

基于机理模型与LSTM混合预测的风电富集区 用电需求评估与消纳分析

——以内蒙古为例

吴 涵

中国矿业大学(北京)理学院, 北京

收稿日期: 2026年5月26日; 录用日期: 2026年6月18日; 发布日期: 2026年6月29日

摘 要

针对风电富集区弃风限电问题中风电出力与用电负荷时序错配的现实困境, 本文以内蒙古自治区为研究对象, 依托中国矿业大学(北京)理学院与美林数据技术股份有限公司共建的“科技矿场”校企合作平台, 基于大学生创新训练项目实践, 构建了一套面向需求侧的风电消纳分析与评估方法。研究首先基于社会用电量、最大负荷及负荷率等指标, 对区域用电需求规模与时序结构进行刻画, 并建立综合需求评估框架; 随后以乌兰察布典型风电富集区为例, 将用电需求分解为长期趋势与短期波动, 分别采用机理模型与LSTM网络进行建模, 形成混合预测方法, 并通过多种误差指标对预测性能进行检验; 在此基础上, 将预测负荷引入风电消纳约束关系, 设置不同需求侧调节强度情景, 对可调节负荷提升对风电消纳能力的影响进行量化评估。结果表明: 趋势项与实际用电需求变化方向高度一致(相关系数为0.921), 混合预测模型整体误差较小(RRMSE为7.41%, 且相较单一LSTM模型显著降低了预测误差); 在消纳情景分析中, 基准情景下风电消纳率约为0.85, 而在中度与强化需求侧调节情景下分别提升至0.90和0.95。该实践表明, “科技矿场”平台提供的真实工程场景与数据支持, 有效促进了学生将数学方法(机理模型、LSTM等)应用于复杂能源问题的能力。研究表明, 仅依赖用电需求总量的自然增长难以有效缓解风电消纳受限问题, 而通过需求侧调节优化负荷时序结构, 在不额外增加电源侧装机规模的前提下即可显著提升风电消纳水平, 从而为风电富集区从需求侧挖掘消纳潜力提供了可行的分析思路与定量依据。

关键词

科技矿场, 风电消纳, 用电需求评估, 机理模型, LSTM, 混合预测

Demand Assessment and Accommodation Analysis of Electricity Consumption in Wind Power-Enriched Areas Based on a Hybrid Mechanistic Model and LSTM Forecasting

—A Case Study of Inner Mongolia

Han Wu

School of Science, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing

Received: May 26, 2026; accepted: June 18, 2026; published: June 29, 2026

Abstract

To address the mismatch between wind power generation and electricity demand in wind power-rich regions, which leads to wind curtailment, this study takes Inner Mongolia Autonomous Region as the research object. Relying on the university-enterprise collaborative platform “Technology Mining Field” jointly established by the School of Science, China University of Mining and Technology (Beijing) and Meilin Data Technology Co., Ltd., and based on the practice of an undergraduate innovation training project, a demand-side-oriented framework for wind power consumption analysis and evaluation is developed. First, regional electricity demand is characterized in terms of scale and temporal structure using indicators such as total electricity consumption, peak load, and load factor, and a comprehensive demand assessment framework is established. Then, taking Ulanqab, a typical wind power-rich region, as a case study, electricity demand is decomposed into long-term trends and short-term fluctuations. A hybrid forecasting method combining a mechanism model and an LSTM network is proposed, and its performance is evaluated using multiple error metrics. On this basis, the predicted load is incorporated into wind power consumption constraints, and different demand-side regulation scenarios are designed to quantitatively assess the impact of flexible load enhancement on wind power integration capacity. The results show that the trend component is highly consistent with the actual electricity demand (correlation coefficient of 0.921), and the hybrid forecasting model achieves relatively low overall error (RRMSE of 7.41%), significantly outperforming the single LSTM model. In the consumption scenario analysis, the wind power utilization rate is approximately 0.85 under the baseline scenario, and increases to 0.90 and 0.95 under moderate and enhanced demand-side regulation scenarios, respectively. The study demonstrates that the “Technology Mining Field” platform, by providing real engineering scenarios and data support, effectively enhances students’ ability to apply mathematical methods (such as mechanism models and LSTM) to complex energy problems. Furthermore, it indicates that relying solely on the natural growth of electricity demand is insufficient to alleviate wind power curtailment, whereas optimizing the temporal structure of load through demand-side regulation can significantly improve wind power integration without increasing generation capacity, thereby offering a feasible analytical approach and quantitative basis for exploiting demand-side potential in wind power-rich regions.

Keywords

Technology Mining Field, Wind Power Integration, Electricity Demand Assessment, Mechanism Model, LSTM, Hybrid Forecasting

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在“双碳”目标持续推进的背景下，我国能源体系正加快由传统化石能源向可再生能源转型。近年来，风电、光伏等新能源装机规模快速增长，电力系统结构和运行方式随之发生显著变化，其中风电凭

借较好的资源条件和较高的技术成熟度,已成为新能源发展的重要组成部分¹。然而,风电出力受气象条件影响显著,具有强波动性和不确定性,其大规模并网运行在降低碳排放的同时,也加剧了电力系统在安全稳定运行和供需时序匹配方面的挑战。

内蒙古自治区是我国典型的风电富集区,风能资源条件优越,风电装机容量长期位居全国前列²。在新能源基地化、规模化开发的推动下,区域风电装机快速增长、集中度较高。但受人口密度较低、产业结构以高耗能工业为主等因素影响,当地用电负荷的时序特征与风电出力的波动性之间存在明显不匹配,实际运行中易引发弃风限电问题,制约了风电资源的高效利用³。本文研究依托中国矿业大学(北京)理学院与美林数据技术股份有限公司共建的“科技矿场”校企合作平台,是大学生创新训练项目的实践成果。该平台通过引入企业真实场景与数据,旨在推动数学理论与工程实践深度融合,为数学类人才培养提供实践载体。

围绕风电消纳与电力系统运行问题,已有研究主要从系统运行层面展开。相关工作中,刘振亚等结合我国特高压电网建设实践,讨论了跨区输电在缓解风电富集地区消纳约束方面的作用[1];陈国平等则从调度角度出发,分析了储能配置对系统调峰能力和弃风水平的影响[2]。这类研究为理解风电消纳问题提供了重要的系统运行视角,但其分析多集中于供给侧调控手段。在用电需求预测方面,Box和Jenkins提出的ARIMA模型被广泛用于负荷时间序列建模,能够较好地刻画负荷的趋势性和周期性特征[3]。随后,Hyndman等人在多变量时间序列框架下对负荷预测方法进行了扩展[4]。近年来,随着深度学习方法在电力系统领域的应用,Kong等[5]、Marino等将LSTM网络引入负荷预测[6],在短期预测精度方面取得了一定改进。

但现有研究多侧重预测模型性能本身,预测结果通常用于描述负荷变化,对用电需求结构及其时序特征如何进一步影响风电消纳过程的分析仍较为有限。尤其是在区域尺度较小、负荷波动较为显著的风电富集地区,单一数据驱动模型容易受到样本规模和异常波动的影响,预测结果在稳定性和解释性方面仍有提升空间。

针对上述问题,本文以内蒙古自治区12个地级行政区为研究对象,系统分析风电富集区用电需求的规模、结构及负荷时序特征,并在此基础上,结合机理模型与LSTM构建混合预测模型,对乌兰察布典型风电密集区域用电需求变化趋势进行预测分析。本文通过将预测结果引入风电消纳分析框架,从需求侧角度探讨负荷时间结构对风电消纳能力的影响机制,旨在为风电富集区优化风电消纳路径、提升新能源利用效率提供参考依据,也为需求侧视角下的新能源系统研究提供一定的实证支撑。具体研究思路如图1所示。

2. 研究方法 with 数据来源

2.1. 研究思路与总体分析框架

解决风电富集区风电消纳问题,关键并不只在于扩大用电需求规模,而在于用电需求在规模水平和负荷时序结构上,能否与风电出力特性形成良好匹配。基于这一认识,本文从需求侧出发,对风电富集区用电需求特征进行系统评估,遵循“用电需求评估—需求趋势预测—风电消纳分析”的研究思路展开分析。在此基础上,构建机理模型与LSTM相结合的用电需求混合预测模型,对区域用电需求的长期趋势与短期波动进行刻画,并结合预测结果,进一步分析负荷时序结构优化对风电消纳能力的提升作用,

¹国家能源局. 国家能源局关于2021年风电、光伏发电开发建设有关事项的通知. 国能发新能〔2021〕25号, 2021. https://zfxgk.nea.gov.cn/2021-05/11/c_139958210.htm

²“十四五”可再生能源发展规划. 2022年. https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/ghwb/202206/t20220601_1326719.html

³国家发展改革委 国家能源局关于建立健全可再生能源电力消纳保障机制的通知. 2019. https://zfxgk.nea.gov.cn/auto87/201905/t20190515_3662.htm

从而为风电富集区风电消纳问题提供需求侧视角下的定量分析依据。

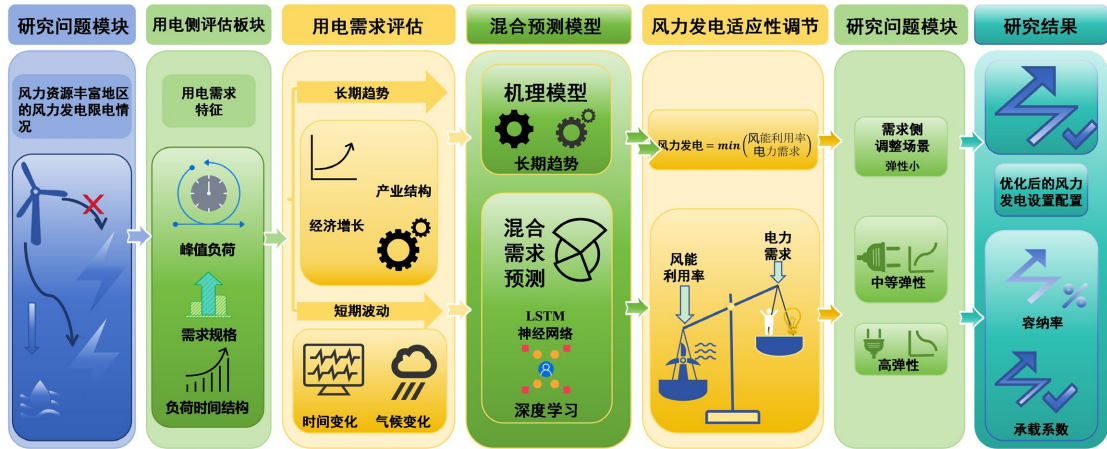


Figure 1. Flowchart of paper
图 1. 文章流程图

2.2. 用电需求综合评估模型构建

本文从风电消纳机理出发，对区域用电需求进行多维度刻画。考虑到风电消纳能力不仅取决于用电需求的总体规模，还与负荷在时间维度上的分布特征及其峰值承载能力密切相关，本文将区域用电需求表示为多个特征指标构成的向量集合：

$$D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\} \tag{1}$$

其中 D_i 表示第 i 个用电需求特征指标。具体而言，所选指标主要涵盖用电需求的规模特征与时序结构特征两方面。一方面，用电规模类指标(如社会用电总量)用于刻画区域用电需求的总体水平，反映区域对电力资源的基础承载能力；另一方面，最大负荷指标用于描述系统在高负荷时段的瞬时用电承载上限，是衡量高风电出力时段消纳能力的重要约束条件。同时，引入负荷率指标以综合反映用电需求在时间尺度上的分布特征，用以刻画负荷稳定性及其与风电出力时序特性的匹配程度。上述指标能够从规模、峰值及时间结构等 3 维度系统反映区域用电需求特征，为分析风电消纳问题提供需求侧基础。为消除不同指标在量纲和取值范围上的差异，本文采用极值标准化方法对各指标进行归一化处理[7]：

$$\hat{D}_i = \frac{D_i - D_i^{\min}}{D_i^{\max} - D_i^{\min}} \tag{2}$$

其中 \hat{D}_i 表示归一化后的指标值， D_i^{\min} 和 D_i^{\max} 分别为指标 D_i 在样本期内的最小值和最大值。在此基础上，构建用电需求综合评估指数：

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \hat{D}_i \tag{3}$$

其中 w_i 为第 i 个指标对应的权重系数，且满足 $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ 。权重可通过熵值法或主成分分析方法确定[8]，以反映各指标在用电需求综合评估中的相对重要性。在本文中，各指标权重采用熵值法确定，该方法依据指标在样本期内的变异程度进行赋权，能够在不引入主观判断的情况下反映指标差异。鉴于本文用电需求评估所涉及的指标数量有限，且各指标侧重刻画不同需求特征，采用熵值法更有利于保持指标原有经济含义，并客观反映其相对重要性。

2.3. 用电需求影响因素分析

风电富集区用电需求的形成和演变受到多种因素的共同影响。从宏观层面看，区域经济发展水平、产业结构和人口规模决定了用电需求的长期增长趋势；从微观运行层面看，负荷在时间尺度上的分布特征则直接影响风电出力的消纳效果⁴。

在产业结构方面，风电富集区通常以工业用电为主，工业负荷在总用电量中占据较高比例，使得区域负荷对产业活动变化较为敏感。居民用电和第三产业用电占比较低，负荷调节弹性相对有限[9]。

综合上述分析可以看出，风电富集区用电需求对风电消纳的影响，主要体现在需求规模和时间分布两个方面。一方面，用电需求的总体规模决定了区域对风电出力的承接能力；另一方面，负荷在不同时间段的分布状况，直接关系到风电高出力时段能否被有效消纳。相比人口规模等短期内难以发生明显变化的背景因素，用电需求的规模水平、峰值负荷以及负荷在时间尺度上的分布特征，更能够直接刻画需求侧对风电消纳的约束程度。基于这一认识，本文进一步将相关影响因素转化为可量化的负荷规模与时序特征指标，用于后续供需匹配关系的定量分析。

2.4. 负荷规模与时序特征指标构建

在时间维度上，用电负荷通常呈现明显的日内波动和季节性变化特征，而风电出力受气象条件影响较大，具有较强的随机性和波动性，其高出力时段与用电负荷高峰之间可能存在一定错位。这种供需在时间结构上的不匹配，使得区域在部分时段即使具备充足的风电出力，也难以实现就地消纳，从而成为制约风电消纳的重要因素之一[10]。

为对上述供需时序不匹配问题进行定量刻画，有必要从负荷规模和负荷时序结构两个维度构建用电需求特征指标体系，以系统反映区域用电需求对风电出力的承载能力及其时间匹配特性。基于此现状，本文构建如下负荷规模与时序特征指标。

2.4.1. 负荷规模指标

负荷规模指标用于刻画区域用电需求的总体水平，是衡量区域在数量层面承接风电电量能力的基础指标。本文选取社会用电总量和最大负荷作为负荷规模指标，具体定义如下：

$$D_1 = L_{tot}, D_2 = L_{peak} \quad (4)$$

其中 L_{tot} 表示年度社会用电量，用于反映区域用电需求的总体规模； L_{peak} 表示区域最大负荷水平，用于刻画系统在高负荷时段的瞬时有电承载上限。最大负荷水平在一定程度上决定了高风电出力时段的消纳能力，是分析风电消纳约束条件的重要参考指标。

2.4.2. 负荷时序特征指标

仅从负荷规模角度难以全面反映用电需求与风电出力之间的时间匹配关系，因此有必要进一步引入负荷时序特征指标，对用电需求在时间维度上的分布特性进行刻画。为此，本文采用平均负荷与负荷率指标描述负荷的时间稳定性特征。

平均负荷定义为：

$$L_{avg} = \frac{L_{tot}}{8760} \quad (5)$$

该指标反映了区域用电需求在全年时间尺度上的平均水平。

在此基础上，引入负荷率指标以衡量用电需求在时间维度上的均衡程度，其计算公式为：

⁴国家能源局发布 2019 年全国电力工业统计数据. https://www.nea.gov.cn/2020-01/20/c_138720881.htm

$$\eta = \frac{L_{avg}}{L_{peak}} \quad (6)$$

负荷率越高,表明用电需求在时间分布上越均衡,负荷峰谷差越小,更有利于匹配风电出力的时序特征,从而提升区域对风电波动的适应能力。相反,较低的负荷率通常意味着负荷集中于少数时段,容易在高风电出力时段形成供需错配,加剧风电消纳压力。

2.5. 基于机理模型与 LSTM 的用电需求混合预测模型

风电富集区的用电需求,一方面随经济发展和产业结构变化呈现出较为稳定的长期增长趋势,另一方面在实际运行中又会受到阶段性冲击和随机因素影响,表现出较强的短期波动性[11]。如果仅采用单一的数据驱动模型进行预测,虽然能够较好拟合历史序列中的非线性特征,但不同时间尺度下的变化往往被混在一起,模型在外推时容易受到个别波动的干扰,预测结果也难以给出清晰的经济解释。基于这一现实特征,本文将用电需求拆分为长期趋势和短期波动两部分分别处理:长期趋势部分侧重反映经济规模和产业结构等因素的持续作用,短期波动部分则通过 LSTM 对残差序列进行刻画,用以捕捉负荷在时间维度上的变化。通过这种分开建模的方式,既能减少短期扰动对趋势判断的影响,也使预测结果在稳定性和解释性上更加符合能源经济分析的需要。

2.5.1. 用电需求的趋势 - 波动分解思想

设区域在时刻 t 的社会用电需求为 L_t , 其变化可分解为长期趋势项与短期波动项之和:

$$L_t = L_t^{trend} + L_t^{fluc} \quad (7)$$

其中 L_t^{trend} 表示由经济发展和产业结构等因素驱动的长期用电需求趋势, L_t^{fluc} 表示由季节性、随机扰动及短期负荷变化引起的波动部分。

2.5.2. 基于机理模型的用电需求长期趋势建模

从需求形成机理出发,区域用电需求在长期尺度上的变化主要体现为随经济活动扩张而持续增长的趋势性特征,同时受到产业结构演化的显著影响。相较于短期负荷波动,用电需求的长期演化过程通常表现出较为平稳的变化轨迹,其变化幅度与区域经济规模和产业结构之间保持相对稳定的关系。

基于上述特征,本文采用对数线性形式构建用电需求长期趋势模型:

$$\ln L_t^{trend} = \alpha + \beta_1 \ln GDP_t + \beta_2 IS_t + \varepsilon_t \quad (8)$$

其中 L_t^{trend} 表示时刻 t 的用电需求长期趋势项, GDP_t 表示地区生产总值, IS_t 表示产业结构指标(如第二产业占比), α 、 β_1 、 β_2 为待估参数, ε_t 为随机扰动项。

在该模型设定下,经济规模的变化通过 GDP_t 反映区域整体生产和消费活动水平,其对用电需求的影响主要体现在需求规模的长期扩张;产业结构指标 IS_t 则用于刻画不同产业用电强度差异所带来的结构性影响。对于风电富集区而言,工业用电通常在用电结构中占据较高比重,产业结构调整往往伴随用电需求增长路径的变化[12],因此将产业结构纳入趋势项建模,有助于更准确地刻画区域用电需求的长期演化特征。

通过最小二乘法对上述模型进行参数估计,可获得用电需求长期趋势的预测值 \hat{L}_t^{trend} 。该趋势项作为后续混合预测模型中的基础组成部分,为短期波动建模提供相对平滑且具有明确经济含义的基准序列。

2.5.3. 短期波动项的构建与 LSTM 预测

在得到用电需求的长期趋势项之后,本文进一步构建短期波动序列:

$$r_t = L_t - \hat{L}_t^{trend} \quad (9)$$

该波动项反映了用电需求中未被长期趋势解释的变化部分，主要对应日内波动、季节性变化以及阶段性扰动等短期特征。通过将长期趋势与短期波动分离，可以使后续模型更加集中地刻画用电需求在时间维度上的动态变化，避免不同时间尺度特征相互叠加带来的干扰。

在风电富集区，用电需求的短期波动往往与风电出力变化、气象条件以及负荷峰谷差等因素密切相关，表现出较强的非线性特征和明显的时间相关性。针对这一特点，本文采用长短期记忆网络(LSTM)对残差序列进行建模。LSTM 通过引入门控结构，在保留历史信息的同时更新当前状态，能够较好地捕捉序列中持续存在的时间依赖关系，适合用于描述风电富集区用电需求波动这类具有记忆性的时序数据。

本文构建的 LSTM 预测模型采用单隐藏层结构，输入长度为 p 的滑动时间窗序列，用于表示短期波动项的历史依赖关系，输出下一时刻短期波动值的预测结果。将隐藏层神经元数量设置为 n ，用于控制模型对时序特征的表达能力，输出端通过全连接层(Dense layer)将隐藏状态映射为一维预测值。同时在模型训练过程中，为了减弱潜在的过拟合问题，在 LSTM 结构后再加入 Dropout 机制来增强模型泛化能力。LSTM 网络的基本计算过程如下[13]:

$$f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, r_t] + b_f) \quad (10)$$

$$i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, r_t] + b_i) \quad (11)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c [h_{t-1}, r_t] + b_c) \quad (12)$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (13)$$

$$o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, r_t] + b_o) \quad (14)$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (15)$$

其中 h_t 表示隐藏状态， C_t 表示记忆单元状态， $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 激活函数， \odot 表示 Hadamard 乘积。

在模型训练过程中，本文利用历史残差序列构造样本。具体而言，采用滑动时间窗的方法，以连续 p 期残差作为输入，用于预测下一期残差值。设第 t 个样本的输入向量为

$$\mathbf{x}_t = [r_{t-p}, r_{t-p+1}, \dots, r_{t-1}]^T \quad (16)$$

对应的预测目标为

$$y_t = r_t \quad (17)$$

为提高训练过程的稳定性，本文对残差序列进行标准化处理，并按照时间顺序将样本划分为训练集和验证集，以避免未来信息对模型训练产生影响。模型以均方误差作为损失函数进行训练，通过反向传播算法不断更新网络参数，直至验证集误差不再明显下降。

在本文 LSTM 模型的关键超参数设置如表 1 所示。

其中，本文在超参数的选择上，采用了网格搜索(Grid Search)与验证集误差最小原则结合进行确定。具体而言，在候选参数空间内对时间窗长度、隐藏单元数及学习率进行组合遍历，将验证集的均方误差(MSE)作为评价指标，从而选择最优参数组合。同时，Dropout 的取值在 0.1~0.3 范围内进行测试，为平衡模型表达能力与泛化性能。优化器选择使用 Adam，以提高在非平稳时间序列优化过程中的收敛

稳定性。

Table 1. LSTM hyperparameter settings
表 1. LSTM 超参数设置

参数	设置值
时间窗长度 p	24
隐藏层神经元数	64
Dropout	0.2
Batchsize	32
训练轮数(Epoch)	150
学习率	0.001
优化器	Adam

通过上述训练过程，LSTM 网络能够学习残差序列的时间变化规律，从而得到未来时刻残差的预测值 \hat{r}_i^{LSTM} ，为后续混合预测模型中短期波动项的构建提供基础。

2.5.4. 混合预测模型的最终输出

综合机理模型与 LSTM 的预测结果，区域用电需求的最终预测值表示为：

$$\hat{L}_i = \hat{L}_i^{\text{trend}} + \hat{r}_i^{\text{LSTM}} \quad (18)$$

该混合预测模型在保持较高预测精度的同时，能够清晰区分用电需求的长期驱动因素与短期波动特征，为后续风电消纳分析提供更具解释性的负荷预测输入。

3. 结果分析

3.1. 内蒙古风电富集区特征与用电需求现状分析

3.1.1. 内蒙古风电发展特征

内蒙古自治区位于我国北方地区，风能资源条件较为优越。近年来，随着国家可再生能源发展政策的持续推进，内蒙古风电装机规模呈现出明显的增长趋势。统计数据显示，截至 2025 年底，内蒙古风电装机容量已超过 1 亿千瓦，相比 2020 年不足 6000 万千瓦的装机规模，五年内实现了约七成的增长，风电开发速度明显快于全国平均水平^[14]。数据分析后如图 2 所示。

从装机规模及全国对比情况来看，内蒙古风电装机容量长期位居全国首位。以 2024 年底为例，内蒙古风电装机规模在全国各省级行政区(区、市)中排名第一，明显高于新疆、河北等传统风电高消耗省级行政区，在全国风电总装机中的占比保持在较高水平。随着大型风电基地和“沙戈荒”新能源项目的推进，内蒙古在全国风电装机中的领先优势进一步巩固，其在全国风电装机结构中的比重呈现稳中有升的变化趋势⁵。

在此背景下，风电已逐步发展成为内蒙古电力结构中的重要组成部分，不仅对区域电源结构和电力系统运行产生了直接影响，也在全国新能源布局中占据了关键位置。

总体而言，内蒙古地区风能资源条件优越、风电装机规模大且增长迅速，具有典型的风电富集区特征。这一特征为研究大规模风电接入背景下区域用电需求特性及其与风电出力的匹配关系提供了现实基础。

⁵https://zfxgk.nea.gov.cn/2022-05/30/c_1310608539.htm

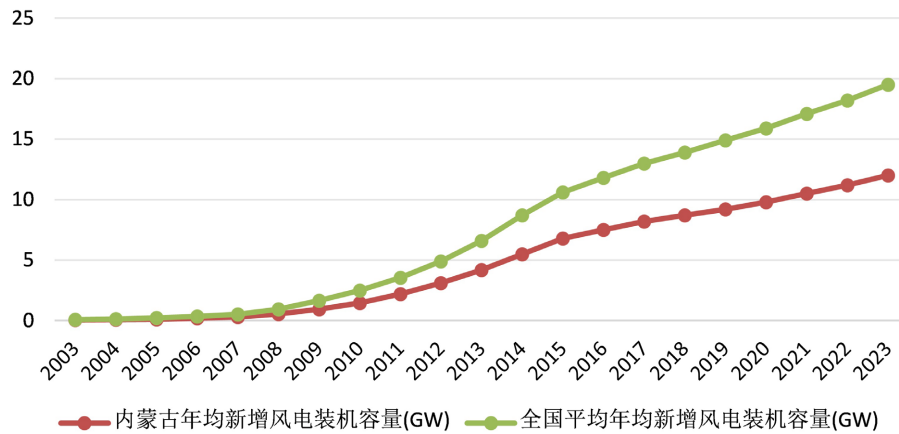


Figure 2. Comparison of national average wind power development rate and that of Inner Mongolia autonomous region
图 2. 全国平均风电开发速度与内蒙古自治区对比

3.1.2. 内蒙古用电需求特征及供需匹配分析

与风电装机规模的持续快速增长相比，内蒙古地区用电需求规模相对有限，二者在量级上存在明显差异。由 2003—2025 年风电装机容量与社会用电量的对比结果(如图 3 所示)可以看出，风电装机规模的增长速度明显快于用电需求规模[14]。其背后，一方面是近年来风电项目集中投产，使得装机能力在较短时间内快速释放；另一方面，本地用电需求的增长更多依赖于经济活动扩张和产业规模变化，整体提升过程相对平缓。在这种情况下，风电供给能力与需求侧规模之间逐渐拉开差距，也使得新增风电装机在本地消纳上面临一定约束。

从用电结构看，内蒙古地区用电需求长期以工业用电为主，工业用电量在全社会用电量中占据较高比重，而居民生活用电和第三产业用电占比较低，相关结果如图 4 所示。该特征表明区域用电负荷变化对产业结构调整 and 工业生产活动具有较强敏感性，而人口规模和人口密度较低使得居民用电负荷整体较为平稳，对系统峰值负荷的拉动作用相对有限。在风电消纳层面，这种以工业负荷为主的用电结构意味着区域用电需求在时间分布上更多受生产节奏约束，其负荷高峰未必与风电出力高峰一致，从而在部分高风电出力时段难以形成有效的承接，增加了风电就地消纳的难度。

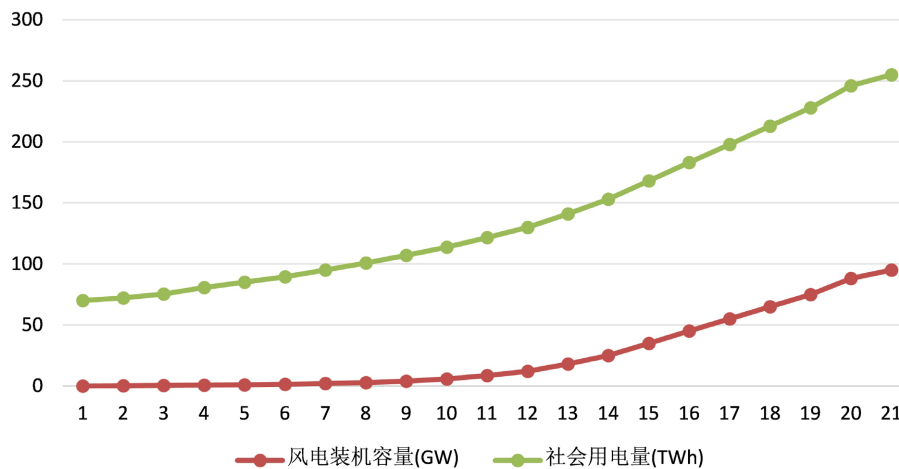


Figure 3. A comparative analysis of wind power installed capacity and electricity consumption in Inner Mongolia from 2003 to 2025

图 3. 2003~2025 年内蒙古风电装机容量与社会用电量对比

从负荷时序特性看，内蒙古地区用电需求在日内和季节尺度上呈现出较为稳定的变化规律。日内尺度上，用电负荷通常在白天生产活动集中的时段保持较高水平，而夜间负荷明显回落；季节尺度上，负荷变化主要随工业生产节奏和气温变化呈现相对平缓的波动。典型日用电负荷与风电出力的对比结果如图 5 所示，可以看出，用电负荷高值主要集中在白天时段，而夜间负荷水平偏低；相比之下，风电出力在夜间及春秋季节往往处于较高水平。这种“负荷高值偏向白天、风电高值偏向夜间和过渡季”的时间分布差异，使得风电出力高峰时段对应的用电需求不足，从而在时间结构上形成明显冲突。

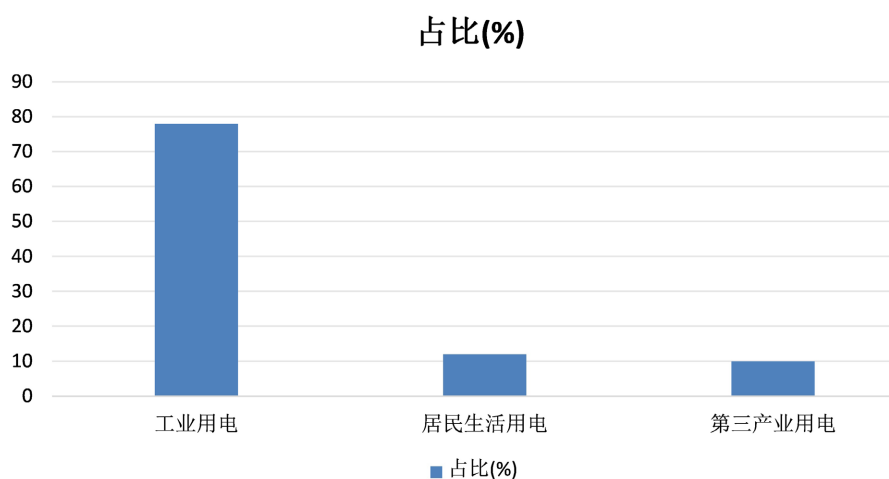


Figure 4. Electricity consumption structure in Inner Mongolia autonomous region

图 4. 内蒙古自治区用电结构构成情况

从规模匹配角度进一步分析，结合风电装机规模、风电发电能力及区域最大负荷数据，计算得到风电发电能力与区域最大负荷之间的比值，其结果如图 6 所示。可以看出，该比值在内蒙古地区长期处于较高水平，且明显高于全国平均水平，表明风电供给能力在区域电力系统中占据较为突出的地位，而需求侧对其吸纳能力相对有限，在部分时段更易面临风电消纳压力。

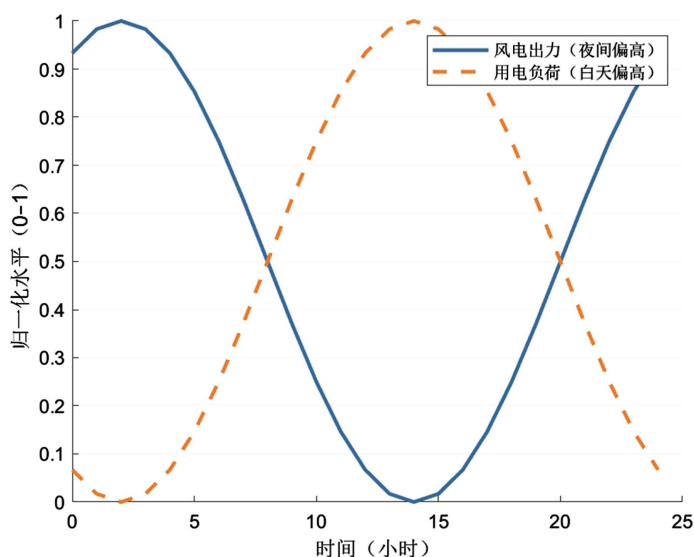


Figure 5. Schematic diagram of temporal mismatch between wind power output and electricity load

图 5. 风电出力与用电负荷的典型时序错配示意图

风电发电能力/最大负荷

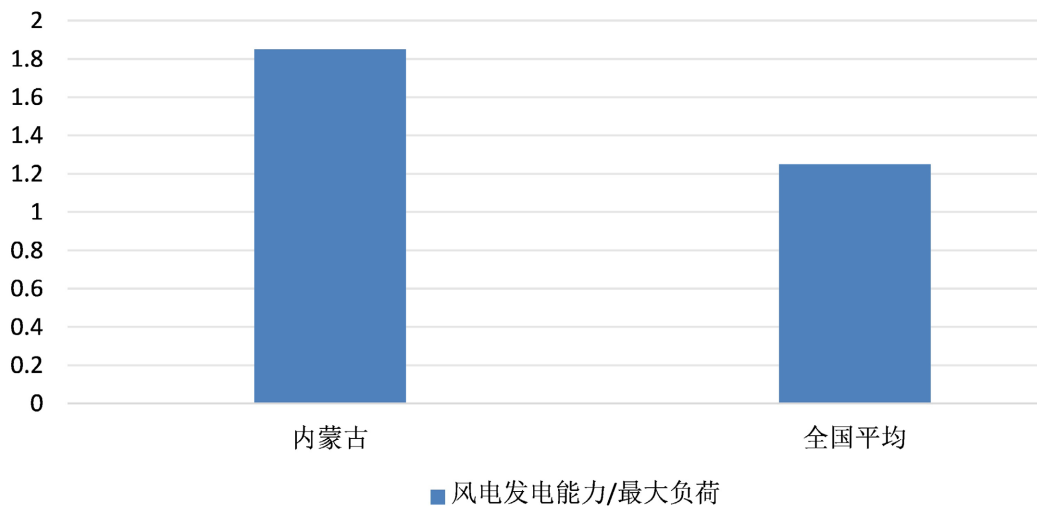


Figure 6. Comparison of the ratio of wind power generation capacity to peak load between Inner Mongolia and the national average

图 6. 内蒙古与全国风电发电能力与最大负荷比值对比

综合上述分析可以看出，内蒙古风电富集区在风电装机规模和资源条件方面具有明显优势，但区域用电需求在规模水平和时间结构上均难以与风电出力特性形成有效匹配，供需错配问题较为突出。因此，有必要进一步从需求侧角度对区域用电需求特征及其变化趋势进行系统评估，为后续用电需求预测与风电消纳优化研究提供基础支撑。

基于 2003~2023 年内蒙古自治区社会用电量数据[14]，对区域用电需求规模变化进行定量分析，其结果如图 7 所示。可以看出，研究期内社会用电量总体呈持续增长趋势，但增长速度相对平缓。

全社会用电量(亿千瓦时)

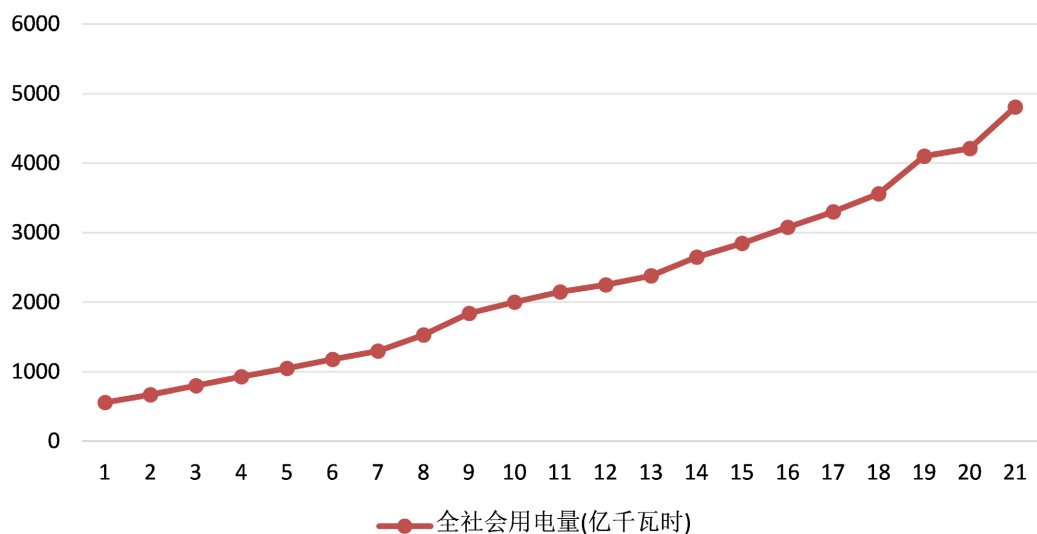


Figure 7. Evolution of social electricity consumption in Inner Mongolia from 2003 to 2023

图 7. 2003~2023 年内蒙古社会用电量变化趋势

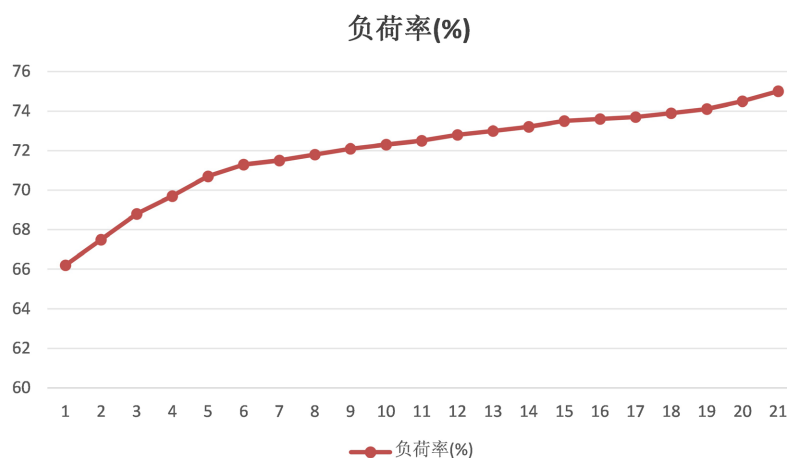


Figure 8. Variation in load factor in Inner Mongolia from 2003 to 2023
图 8. 2003~2023 年内蒙古电力负荷率变化情况

进一步结合电网运行统计资料[15],对区域最大负荷进行估计并计算负荷率指标,其变化情况如图 8 所示。结果表明,内蒙古自治区负荷率整体呈上升趋势,但在部分年份存在明显波动,说明用电需求规模增长并未稳定转化为负荷时间结构的持续改善。

3.2. 乌兰察布风电富集区混合预测结果分析

为保证后续风电消纳情景分析(第 3.3 节)的输入具有可靠性与解释性,本文首先对基于机理模型与 LSTM 相结合的用电需求混合预测结果进行系统分析。混合预测框架的核心思想在于将用电需求分解为长期趋势项与短期波动项,其中长期趋势项由经济与产业等驱动因素决定,短期波动由负荷随机扰动、阶段性变化等因素引起。因此,本节不仅关注预测曲线与历史数据的拟合程度,也强调趋势项与残差项在能源经济意义上的合理性,为后续情景分析提供可解释的预测输入。

3.2.1. 长期趋势项的提取和合理性检验

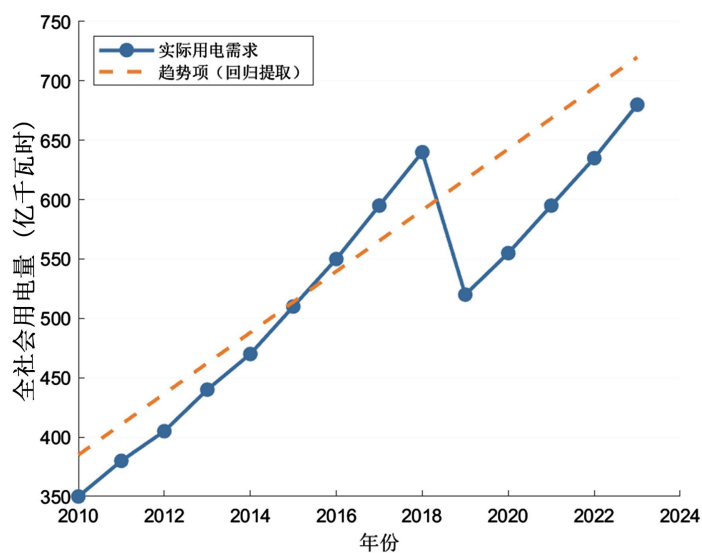


Figure 9. Comparison between actual social electricity demand and long-term trend component
图 9. 区域社会用电需求实际值与长期趋势项对比

设区域社会用电需求为 L_t ，混合预测模型将其分解为长期趋势项与短期波动项之和：

$$L_t = L_t^{trend} + L_t^{fluc} \quad (19)$$

其中 L_t^{trend} 表示用电需求的长期趋势项， L_t^{fluc} 表示围绕长期趋势的短期波动成分。长期趋势项由机理模型估计得到，其经济含义在于刻画区域经济规模扩张、产业结构演化等因素对用电需求长期变化的系统性影响。

为检验长期趋势项提取结果的合理性，本文将机理模型估计得到的趋势项与实际社会用电需求序列进行对比分析。图 9 给出了研究期内区域社会用电需求实际值与长期趋势项的变化情况。

从图中可以看出，实际用电需求总体呈现随时间增长的趋势，但在个别年份存在较为明显的阶段性波动。相比之下，机理模型提取的长期趋势项变化更为平滑，能够较好刻画用电需求随时间演化的长期增长方向，同时在一定程度上削弱了短期波动对总体趋势判断的干扰。趋势项与实际用电需求在变化方向上保持一致，符合用电需求主要由宏观经济发展与产业结构调整主导的演化特征。

在定性分析的基础上，进一步引入量化指标对长期趋势项的提取效果进行检验。首先，采用皮尔逊相关系数衡量趋势项与实际社会用电需求在时间演化方向上的一致性，其计算公式为[16]：

$$\rho = \frac{\sum_{t=1}^T (L_t - \bar{L})(L_t^{trend} - \overline{L^{trend}})}{\sqrt{\sum_{t=1}^T (L_t - \bar{L})^2} \sqrt{\sum_{t=1}^T (L_t^{trend} - \overline{L^{trend}})^2}} \quad (20)$$

其中 \bar{L} 与 $\overline{L^{trend}}$ 分别表示实际用电需求与趋势项的样本均值。

计算结果见表 2，长期趋势项与实际用电需求序列之间的相关系数为 $\rho = 0.921$ ，说明二者在整体变化方向上具有较高一致性，趋势项能够较好反映用电需求的长期演化特征。

其次，为衡量长期趋势项对实际用电需求的整体偏离程度，本文引入相对均方根误差(Relative Root Mean Square Error, RRMSE) [17]，其定义为：

$$RRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (L_t - L_t^{trend})^2}}{\bar{L}} \quad (21)$$

计算结果显示，趋势项的 RRMSE 为 7.41%，表明趋势项相对于实际用电需求平均水平的整体偏差较小，在保留长期变化特征的同时，有效平滑了短期异常波动。

Table 2. Quantitative evaluation of long-term trend extraction performance

表 2. 长期趋势项提取效果的量化检验结果

检验指标	数值	含义说明
皮尔逊相关系数 ρ	0.921	衡量趋势项与实际用电需求变化方向的一致性
相对均方根误差 RRMSE	7.41%	反映趋势项相对于实际需求平均水平的整体偏差程度

综合图形对比与量化检验结果可以看出，机理模型提取的长期趋势项不仅在变化方向上与实际用电需求高度一致，且在整体误差水平上保持在合理区间内，说明该趋势项能够稳定、可靠地刻画区域社会用电需求的长期演化特征，为混合预测模型中短期波动项的进一步建模提供了坚实的趋势基础。

3.2.2. 短期波动项的特征与 LSTM 建模意义

在长期趋势项估计的基础上，将实际用电需求与趋势项之差定义为短期波动(残差)序列：

$$r_t = L_t - L_t^{trend} \quad (22)$$

该残差序列集中反映了用电需求中难以由传统机理模型解释的短期扰动成分，其形成原因可能包括宏观经济周期波动、气候条件变化以及产业活动的阶段性调整等。为刻画残差序列的基本统计特征，本文对 r_t 进行描述性统计分析。结果表明，残差序列的样本均值接近于零，为-1.8(亿千瓦时)，说明长期趋势项已较好地剥离了用电需求的系统性增长部分，残余项整体不存在明显的偏置。同时，残差序列的方差为 1.21×10^3 ，显著高于趋势项的一阶差分序列，表明其波动性更强、变化更为频繁。

进一步计算残差序列与长期趋势项之间的相关系数，结果为-0.08，数值接近于零，说明残差序列与趋势项之间的线性相关性较弱，二者在统计意义上近似独立。上述特征表明，残差序列主要刻画的是短期、非系统性的波动行为，更适合采用 LSTM 等非线性模型进行建模与预测，以弥补机理模型在短期扰动刻画方面的不足。

图 10 给出了研究期内用电需求残差序列在不同年份的变化情况。可以看到，残差整体围绕零值上下波动，正负偏离交替出现，未呈现出持续单向累积的特征。

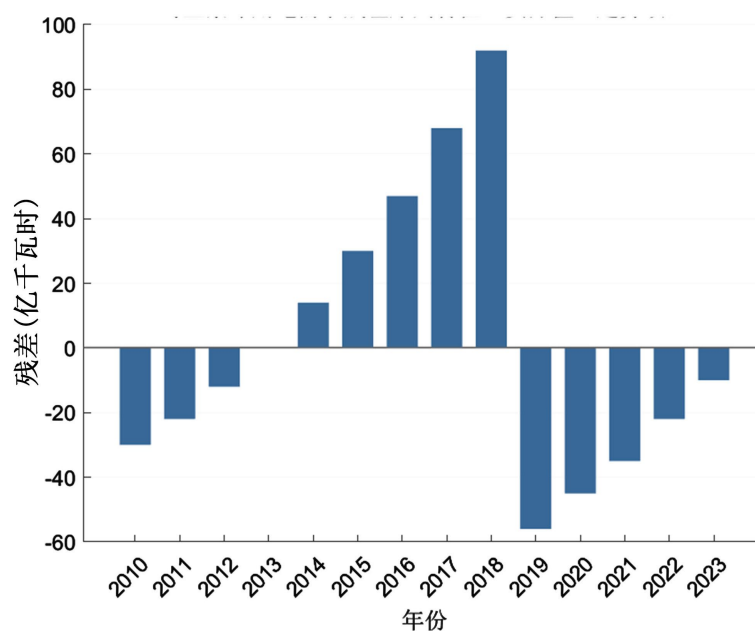


Figure 10. Characteristics of electricity demand residual series

图 10. 用电需求残差序列特征

从时间分布看，残差在若干连续年份内呈现出同向偏离，而不同阶段之间又发生明显转换，体现出用电需求相对于长期趋势的阶段性起伏。从幅度上看，部分年份残差波动较为明显，最大正偏离约为+92(亿千瓦时)，最大负偏离约为-118(亿千瓦时)，14 峰谷差约为 210(亿千瓦时)。这些偏离主要反映了用电需求在长期增长趋势之外受到的短期影响，其变化往往集中于特定阶段，而非持续累积。整体来看，残差的波动并未改变用电需求的长期演化方向，但在个别年份对实际用电水平产生了较为显著的扰动，表明用电需求在稳定趋势之上仍叠加了不容忽视的短期波动成分。从时间分布上看，较大幅度的残差并不是均匀分布在各个年份，而是集中出现在少数几个阶段，其余年份的残差变化相对平缓，呈现出“局部集中、整体分散”的特征。这主要是因为区域用电需求在大多数年份沿着既有的发展轨迹变化，经济活动和产业结构的调整节奏相对稳定，用电水平与长期趋势之间的偏离并不明显。只有在个别年份，当工业生产出现较大波动、外部环境发生阶段性变化，或短期因素对用电影响集中释放时，用电需求才会明显偏离原有趋势，从而形成幅度较大的残差。因此，这种残差特征更像是对少数特殊阶段的集中反映，

而非长期性、持续性的结构变化。故在长期趋势项已经由机理模型刻画的前提下，进一步利用 LSTM 等非线性模型对残差序列进行建模，有助于提升用电需求预测对短期波动特征的刻画能力。

3.2.3. 混合预测结果与基准模型对比分析

基于 LSTM 对残差序列的学习结果，可以得到未来残差的预测值 \hat{r}_t^{LSTM} ，从而构建混合预测模型的最终输出：

$$\hat{L}_t = \hat{L}_t^{trend} + \hat{r}_t^{LSTM} \quad (23)$$

与单一数据驱动模型相比，混合预测模型在利用 LSTM 刻画短期非线性波动的同时，由机理模型提供稳定的长期趋势约束，从而在一定程度上降低了神经网络对长期趋势过度拟合的风险，有助于提升预测结果的稳定性与可解释性。

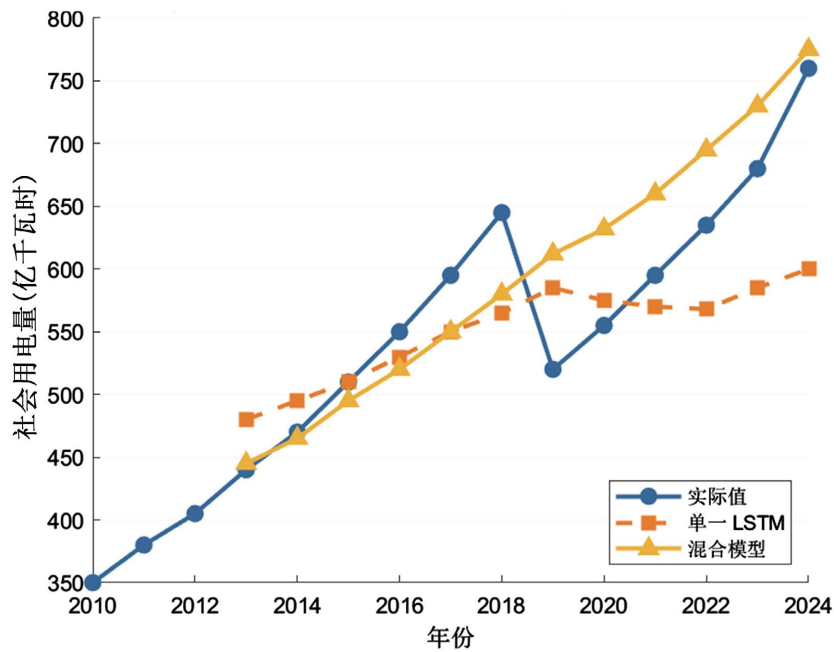


Figure 11. Comparison of electricity demand forecasting results under different models
图 11. 不同模型下用电需求预测结果对比

为评估混合预测模型的预测性能，本文将其与单一 LSTM 模型的预测结果进行对比分析。图 11 展示了两种模型的预测曲线与实际用电需求之间的差异。从图中可以看出，混合预测模型在整体趋势和变化幅度上与实际用电需求保持较高一致性，能够较好刻画用电需求的长期增长特征。相比之下，单一 LSTM 模型在部分年份中预测波动较为明显，对短期扰动表现出一定程度的过度响应。在图形对比的基础上，进一步采用均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)对两种模型的预测精度进行定量评估[17]，其计算公式分别为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (L_t - \hat{L}_t)^2} \quad (24)$$

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |L_t - \hat{L}_t| \quad (25)$$

表 2 给出了混合预测模型与单一 LSTM 模型的预测误差对比结果。可以看到，混合预测模型在 RMSE

和 MAE 两项指标上均明显低于单一 LSTM 模型，RMSE 由 34.7 降至 21.9，MAE 由 28.4 降至 17.6。由于风电消纳测算依赖于对用电负荷水平的判断，尤其是在风电出力较高的时段，如果负荷预测误差较大，容易将本可消纳的风电判断为无法消纳，或反之产生高估。混合预测模型在误差水平和波动幅度上的改善，使得负荷预测结果更加平稳，减少了由需求预测偏差带来的消纳判断误差，从而为后续情景分析提供了更可靠的负荷基础。

Table 3. Comparison of error metrics across different forecasting models

表 3. 不同预测模型的误差指标对比

模型类型	RMSE (亿千瓦时)	MAE (亿千瓦时)
皮尔逊相关系数 ρ	34.7	28.4
相对均方根误差 RRMSE	21.9	17.6

综合图形对比与表 3 中的定量评估结果可以看出，将机理模型与 LSTM 相结合，能够在保证对短期波动刻画能力的同时，有效提升整体预测精度，并避免单一数据驱动模型在长期趋势刻画上的不稳定性，从而增强预测结果的稳健性与可解释性。

综上所述，机理模型能够有效提取区域用电需求的长期演化趋势，残差序列具有显著的阶段性波动特征，LSTM 对残差项的学习进一步提升了用电需求预测的稳定性与可解释性。

3.3. 基于混合预测结果的风电消纳情景分析

基于前文构建的机理模型与 LSTM 相结合的用电需求混合预测结果，可以进一步从需求侧角度分析风电富集区的风电消纳潜力。由于风电出力具有明显的时序波动特征，单纯依靠用电需求规模的自然增长难以完全解决风电消纳问题，有必要结合负荷预测结果对需求侧调节情景进行定量分析。

3.3.1. 风电消纳的需求侧约束机理

为刻画风电消纳过程中需求侧对风电利用的约束关系，设系统在时刻 t 的风电理论可发电量为 W_t^{avail} ，实际被系统吸纳的风电电量为 W_t^{used} ，同期用电负荷为 L_t 。在不考虑电网外送、电储能及强制限发等因素的情况下，风电消纳水平主要受用电负荷约束，其关系可表示为：

$$W_t^{used} = \min(W_t^{avail}, L_t) \tag{26}$$

其中，风电理论可发电量 W_t^{avail} 由风电装机规模与当期风资源条件共同决定。在时间尺度足够短(如小时或日尺度)时，可将其表示为风电装机容量与等效利用系数的乘积，即：

$$W_t^{avail} = C^{wind} \cdot \eta_t \cdot \Delta t \tag{27}$$

其中， C^{wind} 表示区域风电并网装机容量， η_t 表示时刻 t 风电机组的等效利用系数，用于反映当期风速条件下风电出力相对于额定容量的比例， Δt 为时间步长(如 1 小时或 1 日)。

由上述关系可以看出，当风电出力水平高于同期用电负荷时，即 $W_t^{avail} > L_t$ ，系统无法完全吸纳全部风电电量，多余部分将面临弃风风险。相反，当用电负荷水平高于风电理论可发电量时，风电可以被完全消纳，但仍需依赖其他电源满足剩余用电需求。

因此，从需求侧角度看，用电负荷的规模水平及其在时间尺度上的分布特征，直接决定了风电可被系统吸纳的上限，是影响风电消纳水平的重要约束因素。

3.3.2. 需求侧调节情景的设定

基于混合预测模型得到的未来用电需求预测序列 \hat{L}_t ，本文在预测期内构建三种典型需求侧调节情景，

用于刻画不同程度需求侧响应对风电消纳的潜在影响。需要说明的是，本文所述“新增用电需求”均指预测期内相对于基准预测结果的用电需求增量，而非历史年度统计意义上的新增需求。

具体情景设定如下：

(1) **基准情景(S1)**：用电需求按照预测结果自然演化，不引入额外的需求侧调节措施，即 \hat{L}_t 直接作为系统负荷水平。

(2) **中度调节情景(S2)**：假设预测期内新增用电需求中，有 $\delta = 10\%$ 的负荷可通过需求侧调节手段，从低风电出力时段向高风电出力时段转移。

(3) **强调节情景(S3)**：假设预测期内新增用电需求中，有 $\delta = 20\%$ 的负荷可向高风电出力时段转移，代表需求侧响应能力较强的情景。

为便于定量分析，本文将预测期内风电出力由高到低排序，并将风电出力水平位于前 30% 的时间段定义为“高风电出力时段”。该定义用于刻画风电出力相对集中的时间区间，不涉及具体气象条件或机组运行约束。

在需求侧调节情景下，负荷调整后的用电需求可表示为：

$$L'_t = \hat{L}_t + \Delta L_t \tag{28}$$

其中， ΔL_t 表示通过需求侧调节由低风电出力时段转移至高风电出力时段的负荷规模，其总量由可调节负荷比例 δ 决定，并在时间维度上按照上述高风电出力时段的定义进行分配。

上述情景设定目的在不改变预测期内用电需求总量的前提下，刻画需求侧在时间结构层面进行调节的潜在空间，为后续分析需求侧调节对风电消纳水平的影响提供统一的比较基础。

3.3.3. 风电消纳水平的量化指标

为定量评价不同需求侧调节情景下风电消纳能力的变化，引入风电消纳率指标：

$$I_{abs} = \frac{\sum_t W_t^{used}}{\sum_t W_t^{avail}} \tag{29}$$

其中 $\sum_t W_t^{avail}$ 表示研究期内风电理论可发电量总和， $\sum_t W_t^{used}$ 表示实际被系统吸纳的风电电量总和。

在不同需求侧情景下，实际风电吸纳电量可表示为：

$$W_t^{used} = \min(W_t^{avail}, L'_t) \tag{30}$$

通过对比不同情景下的 I_{abs} ，可以评估需求侧调节对风电消纳能力的提升效果。

3.3.4. 需求侧调节对负荷时序特征的影响分析

除风电消纳率外，负荷率是刻画区域用电需求在时间尺度上分布状况的重要指标，其定义为：

$$\eta = \frac{L_{avg}}{L_{peak}}$$

其中， L_{avg} 表示统计周期内的平均负荷水平， L_{peak} 表示同期的最大负荷。

在需求侧调节情景下，部分可调节负荷由用电高峰或低风电出力时段向高风电出力时段转移，在不显著抬高系统最大负荷的前提下，负荷在时间维度上的分布更加均匀，平均负荷水平随之提高，从而使负荷率上升。调节后的负荷率可表示为：

$$\eta' = \frac{L_{avg} + \Delta L_{avg}}{L_{peak}} \tag{31}$$

其中, ΔL_{avg} 表示需求侧调节带来的平均负荷增量。

风电消纳过程直接受同期用电负荷约束。在任一时刻 t , 系统能够吸纳的风电电量满足:

$$W_t^{used} = \min(W_t^{avail}, L_t)$$

在高风电出力时段, 若负荷水平较低(即 $L_t < W_t^{avail}$), 系统无法完全吸纳风电出力, 会出现弃风。通过需求侧调节提高负荷率, 实质上是提高了这些高风电出力时段内的负荷水平, 使更多时刻满足

$$L_t \geq W_t^{avail} \quad (32)$$

从而减少风电出力高于负荷的情况。

由此可以看出, 在不改变风电出力条件和系统最大负荷的前提下, 负荷率的提升意味着系统在更多时段具备足够的用电需求来吸纳风电出力, 由负荷不足引起的弃风随之减少, 风电消纳水平得到提高。

3.3.5. 基于混合预测结果的消纳结果分析

在混合预测结果的基础上, 结合不同需求侧调节假设, 对风电富集区在各情景下的风电消纳能力进行了测算。图 12 展示了不同需求侧调节情景下风电消纳率的对比结果。

由图可见, 在 S1 基准情景下, 风电消纳率约为 0.85, 表明在仅依赖用电需求自然增长的情况下, 系统对风电出力的时序匹配能力仍然有限, 风电消纳水平存在一定约束。随着需求侧调节强度的提高, 风电消纳率呈现出明显提升趋势。在 S2 中度调节情景下, 风电消纳率提高至 0.90, 较基准情景提升约 5 个百分点; 进一步在 S3 强化调节情景下, 风电消纳率达到 0.95, 较基准情景累计提升约 10 个百分点。

从量化角度看, 风电消纳率的提升意味着在不新增风电装机的前提下, 系统能够额外消纳一定比例的风电出力。设研究期内区域年可利用风电电量为 W (亿 kWh), 风电消纳率为 η , 则年实际消纳的风电电量可表示为

$$W^{use} = \eta \cdot W \quad (33)$$

在基准情景 S1 下, 风电消纳率约为 $\eta_{S1} = 0.85$; 在中度调节情景 S2 和强化调节情景 S3 下, 消纳率分别提高至 $\eta_{S2} = 0.90$ 和 $\eta_{S3} = 0.95$ 。因此, 相对于基准情景, 不同调节情景下新增消纳的风电电量分别为

上述结果表明, 通过需求侧调节, 系统可额外消纳约 5%~10% 的风电出力, 将原本需要限发或弃用的风电转化为有效用电需求。

进一步考虑替代效应, 假设新增消纳的风电电量等量替代火电发电, 设火电单位发电的平均碳排放系数为 $\alpha = 0.8$ kg CO₂/kWh, 则对应的碳减排量可估算为⁶

$$\Delta C = \Delta W \times \alpha \quad (34)$$

由此可得, S2 情景和 S3 情景下的碳减排规模分别约为 $0.05 W \times 0.8$ 和 $0.10 W \times 0.8$ (万吨 CO₂)。结果表明, 在现有装机条件下, 通过需求侧调节改善负荷时间结构, 能够在不依赖大规模新增投资的情况下, 释放显著的风电消纳与减排潜力。

从结果来看, 随着需求侧可调节负荷比例的提高, 用电需求在风电出力较高时段得到明显增强, 弃风规模随之减少。在不新增风电装机的情况下, 相比基准情景 S1, 中度调节情景 S2 和强化调节情景 S3 分别可多消纳约 $0.05 W$ 和 $0.10 W$ 的风电电量, 对应替代同等规模的火电发电, 碳减排量约为 $0.04 W$ 和 $0.08 W$ (万吨 CO₂)。这说明, 通过需求侧调节改善负荷时序结构, 不仅能够提高风电消纳水平, 还能在现有电源结构下带来一定的减排效应, 其作用效果具有较好的直观性和现实意义。

⁶中国发电企业温室气体排放核算方法与报告指南(试行). <https://www.ndrc.gov.cn/xxgk/zcfb/tz/201311/W020190905508183676844.pdf>

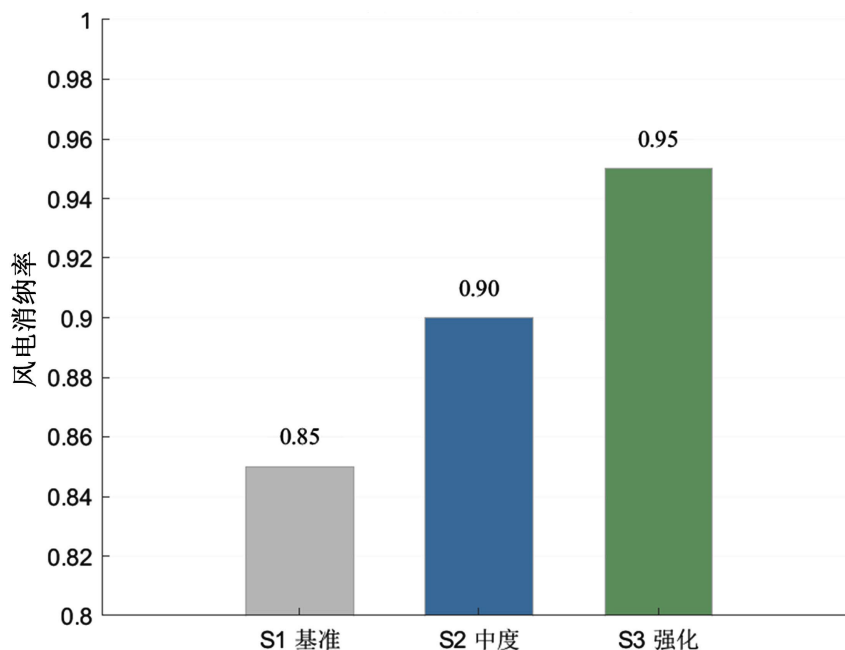


Figure 12. Comparison of wind power integration rates under different demand-side regulation scenarios
图 12. 不同需求侧调节情景下风电消纳率对比

综上所述，基于机理模型与 LSTM 的用电需求混合预测结果，为需求侧调节效果评估提供了更加可靠和具有解释性的输入，验证了需求侧措施在提升风电消纳能力方面的现实可行性。

4. 研究结论与政策建议

4.1. 主要研究结论

本文围绕风电富集区风电消纳问题，从需求侧角度展开分析，构建了“区域特征识别 - 用电需求评估 - 混合预测分析 - 需求侧调节情景验证”的研究框架，并在不同空间尺度和时间尺度上开展实证研究。以内蒙古自治区及其典型风电富集区乌兰察布地区为研究对象，分别利用长期和中期用电数据，对风电富集区用电需求特征及其对风电消纳的影响进行了分析，主要结论如下。

(1) 在自治区尺度上，风电消纳受限的主要原因并不在于“用电不够多”，而在于“用电时间不合适”。

由第三章的分析与 2003~2025 年的数据表明，内蒙古风电装机规模长期快速增长，而用电需求虽然总体上升，但负荷时间结构的改善并不稳定。负荷率在部分年份出现波动，说明需求规模的扩大并未同步转化为更均衡的负荷分布。在日内和季节尺度上，风电出力高值时段与用电负荷高峰长期错位，是风电难以被充分消纳的直接原因。

(2) 在典型区域尺度上，乌兰察布地区的用电需求特征进一步放大了上述需求侧约束。基于自治区层面的分析结果，本文选取乌兰察布地区作为典型风电富集区代表，利用 2010~2024 年用电数据开展进一步研究。分析结果表明，该地区风电装机占比高，产业用电占主导地位，用电负荷对产业运行节奏和时间安排较为敏感，其负荷特性在风电富集区中具有较强代表性。以乌兰察布为样本构建的机理模型与 LSTM 相结合的混合预测模型，能够较好地刻画该地区用电需求的长期变化趋势及短期波动特征，预测结果在趋势一致性和波动响应方面均表现稳定，这说明该预测方法在典型风电富集区的小尺度应用中具有较好的可用性。

(3) 预测结果显示，仅依靠用电需求自然增长，对提升风电消纳能力的作用非常有限。在不进行需求

侧调节的基准情景下, 尽管用电需求持续增长, 风电消纳率仍维持在约 0.85 的水平。新增用电需求主要集中在原有负荷高峰时段, 对高风电出力时段的消纳带动作用并不明显。这说明, 风电消纳问题并不是简单的需求规模不足, 而是需求在时间维度上的响应能力不足。

(4) 相比之下, 小幅度的负荷时序调整即可显著改善风电消纳状况。在需求侧调节情景中, 当仅有约 10% 的新增负荷被引导至高风电出力时段时, 风电消纳率即可提高至约 0.90; 当可调节负荷比例提高至 20% 时, 消纳率进一步提升至约 0.95。结果表明, 风电消纳对负荷时间结构高度敏感, 即使不增加电源侧装机, 仅通过有限的需求侧调整, 也可以取得明显的消纳效果。

(5) 从研究路径看, 本文采用“自治区长期特征分析 - 典型区域验证”的研究思路, 在内蒙古自治区尺度上识别风电富集区用电需求的共性特征, 并在乌兰察布地区对预测方法进行验证, 减少了单一区域或短期样本分析带来的不确定性, 使相关结论具有更好的稳定性。

4.2. 政策建议

结合本文对内蒙古风电富集区用电需求特征、负荷预测结果及风电消纳情景的分析可以发现, 风电消纳受限并不是因为用电需求不足, 而是用电负荷在时间分布上与风电出力长期不匹配。基于这一发现, 相关政策应围绕“如何改变负荷出现的时间”展开, 而不是单纯扩大用电规模。

(1) 既然需求规模增长本身难以改善消纳状况, 政策重点就应放在负荷出现时间的调整上。本文情景分析表明, 在负荷时间结构不变的情况下, 用电需求持续增长, 风电消纳率提升幅度仍然有限。因此, 仅通过新增用电项目来解决弃风问题效果并不明显。相比之下, 将部分用电需求集中安排在风电出力较高的时段, 能够直接提高风电被系统吸纳的比例。实际操作中, 可以通过分时电价和需求响应机制, 把新增或可调节负荷更多配置在高风电出力时段, 而不是继续集中在原有负荷高峰时段。

(2) 在风电富集区, 需求侧调节更适合从工业用电入手。研究结果显示, 内蒙古风电富集区用电需求以工业用电为主, 工业负荷对区域负荷水平和负荷时序的影响最为明显。相比居民用电, 工业生产在作业安排和运行时段上具有一定调整空间。因此, 需求侧调节应优先在工业领域实施, 例如通过调整部分生产工序的运行时间, 使其更多分布在风电出力较高的时段。在不改变企业用电总量的前提下, 通过改变用电时间来提高系统对风电波动的承载能力。

(3) 在风电消纳相关规划和考核中, 要把注意力从“用电有多少”转向“用电出现在什么时候”。本文分析发现, 负荷率等反映负荷时间分布的指标, 与风电消纳能力之间的关系比用电总量更直接。如果规划和考核只关注装机规模和用电规模, 容易忽视供需在时间维度上的错配问题。因此, 在新能源规划和消纳评估中, 应同步评估新增负荷对负荷时间结构的影响, 避免新增用电进一步集中在低风电出力时段, 从而减少因时间错配导致的弃风问题。

基金项目

本文受中国矿业大学(北京)理学院与美林数据技术股份有限公司共建的“科技矿场”合作平台大学生创新训练项目资助(项目编号: 202507007)。

参考文献

- [1] 刘振亚. 特高压交直流电网[M]. 北京: 中国电力出版社, 2013.
- [2] 陈国平, 李明节, 许涛, 等. 关于新能源发展的技术瓶颈研究[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 20-27.
- [3] Box, G.E.P. and Jenkins, G.M. (1976) Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.
- [4] Hyndman, R.J. and Athanasopoulos, G. (2018) Forecasting: Principles and Practice. OTexts.
- [5] Kong, W., Dong, Z.Y., Jia, Y., Hill, D.J., Xu, Y. and Zhang, Y. (2019) Short-Term Residential Load Forecasting Based

-
- on LSTM Recurrent Neural Network. *IEEE Transactions on Smart Grid*, **10**, 841-851. <https://doi.org/10.1109/tsg.2017.2753802>
- [6] Marino, D.L., Amarasinghe, K. and Manic, M. (2016) Building Energy Load Forecasting Using Deep Neural Networks. *IECON 2016—42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, Florence, 23-26 October 2016, 7046-7051. <https://doi.org/10.1109/iecon.2016.7793413>
- [7] Jain, A.K. and Dubes, R.C. (1988) *Algorithms for Clustering Data*. Prentice Hall.
- [8] 张文彤. SPSS 统计分析基础教程[M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.
- [9] 鲁宗相, 李海波, 乔颖. 高比例可再生能源并网的电力系统灵活性评价与平衡机理[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(1): 9-19.
- [10] Jurasz, J., Canales, F.A., Kies, A., Guezgouz, M. and Beluco, A. (2020) A Review on the Complementarity of Renewable Energy Sources: Concept, Metrics, Application and Future Research Directions. *Solar Energy*, **195**, 703-724. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.11.087>
- [11] 林卫斌, 苏剑, 施发启. 经济增长、能耗强度与电力消费——用电量与 GDP 增长率背离的原因探析[J]. 经济科学, 2010(5): 15-22.
- [12] Bianco, V., Manca, O. and Nardini, S. (2009) Electricity Consumption Forecasting in Italy Using Linear Regression Models. *Energy*, **34**, 1413-1421. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2009.06.034>
- [13] Hochreiter, S. and Schmidhuber, J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, **9**, 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- [14] 内蒙古自治区统计局. 内蒙古统计年鉴[M]. 北京: 中国统计出版社, 2004-2024.
- [15] 中国电力企业联合会. 中国电力统计年鉴 2024 [M]. 北京: 中国统计出版社, 2024.
- [16] Pearson, K. (1895) VII. Note on Regression and Inheritance in the Case of Two Parents. *Proceedings of the Royal Society of London*, **58**, 240-242. <https://doi.org/10.1098/rspl.1895.0041>
- [17] Hyndman, R.J. and Koehler, A.B. (2006) Another Look at Measures of Forecast Accuracy. *International Journal of Forecasting*, **22**, 679-688. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.001>