DOI:10.26974/j.cnki.XBGC.2026.02.002

基于LSTM模型的光伏辐照度短期预报订正技术

曾荣阳[1,2,3]， 雍 佳[1,2,3]， 武万里[3*]， 刘建宏[1,2,3]， 龚晓丽[1,2,3]

(1.中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室,宁夏 银川 750002;
2.宁夏气象防灾减灾重点实验室,宁夏 银川 750002;3.宁夏气象服务中心,宁夏 银川 750002)

摘 要:为提高数值模式光伏辐照度短期预报的精度,利用中国气象局风能太阳能数值预报系统(CMA-WSP 2.0)中2023—2025年逐小时短期辐射预报产品及宁夏的光伏电站和气象观测站的地面观测辐照度资料,以模式预报辐射及相关气象要素为输入,构建融合长短期记忆(long short-term memory,LSTM)与注意力机制的序列订正模型(attention-enhanced LSTM sequence correction,ALSC)。其中,LSTM用于刻画辐射时间序列的长期依赖关系,注意力机制用于自适应分配不同气象因子的权重,以未经订正的CMA-WSP 2.0预报产品作为对照;采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)等指标对模型订正效果进行检验。结果表明,使用2025年的资料为测试数据,订正后辐射预报的拟合优度R^2明显提高,RMSE和MAE分别降低10.57%和7.57%;以3月份数据分天空状况进行评估,阴天和多云条件下平均相对误差分别由28.87%和25.47%降至3.06%和0.33%,误差改进率(Skill,表示订正后误差相对原始预报值误差的降低幅度)分别为89.4%和98.7%,辐照度预报精度显著提升;在多云、辐射快速变化等天气条件下,模型对辐射突变的响应能力得到增强。研究可为光伏电站发电功率预测及电网调度优化提供客观参考和工程应用支撑。

关键词:CMA-WSP 2.0;长短期记忆(LSTM);注意力机制;光伏辐照度;短期预报

中图分类号:TM615;TP183 **文献标志码:**A

随着我国新能源装机规模持续扩大,光伏发电在电力系统中的占比不断增大,辐照度预报精度已逐渐成为影响电网安全稳定运行和新能源高比例消纳的重要因素之一。尤其在宁夏等高比例新能源示范区,辐射预报偏差易导致电网调度备用容量增加和光伏出力波动放大,在辐射突降时还会引起弃光、限电等问题,造成较为显著的经济损失[1]。中国气象局风能太阳能数值预报系统(China Meteorological Administration Wind and Solar Power Forecasting System,CMA-WSP)是当前面向风电、光伏等行业的重要业务化辐射预报模式[2],为新能源规划、调度与运行提供了基础预报产品。然而,已有多项评估结果表明[3-4],CMA-WSP在站点尺度上仍存在较为明显的系统性偏差。缑晓辉等[3]利用宁夏银川市、固原市等站点资料对CMA-WSP辐照度预报进行检验,发现其预报值整体偏高,且在多云、阴天等天气条件下误差进一步放大。这说明,单纯依赖原始模式输出已难以满足高比例光伏并网对辐照度预报精度的实际需求,因此,对CMA-WSP辐射预报开展有效订正具有明确的现实意义[5]。

围绕光伏辐照度与光伏功率短期预报的偏差订正,国内外研究在对象选取和应用场景上呈现不同特点。国外研究多基于WRF(weather research and forecasting model)、ECMWF(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts)等数值天气预报(numerical weather prediction,NWP)输出开展站点或区域尺度的统计订正,更强调模型的可迁移性与业务运行能力。相比之下,国内研究则更多聚焦

收稿日期:2025-10-28

基金项目:中国气象局旱区特色农业气象灾害监测预警与风险管理重点实验室项目(CAMT-202503,CAMP-202508);宁夏自然科学基金项目(2022AAC03676);宁夏气象局重点创新团队项目

作者简介:曾荣阳(1998—),女,助理工程师,硕士,主要从事气象与人工智能交叉技术研究(zry979420@163.com)。

***通信作者:**武万里(1966—),男,正高级工程师,硕士,主要从事专业气象预报与服务研究(184056064@qq.com)。

引用格式:曾荣阳,雍佳,武万里,等.基于LSTM模型的光伏辐照度短期预报订正技术[J].西北工程技术学报(中英文),2026,25(2):110-119.

于特定区域或站点的模式误差特征,以及典型天气条件下的偏差来源分析,而针对业务系统辐射产品,特别是 CMA-WSP 辐射产品的订正验证研究仍相对有限。

在研究方法上,现有订正技术大体可分为两类:一类为基于辐射传输理论、经验公式或统计回归的传统后处理方法,如基于模式输出统计(model output statistics,MOS)的多因子回归订正,以及基于晴空指数或晴空模型的归一化与回归订正等[6-8];另一类则是以机器学习和深度学习为代表的数据驱动方法。在前一类中,传统 MOS 及级联 MOS 等方法在国外应用较为成熟,常被用于压缩日尺度或次日尺度辐照度预报的系统性偏差[6];国内也有研究将中尺度预报系统的辐射输出与地面观测相结合进行回归订正[7],并与晴空指数或晴空模型的归一化方法结合,以减弱季节性偏差[8]。在后一类中,有研究将支持向量回归[9]、随机森林[10]、梯度提升树[11]以及人工神经网络等方法应用于 GHI(global horizontal irradiance),BNI(beam normal irradiance),DHI(diffuse horizontal irradiance)等辐射分量的短时预报与订正[12],以刻画模式误差与多源预报因子之间的非线性关系,在此基础上,引入注意力机制(attention mechanism)的长短期记忆(long short-term memory,LSTM)网络、卷积-注意力-LSTM 等深度序列模型,进一步增强了对多云条件下辐射突变过程的表征能力[13-14]。总体来看,传统方法实现相对简洁、可解释性较强,但在多云、沙尘等快速变化的天气背景下,容易受到云-辐射非线性耦合关系的限制;数据驱动方法虽然能够通过学习误差与多源因子的非线性映射提升订正效果,但在样本独立性假设、序列依赖性以及模型可迁移性等方面仍需进一步探索。

在深度学习方向,国外较早将注意力机制引入辐射序列建模。例如,在 LSTM 输出层或特征维度中引入自注意力机制,通过对不同时间步或气象因子赋予差异化权重,提升模型对多云条件下辐射突变的刻画能力[13-14]。这类注意力模块既可用于直接预报,即利用历史辐射和气象因子预测未来辐射,也可用于订正后处理,即基于 NWP 预报要素学习预报误差的时序演变,并输出订正量。总体而言,注意力机制在辐射预报订正中的价值主要体现在 3 个方面:其一,能够增强云量、湿度等关键因子在不同天气背景下的自适应贡献;其二,能够在时间维度上突出对误差跃变更敏感的关键时刻;其三,可与残差连接或门控结构结合,提高深层序列模型的训练稳定性。基于此,在 CMA-WSP 2.0 业务辐射产品订正框架下引入注意力机制,构建业务模式辐射订正+注意力加权的融合模型,具有较强的研究价值和应用潜力。

近年来,深度学习,尤其是 LSTM,在气象时间序列建模中的优势日益显现。LSTM 通过门控结构有效缓解了传统循环神经网络(recurrent neural network,RNN)中的梯度衰减问题,能够更好地捕捉长时间尺度上的依赖关系,已被广泛应用于降水、辐照度和光伏功率预测等领域。有研究表明[15],基于 LSTM 的辐照度预测模型在多云天气条件下的决定系数(R^2)可超过 0.90,明显优于传统 RNN 及部分机器学习方法,体现出较强的非线性拟合和时序建模能力。高寒旭等[16]对多种 LSTM 光伏功率预测方案的比较结果也表明,在模型中引入温度、湿度、云量等模式气象因子后,短期功率预测的相对误差可显著降低,说明合理利用数值预报气象要素有助于提升光伏相关预报精度。尽管如此,现有研究仍多集中于辐照度或功率的直接预测,针对 CMA-WSP 2.0 等业务数值模式辐射预报的专门偏差订正研究相对较少,尤其在高比例光伏区的区域化订正以及不同气象因子贡献差异的刻画方面,仍存在进一步拓展的空间。

基于上述背景,本文以新能源光伏辐照度预报为研究对象,选取 CMA-WSP 2.0 系统中 2023—2025 年的短期辐射预报产品及对应地面观测辐照度资料,构建了注意力增强 LSTM 序列订正模型(attention-enhanced LSTM sequence correction,ALSC),对数值模式辐射预报进行针对性校正。一方面,利用 LSTM 挖掘辐照度时间序列中的长期依赖特征,以增强模型在多云和辐射快速变化等复杂天气条件下的时序建模能力;另一方面,引入注意力机制,对温度、湿度、云量等气象因子进行自适应加权,强化模型对关键影响因子的响应能力,从而提升订正结果的准确性与鲁棒性。研究为光伏辐照度短期预报及光伏电站功率预测提供了新的技术路径和客观依据。

1　订正方法介绍

1.1　LSTM基本原理

长短期记忆(LSTM)网络[17]是一种典型的门控循环神经网络,通过引入细胞状态及门控结构,实现对历史信息的有选择性保留与动态更新,因此,更适

用于表征辐照度等兼具日周期变化和短时波动特征的时间序列演化过程。LSTM 网络结构如图 1 所示,其基本组成包括遗忘门、输入门和输出门,各门控变量均通过 sigmoid 函数映射至[0,1]区间,以实现对信息在时间维度上传递、筛选和输出过程的控制。

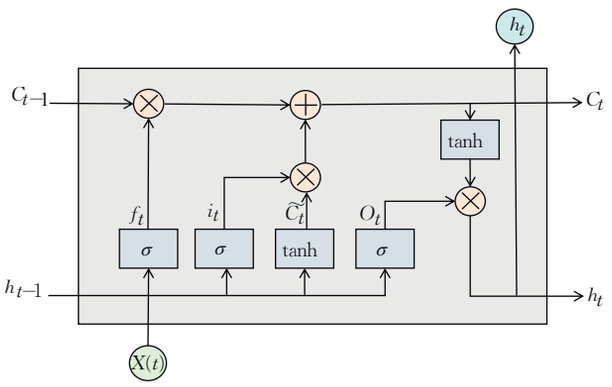


图 1 LSTM 网络结构图

Fig. 1 LSTM network structure diagram

本文在序列订正模型中引入 LSTM,以 CMA-WSP 2.0 的预报辐照度及相关气象预报要素构建多变量时间序列输入,例如,选取云量、温度、湿度和气压等与辐射变化密切相关的预报因子,并按小时尺度组织为连续时间窗,使 LSTM 能够沿时间维度逐步接收各时刻的模式信息。在此基础上,模型可综合刻画给定时间窗内辐照度及相关气象要素的变化特征,并利用序列上下文信息学习预报误差的时序演化规律,而非仅依赖单一时刻的瞬时输入进行订正。

1.2 注意力机制

注意力机制是一种能够提升模型对输入序列关键信息识别能力的重要方法,最早由 Bahdanau 等[18]于 2014 年提出。其核心思想在于,模型在处理序列数据时,可根据具体任务需求对输入信息进行动态加权,将更多计算资源分配给与当前目标更相关的内容,从而增强特征表征能力并提高预测精度。

如图 2 所示,注意力机制的计算过程可概括为 3 个步骤。首先,依据查询向量(query,$\boldsymbol{Q}$)和键向量(key,$\boldsymbol{K}$)之间的关系,利用函数 $F(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K})$计算二者的相似性得分 s。其次,采用 softmax 函数对得分 s 进行归一化处理,将其转换为对应的权重系数 a。最后,将权重系数 a 与相应的值向量(value,$\boldsymbol{V}$)进行加权求和,得到最终的注意力输出。注意力机制的公式为

$$\text{attention}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K},\boldsymbol{V})=\text{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)\boldsymbol{V}。\quad(1)$$

式中:$\boldsymbol{Q}$ 为当前待关注位置对应的查询特征;$\boldsymbol{K}$ 为输入内容中可供匹配的特征信息;$\boldsymbol{V}$ 为与键向量对应的值向量,参与最终注意力结果的生成。softmax 是一种常用的归一化函数,可将输入得分映射为概率分布形式,从而反映各部分信息的重要程度,其中,$\frac{1}{\sqrt{d_k}}$ 为缩放因子,d_k 表示键向量的维度,其作用是缓解内积结果过大对模型训练稳定性造成的不利影响。

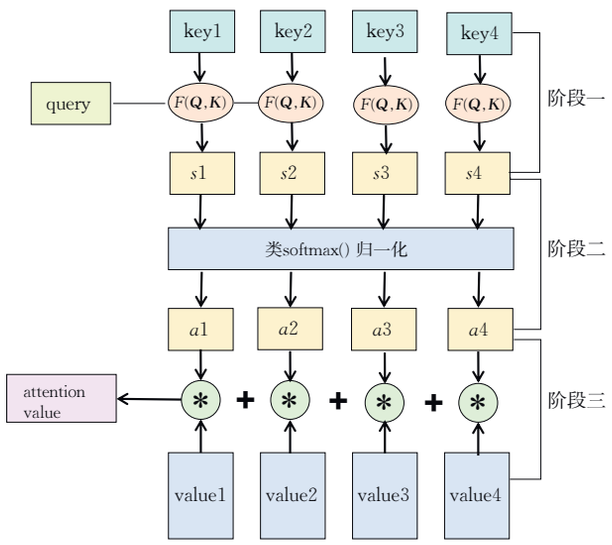


图 2 注意力机制计算过程

Fig. 2 Attention mechanism calculation process

1.3 ALSC 模型

本研究构建了注意力增强的 LSTM 序列订正模型(ALSC),以 CMA-WSP 2.0 产品的辐照度、温度、相对湿度、气压和云量等气象要素作为输入变量,对模式预报的辐照度结果进行订正。考虑到辐照度变化具有显著的日周期特征和较强的天气依赖性,LSTM 模型则能够较好地挖掘时间序列中的关键信息,从而提高订正结果的精度。在传统 LSTM 结构中,模型对输入序列各时刻信息的利用相对均衡,难以显示刻画不同时间步对最终预测结果贡献程度的差异。注意力机制通过计算查询向量与各气象因子键向量之间的相关性,自适应生成权重分布,从而根据当前预测任务的需求强化关键因子(如温度、湿度等)的作用,并减弱非关键因子的干扰。这种动态赋权方式使模型能够更加聚焦于输入序列中与当前预测目标最相关的信息,从而提升对复杂气象条件下序列特征的表征能力,进一步改善预测精度。基于此,本文将注意力机制引入模型结构中,旨在增强模型对辐照度订正关键特征的关注程度,提高其权重分配的针对性,并抑制噪声信息干扰,以获

得更优的订正效果。

ALSC 网络架构如图 3 所示。以辐照度、温度、相对湿度、气压和云量等气象参数为输入变量,将其组织为时间序列数据后输入模型。输入数据首先进入 1 个包含 64 个神经元单元的 LSTM 层,该层依托遗忘门、输入门和输出门等内部结构,对输入序列信息进行动态筛选、选择性保留及状态更新。这一过程能够有效捕捉序列中的短期和长期依赖关系,挖掘数据中潜在的变化模式与特征表示,并生成相应的输出序列。

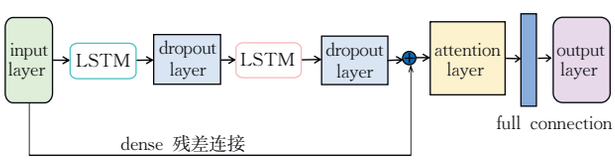


图3　ALSC网络架构图

Fig. 3　ALSC network structure diagram

经 dropout 处理后的序列数据被输入至第二个包含 32 个神经元的 LSTM 层,以进一步提取和学习序列特征,增强对复杂时序模式的捕捉能力,并在再次更新与筛选信息的基础上输出更高层次的序列特征表示。随后,输出特征继续经过第二层 dropout 处理,以降低模型过拟合风险并提升泛化能力,从而增强模型在不同数据样本上的预测稳定性。将第二层 dropout 输出的序列特征与原始输入层数据进行残差式相加融合,并将融合结果送入注意力层。该残差连接设计有助于缓解深层网络训练过程中可能出现的梯度消失问题,从而加快模型收敛速度,并改善模型整体优化性能。注意力层能够对序列中不同位置的信息进行动态加权,为其分配差异化权重,使模型更集中于与当前任务密切相关的部分,从而突出关键信息并削弱无关内容的影响。这一机制不仅提升了模型对输入序列的特征表征能力和预测准确性,同时生成了融合注意力权重的信息特征向量。然后,该特征向量被输入全连接层。全连接层通过对输入特征进行线性组合及非线性映射,将所学习到的高层表示转换至输出空间,完成由特征表征到最终预测结果的映射。最终,模型输出订正后的辐照度预测值。在模型训练过程中,采用 Adam 优化器对网络参数进行迭代更新[19]。

1.4　损失函数

本研究使用 CMA-WSP 2.0 产品的预测辐照度值和场站真实辐照度值监督模型订正后的辐照度值,为度量模型预测结果与观测值之间的偏差并指导参数优化,引入总损失函数(Total Loss)作为模型训练的优化目标。总损失由数据拟合项与物理/业务约束项组成,其计算公式为

$$\text{TotalLoss}=\lambda_{\text{mse}}\cdot L_{\text{mse}}+\lambda_{\text{zero}}\cdot L_{\text{zero}}+\lambda_{\text{neg}}\cdot L_{\text{neg}}+\lambda_{\text{smooth}}\cdot L_{\text{smooth}}+\lambda_{\text{con}}\cdot L_{\text{con}}。\tag{2}$$

式中:L_{mse} 表示最小化订正值与观测值的平均误差;L_{zero} 表示强化夜间/日出日落等低辐射时段“接近 0”的物理一致性;L_{neg} 表示惩罚非物理负辐射输出;L_{smooth} 表示抑制订正序列的高频噪声与非真实跳变(避免过度订正);L_{con} 表示引入温度-辐射的同相变化约束,以提升跨天气背景的稳定性。权重 λ 的确定采用验证集驱动的多目标折中方法:首先,对各子损失在训练初期进行尺度归一化,使其量级可比;随后,在验证集上对 λ 进行网格搜索(逐项在{0,0.1,0.2,0.3,0.5,1.0}中取值,固定 λ_{mse}=1.0),以验证集均方根误差(RMSE)为主目标、夜间负值率与序列平滑度为约束指标,选取综合最优的一组 λ;最终,可以得到 λ_{mse}=1.0,λ_{zero}=0.5,λ_{neg}=0.2,λ_{smooth}=0.3,λ_{con}=0.1。

基础 MSE 损失(L_{MSE})如公式(3)所示,通过计算订正后的辐射辐照度值和真实场站的辐射辐照度值的误差对订正辐照度值进行约束。即

$$L_{\text{mse}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Y_i-\hat{Y}_i)^2。\tag{3}$$

式中:y_i 为观测实况真实值;$\hat{y}_i$ 为订正后辐照度值;N 为样本数。

零辐射约束损失(L_{zero})如公式(4)所示。当真实值接近 0 时,订正值也应接近 0,若订正值偏离 0,则该项损失增大,通过反向传播对模型进行约束,使模型学习到夜间零辐射的物理规律。即

$$L_{\text{zero}}=\frac{1}{N_0}\sum_{i\in Z}\left|\hat{y}_i\right|。\tag{4}$$

式中:$Z=\{i|y_i\leqslant\text{zero_threshold}\}$,为真实值接近 0 的样本集合;$N_0$ 为零辐射样本数;$\hat{y}_i$ 为第 i 个样本的订正后辐照度值。

负值惩罚损失(L_{neg})如公式(5)所示。因为辐照度值不能为负数,所以需要约束订正后的辐照度不能为负值,若为负值,则替换为 0。即

$$L_{\text{neg}}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\max(0,-\hat{y}_i)。\tag{5}$$

平滑性约束损失(L_{smooth})如公式(6)所示。通过鼓励订正的数据序列平滑,抑制剧烈跳变,排除异常订正值。即

$$L_{\text{smooth}}=\frac{1}{N-1}\sum_{i=2}^{N}\left|\hat{y}_i-\hat{y}_{i-1}\right|。\tag{6}$$

物理关系约束损失(L_{con})的计算式为

$$L_{\text{con}}=\frac{1}{N_{\text{day}}}\sum_{i\in D}\left|t_i'-y_i'\right|, \tag{7}$$

式中:D 为白天样本集合;t_i' 表示归一化后的温度;y_i' 表示归一化后的辐射值。因为高温时辐射也高,低温时辐射也低,为了体现物理一致性,需要对温度和辐射值进行归一化处理,并计算一致性损失。t_i' 与 y_i' 的计算公式分别为

$$t_i'=\frac{t_i-t_{\min}}{t_{\max}-t_{\min}+\varepsilon}, \tag{8}$$

$$y_i'=\frac{\hat{y}_i-\hat{y}_{\min}}{\hat{y}_{\max}-\hat{y}_{\min}+\varepsilon}。 \tag{9}$$

式中:$t_{\min}$ 和 $t_{\max}$ 为当前 batch 序列中温度的最小值和最大值;$\hat{y}_{\max}$ 和 $\hat{y}_{\min}$ 为当前 batch 序列中订正后辐照度值的最小值和最大值;ε 为极小常数,防止分母为 0。

2 数据集与实验方法

2.1 数据集

本研究使用的数据来源于 CMA-WSP 2.0 产品。该系统除能够提供风速、风向、温度、湿度等常规气象要素预报外,还输出地表短波辐射、地面气压和降水量等相关数据[20]。综合考虑 CMA-WSP 2.0 业务运行的稳定性以及观测资料的一致性,本文选取 2023—2024 年的预报-观测配对数据作为建模样本。该数据覆盖全年不同季节及多类天气形势,能够较好地表征宁夏地区光伏辐照度在典型气象条件下的变化特征。在此基础上,进一步选取 2025 年的数据作为独立测试集,并重点采用春季样本,这是因为该时段辐射和云量变化更为显著,更适用于检验模型在过渡季节复杂天气背景下的短期预报能力。

针对经纬度(38.47°N,106.21°E)对应的位置,提取距离该站点最近网格点的到达地表的短波辐射(SWDOWN)、地面气压(PSFC)、2 m 高度气温(T2)、相对湿度(RH)和总云量(TCC)等参数数据,这些要素是构建光伏辐照度订正模型的重要输入变量,能够从不同方面反映太阳辐射的时空变化特征。

为避免预报值与观测值在表述上产生混淆,在本文中,原始预报值表示由 CMA-WSP 2.0 输出的全球水平辐照度,真实值表示由气象站获得的地面观测辐照度,订正值则表示模型输出的订正后辐照度。除特别说明外,模型输入要素均来源于 CMA-WSP 2.0 产品,观测数据仅用于监督学习目标构建及模型性能的独立检验。

为检验模型的订正效果,本文采用银川市气象站同一时刻的辐照度、气压、气温、相对湿度及总云量观测数据作为对照参考。通过比较 CMA-WSP 产品输出的气象要素与银川市气象站观测数据,可评估该产品在不同天气条件下的预报表现。

(1)时间匹配与质量控制。首先,按小时尺度对齐 CMA-WSP 2.0 网格点预报序列与银川市气象站观测序列,剔除时间戳不一致或重复的记录。同时,对辐照度数据进行物理合理性检验,即夜间辐照度应接近 0,白天地表辐照度则不应出现负值。

(2)缺测值与异常值处理。对于单个要素的短时缺测数据(连续缺测不超过 3 h),采用线性插值方法补齐。对于连续缺测超过 3 h 或关键输入变量、标签缺失的样本,则直接予以剔除。异常值识别采用 3σ 规则与物理阈值相结合的方式进行判别:若辐照度超过理论晴空上限,或出现明显传感器跳变现象,则将该时刻样本标记为异常并予以剔除。

(3)标准化/归一化。为减弱不同量纲对模型梯度更新的影响,对输入变量(SWDOWN、T2、RH、PSFC、TCC 及太阳高度角)在训练集上实施 Z-score 标准化处理,即减去均值并除以标准差。随后,将同一组标准化参数应用于验证集和测试集。输出端辐照度不进行标准化处理,直接以 W/m^{2}作为回归目标。

(4)训练集、验证集、测试集划分。按时间顺序进行划分,以避免信息泄露。将 2023-01-01—2024-12-31 时段的数据作为建模样本,其中,前 80% 时段划分为训练集,后 20% 时段划分为验证集。将 2025-01-01—2025-11-30 时段的数据作为独立测试集,且与训练集和验证集完全不重叠。上述划分方式既能够覆盖多季节样本特征,又可用于检验模型跨年份条件下的泛化能力。

2.2 检验评估方法

为评估对 CMA-WSP 2.0 产品辐照度预报的订正效果,采用了多种统计指标进行综合检验,主要包括决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)等。上述指标可以从拟合优度和误差大小两个方面表征模型订正值与观测值之间的一致性。

R^2 主要用于衡量模型输出与观测辐照度之间的拟合程度,取值范围为 0~1。R^2 越接近 1,说明模型对观测值变化的解释能力越强,拟合效果越好。公式为

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2}。 \tag{10}$$

RMSE 用于衡量预报值或订正值相对于观测值的均方根误差,能够综合反映模型整体误差水平,适合用于对误差幅度进行量化分析。公式为

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}。\tag{11}$$

MAE 用于表征预报值或订正值与观测值之间的平均绝对偏差。与 RMSE 相比,MAE 的计算形式更为直接,可用于反映模型误差绝对值的平均水平。公式为

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right|。\tag{12}$$

式中:y_i 为观测实况真实值;$\hat{y}_i$ 为订正后辐照度值;N 为样本数。

此外,为了表征订正后误差相对于原始误差的下降幅度,采用了相对误差改进率(Skill),公式为

$$\mathrm{Skill}=\left[\left(E_{WSP}-E_{订正}\right)/E_{WSP}\right]\times 100\%。\tag{13}$$

式中:E_{WSP} 表示原始误差;$E_{订正}$ 表示订正后误差。

2.3　实验环境

2.3.1　*模型参数选择*　为保证研究过程的可复现性,对主要超参数的设置及其选取依据说明如下:时间窗口长度(即序列长度)设定为 24,以覆盖完整的日变化过程,同时避免因窗口过长而造成有效样本数量减少。两层 LSTM 的隐藏单元数分别设置为 64 和 32,采用由宽到窄的层级结构,在保证特征表征能力的同时减少模型参数规模。dropout 比率统一设置为 0.2(两处 dropout 保持一致),以降低模型过拟合风险。在注意力层设计中,以第二层 LSTM 的隐状态作为 query,以序列各时间步的隐状态作为 key 和 value,注意力维度设为 32。模型训练采用 Adam 优化器,初始学习率设为 1×10^{-5},并引入学习率衰减策略:当验证集损失连续 3 个 epoch 未下降时,将学习率调整为原来的 0.5 倍。训练轮数设为 50,批次大小(batch size)设为 64。同时,采用 early stopping 策略(patience = 8),当验证集损失不再下降时提前终止训练,以避免模型过拟合。上述超参数均通过验证集上的对比实验加以确定,并在最终模型训练中保持不变。

2.3.2　*气象参数选择*　若将过多气象参数纳入特征集合,容易引入冗余信息和噪声,同时增加模型计算开销,进而影响预测精度并延长训练时间。因此,模型输入变量应优先选择与辐照度相关性较高的气象要素。

由表 1 可知,太阳高度角与辐照度的相关系数最大,且表现出最强的正相关关系;温度与辐照度之间也呈较强正相关;相对湿度与辐照度呈明显负相关,且负相关程度在所选气象要素中最为突出;相比之下,气压和总云量与辐照度之间仅表现为弱负相关。本研究最终选取温度、相对湿度、气压 、总云量和太阳高度角作为关键特征因子,将其与辐照度信息共同输入模型,对预报辐照度进行订正。

表 1　辐射辐照度与各气象参数的相关系数

Tab. 1　Correlation coefficients between radiation irradiance and meteorological parameters

气象参数	相关系数
温度	0.43
相对湿度	—0.40
气压	—0.20
总云量	—0.11
太阳高度角	0.79

为降低特征间多重共线性及噪声干扰的影响,进一步对所选变量计算方差膨胀因子(VIF),并控制各变量的 VIF 值均小于 5。对于仍存在较强共线性的变量,采用主成分分析(PCA)将高度相关的原始特征转换为若干主成分,并保留累计贡献率较高的成分用于后续建模。

3　结果与分析

3.1　订正结果定性分析

为比较原始预报辐照度(CMA-WSP 2.0 产品输出的预测辐照度)、订正后辐照度与实况辐照度之间的差异,选取 2025 年 1—11 月的数据作为测试集。其中,为便于展示订正效果,图 4 给出了 3 月数据的可视化结果;各月份平均辐射辐照度的统计结果见图 5。

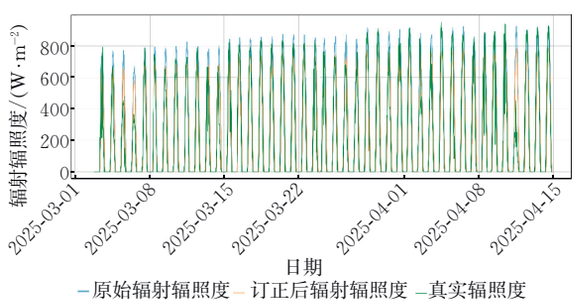


图 4　2025 年 3 月份原始、真实、订正后辐照度对比图

Fig. 4　Comparison of original, real, and corrected irradiance in March 2025

从图 4 可以看出,3 条曲线均表现出显著的日变化周期特征,即白天出现峰值、夜间接近于 0,整体符合太阳辐射变化的物理规律。其中,绿色曲线

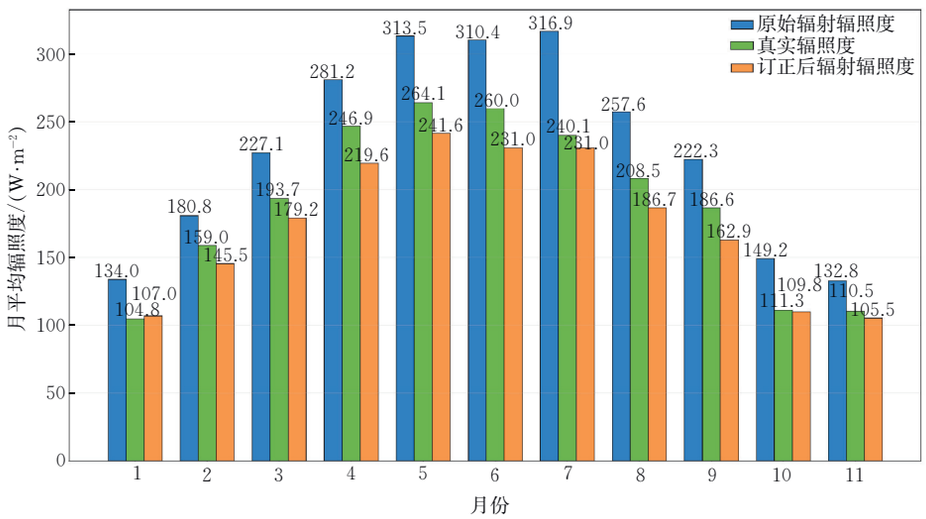


图5 2025年1—11月平均辐照度对比图

Fig. 5 Comparison of average irradiance from January to November 2025

(真实值)与橙色曲线(订正后值)的整体变化趋势更为接近,表明经过模型订正后,预报结果对真实辐照度的拟合能力有所提升。订正后辐照度曲线的日变化趋势与真实值更加一致,整体预测误差相对WRF原始预报降低,在稳定天气条件下订正效果较好;对于辐照度快速突变时段,由于模型基于历史序列的特性,对瞬时峰值的响应存在一定滞后。在夜间时段,3条曲线均接近于0,说明模型能够较好地满足夜间零辐射的物理约束。但在个别时段,尤其是阴天或天气突变条件下,订正后曲线与真实值之间仍存在一定偏差。

如图5所示,分别给出了CMA-WSP 2.0原始辐照度预报值(蓝色)、地面观测辐照度真实值(绿色)和订正后辐照度预报值(橙色)的月平均结果,用于表征订正方法在月尺度上对系统性偏差的改进效果。2025年1—11月的月平均辐照度表现出明显的季节变化特征,即由冬季向春末夏初逐步升高,在5—7月达到高值阶段,并自8月起逐渐回落。总体来看,原始预报值、订正值与观测序列在年内变化趋势上保持一致。与地面观测相比,CMA-WSP 2.0原始辐照度预报在各月份普遍表现出系统性高估特征,且在春末至夏季的高辐照阶段偏差更为明显,例如,7月原始预报月平均值为316.9 W/m^2,显著高于观测值240.1 W/m^2。在采用本文提出的订正模型后,月平均辐照度整体上更加接近观测值,原始预报中的正偏差得到明显削弱。从月平均统计结果来看,订正后月尺度偏差幅度明显减小,说明该方法能够有效改善辐照度预报中的系统性偏差。

原始预报辐照度与订正后辐照度之间的散点对比如图6所示。图中的红色虚线表示理想线,即订正值=原始预报值,若散点分布在该直线上,则表明模型未对原始预报结果作出调整。在低辐照度区域(左下角),散点大多沿理想线附近分布,说明模型对低辐照度时段的订正幅度相对较小,能够较好地保留原始预报结果的有效信息;在高辐照度区域(右上角),散点整体明显分布于理想线下方,表明原始预报值在高辐照度条件下存在系统性高估。经过模型订正后,高辐照度区域的系统性高估偏差得到有效减小,订正结果更加接近实际观测情况。总体而言,散点分布仍表现出较好的线性相关特征,说明订正后结果在保持原始预报物理一致性和变化趋势的同时,提高了数值分布的合理性。

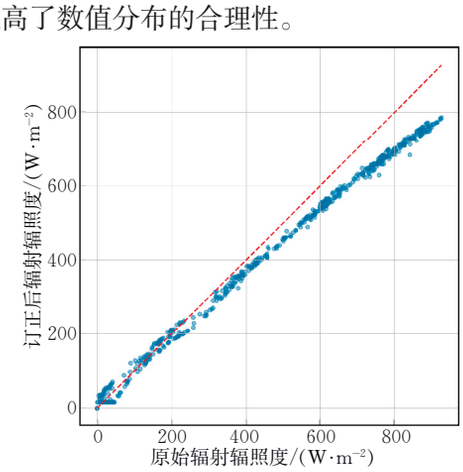


图6 原始、订正后辐照度散点图

Fig. 6 Scatter diagram of original and corrected irradiance

3.2 订正结果定量分析

基于测试数据集(2025年1—11月底的CMA-WSP 2.0辐照度预报数据)对订正结果进行统计分

析,结果如表 2 所示。本文分别计算了 CMA-WSP 产品原始预报辐照度和模型订正后辐照度相对于真实辐照度的 RMSE、MAE 和 R^2。结果表明,CMA-WSP 产品原始预报辐照度的 RMSE 为 164.18 W/m^2,而订正后 RMSE 降至 146.83 W/m^2,说明模型订正后预测结果与真实辐照度之间的整体偏差有所减小,预测精度提高了 10.57%。CMA-WSP 产品原始预报的MAE为88.54 W/m^2,订正后降至81.83 W/m^2,即减少了 6.71 W/m^2。这进一步表明,订正模型在辐照度预测中的平均绝对误差更小,预测准确性得到提升。此外,CMA-WSP 产品原始预报辐照度与真实辐照度之间的 R^2 为 0.81,订正后提升至 0.82,表明订正过程在未削弱模型与真实辐照度拟合关系的基础上,仍保持了较好的解释能力。结合 RMSE 和 MAE 的同步减小可以看出,订正模型在保持与真实辐照度较好一致性的同时,预报结果的准确性得到进一步提高。

表 2　2025 年 1—11 月辐照度订正结果定量统计表

Tab. 2　Quantitative statistical table of irradiance correction results from January to November 2025

	RMSE/(W·m^{-2})	MAE/(W·m^{-2})	R^2
CMA-WSP产品	164.18	88.54	0.81
ALSC模型	146.83	81.83	0.82

图 7 比较了 2025 年原始预报值与真实值之间、订正后预报值与真实值之间误差在各月份的分布情况。其中,蓝色曲线表示 MAE,橙色曲线表示 RMSE;实线代表原始(CMA-WSP 2.0)辐照度预报误差,虚线代表订正后辐照度预报误差。可以看出,误差指标呈现明显的月尺度变化特征:冬季月份整体误差较小,进入春末夏初后误差逐渐增大,并在夏季(6—7 月)达到全年高值,而随着秋季到来逐步回落。与原始预报相比,订正后值的 MAE 和 RMSE 在各月份均维持在较低水平,且订正后值误差曲线在全年范围内整体位于原始值误差曲线之下,表明本文提出的订正方法能够稳定降低月尺度误差。值得注意的是,在误差相对较大的夏季月份,订正前后误差差异更为显著,说明该方法在辐照度波动增强、云量变化频繁等复杂条件下,对预报偏差的抑制作用更加突出,从而提升了短期辐照度预报的整体稳定性和可靠性。

为评估模型在不同天空状况下的订正性能,本文从测试集中选取 2025 年 3 月的数据,并按照阴

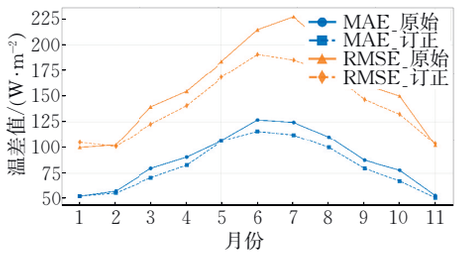


图 7　真实与原始、订正辐照度差值对比图

Fig. 7　Comparison of differences between real and original, corrected irradiance

天、多云和晴天对样本进行分类。在此基础上,保持阴天和多云样本的总数与晴天样本数约为 2∶1 的比例,对子集开展对比分析。分别计算 CMA-WSP 原始预报结果和模型订正结果相对于实测辐照度的平均相对误差,结果见表 3。可见,在阴天和多云条件下,CMA-WSP 对辐照度预报的平均相对误差分别为 28.87% 和 25.47%,经模型订正后,该平均相对误差分别降低至 3.06% 和 0.33%,对应的平均相对误差改进率(Skill)分别达到 89.4% 和 98.7%。在晴天条件下,CMA-WSP 产品和订正后结果的平均相对误差分别为 15.44% 和 17.60%,总体来看,两者差异不大,说明模型在该类天气条件下未能进一步提升预报精度。其主要原因在于,晴天条件下辐照度时间序列变化相对平稳,CMA-WSP 产品已能够较准确地表征大气透过率及太阳位置变化对辐照度的影响,因此,订正模型在该场景下的进一步学习增益相对有限。此外,本文构建的损失函数对大偏差样本(如阴天和多云情形)施加了更强的惩罚约束,使得模型参数更新更倾向于校正复杂天气条件下的预报偏差,从而可能在晴天样本上引入轻微偏置。

表 3　原始值、订正后值与真值的平均相对误差

Tab. 3　Average relative error between original values, corrected values, and real values

%

	晴天	阴天	多云
WSP产品-真值	15.44	28.87	25.47
ALSC模型-真值	17.60	3.06	0.33

4　结论

本研究基于中国气象局风能太阳能数值预报系统产品(CMA-WSP 2.0),构建了 ALSC 订正模型。该模型以 CMA-WSP 2.0 辐射预报产品及气温、相对湿度、总云量等气象要素作为输入,利用 LSTM 的门控结构表征辐照度时间序列的长期依赖特征,

并借助注意力机制自适应调整不同气象因子的权重,从而实现对数值模式辐射预报偏差的针对性订正。研究所得主要结论如下:

(1)从整体统计结果来看,本文构建的模型对CMA-WSP 2.0 辐射预报表现出较好的订正能力。与原始预报相比,订正后样本的均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)分别降低 10.57%和 7.57%,整体预报偏差得到明显减小,拟合优度R^2亦有所提升,表明本文所构建的深度学习订正框架能够有效改善数值模式辐射预报性能。

(2)在不同天空状况下,ALSC 模型在阴天和多云条件下的订正效果尤为显著。以测试时段样本为例,在阴天和多云条件下,CMA-WSP 2.0 产品辐照度预报的平均相对误差分别为 28.87% 和 25.47%,经模型订正后,平均相对误差分别降至 3.06% 和 0.33%。相对于原始预报,订正模型对应误差改进率(Skill)分别达到 89.4% 和 98.7%,表明该模型能够显著减小阴天、多云条件下的辐照度预报偏差。在晴天条件下,模式产品和订正后结果的平均相对误差分别为 15.44% 和 17.60%,两者差异较小,只是订正后略有升高。这说明在辐照度变化较为平稳、模式本身已具有较高预报精度的情况下,模型的进一步提升空间相对有限。

(3)从工程应用角度看,ALSC 模型在不改变数值模式内部物理过程的前提下,能够有效减小CMA-WSP 2.0 辐射预报在站点尺度上的系统偏差,尤其在阴天、多云等非晴天天空状况下可显著降低预报误差,从而为光伏电站功率预测和电网调度提供更为可靠的辐照度输入。

需要指出的是,本研究采用的数据样本主要是基于 2023—2025 年的资料,时间跨度和站点数量仍相对有限,因此,所得结果更侧重于宁夏典型场站的案例验证。同时,损失函数在设计上对大偏差样本赋予了较高权重,使得模型在阴天和多云条件下获益更为明显,但在晴天条件下仍存在轻微偏置。未来可在扩展样本时间范围和空间覆盖范围的基础上,进一步引入多站点联合训练和迁移学习策略,并探索 LSTM 与自适应因子聚类、变分模态分解等方法的耦合方式,以提升模型在不同地区及多种天气背景下的时空泛化能力和稳定性。

参考文献:

[1] 王东风, 刘婧, 黄宇, 等. 结合太阳辐射量计算与CNN-LSTM组合的光伏功率预测方法研究[J]. 太阳能学报, 2024, 45(2): 443-450.

[2] 申彦波. 新型能源体系建设中的气象问题与技术进展[J]. 南方能源建设, 2025, 12(1): 31-42.

[3] 缑晓辉, 严晓瑜, 叶冬, 等. CMA-WSP模式在宁夏太阳能预报中的适用性研究[J/OL]. 宁夏大学学报(自然科学版), 1-11(2024-09-29)[2025-10-28]. https://doi.org/10.20176/j.cnki.nxdz.000056.

[4] 万超,刘涛,曾莉萍,等. 基于CMA-WSP 1.0的贵州短波辐射检验分析[J]. 科技创新与应用,2023,13(30): 104-107.

[5] 段济开, 陈香月, 王文鹏, 等. 基于WRF-Solar和VMD-BiGRU的超短期太阳辐射订正预报研究[J]. 太阳能学报, 2025, 46(1): 710-716.

[6] Pierro M, Bucci F, Cornaro C, et al. Model output statistics cascade to improve day ahead solar irradiance forecast[J]. Solar Energy, 2015, 117: 99-113.

[7] 顾婷婷, 潘娅英, 张加易. 浙江省中尺度数值预报系统的地表太阳辐射预报订正方法[J]. 干旱气象, 2022, 40(2): 327-332.

[8] Lauret P, Alonso-Suárez R, Le Gal La Salle J, et al. Solar forecasts based on the clear sky index or the clearness index: Which is better?[J]. Solar, 2022, 2(4): 432-444.

[9] Olatomiwa L, Mekhilef S, Shamshirband S, et al. A support vector machine - firefly algorithm-based model for global solar radiation prediction[J]. Solar Energy, 2015, 115: 632-644.

[10] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

[11] Chen T Q, Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco: ACM, 2016: 785-794.

[12] Benali L, Notton G, Fouilloy A, et al. Solar radiation forecasting using artificial neural network and random forest methods: Application to normal beam, horizontal diffuse and global components[J]. Renewable Energy, 2019, 132: 871-884.

[13] Zhu T T, Li Y Z, Li Z Y, et al. Inter-hour forecast of solar radiation based on long short-term memory with attention mechanism and genetic algorithm[J]. Energies, 2022, 15(3): 1062.

[14] Hou X X, Ju C, Wang B. Prediction of solar irradiance using convolutional neural network and attention mechanism-based long short-term memory network based on similar day analysis and an attention mechanism[J]. Heliyon, 2023, 9(11): e21484.

[15] Son N, Jung M. Analysis of meteorological factor mul-

tivariate models for medium- and long-term photovoltaic solar power forecasting using long short-term memory[J]. Applied Sciences, 2021, 11(1): 316.

[16] 高寒旭, 袁祖晴, 张淑婷, 等. 基于LSTM模型的短期光伏功率预测[J]. 太阳能学报, 2024, 45(6): 376-381.

[17] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.

[18] Bahdanau D, Cho K, Bengio. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[PP/OL]. arXiv (2014-09-21)[2025-10-28]. https://doi. org/10.48550/arXiv.1409.0473.

[19] Kingma D P, Ba J. Adam: A method for stochastic optimization [PP/OL]. arXiv (2014-12-22)[2025-10-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980.

[20] 王明, 孟丹, 许沛华, 等. 中国气象局风能太阳能预报系统(CMA-WSP)在风资源短期预报中的检验评估[J]. 南方能源建设, 2024, 11(1): 73-84.

LSTM-Based Model for Short-Term Correction of Photovoltaic Irradiance Forecasting

ZENG Rongyang[1,2,3], *YONG Jia*[1,2,3], *WU Wanli*[3*], *LIU Jianhong*[1,2,3], *GONG Xiaoli*[1,2,3]

(1.Key Laboratory of Monitoring, Early Warning and Risk Management of Agricultural Meteorological Disasters with Special Characteristics in Dry Areas, China Meteorological Administration, Yinchuan 750002, China;
2. Key Laboratory of Meteorological Disaster Prevention and Mitigation, Yinchuan 750002, China;
3.Ningxia Meteorological Service Center, Yinchuan 750002, China)

Abstract: To improve the accuracy of short-term photovoltaic irradiance forecasts from numerical models, the study utilized the hourly short-term radiation forecast products from the China Meteorological Administration Wind and Solar Numerical Forecasting System (CMA-WSP 2.0) for the period 2023-2025, along with ground observational irradiance data from photovoltaic power stations and meteorological observation stations in Ningxia. A sequence correction model integrating a long short-term memory (LSTM) network with an Attention Mechanism (hereafter referred to as attention-enhanced LSTM sequence correction, ALSC) was constructed, in which the LSTM captured the long-term dependence of radiation time series, and the attention mechanism assigned adaptive weights to meteorological factors. The uncorrected CMA-WSP 2.0 forecast products served as a control. The effectiveness of the model correction was evaluated using metrics including the coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE), and mean absolute error (MAE). The results indicate that, using 2025 data as the test set, R^2 of the corrected radiation forecast significantly improved, while RMSE and MAE decreased by 10.57% and 7.57%, respectively. Evaluation of March data under different sky conditions showed that the average relative errors under overcast and cloudy conditions were reduced from 28.87% and 25.47% to 3.06% and 0.33%, respectively, with skill scores (indicating the reduction in errors of the corrected forecasts relative to the original forecast values) of 89.4% and 98.7%, indicating a significant enhancement in forecasting accuracy. Under weather conditions with cloud cover and rapid radiation fluctuations, the model's responsiveness to abrupt radiation changes was also enhanced. This study provides a theoretical basis and practical guidance for power generation forecasting at photovoltaic power stations and optimization of power grid scheduling.

Keywords: CMA-WSP 2.0; long short-term memory (LSTM); attention mechanism; photovoltaic irradiance; short-term forecasting

(责任编辑　李　琼)