doi：10. 14186/j. cnki. 1671-6620. 2026. 147

基于物理信息神经网络的钢铁行业虚拟电厂多目标优化调度

宫飞翔[1]，王　珣[2,3]，张梓乾[1]，刘铠诚[1]，程　明[2,3]
（1. 中国电力科学研究院有限公司，北京 100192；2. 国网冀北电力有限公司，北京 100032；
3. 智能配用电装备与系统全国重点实验室，天津 300401）

摘　要：钢铁行业负荷规模大、调节潜力强，可为高比例新能源接入下的工业虚拟电厂提供灵活性支撑.针对钢铁生产受最低生产边界、爬坡限制、日电量任务和余热利用耦合等工艺的约束，传统调度方法难以兼顾经济性、低碳性与新能源消纳的问题.本文首先构建由 8 家钢铁企业组成的典型日虚拟电厂场景，建立了以运行成本、碳排放和新能源消纳为目标的多目标优化调度模型，并将生产边界、爬坡限制、日电量任务、余热发电耦合及储能状态约束纳入统一框架.其次，构建了物理信息神经网络（PINN），通过状态重建和复合损失函数，实现目标优化与约束满足的联合训练.最后，24、1 h 分辨率典型日算例表明，本文所提方法相较于受分解多目标进化算法（MOEA/D）和受参考向量引导进化算法（RVEA），综合目标值分别降低约 3.4% 和 4.8%，新能源消纳率分别提高 10.9 和 7.8 个百分点，可为高耗能工业虚拟电厂低碳协同调度提供参考.

关键词：虚拟电厂；钢铁企业；多目标优化调度；新能源消纳；物理信息神经网络
中图分类号：TF 089；TP 183　　**文献标志码**：A　　**文章编号**：1671-6620(2026)05-0434-09

Multi-objective optimization scheduling of steel-industry virtual power plants based on physics-informed neural networks

Gong Feixiang[1], Wang Xun[2,3], Zhang Ziqian[1], Liu Kaicheng[1], Cheng Ming[2,3]
(1. China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100192, China; 2. State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd., Beijing 100032, China; 3. State Key Laboratory of Intelligent Power Equipment and System, Tianjin 300401, China)

Abstract: The large load scale and strong regulation potential of the steel industry can provide flexibility support for industrial virtual power plants under high-proportion renewable energy integration. To address the difficulty of conventional scheduling methods in simultaneously balancing economy, low carbon emissions, and renewable energy accommodation under process constraints in steel production, including minimum production boundaries, ramping limits, daily electricity consumption tasks, and waste-heat utilization coupling, this paper first constructs a typical-day virtual power plant scenario consisting of eight steel enterprises. A multi-objective optimal scheduling model is then established with operating cost, carbon emissions, and renewable energy accommodation as the optimization objectives, while production boundaries, ramping limits, daily electricity consumption tasks, waste-heat power generation coupling, and energy storage state constraints are incorporated into a unified framework. Second, a physics-informed neural network-based optimization method is proposed, in which state reconstruction and a composite loss function are used to achieve joint training for objective optimization and constraint satisfaction. Finally, a typical-day case study with a 24-hour horizon and 1-hour resolution shows that, compared with MOEA/D and RVEA, the proposed method reduces the comprehensive objective value by approximately 3.4% and 4.8%, respectively, and increases the renewable energy accommodation rate by 10.9 and 7.8 percentage points, respectively. The proposed method can provide a reference for low-carbon collaborative scheduling of energy-intensive industrial virtual power plants.

Key words: virtual power plant; steel enterprise; multi-objective optimal dispatch; renewable energy consumption; physics-informed neural network

收稿日期：2026-05-29.
基金项目：智能电网国家重大专项（2030）资助项目（2025ZD0806300）.
作者简介：宫飞翔（1986-），男，高级工程师，E-mail：gongfeixiangouc@126. com.

引文格式：宫飞翔，王珣，张梓乾，等. 基于物理信息神经网络的钢铁行业虚拟电厂多目标优化调度［J］. 材料与冶金学报，2026，25（5）：434-442.（Gong Feixiang，Wang Xun，Zhang Ziqian，et al. Multi-objective optimization scheduling of steel-Industry virtual power plants based on physics-informed neural networks［J］. Journal of Materials and Metallurgy，2026，25（5）：434-442.）

在“双碳”目标驱动下，以新能源为主体的新型电力系统加速构建，风电、光伏等可再生能源装机占比持续提升[1]．然而，新能源出力的强随机性和波动性给电力系统的安全稳定运行带来了严峻挑战，系统对灵活性调节资源的需求愈发迫切．虚拟电厂通过聚合分布式电源、储能和可调负荷，将分散资源转化为可统一调度和交易的灵活性资源，是提升需求侧响应能力的重要技术路径[2-3]．钢铁行业作为典型连续流程工业[4]，负荷规模大、调节空间广且余热资源丰富，是虚拟电厂重要的优质灵活性资源[5-6]．与一般园区型虚拟电厂中的楼宇、充电设施或可中断负荷不同，钢铁生产负荷具有连续运行特征，负荷调整需满足最低生产边界、爬坡限制和日电量任务；同时，余热发电来源于生产过程热能回收，其出力与生产负荷耦合，不能简单视为独立电源．因此，钢铁行业虚拟电厂调度需在经济运行、低碳排放、新能源消纳和生产安全之间进行协同优化[7-8]．

在此背景下，虚拟电厂的资源聚合建模与优化调度方法成为研究热点．在资源聚合建模方面，研究者们多聚焦于分布式电源出力特性聚合[9-10]、可调节负荷可行域刻画[11-12]、多能互补系统等值建模等，通过参数辨识、场景聚类和凸包逼近等方法为异质资源的统一表征提供了理论基础．优化调度研究多以经济性、低碳性[13]、可靠性[14]等作为单一优化目标构建调度模型，且主要采用混合整数规划、随机优化[15-16]、鲁棒优化[17]等方法进行求解．但上述研究多面向商业园区等柔性负荷场景，对钢铁行业连续生产约束、负荷平稳调节以及余热耦合关系考虑不足，难以直接适用于多目标、多变量和强工艺约束并存的钢铁行业虚拟电厂调度问题[18]．物理信息神经网络（physics-informed neural network，PINN）具备端到端求解、约束可微嵌入和快速前向推理等优势，通过将多重约束嵌入损失函数能够实现多目标优化与约束满足的联合训练，使模型主动逼近可行域，有效降低了对复杂显式求解过程的依赖[19-20]．

基于此，本文面向钢铁行业虚拟电厂典型日优化调度问题，构建由 8 家钢铁企业组成的源荷储聚合调度场景，建立以运行成本、碳排放和新能源消纳为目标的多目标优化模型，并将生产边界、爬坡限制、日生产任务、余热发电耦合、储能状态约束和新能源利用约束统一纳入优化框架．在此基础上，构建 PINN 进行求解，通过状态重建机制和复合损失函数设计，以期实现目标优化与工艺约束满足的联合训练．

1　钢铁行业虚拟电厂多目标调度模型构建

图 1 示出了本文构建的钢铁行业虚拟电厂系统结构．系统以虚拟电厂调度中心为核心，聚合 8 家钢铁企业内部的分布式光伏、分散式风电、余热发电、电池储能及可调节生产负荷等资源，并结合典型日分时电价、风光可利用功率和企业生产负荷需求，形成日内协同调度方案．调度中心通过统一优化各类源荷储资源，在满足钢铁连续生产约束的前提下，实现降低运行成本、减少碳排放和提高新能源消纳能力的综合目标．

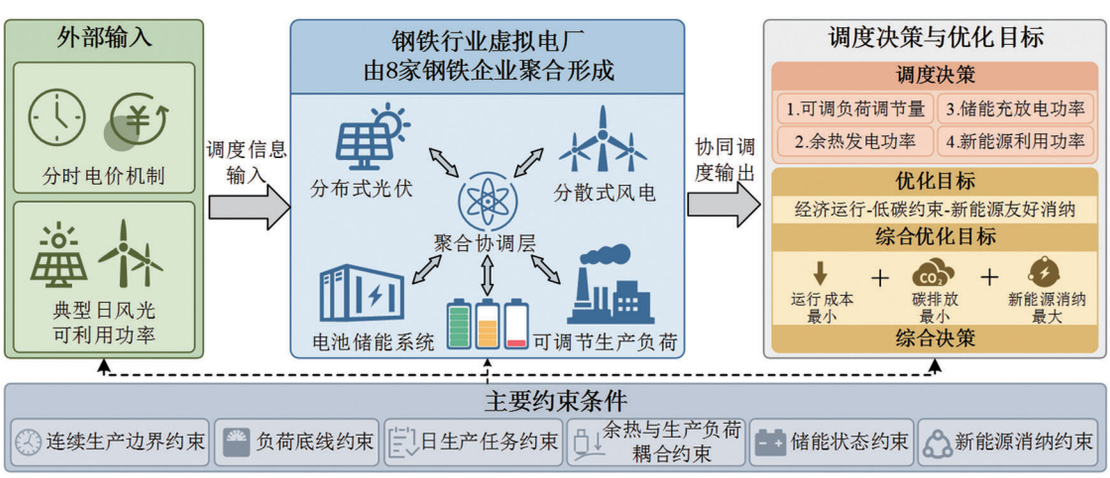


图 1　钢铁行业虚拟电厂系统架构图

Fig. 1　System architecture of steel industry virtual power plant

1.1　多目标优化模型构建

（1）运行成本目标．系统运行成本主要包括电网购售电成本、余热发电运行成本、可调节负荷调节代价及储能充放电循环成本．设 $i=1,2,\cdots,N$

表示钢厂编号，$t=1,2,\cdots,T$ 表示调度时段，其中 $N=8$，$T=24$，调度时间间隔为 1 h.全文功率变量单位统一为 MW，电量变量单位统一为 MWh.总运行成本可表示为

$$F_1=\sum_{t=1}^{24}\sum_{i=1}^{8}[\lambda_t^{\mathrm{buy}}P_{i,t}^{\mathrm{in}}-\lambda_t^{\mathrm{sell}}P_{i,t}^{\mathrm{out}}+c_i^{\mathrm{wh}}P_{i,t}^{\mathrm{wh}}+c_i^{\mathrm{adj}}P_{i,t}^{\mathrm{adj}}+c_i^{\mathrm{es}}(P_{i,t}^{\mathrm{ch}}+P_{i,t}^{\mathrm{dis}})]\Delta t \tag{1}$$

式中：λ_t^{buy} 和 $\lambda_t^{\mathrm{sell}}$ 分别为购电电价和售电电价；$P_{i,t}^{\mathrm{in}}$ 和 $P_{i,t}^{\mathrm{out}}$ 分别为与电网的购电功率和上网功率；$P_{i,t}^{\mathrm{wh}}$、$P_{i,t}^{\mathrm{adj}}$、$P_{i,t}^{\mathrm{ch}}$、$P_{i,t}^{\mathrm{dis}}$ 分别为余热发电功率、可调节负荷调节量、储能充电功率和储能放电功率；c_i^{wh}、c_i^{adj} 和 c_i^{es} 分别为对应的运行成本系数.需要说明的是，可调节负荷代价本质上反映了生产组织调整和工艺扰动带来的附加成本，故钢铁工艺特性已通过成本项得到体现，而未单独扩展为新的顶层目标.

(2)碳排放目标.系统碳排放主要来源于电网购电和余热发电过程，可表示为

$$F_2=\sum_{t=1}^{24}\sum_{i=1}^{8}(\eta^{\mathrm{grid}}P_{i,t}^{\mathrm{in}}+\eta^{\mathrm{wh}}P_{i,t}^{\mathrm{wh}})\Delta t \tag{2}$$

式中：η^{grid} 和 η^{wh} 分别为电网购电排放因子和余热发电排放因子.

(3)新能源消纳目标.考虑光伏和风电的波动性，本文以新能源弃电量最小化刻画新能源友好消纳目标，即

$$F_3=\sum_{t=1}^{24}\sum_{i=1}^{8}(P_{i,t}^{\mathrm{pv}}+P_{i,t}^{\mathrm{wd}}-P_{i,t}^{\mathrm{ren}})\Delta t \tag{3}$$

式中：$P_{i,t}^{\mathrm{pv}}$ 和 $P_{i,t}^{\mathrm{wd}}$ 分别为光伏与风电可利用功率；$P_{i,t}^{\mathrm{ren}}$ 为实际新能源利用功率.

(4)综合目标表达.对各子目标进行归一化处理后，建立固定权重综合目标函数：

$$F=\omega_1\frac{F_1}{F_1^{\mathrm{ref}}}+\omega_2\frac{F_2}{F_2^{\mathrm{ref}}}+\omega_3\frac{F_3}{F_3^{\mathrm{ref}}} \tag{4}$$

式中：ω_1、ω_2 和 ω_3 分别为成本、碳排放和新能源消纳目标的权重系数，且满足 $\omega_1+\omega_2+\omega_3=1$.本文采用固定权重形式，结合钢铁企业的实际调度需求，将运行成本、碳排放和新能源弃电量目标的权重分别设置为 0.45、0.35 和 0.20.其中运行成本权重设置为 0.45，主要考虑钢铁企业负荷规模大、连续生产时间长，购电费用、负荷调节成本和储能运行成本会直接影响企业生产经营效益，故经济性在调度决策中占据较高比重.碳排放权重设置为 0.35，主要考虑钢铁行业属于高耗能、高排放行业，在满足生产任务和经济运行要求的同时，需要兼顾电网购电和余热发电产生的碳排放.新能源弃电量权重设置为 0.20，用于引导系统提高风电和光伏消纳水平，但考虑到新能源消纳不能以破坏连续生产、显著增加运行成本或引起储能越界为代价，故其权重相对较低.上述权重体现了“经济运行优先、低碳运行并重、新能源消纳兼顾”的工程决策逻辑.

1.2 钢铁行业约束条件建模

为保证调度结果符合钢铁企业实际运行规律，本文在模型中显式引入生产约束、负荷平稳性、余热耦合和储能运行等约束条件.

(1)功率平衡约束.在每个时段内，钢厂实际负荷应由新能源利用、余热发电、储能充放电，以及电网交互共同平衡，即

$$P_{i,t}^{\mathrm{grid}}=P_{i,t}^{\mathrm{load}}-P_{i,t}^{\mathrm{ren}}-P_{i,t}^{\mathrm{wh}}-P_{i,t}^{\mathrm{dis}}+P_{i,t}^{\mathrm{ch}} \tag{5}$$

式中：$P_{i,t}^{\mathrm{grid}}$ 为电网净交换功率，正值表示购电，负值表示上网；$P_{i,t}^{\mathrm{load}}$ 为钢厂实际生产负荷.

(2)连续生产边界约束.钢铁企业属于连续流程工业，生产负荷不能任意中断或降至过低水平，因此需满足生产上下界约束：

$$P_i^{\min}\leqslant P_{i,t}^{\mathrm{load}}\leqslant P_i^{\max},\forall i,t \tag{6}$$

式中：$P_i^{\min}$ 和 $P_i^{\max}$ 分别表示钢厂 i 的最小和最大生产边界.

(3)爬坡约束.为保证热工设备及连续工序平稳运行，相邻时段负荷变化量受限：

$$P_{i,t}^{\mathrm{load}}-P_{i,t-1}^{\mathrm{load}}\leqslant R_i,\forall i,t \tag{7}$$

式中：R 为钢厂 i 的负荷爬坡上限.

(4)日生产任务约束.为避免调度优化影响全天生产任务完成情况，设置日生产任务约束：

$$\sum_{t=1}^{24}P_{i,t}^{\mathrm{load}}\Delta t\geqslant E_i^{\mathrm{day}},\forall i \tag{8}$$

式中：E_i^{day} 为钢厂 i 在典型日内应完成的最低生产任务需求，MWh.由于式(8)对各时段生产负荷进行累加，因此，E_i^{day} 表示典型日最低生产任务对应的等效生产电量，用于保证优化调度过程中不会因过度削减生产负荷而影响全天生产任务完成.

(5)余热发电耦合约束.钢铁企业余热发电来源于生产过程中的热能回收，其出力水平不应脱离生产负荷独立变化.设热工负荷比例为 ρ_i，余热耦合系数为 α_i，则余热发电出力满足

$$\begin{aligned}&P_{i,t}^{\mathrm{wh}}\leqslant\min(P_i^{\mathrm{wh,max}},\alpha_i\rho_iP_{i,t}^{\mathrm{load}})\\&P_i^{\mathrm{wh,min}}\leqslant P_{i,t}^{\mathrm{wh}}\leqslant P_i^{\mathrm{wh,max}}\end{aligned} \tag{9}$$

该约束反映了余热发电随生产负荷变化而变化的工业耦合关系.其中，余热耦合系数用于描述钢铁生产负荷与余热发电能力之间的对应关系，其取值由企业余热回收系统运行特性

确定.

(6)储能状态约束.储能荷电状态满足上下界限制：

$$SOC_i^{\min} \leqslant SOC_{i,t} \leqslant SOC_i^{\max} \tag{10}$$

其动态递推关系为

$$SOC_{i,t} = SOC_{i,t-1} + \left(\frac{\eta_i^{\mathrm{ch}} P_{i,t}^{\mathrm{ch}}}{E_i^{\mathrm{bat}}} - \frac{P_{i,t}^{\mathrm{dis}}}{\eta_i^{\mathrm{dis}} E_i^{\mathrm{bat}}} \right) \Delta t \tag{11}$$

式中：E_i^{bat} 为储能容量；η_i^{ch} 和 η_i^{dis} 分别为充放电效率.

(7)新能源利用约束.新能源实际利用功率不能超过风电和光伏的可利用功率之和，即

$$0 \leqslant P_{i,t}^{\mathrm{ren}} \leqslant P_{i,t}^{\mathrm{pv}} + P_{i,t}^{\mathrm{wd}} \tag{12}$$

该约束与新能源弃电惩罚共同作用，用于引导系统优先吸纳可再生能源.

2　优化算法

2.1　物理信息神经网络

针对钢铁行业虚拟电厂多目标优化调度模型，本文采用 PINN 进行求解，将钢铁虚拟电厂的功率平衡、生产边界、爬坡限制、日生产任务、余热发电耦合、储能状态约束和新能源利用约束嵌入训练损失函数中，使网络在参数更新过程中同时受到优化目标和工业运行约束的共同校正.图 2 给出了本文所构建的 PINN 总体结构.该网络以钢厂运行特征及企业嵌入信息为输入，经主干网络生成各类调度变量，并通过状态重建计算实际运行状态，进一步将优化目标与物理约束残差共同构成损失函数，通过反向传播实现网络参数迭代更新.

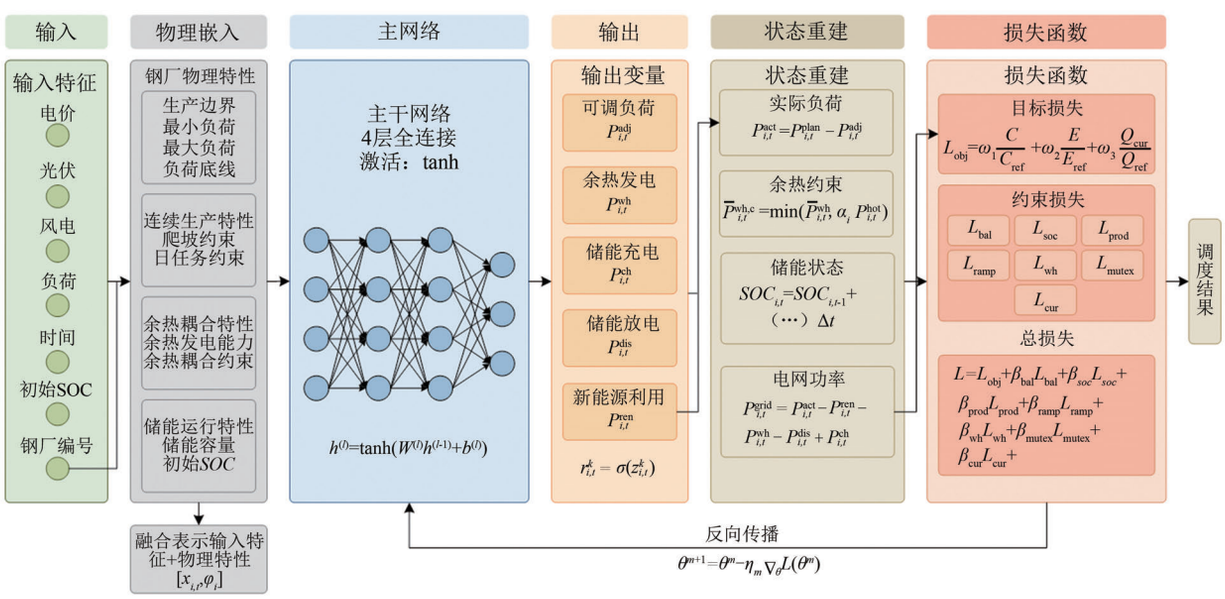


图 2　PINN 结构图

Fig. 2　PINN architecture diagram

神经网络输出调度变量后，并不直接以输出结果评价优劣，而是依据建立的运行关系重建实际生产负荷、电网交互功率、储能荷电状态、新能源弃电量和余热发电耦合边界.随后，将综合目标函数和各类约束残差共同构造成复合损失函数，通过反向传播更新网络参数.训练目标可表示为

$$\theta^* = \arg\min_\theta L(\theta) \tag{13}$$

式中：$L(\theta)$ 为包含目标损失和约束损失的总损失函数.训练完成后，利用最优网络参数 θ^* 对 8 家钢铁企业 24 个时段的输入特征进行前向计算，即可得到完整的典型日调度方案.

2.2　网络输入、结构与输出变量

考虑到不同钢厂在新能源容量、余热发电容量、储能容量和负荷水平方面存在差异，本文引入钢厂嵌入向量 e_i 表征企业异质性.对于钢厂 i 在时段 t 的输入特征，主要包括归一化购电电价、光伏可利用功率、风电可利用功率、新能源可利用功率比例、刚性负荷、半柔性负荷、辅助负荷、计划总负荷、时段正余弦编码，以及储能初始荷电状态.钢厂编号经嵌入层转换为钢厂嵌入向量，用于表征不同钢厂在负荷规模和资源配置方面的差异.随后，将连续输入特征与钢厂嵌入向量拼接，形成神经网络的完整输入：

$$h_{i,t}^{(0)} = [x_{i,t}, e_i] \tag{14}$$

主干网络采用多层全连接结构，隐藏层状态递推关系为

$$h_{i,t}^{(l)} = \tanh(W^{(l)} h_{i,t}^{(l-1)} + b^{(l)}),\ l = 1, 2, \cdots, L \tag{15}$$

式中：$h_{i,t}^{(l)}$为第 l 层隐藏状态；$W^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 分别为对应层的权重矩阵和偏置向量；tanh(·)为激活函数.

网络输出端设置独立输出头，分别生成 5 类调度变量的原始输出：

$$z_{i,t}^{k}=W^{k}h_{i,t}^{(L)}+b^{k},k\in\{\text{adj},\text{wh},\text{ch},\text{dis},\text{ren}\} \tag{16}$$

为保证输出变量处于合理范围，原始输出先经 Sigmoid 函数映射为比例变量：

$$r_{i,t}^{k}=\sigma(z_{i,t}^{k}),\ k\in\{\text{adj},\text{wh},\text{ch},\text{dis},\text{ren}\} \tag{17}$$

式中：$\sigma(\cdot)$为 Sigmoid 函数，$r_{i,t}^{k}\in[0,1]$.随后，根据各类设备和调度变量的上下限进行尺度还原.

2.3 状态重建与物理约束损失

神经网络得到调度变量后，需要重建系统运行状态.具体而言先由计划生产负荷扣除可调节负荷调节量，得到实际生产负荷，并结合热工负荷比例和余热耦合系数确定余热发电可用出力.随后，根据充放电功率逐时递推储能荷电状态，并由功率平衡关系计算电网净交换功率及购售电功率；新能源可利用功率与实际利用功率之差则构成弃电功率.由此，将网络输出转换为实际负荷、余热出力、储能状态、电网交互功率和新能源弃电量等运行状态.钢厂实际生产负荷由计划负荷扣除可调节负荷调节量得到：

$$P_{i,t}^{\text{load}}=P_{i,t}^{\text{plan}}-P_{i,t}^{\text{adj}} \tag{18}$$

式中：$P_{i,t}^{\text{plan}}$为计划生产负荷，$P_{i,t}^{\text{load}}$为调度后的实际生产负荷.储能荷电状态按照充放电功率逐时段递推：

$$SOC_{i,t}=SOC_{i,t-1}+\left(\frac{\eta^{\text{ch}}P_{i,t}^{\text{ch}}}{E_i^{\text{bat}}}-\frac{P_{i,t}^{\text{dis}}}{\eta^{\text{dis}}E_i^{\text{bat}}}\right)\Delta t \tag{19}$$

电网净交换功率由功率平衡关系得到：

$$P_{i,t}^{\text{grid}}=P_{i,t}^{\text{load}}-P_{i,t}^{\text{ren}}-P_{i,t}^{\text{wh}}-P_{i,t}^{\text{dis}}+P_{i,t}^{\text{ch}} \tag{20}$$

式中：$P_{i,t}^{\text{grid}}>0$ 表示购电，$P_{i,t}^{\text{grid}}<0$ 表示向电网反送电.购电功率和上网功率分别为

$$P_{i,t}^{\text{grid,in}}=\max(P_{i,t}^{\text{grid}},0),\quad P_{i,t}^{\text{grid,out}}=\max(-P_{i,t}^{\text{grid}},0) \tag{21}$$

新能源弃电功率为

$$P_{i,t}^{\text{cur}}=\max(P_{i,t}^{\text{pv}}+P_{i,t}^{\text{w}}-P_{i,t}^{\text{ren}},0) \tag{22}$$

在状态重建基础上，本文将约束条件转化为可微惩罚项.功率平衡残差定义为

$$\varepsilon_{i,t}^{\text{bal}}=P_{i,t}^{\text{load}}-P_{i,t}^{\text{ren}}-P_{i,t}^{\text{wh}}-P_{i,t}^{\text{dis}}+P_{i,t}^{\text{ch}}-P_{i,t}^{\text{grid}} \tag{23}$$

对应的功率平衡损失为

$$L_{\text{bal}}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}(\varepsilon_{i,t}^{\text{bal}})^{2} \tag{24}$$

储能荷电状态越界损失为

$$L_{soc}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}[\max(SOC^{\min}-SOC_{i,t},0)+\max(SOC_{i,t}-SOC^{\max},0)] \tag{25}$$

生产边界与日生产任务损失为

$$L_{\text{prod}}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}[\max(P_i^{\text{load,min}}-P_{i,t}^{\text{load}},0)+\max(P_{i,t}^{\text{load}}-P_i^{\text{load,max}},0)]+\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\max(E_i^{\text{req}}-\sum_{t=1}^{T}P_{i,t}^{\text{load}}\Delta t,0) \tag{26}$$

爬坡约束损失为

$$L_{\text{ramp}}=\frac{1}{N(T-1)}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=2}^{T}\max(|P_{i,t}^{\text{load}}-P_{i,t-1}^{\text{load}}|-R_i^{\max},0) \tag{27}$$

余热发电耦合损失为

$$L_{\text{wh}}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}[\max(P_{i,t}^{\text{wh}}-\bar{P}_{i,t}^{\text{wh,c}},0)+\max(P_i^{\text{wh,min}}-P_{i,t}^{\text{wh}},0)] \tag{28}$$

储能充放电互斥损失为

$$L_{\text{mutex}}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}P_{i,t}^{\text{ch}}P_{i,t}^{\text{dis}} \tag{29}$$

新能源弃电损失为

$$L_{\text{cur}}=\frac{1}{NT}\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T}P_{i,t}^{\text{cur}} \tag{30}$$

2.4 复合损失函数与训练流程

综合目标损失与物理约束损失共同构成总损失函数：

$$L=L_{\text{obj}}+\beta_{\text{bal}}L_{\text{bal}}+\beta_{soc}L_{soc}+\beta_{\text{prod}}L_{\text{prod}}+\beta_{\text{ramp}}L_{\text{ramp}}+\beta_{\text{wh}}L_{\text{wh}}+\beta_{\text{mutex}}L_{\text{mutex}}+\beta_{\text{cur}}L_{\text{cur}} \tag{31}$$

式中，β_{bal}、β_{soc}、β_{prod}、β_{ramp}、β_{wh}、β_{mutex} 和 β_{cur} 分别为各约束损失的惩罚权重.目标损失用于引导网络降低运行成本、碳排放和新能源弃电量，约束损失用于保证调度结果满足功率平衡、储能安全、生产连续性、余热耦合和新能源利用边界.

训练过程中，首先根据典型日场景构造 8 家钢铁企业在 24 个时段上的输入特征 $x_{i,t}$，并完成电价、风光功率和负荷特征的归一化处理.随后，将输入特征送入神经网络，得到 $P_{i,t}^{\text{adj}}$、$P_{i,t}^{\text{wh}}$、$P_{i,t}^{\text{ch}}$、$P_{i,t}^{\text{dis}}$ 和 $P_{i,t}^{\text{ren}}$等调度变量.进一步依据状态重建关系计算 $P_{i,t}^{\text{load}}$、$SOC_{i,t}$、$P_{i,t}^{\text{grid}}$、$P_{i,t}^{\text{grid,in}}$、$P_{i,t}^{\text{grid,out}}$ 和 $P_{i,t}^{\text{cur}}$.在此基础上计算目标损失和约束损失，并通过 Adam 优化器更新网络参数.

参数更新过程可表示为

$$\theta^{m+1}=\theta^{m}-\eta_m\nabla_{\theta}L(\theta^{m}) \tag{32}$$

式中：m 为训练迭代次数；η_m 为第 m 次迭代的学习率.为提高训练稳定性，学习率随迭代过程逐步衰减，并对梯度范数进行裁剪.训练结束后，选取总损失最小的网络参数作为最终参数，得到典型日内 8 家钢铁企业的协同调度结果.

3　算例分析

本文构建了由 8 家典型钢铁企业组成的虚拟电厂算例系统.系统聚合分布式光伏、分散式风电、余热发电、电池储能和可调节生产负荷等资源;调度周期设为 24 h,时间间隔为 1 h.算例参数参考河北北部地区工业分时电价机制和典型钢铁企业资源配置特征构造.由表 1 可知,不同钢厂在能源配置和基础负荷范围方面存在明显差异,体现了钢铁企业集群内部资源异质性,也为源荷储协同优化提供了调度空间.

表 1　各钢厂设备容量参数

Table 1　Equipment capacity parameters of each steel plant

钢厂	光伏容量/MW	风电容量 /MW	余热发电容量/MW	电池容量 /MWh	基础负荷范围/MW
A	0	20	20	40	430~600
B	50	0	25	50	300~445
C	40	30	30	60	200~298
D	0	25	22	45	140~245
E	60	0	28	55	90~200
F	45	35	32	65	105~395
G	0	28	24	48	75~380
H	55	0	26	52	95~188

为评价本文方法的优化效果,选取受分解多目标进化算法(multi-objective evolutionary algorithm based on decomposition, MOEA/D)、PINN 方法和受参考向量引导进化算法(reference vector guided evolutionary algorithm, RVEA)进行对比. 3 种方法采用相同的典型日场景、设备参数和目标权重,评价指标包括总运行成本、总碳排放、新能源消纳率和多目标综合评价值.图 3 示出了不同算法多目标性能的对比情况.

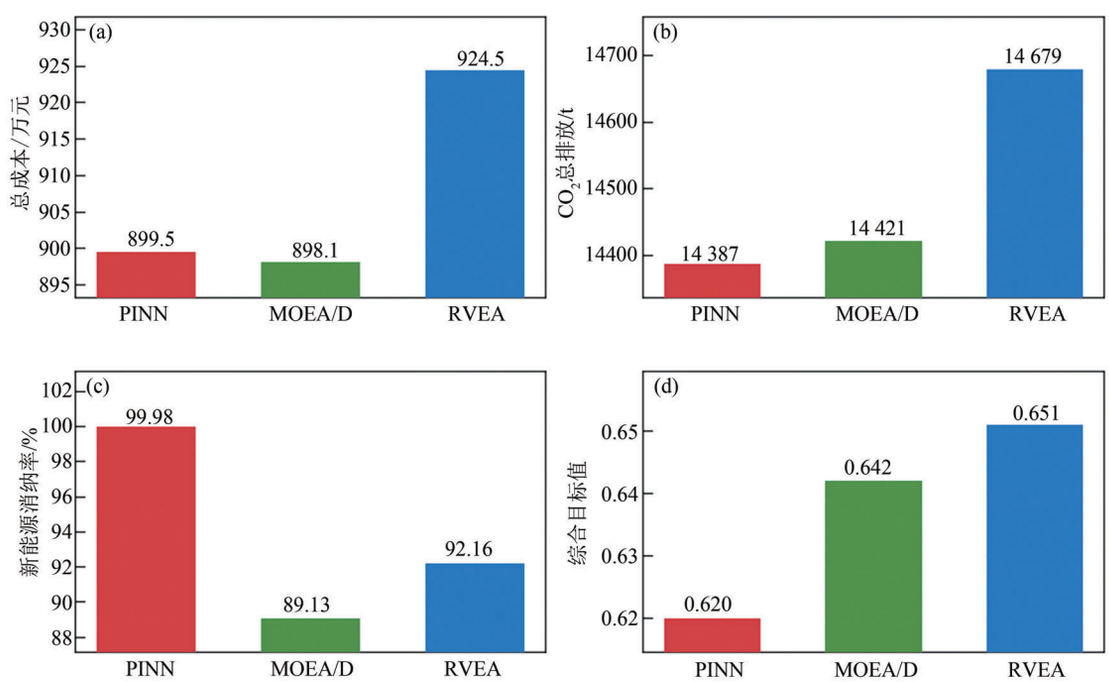


图 3　不同算法多目标性能对比

Fig. 3　Multi-objective performance comparison of different algorithms

(a)—成本目标;(b)—排放目标;(c)—新能源消纳目标;(d)—多目标综合评价.

从成本目标看，MOEA/D 的总运行成本为 898.1 万元，PINN 的总运行成本为 899.5 万元，RVEA 的总运行成本为 924.5 万元.这说明 PINN 并未单纯追求运行成本最低，而是在经济性、新能源消纳和工业约束可行性之间进行综合协调.

从新能源消纳目标看，PINN 的新能源消纳率达到 99.98%，接近完全消纳，高于 MOEA/D 的 89.13%和 RVEA 的 92.16%.与 MOEAD 相比，PINN 的新能源消纳率提高 10.9 个百分点；与 RVEA 相比，提高 7.8 个百分点.该结果说明，PINN 能够更充分地利用日间光伏和夜间风电资源，有效降低新能源弃电.

从多目标综合评价值看，PINN、MOEA/D 和 RVEA 的综合评价值分别为 0.620、0.642 和 0.651，PINN 取得最小值，较 MOEA/D 和 RVEA 分别降低约 3.4%和 4.8%.结果表明，PINN 不仅在综合评价指标上表现最优，而且能够在满足钢铁生产约束的前提下兼顾运行成本、碳排放和新能源消纳，体现出较好的多目标协调能力.

图 4(a)给出了 PINN 优化调度结果.由图 4(a)可知，系统实际负荷全天保持连续变化，未出现突降或中断，说明调度过程未破坏钢铁企业连续生产特性.上午至中午，随着光伏出力的增加，新能源消纳功率同步上升，系统优先利用新能源满足生产负荷需求；下午以后光伏出力下降，系统更多依靠余热发电、电网购电和储能放电共同支撑.余热发电功率整体变化平稳，并与实际负荷保持一定同步关系，表明 PINN 能够刻画余热发电与钢铁生产负荷之间的耦合特性，而非将余热发电视为独立电源.

图 4(b)反映了电网功率和储能充放电特性.由图 4(b)可知：中午新能源可利用功率较高时，储能系统出现充电行为，用于吸纳富余新能源；晚高峰时段，光伏出力下降且购电电价升高，储能转为放电，以降低高价购电压力.由于钢铁企业基础负荷规模较大，电网购电仍是重要供能来源，但 PINN 能够协调新能源、余热发电、储能和电网交互，使系统运行更加平滑.

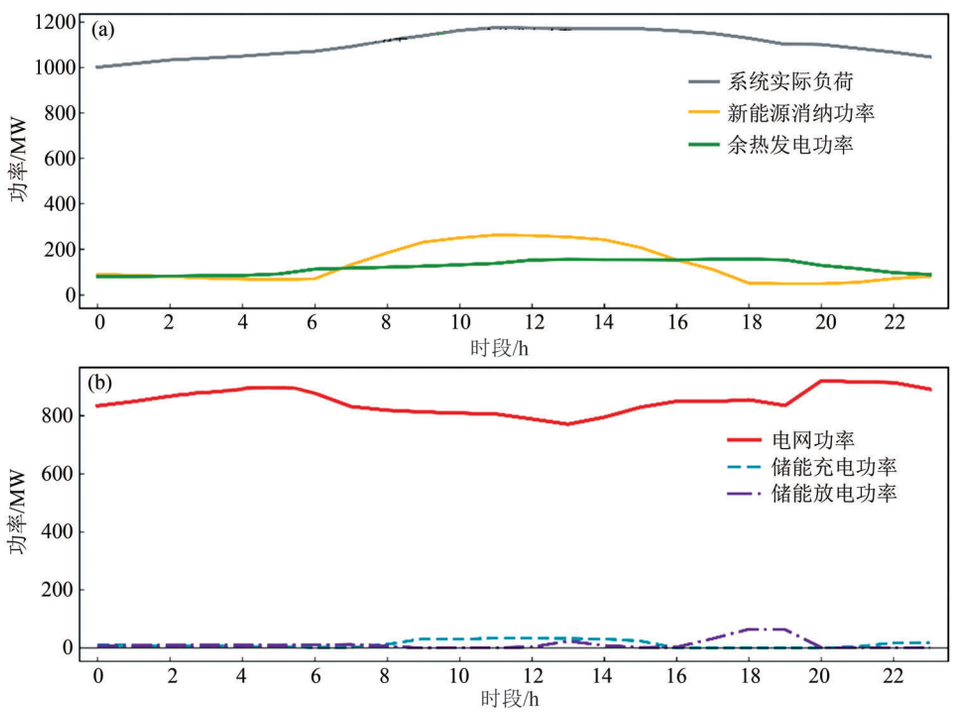


图 4 PINN 优化调度结果

Fig. 4 PINN-based optimal dispatch results

图 5 给出了钢铁生产连续性与运行边界验证结果.由图可知，实际负荷始终位于最小生产边界和最大生产边界之间，相邻时段负荷变化量未超过爬坡上限.这说明所提方法在优化成本、碳排放和新能源消纳的同时，能够满足连续生产、负荷平稳变化和工艺运行边界要求.综合分析图 3~5 可知，PINN 方法适用于钢铁行业虚拟电厂这类多目标、多变量和强约束耦合调度问题，能够在保证生产可行性的前提下提升新能源消纳和多目标协调能力.

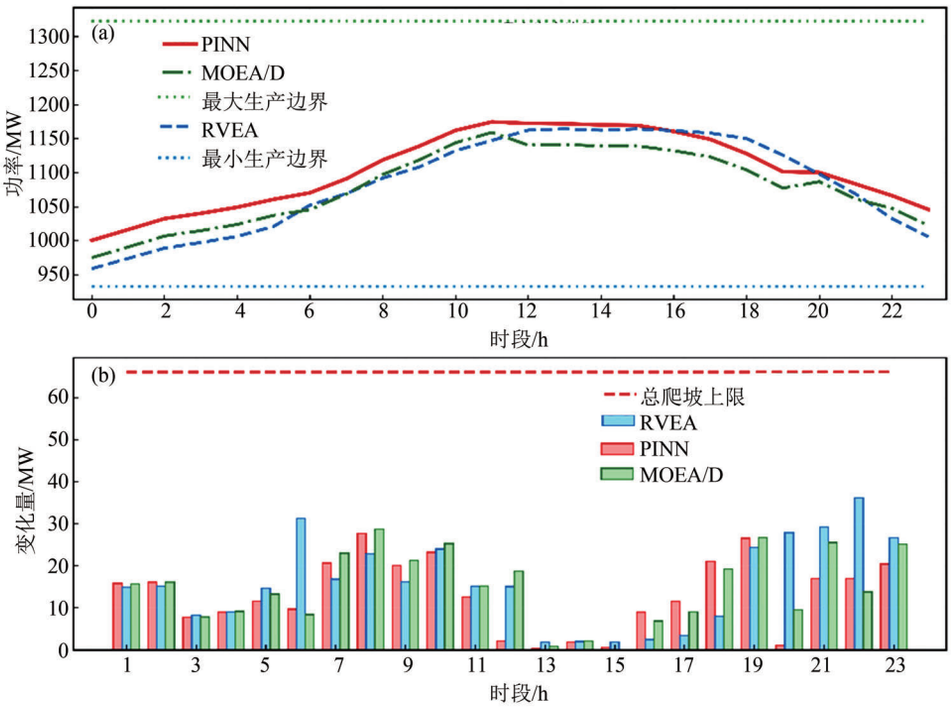


图 5　钢铁生产连续性与运行边界验证

Fig. 5　Validation of steel production continuity and operational boundaries

4　结论

(1)面向钢铁行业虚拟电厂典型日优化调度问题,本文构建了由 8 家钢铁企业组成的源荷储协同调度场景,建立了以运行成本、碳排放和新能源消纳为目标的多目标优化模型,并将生产边界、爬坡限制、日生产任务、余热发电耦合及储能状态等工艺约束纳入统一优化框架.

(2)针对传统优化方法求解效率和约束处理能力不足的问题,构建了物理信息神经网络(PINN),通过状态重建计算实际负荷、电网交互功率、储能荷电状态和新能源弃电量,并利用复合损失函数实现目标优化与物理约束满足的联合训练.

(3)典型日算例结果表明,PINN 的综合评价值为 0.620,较 MOEA/D 和 RVEA 分别降低约 3.4%和 4.8%,新能源消纳率分别提高 10.9 和 7.8 个百分点.结果表明,所提方法能够在满足钢铁连续生产约束的前提下,实现经济性、低碳性和新能源消纳的协调优化,验证了其在钢铁行业虚拟电厂优化调度中的有效性.

5　参考文献

[1] 张智刚,康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报,2022,42(8):2806-2819.
(Zhang Zhigang, Kang Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(8): 2806-2819.)

[2] 陈会来,张海波,王兆霖. 不同类型虚拟电厂市场及调度特性参数聚合算法研究综述[J]. 中国电机工程学报,2023,43(1):15-27.
(Chen Huilai, Zhang Haibo, Wang Zhaolin. Areviewof market and scheduling characteristic parameter aggregation algorithm of different types of virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 15-27.)

[3] 刘金朋,胡国松,彭锦淳,等. 多能互补的虚拟电厂低碳-经济-鲁棒优化调度[J]. 中国电机工程学报,2024,44(24):9718-9730.
(Liu Jinpeng, Hu Guosong, Peng Jinchun, et al. Low-carbon economic-robust optimizationscheduling of multi-energy complementary virtual power plants[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(24): 9718-9730.)

[4] 刘青,陈虹志,信自成,等. 炼钢-连铸过程工艺扰动解析与动态调度研究进展[J]. 钢铁,2025,60(7):131-146.
(Liu Qing, Chen Hongzhi, Xin Zicheng, et al. Study progress on process disturbance analysis and dynamic scheduling in steelmaking-continuous casting process[J]. Iron & Steel, 2025, 60(7): 131-146.)

[5] 赵旭东,王艺博,王博闻,等. 考虑差异化工业高载能负荷灵活性挖掘的市场实施及调度模型研究综述[J]. 电工技术学报,2025,40(7):2043-2062.
(Zhao Xudong, Wang Yibo, Wang Bowen, et al. Review of market implementation and scheduling models considering the flexibility extraction of differentiated industrial energy-intensive loads[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(7): 2043-2062.)

[6] 黄大为,郭念康,于娜,等. 面向系统灵活性提升的大用户激励型需求响应优化策略[J]. 电工技术学报,2024,39

(21):6778-6792.
(Huang Dawei, Guo Niankang, Yu Na, et al. Optimization strategy for enhancing system flexibility through incentive demand response of large-scale users[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2024,39(21):6778-6792.)

[7] 师瑞峰,蔺泳琪,张凌志,等. 压缩储能与氢能驱动的虚拟电厂源-储-荷低碳经济调度[J]. 电工技术学报,2026,41(9):3038-3050.
(Shi Ruifeng, Lin Yongqi, Zhang Lingzhi, et al. Compressed storage and hydrogen-driven virtual power plant for low-carbone conomic dispatch of generation-storage-load [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2026, 41(9): 3038-3050.)

[8] 孙彦广,盛刚. 物质流能量流协同的钢铁企业能源系统动态调控[J]. 钢铁,2025,60(7):167-179.
(Sun Yanguang, Sheng Gang. Energy system dynamic regulation in iron and steel enterprises with material-energy flow synergy[J]. Iron & Steel,2025,60(7):167-179.)

[9] 李翔宇,赵冬梅. 分散架构下多虚拟电厂分布式协同优化调度[J]. 电工技术学报,2023,38(7):1852-1863.
(Li Xiangyu, Zhao Dongmei. Distributed coordinated optimal scheduling of multiple virtual power plants basedon decentralized control structure [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2023,38(7):1852-1863.)

[10] 戴睿鹏,窦晓波,喻洁,等. 含光储充的配网虚拟电厂二次调频随机模型预测控制策略[J]. 电网技术,2024,48(8):3228-3237.
(Dai Ruipeng, Dou Xiaobo, Yu Jie, et al. Secondary frequency control strategy for photovoltaic-storage-charging distribution-level virtual power plant based on stochastic model predictive control [J]. Power System Technology, 2024, 48(8): 3228-3237.)

[11] 张天策,李庚银,王剑晓,等. 基于可行域投影理论的新能源电力系统协同运行方法[J]. 电工技术学报,2024,39(9):2784-2796.
(Zhang Tiance, Li Gengyin, Wang Jianxiao, et al. Coordinated operation method of renewable energy power systems based on feasible region projection theory [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2024,39(9):2784-2796.)

[12] 李宗晟,张璐,张志刚,等. 考虑柔性资源多维价值标签的交直流配电网灵活调度[J]. 电工技术学报,2024,39(9):2621-2634.
(Li Zongsheng, Zhang Lu, Zhang Zhigang, et al. A flexible scheduling method of AC/DC hybrid distribution network considering the multi-dimensional value tags of flexible resources[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024,39(9):2621-2634.)

[13] 韩丽,王冲,于晓娇,等. 考虑风电爬坡灵活调节的碳捕集电厂低碳经济调度[J]. 电工技术学报,2024,39(7):2033-2045.
(Han Li, Wang Chong, Yu Xiaojiao, et al. Low-carbon and economic dispatch considering the carbon capture power plants with flexible adjustment of wind power ramp[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2024,39(7):2033-2045.)

[14] 田济源,范帅,杨冬阳,等. 考虑负荷静态电压特性的虚拟电厂精准调控方法[J]. 电工技术学报,2025,40(15):4770-4787.
(Tian Jiyuan, Fan Shuai, Yang Dongyang, et al. Accurate regulation method for virtual power plants considering static voltage loadcharacteristics [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2025,40(15):4770-4787.)

[15] Zhuang Y R, Cheng L, Qi N, et al. Problem-driven scenario reduction framework for power system stochastic operation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(4): 3232-3246.

[16] Wang S Y, Du L, Cui B, etal. Multi-factor-coupled, ahead-of-time aggregation of power flexibility under forecast uncertainty [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2025, 16(2): 892-903.

[17] 潘超,李梓铭,龚榆淋,等. 计及电力-通信-交通耦合网络不确定性的虚拟电厂鲁棒优化调度[J]. 电工技术学报,2025,40(15):4755-4769.
(Pan Chao, Li Ziming, Gong Yulin, et al. Robust optimization scheduling of virtual power plant considering theuncertainty of power-communication-transportation couplingnetwork [J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2025,40(15):4755-4769.)

[18] 李晓龙,贺东风,郭园征,等. 基于时间和温度协同的炼钢生产调度优化模型[J]. 钢铁,2025,60(7):109-119.
(Li Xiaolong, He Dongfeng, Guo Yuanzheng, et al. Optimization model for steelmaking production scheduling based on time and temperature synergy[J]. Iron & Steel,2025, 60(7):109-119.)

[19] Huang B, Wang J H. Applications of physics-informed neural networks in power systems-a review[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2023,38(1):572-588.

[20] Saleh Al-Ismail F. Physics informed neural networks-based AC optimal power flow under high RES penetration[J]. IEEE Access,2024,12:189297-189306.