

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2026.03.006

# 考虑农村用能多样性的碳路径分析及 综合能量管理策略研究

Carbon pathway analysis and integrated energy management strategy considering  
rural energy consumption diversity

张杨,陶生虎,刘琪  
ZHANG Yang,TAO Shenghu,LIU Qi

(国网甘肃省电力公司定西供电公司,甘肃定西 743099)  
(Dingxi Power Supply Company, State Grid Gansu Electric Power Company, Dingxi 743099, China)

**摘要:** 积极发挥农户自建生物质反应器、光电设备、光热设备的供能支撑作用,引导构筑面向个体用户、具备孤岛自主运行能力的低碳微型综合能源系统,可以削减用户对集中式供能的路径依赖性。针对农村绿能生产设备多样化、用能行为复杂化造成的碳排放路径模糊问题,提出一种内嵌主从物理知识的多层卷积神经网络(PI-CNN),通过主、从知识库间深度交互,发掘用户用能行为与碳排放间的映射关系,实现碳排放路径的精准追踪。根据PI-CNN网络学习结果,对碳排放路径、辐射状配电网潮流、用户热电分时价格分配适宜权重,设计计及运行综合碳排放、电网全局潮流均匀度、用户用能总收益的能量管理策略评估模型,量化用能方案质量。考虑到集中式不均匀多目标优化问题求解困难,结合自适应梯度算法解数学问题,拟定兼顾经济性、低碳性、鲁棒性的综合能量管理策略。以华南某村落为例开展仿真分析,验证PI-CNN的可行性和能量管理策略的优越性。

**关键词:** 农村住宅;低碳运行;卷积神经网络;综合能源系统;自适应梯度算法;碳排放路径

**中图分类号:**TK 01\*9 **文献标志码:**A **文章编号:**2097-0706(2026)03-0056-09

**Abstract:** The proactive utilization of self-built biomass reactors by rural residents, photovoltaic equipment, and solar thermal equipment in energy supply can facilitate the development of low-carbon micro-integrated energy systems with islanded autonomous operation capabilities for individual users, thereby reducing their reliance on centralized power supply. To address the ambiguity in carbon emission pathways resulting from the diversified green energy production equipment and complex energy consumption behaviors in rural areas, a multi-layer physics-informed convolutional neural network (PI-CNN) embedded with primary and secondary knowledge was proposed. Through deep interaction between primary and secondary knowledge bases, the model uncovered the mapping relationships between user energy consumption behaviors and carbon emissions, enabling precise tracking of carbon emission paths. Based on the learning outcomes of the PI-CNN network, appropriate weights were assigned to carbon emission pathways, radial distribution network power flows, and time-of-use heat and electricity pricing. An energy management strategy evaluation model was then designed by considering operational integrated carbon emissions, global power flow uniformity of the grid, and total benefits of user energy consumption, to quantify the quality of energy solutions. To address the challenges in solving centralized heterogeneous multi-objective optimization problems, an integrated energy management strategy was developed to balance economic efficiency, low-carbon performance, and robustness by combining adaptive gradient algorithms for mathematical problem solving. Simulation analysis conducted in a village in southern China verified the feasibility of PI-CNN and demonstrated the advantages of the proposed energy management strategy.

**Keywords:** rural house; low-carbon operation; convolutional neural network; integrated energy system; adaptive gradient algorithm; carbon emission pathway

**基金项目:** 国网甘肃省电力公司定西供电公司科技项目  
(B7271024009K)  
Science and Technology Program of Dingxi Power Supply  
Company, State Grid Gansu Electric Power Company  
(B7271024009K)

## 0 引言

农村用能产生的碳排在推进“双碳”战略过程中不可忽视。加速农村用能绿色化、低碳化转型是我国构建新型分布式微电网的重要环节<sup>[1]</sup>。面向

离散化分布农户个体供能的绿色微型综合能源系统凭借建设规模小、独立孤岛运行、能源自我产销等优势,适应农村分散化、精细化用能的需求,为改善集中供能系统供需失衡问题提供了支持。适时强化微型综合能源系统的供能支撑作用有利于减少碳排放,而拟定合理的用能策略是实现多能协同运行的关键<sup>[2]</sup>。

传统集中式供能设备主要以水、热、电为构成要素,分布式绿色综合能源系统在此基础上进一步开发生物质能源、光电能源以及光热能源,部分农户也额外购置了小型风力发电设备,逐渐形成了含纳“风-光-沼-热-电”多种能源形式的综合能源系统<sup>[3]</sup>。复杂的能源构成使碳排放检测困难,学界对此开展了研究。文献[4]通过构建碳排放清单对菲律宾大学碳排放水平进行测算,进一步明确了利益相关者在建立可持续校园中所扮演的角色和责任。文献[5]针对中国工业行业构建了一个高精度的碳排放清单,发现碳排放主要来源于水泥和钢铁行业。文献[6]通过编制泰国城市温室气体清单,发现建立大数据信息管理系统能够为泰国城市制定针对性的低碳策略。文献[7]使用飞机快速访问记录数据自下而上构建中国民航飞行碳排放清单,研究发现不同规模的飞机场排放量存在显著差异。这些研究成果利用数据方法分析了不同种类能源的碳排放特征,量化了系统日内总碳排量,通过构建多尺度碳排放清单识别系统碳排放源的空间分布规律,为后续开展碳减排工作提供了数学依据。

在用能优化、碳减排方面,文献[8-12]将经济效益最大作为优化调度的目标函数。文献[9]的目标函数为供应商的经济效益最优,在此基础上,构建了耦合电热系统的微能源网运行优化模型。文献[10]将电力公司需求响应项目利润最大作为目标,建立了考虑风电出力、电价和负荷需求等多重不确定性的低碳经济调度模型。文献[11]以微网碳排放成本最小为目标,在改进粒子群算法中引入分段惯性权重和改进的学习因子自适应模型并进行求解。文献[12]将系统运行收益最大作为目标函数,构建了微能源网最优协调调度模型。文献[13]以微能源网能源运营商利润最大作为目标函数,构建了微能源网日前优化调度模型。文献[14]将成本最低作为优化调度的目标函数。

综上所述,在碳排放分析方面,当前研究多数依赖统计学方法开发笼统数学模型,描述能源种类与碳排放间的线性关系,对发掘用户用能行为与碳排放间的非线性模糊映射信息鲜少涉及;在用能策略制定方面,现有优化系统在全局优化的对象完整

性上有所欠缺,突出体现在忽视或简化部分能源设备、相关优化目标覆盖度不足、多重目标优化比例分配不均匀等。

为弥补碳排放数据分析深度的缺陷,本文提出一种内嵌主从物理知识的多层卷积神经网络(Physics-Informed Convolutional Neural Network, PI-CNN),对碳排放历史数据深度分析,通过设定不同种能源的标签库与各层匹配的主、从物理知识,配合CNN各层级间知识的灵活交互,找到农村居民用能行为与碳排放间的映射关系,进而推演不同种类能源正确的碳排放数学表达式。多目标综合优化方面,结合所找到的映射关系对系统运行全局碳排放、配电网潮流分布均匀度、用户热电分时价格分配适宜权重,构筑响应现实能源需求的综合优化函数;考虑到加权耦合多目标优化问题求解存在困难,采用适应不均匀权重系数的自适应梯度算法,依托CPLEX平台对优化问题进行求解,利用梯度下降原理快速搜寻全局综合最优解。

## 1 PI-CNN架构

神经网络具有逼近任意具象函数的能力,可通过对比当前拟合结果与事前拟合结果计算各阶段学习误差,并将误差实时反馈至各数据中间层,实现学习数据的动态修正闭环,从而迭代拟合,输出反映对象数学特征的正确表达式。区别于传统神经网络,CNN结合分层特征提取和数据权重共享原理,对典型神经网络架构做出改进,有效提升了模型数据提取、学习的计算效率,使得CNN数据驱动能力优势显著<sup>[15]</sup>。

无物理知识指引的自主CNN数据学习过程常呈现无秩序性,拟合数学模型依赖大规模迭代运算;而若原始数据中存在异常数据或波动数据时可能导致拟合结果振荡,网络在误差最小化引导下反复运算,陷入“维数灾难”境地,故选取合理的先验知识为数据分析提供指导具有重要意义<sup>[16]</sup>。为避免集中式知识库频繁调用和先验知识与真实数据不匹配的问题,本文将集中式知识库拆分,分散配置于CNN各层,形成多物理知识嵌套的主从PI-CNN。这种网络结构确保不同层之间的有效交互,主知识库提供全局指导,各层从知识库根据输入数据进行局部调整,以进一步提高CNN的学习效率与数据处理精度。

### 1.1 系统碳排放物理知识数学表达

以华南某典型村落为例构建“光-沼-热-电”绿色综合能源系统,如图1所示。

沼气池碳排放数学模型为

$$E_{CH_4} = \sum_{i=1}^n \frac{V_{CH_4} G_{CH_4} \alpha_{CH_4}}{\rho_{CH_4}}, \quad (1)$$

式中： $E_{CH_4}$  为村落内使用沼气的  $CO_2$  排放总量； $n$  为该村落内建设沼气池总数量； $V_{CH_4}$  为独立农户沼气的使用量； $\alpha_{CH_4}$  为燃烧单位沼气的  $CO_2$  排放系数； $\rho_{CH_4}$  为沼气燃烧效率； $G_{CH_4}$  为沼气转化为电能的效率。

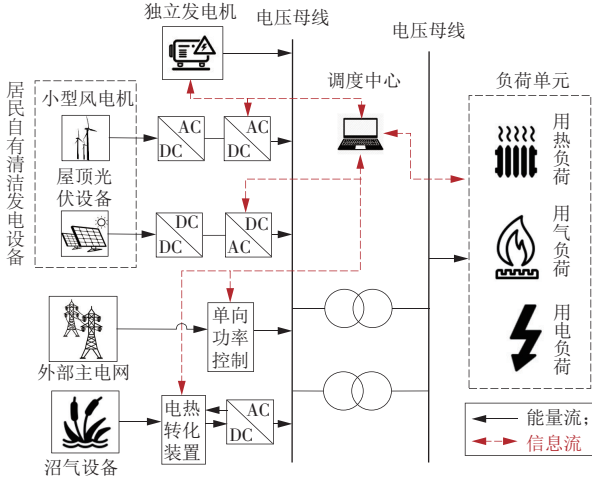


图 1 农村微型综合能源系统示意

Fig. 1 Schematic diagram of a rural micro-integrated energy system

居民向上级电网购电的碳排放数学模型为

$$E_{cons} = \sum_{i=1}^m (P_{i,cons} \alpha_{cons}), \quad (2)$$

式中： $E_{cons}$  为村落居民向上级电网购电产生的  $CO_2$  排放总量； $m$  为该村落内购电居民总数； $P_{i,cons}$  为单独居民的购电量； $\alpha_{cons}$  为单位电量的  $CO_2$  排放系数。

居民自建光伏发电设备碳排放<sup>[17]</sup>为

$$E_{PV} = \sum_{i=1}^n (E_{i,an} + E_{i,life}), \quad (3)$$

$$E_{i,an} = (E_{inst} + E_{gen})^U, \quad (4)$$

$$U = \frac{d(d+1)^{N_L}}{(1+d)^{N_L} - 1}, \quad (5)$$

$$E_{i,life} = t_{PV} P_{i,PV} \alpha_{PV}, \quad (6)$$

式中： $E_{PV}$  为村落居民自建光伏发电设备的碳排放量； $E_{i,an}$  为单个光伏发电设备生产、安装过程的碳排放量； $E_{inst}$  为单个光伏发电设备安装过程中直接产生的碳排放量； $E_{gen}$  为光伏设备发电过程中因维护、损耗等间接产生的碳排放； $E_{i,life}$  为单个光伏发电设备在全生命周期运行阶段的碳排放量； $U$  为租金回收系数，考虑光伏发电设备碳排放过程持续性，引入  $U$  对光伏设备全生命周期碳排放量进行修饰； $d$  为租金回收系数的贴现率； $N_L$  为光伏设备的全生命周期年限； $t_{PV}$  为光伏发电设备运行时间； $P_{i,PV}$  为光伏设备  $i$  的实时发出功率； $\alpha_{PV}$  为单位光伏产电的  $CO_2$

排放系数。

居民单位用电总碳排放  $E_{total}$  可表示为

$$\begin{cases} E_{total} = \mu_1 E_{CH_4} + \mu_2 E_{cons} + \mu_3 E_{PV} \\ \text{s.t. } \sum_{i=1}^3 \mu_i = 1 \end{cases}, \quad (7)$$

式中： $\mu_i$  为碳排放归算各组成个体的参与权重。

### 1.2 配电系统运行知识数学表达

现有电力系统分析大多以潮流计算为基础，然而，传统交流潮流模型数据提取困难，无法与最优潮流目标函数交互。另一方面，Distflow 直流潮流模型不仅对最优潮流函数凸性有所要求，且该模型忽略了无功功率的影响，使其应用范围受限<sup>[18]</sup>。

本文选用支路潮流模型 (Branch Flow Model, BFM) 对农村配电网进行建模。为简化计算，选取标准 IEEE 33 节点模型统一对高速公路沿线城市微电网建模。该系统中，电压等级为 10.5 kV，有功总功率为 3 715 kW，无功总功率为 2 300 kV·A。潮流系统功率及相关指标分布如图 2 所示 (图中： $U_i, U_j$  分别为节点  $i$  和  $j$  的电压值； $P_{ij}^{line}$  和  $Q_{ij}^{line}$  分别为节点  $i$  到节点  $j$  的有功和无功功率传输； $P_{ij}^{node}$  和  $Q_{ij}^{node}$  分别为节点  $ij$  的有功和无功功率； $P_{ik}^{line}$  和  $Q_{ik}^{line}$  ( $k=1, 2, 3$ ) 分别为节点  $i$  向下游输送的有功和无功功率； $x_a$  为设备  $a$  的工作状态； $x_a^e$  为设备  $a$  的期望工作状态)。

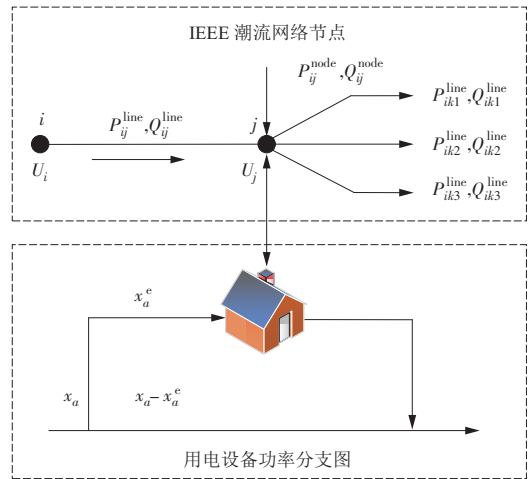


图 2 潮流系统参数偏移

Fig. 2 Parameter deviation of power flow system

依据稳态潮流模型改进的 BFM 模型功率平衡约束为<sup>[19]</sup>

$$P_i = U_i \sum_{j=1}^{N_N} U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}), \quad (8)$$

$$Q_i = U_i \sum_{j=1}^{N_N} U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}), \quad (9)$$

$$I_{ij} = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{U_i^2}, \quad (10)$$

$$U_i^{\min} < U_i < U_i^{\max}, \quad (11)$$

$$I_{ij}^{\min} < I_{ij} < I_{ij}^{\max}, \quad (12)$$

式中: $P_i, Q_i$ 分别为供电网系统节点*i*号的有功功率和无功功率值; $G_{ij}, B_{ij}$ 分别为微电网节点*i*节点与节点*j*之间的电导和电纳; $N_N$ 为微电网节点总数; $I_{ij}$ 为支路*ij*的电流值; $\delta_{ij}$ 为节点*i*与节点*j*的攻角差。

### 1.3 综合能源系统综合运行成本数学表达

确保拟定综合能源系统运行方案经济性可激励用户持续使用绿色能源,将系统运行成本纳入 PI-CNN 子知识库也有利于确保网络学习结果的综合性与正确性。本文梳理了系统购电成本、购气成本、碳排放惩罚成本,构筑子知识库。计及农户用能行为主观性,需对用户用能行为实时监控,故同样采用分时梯度能源价格体系核算成本<sup>[20]</sup>。

农村用户向上级电网购电的成本为

$$C_{ac} = \sum_{i=1}^{n_b} [p_i(\beta_1 P_{chr}^2 + \beta_2 P_{chr} + \beta_3)], \quad (13)$$

$$C_{reac} = \sum_{i=1}^{n_b} [q_i(c_1 Q_{chr}^2 + c_2 Q_{chr} + c_3)], \quad (14)$$

式中: $C_{ac}$ 和 $C_{reac}$ 分别为有功功率和无功功率购电成本; $n_b$ 为参与购电的农村用户数; $p_i, q_i$ 分别为*t*时刻的有功功率购电价格和无功功率分时购电价格; $P_{chr}, Q_{chr}$ 分别为用户向上级电网购入的有功功率和无功功率; $\beta_1, \beta_2, \beta_3$ 和 $c_1, c_2, c_3$ 为动态价格常数。

结合购电碳排放、购气碳排放核算的农村用户碳排放惩罚成本为

$$C_{pe} = \sum_{i=1}^{n_b} \sum_{t=1}^T (E_{t, CH_4} \zeta_{t, CH_4}) + \sum_{i=1}^{n_b} \sum_{t=1}^T (E_{t, cons} \zeta_{t, cons}), \quad (15)$$

式中: $T$ 为单日时间上限,本文以 15 min 为颗粒度对日内农村碳排放惩罚成本开展核算,故设置 $T=96$ ; $\zeta_{t, CH_4}, \zeta_{t, cons}$ 分别为用户购入天然气、电力的动态分时电价。

考虑到大规模网络铺设成本和创收比例低下,农村场景下大规模铺设天然气网开展集中式天然气供应困难,因此农村居民天然气采购成本采用单次核算方式计算。

农村居民用能综合成本数学表达为

$$C_{total} = C_{ac} + C_{reac} + C_{pe} \quad (16)$$

### 1.4 PI-CNN 构筑

合理有序排列内嵌物理知识,形成主、从深度学习网络,要点在于理解物理知识的重要程度,而不同能量管理需求说明物理知识重要程度将发生分化,依赖于人工经验配置或试凑法的知识嵌入方法难以匹配动态能源系统对目标响应及时性的要求,据此选用系统灵敏性强的偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)作为物理知识配置数学基础。

通过推演,得到一个包含多重物理知识信息的梯度目标函数,引入表征物理信息重要性的权重参数 $\omega_i$ 作为耦合因子,旨在提升 PI-CNN 网络的泛化能力。PI-CNN 的显示表达式为

$$\left\{ \begin{aligned} & f_{NN}(t, E_{total}, U_{ij}, C_{total}) \\ & \left( \omega_1 \frac{E_{total}}{\alpha_{total}} + \omega_2 U_{ij} G_{ij} + \omega_3 \frac{C_{total}}{\zeta_{total}} \right) \frac{d^2 \delta_i}{dt^2} + \\ & \left( \omega_1 E_{total} + \omega_2 U_{ij} + \omega_3 C_{total} \right) \frac{d \delta_i}{dt} = \\ & \text{s.t.} \left\{ \begin{aligned} & U_i \sum_{i=1}^N U_j (G_{ij} \cos \delta_{ij} + B_{ij} \sin \delta_{ij}) + \\ & U_i \sum_{i=1}^N U_j (G_{ij} \sin \delta_{ij} - B_{ij} \cos \delta_{ij}) \\ & \sum_{i=1}^3 \omega_i = 1 \end{aligned} \right. \end{aligned} \right. \quad (17)$$

式中: $f_{NN}(t, E_{total}, U_{ij}, C_{total})$ 为神经网络的函数映射关系,考虑到神经网络内多重信息交织,因此该函数需强化堆叠矩阵集交互能力; $\delta_i$ 为潮流系统绝对功角。

PI-CNN 运行总框架如图 3 所示,其中输入为能源设备运行约束、源荷场景、用户用能行为情况和日内时间*t*,输出为用户用能曲线与系统碳排放、系统用能成本间的映射曲线。

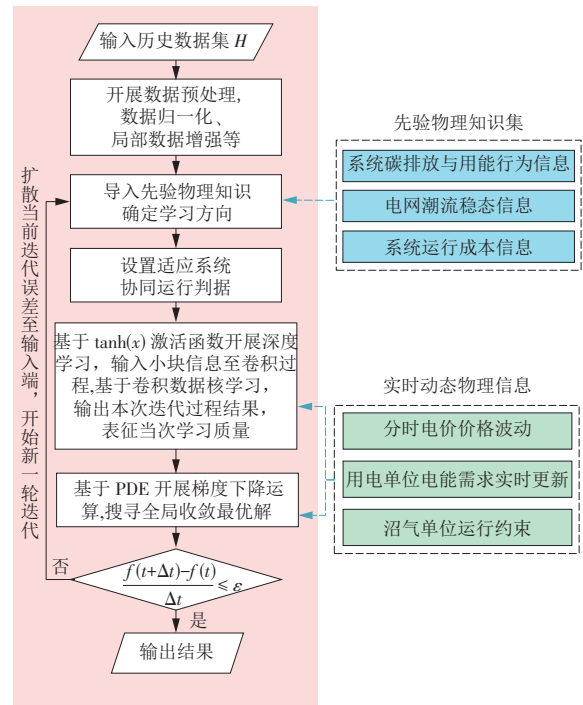


图 3 PI-CNN 网络运行流程

Fig. 3 Operational flowchart of PI-CNN network

PI-CNN 运行具体步骤如下:首先, CNN 依据日内时间*t*对历史数据特征进行特征分析、提取、降维和排序<sup>[21]</sup>;随后,依照时间*t*将 CNN 的输出结果排序并有序拼接,结合式(17)并进行函数逼近;最后,输

出包含用户用能曲线与系统碳排放、系统用能成本间的映射信息的结果曲线,通过对比学习结果与历史数据间的误差判断拟合质量。预测结果与历史数据间的误差将反向传播至输入层,通过迭代反复修正学习结果,实现正确拟合曲线逼近。

## 2 PDE 体系下的多重目标优化

### 2.1 目标函数

对 PI-CNN 网络物理知识库做出梳理,并通过数学模型刻画各物理知识。进一步地,通过权重耦合因子将多重物理知识重要性做出描述,实现优化权重有序排列和量化配置。

PDE 在处理多重子目标梯度下降问题时具有优势,体现在自然描述连续系统、多目标的平滑协同优化、动态加权机制等,较为适应多目标协同优化问题需求。以 PI-CNN 网络物理知识为依据构造目标函数,其数学表达式为

$$f(t) = \sum_{i=1}^{N_s} \left[ \left( \omega_1 \frac{E_{\text{total}}}{\alpha_{\text{total}}} + \omega_2 U_{ij} G_{ij} + \omega_3 \frac{C_{\text{total}}}{\zeta_{\text{total}}} \right) t \right] \quad (18)$$

该目标函数的具体数值可由 PI-CNN 网络学习过程及式(17)得出,但式(18)为非线性多目标耦合协同优化问题,求解存在困难,故选取能够灵敏反映函数变化趋势的梯度法搜寻最优解。

### 2.2 基于 PDE 的梯度下降模型

考虑到导纳矩阵的物理意义及元素的相关性,如果直接将输入向量重塑为二维张量并进行卷积分析可能会损失全局信息,所以在卷积层前首先进行特征变换,隐含全局信息。以  $E_{\text{total}}, U_{ij}, C_{\text{total}}$  的多维时序数据为例,可将维度滑动平移同时加权求和,再经过  $f_{\text{NN}}(t, E_{\text{total}}, U_{ij}, C_{\text{total}})$  进行非线性映射提取特征。然而,克罗内克积约化后获取的数据孀和模糊,此时不论是常规卷积还是空洞卷积都难以一次提取某独立用能行为与用能成本、碳排放成本间的映射信息<sup>[22]</sup>。可见,PI-CNN 虽可以向后涵盖初始输入的全局信息,降低了导纳矩阵中排布相距较远节点之间的权重,但这并不意味着该节点之间实际电气距离更远,导致特征提取效果变差。

梯度下降法在搜寻多目标综合最优解方面展现出显著优势,对多重信息有序排列和信息有序汲取有利,其核心在于利用目标函数的梯度信息高效地引导优化路径,通过灵活的权重调整或目标函数的标量化方法,将多个子目标融合为综合目标进行优化,同时能够动态适应多目标之间的权衡关系;该方法不仅具有较低的计算复杂度,还可以通过精确计算梯度提升收敛效率和解的精度,尤其在连续

空间中表现出良好的适应性;此外,通过扩展如带动量的梯度下降或自适应学习率策略,能够有效应对非凸目标的复杂性以及多目标之间的冲突,为解决多目标优化问题提供了一种严谨且可操作的方案。函数梯度下降如图 4 所示。

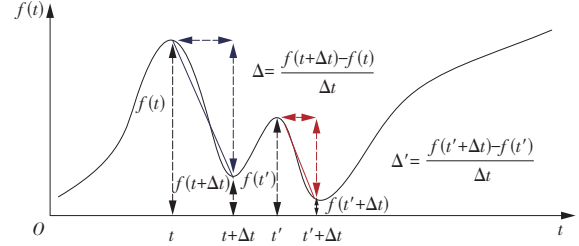


图 4 函数梯度下降图

Fig. 4 Gradient descent of function

式(18)的梯度下降方程为

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^{N_s} \left[ \left( \omega_1 \frac{E_{\text{total}}}{\alpha_{\text{total}}} + \omega_2 U_{ij} G_{ij} + \omega_3 \frac{C_{\text{total}}}{\zeta_{\text{total}}} \right) t \right]}{\partial t} = -\nabla f(x) \quad (19)$$

PI-CNN 网络学习过程严格遵循式(17)的多目标优化函数,而当神经网络在数学空间寻找最优解时存在随机性与局限性,若没有响应优化方向指引学习过程,将导致学习无序性<sup>[23]</sup>。根据柯西-利普希茨定理,如果初值修正后的误差值小于阈值,则能够实现无监督学习,并且可以保证解的唯一性。本 PI-CNN 网络遵循判定条件约束

$$\nabla f(t+1) - \nabla f(t) \leq \varepsilon \quad (20)$$

式中:  $\varepsilon$  为结束梯度下降迭代的判据,设置  $\varepsilon=0.001$ 。

## 3 试验环境设置及结果分析

### 3.1 环境设置

针对华南农村地区综合能源系统的复杂性构建实验环境。鉴于华南地区农村居民点空间分布分散的特征,传统集中式供热、供气的大型综合能源系统不具备实用性,故设置分散式能源系统进行研究,基于 IEEE 18 节点配电系统构建农村电力系统模型,并设计 2 类典型场景。场景 1: 分布式沼气与罐装天然气组合供能模式;场景 2: 分布式沼气、罐装天然气与小规模集中供气的混合模式。供热则仅考虑用户独立用热行为,不涉及集中供热。

本文中暂态分析数据样本使用仿真软件 Matlab 生成,神经网络使用 PyTorch 深度学习框架实现并完成测试。

### 3.2 试验结果及分析

#### 3.2.1 历史曲线拟合效果

分析历史数据曲线,农村居民夜间可能存在供

暖需求,因此夜间仍存在一定碳排放规模,而大型用电设备由于夜间停运,用电负荷大幅降低,且夜间电网供电量降低,系统潮流节点电压小幅下沉。

本文设置 2 个差异较大的试验场景 1 和 2,检验 PI-CNN 的学习效果,如图 5—6 所示。其中,运行质量指综合能源系统在优化调度下的综合性能表现,涵盖经济性、低碳性、电网稳定性及鲁棒性等多目标协同优化效果。

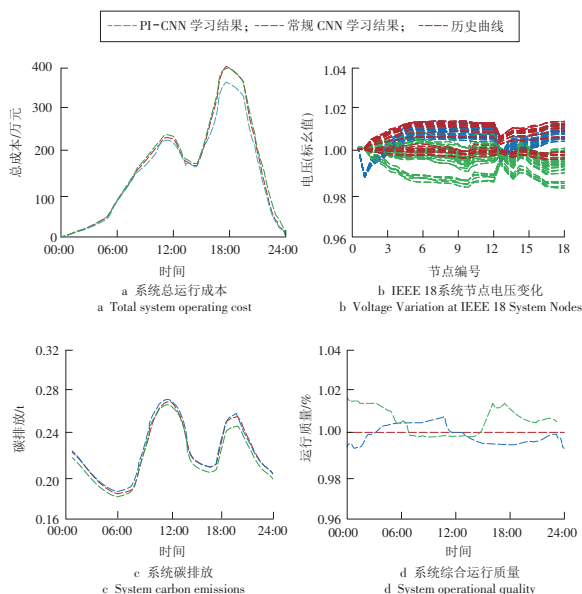


图 5 场景 1 用能曲线及学习结果

Fig. 5 Energy consumption curves and learning outcomes in scenario 1

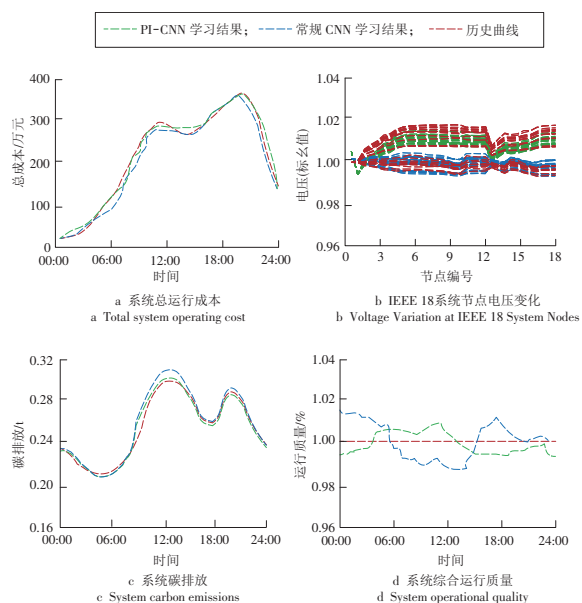


图 6 场景 2 用能曲线及学习结果

Fig. 6 Energy consumption curves and learning outcomes in scenario 2

通过与历史数据对比可以看出,PI-CNN 学习结果与历史数据走向具有一致性,能较为准确地反

映历史数据变化特征,证明 PI-CNN 方法在构建计及多重异质的能量管理策略评估模型和量化用能方案质量的可行性。

由图 5—6 可以看出,PI-CNN 在 2 种场景的学习曲线均优于 CNN。热、电、气用能信息具有多样性与主观性,未预设人工物理知识的 CNN 网络在面向多重异质信息时学习性能欠佳,拟合结果较历史结果出现了较大幅度偏差,该现象在用热、气较为频繁的夜间尤其突出。而 PI-CNN 神经网络由于预设了物理知识,且基于 CNN 网络多层学习结构对物理知识开展了合理排序,对用能行为和系统运行稳定度、运行成本、总碳排放量间的关系提前梳理,因此学习结果能与历史数据紧密契合。

### 3.2.2 系统能量管理能效分析

结合试验结果对系统运行综合成本、系统总碳排放量以及电力系统运行质量开展量化评估对比,验证 PI-CNN 系统内置梯度下降算法的优化质量和神经网络多目标优化重要权重配置协调性。

归一化优化目标重要性权重结果见表 1。

表 1 多目标优化权重配置

Table 1 Weight configuration for multi-objective optimization

方法	$E_{total}$ 权重	$C_{total}$ 权重	$U_y$ 权重
试凑法	0.11	0.37	0.52
BP 神经网络	0.17	0.34	0.49
常规 CNN	0.16	0.42	0.44
深度学习网络	0.15	0.40	0.45
遗传算法	0.14	0.38	0.48
PI-CNN	0.21	0.42	0.37

由表 1 可以看出,本文方法相较于需要开展大规模重复计算的试凑法显著提高了碳排放量在优化过程中的重要性,验证了提出的 PI-CNN 能够积极响应内嵌物理知识的优化导向。BP 神经网络和常规 CNN 也一定程度摆脱了单一潮流稳定优化导向的约束,对其他优化指标积极开展寻优工作,但优化深度仍存在局限性,对潮流稳定目标配置权重仍然过高。相反的,由于系统运行成本数据量庞大,有利契合了神经网络基于历史数据拟合的运作机理,造成常规 CNN 和 PI-CNN 对系统运行成本有偏向性。

深度强化学习在动态决策能力方面表现良好,但在碳排放和综合成本的优化上,由于其运算复杂且对环境变化的适应性不足,整体效果仍然不及 PI-CNN。遗传算法能够有效进行多目标优化,但在收敛速度和计算精度上存在一定的局限,导致其在优化深度上不如 PI-CNN。

对比试验表明,BP 神经网络、常规 CNN、遗传算

法等常规算法虽具备数据驱动能力,但存在优化目标单一、依赖人工经验配置参数等局限。相比之下,PI-CNN 通过内嵌主从物理知识库与自适应梯度算法,可实现多目标的动态协同优化。

对多重优化结果进行分析,由 PI-CNN 及类似方法得出的优化结果见表 2。

表 2 多重目标优化结果

Table 2 Results of multi-objective optimization

方法	$E_{total}/\text{kg}$	$C_{total}/\text{万元}$	$U_y(\text{标么值})$
试凑法	10.60	100.21	0.992
BP 神经网络	9.84	103.65	0.997
常规 CNN	9.71	101.72	0.996
深度学习网络	9.80	102.50	0.995
遗传算法	9.75	101.50	0.994
PN-CNN	9.66	101.84	0.996

由表 2 可以看出,优化结果与表 1 所示的优化权重一致,证明优化结果严格依据优化权重约束。

### 3.2.3 系统运行灵敏度分析

选取农村居民用能综合成本  $C_{total}$  的  $\pm 5\%$  历史数据置信区间,共计 1 000 个样本进行学习 and 有序方针反分析。将 PI-CNN 收敛速度与其他模型算法进行对比,结果如图 7 所示。

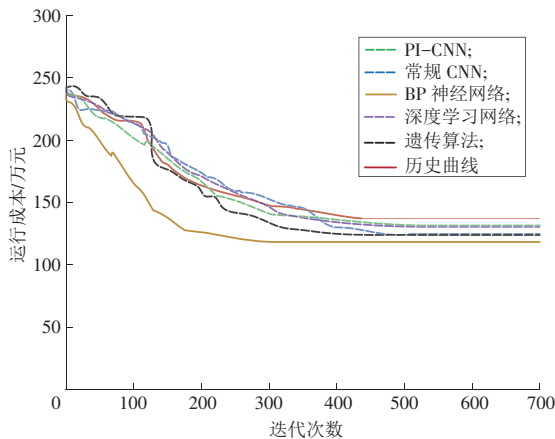


图 7 各类方法优化效果

Fig. 7 Optimization performance of different methods

显然,由于 PI-CNN 网络成本优化权重分摊更均匀,收敛后的最优成本结果不及常规 CNN。BP 神经网络在成本优化导向下成效最优,这是由于 BP 神经网络配置的成本优化权重最高造成的。相比之下,深度强化学习具有较好的动态决策能力,但在收敛速度和最终成本上仍未超越 PI-CNN。遗传算法适用于多目标优化,但由于其波动性较大,最终结果的稳定性不如 PI-CNN。通过上述分析,验证 BP 神经网络对优化目标的导向性严格遵循学习使用的历史数据集和内嵌物理知识,证明 PI-CNN 的均衡性。

以  $\Delta C_{total}=0.1\%$  为颗粒度逐一逼近数据波动边界,创造不确定模糊数据环境,对 PI-CNN 数据灵敏度进行分析,结果如图 8 所示。

随着置信半径不断增大,历史数据逐渐逼近其极端边界。BP 神经网络实时反馈误差动态修正学习结果的结构,促使 BP 神经网络输出结果随历史数据变化而发生显著波动,该现象与图 8 描述一致。常规 CNN 则存在多重学习层,虽未预设物理知识,但反馈误差能被各学习层充分吸收。深度学习网络通过多层神经元提取数据特征以适应复杂变化,而遗传算法则通过模拟自然选择过程实现解的全局优化。PI-CNN 则在内嵌物理知识的引导下学习过程具有明确指向性,受模糊不确定数据干扰最小,严格保证学习结果和优化过程的收敛性。

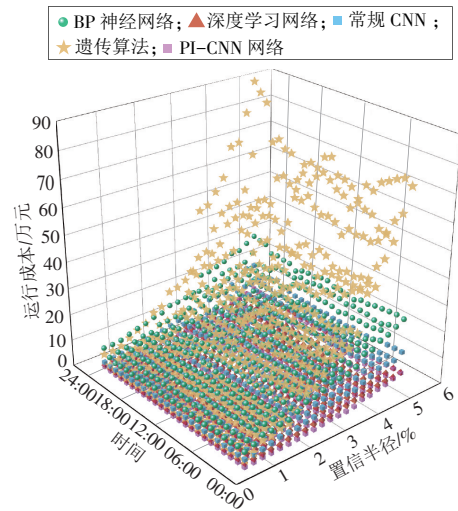


图 8 动态置信区间下系统运行成本散点

Fig. 8 Scatter plot of system operating costs under dynamic confidence intervals

## 4 结论

本文提出一种内嵌主从物理知识的 PI-CNN,首先通过分析 CNN 数据信息传输机制,将各物理子知识模块基于专家经验进行系统化排序,构建了能够准确表征农村居民用能模式与综合能源系统碳排放、综合成本及潮流稳定映射关系的分析模型。在此基础上,通过分析历史数据特征,对用户综合运行成本、系统碳排放总量及潮流稳定指标等物理参量进行数据建模,实现了多维运行指标的量化评估,并引入耦合因子  $\omega$ ,构建多目标综合评估函数,采用具有全局搜索能力的自适应梯度下降算法进行求解。通过仿真对比试验验证了 PI-CNN 模型的有效性,并得出以下结论。

(1) CNN 网络可塑性强,有效整合了光伏、沼气和热能等多种能源形式,实时监测和优化农村住宅

的能量管理。

(2)针对输入场景的独特性与高维特性,提出了基于卷积神经网络的特征提取方法,提取了与能源管理相关的关键特征,解决了拓扑数据无法直接作为神经网络输入的问题,提升了模型对能源需求变化的分析和预测能力。

(3)提出了基于PI-CNN输出了具有明确物理意义的优化结果曲线,相比于传统基于分类的机器学习方法,PI-CNN在准确性、可解释性、泛化能力方面具有显著优势。

### 参考文献:

- [1]张玉清. 实现“双碳”目标构建新型能源体系的初步思考[J]. 石油科技论坛, 2024, 43(2): 8-14.  
ZHANG Yuqing. Thinking of constructing new-type energy system for fulfillment of carbon peak and carbon neutrality goals[J]. Petroleum Science and Technology Forum, 2024, 43(2): 8-14.
- [2]WU S. The evolution of rural energy policies in China: A review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 119: 109584.
- [3]俞发强, 张名捷, 程语, 等. 需求响应下的并网型风-光-沼微能源网优化配置[J]. 上海交通大学学报, 2023, 57(1): 10-16.  
YU Faqiang, ZHANG Mingjie, CHENG Yu, et al. Optimal sizing of grid-connected wind-solar-biogas integrated energy system considering demand response [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2023, 57(1): 10-16.
- [4]钟永洁, 孙永辉, 谢东亮, 等. 含电-热-气-冷子系统的区域综合能源系统多场景优化调度[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(12): 76-84.  
ZHONG Yongjie, SUN Yonghui, XIE Dongliang, et al. Multi-scenario optimal dispatch of regional integrated energy system with power-heating-gas-cooling subsystems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(12): 76-84.
- [5]REN L, ZHOU S, PENG T D, et al. A review of CO<sub>2</sub> emissions reduction technologies and low-carbon development in the iron and steel industry focusing on China [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 143: 110846.
- [6]ZHANG Z D, ZHANG D X, QIU R C. Deep reinforcement learning for power system applications: An overview [J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2020, 6(1): 213-225.
- [7]黎晨阳, 张沈习, 程浩忠, 等. 计及相关性的电-气互联区域综合能源系统概率多能流计算[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(21): 42-49.  
LI Chenyang, ZHANG Shenxi, CHENG Haozhong, et al. Correlation-based probabilistic multi-energy flow calculation of regional integrated energy system with combined electricity and natural gas [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(21): 42-49.
- [8]穆云飞, 唐志鹏, 吴志军, 等. 计及虚拟储能的电-水-热综合能源系统日前优化调度方法[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(24): 11-21.  
MU Yunfei, TANG Zhipeng, WU Zhijun, et al. Optimal day-ahead scheduling method for electricity-water-heat integrated energy system considering virtual energy storage [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(24): 11-21.
- [9]李铂航, 李宏仲, 张民元. 计及负荷特性的综合能源系统低碳经济调度[J]. 综合智慧能源, 2023, 45(8): 72-79.  
LI Bohang, LI Hongzhong, ZHANG Minyuan. Low-carbon economic dispatch of integrated energy systems considering load characteristics [J]. Integrated Intelligent Energy, 2023, 45(8): 72-79.
- [10]ZHANG Y M, SUN P K, JI X Q, et al. Low-carbon economic dispatch of integrated energy systems considering full-process carbon emission tracking and low carbon demand response [J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(6): 5417-5431.
- [11]SANG Y J, ZHANG W Z, MA J, et al. Low carbon optimization scheduling of micro grid based on improved particle swarm optimization algorithm [J]. IEEE Access, 2024, 12: 76432-76441.
- [12]陈勇, 肖雷鸣, 王井南, 等. 基于场景扩充的低碳综合能源系统高可靠性容量规划方法[J]. 综合智慧能源, 2024, 46(4): 24-33.  
CHEN Yong, XIAO Leiming, WANG Jingnan, et al. Capacity planning method with high reliability for integrated energy systems with low-carbon emissions based on scenario expansion [J]. Integrated Intelligent Energy, 2024, 46(4): 24-33.
- [13]戴嘉彤, 董海鹰. 基于抽水蓄能电站的风光互补发电系统容量优化研究[J]. 电网与清洁能源, 2019, 35(6): 76-82.  
DAI Jiatong, DONG Haiying. Research on the capacity optimization of the wind-solar hybrid power supply system based on pumped storage power station [J]. Power System and Clean Energy, 2019, 35(6): 76-82.
- [14]徐弘升, 陆继翔, 杨志宏, 等. 基于深度强化学习的激励型需求响应决策优化模型[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(14): 97-103.  
XU Hongsheng, LU Jixiang, YANG Zhihong, et al. Decision optimization model of incentive demand response based on deep reinforcement learning [J]. Automation of

- Electric Power Systems, 2021, 45(14): 97-103.
- [15] 苏永新, 吴泽旋, 谭貌, 等. 基于深度强化学习的家庭综合需求响应在线优化[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(16): 5581-5593.
- SU Yongxin, WU Zexuan, TAN Mao, et al. Online optimization for home integrated demand response based on deep reinforcement learning [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(16): 5581-5593.
- [16] TAN J J, LI Y, ZHANG X P, et al. Operation of a commercial district integrated energy system considering dynamic integrated demand response: A Stackelberg game approach[J]. Energy, 2023, 274: 126888.
- [17] 王婧婷, 王宇扬, 周明, 等. 考虑绿电交易的用户间接碳排放核算方法[J]. 电网技术, 2024, 48(1): 29-39.
- WANG Jingting, WANG Yuyang, ZHOU Ming, et al. Accounting method of users' indirect carbon emissions considering green electricity trading [J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 29-39.
- [18] 郭尊, 李庚银, 周明, 等. 考虑网络约束和源荷不确定性的区域综合能源系统两阶段鲁棒优化调度[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3090-3100.
- GUO Zun, LI Gengyin, ZHOU Ming, et al. Two-stage robust optimal scheduling of regional integrated energy system considering network constraints and uncertainties in source and load [J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3090-3100.
- [19] 李国庆, 赵妍辉, 成龙. 基于支路模型的交直流混合配电网统一潮流计算[J]. 电网技术, 2023, 47(10): 4302-4313.
- LI Guoqing, ZHAO Yanhui, CHENG Long. Branch model-based unified power flow calculation of hybrid AC/DC distribution networks [J]. Power System Technology, 2023, 47(10): 4302-4313.
- [20] WU L, YIN X Y, PAN L, et al. Economic model predictive control of integrated energy systems: A multi-time-scale framework[J]. Applied Energy, 2022, 328: 120187.
- [21] DENG Y, LIU Y. Forecasting renewable energy generation using convolutional neural networks: A case study of wind and solar energy [J]. Renewable Energy, 2021, 162: 1445-1455.
- [22] 阮乐笑. 用于训练神经网络的自适应梯度下降优化算法[J]. 哈尔滨商业大学学报(自然科学版), 2024, 40(1): 25-31.
- RUAN Lexiao. Adaptive gradient descent optimization algorithm for training neural networks [J]. Journal of Harbin University of Commerce (Natural Sciences Edition), 2024, 40(1): 25-31.
- [23] 高雅. 智能电网负荷预测的常用方法分析与选择[J]. 电工技术, 2024(9): 4-6.
- GAO Ya. Analysis and selection of common methods for smart grid load prediction [J]. Electric Engineering, 2024(9): 4-6.

(本文责编:王庆霞)

收稿日期:2024-11-25;修回日期:2025-02-24  
上网日期:2025-04-15;附录网址:www.ienergy.cn

#### 作者简介:

张杨(1982),男,高级工程师,硕士,从事新型电力系统建设及新能源管理方面的工作,zt\_zt1815@163.com;

陶生虎(1974),男,高级工程师,从事公司发展管理工作;

刘琪(1993),女,工程师,从事线损管理工作。