

[光伏功率]

考虑全局损失的短期光伏功率预测模型

文/范晓进 郭军 姚麒麟

中国电力工程顾问集团华东电力设计院有限公司

太阳能资源的随机性给电力系统的稳定运行带来了挑战。基于此，设计一种考虑全局损失的短期光伏功率预测模型：GL-Autoformer。全局损失使模型在训练时兼顾自监督学习和有监督学习，Autoformer基于自相关注意力机制，能够建模最新的光伏数据时序变化。实验结果表明，Autoformer在多个时间尺度上的预测优于其他模型。

近年来，全球环境恶化和能源危机引发了对太阳能可再生能源的广泛关注。但是辐射和温度随机性高，光伏发电波动性大，因此，准确的光伏功率预测模型十分重要。

本文提出一种基于Autoformer并考虑全局损失的短期光伏输出功率预测模型GL-Autoformer。考虑全局损失使模型兼顾自监督学习和有监督学习。且Autoformer基于自相关注意力机制，建模序列数据的前后相关性。对比实验验证了本文模型的优势。

考虑全局损失的Autoformer

1. Autoformer概述

(1) 相关注意力机制

实数离散时间过程 $\{X_T\}$ 的自相关函数 $R_{XX}(\tau)$ 为

$$R_{XX}(\tau) = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{1}{L} \sum_{t=0}^{L-1} X_t X_{t-\tau} \quad (1)$$

式中，自相关函数 $R_{XX}(\tau)$ 为序列 $\{X_T\}$ 与其 τ 延迟子序列 $\{X_{t-\tau}\}$ 的相似性。

为实现序列级别连接，需要聚合相似的子序列

信息。根据估计的周期长度，先使用Roll()操作对信息对齐，再进行信息聚合。聚合仍然用查询、键、值形式，无缝替代自注意力机制。这种操作可确保相关子序列信息在连接过程中得到有效整合。

$$\tau_1, \dots, \tau_K = \arg \text{Topk} \left(R_{Q,K}(\tau) \right)_{\tau \in \{1, \dots, L\}} \quad (2)$$

$$\hat{R}_{Q,K}(\tau_1), \dots, \hat{R}_{Q,K}(\tau_K) = \text{softmax} \left(R_{Q,K}(\tau_1), \dots, R_{Q,K}(\tau_K) \right) \quad (3)$$

$$F(Q, K, V) = \sum_{i=1}^k \text{Roll}(V, \tau_i) \hat{R}_{Q,K}(\tau_i) \quad (4)$$

式中，argTopk为获取前k个自相关系数； $\hat{R}_{Q,K}(\tau_i)$ 为序列查询Q和键K之间的自相关性；Roll(V, τ_i)为对X进行时间延迟 τ_i 。

(2) 序列分解

移动平均可将时间序列分解为和季节两个部分。具体为

$$\bar{p}_{SM} = \frac{p_M + \dots + p_{M-(n-1)}}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} p_{M-i} \quad (5)$$

基金项目：中国电力工程顾问集团有限公司2022年度第二批重大科技专项“陆上风/光伏电站天空地一体化智能监测关键技术研究”，项目编号：DG3-L01-2022

$$\bar{p}_{SM} = \bar{p}_{SM,prev} + \frac{1}{n}(p_M - p_{M-n}) \quad (6)$$

式(5)计算前 n 个数据的均值,计算下一个点的平均值时,按照式(6)在求和中加入一个新值,剔除一个旧值。 $\bar{p}_{SM}$ 形成趋势。原始序列减去趋

势项就是季节。

(3) Autoformer

Autoformer是一种基于序列分解和自相关注意力机制的模型,其结构如图1所示。

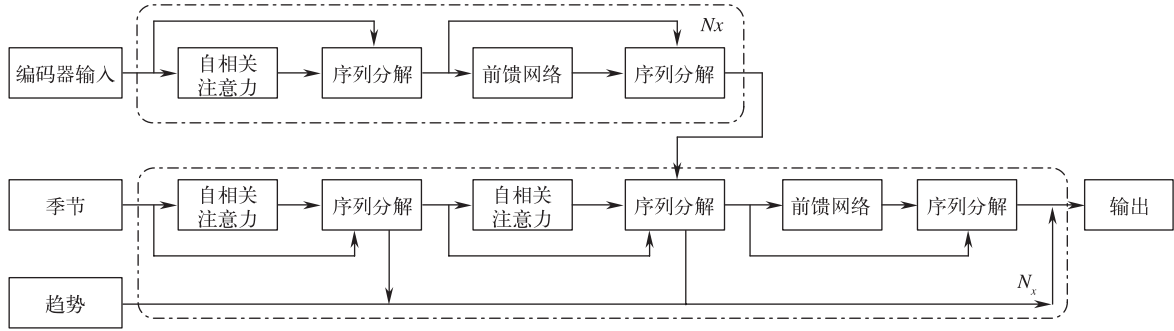


图1 Autoformer结构

Autoformer编码器关注历史时间序列的季节性。以 N 个编码器的Autoformer为例,第 $I(I < N)$ 个编码器前向传播为

$$S_I = \text{Decomp}(\text{Auto-Cor}(X_{I-1}) + X_{I-1}) \quad (7)$$

$$X_I = \text{Decomp}(\text{FeedForward}(S_I) + S_I) \quad (8)$$

式中, X_{I-1} 为第 $I-1$ 个解码器的输出; S_I 为在经过自相关注意力机制和序列分解后的季节项; X_I 为第 I 个解码器的输出。

Autoformer解码器的主要功能为结合历史的时间信息来增强预测的结果。以 M 个的解码器的Autoformer为例,第 $J(J < M)$ 个解码器的前向传播为

$$S_1, T_1 = \text{Decomp}(\text{FeedForward}(X_{J-1}) + X_{J-1}) \quad (9)$$

$$S_2, T_2 = \text{Decomp}(\text{Auto-Cor}(S_1, X_{en}^N) + S_1) \quad (10)$$

$$S_3, T_3 = \text{Decomp}(\text{FeedForward}(S_2) + S_2) \quad (11)$$

$$T_J = T_{J-1} + W_{J,1} * T_1 + W_{J,2} * T_2 + W_{J,3} * T_3 \quad (12)$$

$$X_N = T_N + S_3 \quad (13)$$

式中, $S_i, T_i, i \in \{1, 2, 3\}$ 为第 i 个序列分解后的季节项和趋势项; X_{en}^N 为解码器的输出; $X_i, i \in \{1, M\}$ 为第 i 个解码器的输出; $W_{J,i}, i \in \{1, 2, 3\}$ 为进行维度转换的权重系数; T_J 为第 J 个解码器在趋势项的输出。

2. 自监督任务设计

Autoformer解码器输入有一段引导序列。将引导序列的重建纳入损失函数中,作为自监督任务。全局损失函数如图2所示。

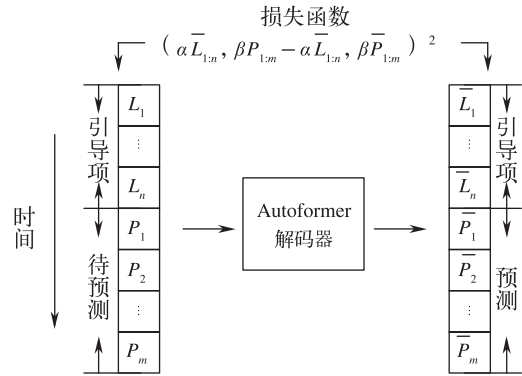


图2 全局损失函数

假设引导步长为 n ,预测步长为 m ,全局损失函数可定义为

$$\text{Loss} = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha (L_i - \bar{L}_i)^2 + \sum_{i=1}^m \beta (P_i - \bar{P}_i)^2}{m+n} \quad (14)$$

式中, $L_i, P_i, i \in [1-n, m]$ 为引导序列和待预测序列占位符; $\bar{L}_i, \bar{P}_i, i \in [1-n, m]$ 为引导序列的输出和预测输出; α, β 为权重系数。

实验设置

1. 特征选择

合适的特征可加快模型训练,减少误差。皮尔逊相关性分析是一种用于衡量两个特征之间相关度的方法,其公式为

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}} \quad (15)$$

式中, $\bar{x}$ 和 $\bar{y}$ 分别为 x 和 y 的平均值。

选用澳大利亚的数据。功率与其他特征的相关性见表1。选择特征为风速、气温、辐照水平、最大风速、辐射计和探针温度。

表1 不同特征与输出功率的相关性系数

特征	相关性系数
风速	0.46
气温	0.65
辐照水平	0.95
风向	-0.17
降雨量	0
最大风速	0.49
气压	0.02
辐射计	0.46
探针温度	0.96

2. 缺失数据填补

数据中存在一些缺失, 缺失长度为1或2。对于 $\{v_{t-1}, v_t, v_{t+1}\}$ 中 v_t 的缺失, 使用均值填补

$$v_t = \frac{v_{t-1} + v_{t+1}}{2} \quad (16)$$

对于时间序列 $\{v_{t-2}, v_{t-1}, v_t, v_{t+1}, v_{t+2}, v_{t+3}\}$ 中 v_t, v_{t+1} 缺失, 使用有权重的均值填补

$$v_{\text{temp}} = \frac{v_{t-2} + v_{t-1} + v_{t+2} + v_{t+3}}{4} \quad (17)$$

$$v_t = \frac{2}{3}v_{\text{temp}} + v_{t-1} \quad (18)$$

$$v_{t+1} = \frac{2}{3}v_{\text{temp}} + v_{t+2} \quad (19)$$

在式(17)中, v_{temp} 在时间上更接近 v_t 和 v_{t+1} , 因此权重更大。

3. 数据归一化

数据归一化可消除不同特征量纲差异、加快训练速度。采用零均值单位方差标准化

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (20)$$

式中, x' 为标准化后的数据; x 为原始数据; μ, σ 分别为原始数据的均值和标准差

4. 评价指标

使用平均绝对误差、均方误差和相对二次方差进行模型评估。MAE是预测值与实际值之间的绝对误差的平均值。计算公式为

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (21)$$

MSE是预测值与实际值之间的平方误差的平均

值。计算公式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (22)$$

RSE衡量预测值与实际值之间的平方误差相对于实际值变化的比例。计算公式为

$$\text{RSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (23)$$

在式(21)~式(23)中, y_i 和 $\hat{y}_i$ 分别为真实值和预测值, n 为样本数。

5. 参数设置

对于GL-Autoformer, Autoformer和Transformer, 编码器层数为2层, 解码器层数为1层。LSTM和GRU深度为4。使用ADAM优化器, 学习率为1e-5。全局损失的权重 α 和 β 分别设置为0.5和2。使用早停计数器, 若验证集损失连续三个周期未下降, 则停止训练。

实验结果及其分析

1. 实验流程图

GL-Autoformer实验流程图如图3所示。

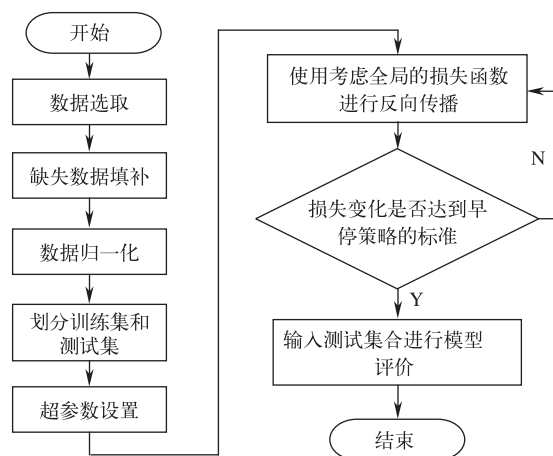


图3 实验流程

2. 对比实验

为验证所提出方法的优势, 选择4个模型进行实验。实验结果显示在表2中, 最佳结果以粗体显示。在图4中描绘出不同模型的差异。

总的来说, GL-Autoformer有着较好的综合性能, 在小于84 h的时间尺度情况下, GL-Autoformer有着全面的领先准确度。

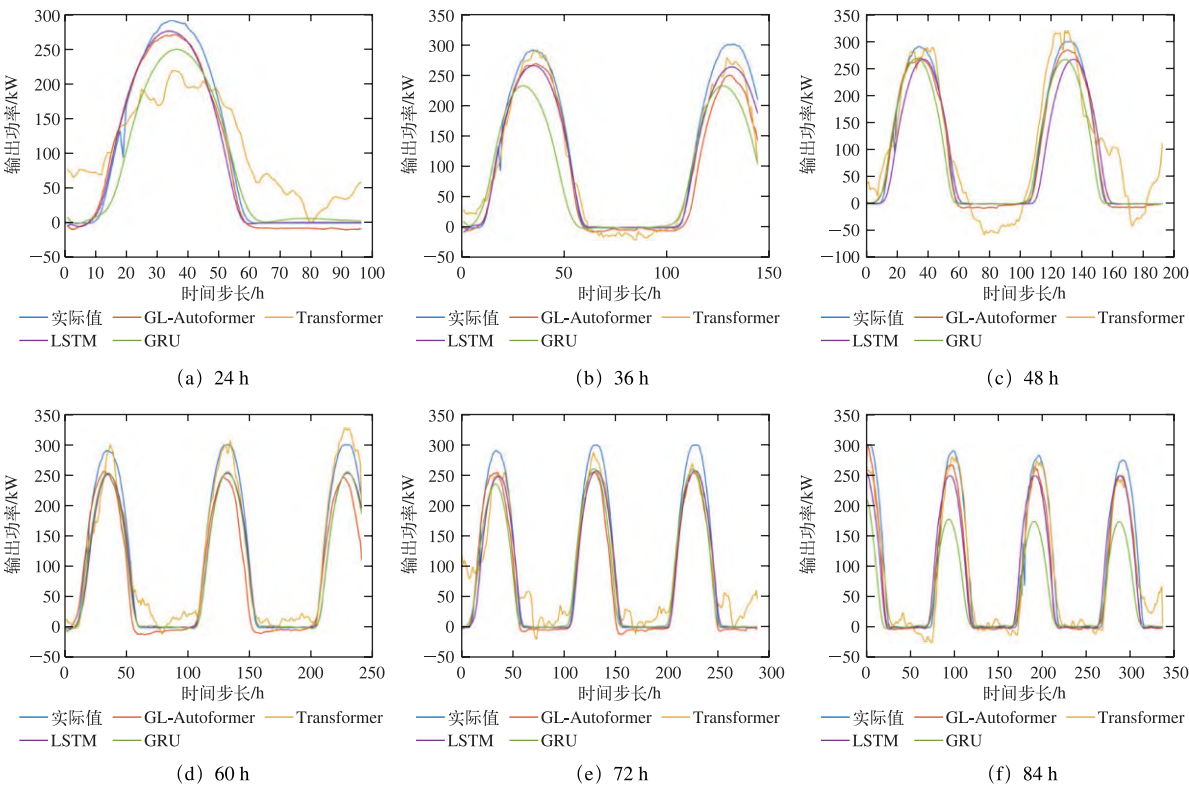


图4 不同模型的预测输出对比

表2 模型性能对比结果

模型	GL-Autoformer			Transformer			LSTM			GRU		
评价指标	MSE	MAE	RSE	MSE	MAE	RSE	MSE	MAE	RSE	MSE	MAE	RSE
24 h	0.168	0.226	0.380	0.371	0.436	0.565	0.178	0.239	0.391	0.247	0.308	0.461
36 h	0.163	0.233	0.375	0.196	0.293	0.411	0.181	0.242	0.395	0.270	0.311	0.482
48 h	0.174	0.225	0.388	0.358	0.424	0.556	0.269	0.303	0.482	0.221	0.271	0.437
64 h	0.197	0.286	0.413	0.235	0.339	0.451	0.226	0.266	0.443	0.275	0.312	0.488
72 h	0.182	0.236	0.398	0.319	0.381	0.526	0.341	0.332	0.544	0.289	0.320	0.501
84 h	0.202	0.249	0.419	0.234	0.329	0.451	0.186	0.245	0.402	0.368	0.367	0.566

3. 消融实验

为探索全局损失对于模型性能的提升,本小节使用原始Autoformer进行对比。结果在表3中,每个指标的最佳结果以粗体突出显示。

表3 GL-Autoformer与Autoformer的性能对比

模型	GL-Autoformer			Autoformer		
评价指标	MSE	MAE	RSE	MSE	MAE	RSE
24 h	0.168	0.226	0.380	0.166	0.212	0.377
36 h	0.163	0.233	0.375	0.195	0.268	0.410
48 h	0.174	0.225	0.388	0.189	0.234	0.404
64 h	0.197	0.286	0.413	0.208	0.290	0.425
72 h	0.182	0.236	0.398	0.185	0.234	0.400
84 h	0.202	0.249	0.419	0.206	0.258	0.424

在超短期(24 h)光伏功率预测中,Autoformer表现出更好的预测准确度。相比之下, GL-Autoformer在短期光伏发电功率预测中表现出更好的预测准确度。

结束语

本文提出一种使用全局损失函数的光伏功率预测模型: GL-Autoformer。实验结果表明, GL-Autoformer在总体性能上优于其他的功率预测,且全局损失是一个优秀的设计。提出了全局损失函数。全局损失函数结合自监督的思想,通过一个数据重建的任务,提高模型对于数据内部信息的解析力。EA

(收稿日期: 2024-07-01)