

Power generation prediction of clean energy based on grey prediction model

Xiangyang Gao

Liaoning University of Engineering Technology, Huludao, Liaoning, 125000, China

Abstract

Clean energy power generation is an environmentally friendly and efficient form of power generation, and has become one of the important measures in global renewable energy policies. Based on the data of new energy power generation in the National Data Administration, this paper establishes a grey prediction model and determines the stability of the time series through ADF test. The power generation of new energy in the next 30 years is predicted, and the sensitivity of the model is analyzed. Finally, the conclusion is drawn: The MAE and RMSE of the grey prediction model proposed in this chapter are 0.1307 and 0.2559 respectively. Compared with LSTM and CNN, the MAE of the grey prediction model has decreased by 10% and 2.2% respectively, and the RMSE has decreased by 11.3% and 3.0% respectively. Accurate prediction not only helps to reduce the uncertainty in power generation prediction, but also helps the stable operation of the system. Moreover, it can help photovoltaic power station operators avoid losses caused by the difference between predicted and actual energy output.

Keywords

Solar photovoltaic power generation, Grey prediction model, Carbon neutrality, Prediction of clean energy power generation volume

基于灰色预测模型的清洁能源发电量预测

高向阳

辽宁工程技术大学, 中国 · 辽宁 葫芦岛 125000

摘要

清洁能源发电是一种环保且高效的发电形式, 已成为全球可再生能源政策中的重要措施之一^[1]。本文基于国家数据管理局中的有关新能源发电的数据, 建立了灰色预测模型, 通过ADF检验确定时间序列的稳定性。并对未来30年的新能源发电量进行预测, 最后分析模型的敏感性。最终得到结论: 本章提出的灰色预测模型的 MAE 和 RMSE 分别为 0.1307 和 0.2559, 与 LSTM 和 CNN 相比, 灰色预测模型的 MAE 分别下降了 10% 和 2.2%, RMSE 分别下降了 11.3% 和 3.0%。准确的预测不仅有助于减少发电预测中的不确定性, 而且有助于系统的稳定运行。此外, 它可以帮助光伏电站运营商避免因预测和实际产出的能源之间的差异而产生的损失。

关键词

太阳能光伏发电、灰色预测模型、碳中和、清洁能源发电量预测

1 引言

太阳能光伏发电是一种环保且清洁的能源形式, 已成为全球可再生能源政策中的重要措施之一。然而, 当前显著的碳排放量以及未来严格的减排目标迫使我国在能源结构和技术应用方面进行重大转型和升级。我们需要对新能源发电进行更多的研究。

目前国内的研提出了一种基于叠加法的集成模型, 保证了基模型的多样性, 实现了光伏发电的高精度区间预测。该研究建立了光伏发电功率点预测模型和区间预测模型。区间预测模型是在点预测研究成果的基础上建立的。区间预测

模型基于分位数回归, 构建分位数长短期记忆 (QLSTM) 和分位数卷积神经网络 (QCNN) 作为集成模型的基础学习器, 使集成模型既具有利用长短期记忆 (LTSM) 提取时间相关性的优势。然而由于将深度学习模型作为集成模型的基学习器, 且加入了遗传算法对机器学习的参数进行优化, 使得整个集成模型的运行时间较长, 加大了模型的运行成本。

国外研究中 Murata 等人建立了一个基于 NWP 的物理模型, 用于太阳辐照度的不确定性预测, 并证明建模窗口长度与适当的预测置信区间选择的相关性。然而, 该模型需要大量的专家知识来建立, 且天气的变化对该模型的预测结果影响很大。

【作者简介】高向阳 (2005-), 男, 中国河南驻马店人, 在读本科生, 从事新能源发展研究。

为了提高光伏发电预测的精确度,并有效减少计算成本。本文基于灰色预测模型,使用采样方法从数据集中获取多个样本,并对预测结果取平均值,得到最终预测结果该算法使用决策树作为基学习器,并将它们组合起来创建一个强学习器。该算法预测精度高,误差可控,收敛速度快,需要调整的参数少,能有效避免过拟合

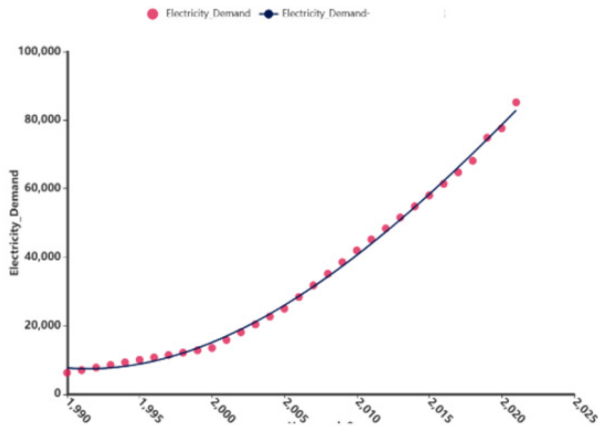


Figure1.1 电力供应变化

2 研究方法

2.1 数据处理

有关研究表明影响中国电力供应的主要因素是电力需求、人口、国内生产总值(GDP)、城镇化率以及电力出口量。因此本文基于国家数据管理局中的有关新能源发电的数据,对我国近三十年的电力需求、人口、GDP等相关数据进行可视化处理。

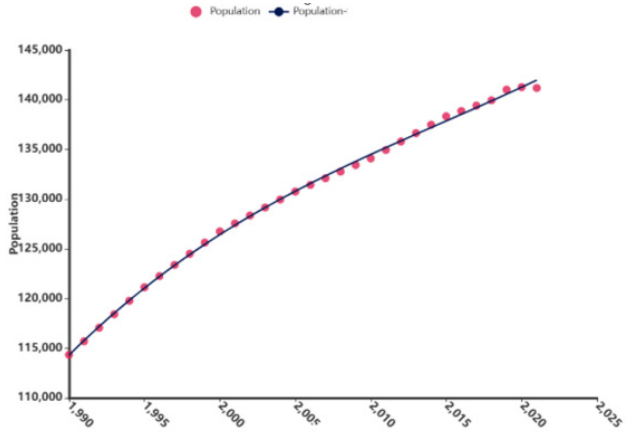


Figure1.2 人口变化

2.2 相关性计算

基于以上因素的相关数据,本文使用皮尔逊相关性系数来确定各个因素与太阳能发电量之间的关联程度,皮尔逊相关系数的计算公式如下:

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1)$$

上述方程定义了总体相关系数,通常用 ρ 来表示。通过估算样本协方差和标准差可以得到皮尔逊相关系数 r :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (2)$$

中, $\bar{X}$ 和 σ_X 分别是标准分数、样本均值和样本标准差。

导入有关电力需求、人口、国内生产总值(GDP)、城市化率以及电力出口量的数据通过热图来表示各种元素之间的关系。它们之间的相关程度如以下图表所示:

系数的绝对值代表相关程度的大小,绝对值越大代表相关程度越强,反之怎代表相关程度越弱。

最终模型得出结论:与电力供应的相关程度最高的是 GDP、城镇化率、人口以及电力出口量。

2.3 ADF 检验

接着我们进行 ADF 检验对原始序列进行单位根检验以验证模型的时间序列的平稳性是否符合要求。

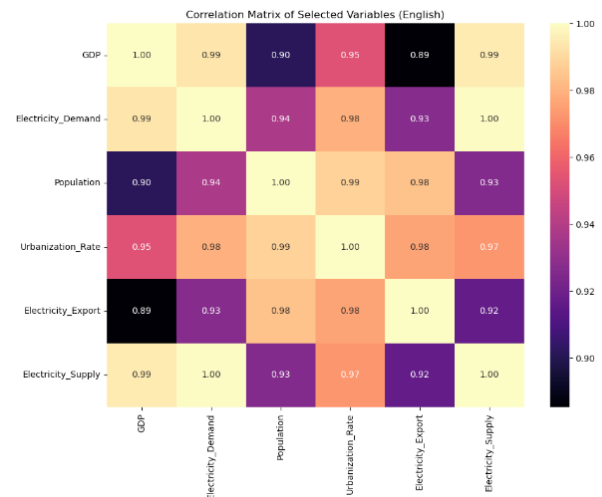


图 1.3 皮尔逊相关性系数热力图

ADF 检验即为增强型迪基 - 傅勒检验,是一种检验单位根的方法。ADF 检验的结果会输出一个 p 值,用于判断时间序列是否平稳。具体而言,如果 p 值小于 0.05 或 0.01 或 0.001,则我们拒绝原假设,这意味着时间序列是非平稳的。反之,如果 p 值大于这些阈值,我们接受原假设,表明时间序列是平稳的。ACF 图显示了数据的自相关性,这有助于确定灰色预测模型中 MA 部分的 q 参数。偏自相关图(PACF 图)展示了消除短期滞后效应后的数据的自相关性。

模型的检测结果如下:

由图可知:一阶自相关图和偏相关图均呈现出尾部现象,无法从这两幅图中确定 p 和 q 的值。然后,根据最小

AIC/BIC 原则，选择了 $p=3$ 和 $q=1$ ，并最终确定了参数规模。

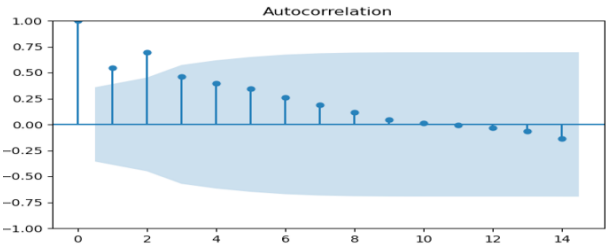


图 1.4 ACF 值变换图

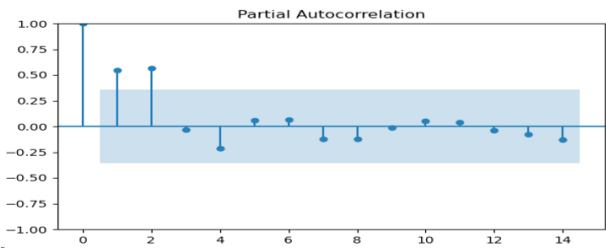


图 1.5 PACF 值变化图

2.4 建立灰色预测模型

接着本文采用灰色预测模型来预测中国电力供应从 2024 年到 2060 年的发展趋势。

等级比的计算和判断公式如下：

$$\sigma(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, \sigma(k) \in \left(e^{\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+2}}\right) \#(1-3)$$

GM(1,1) 模型的微分方程为：

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b\#(1-4)$$

其中 $x^{(1)}$ 是 GM(1,1) 模型的背景值。

步骤 3：构建模型并求解生成值和缩减值。根据公式，可以得到预测模型。

$$\hat{x}^{(1)}(k) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right] e^{-a(k-1)} + \frac{b}{a} \#(1-6)$$

经过计算之后，我们便得到了预测值：

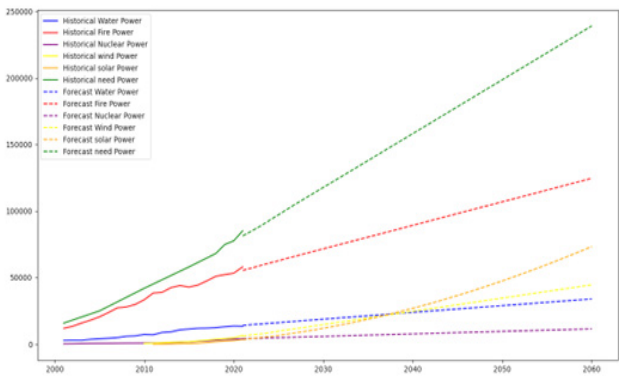


图 1.6 各个清洁能源发电量预测图

如图，为国内各类清洁能源的发电量的预测结果，各类清洁能源发电量持续升高。本文将所有类型的清洁能源发电量相加，得出清洁能源发电总量。

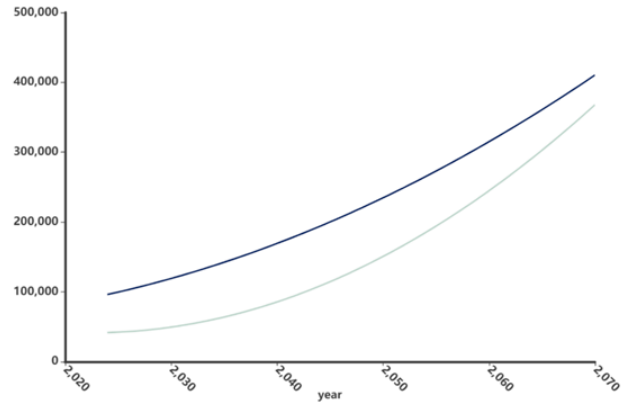


图 1.7 总电力需求和清洁能源发电量变化图

如图：蓝线是预测的总电力需求，绿线是清洁能源的总发电量约在 2070 年可以实现清洁能源完全满足总电力需求。

3 结果分析

为了衡量模型的性能，本章使用了三个模型性能评价指标，分别是回归系数 (R^2)、平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE)。MAE 和 RMSE 的值越小， R^2 的值越大，说明模型的预测性能越好。

表 1 准确度指标

Model	MAE	RMSE	
LSTM	0.1475	0.3320	94.38
CNN	0.1329	0.28830	95.93
GM(1,1)	0.1307	0.2559	96.78

由表可知：灰色预测模型 (GM(1,1)) 相较于 LSTM 和 CNN 模型，在模型准确度上有明显提高。因此采用灰色预测模型能够更精准的预测出未来清洁能源发电量。

参考文献

[1] 朱齐,吕正,王沁,等.基于灰色关联分析的分布式光伏发电出力短期预测算法[J/OL].自动化技术与应用,1-6[2025-03-08].
[2] 律星光.中国能源的绿色含量不断提升[J].财经界,2024,(26):7-8.
[3] 汤佩玉.基于粒子群算法的澄碧河水库全运行周期优化调度研究[D].广西大学,2024.