第 52 卷 第 3 期：1178-1191 高电压技术 Vol.52, No.3: 1178-1191
2026 年 3 月 31 日 High Voltage Engineering March 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250272

基于STL-MTL-DDPG自适应动态组合的综合能源系统多元负荷短期预测

张玉敏[1]，孙　猛[1]，吉兴全[1]，杨　明[2]，叶平峰[3]，孟祥剑[1]
（1. 山东科技大学电气与自动化工程学院，青岛 266590；2.电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学)，济南 250061；　3. 山东科技大学储能技术学院，青岛 266590）

摘　要：针对不同时刻多元负荷间耦合系数的峰谷变化以及气象因素对多元负荷变化的感应差异对多任务学习(multi-task learning, MTL)预测模型精度的影响，提出一种基于单任务学习(single-task learning, STL)-MTL-深度确定性策略梯度算法(deep deterministic policy gradient, DDPG)的自适应动态组合综合能源系统多元负荷短期预测方法。首先，明晰电、冷、热多元负荷的峰谷特征指标，基于皮尔森相关系数逐时刻提取气象数据与电、冷、热负荷间的耦合关系，为后续预测模型构建提供有效的数据支撑；其次，为解决 MTL 模型存在耦合特征峰谷差的问题，构建 STL 模型相对独立的提取负荷数据自时序特征，同时解决环境因素对多元负荷变化的灵敏度干扰；然后，对 MTL 与 STL 预测数据进行重构，采用 DDPG 构建动态权重自适应分配模型，拟合子模型预测结果，感知外部环境变化，实现预测模型的逐时刻最优组合。最后，以亚利桑那州立大学 Tempe 校区综合能源系统为例进行验证，结果表明，模型电、冷、热负荷预测结果的平均绝对百分比误差分别为 0.63%、0.98%和 1.08%，预测精度相比其他预测模型具有一定提升。

关键词：综合能源系统；多任务学习；单任务学习；深度确定性策略梯度算法；负荷预测

Multivariate Load Forecasting of Integrated Energy System Based on STL-MTL-DDPG Adaptive Dynamic Combination

ZHANG Yumin[1], SUN Meng[1], JI Xingquan[1], YANG Ming[2], YE Pingfeng[3], MENG Xiangjian[1]
(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education(Shandong University), Jinan 250061, China; 3. College of Energy Storage Technology, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Aiming at the prediction model accuracy limitation caused by the difference of peak-valley coupling strength between multiple loads in different periods, paper proposes a deep deterministic policy gradient algorithm based on an integrated energy system multi-load short-term forecasting method with single-task learning (STL)+multi-task learning (MTL)+DDPG adaptive dynamic combination. First, the peak and valley characteristics of multiple electrical, cold and thermal loads were clarified, and the coupling relationship between meteorological data and electrical, cold and thermal loads was extracted from time to time based on the Pearson correlation coefficient to provide effective data supports for the construction of subsequent prediction models. Secondly, in order to solve the problem of peak-valley difference of coupling features in MTL model, a relatively independent STL model was constructed to extract load data from time series features, and at the same time to solve the sensitivity interference of environmental factors on multivariate load changes. Then, the MTL and STL prediction data were reconstructed, and DDPG was used to build a dynamic weight adaptive allocation model, which fitted the prediction results of the sub-model, sensed the external environment changes, and realized the optimal combination of prediction models from moment to moment. Finally, the IES of Arizona State University in Tempe, USA, is taken as an example, the results show that the average absolute percentage error of the proposed method in the forecast of electrical, cold and thermal loads reaches 0.63%, 0.98% and 1.08%, respectively, and the prediction accuracy is greatly improved compared with other prediction models.

基金资助项目：国家自然科学基金(52177095；62403288；52107111)；山东省自然科学基金(ZR2024ME029；ZR2023QE181；ZR2022ME219)。
Project supported by National Natural Science Foundation of China(52177095, 62403288, 52107111), Shandong Province Natural Science Foundation(ZR2024ME029, ZR2023QE181, ZR2022ME219).

Key words：integrated energy system; multi-task learning; single-task learning; deep deterministic policy gradient; load forecasting

0　引言

作为新一代能源系统，综合能源系统(integrated energy system, IES)因其运行灵活、高效低碳以及对可再生能源的优异吸收能力，成为当前研究与应用的重点领域[1-2]。精准的 IES 多元负荷预测可有效提高调度决策的准确度，相比于传统能源系统单一负荷特性的表现，IES 系统中的多元负荷具有强耦合及时间变异性。因此，如何优化 IES 多元负荷预测模型、提升预测精度是提高系统运营经济的关键所在[3-5]。

当前，多元负荷预测技术根据预测目标数量的不同可分为单任务学习(single-task learning, STL)[6]与多任务学习(multi-task learning, MTL)[7]。单任务学习模型的预测目标只有一个，模型相对独立，主要针对历史数据与气象因素进行预测研究，忽略负荷间相互影响信息。MTL 结构通过整合多序列数据，充分挖掘任务间的相互关联性，实现并行预测，显著提升了多元负荷预测的准确性和效率。文献[8]利用特征挖掘算法深入分析了电、冷、热负荷之间的复杂关联，并通过多任务学习模型实现了多种负荷的高效预测。文献[9]由残差网络提取多元负荷间耦合交互特征，基于注意力机制实现对多元负荷共享特征的差异化选择，有效提升预测精度。上述研究在多元负荷预测精度方面的提升具有显著意义，但仍需在相关方面进一步优化。一方面，MTL 模型利用并行化训练多目标，忽略了不同预测目标与影响因素间的相关性差异问题，无法针对单一目标选择特殊的输入特征[10]。另一方面，上述文献虽然有效利用了多元负荷的耦合关系，但由于区域环境和人员的差异，这种耦合关系的强度是不断变化的。如果采用弱相关变量来预测负荷，则会对预测结果产生不利影响[11]。

为解决该问题，弥补 MTL 模型的不足，需要对不同负荷进行相关性分析，并为预测模型选择合适的输入向量。文献[12]提出了一种基于循环神经网络的电、冷、热综合能源短期负荷预测方法，对多元负荷的相互关系进行分析，进而对相互关系较弱的负荷类型分别进行预测。然而，文献[12]仅分析了全年的数据，并没有考虑更细时间尺度上负荷相关性的差异。文献[13]通过 k 均值聚类法和 Pearson 相关系数相结合提出一种考虑多元负荷超短期预测方法，通过对相关性进行分析，考虑不同月份负荷之间的耦合特征，但实际上，在一天中的不同时间，负荷相关性也有显著差异。IES 中的负荷相关性可以被认为是整体相关的，但这并不意味着负荷在每个时刻都是强相关的。由于用户能耗习惯的差异，这种耦合关系在各时刻并不相同[14-15]。

针对此问题，文献[16]提出考虑峰谷相关性的短期负荷预测，基于输入特征的多重选择克服无关变量对预测结果的影响。为进一步提升预测精度，研究人员将集成学习推广至多元负荷预测领域，并取得良好的预测效果。文献[17]基于 Stacking 集成学习架构融合多个差异化模型以提高 IES 负荷预测精度，通过结合多种预测方法集成构建预测模型，有效增强模型泛化能力。文献[18]提出方差-协方差权值分配法组合子预测模型，有效提高风光功率预测精度。但目前研究所构建的组合模型不能根据外部条件的变化自适应调节权重，导致所构建模型对不同环境的适应程度较低。文献[19]提出了一种基于深度强化学习的多模型动态组合风电功率短期预测方法，通过深度确定性策略梯度算法(deep deterministic policy gradient, DDPG)架构实时感知外部环境变化进而实现预测模型的逐时刻最优组合，提升组合模型的预测精度。因此亟需构建一种权重自适应调节的多元负荷组合预测模型，充分考虑 IES 峰谷耦合特征对预测结果的影响，以提升 IES 多元负荷预测的精度与可靠性。

综上所述，为考虑 IES 负荷预测中峰谷负荷耦合差异，消除气象感应强度差异对预测结果的影响，本文提出一种基于 STL-MTL-DDPG 的自适应动态组合 IES 多元负荷预测方法，基于多元负荷耦合特征逐时刻优化模型组合权重，有效提升多元负荷预测精度。主要贡献如下：

1）将多元负荷耦合峰谷数据提炼为结构化信息，明晰气象因素对多元负荷的感应强度差异。分别构建 MTL 和 STL 的 IES 多元负荷子预测模型，通过 MTL 模型深度提取多元负荷的耦合特性，利用 STL 模型解决不同时段多元负荷峰谷耦合差异的问题，从而实现对 IES 多元负荷的准确预测。

2）提出基于 DDPG 的多模型融合的 IES 短期负荷预测模型，构建 DDPG 框架实现环境与组合权重的动态映射。通过实时感知外界环境的变化，自适应调整组合权重，从而在保证模型适应性的同时，显著提高预测精度。

1　峰谷耦合差异分析

1.1　峰谷指标系数计算

在年度时间尺度上，不同负荷的变化特征呈现出显著的季节性规律。为全面反映 IES 系统多元负荷的统计特征，研究选用年负荷率、年最小负荷率、年最大峰谷差率与年平均日负荷率指标，指标计算方法如附录 A 所示。以文献[20]中园区综合能源系统内的多元负荷数据进行相应的分析，该数据集多元负荷统计特征指标计算结果如表 1 所示，其中 ρ 表示年负荷率；$\rho_{\min}$ 表示年最小负荷率；$\rho_{\max}$ 表示年最大峰谷差率；ρ_{meanrate} 表示年平均日负荷率。

分析表 1 指标结果可知，电负荷在年负荷率、年最小负荷率和年平均日负荷率等指标上表现优秀，显著高于热负荷和冷负荷。而在年最大峰谷差率方面，电负荷的水平相对较低。数据表明该 IES 的能源结构以电力为主导，热负荷和冷负荷作为辅助能源。热负荷和冷负荷波动较大，反映了用户对冷热能使用的时效性需求，体现出 IES 系统在多能调度中的灵活性。

1.2　峰谷相关性分析

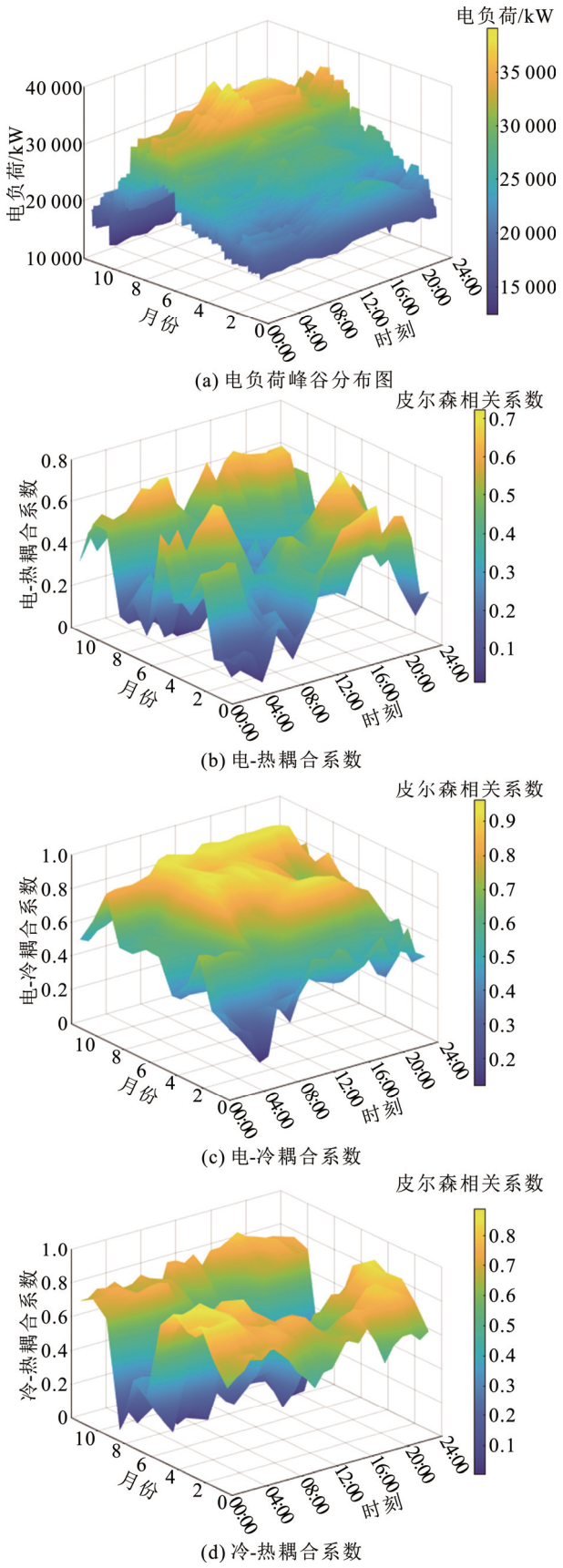
在电力系统中，电力负荷具有明显的短期峰谷特性。以 IES 电负荷数据为例，不同时段的平均负荷如图 1(a)所示。从图 1(a)可以看出，不同时段的电力负荷存在明显的峰谷差异。用电高峰时段为 08:00—20:00，用电谷时段为 00:00—08:00 和 20:00—24:00。与电负荷数据的峰谷特征类似，图 1(b)基于 Pearson 系数计算出多元负荷的相关系数绝对值，描述电热负荷之间的相关性，对于电热负荷，相关性曲线随着日期和时间呈现出明显的峰谷特征。

图 1(c)为电冷负荷的相关曲线，夏季电冷负荷的相关性高于冬季负荷。图 1(d)为热冷负荷的相关

表 1　峰谷指标系数计算

Table 1　Peak and valley index calculation coefficient

负荷类型	ρ	$\rho_{\min}$	$\rho_{\max}$	ρ_{meanrate}
电负荷	0.587 0	0.312 1	0.420 4	0.901 5
热负荷	0.386 7	0.198 5	0.586 5	0.843 6
冷负荷	0.374 2	0.068 8	0.679 7	0.752 1



(a) 电负荷峰谷分布图

(b) 电-热耦合系数

(c) 电-冷耦合系数

(d) 冷-热耦合系数

图 1　不同时段负荷及相关系数峰谷分布图

Fig.1　Peak and valley distribution of electricity load at different time periods

性，总体呈现中间低、周围高的趋势，可知热冷负荷的相关性取决于日时差和季节差异两类影响因素。

综上所述，电、热、冷不同负荷之间存在负荷相关峰和负荷相关谷，相关曲线随着时间的推移呈现出一定的规律性。当多元负荷间的耦合强度较弱时，将多元负荷序列作为预测模型的输入可能会影响预测精度。

1.3　气象特征优选

MTL 模型在多元负荷预测中的优势主要在于其通过共享特征提取器，捕捉不同负荷间的潜在关联，从而与 STL 模型相比表现出更优的预测结果。然而，通过进一步分析可知，气象因素对各类负荷具有不同的影响程度，该特性直接影响了 MTL 模型的特征选择。若仅选取与各负荷均高度相关的气象特征，将导致预测任务中忽视部分负荷的重要驱动因素；此外，若过度泛化地引入与任一负荷相关的特征，则可能增加模型输入的噪声水平，限制预测精度的提升空间。为验证多元负荷对气象因素的感应强度差异，利用 Pearson 系数分析多元负荷与环境变量相关程度，结果如表 2 所示。

由表 2 可知，多元负荷对于同一气象影响因素的感应强度存在显著差异。同时，基于对 MTL 模型的深度分析可知，当 MTL 模型在预测目标间的相关性较弱时，其预测效果通常较差。基于此，采取 MTL 与 STL 相结合的策略，有效提升模型的预测精度。为保证模型的特征注意力层准确提取有效特征信息，使预测结果接近真实值，选择与负荷相关系数大于 0.3 的气象特征，STL 模型气象因素具体情况如附录 B 图 B1 所示。同时，筛选出与研究目标高度相关的前 7 组数据作为 MTL 模型输入特征，确保其代表性。

表 2　电冷热负荷与气象因素间相关系数

Table 2　Correlation coefficient of electrical, cooling and heating loads with meteorological factors

气象类型	相关系数		
	电负荷	冷负荷	热负荷
表面反射率	0.259 3	0.308 3	−0.396 1
降水量	0.623 1	0.340 0	−0.705 3
太阳高度	−0.311 7	−0.456 5	0.281 6
温度	0.625 7	0.787 9	−0.798 4
气压	−0.547 2	−0.591 3	0.648 8
露点	0.517 5	0.520 9	−0.399 7
湿度	−0.223 6	−0.372 1	0.471 1
风速	0.028 6	0.023 1	−0.027 2
总辐射	0.014 2	−0.114 6	0.152 0

2　基于 DDPG-MTL-STL 的综合能源系统多元负荷组合预测模型

2.1　基于 Transformer 的单任务学习模型

STL 模型针对电、冷、热负荷数据选择不同特征与模型参数，忽略不同预测目标的耦合特性，独立提取各序列时序特征。本文提出了基于注意力机制的 Transformer 单任务学习模型，Transformer 架构利用自注意力机制实现了全局信息的有效提取，然而其计算复杂度较高。为优化计算效率，研究人员提出移除 Decoder 层的改进方案[21]，通过消除交叉注意力模块对模型收敛的制约，显著提升了训练速度。通过输入-编码-输出 3 个步骤得到负荷预测结果，模型具体结构详见附录 C 图 C1。

2.2　基于 MultiTr 的多任务学习模型

本文利用一种多任务预测框架 MultiTr，旨在实现多元负荷波动序列的同步预测。模型采用共享编码器-独立解码器的架构，以负荷和气象等多源数据作为输入特征。在编码阶段，利用统一编码器将共享输入数据特征，基于多头自注意力机制提取多元序列及其关联因素间的复杂关系；在解码环节，针对不同任务设计的独立解码器整合共享的隐藏特征与特定任务信息，实现更精准的任务处理。在确保各任务解码器具备充分的非线性表达能力的同时，能够适应不同类型负荷的波动特性；最后通过单次解码过程，实现了多元负荷序列的精准预测。MultiTr 结构如附录 B 图 B2 所示。

2.3　深度确定性策略梯度算法

在 DDPG 框架中，Actor 网络采用确定性策略，通过梯度上升策略更新其参数，生成具体动作。Critic 网络则用于评估动作的价值，通过最小化 Q 值与预测值之间的误差来优化参数。

DDPG 系统主要由 5 个核心模块构成，分别是在线策略网络、目标策略网络、在线评价网络、目标评价网络以及经验储存池。在 DDPG 框架下，Actor 模块根据在线状态信息来决定动作的执行，与之相对应的，Critic 模块则通过评估状态与动作对 Q 值的影响提供反馈信息。与此同时，经验储存池通过存储 Agent 在与环境交互中产生的状态、动作、奖励和下一个状态这 4 个要素的经验元组，从

而实现模型训练过程中的经验的随机抽样和重复利用，提高模型训练效率。核心模块的协同工作实现了完整的 DDPG 扩展工作，其具体的动作流程和模块关系如图 2 所示。

2.3.1　经验回放池

DDPG 利用经验回放池存储智能体与环境交互的经验样本，通过随机采样打破数据时序相关性，提升训练稳定性并促进策略在动作空间中的有效收敛。基于记忆库对经验进行重放，增强模型对环境动态的理解，避免局部最优，同时通过均衡管理新旧样本，优化智能体在复杂环境中的决策鲁棒性。

2.3.2　Actor 与 Critic 目标网络参数更新

目标网络在 DDPG 运行中起到核心作用，其通过引入参数软更新机制，在每次迭代中逐步调整网络权重，有效降低 Q 值函数的不稳定性，避免 Q 值的震荡问题，为算法的稳定性提供有力保障。其更新公式为：

$$\theta_t' \leftarrow \tau\theta_t + (1-\tau)\theta_{t-1}' = \theta_{t-1}' + \tau(\theta_t - \theta_{t-1}') \tag{1}$$

$$\omega_t' \leftarrow \tau\omega_t + (1-\tau)\omega_{t-1}' = \omega_{t-1}' + \tau(\omega_t - \omega_{t-1}') \tag{2}$$

式中：θ_t 为 t 时刻在线策略网络参数；θ_t' 为 t 时刻目标策略网络参数；ω_t 为 t 时刻在线评价网络参数；ω_t' 为 t 时刻目标评价网络；τ 为软更新系数，其值远小于 1，因此当在线网络参数出现小幅度变化时，目标网络参数会保持相对稳定。

2.3.3　Actor 与 Critic 在线网络参数更新

在学习过程中，通过从经验池中随机抽取 N' 个样本 (s_j, a_j, r_j, s_{j+1})，在线评价网络首先更新，其损失函数表达式为：

$$L = \frac{1}{N'}\sum_{j=1}^{N'}\left(y_j - Q\left(s_j, a_j \middle| \omega\right)\right)^2 \tag{3}$$

$$y_j = r_j + \gamma Q'(s_{j+1}, \pi'(s_{j+1}|\theta')|\omega') \tag{4}$$

式中：γ 为折扣因子；$Q'(\cdot)$ 为神经网络在参数 θ' 下的动作价值函数；π' 为 j+1 时刻的确定性策略。

Critic 在线网络参数 ω 的更新过程可表示为：

$$\omega' \leftarrow \omega - \alpha_\omega \nabla_\omega L \tag{5}$$

式中：α_ω 为在线评价网络的学习率；$\nabla_\omega L$ 为损失函数关于网络参数 ω 的梯度。

Actor 在线网络按照式(6)所示的链式法则更新，其关于网络参数 θ 的损失梯度为：

$$\begin{aligned}\nabla_\theta J \approx E(\nabla_\theta Q(s,a|w)\big|_{s=s_j, a=\pi(s_j|\theta)}) = \\ E(\nabla_a Q(s,a|w)\big|_{s=s_j, a=\pi(s_j|\theta)} \nabla_\theta \mu(s|\theta)\big|_{s=s_j})\end{aligned} \tag{6}$$

式中：$E(\cdot)$ 为期望值；s 为当前时刻的状态；a 为当前时刻的动作；w 为更新参数；$\nabla_\theta J$ 为在线策略网络中参数的梯度。θ 的更新过程表示为：

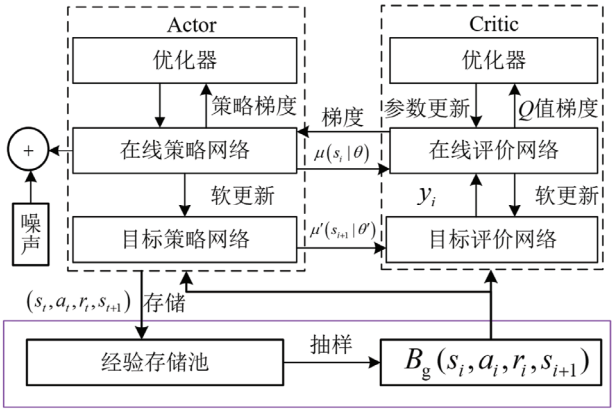


图 2　DDPG 网络结构图

Fig.2　Diagram of DDPG network structure

$$\theta' \leftarrow \theta + \alpha_\theta \nabla_\theta J \tag{7}$$

式中：α_θ 为在线策略网络的学习率。

2.3.4　DDPG 权重分配目标

本文将外部环境定义为多个子模型的权重配置，系统的核心机制在于从环境中获取信息，调整子模型的权重分布，并根据环境反馈获得奖励。定义 $\hat{f}$ 和 f 分别表示多元负荷的预测值和量测值，构建式(8)和式(9)所示的优化模型，以获取不同时刻各子模型的优化权重，目标函数是最小化负荷组合预测值和负荷实际值之间的相对误差。

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{j=1}^{K} w_{t-i}^k = 1, i = 0, \cdots, m \\ 0 \le w_{t-i}^k \le 1, i = 0, \cdots, m; k = 1, \cdots, K\end{cases} \tag{8}$$

$$\min_w \sum_{i=0}^{m}\left|\left(f_{t-i} - \sum_{k=1}^{K}\left(w_{t-i}^k \hat{f}_{t-i}^k\right)\right)\Big/ f_{t-i}\right| \times 100\% \tag{9}$$

式中：$\hat{f}_{t-i}^k$ 为 t–i 时刻第 k 个子模型的负荷预测值；f_{t-i} 为 t–i 时刻负荷量测值；w_{t-i}^k 为 t–i 时刻第 k 个子模型的待优化权重；K 为子模型总数。

3　预测流程

针对气象因子与异质负荷间的非线性响应特性以及多元负荷间复杂的时变耦合差异导致精度受限的问题，本章提出一种基于 STL-MTL-DDPG 的自适应动态组合预测模型，预测流程如附录 B 图 B3 所示，具体步骤如下文所述。

1）输入数据：将历史负荷序列和气象数据划分为训练集、验证集和测试集，筛选出多元负荷序列与气象因素相关性强的特征序列，最后归一化样

本数据，去除量纲对数据的影响。

2）任务训练：将不同组合数据分别输入到 MTL 模型和 STL 模型中，利用网格搜索法[21]对各模型参数进行调整，获取各子模型的多元负荷预测值。

3）权重分配：在探索学习过程中深度确定性策略梯度算法从预测环境中感知当前状态，以负的 M_{APE} 值最大作为奖励约束目标，根据当前策略输出带有探索噪声的权重动作，作为组合模型的权重。

4）输出预测结果：依据 DDPG 策略输出动作权重，重构各子模型预测结果，得到最终多元负荷预测值，基于评估指标对预测结果进行误差分析。

4　算例分析

4.1　实验平台配置及数据来源

本文选用美国亚利桑那州立大学 Tempe 校区的 IES 电、冷、热负荷公开数据集，采样间隔时间为 1 h，研究通过美国国家可再生能源实验室获取该地区 2018 年 12 月至 2019 年 12 月的气象数据，数据集选取时间跨度为全年。其中，2018 年 12 月至 2019 年 6 月的数据用于模型训练，剩余数据按 1:1 的比例分别用于验证和测试。模型构建采用 Pycharm 开发环境与 Pytorch 深度学习框架，实验设备为搭载 Win10 系统的计算机，配置包含 Intel i9-12900 H 处理器和 Nvidia RTX3070 显卡，统一采用千瓦作为多元负荷的计量单位，换算关系为：

$$1\ \mathrm{kW} = 3.4\ \mathrm{mBtu/h} = 0.284\ \mathrm{tonhr} \tag{10}$$

4.2　评价指标

误差评价指标使用均方根误差(root mean square error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)，分别表示为：

$$R_{\mathrm{MSE}} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{11}$$

$$M_{\mathrm{APE}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \times 100\% \tag{12}$$

式中：y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为 i 时刻负荷的真实值和预测值；N 为预测时间点数。

4.3　STL 与 MTL 预测结果对比分析

为验证 MTL 模型基于数据耦合特征提升预测精度的有效性，构建 STL 预测模型与其对比，两者模型参数保持不变，MTL 同时预测出电、热、冷负荷，STL 对电、热、冷负荷分别进行独立建模，单独输出预测结果。MTL 网络需优化的参数分别为模型尺寸、多头注意力个数、编码器输入个数以及解码器输入个数。模型尺寸从{16，32，64}中选取，多头注意力个数从{2，4，8}中选取，编码器以及解码器输入个数从{128，256}中选取，对以上参数执行网格搜索，确定当模型尺寸为 32、多头注意力个数为 8、编码器以及解码器输入个数为 256 时，模型性能最高。STL 模型所用参数与 MTL 相同，同时基于经验参数，设置模型训练批次为 64，训练迭代 100 次。

为剔除数据噪声对预测精度的影响，本文算例在数据输入前利用多元变分模态分解算法(multivariate variational mode decomposition, MVMD)对时序数据分解，并对各序列预测结果重构，降低数据的强波动性特征，具体分解重构流程参考文献[20]，预测结果如表 3 所示。

由表 3 可以看出，相比于 STL 模型，MTL 模型对电、冷、热负荷的预测精度更优，多元负荷 M_{APE} 值分别降低了 13.75%、4.27%、8.06%，R_{MSE} 值分别降低了 12.46%、0.65%、11.63%，且预测用时明显低于单负荷独立预测，预测效率更高，MTL 模型通过正则化效应减少模型对单个任务的过拟合，一次性输出多元负荷预测数据，显著提高了计算效率，同时准确预测负荷数据。

4.4　DDPG 参数敏感性分析

DDPG 算法稳定性对参数依赖性强，不合适的超参数选择对收敛性影响较大。基于此，通过 10 次实验计算所得的 DDPG 训练总奖励平均值，以验证模型在动态权重分配中的收敛性与稳定性，训练曲线如附录 B 图 B4 所示，结果表明，在设置训练次数内模型已趋于收敛，权重决策水平能够满足要求。为探究软更新系数、Actor 网络学习率参数以及 Critic 网络学习率参数对 DDPG 自适应权重分配架构性能的影响，分别对其进行不同取值测试。图 3 对比了这 3 个超参数对电负荷预测精度的影响。

表 3　STL 与 MTL 模型预测结果对比

Table 3　Comparison of prediction results of STL and MTL models

模型	负荷类型	M_{APE}/%	R_{MSE}/kW	耗时/s
STL	电	0.80	240.73	8.65
	冷	1.17	307.82	8.28
	热	1.24	32.32	8.26
MTL	电	0.69	210.97	8.43
	冷	1.12	305.43	
	热	1.14	28.56	

结果表明，软更新系数和学习率参数的选择会影响训练结果。当选择的软更新系数较高时，网络波动较大，导致训练不稳定，随着软更新系数的降低，训练总奖励呈现先降后增的非线性波动，软更新系数不足导致收敛速度降低，导致模型陷入局部最优，性能反而下降。学习率参数决定模型更新的步长，由图 3 可知，Critic 网络学习率为 1×10^{-4} 时

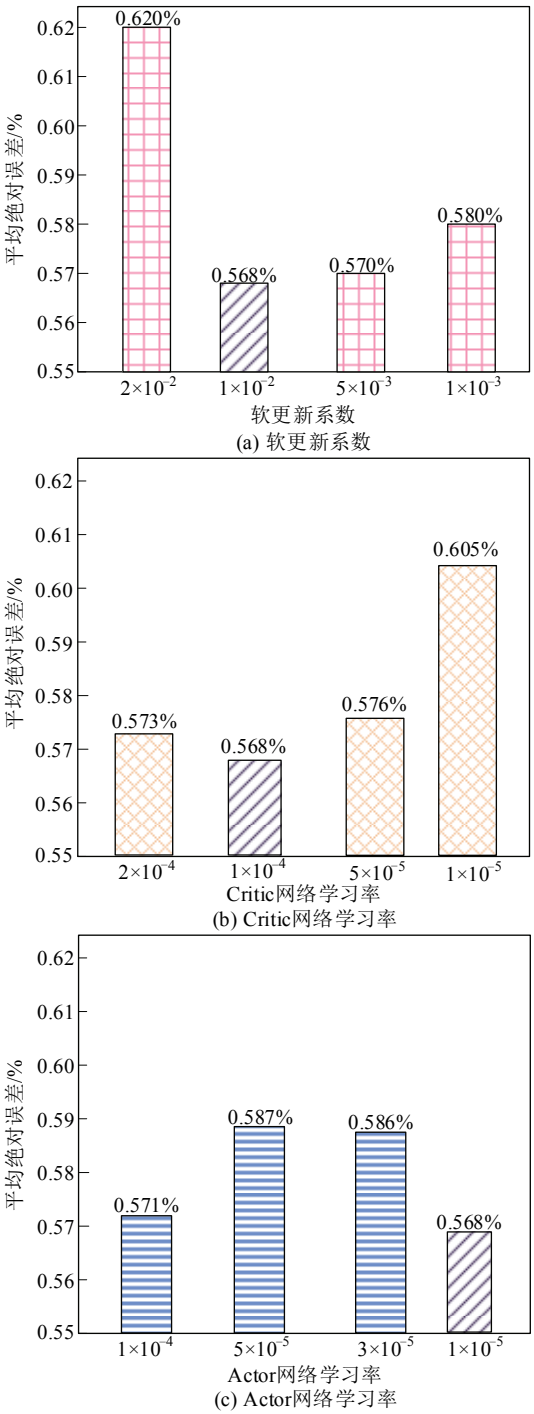


图 3　DDPG 不同超参数下多元负荷预测误差对比

Fig.3　Comparison of errors in multivariate load forecasting under different hyperparameters of DDPG

性能达到最优，随着学习率降低，Critic 网络无法有效利用 Actor 网络提供的梯度信息，导致策略收敛到次优解或停滞不前。同时，对于 Actor 网络来说，较低的学习率使得 Actor 网络快速收敛并提供准确的 Q 值估计，有效提高了模型性能。因此，选定软更新系数为 1×10^{-2}、Actor 网络学习率参数为 1×10^{-4}、Critic 网络学习率参数为 1×10^{-5}，系统其余环境参数设置详见附录 D 表 D1，实验结果表明，合理选择各参数可以有效提升模型的训练效果和预测性能。

4.5　组合模型对比分析

为进一步评估本文所提组合模型对预测精度提升的有效性，分别采用基于 BiGRU 的 MTL 模型(M1)、基于 CEEMDAN-Transformer 的 STL 模型(M2)、基于 CEEMDAN-MultiTr 的 MTL 模型(M3)和基于 MVMD-BiGRU 的 MTL 模型(M4)，与本文所提的 STL-MTL-DDPG 动态组合模型(M5)进行对比分析。表 4 和图 4 展示了各模型对 10 月 21 日至 10 月 27 日期间电、冷、热负荷预测的结果。由表 3 与表 4 可知，本文所提 M5 模型预测误差明显低于子模型 MTL 和子模型 STL。以电负荷为例，模型 M5 比模型 MTL、模型 STL 的 M_{APE} 指标分别降低 8.70%、21.25%。由此可见，组合模型通过弥补各子模型的缺陷，能有效提升模型的预测精度。

如图 4 所示，IES 多元负荷实际观测值呈现出显著的峰谷波动特征，波动强度较为明显。相比之下，M1 模型的预测值曲线表现出过度平滑现象，与真实负荷曲线存在显著偏差，这表明模型在捕捉负荷波动特性方面存在不足。M2 模型通过模态分解降低数据噪声，对各频分量分别建立 STL 预测模型，降低预测难度；M3 模型通过考虑 IES 各负荷间耦合关系，建立 MTL 预测模型，预测误差有所降低。M4 模型利用 MVMD，避免独立分解引起的耦合度损失，进而有效提高预测精度，在多任务学

表 4　MAPE 预测精度对比

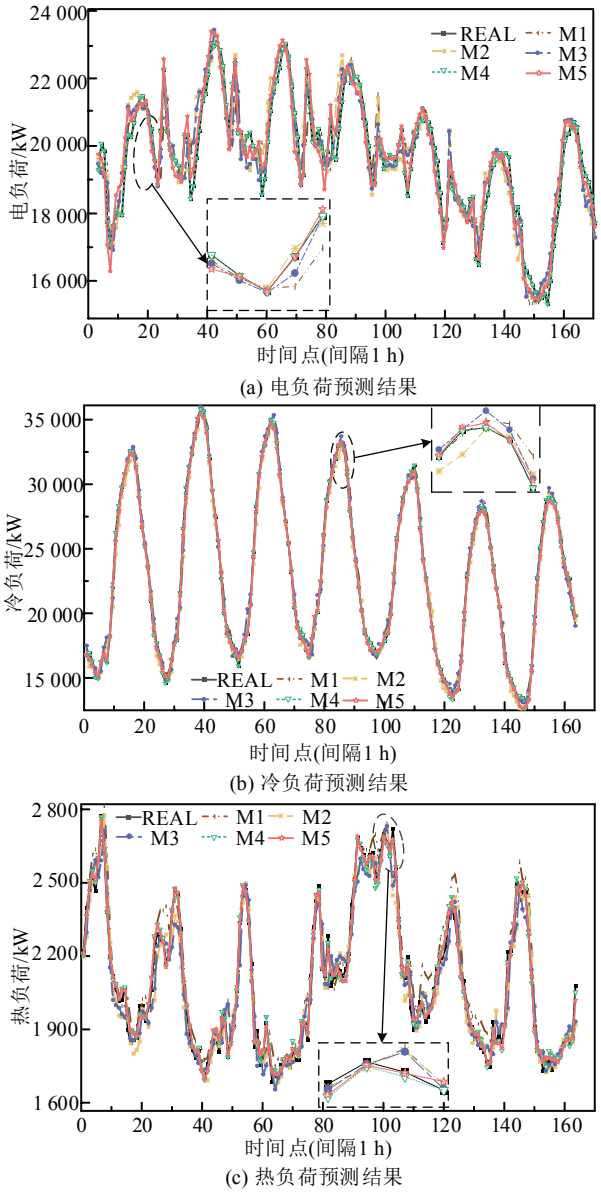
Table 4　Comparison of MAPE prediction accuracy

模型	M_{APE} 预测结果/%		
	电	冷	热
M1	2.10	2.59	3.62
M2	2.12	2.64	3.05
M3	1.81	2.56	2.83
M4	1.80	1.17	1.16
M5	0.63	0.98	1.08

习模型基础上更完整地提取特征，精度略高于 M3。M5 预测精度明显高于前 3 种模型，原因在于本文所提 M4 模型融合了 STL 与 MTL 的协同优势，不仅有效捕获了异质负荷间的时间维度耦合特性，同时保持了气象因子对冷、热、电负荷的差异化影响模式，实现预测性能的显著提升。

4.6　不同组合模型的预测结果分析

为验证本文所提基于 DDPG 动态组合模型(F4)的优越性，将其分别与基于平均权重的组合模型(F1)、基于误差倒数的组合模型(F2)与基于方差-协方差的组合模型(F3)进行对比验证，同时为验证模型的普适性，本节选取 11 月 4 日至 11 月 10 日内的预测数据进行解释分析。



(a) 电负荷预测结果

(b) 冷负荷预测结果

(c) 热负荷预测结果

图 4　IES 电、冷、热负荷预测结果

Fig.4　Forecasting results of electrical cooling and heating loads for IES

F1、F2、F3 组合模型权重赋值方法分别如附录 E1、E2、E3 所示；此外，附录 B 图 B5 为算例选取时段所提组合模型的权重赋值情况。经计算，F1 组合模型中 STL 和 MTL 权重相同，均为 0.5；F2 组合模型中 STL 和 MTL 的权重在电负荷预测中分别为 0.47、0.53，在冷负荷预测中分别为 0.42、0.58，在热负荷预测中分别为 0.48、0.52；F3 组合模型中 STL 和 MTL 的权重在电负荷预测中分别为 0.47、0.53，冷负荷预测中分别为 0.39、0.61，热负荷预测中分别为 0.38、0.62。由附录 B 图 B5 可知，F4 模型能有效感知环境变化，在不同时段赋予各子模型不同的权重。利用评价指标对其精度进行整体评估对比，4 种模型预测精度如表 5 所示。

由表 5 预测结果可知，子模型在电负荷预测中误差不大，F1、F2、F3 组合模型相对于子模型在精度上并未有明显提升，F4 通过自适应感知状态，更好地拟合曲线，相对前 3 者其 MAPE 值分别降低了 1.91%、1.56%、1.74%。而对于冷负荷，其波动性更为明显，精度相对较低，F4 模型的优越性更为明显，相比其余 3 种组合模型其 M_{APE} 值分别降低了 8.04%、3.99%、2.17%，热负荷 M_{APE} 值分别降低了 8.58%、4.91%以及 4.38%，充分说明所提模型相较于其他对比模型具有更优越的预测性能。

为了更直观地展现模型的预测精度，图 5 展示了 4 种预测模型在周六 24 h 的预测结果。由图 5 可知，固定权重模型 F1，由于其不能感知环境变化及时改变权重，因此表现最差；F2、F3 只从权重的误差变化规律出发，可以有限地实现权重分配，在一定程度上减少了预测误差，但精度仍不如模型 F4。

表 5　各组合模型预测精度对比

Table 5　Comparison of prediction accuracy of each model

评价指标	模型	参数预测结果		
		电	冷	热
M_{APE}/%	F1	0.577	0.784	0.932
	F2	0.575	0.751	0.896
	F3	0.576	0.737	0.891
	F4	0.566	0.721	0.852
R_{MSE}/kW	F1	158.14	223.29	22.23
	F2	158.49	213.38	21.47
	F3	158.24	209.52	21.34
	F4	158.06	205.22	20.51

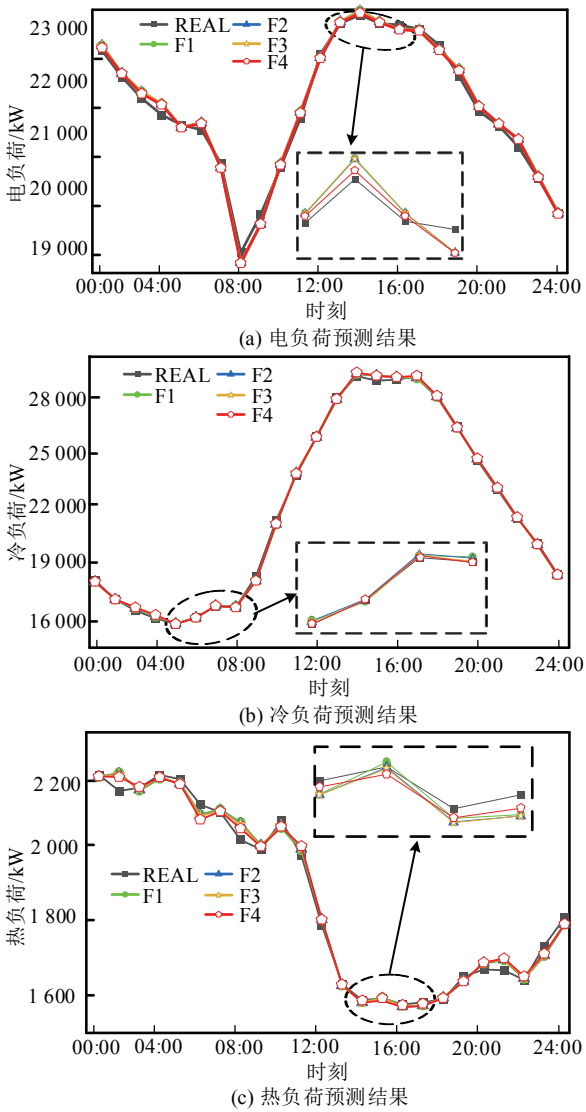


图 5　组合模型结果对比图

Fig.5　Comparison chart of combined model results

进一步分析各负荷误差分布可知，预测误差呈现出显著的时段聚集特征。对于电负荷，聚集性误差具体表现为在早晚用电高峰时段(07:00—09:00 与 18:00 — 20:00) 预测的 MAPE 较平均值高出 0.5%~1.5%；进一步分析冷负荷预测曲线可知，其误差在午间 14:00—16:00 期间相对较大，基于实验数据集特征分析可知，校区内部分布式能源以光伏为主，故分析其误差主要来源于午后光伏出力陡降阶段所造成的出力波动；对于热负荷，其误差在凌晨时段较为显著，可见热负荷误差与室外温度呈现显著负相关特征，具有一定的规律性。

综上可知，本文模型可以综合考虑权重的时序变化规律，更好地实现权重自适应，充分利用多元负荷耦合信息，基于自适应融合框架融合单任务学习独立建模优势和多任务学习模型关联特征提取能力，拟合最终的预测值，为实际综合能源负荷预测提供了更为可靠的解决方案。

5　结论

1）所提基于 DDPG 的自适应动态组合预测方法，通过误差反馈机制，动态更新组合权重，增强了模型的自适应能力，相较于固定权重组合算法，其电、冷、热负荷的 M_{APE} 值分别降低了 1.91%、8.04%、8.58%。

2）所构建的 STL-MTL-DDPG 动态组合预测模型能够有效解决耦合峰谷差异导致的多任务学习模型预测精度受限问题。通过 MTL 模型有效提取多元负荷的整体耦合特性，基于 STL 模型消除峰谷耦合与气象因素差异对预测结果的影响。该模型对电、冷、热负荷预测 M_{APE} 值分别达到 0.63%、0.98%、1.08%，在 IES 多元负荷短期预测领域具有良好的泛化能力和应用潜力。

本研究基于亚利桑那州立大学 Tempe 校区的电、冷和热负荷数据，证明所提出的组合预测模型的可行性。尽管模型在不涉及物理结构的情况下可以有效处理已知数据集，准确预测当前环境中的负荷，但在商业建筑、工业园区、社区负荷预测中的有效性需进一步验证，后续将继续探索模型在不同能源管理系统中的准确性，同时考虑利用优化算法来实现各超参数的最优组合。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献　References

[1] LI S R, ZHANG L H, NIE L, et al. Trading strategy and benefit optimization of load aggregators in integrated energy systems considering integrated demand response: a hierarchical Stackelberg game[J]. Energy, 2022, 249: 123678.

[2] 吉兴全，朱应业，张玉敏，等. 基于 DDQN-KRR 动态重构策略的综合能源系统运行优化[J]. 高电压技术，2023，49(8)：3195-3204.
JI Xingquan, ZHU Yingye, ZHANG Yumin, et al. Operation optimization of integrated energy system based on DDQN-KRR dynamic reconfiguration strategy[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3195-3204.

[3] WANG K, WANG C F, YAO W L, et al. Embedding P2P transaction into demand response exchange: a cooperative demand response management framework for IES[J]. Applied Energy, 2024, 367: 123319.

[4] 马恒瑞，袁傲添，王　波，等. 基于深度学习的负荷预测研究综述与展望[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1233-1250.
MA Hengrui, YUAN Aotian, WANG Bo, et al. Review and prospect of load forecasting based on deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1233-1250.

[5] 张　志，杜延菱，崔慧军，等. 考虑关联因素的智能化中长期电力负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制，2019，47(2)：24-30.
ZHANG Zhi, DU Yanling, CUI Huijun, et al. Intelligent mid-long

electricity load forecast method considering associated factors[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(2): 24-30.

[6] 罗凤章，张　旭，杨　欣，等. 基于深度学习的综合能源配电系统负荷分析预测[J]. 高电压技术，2021，47(1)：23-32.
LUO Fengzhang, ZHANG Xu, YANG Xin, et al. Load analysis and prediction of integrated energy distribution system based on deep learning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(1): 23-32.

[7] 沈　赋，刘思蕊，徐潇源，等. 基于多尺度特征提取的 IES 多元负荷短期联合预测[J]. 高电压技术，2024，50(7)：2918-2930.
SHEN Fu, LIU Sirui, XU Xiaoyuan, et al. Multi-load short-term joint forecasting of integrated energy system based on multi-scale feature extraction[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(7): 2918-2930.

[8] 吕忠麟，顾　洁，孟　璐. 基于耦合特征与多任务学习的综合能源系统短期负荷预测[J]. 电力系统自动化，2022，46(11)：58-66.
LÜ Zhonglin, GU Jie, MENG Lu, et al. Short-term load forecasting for integrated energy system based on coupling features and multi-task learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(11): 58-66.

[9] 王　琛，王　颖，郑　涛，等. 基于 ResNet-LSTM 网络和注意力机制的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电工技术学报，2022，37(7)：1789-1799.
WANG Chen, WANG Ying, ZHENG Tao, et al. Multi-energy load forecasting in integrated energy system based on ResNet-LSTM network and attention mechanism[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(7): 1789-1799.

[10] 秦　烁，赵　健，徐　剑，等. 基于多任务学习和单任务学习组合模型的综合能源系统多元负荷预测[J]. 电网技术，2024，48(4)：1510-1518.
QIN Shuo, ZHAO Jian, XU Jian, et al. Multivariate-load forecasting of integrated energy system based on combined multi-task learning and single-task learning model[J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1510-1518.

[11] 李　鹏，罗湘淳，孟庆伟，等. 基于 Spearman 相关性阈值寻优和 VMD-LSTM 的用户级综合能源系统超短期负荷预测[J]. 全球能源互联网，2024，7(4)：406-420.
LI Peng, LUO Xiangchun, MENG Qingwei, et al. Ultra short-term load forecasting of user level integrated energy system based on Spearman threshold optimization and variational mode decomposition and long short-term memory[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2024, 7(4): 406-420.

[12] 朱刘柱，王绪利，马　静，等. 基于小波包分解与循环神经网络的综合能源系统短期负荷预测[J]. 电力建设，2020，41(12)：133-140.
ZHU Liuzhu, WANG Xuli, MA Jing, et al. Short-term load forecast of integrated energy system based on wavelet packet decomposition and recurrent neural network[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(12): 133-140.

[13] 栗　然，孙　帆，丁　星，等. 考虑多能时空耦合的用户级综合能源系统超短期负荷预测方法[J]. 电网技术，2020，44(11)：4121-4131.
LI Ran, SUN Fan, DING Xing, et al. Ultra short-term load forecasting for user-level integrated energy system considering multi-energy spatio-temporal coupling[J]. Power System Technology, 2020, 44(11): 4121-4131.

[14] TAN M, LIAO C C, CHEN J, et al. A multi-task learning method for multi-energy load forecasting based on synthesis correlation analysis and load participation factor[J]. Applied Energy, 2023, 343: 121177.

[15] FAN J L, ZHUANG W, XIA M, et al. Optimizing attention in a transformer for multihorizon, multienergy load forecasting in integrated energy systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(8): 10238-10248.

[16] GE L J, LIU J H, ZHU X S, et al. Short-term load forecasting of the integrated energy system considering the peak-valley of load correlations[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2022, 16(14): 2791-2804.

[17] 邢晓萱，巩敦卫，孙晓燕，等. 基于重构误差和极端模式识别的综合能源系统短期负荷预测[J]. 中国电机工程学报，2024，44(9)：3476-3488.
XING Xiaoxuan, GONG Dunwei, SUN Xiaoyan, et al. Short-term load forecasting of integrated energy system based on reconstruction error and extreme patterns recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(9): 3476-3488.

[18] 何玉灵，焦凌钰，孙　凯，等. 基于变权重组合的短期风光发电功率混合预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版)，2025，52(6)：49-59.
HE Yuling, JIAO Lingyu, SUN Kai, et al. Short-term wind and photovoltaic power hybrid prediction based on variable weight combination prediction model[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2025, 52(6): 49-59.

[19] LI M L, YANG M, YU Y X, et al. Adaptive weighted combination approach for wind power forecast based on deep deterministic policy gradient method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2024, 39(2): 3075-3087.

[20] 张玉敏，孙　猛，吉兴全，等. 基于模态分解与多任务学习模型的综合能源系统多元负荷短期预测[J]. 高电压技术，2025，51(7)：3488-3499.
ZHANG Yumin, SUN Meng, JI Xingquan, et al, Short-term load forecasting of integrated energy system based on modal decomposition and multi-task learning model[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(7): 3488-3499.

[21] 李帷韬，侯建平，张　倩，等. 基于强化学习和 Transformer 的输电线路缺陷智能检测方法研究[J]. 高电压技术，2023，49(8)：3373-3384.
LI Weitao, HOU Jianping, ZHANG Qian, et al. Research on intelligent detection method of transmission line defects based on reinforcement learning and Transformer[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(8): 3373-3384.



张玉敏
1986—，女，博士，副教授
主要从事电力系统运行与控制
E-mail: ymzhang2019@sdust.edu.cn

ZHANG Yumin
Ph.D.
Associate professor



孙　猛
2000—，男，硕士生
主要从事综合能源负荷预测
E-mail: sunm0906@sdust.edu.cn

SUN Meng



吉兴全(通信作者)
1970—，男，博士，教授，硕导
主要从事配电网优化方面的研究工作
E-mail: xqji@sdust.edu.cn

JI Xingquan
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2025-03-02　在线出版日期　2025-06-26　　编辑　程子丰

附录 A 多元负荷峰谷特征统计指标

为全面反映 IES 系统多元负荷的统计特征，研究选用年负荷率、年最小负荷率、年最大峰谷差率与年平均日负荷率指标，指标计算方法如附录 A 所示。

$$\rho = \bar{L}_{\text{year}} / L_{\text{year,max}} \tag{A1}$$

$$\rho_{\min} = L_{\text{year,min}} / L_{\text{year,max}} \tag{A2}$$

$$\rho_{\text{maxvp}} = \max\left(L_{\text{day,max}} - L_{\text{day,min}} / L_{\text{day,max}}\right) \tag{A3}$$

$$\rho_{\text{meanrate}} = \sum_{i=1}^{12} \bar{L}_{\text{monthmaxday},i} \Big/ \sum_{i=1}^{12} L_{\text{monthmaxday,max},i} \tag{A4}$$

式中：$\bar{L}_{\text{year}}$ 表示年负荷平均值；$L_{\text{year,max}}$ 表示年负荷最大值；$L_{\text{day,max}}$ 表示日负荷最大值；$L_{\text{day,min}}$ 表示日负荷最小值；$\bar{L}_{\text{monthmaxday},i}$ 表示第 i 月日负荷平均值；$L_{\text{monthmaxday,max},i}$ 表示第 i 月日负荷最大值。

附录 B

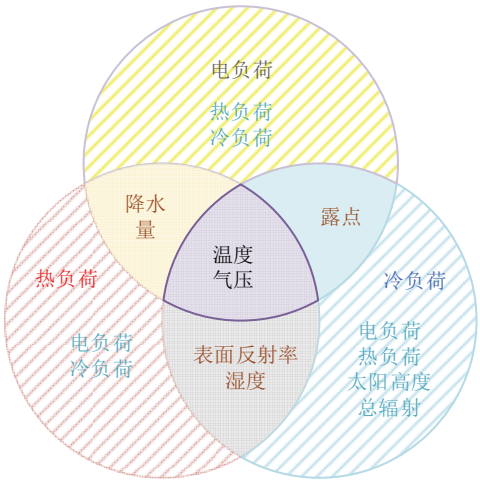


图 B1 STL 模型气象因素选择

Fig.B1 Selection of meteorological factors of STL model

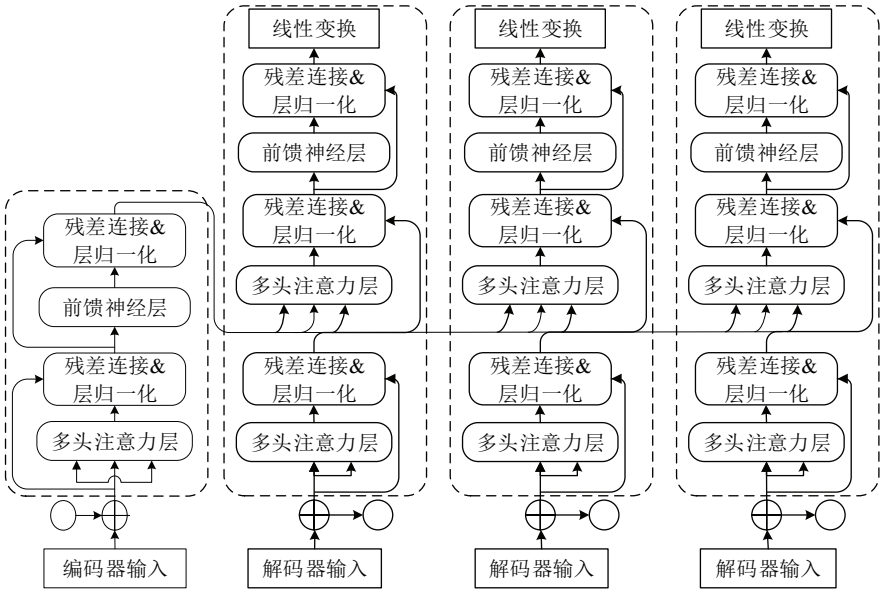


图 B2 MultiTr 模型结构图

Fig.B2 Structure of the MultiTr model

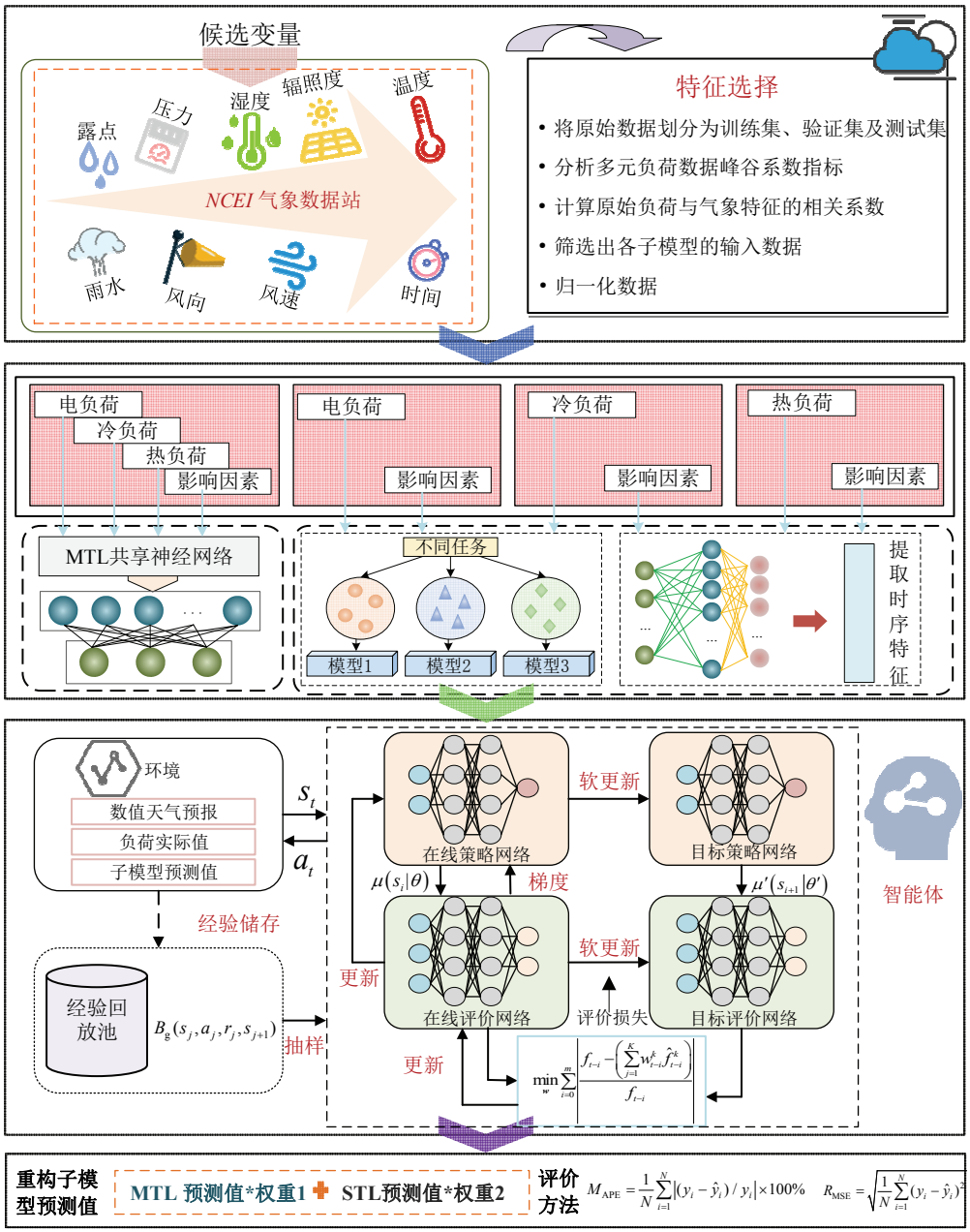
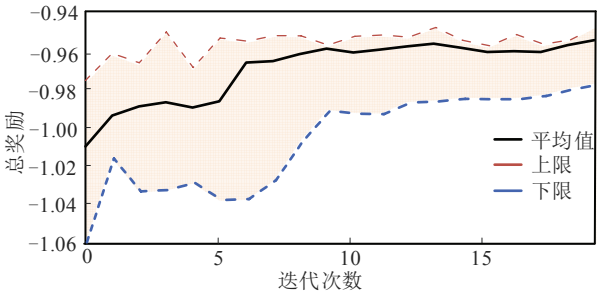
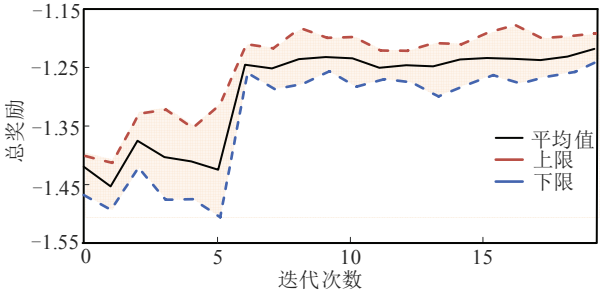


图 B3　基于 DDPG 自适应动态组合的综合能源系统多元负荷预测

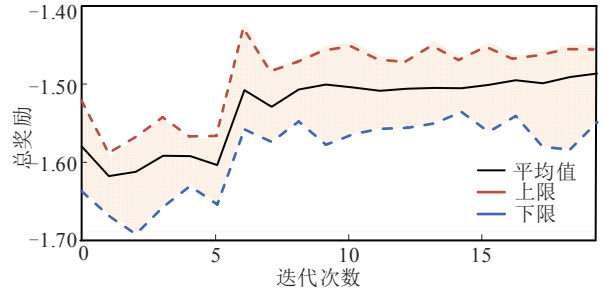
Fig.B3　Multivariate load forecasting of integrated energy system based on DDPG adaptive dynamic combination



(a) 电负荷奖励值曲线



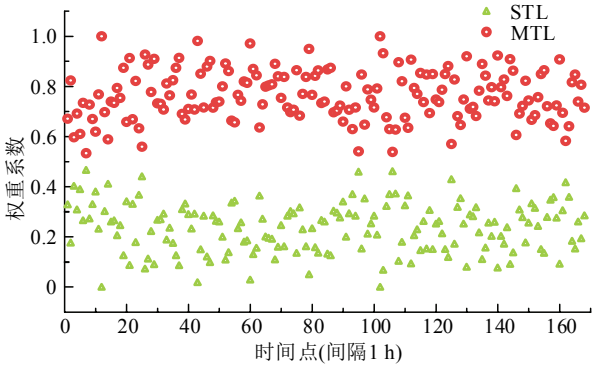
(b) 冷负荷奖励值曲线



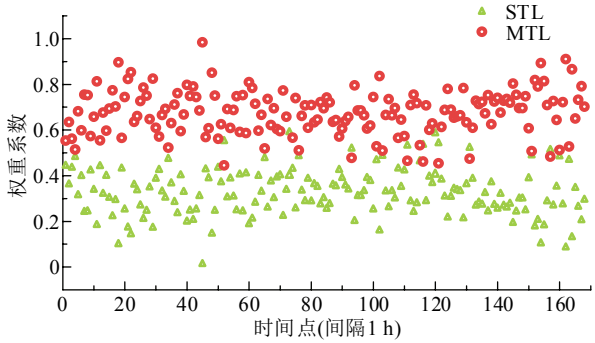
(c) 热负荷奖励值曲线

图 B4　DDPG 训练过程收敛情况

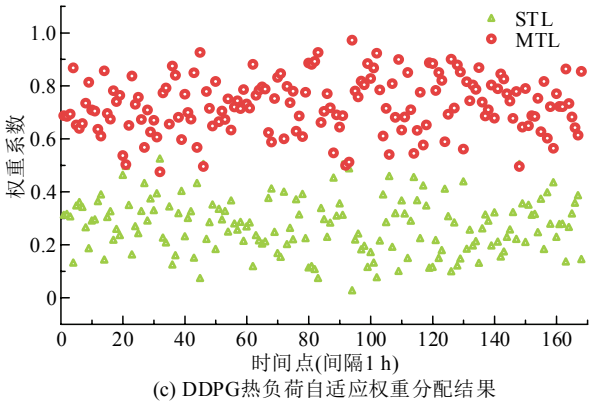
Fig.B4　Convergence of DDPG training process



(a) DDPG电负荷自适应权重分配结果



(b) DDPG冷负荷自适应权重分配结果



(c) DDPG热负荷自适应权重分配结果

图 B5　DDPG 预测子模型权重变化

Fig.B5　DDPG predicts weight changes of submodels

附录 C 单任务学习模型

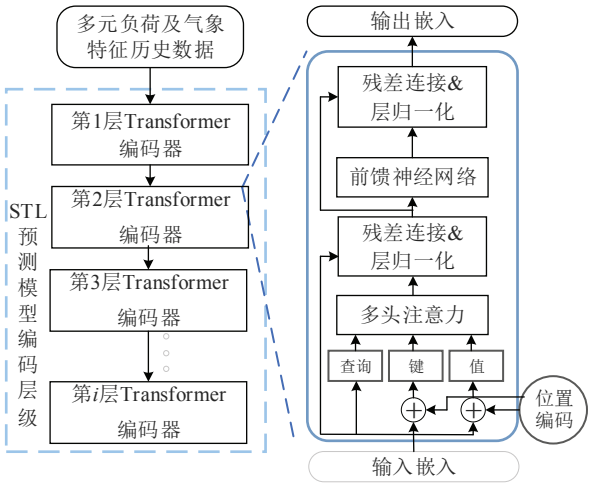


图 C1 基于 Transformer 的单任务学习预测模型

Fig.C1 STL prediction model based on Transformer

STL 模型由若干个编码器组成，其用于将输入编码至隐藏信息矩阵中。首先，基于多头注意力层通过自我学习将查询向量 $\boldsymbol{Q}$、键向量 $\boldsymbol{K}$ 和值向量 $\boldsymbol{V}$ 并行注入注意力层中，对数据进行拼接，基于向量映射统一维度输入下层模型中，有效提取数据独立时序特征，减少无关气象因素对预测结果的影响。其次，利用前馈神经网络增强模型的非线性拟合能力，前馈神经网络由两层线性变换组成，同时利用 ReLU 激活，故前馈神经网络也称为两个核大小为 1 的卷积。最后，利用残差连接与层归一化将输入数据映射至特定的数值范围或分布之中，进而提升预测模型训练过程的收敛速度以及稳定性。

附录 D

表 D1 DDPG 超参数

Table D1 DDPG hyperparameter

参数	取值
批尺寸	32
折扣因子	0.90
Actor 网络学习率	0.000 01
Critic 网络学习率	0.000 1
软更新系数	0.01
Actor 网络隐含层层数	2
Critic 网络隐含层层数	2

附录 E1 基于平均权重的组合模型

采用平均权重分配策略的组合预测模型，通过赋予各子模型相同的权重系数，实现预测模型的简化设计。为确保各预测模型对最终结果具有均等的贡献度，权重计算过程如式(E1)所示：

$$w_i = \frac{1}{n}(i = 1,2,\cdots,n) \tag{E1}$$

故基于平均权重的组合模型可表示为：

$$p_{\mathrm{re}} = \sum_{i=1}^{n} w_i p_{\mathrm{re},i} \tag{E2}$$

式中：p_{re} 为组合的预测结果；$p_{\mathrm{re},\,i}$ 为第 i 个模型的预测结果；本文设定 $w_{\mathrm{stl}} = 0.5$ 、 $w_{\mathrm{mtl}} = 0.5$ 。

附录 E2 基于误差倒数的组合模型

设 MTL 的误差为 $M_{\mathrm{APE,MTL}}$,STL 的误差为 $M_{\mathrm{APE,STL}}$，则基于误差倒数的组合模型可表示为：

$$p_{\mathrm{re}} = p_{\mathrm{re,MTL}} \frac{M_{\mathrm{APE,STL}}}{M_{\mathrm{APE,STL}} + M_{\mathrm{APE,MTL}}} + p_{\mathrm{re,STL}} \frac{M_{\mathrm{APE,MTL}}}{M_{\mathrm{APE,STL}} + M_{\mathrm{APE,MTL}}} \tag{E3}$$

附录 E3 基于方差-协方差的组合模型

基于方差-协方差的组合模型的核心思想是通过最小化组合预测误差的方差，计算各单一模型的预测误差及误差的方差-协方差矩阵，建立以组合预测误差方差最小化为目标的优化问题，进而确定各单一模型的最优权重，组合预测的误差方差可表示为：

$$V_{\mathrm{ar}}(e_{\mathrm{c}}) = \sum_{i=1}^{k} w_i^2 \sigma_{ii} \tag{E4}$$

为了求得最合适的权重，就必须使得 $V_{\mathrm{ar}}(e_{\mathrm{c}})$ 取值最小，且满足 $\sum w_i = 1$ 。使用拉格朗日函数求 $V_{\mathrm{ar}}(e_{\mathrm{c}})$ 的最小值，可得：

$$w_i = \frac{1}{\sigma_{ii}\left(\frac{1}{\sigma_{11}} + \ldots + \frac{1}{\sigma_{kk}}\right)} \tag{E5}$$

且：

$$V_{\mathrm{ar}}(e_{\mathrm{c}}) = w_i \sigma_{ii} \tag{E6}$$

n 个模型的误差表示为 $e_1, e_2, \cdots, e_k$ ，这些误差服从均值为 0 的正态分布。方差 $\sigma_{ii}(i = 1,2,\cdots,n)$ 的预估值 $\hat{\sigma}_{ii}$ 可表示为：

$$\hat{\sigma}_{ii} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(e_{ii})^2 \tag{E7}$$

式中：n 为历史数据的数量，因此 w_i 的估计值可表示为：

$$\hat{w}_i = \left(\sum_{t=1}^{n} e_{it}^2\right)^{-1} \left(\sum_{j=1}^{k}\left(\sum_{t=1}^{n} e_{jt}^2\right)^{-1}\right)^{-1} \tag{E8}$$