第 52 卷 第 6 期：2876-2893 高电压技术 Vol.52, No.6: 2876-2893
2026 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250866

风力发电保障能力日内预测技术

马 力[1,2,3]，董 存[2,4]，王 铮[1]，蒋建东[2]，王 勃[1]
（1. 可再生能源并网全国重点实验室(中国电力科学研究院有限公司)，北京 100192;
2. 郑州大学电气与信息工程学院，郑州 450001；3. 国网河南省电力公司鹤壁供电公司，鹤壁 458000;
4. 国家电力调度控制中心，北京 100031）

摘 要：随着风电、光伏等新能源逐步成为主导电源，电力系统“保供电”挑战日益突出。针对目前新能源确定性预测仍存在小概率极端正偏差、进一步加大电力保供难度的问题，提出了一种正偏差惩罚与保供电量占比最大化博弈的风力发电日内保障能力预测方法，预测时间尺度 24 h，每小时滚动更新。首先，创建了兼顾预测正偏差最小与预测出力水平最大的模型目标寻优损失计算函数；然后，基于卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network-long short-term memory network，CNN-LSTM)，构建了风力发电日内保障能力预测模型；最后，基于多策略融合灰狼算法的保障能力预测模型参数协同优化方法对非对称惩罚损失函数超参数进行寻优，形成了完整的可实施技术方案。为对比所提方法有效性，构建了多维度评估指标体系，采用我国华东地区多个风电场的实际运行数据对所提出方法进行验证。结果表明，所提方法相较于对比模型保障电量占比指标提升 15%~25%，误差指标降低 20%以上，验证了所提方法的有效性和先进性。

关键词：风力发电；预测正偏差；保障能力预测；损失函数；多策略融合；灰狼算法

Intraday Forecasting Technology for Wind Power Generation Guaranteed Capacity

MA Li[1,2,3], DONG Cun[2,4], WANG Zheng[1], JIANG Jiandong[2], WANG Bo[1]
(1. National Key Laboratory of Renewable Energy Grid-Integration(China Electric Power Research Institute), Beijing 100192, China;
2. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;
3. Hebi Power Supply Company, State Grid Henan Electric Power Company, Hebi 458000, China;
4. National Electric Power Dispatching and Control Center, Beijing 100031, China)

Abstract: As new energy sources such as wind power and photovoltaic power gradually become the dominant power sources, the challenge of “guaranteeing power supply” of the power system is becoming more and more prominent. In view of the problem that there is still a small probability of extreme positive deviation in the new energy deterministic prediction, which further increases the difficulty of power preservation, a prediction method for wind power generation’s intraday security capacity is proposed, which penalizes the positive deviation and maximizes the proportion of power preservation, and the prediction time scale is 24 hours, with rolling updates every hour. Firstly, a model objective optimization loss calculation function that takes into account the minimization of the positive deviation and the maximization of the predicted output level is created. Then, based on the convolutional neural network-long short-term memory network (CNN-LSTM), an intraday guaranteed capacity prediction model for wind power generation is constructed. Finally, based on the parameter co-optimization of the guaranteed capacity prediction model of the multi-strategy fusion gray wolf algorithm, a cooperative optimization method of the parameters of the guaranteed capacity prediction model is developed to optimize the super-parameters of the asymmetry penalty loss function. Moreover, a cooperative optimization method based on multi-strategy fusion gray wolf algorithm is used to optimize the hyperparameters of the asymmetric penalty loss function, which forms a complete and implementable technical program. In order to compare the effectiveness of the proposed method, a multi-dimensional evaluation index system is constructed, and the proposed method is validated by using the actual operation data of several wind farms in East China. The results show that the proposed method can be adopted to improve the guaranteed power share index by 15%~25% and reduces the error index by more than 20% compared with

基金资助项目：国家重点研发计划(大规模风电/光伏多时间尺度供电能力预测技术)(2022YFB2403000)。
Project supported by National Key R&D Program of China (Multi-timescale Forecast Technology for Large-scale Wind/Photovoltaic Power Supply Capability) (2022YFB2403000).

the comparison model, which verifies the effectiveness and advancement of the proposed method.

Key words：wind power; positive deviation of prediction; guarantee capacity prediction; loss function; multi-strategy fusion; grey wolf optimization

0　引言

“双碳”目标是我国的国家战略，构建新型电力系统是具体举措之一[1]。截至 2024 年 12 月底，我国风电装机容量约为 4.9 亿 kW[2]，同比增长 19.2%[3]，预计到 2030 年，将进一步增长至 12 亿 kW，成为主导电源[4]。与此同时，受风能资源随机波动影响，风电出力也呈现显著的随机性和波动性[5]；高精度预测未来一定时间尺度下的风电出力情况，并将其纳入发电计划，是应对大规模风电随机波动影响的有效手段之一。从 2008 年国内首套风电功率预测系统上线运行以来，我国风电功率预测技术不断提升，目前已建成了包含不同预测时间尺度、覆盖不同空间尺度的风电功率预测技术体系，省级风电功率日前预测精度达到 92%左右，有力支撑了我国风电调控运行[6]。但随着我国风电装机容量的进一步发展，风电将成为电力电量供应的主体之一[7]，现有风电功率预测中存在的小概率极端正偏差，将导致基于预测结果编制形成的发电计划无法满足用电需求[8]，保供电形势严峻，亟需开展风力发电保障能力预测技术研究，提供预测保障电量最大、正偏差幅值及发生概率最小的风力发电功率预测曲线，支撑电力保供应、新能源促消纳。

当前，国内外在风力发电保障能力预测领域已开展部分研究。国内研究主要聚焦于概率预测方法应用[9]以及优化电力系统调度策略[10-13]以提高供电保障能力。例如，文献[14]考虑极端出力和极端爬坡情况的不确定性场景，构建高比例新能源电力系统调度模型，增强了高比例新能源纳入电力系统的电力可靠供应能力；文献[15]基于时空特征聚类和双层动态图卷积网络建模的短期净负荷预测方法，为电网保供决策提供更多信息支持，但预测尺度较短；文献[16]系统研究了新能源纳入比例与电力保供的关系，提出相应数学解析公式，为新能源保障能力预测研究提供了一种综合理论分析方法[17]；文献[18]将概率密度估计与 Transformer 网络相结合所得到的区间预测在高置信区间下仍可获取区间内部更为细致的概率密度，对电力系统的稳定运行以及供电可靠性起着重要作用。国外的研究更注重于直接预测供电保障能力[19]，采用多种模型和技术手段来提升新能源发电的保障能力，以增强供电的可靠性和稳定性。文献[20]基于时空预测的超短期新能源预测算法，利用注意力机制提高供电保障能力的可解释性和精度；文献[21]通过极端分位数对新能源功率进行保守预测，并聚合多种可再生能源提供备用电力，从而提升电力系统供电可靠性；文献[22]提出概率集成方法，通过概率模型对光伏供电保障能力进行预测；文献[23]采用差分进化与粒子群优化技术，对光伏发电保障能力进行预测，能够有效地管理电力供需平衡，减少意外负荷的发生。综上可以看出，目前国内外针对风力发电保障能力预测相关技术的研究较少，仅有的少量研究主要聚焦于通过提升电网灵活性[24-27]、优化电力系统调度策略[28-30]以及通过概率预测方法[31-35]实现供电保障能力预测，没有考虑能否通过对模型所学习的目标函数构造来实现保障能力预测，预测结果的时间尺度也主要在 4 h 左右，导致在处理多尺度供电保障能力预测时，尤其是短期、长期以及不同时间范围内需求时，存在较大的局限性，无法支撑高比例新能源并网下电网的长期稳定运行和电力保障需求。风力发电保障能力预测得到的预测结果不是概率最大的期望值，而是保障电力供应的一个值(例如保障达到 95%的电量供应水平)。

本文聚焦风力发电保障能力预测问题，提出一种正偏差惩罚与保供电量占比最大化博弈的风力发电日内保障能力预测方法：首先，创建了兼顾预测正偏差最小化与预测出力水平最大化的模型目标寻优损失计算函数；然后，基于卷积神经网络-长短期记忆网络(convolutional neural network-long short-term memory network，CNN-LSTM)模型，构建了风力发电日内保障能力预测模型；最后，基于多策略融合灰狼算法的保障能力预测模型参数协同优化方法对非对称损失函数超参数进行寻优。采用我国华东地区某风电集群的实际运行数据对所提方法进行验证，构建多维度评估体系进行结果对比，验证了本文所提方法的有效性和先进性，能够适用于风力发电保障能力预测场景的应用。

1 常规预测的局限性分析

目前，主流的常规风电功率预测方法均采用均方误差(mean square error，MSE)、平均绝对误差(mean absolute error，MAE)等损失函数作为预测模型参数寻优的目标函数。这些损失函数可以衡量模型预测值与实际值之间的差异，在训练风电功率预测模型时，将其作为神经网络模型的损失函数用于引导梯度下降等优化算法。通过最小化该损失函数的损失值，模型参数不断调整，以减少最终的预测误差。

如图 1 所示，是采用中国东南部某风电集群的实际运行数据进行常规预测得到的结果而绘制的误差的概率分布图。从图 1 中可以看到，误差大部分集中在接近 0 的范围附近，说明模型在大部分情况下预测较为准确。但是，较大的正偏差会导致过度估计风电可用能力。常规预测中误差超过 100 MW 的正偏差所占比例达到了 24.54%，这意味着常规预测过于高估实际功率将会导致电网调度不合理，可能无法充分应对实际的供电需求。常规预测方法虽整体误差最小，但布局偏差可能较大，当预测较实际出力偏大，且偏大幅度较大时，系统供电能力不足，平衡风险大。

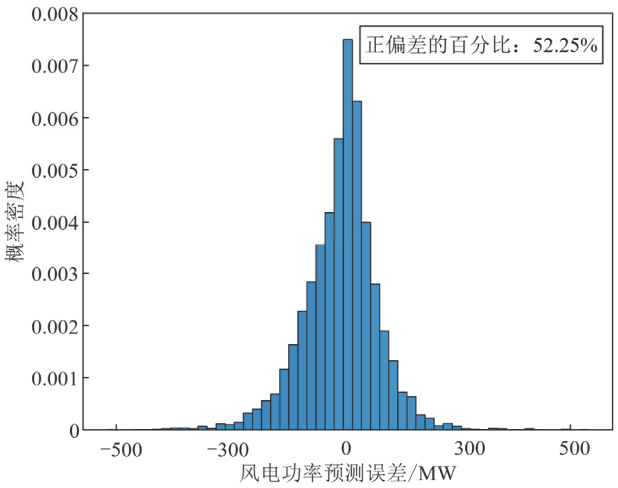


图 1 误差的概率分布图

Fig.1 Probability distribution of errors

常用的损失函数如 MSE 和 MAE 对正偏差与负偏差进行对称惩罚，使模型在训练过程中无法区分高估和低估的不同影响。虽然这些损失函数可以有效减少实际功率与预测功率之间的误差，但由于对正负偏差同等对待，模型无法学习到预测偏差的方向性特征。因此，正偏差和负偏差发生的概率相同，而在实际运行中，正偏差(高估)往往会带来更严重的后果，例如能源调度中的欠供给问题。由于现有损失函数的对称性，模型会倾向于平衡正负偏差，而忽略了正偏差对系统运行的潜在风险。

部分国内研究人员也尝试通过概率预测的方式来实现新能源保障出力预测。概率预测是指通过概率模型来预测未来某一时刻或时间段内的风电功率输出，并提供不确定性的度量。相比于确定性预测，概率预测能够量化风电功率的不确定性，如预测区间和置信水平。但是，如果简单地将概率预测所得到的预测区间下限作为保障出力曲线，那么在高置信水平下，满足了“保供电”，但预测值与实际值误差太大。对于调度能力有限的电网，将使其无法快速应对新能源的变化，导致新能源发电无法及时并网，进而限制新能源的消纳。

基于近年来各级调度机构的多次保供电实践经验，传统风电功率预测以均态预测误差最小为优化目标难以支撑调度保供决策，具体表现在：预测功率纳入平衡时仅能依赖主观经验进行简单打折，用电紧张时段难以获知特定出力需求下的风电可靠保障电量占比。

因此，对于风力发电保障能力预测而言，引入能够对正偏差进行额外惩罚的损失函数，或许可以有效改善模型对高估情况的过度容忍性，不同于传统风电功率预测输出概率最大的期望值，风力发电保障能力预测所输出结果为能够保障电力供应的一个值(例如 95%实际出力均能满足用电需求)。使模型在最大化提高预测结果出力水平的同时，确保实际出力高于预测结果出力的概率小于某个比例。在调度层面上，不仅可以有效地保障了风力供电能力的可靠性，在风力资源消纳层面上，还可以保证风电资源不浪费、好消纳。

2 整体解决思路

本文从损失函数设计、模型构建和模型优化算法 3 个角度入手，提出一种更具针对性的保障能力预测方法。首先，设计出满足保障能力预测需求的专用损失函数，用于神经网络模型的学习。保障能力预测的核心在于在保证实际功率之下实现“保供电”的同时，尽量减少预测与实际功率之间的误差，即实现保障能力的最大化；然后，构建多步预测滑动窗口，基于 CNN-LSTM 神经网络混合模型搭建风力发电保障能力日内预测模型；最后，引入改进

后的模型优化算法，对损失函数中的超参数进行优化。结合多目标优化策略，提升模型的预测效果，增强模型在面对不同调度需求时的灵活性。通过这种三措并举的方式，模型不仅能够有效提升保障能力预测效果，还能根据电网的调度需求灵活调整保障能力的预测结果。

整体技术方案思路如图 2 所示，一方面，专用损失函数使保障能力预测模型能够输出理想的保障能力预测曲线；另一方面，改进后的模型优化算法和多目标优化策略为超参数优化提供了强有力的支持，进一步提升了模型的预测效果与适应性。

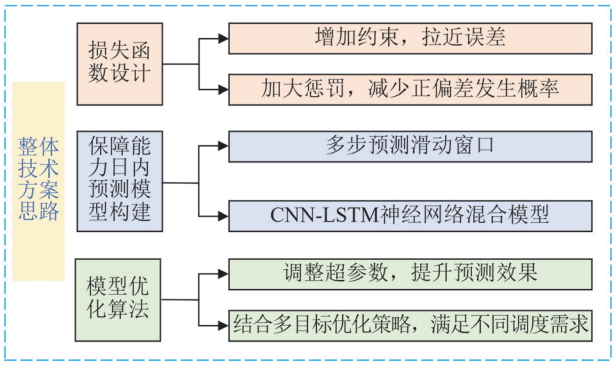


图 2　整体技术方案思路

Fig.2　Overall technical programme idea

3　构造非对称惩罚损失函数

对于保障能力预测而言，神经网络模型的目标函数不仅要关注保障能力与实际观测值两者之间的误差大小，而且更倾向于使模型能够输出的保障能力结果不高于实际观测值。因此，非对称惩罚损失函数的设计应同时满足这两个需求。

首先，采用 E_{MSE} 损失函数来控制保障能力结果与实际观测值之间的误差大小，如式(1)所示，使模型能够最大化提高预测结果的出力水平，保证保障能力结果是具有实际意义。

$$E_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_{\mathrm{true}_i}-y_{\mathrm{pred}_i})^2 \tag{1}$$

式中：E_{MSE} 为均方误差；y_{true_i} 为第 i 个数据点的实际观测值；y_{pred_i} 为第 i 个数据点的预测值；n 为样本数量。

计算预测功率与实际观测值之间的偏差 d，如式(2)所示，用于判断模型是否过高或过低预测了保障出力($d>0$ 为正偏差，$d<0$ 为负偏差)，其目的是通过了解误差的方向(负值或正值)来决定如何调整损失函数。如果预测值大于实际值，则可能会带来过度预测的风险，需要惩罚正偏差；如果预测值小于实际值，则惩罚负偏差。

$$d=y_{\mathrm{pred}_i}-y_{\mathrm{true}_i} \tag{2}$$

为此引入保供系数 β 扰动项得到修正项 Z，如式(3)所示。保供系数 β 的引入是为了修正负偏差(预测值小于实际值的情况)为正偏差，使得这些负偏差的影响变小，同时增大正偏差(预测值大于实际值的情况)的影响，增大两者的损失，使得模型能够识别大损失从而倾向于输出损失较小的值。这样，模型倾向于在预测中避免过度高估，而更倾向于稍微低估，这对保障出力预测非常重要。β 的大小可以根据历史数据分析来调整，如果系统经常出现过度高估的情况，可能会设置较大的 β 值来更强烈地惩罚正偏差。

$$Z=d+\beta \tag{3}$$

然后，通过 clamp 函数对 Z 中的元素进行截断操作，将元素限制在指定范围内，如式(4)所示。在这里，$M_{\mathrm{clamp}}(Z,0)$ 是将 Z 中小于 0 的元素截断为 0，即将负值置为 0，只提取出预测值高于实际值的部分，用于之后计算惩罚项。确保了只有预测值高于实际观测值的部分被用于计算惩罚项。也就是说，模型只会对过度预测的部分(预测值大于实际值)进行惩罚，不会对低估部分进行额外惩罚。

$$M_{\mathrm{clamp}}(Z,0)=\begin{cases}0, & Z<0\\ Z, & Z>0\end{cases} \tag{4}$$

Q_{penalty} 惩罚项对非负的差值进行平方操作，然后求平均，并乘以惩罚权重 α，如式(5)所示。Q_{penalty} 惩罚项用于加强对过度预测(即预测功率大于实际观测值)部分的惩罚。这部分通过平方处理后，惩罚值会随着偏差的增大而增加，从而让模型更加关注这些较大的预测误差，避免过度高估。

$$Q_{\mathrm{penalty}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_{\mathrm{clamp}}(Z,0))^2\cdot\alpha \tag{5}$$

最后，通过动态博弈机制实现了“正偏差惩罚与保供电量最大化”的有机统一，非对称惩罚损失函数 L 如式(6)所示。具体而言：当预测功率小于实际观测值时，Q_{penalty} 惩罚项为 0，损失函数为带有 γ 权重的均方误差损失项，仅减少两者之间的偏差，拉进两者的曲线走势；当预测功率大于实际观测值时，通过引入保供系数 β 高估判定阈值，并施加 Q_{penalty} 惩罚项，以抑制模型过度预测风险，并通过均方误差损失项提高模型预测精度，确保保障出力

预测结果的合理性。

$$L = E_{\mathrm{MSE}} \cdot \gamma + \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(M_{\mathrm{clamp}}(Z,0))^2 \cdot \alpha \tag{6}$$

式中：E_{MSE}为均方误差；γ为均方误差损失项；α为惩罚权重。

总的来说，保供系数β扰动项将历史保供需求编码为偏差偏移量，主动将负偏差(低估)转化为可惩罚域(当$d+\beta>0$时)，突破了分位数损失依赖固定分位点的静态划分局限；其次，通过截断操作隔离高估风险区域后，引入Q_{penalty}惩罚项，使高估偏差的惩罚强度随误差增大呈超线性增长(传统方法仅为线性)，显著提升对大偏差的抑制能力；最后，在损失函数中构建双重优化路径——低估时仅优化 MSE 以提升保供电量，高估时施加二次惩罚以控制系统风险，通过调节$(\alpha,\ \beta,\ \gamma)$动态平衡保障率约束与供电量最大化目标，从根本上超越了硬约束处理的刚性优化范式。

4 风力发电保障能力日内预测模型构建

4.1 数据预处理

4.1.1 多步预测滑动窗口构建

通过输入数据集的维度来构建相应多步预测滑动窗口。本文所研究的时间尺度为日内 4~24 h，时间分辨率为 15 min，预测模型输出结果即为未来 4~24 h 共 80 个采样点的风电保障能力。预测滑动窗口见图 3，00:00 时刻输入前一天 20:00—23:45 的历史风电功率实测数据以及 04:00—23:45 的数值天气预报数据，输出 04:00—23:45 的预测风电保障能力结果。

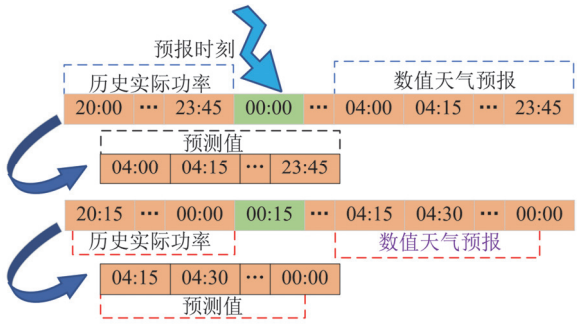


图 3 预测滑动窗口

Fig.3 Predicting the sliding window

为验证本文多步预测模型的有效性，与滚动多步预测模型进行对比实验，如图 4 所示，滚动多步预测模型的机理即预测下一个数据点的预测值时，将前一个数据点所输出的预测值当作预测下一个数据点的特征使用，以此反复，预测未来 4~24 h 时的风电保障能力。

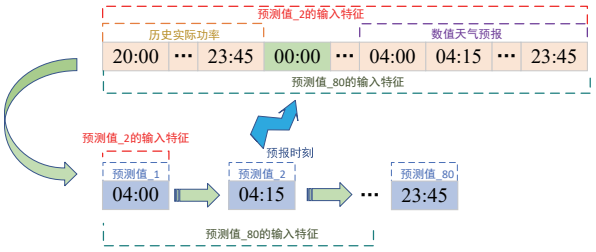


图 4 滚动多步预测模型机理图

Fig.4 Mechanism diagram of the rolling multi-step prediction model

4.1.2 特征数据处理

主成分分析法(principal component analysis，PCA)是一种多元统计分析方法，适应于处理高维数据的降维，尤其在风电功率预测场景中常用于风速、风向等气象变量的数据压缩与特征提取[36]。其数学表达式如下：

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix}Q_1\\Q_2\\\vdots\\Q_m\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}e_{11}v_1+e_{12}\theta_1+\cdots+e_{1(2k-1)}v_k+e_{1(2k)}\theta_k\\e_{21}v_1+e_{22}\theta_1+\cdots+e_{2(2k-1)}v_k+e_{2(2k)}\theta_k\\\vdots\\e_{m1}v_1+e_{m2}\theta_1+\cdots+e_{m(2k-1)}v_k+e_{m(2k)}\theta_k\end{bmatrix} \tag{7}$$

$$\boldsymbol{Q}=\boldsymbol{PX} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{Q}$为降维后的数据矩阵，代表压缩后的主要气象特征；$\boldsymbol{P}$为主成分载荷矩阵；$\boldsymbol{X}$为原始的气象数据矩阵，包括风速特征v_q和风向特征$\theta_q\,(q=1,2,\cdots,k)$；$e_{mn}$为原始变量相关矩阵的第$m$个特征值所对应的$n$维特征向量$(n=1,2,\cdots,2k)$；$Q_m$为第$m$个主成分。

通过 PCA 对所输入的原始数值天气预报数据(包括多个维度的 10 m 风速、10 m 风向、100 m 风速和 100 m 风向)进行初步拟合，根据累计解释方差比例是否达到 95%，确定需要保留的主成分数量，最大程度上保留原始数据所包含的信息量，减少噪声以及冗余特征，提高了模型的泛化能力和稳定性。

4.2 基于 CNN-LSTM 的风力发电保障能力日内预测模型

随着风力发电的快速发展，机组数量庞大，数据积累冗杂，数据维度增长和预测精度需求提高，为风电功率预测构建的神经网络愈发复杂。长短期

记忆网络(long short-term memory，LSTM)缺乏对交叉特征的学习能力，无法较好地处理风电功率预测时的多维影响因素。而卷积神经网络(convolutional neural networks，CNN)无法处理风电功率的时序特征。考虑到 CNN 的优势在于特征提取，LSTM 可以有效处理时间序列数据，为充分发挥两种模型的优势，将两者结合起来形成 CNN-LSTM 混合神经网络模型[36]。CNN-LSTM 混合神经网络模型如图 5 所示。

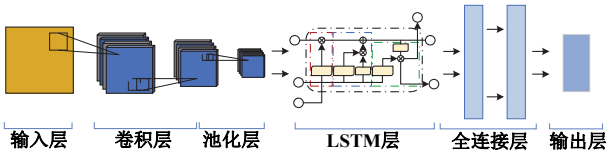


图 5　CNN-LSTM 神经网络模型

Fig.5　CNN-LSTM neural network model

CNN-LSTM 混合神经网络模型，具备了两者各自的优点，特别适用于风电功率预测中复杂的气象和功率数据处理。本文模型首先利用多步预测滑动窗口对数据集的维度进行构建，确保模型的预测尺度为 4~24 h；然后，通过 CNN 对气象数据特征和历史功率数据进行局部特征提取，通过卷积层和池化层捕捉风速、风向等气象变量的空间相关性；最后，LSTM 模块对这些提取到的特征进行时间序列建模，结合非对称惩罚损失函数捕捉输入变量与风电出力之间的复杂非线性关系，从而输出未来 4~24 h 的风力发电保障能力结果。

5　基于多策略融合灰狼算法的保障能力预测模型参数协同优化

在风力发电保障能力预测的研究中，非对称惩罚损失函数中惩罚权重 α、保供系数 β 以及 E_{MSE} 的权重 γ 这 3 个超参数的值对于预测效果而言至关重要。针对保障出力预测模型目标寻优损失函数超参数敏感度高、人工调参效率低下的问题，在灰狼优化算法(grey wolf optimizer，GWO)[37]的基础上，提出了一种基于多策略融合灰狼算法的保障出力预测模型参数协同优化方法。引入了两种改进机制，社会排名更新策略和信息素机制，用于提升模型的全局搜索能力。

5.1　社会排名更新策略

传统 GWO 仅依赖群体中最优的 3 只灰狼(即 α、β、δ(与非对称惩罚函数中惩罚权重 α、保供系数 β、权重 γ 相对应))的解来指导其余狼群的搜索路径，这在处理简单问题时表现良好，在对非对称惩罚损失函数中 3 个超参数优化时，容易造成搜索多样性不足，导致陷入局部最优。为了提升算法的全局探索能力，采用社会排名更新策略(social rank updating strategy，SR)，引入社会排名因子 $S(t)$，使得狼群在更新位置时不仅考虑 α 狼、β 狼和 δ 狼的位置(即惩罚权重 α、保供系数 β 以及 E_{MSE} 的权重 γ)，还考虑了整体狼群的社会层级，每次迭代都会根据适应度值对灰狼进行重新排名，以确保更优秀的个体(即适应度值更好的灰狼)对整体群体的影响更大，从而加快收敛速度，避免陷入局部最优。

1）计算每只狼的排名得分 $H_{\mathrm{rank}}(i)$

$$H_{\mathrm{rank}}(i)=\frac{f_i-\min(f)}{\max(f)-\min(f)} \tag{9}$$

式中：f_i 表示第 i 只狼的适应度值；$\max(f)$ 和 $\min(f)$ 分别是当前种群中的最大和最小适应度值。

2）引入社会排名因子

$$X(t+1)=\frac{X_\alpha(t)+X_\beta(t)+X_\delta(t)}{3}+S(t) \tag{10}$$

式中：$X(t+1)$ 表示第 $t+1$ 代时某只狼的位置；$X_\alpha(t)$、$X_\beta(t)$和$X_\delta(t)$ 分别是 α 狼、β 狼和 δ 狼的位置；$S(t)$ 是社会排名因子。

3）计算社会排名因子 $S(t)$

$$S(t)=\frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k}\left(X_{(i)}(t)-X_{(k+1)}(t)\right)\cdot H_{\mathrm{rank}}(i) \tag{11}$$

式中：$X_{(i)}(t)$ 是第 i 个排名的狼的位置；k 是前 k 名狼；$H_{\mathrm{rank}}(i)$ 是第 i 只狼的排名得分。

在风力发电保障能力预测场景中，损失函数权重和惩罚力度的复杂性使得简单的最优解搜索不足以应对复杂的全局模式。因此，通过对整个灰狼群体进行重新排名，模型能够动态调整各个个体的贡献，适应不同的气象变化和数据波动，确保预测模型能够在复杂的场景中找到更好的全局解，从而提升保障能力预测的效果。

5.2　信息素机制

信息素机制(pheromone-ant colony optimization，PACO)借鉴了蚁群算法中的信息素浓度概念。引入信息素浓度机制，排名靠前的灰狼能够释放出信息素，吸引其他灰狼向优质解靠拢。这种机制模

拟了自然界中蚁群通过信息素相互沟通的方式，使得算法在每一轮迭代中都能更加集中地搜索优质解。

1）信息素浓度更新

$$\tau_i(t+1)=(1-\rho)\cdot\tau_i(t)+\Delta\tau_i \tag{12}$$

$$\Delta\tau_i=Q\cdot H_{\text{rank}}(i) \tag{13}$$

式中：$\tau_i(t)$表示第i只狼在第t代时释放的信息素浓度；ρ是信息素挥发系数，取值范围为0~1；$\Delta\tau_i$是第i只狼释放的信息素增量，通常与适应度值成正比；Q是一个常数。

2）信息素吸引力计算

$$P_i(t+1)=X_i(t)+\sum_{j\neq i}\frac{\tau_i(t)}{\left\|X_i(t)-X_j(t)\right\|}\left(X_j(t)-X_i(t)\right) \tag{14}$$

式中：$P_i(t+1)$是第i只狼受信息素吸引后的位置。

3）位置更新

$$X(t+1)=\frac{P_\alpha(t+1)+P_\beta(t+1)+P_\delta(t+1)}{3}+S(t) \tag{15}$$

4）更新α狼、β狼和δ狼的位置

结合受信息素吸引后的新位置和社会排名因子，更新狼群位置：

$$X_\alpha(t+1)=P_\alpha(t+1)+\eta\cdot S_\alpha(t) \tag{16}$$

$$X_\beta(t+1)=P_\beta(t+1)+\eta\cdot S_\beta(t) \tag{17}$$

$$X_\delta(t+1)=P_\delta(t+1)+\eta\cdot S_\delta(t) \tag{18}$$

式中：$S_\alpha(t)$、$S_\beta(t)$和$S_\delta(t)$分别对应α狼、β狼和δ狼的社会排名因子；η为学习率参数；$P_\alpha(t+1)$、$P_\beta(t+1)$、$P_\delta(t+1)$是α狼、β狼和δ狼受信息素吸引后的位置。

动态更新的信息素浓度确保了模型能够自适应调整搜索区域，从而有效避免陷入局部最优。这使得模型能够更好地应对复杂的风力发电保障能力预测问题，提升了对非对称惩罚损失函数超参数的优化效果。

社会排名更新策略与信息素机制的协同优化，通过群体动态引导(比较前 k 个优秀个体与次优个体的位置差异，引导搜索方向跳出局部最优)和信息素积累与挥发机制(高信息素浓度区域吸引个体集中搜索，提高开发效率；信息素挥发避免过时路径的误导，维持全局探索潜力)的互补，使得模型能够更好地应对复杂的风电集群日内保障出力预测问题，提升了对非对称惩罚损失函数超参数的优化效果。

5.3 算法验证

为了验证改进后的灰狼优化算法的优越性，分别采用粒子群算法(particle swarm optimization，PSO)[38]、白鲸优化算法(beluga whale optimization，BWO)[39]和本文所提的结合社会排名更新策略以及引入蚁群算法信息素机制的改进灰狼优化算法(SR-PACO-GWO)进行函数寻优仿真比较测试。设置狼群数量为25，挥发系数为0.2，增强系数为100，最大迭代次数为1 000，每种算法运行50次，取平均值。测试函数[40]如表1所示。表中x_c为第c个决策变量，n为变量个数。

表1 测试函数

Table 1 Test function

表达式	范围	最优值
$f_1(x)=10n+\sum_{c=1}^{n}(x_c^2-10\cos(2\pi x_c))$	[−5.12, 5.12]	0
$f_2(x)=\sum_{c=1}^{n-1}(100(x_{c+1}-x_c^2)^2+(x_c-1)^2)$	[−5, 10]	0
$f_3(x)=-20\mathrm{e}^{(-0.2\sqrt{\frac{1}{2}\sum_{c=1}^{n}x_c^2})}-\mathrm{e}^{(\frac{1}{n}\sum_{c=1}^{n}\cos(2\pi x_c))}+20+\mathrm{e}$	[−32.768, 32.768]	0

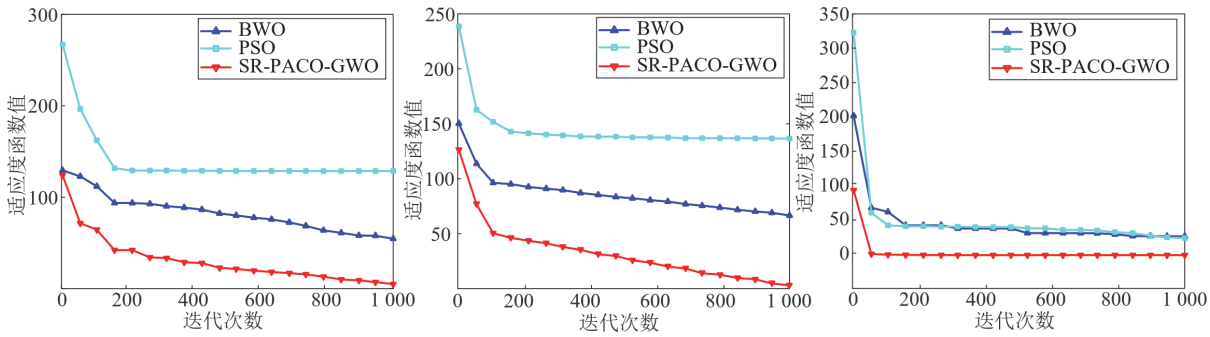
3个测试函数分别用3种不同的优化算法的寻优结果比较如图6所示。从图中可以看出，SR-PACO-GWO算法的收敛速度明显比BWO和PSO算法更快，基本上在100次以内收敛到全局最优解，而且SR-PACO-GWO算法相较于另外两种算法具有更高的收敛精度，寻优效果最佳；在算法搜索过程中，BWO和PSO算法容易陷入局部最优的局面，SR-PACO-GWO算法能够有效避免局部最优的缺陷。

改进后的GWO能够显著提升优化效果。社会排名更新策略确保了群体中优秀个体对全局解的贡献更大，而信息素机制则增强了全局搜索能力，这两者的结合，不仅加快了模型的收敛速度，还提升了模型的收敛精度，有效克服了传统GWO在面对复杂问题时易陷入局部最优的局限。

5.4 多目标优化策略

为提升风力发电保障能力预测模型在实际工程应用中的灵活性，引入多目标优化策略，以实现模型预测的两个目标：在保证预测出力低于实际观测值的比例大于等于某个数值的前提下，使模型能够最大化提高预测结果的出力水平，确保保障能力结果对工程实际问题具有实际参考价值。

本文为满足风电保障能力预测结果对电力系统“保供电”的有效性和可靠性，以预测出力低于实际观测值的比例大于等于95%为优化目标。



(a) $f_1(x)$　(b) $f_2(x)$　(c) $f_3(x)$

图 6　测试函数收敛曲线比较图

Fig.6　Comparison of convergence curves of test functions

两个优化目标：

目标 1：实际功率大于预测保障出力的比例，希望这个比例大于等于 0.95。

目标 2：预测保障出力低于实际功率的时段中，预测保障出力电量与实际功率电量的占比，希望这个占比尽可能的大。

综上所述，本文定义一个综合评价函数，将以上两个目标结合起来进行优化。以下是该多目标优化策略 $f(x)$ 综合评价指标函数的数学模型：

$$\begin{cases} M, & g_1(x) < 0.95 \\ -g_2(x), & g_1(x) > 0.95 \end{cases} \tag{19}$$

式中：x 表示需要优化的参数(惩罚权重 α、保供系数 β 以及 E_{MSE} 的权重 γ)；$g_1(x)$ 为实际功率大于预测保障出力的比例；$g_2(x)$ 为预测保障出力电量与实际功率电量的占比；M 是一个非常大的常数，用于惩罚不满足 $g_1(x)$ 要求的解。

约束条件：

$$g_1(x) \geq 0.95 \tag{20}$$

参数范围：

$$1 \leq \alpha \leq 100 \tag{21}$$

$$1 \leq \beta \leq 100 \tag{22}$$

$$0.1 \leq \gamma \leq 5.0 \tag{23}$$

惩罚权重 α 用于调节对不满足保障率约束的惩罚力度。若 α 较大，则保障率不足时的惩罚项对目标函数影响更大，迫使优化优先满足保障率目标。α 上限设为 100 而非更大值，防止 α 完全主导目标函数，忽略其他目标。保供系数 β 用于调节第 2 个目标(保障电量占比)的权重，其值越大表明越重视提升该占比。参数范围设置与 α 一致，确保两个核心参数(保障率惩罚与保供目标)量级相当，避免因尺度差异导致优化偏向某一参数。γ 用于综合目标函数中两个目标的权衡权重，γ 对结果影响敏感，范围设置为 0.1~5.0，避免 γ 过大导致某一目标完全主导，或过小导致其失效，确保优化结果稳健。

5.5　模型求解算法流程

基于上文所述技术要点，本文构建了基于非对称惩罚损失函数的风力发电保障能力日内预测模型。整体流程图如图 7 所示，包含以下 3 个阶段：

1）数据预处理与 PCA 降维。本文数值天气预报数据以及历史实际功率数据分别来自气象站观测数据和风电场运行数据，将数据集中异常数据剔除并对剔除后的数值天气预报特征数据与历史实际功率进行归一化处理。最后通过 PCA 对数据集进行降维处理，得到理想的数据集，并划分为训练集和测试集。

2）非对称惩罚损失函数构造与改进灰狼优化算法寻优。构造非对称惩罚损失函数，结合多目标优化策略，通过改进后的灰狼优化算法对非对称惩罚损失函数超参数惩罚权重 α、保供系数 β 以及 E_{MSE} 的权重 γ 进行优化以实现预测模型的两个目标。

3）风力发电保障能力日内预测模型构建。设置多步预测滑动窗口，预测未来 4~24 h 风电保障能力，基于 CNN-LSTM 网络模型训练样本数据，得到预测模型，用测试集数据进行测试；通过保障率、保障电量占比评价指标验证模型的有效性。

6　算例分析

6.1　实验数据来源

本文选取了东南沿海某风电集群进行算例分析，该风电集群共有 10 个风电场，总装机容量为 808 MW。数据集范围是 2022 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日，分辨率为 15 min，将数据集中 1~10

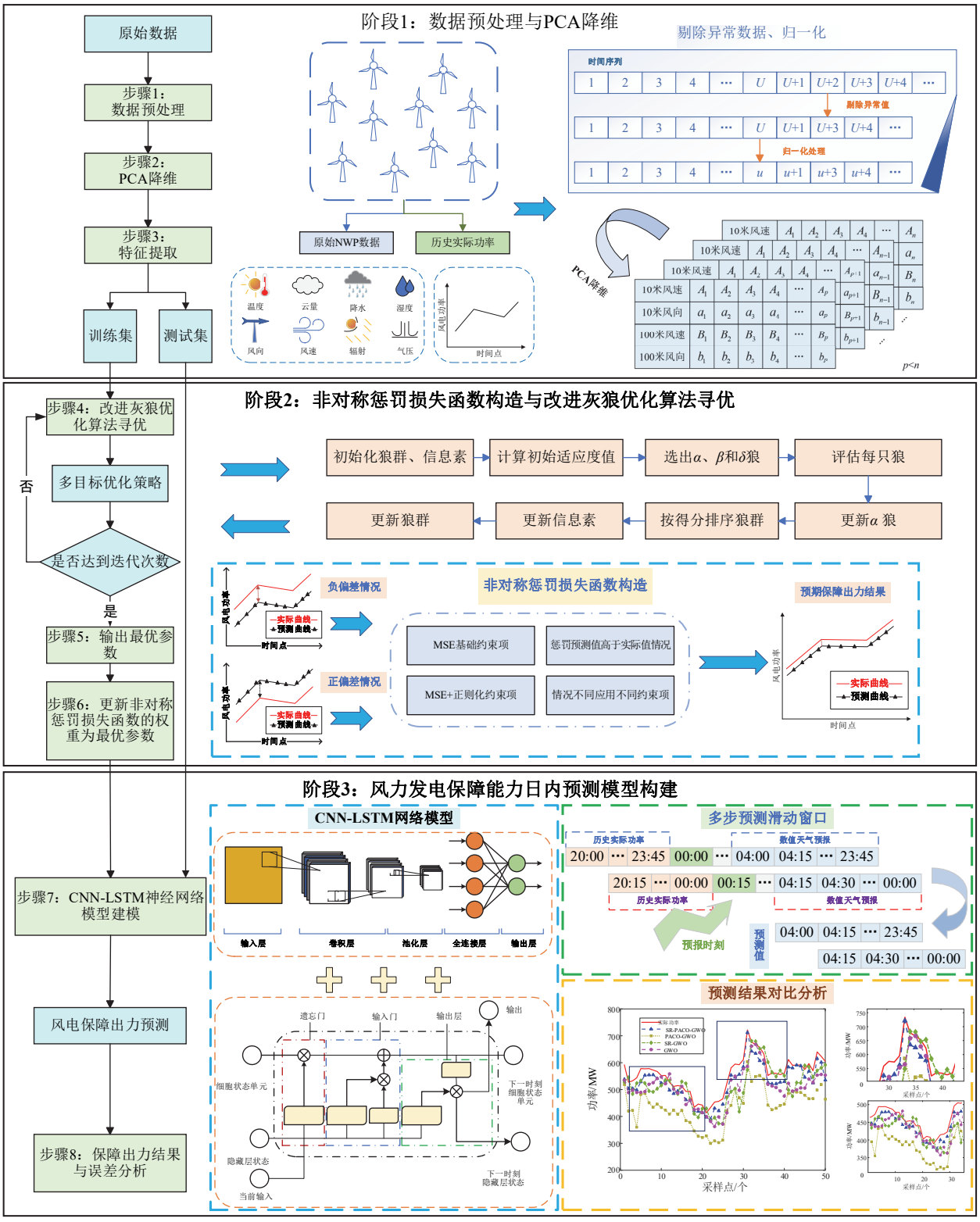


图 7 整体模型流程框架图

Fig.7 Diagram of overall model flow framework

月的数据作为训练集，11~12 月的数据作为测试集。数据集包括：10 m 风速、10 m 风向、100 m 风速、100 m 风向以及风电功率实测数据，通过 PCA 进行处理后，原始数值天气预报数据维度由 3 200 维降为 131 维。

6.2 风电供电保障能力预测评价指标

为验证风力发电保障能力预测方法的有效性，构建风电供电保障出力预测评价指标体系，定义两

类评价指标。第 1 类评价指标用于衡量保障出力与实际功率之间的偏差，采用均方根误差(root mean square error，RMSE)和平均绝对误差(mean absolute error，MAE)进行评估；第 2 类评价指标则侧重于反映供电保障能力以及供电可靠性，主要包括保障率和保障电量占比。

1）均方根误差(E_{RMSE})

$$E_{\mathrm{RMSE}}=\frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}}{C} \tag{24}$$

2）平均绝对误差(E_{MAE})

$$E_{\mathrm{MAE}}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i-\hat{y}_i}{C}\right| \tag{25}$$

式中：C 为装机容量；n 为样本总数，$i=1,2,3,\cdots,n$；$\hat{y}_i$ 为每一时刻的实际观测值；y_i 为每一时刻的预测功率。

3）保障率(S_{r})

$$S_{\mathrm{r}}=\frac{c_{\underset{i=1,2,\cdots,h}{\mathrm{ountif}}}\left(P_{\mathrm{M}i}\geq P_{\mathrm{S}i}\right)}{n}\times 100\% \tag{26}$$

式中：n 为所有样本个数；$P_{\mathrm{S}i}$ 为 i 时刻的保障能力预测；$P_{\mathrm{M}i}$ 为 i 时刻的实际观测功率(存在限电及异常需采用可用功率)；$c_{\underset{i=1,2,\cdots,n}{\mathrm{ountif}}}(\cdot)$ 为遍历 $i=1,2,3,\cdots,h$ 的各样本数据并计算满足括号中条件真的样本 h 个数。

保障率 S_{r} 表示实际功率高于保障出力预测值的样本占总样本的比例。该指标反映了正偏差出现的比例和保障供电的能力。S_{r} 越高，实际功率高于保障出力的比例越大，正偏差占比越低，供电可靠性越高；相反，S_{r} 越低，正负偏差所占比例接近平衡，供电可靠性随之降低，例如常规风电功率预测。

4）保障电量占比(R_{s})

$$R_{\mathrm{s}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}P_{\mathrm{S}i}}{\sum_{i=1}^{n}P_{\mathrm{M}i}}\times 100\%,\ P_{\mathrm{M}i}>P_{\mathrm{S}i} \tag{27}$$

保障电量占比 R_{s} 表示保障出力低于实际功率的时段下，保障出力曲线与实际功率曲线的积分比(即面积比)。即一天内保障出力在满足某保障率的前提下，能够确保供给的电力/电量。保障电量占比越高，说明保障出力越能够满足实际供电需求，供电保障能力越强。

6.3　仿真与分析

本文预测模型在基于 Python 语言的 Pytorch 深度学习框架中实现，实验硬件配置为 Intel(R) Core(TM)i9-12900H/16GB RAM/NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop GPU。后续图表分析中的数据均采用的是未来第 24 h 的预测结果进行对比分析。

6.3.1　多模型性能对比分析

为验证本文所提出的 CNN-LSTM 混合神经网络模型在风电集群日内保障出力预测任务中的适用性，将该模型与其他对比模型进行了比较，均采用非对称惩罚损失函数作为模型目标寻优损失计算函数。所有模型均在相同数据集上进行训练，并且使用一致的评估指标进行性能对比，以确保结果的可比性和公正性。CNN-LSTM 与其他对比模型预测结果及对比如表 2 和图 8 所示。

表 2　CNN-LSTM 与 CNN-GRU、CNN-BiLSTM、CNN-BiGRU 模型预测评估结果

Table 2　Prediction evaluation results of CNN-LSTM with CNN-GRU, CNN-BiLSTM, and CNN-BiGRU model

对比模型	S_{r}/%	R_{s}/%	E_{RMSE}	E_{MAE}	时间/s
CNN-GRU	95	69.35	0.095 1	0.073 7	57.13
CNN-BiGRU	95	69.37	0.105 1	0.107 8	59.56
CNN-BiLSTM	95	70.92	0.113 1	0.085 7	60.43
本文模型	95	73.76	0.069 7	0.058 1	61.17

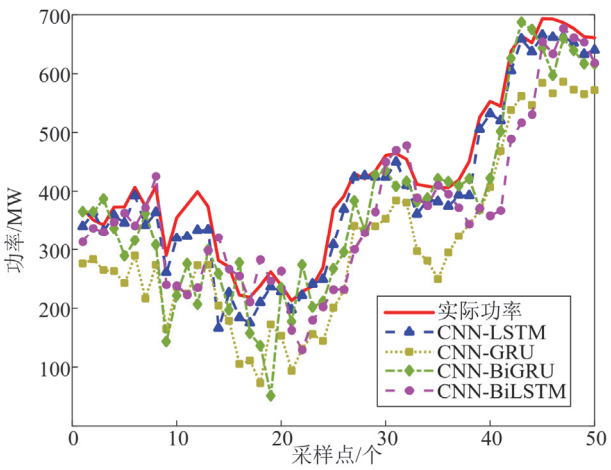


图 8　CNN-LSTM 与 CNN-GRU、CNN-BiLSTM、CNN-BiGRU 模型预测结果对比

Fig.8　Prediction results comparison of CNN-LSTM with CNN-GRU, CNN-BiLSTM, and CNN-BiGRU model

基于图 8 和表 2 结果分析表明：结合卷积神经网络与双向门控循环单元的混合深度学习模型(convolutional neural network-bidirectional gated recurrent unit，CNN-BiGRU)的保障电量占比与 E_{RMSE}

均弱于结合卷积神经网络与单向门控循环单元的混合深度学习模型(convolu- tional neural network-gated recurrent unit，CNN-GRU)，表明双向门控结构在 GRU 框架下可能因梯度耦合导致特征混淆，削弱空间-时序特征融合效果。结合卷积神经网络与双向长短期记忆网络的混合深度学习模型(convolutional neural network-bidirectional long short-term memory，CNN-BiLSTM)虽较单向 LSTM 基础模型有所改进(保障电量占比提升 4.45%)，但 E_{RMSE} 仍显著高于 CNN-LSTM，说明双向时序建模在风电集群日内保障出力预测场景中可能引入冗余噪声。虽然本文 CNN-LSTM 模型的耗时略高于其他模型的耗时，但从预测精度以及保障电量占比来看，CNN-LSTM 的保障电量占比较其他对比模型提升 3%~4%，且 E_{MAE} 降低 20%~30%，验证了 LSTM 的三门控设计能更精细地调控时空特征流，尤其在处理功率突变时优势显著。综上所述，CNN-LSTM 模型更适用于风电集群日内保障出力预测场景的应用。

6.3.2 时序模型性能对比

为验证本文所提出的 CNN-LSTM 混合神经网络模型在风电集群日内保障出力预测任务中处理风电非平稳时序特征上的独特优势，将该模型与 Transformer、Informer 前沿时序模型开展对比实验。模型预测结果及对比如表 3 和图 9 所示。

基于图 9 和表 3 结果分析表明：CNN-LSTM 混合神经网络模型在保障率、保障电量占比和误差指标上均表现最优，说明 CNN-LSTM 模型凭借其时空特征解耦与精细化门控机制展现出显著优势。CNN 层有效提取风机集群的局部空间相关性，而 LSTM 的三门控(输入门、遗忘门、输出门)动态调制长时依赖，在保障率达 95%的同等约束下，其保障电量占比提升至 73.76%(高于 Informer 的 71.12%与 Transformer 的 70.67%)，且 E_{RMSE} 降低 29%-34%，E_{MAE} 锐减 40%。这验证了 CNN-LSTM 对风电非平稳突变特征(如功率爬坡、风速骤变)的强适应性——LSTM 遗忘门精准清除历史冗余状态，虽然耗时会变长，但避免 Transformer 因全局注意力机制产生的高频噪声敏感(如位置编码相位偏移)及 Informer 的局部特征捕获弱化问题，从而在保守性预测中实现更贴近实际发电潜力的经济性优化。本文模型的预测尺度为预测未来 4~24 h 共 80 个预测步长，模型计算速度仅需 1 min 左右，能够完全满足工程实际应用对效率的要求。

表 3 CNN-LSTM 与 Informer、Transformer 模型预测评估结果

Table 3 Prediction evaluation results of CNN-LSTM with Informer and Transformer model

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}	时间/s
Informer	95	71.12	0.100 1	0.096 3	57.39
Transformer	95	70.67	0.107 7	0.099 3	58.31
本文模型	95	73.76	0.069 7	0.058 1	61.17

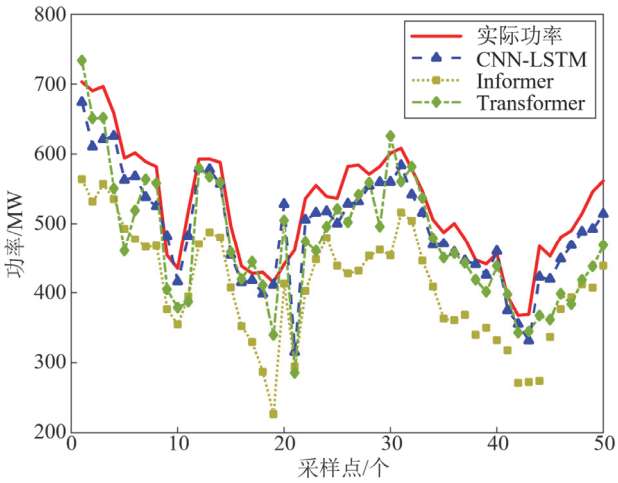


图 9 CNN-LSTM 与 Informer、Transformer 模型预测结果对比

Fig.9 Prediction results comparison of CNN-LSTM with Informer and Transformer model

6.3.3 非对称惩罚损失函数的优化效能验证

为验证本文所提非对称惩罚损失函数有效性，本节实验分别选取以 MSE、MAE 以及 Huber 损失函数为目标函数的预测模型与以本文所提非对称惩罚损失函数为目标函数的预测模型进行对比，所有预测模型均基于 CNN-LSTM 混合神经网络搭建。进行仿真测试后，常规预测所得到保障率为 48%，通过将预测结果整体往下平移修正使得保障率为 95%，保障能力预测模型与常规预测模型预测结果及对比如表 4—6 和图 10—12 所示。

基于图 10 和表 4 结果分析表明：非对称惩罚损失函数在保障率、保障电量占比和误差指标上均表现最优，说明其通过差异化惩罚机制(对低估或高估施加不同权重)有效提升了预测的可靠性与精度。MSE 损失函数-修正虽然保障率提升至 95%，但 E_{RMSE} (0.163 1)和 E_{MAE}(0.126 8)显著恶化，表明单纯平移预测曲线虽能人为提高保障率(例如避免高估风险)，却牺牲了整体预测精度，可能导致实际应用中出现系统性偏差。

由图 11 和表 5 可知，非对称惩罚损失函数保持

表 4　非对称惩罚损失函数与 MSE 损失函数模型预测评估结果

Table 4　Predictive evaluation results of asymmetric penalty loss function and MSE loss function model

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
MSE 损失函数	48	52.38	—	—
MSE 损失函数-修正	95	65.00	0.163 1	0.126 8
本文损失函数	95	73.76	0.069 7	0.058 1

表 5　非对称惩罚损失函数与 MAE 损失函数模型预测评估结果

Table 5　Predictive evaluation results of asymmetric penalty loss function and MAE loss function model

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
MAE 损失函数	47	51.43	—	—
MAE 损失函数-修正	95	63.26	0.153 3	0.117 5
本文损失函数	95	73.76	0.069 7	0.058 1

表 6　非对称惩罚损失函数与 Huber 损失函数模型预测评估结果

Table 6　Predictive evaluation results of asymmetric penalty loss function and Huber loss function model

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
Huber 损失函数	49	52.77	—	—
Huber 损失函数-修正	95	66.83	0.147 2	0.101 2
本文损失函数	95	73.76	0.069 7	0.058 1

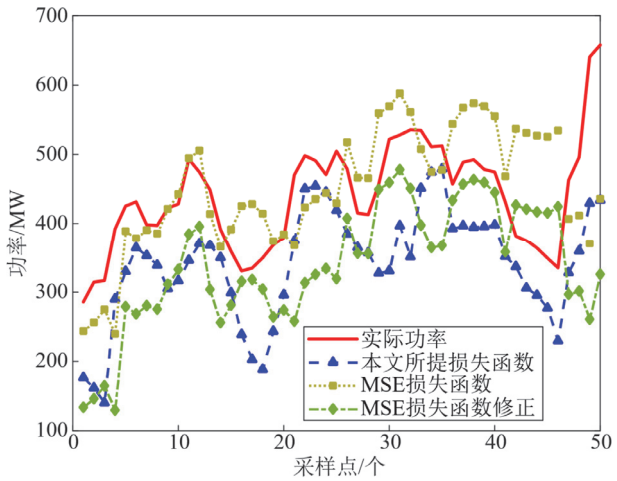


图 10　非对称惩罚损失函数与 MSE 损失函数模型预测结果对比

Fig.10　Comparison of prediction results between asymmetric penalty loss function and MSE loss function models

全面优势，保障电量占比和误差指标均为最优，验证其通过方向敏感惩罚机制(如对高估施加更高惩罚)在训练中同时优化可靠性与精度。与 MSE 的修

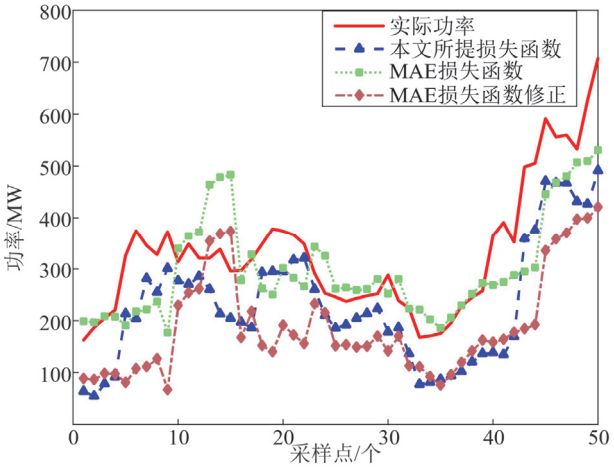


图 11　非对称惩罚损失函数与 MAE 损失函数模型预测结果对比

Fig.11　Comparison of prediction results between asymmetric penalty loss function and MAE loss function models

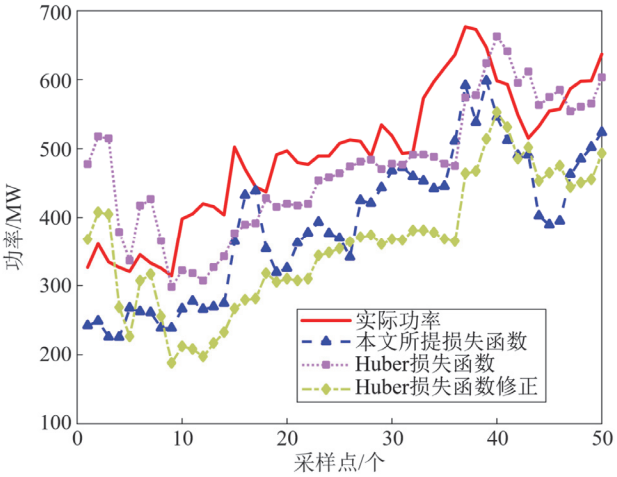


图 12　非对称惩罚损失函数与 Huber 损失函数模型预测结果对比

Fig.12　Comparison of prediction results between asymmetric penalty loss function and Huber loss function models

正逻辑相似，MAE 损失函数-修正通过事后下移预测曲线强行提升保障率，但同样因脱离训练优化而显著增加误差。MAE 损失函数相较于 MSE 损失函数误差指标有所上升，因 MSE 其平方惩罚对大误差更敏感，利于降低极端偏差。

由图 12 和表 6 可知，非对称惩罚损失函数依旧保持全面优势，Huber 损失函数的误差优势源于其结合 MSE 与 MAE 的特性：对小误差采用平方惩罚(类 MSE)，保证梯度平滑、优化稳定；对大误差切换为线性惩罚(类 MAE)，降低异常值敏感度，避免 MSE 的梯度爆炸风险。但其保障率(49%)和保障

电量占比(52.77%)仍严重不足，说明即便优化了误差鲁棒性，其本质仍是对称损失函数，无法区分高估/低估的代价差异，缺乏方向敏感性的损失函数仍无法满足可靠性需求。曲线下移后保障率提升至95%，但 E_{RMSE} (0.147 2)和 E_{MAE}(0.101 2)显著恶化，与 MSE、MAE 修正结果一致，以牺牲精度为代价来提高保障电量占比。本文所提非对称惩罚损失函数通过训练阶段直接融入方向敏感性(对高估/低估施加差异化惩罚)，在保障率、保障电量占比和误差上实现三重优化，是更贴合风电集群日内保障出力预测需求(可靠性优先、低误差)的解决方案。

6.3.4 静态多步预测与滚动多步预测方法对比

本文所提模型的输出为多步预测，预测未来4~24 h 的风力发电保障能力。为验证本文多步预测模型的有效性，与滚动多步预测模型进行对比实验。保障能力多步预测与滚动多步预测预测结果及对比如表 7 和图 13 所示。

表 7 滚动多步预测与保障能力多步预测评估结果

Table 7 Results of the assessment of rolling multi-step forecasts and multi-step forecasts of safeguard capacity

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
滚动多步预测	95	40.78	0.269 3	0.207 7
保障出力多步预测	95	67.96	0.089 1	0.060 2

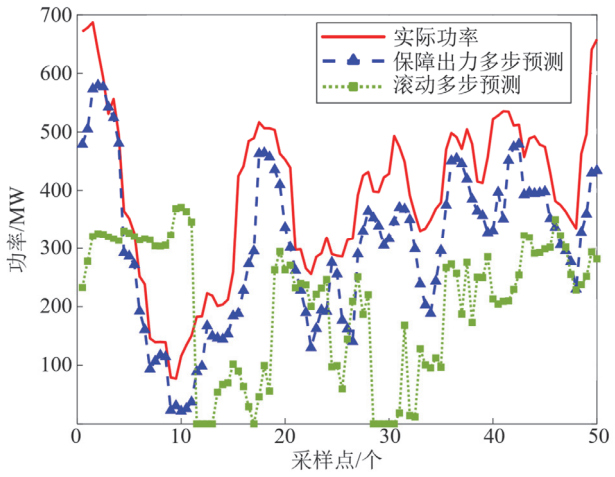


图 13 保障能力多步预测与滚动多步预测预测结果对比

Fig.13 Comparison of the results of the multi-step forecast for safeguarded capacity and the rolling multi-step forecast

从图 13 和表 7 可以看出，本文多步预测模型的保障能力预测效果要远优于滚动多步预测模型。由于滚动多步预测模型预测下一个数据点时，会将前一个数据点的预测结果作为预测该数据点的输入特征，前一个数据点的预测结果本身具有误差并不十分准确，以此类推，造成误差的累加，使得最终的预测效果并不是很好。反观本文所提多步预测模型的预测效果，保障率为 95%的前提下，保障电量占比可以达到 67.96%，相较于滚动多步预测提高27.18%。因此，证实了本文多步预测模型的多步预测方法是更具有合理性的。

6.3.5 多策略协同效应分析

为验证社会排名更新策略(SR)与蚁群信息素机制(PACO)的协同优化效果，本节分别采用了传统灰狼算法优化的风电集群日内保障能力预测模型(GWO)、结合社会排名更新策略的灰狼算法优化的风电集群日内保障能力预测模型(SR-GWO)、引用了蚁群算法信息机制的灰狼算法优化的风电集群日内保障能力预测模型(PACO-GWO)与本文引入蚁群算法信息素机制和社会排名更新策略的灰狼算法优化的风电集群日内保障能力预测模型(SR-PACO-GWO)预测结果进行对比，4 种模型均基于 CNN-LSTM 混合神经网络模型架构，各算法所寻优非对称惩罚损失函数超参数如表 8 所示。

表 8 各模型寻优结果

Table 8 Optimization results for each model

对比模型	惩罚权重 α	保供系数 β	MSE 权重 γ
GWO	37.25	27.16	3.56
PACO-GWO	49.17	58.32	1.73
SR-GWO	30.85	49.06	2.73
SR-PACO-GWO	46.11	25.43	2.17

不同 GWO 变体算法模型预测结果及对比见表 9 和图 14，不同 GWO 变体算法模型预测计算资源消耗数据对比见表 10。由图 14、表 9 和表 10 可知，SR-GWO 模型引入社会排名更新策略后，保障电量占比提升 7.16%，但 E_{MAE} 升高 23.2%，表明单纯依赖种群等级激励虽能增强全局搜索能力，却可能导致局部收敛精度下降；PACO-GWO 模型通过蚁群信息素机制优化搜索路径，其 E_{RMSE} 较 GWO 降低7.4%，但保障电量占比仅提升 3.04%，反映信息素引导更利于误差控制而非电量保障能力提升；SR-PACO-GWO 模型的保障电量占比较 SR-GWO 提升 10.18%，且 E_{RMSE} 降低 42.3%，融合了两种策略虽导致单次寻优耗时变长，但寻优收敛次数大大减少，寻优效率更高。信息素浓度梯度引导灰狼种群向历史优质解区域聚集，避免盲目搜索导致的误差累积；引入社会排名因子，在迭代初期强化全局探索，后期侧重局部开发，平衡算法收敛速度与精度，验证了社会排名策略与信息素机制的双重优势。

表 9　不同 GWO 变体算法模型预测评估结果

Table 9　Results of model prediction evaluation of different GWO variants of algorithms

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
GWO	95	69.77	0.079 6	0.059 1
SR-GWO	95	76.93	0.080 9	0.072 8
PACO-GWO	95	72.81	0.073 7	0.057 3
SR-PACO-GWO	95	87.11	0.046 7	0.033 1

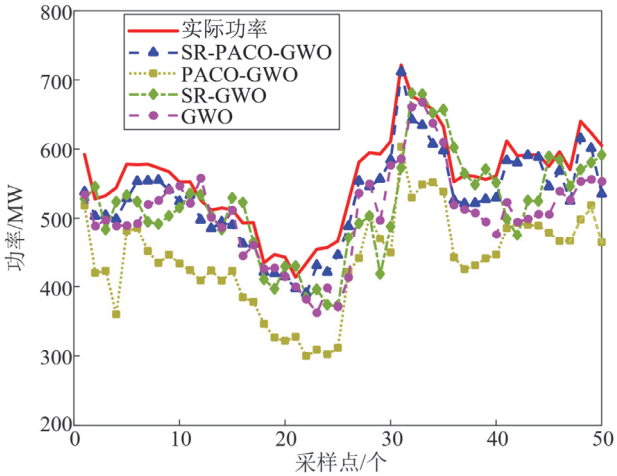


图 14　不同 GWO 变体算法模型预测结果对比

Fig.14　Comparison of model prediction results for different GWO variants of the algorithm

表 10　不同 GWO 变体算法模型预测计算资源消耗数据对比

Table 10　Comparison of computational resource consumption data for model prediction of different GWO variants of algorithms

对比模型	单次寻优耗时/s	寻优收敛次数	寻优总耗时/s
GWO	73.14	100	7 314
SR-GWO	76.38	81	6 186
PACO-GWO	74.67	79	5 898
SR-PACO-GWO	80.33	60	4 819

6.3.6　改进算法与经典优化算法性能对比验证

为对比所提改进优化算法的有效性，本节使用白鲸优化算法(BWO)、粒子群算法(PSO)、遗传算法(genetic algorithm，GA)和 SR-PACO-GWO 算法进行对比分析。各算法均以 CNN-LSTM 混合神经网络模型为基础架构，以综合评价函数为寻优目标，对非对称惩罚损失函数超参数进行寻优，各算法寻优的非对称惩罚损失函数超参数如表 11 所示。

不同算法模型预测结果及对比见表 12 和图 15，不同算法模型预测计算资源消耗数据对比见表 13。由图 15、表 12 和表 13 可知，在保障率均为 95%的基准条件下，本文提出的 SR-PACO-GWO 模型相较于其他对比优化算法展现出全面性能优势：其保障电量占比达 87.11%，较 GA、PSO 及 BWO 算法分别提升 12.1%、10.74%与 9.2%，且预测误差显著降低，较次优算法 BWO 分别下降 41.9%与 35.9%。

表 11　不同算法寻优结果

Table 11　Optimization results of different algorithms

对比模型	惩罚权重 α	保供系数 β	MSE 权重 γ
GA	62.35	11.96	2.77
PSO	32.19	52.31	1.68
BWO	40.62	28.76	1.75
SR-PACO-GWO	46.11	25.43	2.17

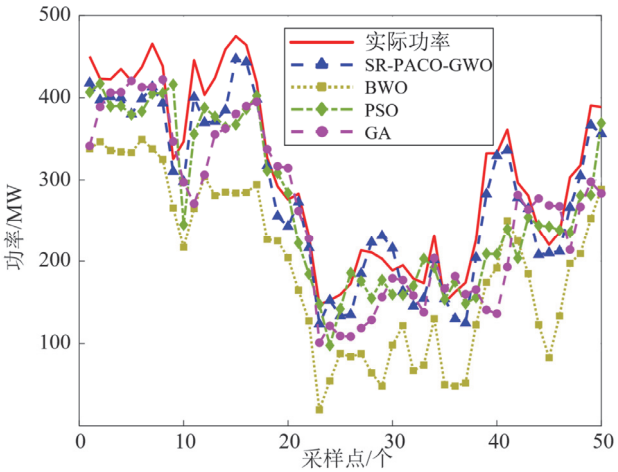


图 15　不同算法模型预测结果对比

Fig.15　Comparison of prediction results of different algorithmic models

表 12　不同算法模型预测评估结果

Table 12　Different algorithmic models predict assessment results

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
GA	95	75.01	0.081 8	0.056 2
PSO	95	76.37	0.089 3	0.063 3
BWO	95	77.91	0.080 5	0.051 7
SR-PACO-GWO	95	87.11	0.046 7	0.033 1

表 13　不同算法模型预测计算资源消耗数据对比

Table 13　Comparison of different algorithmic models for predicting computational resource consumption data

对比模型	单次寻优耗时/s	寻优收敛次数	寻优总耗时/s
GA	60.73	150	9 109
PSO	61.38	110	6 751
BWO	70.67	77	5 441
SR-PACO-GWO	80.33	60	4 819

对比算法中，GA 算法依赖交叉变异操作，其保障电量占比最低，反映随机搜索策略在复杂解空间中易陷入早熟收敛；PSO 算法虽通过群体协作机制提升保障电量占比至 76.37%，但误差指标均为传统算法中最高，表明速度-位置更新规则在风速突变场景下易产生振荡性误差；而 BWO 虽均衡性较优(保障电量 77.91%)，仍对异常波动误差较为敏感。SR-PACO-GWO 通过社会排名策略动态调整种群权重强化全局搜索，结合信息素机制引导种群向历史优质解区域聚集，显著提升预测稳定性，且寻优总耗时均优于其他优化算法。综上所述，非对称惩罚损失函数超参数经过 SR-PACO-GWO 寻优后极大提升了预测性能。同时，为证明 SR-PACO-GWO 的最优性，对 4 种算法优化的寻优迭代效率进行了对比分析，具体结果如图 16 所示，进一步验证了本文所改进优化算法的优越性。

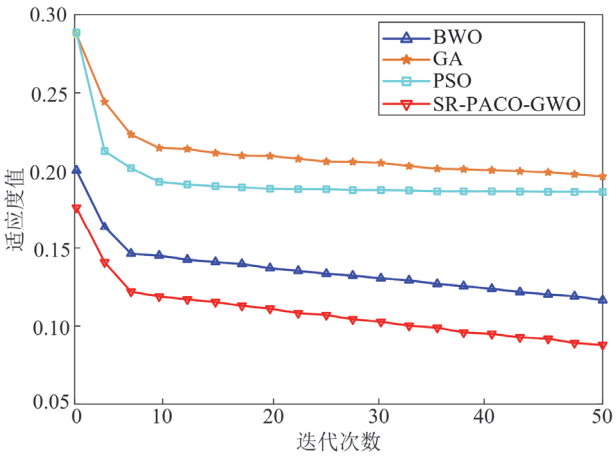


图 16 不同算法预测模型的适应度曲线对比

Fig.16 Comparison of fitness curves for different algorithmic prediction models

6.3.7 同类改进算法对比

为对比所提改进优化算法在处理非对称惩罚损失函数超参数优化时的有效性，本节使用基于莱维飞行和随机游动策略的灰狼算法(cuckoo search with grey wolf optimization，CMGWO)[41]、基于均衡优化的灰狼算法(equilibrium optimizer-grey wolf optimization，EO-GWO)和 SR-PACO-GWO 算法进行对比分析。各算法寻优的非对称惩罚损失函数超参数如表 14 所示。

同类改进算法模型预测结果及对比见表 15 和图 17，同类改进算法模型预测计算资源消耗数据对比见表 16。由图 17、表 15 和表 16 可知，在保障率均为 95% 的基准条件下，本文提出的 SR-PACO-GWO 模型相较于同类改进算法展现出全面性能优势：其保障电量占比达 87.11%，较 CMGWO、EO-GWO 算法分别提升 6.38%、5.46%，且误差指标均优于同类改进算法；单次寻优耗时以及寻优总耗时处于同类改进算法中间水平，不影响

表 14 同类改进算法寻优结果

Table 14 Optimization results for improved algorithms of the same class

对比模型	惩罚权重 α	保供系数 β	MSE 权重 γ
CMGWO	31.87	50.11	1.37
EO-GWO	45.12	25.73	1.95
SR-PACO-GWO	46.11	25.43	2.17

表 15 同类改进算法模型预测评估结果

Table 15 Results of model prediction evaluation of similar improved algorithms

对比模型	S_r/%	R_s/%	E_{RMSE}	E_{MAE}
CMGWO	95	80.73	0.073 2	0.050 2
EO-GWO	95	81.65	0.071 8	0.048 7
SR-PACO-GWO	95	87.11	0.046 7	0.033 1

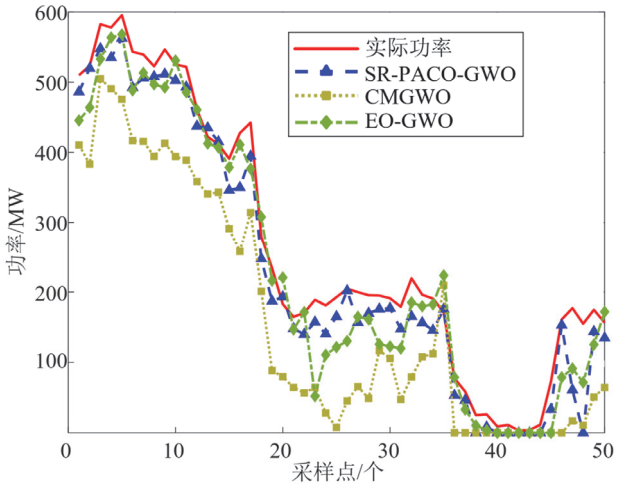


图 17 同类改进算法模型预测结果对比

Fig.17 Comparison of model prediction results of similar improved algorithms

表 16 同类改进算法模型预测计算资源消耗数据对比

Table 16 Comparison of computational resource consumption data for model prediction of similar improved algorithms

对比模型	单次寻优耗时/s	寻优收敛次数	寻优总耗时/s
CMGWO	81.26	58	4 713
EO-GWO	78.39	63	4 938
SR-PACO-GWO	80.33	60	4 819

工程实际应用。近年提出的 CMGWO 算法通过竞争学习机制提升种群多样性，但在优化非对称损失函数超参数时，其群体分裂策略可能导致探索性个体(少数群体)在高压区域过早消亡，致使算法陷入欠预测主导的次优解。类似地，EO-GWO 依赖的平衡池理论在非对称环境下易收敛至伪平衡点，缺乏强制跳出机制。本研究融合的社会排名(SR)与信息素(PACO)机制，正是为弥补上述缺陷：SR 通过动态排名继承历史优质解的方向性(降低非对称梯度的误导)，而 PACO 通过信息素累积标记全局潜力区域并辅助低排名个体越出局部盆地，从而大大提高了算法全局搜索能力以及收敛精度。

7　结论与展望

风力发电保障能力日内预测技术对风电预测以及调度计划的制定具有重要意义。本文为了填补国内风电保障能力预测的空白，提出了基于非对称惩罚损失函数的风力发电保障能力日内预测方法，该方法具有以下 3 点特征：

1）本文所构造设计的非对称惩罚损失函数，能够满足保供电的需求。在满足“保供电”的同时，保障能力预测结果的效果较为理想。

2）本文提出的风电供电保障能力预测多目标优化策略可以根据实际应用情况调整保障率的阈值，从而适应不同工程实际问题。

3）为解决传统 GWO 算法易陷入局部最优的情况，在灰狼优化算法的基础上，结合社会排名更新策略(SR)以及引入蚁群算法信息素机制(PACO)对其进一步改进优化，增强了模型的收敛性能以及全局搜索性能，显著提高了风力发电保障能力预测模型的预测效果。模型计算效率高，能够完全满足工程实际应用对效率的要求。

本文方法现有保障电量占比指标未考虑时段权重差异，在电网结构普适性、气象数据敏感性方面仍存在局限。针对这些不足，后续将重点构建电网特征自适应迁移学习框架以提升模型泛化能力，研发气象-功率动态补偿机制增强中小型风电场的预测鲁棒性，同时融合物理机理模型量化沙尘沉积、叶片覆冰等极端天气的非线性影响。研究将进一步拓展多时间尺度混合预测体系，引入时段权重因子以精细化保障电量评估，实现日前-日内预测协同优化。

参考文献　References

[1] 韩肖清，李廷钧，张东霞，等. 双碳目标下的新型电力系统规划新问题及关键技术[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3036-3046.
HAN Xiaoqing, LI Tingjun, ZHANG Dongxia, et al. New issues and key technologies of new power system planning under double carbon goals[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3036-3046.

[2] 梁志峰，礼晓飞，郭琳润，等. 德国电力系统转型对我国新能源发展运行的启示[J]. 电网技术，2024，48(7)：2884-2894.
LIANG Zhifeng, LI Xiaofei, GUO Linrun, et al. Enlightenment of Germany’s power system transformation on the development and operation of renewable energy in China[J]. Power System Technology, 2024, 48(7): 2884-2894.

[3] 国家能源局，国家能源局发布 2024 年 1—8 月份全国电力工业统计数据[EB/OL]. [2025-07-14]. https://www.nea.gov.cn/2024-09/23/c_1212399359. htm.
National Energy Administration. National Energy Administration releases the statistics of the national electric power industry from January to August in 2024[EB/OL].[2025-07-14]. https://www.nea.gov.cn/2024-09/23/c_1212399359. htm.

[4] 李晖，刘栋，姚丹阳. 面向碳达峰碳中和目标的我国电力系统发展研判[J]. 中国电机工程学报，2021，41(18)：6245-6258.
LI Hui, LIU Dong, YAO Danyang. Analysis and reflection on the development of power system towards the goal of carbon emission peak and carbon neutrality[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(18): 6245-6258.

[5] 孙书凯，董存，王铮，等. 考虑不同风能特征的风电中长期电量预测方法[J]. 高电压技术，2021，47(4)：1224-1232.
SUN Shukai, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Medium-long-term quantity of electricity forecasting method in wind power considering different wind energy characteristics[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1224-1232.

[6] 王伟胜，王铮，董存，等. 中国短期风电功率预测技术现状与误差分析[J]. 电力系统自动化，2021，45(1)：17-27.
WANG Weisheng, WANG Zheng, DONG Cun, et al. Status and error analysis of short-term forecasting technology of wind power in China[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 17-27.

[7] 董昱，孙大雁，许丹，等. 新型电力系统电力电量平衡的挑战、应对与展望[J]. 中国电机工程学报，2025，45(6)：2039-2056.
DONG Yu, SUN Dayan, XU Dan, et al. Challenges, response and prospects for power balance in new power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(6): 2039-2056.

[8] 于群，李知艺，谷炜，等. 面向理想调度的高比例新能源电力系统端到端调度决策方法[J]. 中国电机工程学报，2023，43(增刊 1)：31-43.
YU Qun, LI Zhiyi, GU Wei, et al. Perfect-dispatch-oriented end-to-end dispatch decision-making method for high proportion renewable energy power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(Supplement1): 31-43.

[9] 李青，张新燕，摆志俊，等. 基于 MQ-WaveNet 的风电集群发电功率多步概率预测[J]. 电力系统自动化，2023，47(8)：156-168.
LI Qing, ZHANG Xinyan, BAI Zhijun, et al. Multi-step probability prediction of power generation for wind power clusters based on multi-horizon Quantile-WaveNet[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(8): 156-168.

[10] 徐询，谢丽蓉，梁武星，等. 考虑风电预测误差时序性及风电可信度的双层优化模型[J]. 电工技术学报，2023，38(6)：1620-1632，1661.
XU Xun, XIE Lirong, LIANG Wuxing, et al. Bi-level optimization

model considering time series characteristic of wind power forecast error and wind power reliability[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(6): 1620-1632, 1661.

[11] 樊肖杰，迟永宁，马士聪，等. 大规模海上风电接入电网关键技术与技术标准的研究及应用[J]. 电网技术，2022，46(8)：2859-2870.
FAN Xiaojie, CHI Yongning, MA Shicong, et al. Research and application of key technologies and technical standards for large-scale offshore wind farms connecting to power grid[J]. Power System Technology, 2022, 46(8): 2859-2870.

[12] 孙骁强，马晓伟，张小奇，等. 基于相依关系的新能源功率预测场景生成及调度应用[J]. 电力系统自动化，2019，43(15)：10-17，41.
SUN Xiaoqiang, MA Xiaowei, ZHANG Xiaoqi, et al. Dependence relationship based scenario generation of power prediction for renewable energy and its application in dispatch[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(15): 10-17, 41.

[13] 王长浩，高红均，周文毅，等. 考虑准线需求响应的高比例新能源电力系统调度优化[J]. 电网技术，2024，48(11)：4427-4435.
WANG Changhao, GAO Hongjun, ZHOU Wenyi, et al. High proportion new energy power system scheduling optimization considering customer directrix line demand response[J]. Power System Technology, 2024, 48(11): 4427-4435.

[14] 郭军红，王小萱，汪月新，等. Copula 分位数回归方法在风电超短期出力预测上的应用[J]. 工程科学学报，2024，46(10)：1921-1929.
GUO Junhong, WANG Xiaoxuan, WANG Yuexin, et al. Enhancing ultra-short-term wind power forecasting using the Copula quantile regression method[J]. Chinese Journal of Engineering, 2024, 46(10): 1921-1929.

[15] 戴浩男，张辰灏，甄钊，等. 基于时空特征聚类和双层动态图卷积网络建模的短期净负荷预测[J]. 高电压技术，2024，50(9)：3914-3923.
DAI Haonan, ZHANG Chenhao, ZHEN Zhao, et al. Short-term net load forecasting based on temporal-spatial feature clustering and two-layer dynamic graph convolutional network modeling[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(9): 3914-3923.

[16] 李增辉，于钊，孙大雁，等. 新能源预测纳入备用对平衡和消纳的影响研究[J]. 电网技术，2024，48(4)：1393-1402.
LI Zenghui, YU Zhao, SUN Dayan, et al. Research on influences to power balance & new energy consumption of taken-into-account proportion of new energy's predicted output in day-ahead power reserve[J]. Power System Technology, 2024, 48(4): 1393-1402.

[17] 李明节，梁志峰，许涛，等. 基于敏感气温空间分布的度夏度冬日最大负荷预测与应用研究[J]. 电网技术，2023，47(3)：1088-1097.
LI Mingjie, LIANG Zhifeng, XU Tao, et al. Prediction and application of maximum daily load in summer and winter based on spatial distribution of sensitive temperatures[J]. Power System Technology, 2023, 47(3): 1088-1097.

[18] 韩宇超，同向前，邓亚平. 基于概率密度估计与时序 Transformer 网络的风功率日前区间预测[J]. 中国电机工程学报，2024，44(23)：9285-9295.
HAN Yuchao, TONG Xiangqian, DENG Yaping. Probabilistic distribution estimation and temporal Transformer-based interval prediction in day-ahead wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(23): 9285-9295.

[19] YU C S. A comprehensive wind power prediction system based on correct multiscale clustering ensemble, similarity matching, and improved whale optimization algorithm-a case study in China[J]. Renewable Energy, 2025, 243: 122529.

[20] LIANG J K, TANG W Y. Ultra-short-term spatiotemporal forecasting of renewable resources: an attention temporal convolutional network-based approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(5): 3798-3812.

[21] CAMAL S, MICHIORRI A, KARINIOTAKIS G. Reliable provision of ancillary services from aggregated variable renewable energy sources through forecasting of extreme Quantiles[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(4): 3070-3084.

[22] PRETTO S, OGLIARI E, NICCOLAI A, et al. A new probabilistic ensemble method for an enhanced day-ahead PV power forecast[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2022, 12(2): 581-588.

[23] WANG J Z, KOU M G, LI R Z, et al. Ultra-short-term wind power forecasting jointly driven by anomaly detection, clustering and graph convolutional recurrent neural networks[J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65: 103137.

[24] TANG F. Short-term wind power prediction based on improved sparrow search algorithm optimized long short-term memory with peephole connections[J]. Wind Engineering, 2025, 49(1): 71-90.

[25] 陈殿昊，臧海祥，蒋雨楠，等. 基于多层次云图特征与宽度学习的超短期光伏功率预测[J]. 电力系统自动化，2024，48(22)：131-139.
CHEN Dianhao, ZANG Haixiang, JIANG Yunan, et al. Ultra-short-term photovoltaic power forecasting based on multi-level sky image features and broad learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(22): 131-139.

[26] 罗政杰，任惠，辛国雨，等. 基于模型预测控制的高比例可再生能源电力系统多时间尺度动态可靠优化调度[J]. 太阳能学报，2024，45(6)：150-160.
LUO Zhengjie, REN Hui, XIN Guoyu, et al. Multi-time scale dynamic reliable optimal scheduling of power system with high propottion renewable energy based on model predictive control[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(6): 150-160.

[27] 马伟，谢丽蓉，马兰，等. 短期风电功率预测误差及出力波动的概率建模[J]. 太阳能学报，2023，44(11)：361-366.
MA Wei, XIE Lirong, MA Lan, et al. Probabilistic modeling of short-term wind power prediction errors and output fluctuations[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(11): 361-366.

[28] 臧海祥，赵勇凯，张越，等. 基于低风速功率修正和损失函数改进的超短期风电功率预测[J]. 电力系统自动化，2024，48(7)：248-257.
ZANG Haixiang, ZHAO Yongkai, ZHANG Yue, et al. Ultra-short-term wind power prediction based on power correction under low wind speed and improved loss function[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 248-257.

[29] 徐钽，谢开贵，王宇，等. 基于 TCN-Wpsformer 混合模型的超短期风电功率预测[J]. 电力自动化设备，2024，44(8)：54-61.
XU Tan, XIE Kaigui, WANG Yu, et al. Ultra-short-term wind power forecasting based on TCN-Wpsformer hybrid model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(8): 54-61.

[30] 万灿，崔文康，宋永华. 新能源电力系统概率预测：基本概念与数学原理[J]. 中国电机工程学报，2021，41(19)：6493-6508.
WAN Can, CUI Wenkang, SONG Yonghua. Probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources: basic concepts and mathematical principles[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(19): 6493-6508.

[31] 王耀健，顾洁，温洪林，等. 基于在线高斯过程回归的短期风电功率概率预测[J]. 电力系统自动化，2024，48(11)：197-207.
WANG Yaojian, GU Jie, WEN Honglin, et al. Short-term wind power probability prediction based on online Gaussian process regression[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(11): 197-207.

[32] CUI W K, WAN C, SONG Y H. Ensemble deep learning-based Non-Crossing quantile regression for nonparametric probabilistic forecasting of wind power generation[J]. IEEE Transactions on Power

Systems, 2023, 38(4): 3163-3178.

[33] DUAN J K, CHANG M H, CHEN X Y, et al. A combined short-term wind speed forecasting model based on CNN-RNN and linear regression optimization considering error[J]. Renewable Energy, 2022, 200: 788-808.

[34] 余洋，董存，王铮，等. 考虑山东近海不同风能天气特征的风电功率区间预测模型[J]. 电网技术，2020，44(4)：1238-1246.
YU Feng, DONG Cun, WANG Zheng, et al. Wind power interval forecasting model considering different wind energy weather characteristics in Shandong offshore areas[J]. Power System Technology, 2020, 44(4): 1238-1246.

[35] 唐清苇，向月，代佳琨，等. 基于 CNN-LSTM 的风电场发电功率迁移预测方法[J]. 工程科学与技术，2024，56(2)：91-99.
TANG Qingwei, XIANG Yue, DAI Jiakun, et al. Wind farm power transfer forecasting method based on CNN-LSTM[J]. Advanced Engineering Sciences, 2024, 56(2): 91-99.

[36] 欧阳静，秦龙，王坚锋，等. 基于 PCA-ShapeDTW-QWGRU 的分布式光伏集群短期功率预测[J]. 太阳能学报，2024，45(5)：458-467.
OUYANG Jing, QIN Long, WANG Jianfeng, et al. Short-term power prediction for distributed PV clusters based on PCA-ShapeDTW-QWGRU[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(5): 458-467.

[37] 薛阳，燕宇铖，贾巍，等. 基于改进灰狼算法优化长短期记忆网络的光伏功率预测[J]. 太阳能学报，2023，44(7)：207-213.
XUE Yang, YAN Yucheng, JIA Wei, et al. Photovoltaic power prediction model based on IGWO-LSTM[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(7): 207-213.

[38] 徐昌，许野，王晓晖，等. 基于 KPCA 和 HC 的 IPSO-LSTM 光伏出力预测模型研究[J]. 太阳能学报，2025，46(5)：362-374.
XU Chang, XU Ye, WANG Xiaohui, et al. Research on combined photovoltaic output prediction model based on KPCA, HC and IPSO-LSTM[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(5): 362-374.

[39] 逯静，张燕茹，王瑞. 基于 BWO-VMD 和 TCN-BiGRU 的短期风功率预测[J/OL]. 工程科学与技术，2024：1-14[2025-07-14]. https://link.cnki.net/urlid/51.1773.TB.20240604.1704.013
LU Jing, ZHANG Yanru, WANG Rui. Short-term wind power forecasting based on BWO-VMD and TCN-BiGRU[J/OL]. Advanced Engineering Sciences, 2024: 1-14[2025-07-14]. https://link.cnki.net/urlid/51.1773.TB.20240604.1704.013

[40] 赵如意，王晓辉，郑碧煌，等. 基于特征优化和混合改进灰狼算法优化 BiLSTM 网络的短期光伏功率预测[J]. 电网技术，2025，49(1)：209-222.
ZHAO Ruyi, WANG Xiaohui, ZHENG Bihuang, et al. Short-term photovoltaic power prediction based on feature optimization and hybrid improved grey wolf algorithm-optimized BiLSTM network[J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 209-222.

[41] 李阳，李维刚，赵云涛，等. 基于莱维飞行和随机游动策略的灰狼算法[J]. 计算机科学，2020，47(8)：291-296.
LI Yang, LI Weigang, ZHAO Yuntao, et al. Grey wolf algorithm based on levy flight and random walk strategy[J]. Computer Science, 2020, 47(8): 291-296.



马　力
1999—，男，硕士
主要研究方向为新能源发电功率预测及其不确定性估计
E-mail: 1357925156@qq.com
MA Li



王　铮(通信作者)
1986—，男，硕士，工程师
主要研究方向为风电功率预测及其不确定性估计
E-mail: wangz@epri.sgcc.com.cn
WANG Zheng
Corresponding author

收稿日期　2025-06-12　在线出版日期　2025-09-19　　编辑　陈　蔓