$ 故障的数量而变化。为了保证深度神经网络 Net_p 的输出变量个数不变，本文仅仅将正常运行下的决策变量用于构建深度神经网络 Net_p 的输出向量 $\mathbf{Z}_{\text{Net}_p}$ ，即

$$\mathbf{Z}_{\text{Net}_p}=[\mathbf{P}_G, \mathbf{P}_{CG}^{\text{Total}}, \mathbf{P}_W, \boldsymbol{\lambda}]$$

式中： $\mathbf{P}_G$ 表示正常运行状态常规火电有功组成的行向量； $\mathbf{P}_{CG}^{\text{Total}}$ 表示正常运行状态碳捕集电厂总有功组成的行向量； $\mathbf{P}_W$ 为风电调度出力组成的行向量； $\boldsymbol{\lambda}$ 表示碳捕集电厂二氧化碳捕集率组成的行向量。

在深度神经网络 Net_p 样本的产生过程中，本文首先随机生成故障支路的数量 n_s ，然后再对故障支路编号随机生成。如果所生成的 $N-1$ 故障数量 n_s 小于其上限 n_f ，那么对于 $n_s < i \leq n_f$ ，本文进一步令 $f_i = 0$ 。对于深度神经网络 Net_p 样本中的其他输入变量，本文通过在一定范围内对输入变量的数值进行随机生成得到。在此基础上，给定输入变量的数值，本文通过优化软件对可导优化模型 M_1 进行求解，从而得到相应的输出变量数值，以此来构建样本中的输出变量数值。在本文中，深度神经网络 Net_p 的训练算法为经典的 Levenberg-Marquardt 算法，训练所采用的损失函数为均方误差函数。由于本文所提深度神经网络 Net_p 的输入向量并无涉及电网拓扑结构，因此深度神经网络 Net_p 的训练没有同时考虑多种拓扑结构。如果同时给定 n 种电网拓扑下的样本数据，则对于其中的任意一种电网拓扑结构，根据该拓扑结构下的样本数据对深度神经网络 Net_p 进行训练，得到该拓扑结构下深度神经网络 Net_p 的参数。在此基础上，本文方法需要根据电网拓扑结构选择相应的深度神经网络 Net_p 参数。

从 $\mathbf{Z}_{\text{Net}_p}$ 的表达式可以看出，通过深度神经网络 Net_p 求解之后，仅可以得到模型 M_1 部分变量的数值。为了近似计算其他变量的数值，进而提升本文所提方法第二阶段的计算速度，本文采用如下方法计算用于第二阶段求解的其他变量初值：

第一步：根据 $\mathbf{P}_{CG}^{\text{Total}}$ 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 来计算碳捕集电厂向电网注入的有功功率以及其他相关变量的数值，然后将它们作为第二阶段求解时相应变量的初值。

第二步：根据经典直流潮流算法计算正常运行状态的节点电压相角、支路传输功率等变量的数值，然后将它们作为第二阶段求解时相应变量的初值。

第三步：将向量 $\mathbf{Z}_{\text{Net}_p}$ 和第一步所得的正常运行下的变量数值近似作为所有 $N-1$ 故障情况下相应变量的数值，然后将其作为第二阶段求解时相应变量的初值。譬如，对于故障 f_1 ，将故障前的常规火电出力作为故障 f_1 下经过校正控制后的常规火电出力。

第四步：对于每个 $N-1$ 故障下经过校正控制后的节点电压相角和支路传输功率，采用 $N-1$ 故障情况下的节点电纳矩阵与故障前的节点注入功率，通过经典的直流潮流算法计算它们的数值，并将它们作为第二阶段求解时相应变量的初值。譬如，对于故障 f_1 ，将故障前的节点注入功率作为故障 f_1 下经过校正控制后的节点注入功率，然后确定故障 f_1 发生后的节点电纳矩阵，最后通过经典的直流潮流算法计算故障 f_1 下经过校正控制后的节点电压相角和支路传输功率。在完成对 $N-1$ 故障下经过校正控制后的节点电压相角和支路传输功率的计算之后，本文根据已得的变量初值计算其他剩余变量的初值。

2.3 基于优化软件的第二阶段求解

在本文所提方法中，第二阶段将采用 GAMS 软件的非线性求解器对模型 M_1 进行求解。众所周知，对于非线性优化问题而言，求解算法所采用的模型变量初值对求解速度具有重要的影响。当变量的初值越靠近最优解对应的数值时，求解速度越快。因此，本文将采用第一阶段求解获得的变量数值作为第二阶段 GAMS 软件求解模型 M_1 时的变量初值。

以常规火电出力、碳捕集电厂总出力、风电调度出力为例，第二阶段求解时它们的初值设置如下：

$$\mathbf{P}_{G,l} = \mathbf{P}_{G,1st}, \quad \mathbf{P}_{CG,l}^{\text{Total}} = \mathbf{P}_{CG,1st}^{\text{Total}}, \quad \mathbf{P}_{W,l} = \mathbf{P}_{W,1st}$$

其中，下标“ l ”和“ $1st$ ”分别用于标注第二阶段优化求解时变量的初值和第一阶段求解得到的变量数值。采用此初值设置方法之后，将有助于加速 GAMS 软件非线性求解器的求解过程。

3 仿真分析

为了验证所提随机调度模型与方法的有效性，

本文将采用 GAMS 软件的 CONOPT 求解器,通过 MATPOWER 软件^[25]的 IEEE 30 节点系统(本文使用的是 MATPOWER 软件中名称为 case_ieee30 的文件)、IEEE 57 节点系统、IEEE 118 节点系统进行仿真分析。由于上述 IEEE 系统不含碳捕集电厂和风电,因此本文对它们进行修改,将原始系统的部分发电机处理为碳捕集电厂或风力发电。具体处理过程为:将部分发电机的类型更改为碳捕集电厂,然后将其原来的有功范围作为碳捕集电厂的有功范围,或根据其他发电机的有功范围进行适当调整;将部分发电机的类型更改为风电,然后将其原来的有功上限作为风电容量。注意:本文未在 IEEE 118 节点系统将部分发电机的类型更改为风电,而是在部分负荷节点加入风电(其容量值为假设值)。本文碳捕集电厂与风电的参数分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 碳捕集电厂参数				
Table 1 Parameters of carbon capture power plants				
系统	节点	功率范围/ MW	碳捕集效率/ 范围	碳排放强度/ (t/MW)
修改后的 IEEE 30 节点系统	11	[0, 100]	[0.7, 0.9]	0.95
修改后的 IEEE 57 节点系统	12	[0, 410]	[0.7, 0.9]	0.9
修改后的 IEEE 118 节点系统	10	[0, 550]	[0.7, 0.9]	0.9
	80	[0, 577]	[0.7, 0.9]	0.9
	113	[0, 136]	[0.7, 0.9]	0.9

表 2 风电参数					
Table 2 Parameters of wind power					
系统	节点	容量/MW	额定风速/ (m/s)*	切入风速/ (m/s)*	切出风速/ (m/s)*
修改后的 IEEE 30 节点系统	5	100	15	5	45
修改后的 IEEE 57 节点系统	8	100	15	5	45
修改后的 IEEE 118 节点系统	8	450	15	5	45
	9	100	15	5	45
修改后的 IEEE 118 节点系统	21	100	15	5	45
	43	150	15	5	45
	71	100	15	5	45
修改后的 IEEE 118 节点系统	95	150	15	5	45

注: *文献[18]在其使用的含两个风电的电力系统中,也采用了这些数值,但没有使用单位。

本文在 IEEE 30 节点系统中使用了文献[17]的大气污染物排放成本函数系数的数值,并对部分系数数值进行了调整;在另外两个 IEEE 系统中,本文对大气污染物排放成本函数系数的数值进行了假设。本节所有分析均假设风速的概率分布为正态分布^[26],以及单个 $N-1$ 故障的发生概率为 0.01。在本节中,深度神经网络 Net_p 的隐藏层个数为 3,所采用的激活函数为对数 S 型函数,训练样本与测试样本的数量分别是 4500 和 500,训练过程均已收敛。本节后续提及的 IEEE 系统均指修改后的 IEEE

系统。

3.1 二氧化碳排放价格对有功随机调度的影响

本小节将以 IEEE 30 节点系统为例,分析二氧化碳排放价格(以下简称为碳排放价格)对所提随机调度方法的影响。本小节将碳排放价格从 5\$/t 变化到 33\$/t,变化间隔为 4\$/t,并同时假设火电的单位大气污染物排放成本为 1800\$/t,风电购买价格为 0.5\$/MW,与风电过估计有关的单位备用成本为 5\$/MW。本小节将 IEEE 30 节点系统的负荷提升至原始数据的 1.15 倍,并假设 $N-1$ 故障支路集合为 {1, 2, 11, 20, 31}。

3.1.1 正常运行状态的出力方案与相关的成本分析

图 1—4 给出了不同碳排放价格下的成本与正常运行状态下发电机出力调度情况。需注意的是,图 4 中常规火电 2 和常规火电 3 的出力数值接近。在图 1—4 中,风速概率参数组合 2 的期望值和标准差分别是风速概率参数组合 1 中相应数值的 2 倍。从图 1—4 中的仿真结果可以看出:

1) 当采用风速概率参数组合 1 时,随着碳排放价格的增加,总成本、总风电成本呈现逐渐增加的趋势,而总燃料成本却逐渐减少,火电的总排放成本(包含大气污染物排放成本与二氧化碳排放成本)先增加然后减小。从图 2 可以看出,总的火电燃

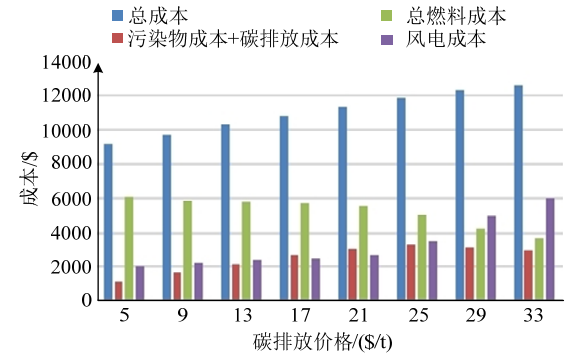


图 1 碳排放价格对成本的影响(风速概率参数组合 1)
Fig. 1 Influence of the carbon emission price on costs (1st combination of probabilistic parameters of wind speed)

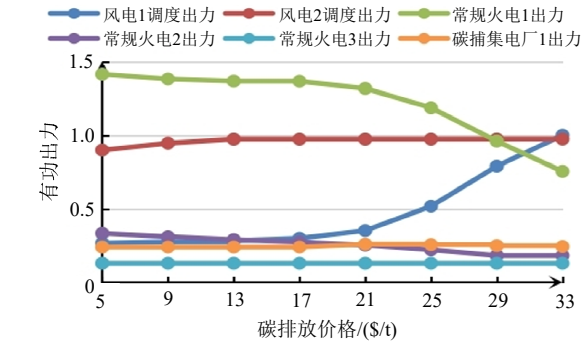


图 2 正常运行状态下的有功调度方案
(风速概率参数组合 1)
Fig. 2 Active power dispatch scheme in the normal state (1st combination of probabilistic parameters of wind speed)

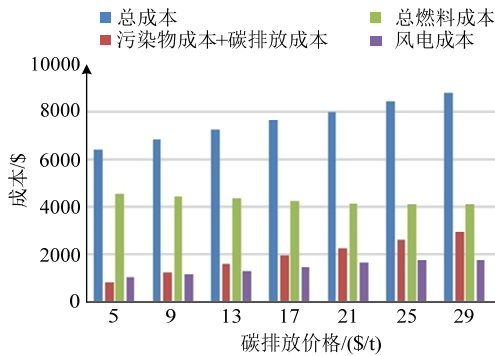
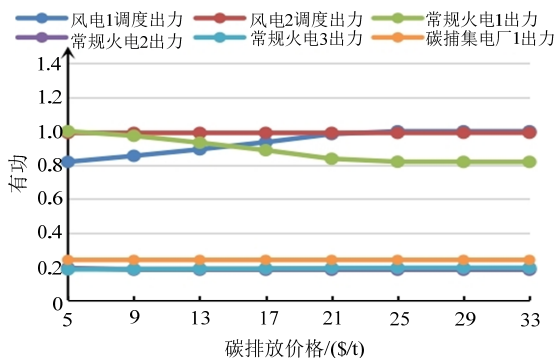


图3 碳排放价格对成本的影响(风速概率参数组合 2)

Fig. 3 Influence of the carbon emission price on costs (2nd combination of probabilistic parameters of wind speed)图4 正常运行状态下的有功调度方案
(风速概率参数组合 2)Fig. 4 Active power dispatch scheme in the normal state (2nd combination of probabilistic parameters of wind speed)

料成本之所以逐渐减少,是因为碳排放价格增加导致总的风电调度出力在不断增加(风电无碳排放成本),部分常规火电的有功出力在不断减小。这说明在上述碳排放价格增加的情况下,增加风电调度出力是更加经济的电力系统运行调度方案。

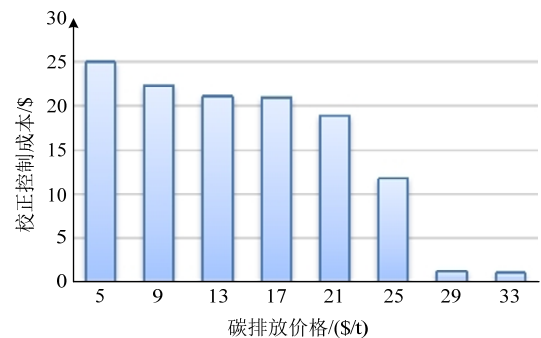
2) 当采用风速概率参数组合 2 时,随着碳排放价格的增加,总成本、火电总排放成本呈现逐渐增加的趋势,而总燃料成本却逐渐减少(当碳排放价格增加到一定程度时变化很小),总风电成本非单调变化。另一方面,相比于风速概率参数组合 1,相同碳排放价格下采用风速概率参数组合 2 时的总成本更小。这是因为风速概率参数组合 2 下风速的期望值更大,导致在这种情况下风电的总有功调度出力越大,这可以从图 2 和图 4 中可以看出。

综上所述,在本节给定参数下,电力系统的总成本随着碳排放价格的增加而不断增加;风速期望值越大,电力系统的总成本越低。

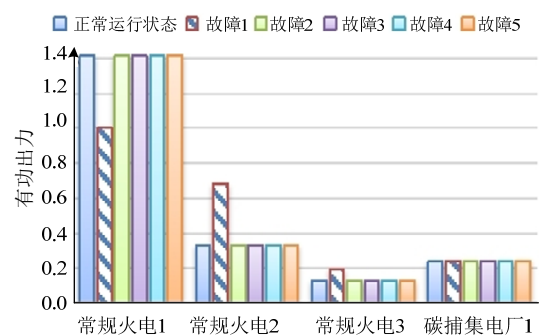
3.1.2 故障后出力调整情况与成本分析

如图 5 所示,它给出了风速概率参数组合 1 这种情况下碳排放价格对 $N-1$ 故障后校正控制总成本的影响。需要注意的是,校正控制成本中考虑了 $N-1$ 故障发生的概率(本文假设单个 $N-1$ 故障发生

的概率为 0.01),因而图 5 中校正控制总成本的数值小。从图 5 中可以看出,随着碳排放价格的增加,故障后校正控制总成本呈现逐渐下降的趋势,这说明总体上火电在故障后的出力调整幅度越来越小。如图 2 所示,随着碳排放价格的增加,正常状态下部分电源的出力变化幅度较大,例如常规火电 1。正常状态下电源有功出力的变化将导致电网有功潮流分布发生变化,影响 $N-1$ 故障后潮流的变化情况,进而影响到 $N-1$ 故障后的校正控制。因此,在本文给定的仿真参数下,正常状态常规火电 1 的出力变化是影响故障后校正控制总成本的重要因素。

图5 碳排放价格对故障后火电出力调整成本的影响
Fig. 5 Influence of the carbon emission price on the post-contingency output adjustment cost

如图 6—7 所示,它们给出了不同碳排放价格下故障前后的常规火电和碳捕集电厂的出力情况,两图中“故障”后面的数字为故障编号,例如故障 3 指前述故障支路集合中的第 3 个故障。从图中可以看出,在不同碳排放价格下,故障前的火电出力存在不同的情况,这会导致电网潮流分布不同,进而使得故障后经过校正控制的火电出力出现不同的情况。以常规火电 2 为例,在故障 1 发生后,如果 $\rho_{G,ci}=25\$/t$,则经过校正控制后它的出力略微超过 0.4。与此不同,如果 $\rho_{G,ci}=5\$/t$,则经过校正控制后它的出力超过 0.6。此外,值得注意的是,在图 6—7 中,部分故障发生后火电出力没有调整,这说明在这些故障发生后不会出现支路过载。

图6 当 $\rho_{G,ci}=5\$/t$ 时故障前后的火电出力情况
Fig. 6 Pre-contingency and post-contingency thermal generator outputs when $\rho_{G,ci}=5\$/t$

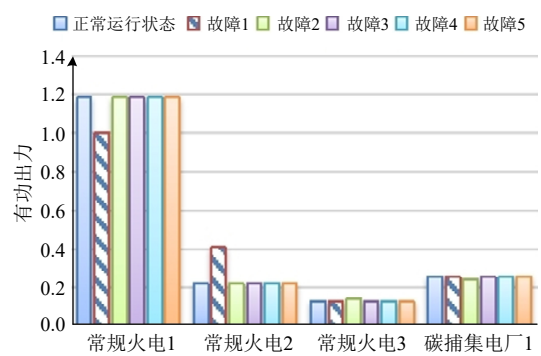


图 7 当 $\rho_{G,c,i}=25\$/t$ 时故障前后的火电出力情况
Fig. 7 Pre-contingency and post-contingency thermal generator outputswhen $\rho_{G,c,i}=25\$/t$

3.2 所提模型求解方法的计算性能分析

3.2.1 全连接型深度神经网络 Net_p 的计算误差分析

本文所构建的深度神经网络 Net_p 的预测精度影响本文所提方法的计算速度。本小节将以 IEEE 30 节点系统为例，分析深度神经网络 Net_p 的预测精度。本小节分析采用表 3 中的故障集合 1。本小节后续分析均基于归一化的样本数据。为描述方便，本小节下面提到的数据不再注明“归一化”。

表 3 计算性能分析所采用的 $N-1$ 故障支路集合
Table 3 Sets of the $N-1$ contingencies used in the computational performance analysis

	故障集合 1	故障集合 2
IEEE 30 节点系统	{21, 23, 25, 27, 30, 35, 39}	{1, 4, 5, 8, 9, 14, 18}
IEEE 57 节点系统	{1, 2, 5, 7, 9, 17, 30}	{1, 3, 5, 15, 19, 21, 30}
IEEE 118 节点系统	{1, 3, 5, 17, 19, 21, 23}	{1, 3, 5, 10, 11, 20, 115}

图 8 和图 9 以常规火电 1 和常规火电 2 为例，给出了测试集的有功真实值与预测值之间的散点图，图中纵坐标表示预测值，横坐标表示真实值。从图 8 和图 9 可以看出，测试集的数据点大体上位于经过原点且斜率为 1 的直线附近，反映出预测值能够比较好地匹配真实值，这说明深度神经网络 Net_p 具有良好的预测精度。图 10 针对测试集给出了深度神经网络 Net_p 预测结果的均方根误差、输出变量真实值的平均值。从图中可以看出，相对于输

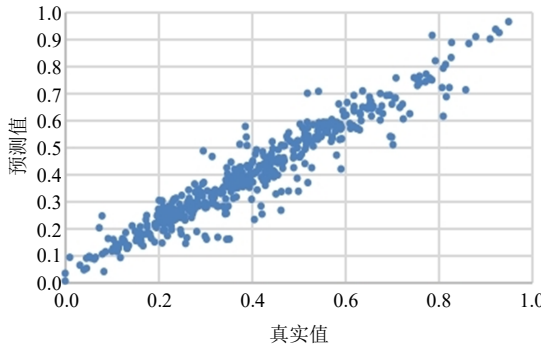


图 8 测试集中常规火电 1 出力真实值与预测值的散点图
Fig. 8 Scatter diagram of precise values and predicted values of the output of the conventional thermal generator 1 in test set

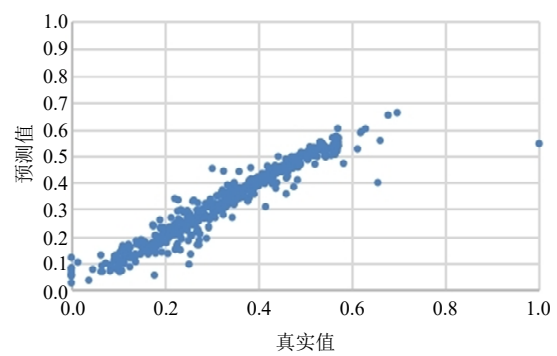


图 9 测试集中常规火电 2 出力真实值与预测值的散点图
Fig. 9 Scatter diagram of precise values and predicted values of the output of the conventional thermal generator 2 in test set

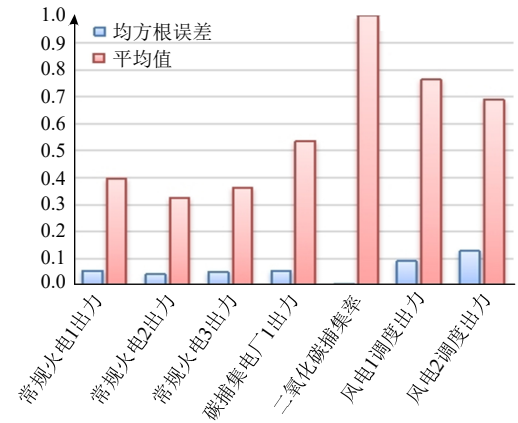


图 10 测试集输出变量的均方根误差与平均值
Fig. 10 Root mean squared errors and average values of the output variables in the test set

出变量真实值的平均值，均方根误差明显小得多，这也说明深度神经网络 Net_p 具有良好的预测精度。

3.2.2 所提方法的计算效率分析

为了验证本文所提融合深度神经网络的模型求解方法的计算效率，本节将直接求解这种方法(采用 GAMS 求解器)作为对比对象。本节采用的 $N-1$ 故障集合具体如表 3 所示。仿真结果如图 11—13 以及表 4 所示，图中计算时间减小率 α 是指本文方法减少的计算时间 ΔT 相对于直接求解方法计算时间 T_D 的百分数，即 $\alpha=\Delta T/T_D\times 100\%$ 。

从图 11—13 可以看出，对于 IEEE 30 节点系统，本文所提方法计算时间减小率的最小值接近 5%，最大值超过 20%；对于 IEEE 57 节点系统，本文所提方法计算时间减小率的最大值超过 25%。对于 IEEE 118 节点系统，本文所提方法计算时间减小率的最小值超过 15%，最大值超过 60%。上述结果表明，本文所提方法在许多情况下的计算速度显著优于直接求解这种方法。从仿真结果还可以看出，节点规模越大，本文所提方法的计算速度平均提升效果越好。这说明本文所提方法的计算速度提升效果与电力系统规模之间具有比较强的联系。

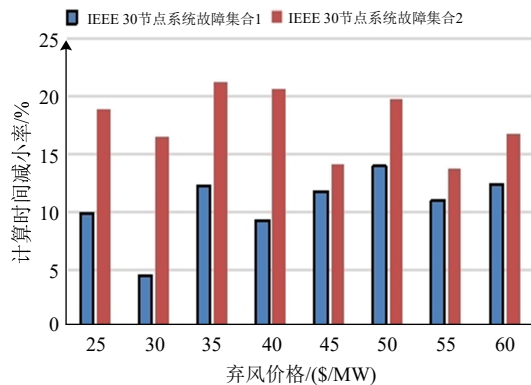


图 11 IEEE30 节点系统的计算效率

Fig. 11 Computational efficiencies in IEEE 30 bus system

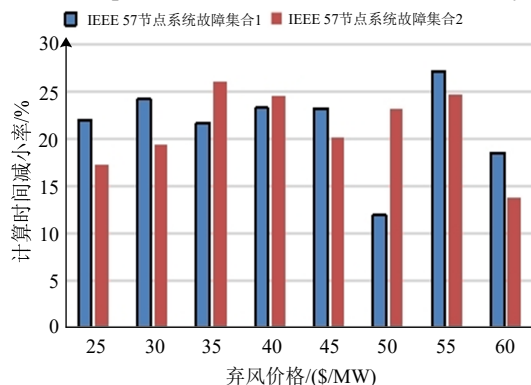


图 12 IEEE57 节点系统的计算效率

Fig. 12 Computational efficiencies in IEEE 57bus system

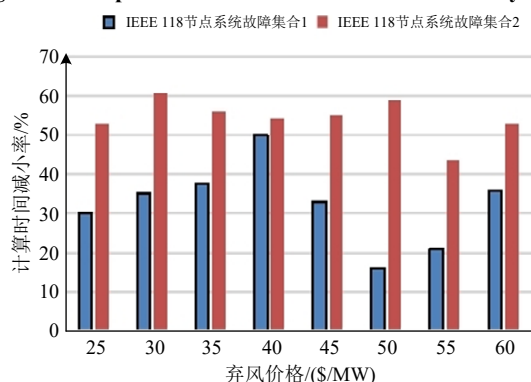


图 13 IEEE118 节点系统的计算效率

Fig. 13 Computational efficiencies in IEEE 118 bus system

表 4 IEEE 30 节点系统计算时间的对比
Table 4 Comparison of computational time in IEEE 30 bus system

$\rho_{\text{wind}}/(\$/\text{MW})$	本文方法/s	直接求解方法/s
25	2.87	3.19
30	2.95	3.09
35	2.74	3.12
40	2.92	3.22
45	2.77	3.14
50	2.71	3.15
55	2.78	3.12
60	2.73	3.12

表 4 以 IEEE 30 节点系统为例, 从计算时间的角度对比了本文方法与直接求解这种方法。从表 4 可以看出, 本文方法的计算时间小于直接求解方法

的计算时间, 这进一步说明了本文方法的有效性。

4 结论

本文考虑碳捕集电厂、常规火电、风电等多类型电源的运行特性以及 $N-1$ 故障等因素, 建立了面向环保、经济、安全运行的电力系统有功随机调度模型, 并提出了融合全连接型深度神经网络的快速高效求解方法。本文通过 3 个修改后的 IEEE 测试系统对所提模型与方法进行了仿真分析。结果表明:

1) CO_2 的排放价格不仅对电力系统的运行成本产生重要的影响, 也会对正常运行状态的出力方案与 $N-1$ 故障后的火电出力调整方案产生重要的影响。

2) 相比于直接求解这种方法, 本文所提方法可以有效减小计算时间, 提高所提模型的求解速度。

参考文献

- [1] MANCARELLA P, BILLIMORIA F. The fragile grid: the physics and economics of security services in low-carbon power systems[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2021, 19(2): 79-88.
- [2] HOLTINENH, KIVILUOMAJ, FLYNN, et al. System impact studies for near 100% renewable energy systems dominated by inverter based variable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 3249-3258.
- [3] O'CONNELL, PHADKEA, O'BOYLEM, et al. Carbon-free energy: how much, how soon?[J]. IEEE Power and Energy Magazine, 2021, 19(6): 67-76.
- [4] LEJEUNEM A, DEGHANIANP. Optimal power flow models with probabilistic guarantees: a boolean approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4932-4935.
- [5] NOSAIR H, BOUFFARD F. Economic dispatch under uncertainty: the probabilistic envelopes approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 1701-1710.
- [6] FILABADI M D, AZAD S P. Robust optimisation framework for SCED problem in mixed AC-HVDC power systems with wind uncertainty[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(14): 2563-2572.
- [7] LUBIN M, DVORKIN Y, BACKHAUS S. A robust approach to chance constrained optimal power flow with renewable generation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(5): 3840-3849.
- [8] POOLLA B K, HOTA A R, BOLOGNANI S, et al. Wasserstein distributionally robust look-ahead economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2010-2022.
- [9] ARRIGO A, ORDOUDIS C, KAZEMPOUR J, et al. Wasserstein distributionally robust chance-constrained optimization for energy and reserve dispatch: an exact and physically-bounded formulation [J]. European Journal of Operational Research, 2022, 296(1): 304-322.
- [10] MAGHAMI A, URSAVAS E, CHERUKURI A. A two-step approach to wasserstein distributionally robust chance- and security-constrained dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, doi:

- 10.1109/TPWRS.2023.3242468.
- [11] DEY S K, DASH D P, BASU M. Application of NSGA-II for environmental constraint economic dispatch of thermal-wind-solar power system[J]. Renewable Energy Focus, 2022, 43: 239-245.
- [12] GUESMI T, FARAH A, MAROUANI I, et al. Chaotic sine-cosine algorithm for chance-constrained economic emission dispatch problem including wind energy[J]. IET Renewable Power Generation, 2020, 14(10): 1808-1821.
- [13] ALSHAMMARI M E, RAMLI M A M, MEHEDI I M. Hybrid chaotic maps-based artificial bee colony for solving windenergy-integrated power dispatch problem[J]. Energies, 2022, 15(13): 4578.
- [14] AHMED I, REHAN M, BASIT A, et al. Multi-area economic emission dispatch for large-scale multi-fueled power plants contemplating inter-connected grid tie-lines power flow limitations[J]. Energy, 2022, 261: 125178.
- [15] NOURIANFAR H, ABDI H. A new technique for investigating wind power prediction error in the multi-objective environmental economics problem[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(2): 1379-1387.
- [16] AKBARI-DIBAVAR A, MOHAMMADI-IVATLOO B, ZARE K, et al. Economic-emission dispatch problem in power systems with carbon capture power plants[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2021, 57(4): 3341-3351.
- [17] ABIDO M A. Environmental/economic power dispatch using multiobjective evolutionary algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2003, 18(4): 1529-1537.
- [18] HETZER J, YU D C, BHATTARAI K. An economic dispatch model incorporating wind power[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2008, 23(2): 603-611.
- [19] ABDILAH A M, MUSTAFA M W. Carbon capture power plants: decoupled emission and generation outputs for economic dispatch[J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2017, 63: 12-19.
- [20] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. 7th ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2009.
- [21] LOPEZ-GARCIA T B, DOMÍNGUEZ-NAVARRO J A. Power flow analysis via typed graph neural networks[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 117: 105567.
- [22] AZMAN S K, ISBEIH Y J, EL MOURSI M S, et al. A unified online deep learning prediction model for small signal and transient stability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(6): 4585-4598.
- [23] DOBRE E I, LAMPE L. Data-driven soft demapping for residual impairments channels[J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(11): 2611-2615.
- [24] SINGH M K, KEKATOS V, GIANNAKIS G B. Learning to solve the AC-OPF using sensitivity-informed deep neural networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2833-2846.
- [25] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SÁNCHEZ C E, THOMAS R J. MATPOWER: steady-state operations, planning, and analysis tools for power systems research and education[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(1): 12-19.
- [26] AKSOY H, TOPRAK Z F, AYTEK A, et al. Stochastic generation of hourly mean wind speed data[J]. Renewable Energy, 2004, 29(14): 2111-2131.



陈远扬

在线出版日期: 2023-12-15。

收稿日期: 2023-08-05。

作者简介:

陈远扬(1987), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统分析与优化等, E-mail: hndlcyy@qq.com;

谭益(1987), 男, 通信作者, 副教授, 主要研究方向为电力系统运行优化与控制等, E-mail: yibirthday@126.com。

(责任编辑 赵梓含)