

基于岭回归的配电网分布式光伏消纳能力预测方法

孙东磊¹, 孙毅¹, 刘蕊¹, 孙鹏凯^{2*}, 张玉敏²

(1. 国网山东省电力公司经济技术研究院, 山东 济南 250021; 2. 电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东 济南 250061)

摘要:针对分布式光伏大量接入电网导致的弃光问题,提出基于岭回归的配电网分布式光伏消纳能力预测方法。剖析分布式光伏消纳的影响因素,引入分布式光伏消纳影响因素贡献度,提出一种灰色关联度分析方法评估不同影响因素与分布式光伏消纳的关联程度。构建基于岭回归方法的分布式光伏消纳能力预测模型,将分布式光伏消纳影响因素关联度高的评价项纳入预测模型中,推导出分布式光伏消纳驱动因素与预测模型的关联映射关系,结合情景模拟方法,制定未来光伏消纳能力的发展策略。在 SPSSPRO 系统中进行仿真计算,结果表明,所提方法能够较好地预测分布式光伏消纳能力,为未来光伏消纳能力的提升提供策略建议。

关键词:分布式光伏;贡献度;灰色关联度分析;岭回归;消纳能力

中图分类号:TM73 **文献标志码:**A

引用格式:孙东磊,孙毅,刘蕊,等. 基于岭回归的配电网分布式光伏消纳能力预测方法[J]. 山东大学学报(工学版),2025,55(3):149-157.

SUN Donglei, SUN Yi, LIU Rui, et al. Ridge regression-based method for predicting distributed photovoltaic consumption capacity in distribution networks[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(3):149-157.

Ridge regression-based method for predicting distributed photovoltaic consumption capacity in distribution networks

SUN Donglei¹, SUN Yi¹, LIU Rui¹, SUN Pengkai^{2*}, ZHANG Yumin²

(1. State Grid Shandong Electric Power Company Economic and Technological Research Institute, Jinan 250021, Shandong, China; 2. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control, Ministry of Education (Shandong University), Jinan 250061, Shandong, China)

Abstract: To address curtailment issues caused by large-scale grid integration of distributed photovoltaic systems, a ridge regression-based method for predicting distributed photovoltaic consumption capacity in distribution networks was proposed. Key factors influencing distributed photovoltaic consumption capacity were analyzed, with the contribution degree of these factors quantified through grey relational analysis. A ridge regression-based prediction model was developed by incorporating high-correlation evaluation indicators. The mapping relationships between driving factors and consumption capacity were derived, followed by scenario simulations to formulate strategic recommendations for future photovoltaic absorption improvement. Simulations implemented in the SPSSPRO platform demonstrated that the proposed method accurately predicted photovoltaic consumption capacity, providing actionable insights for enhancing system-level photovoltaic consumption capacity.

Keywords: distributed photovoltaic; contribution degree; grey relational analysis; ridge regression; consumption capacity

0 引言

随着传统化石能源日益枯竭,发展可再生能源替代传统化石能源已成为普遍共识^[1-3]。分布式光

伏凭借其安全高效和资源丰富的优势,成为发展最快的可再生能源发电技术之一^[4-5]。但分布式光伏发电与负荷需求之间存在一定的时序不匹配性,导致区域负荷无法有效消纳大量光伏发电功率,存在严重弃光现象^[6]。因此,通过量化分析影响分布式

光伏消纳的关键因素,预测分布式光伏消纳能力的演化路径,是制定配电网长期消纳策略、提升分布式光伏消纳能力的必要举措^[7]。

分布式光伏消纳能力预测方法主要有动态仿真方法^[8]和基于统计学的方法^[9]。

动态仿真方法原理简单、优化效率高,主要包含场景模拟^[10]、气象耦合仿真^[11]等方法。文献^[12]基于光伏物理模型,利用自注意力机制建模气象因子(辐照度、温度)与光伏出力间的非线性关联,为电网实时调度、电力市场交易提供可靠支撑,在天气突变场景下表现优异;文献^[13]提出一种评估光伏并网下电力系统电压波动状况的方法,定义分布重心、离散度、偏度和峰度4项指标,反映母线电压波动情况,通过模拟光伏出力的方法,建立光伏集中并网后消纳能力预测模型,有效预测光伏消纳;文献^[14]基于随机场景模拟法筛选出多种符合电网运行要求的光伏消纳方案,通过多目标满意度分级对比方法,制定未来光伏消纳综合效益最高的方案。但上述研究存在模型构建复杂、光伏影响因素样本数量大导致光伏消纳预测困难及光伏消纳能力预测精度不足等问题。

基于统计学的方法可在短时间内统计分析大量观测数据,快速获取数据中的关联因素和交互机理,更准确、灵活地捕捉数据之间的特征关系和发展趋势,具有预测精度较高、模型构建灵活性高等特点,在光伏消纳预测领域引起国内外学者的广泛关注。常用的基于统计学的方法包括支持向量回归(support vector regression, SVR)^[15]、极限学习机(extreme learning machine, ELM)^[16]和回声状态网络(echo state network, ESN)^[17]等。文献^[18]提出时序运行模拟的可再生能源消纳贡献度评估方法,分析不同影响因素对光伏、风电消纳的作用,预测区域可再生能源消纳能力,但仅考虑火电机组调峰和线路容量对光伏消纳的影响,并未涉及光伏发电量、分布式光伏装机容量等影响因素,导致分布式光伏消纳能力预测结果不具备一般性;文献^[19]提出二阶段光伏消纳能力评估方法,引入发电功率转移因子,基于循环神经网络,对配电网未来光伏消纳能力进行预测,通过叠加影响因素预测结果,实现区域光伏消纳能力预测,但在光伏消纳能力长期预测方面存在较大误差;文献^[20]提出包含电压偏差、变压器负载率、线路负载率、弃光率和光伏消纳率的配电台区光伏消纳能力预测指标,分析配电台区柔性资源调控潜力,建立源-网-荷-储协同优化模型,实现配电台区分布式光伏消纳能力预测,制定有

效提升配电台区分布式光伏消纳能力的策略,但忽略了分布式光伏消纳指标之间的时序相关性;文献^[21]基于配电网实际运行状态和运行安全边界模型,提出一种数据驱动的配电网分布式光伏承载力评估方法,评估配电网各级母线分布式光伏承载等级,预测配电网分布式光伏消纳能力,但由于数据集中存在高度相关的特征,该预测方法存在过拟合、共线性的问题。

为解决上述问题,本研究提出基于岭回归和情景模拟相结合的配电网分布式光伏消纳能力长期预测方法。该方法充分考虑包括光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量、火电机组装机容量、总人口、国内生产总值(gross domestic product, GDP)、碳排放量和用电负荷在内的影响因素,能够较好地处理影响因素之间的共线性问题。分析这些影响因素的调控潜力及其对分布式光伏消纳量的贡献度,采用灰色关联度分析方法对影响因素的关联度进行筛选,得到呈现强相关性的评价项。将评价项作为输入变量,采用岭回归方法对其进行训练,对训练后的结果进行数据拟合,再进行趋势外推,构建分布式光伏消纳预测模型,预测光伏发展及光伏消纳能力的发展。基于情景模拟方法,探寻分布式光伏消纳最优路径,制定可持续发展的配电网光伏消纳策略。

1 相关工作

1.1 分布式光伏消纳影响因素贡献度

不同因素对分布式光伏消纳的影响各不相同,但彼此之间也不完全独立,关联度较为复杂^[22]。本研究引入分布式光伏消纳影响因素贡献度(以下简称贡献度),定量描述不同影响因素对分布式光伏消纳的影响程度。

贡献度是指由于解除某些影响因素导致的弃光量占总弃光量的比^[23],是一种量化分布式光伏消纳影响因素相对权重的参数。某一影响因素 ξ 的贡献度

$$C_{\xi} = \frac{Q_{c0} - Q_{c\xi}}{Q_{c0}} \times 100\%, \quad (1)$$

式中, Q_{c0} 为原始系统弃光量, $Q_{c\xi}$ 为解除影响因素 ξ 后的弃光量。

1.2 灰色关联度分析

为了确定分布式光伏消纳的影响因素,更加清晰地分析各类影响因素对分布式光伏消纳的贡献度,本研究提出灰色关联度分析方法,通过多元统计方法估算不同影响因素与分布式光伏消纳量的

相关程度。

灰色关联度分析的基本思想是通过计算自变量与因变量之间几何形状相似程度判断其联系的紧密程度。灰色关联度是灰色系统理论中用于度量不确定性关联程度的指标^[24]。对于一些缺乏充分信息的系统,无法准确描述其内在规律,可以使用灰色系统理论进行分析。灰色关联度是通过比较数据序列之间的相似性评估其关联程度,通常用于分析和预测数据序列之间的趋势和规律。灰色关联度分析的计算步骤如下。

根据需求确定灰色关联度分析的自变量序列 Y 和因变量序列 X , 分别为

$$Y = [y(1) \quad y(2) \quad \cdots \quad y(n)], \quad (2)$$

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1(1) & x_1(2) & \cdots & x_1(n) \\ x_2(1) & x_2(2) & \cdots & x_2(n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_l(1) & x_l(2) & \cdots & x_l(n) \end{bmatrix}, \quad (3)$$

式中: $y(k)$ 为第 k 个特征的自变量, $k=1, 2, \dots, n$; X_i 为样本 i 的因变量序列, $i=1, 2, \dots, l$; $x_i(k)$ 为样本 i 第 k 个特征的因变量。

对 $x_i(k)$ 进行均值化处理, 得到过渡变量

$$\hat{x}_i(k) = \frac{x_i(k)}{\bar{x}_i}, \quad (4)$$

式中, \bar{x}_i 为样本 i 的因变量均值, $\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_i(k)$ 。

$y(k)$ 与 $\hat{x}_i(k)$ 的灰色关联度系数

$$\zeta_i(k) = \frac{\min_i \min_k \delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \delta_i(k)}{\delta_i(k) + \rho \max_i \max_k \delta_i(k)}, \quad (5)$$

式中: $\delta_i(k)$ 为第 k 个特征的自变量与过渡变量的绝对差, $\delta_i(k) = |y(k) - \hat{x}_i(k)|$; ρ 为分辨系数, 一般进行灰色关联度分析时, $\rho=0.5$ 。

计算各因变量序列所有灰色关联度系数的均值, 即为灰色关联度

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \zeta_i(k). \quad (6)$$

2 岭回归拟合影响因素

为精确构建分布式光伏消纳预测模型, 本研究采用岭回归方法对原始数据进行拟合, 构建分布式光伏消纳预测模型。

岭回归主要用于解决数据集中存在多重共线性(即自变量之间存在高度相关性)情况下, 拟合线性回归模型的问题^[25]。岭回归通过对线性回归模

型的优化目标函数添加一个二范数的正则化项, 使模型更加稳定、可靠, 在遇到多重共线性问题时更具有鲁棒性和泛化能力^[26]。

回归分析的一般形式为

$$y = \sum_{j=1}^p \beta_j x_j + \beta_0, \quad (7)$$

式中: x_j 为第 j 个特征的预测变量, $j=1, 2, \dots, p$; y 为观测变量; β_j 为待求参数; β_0 为误差。

一般情况下, 使用最小二乘法求解上述回归问题的目标, 得到回归系数

$$\beta = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N (y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})^2, \quad (8)$$

式中, y_i 为样本 i 的观测变量, x_{ij} 为样本 i 第 j 个特征的预测变量, N 为样本量。

基于式(8), 在最小化目标中加入一个惩罚项, 得到岭回归系数

$$\beta^{\text{bridge}} = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^N [(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij})^2 + \lambda \sum_{j=1}^p \beta_j^2], \quad (9)$$

式中 λ 为待求参数。岭回归是带二范数惩罚的最小二乘回归。

传统回归分析需要使用 t 检验确定预测变量是否显著, 如果不显著, 则剔除该预测变量, 然后继续回归, 如此往复得到最终结果。岭回归只需使 β^{bridge} 趋近 0 即可减小该变量对最终的影响。

通过岭回归训练输入变量数据, 绘制岭迹图, 确定正则化强度的超参数 K 。 K 的选择原则为各自变量的标准化回归系数趋于稳定时的最小值。一般情况下, K 越小, 偏差越小^[10]。

F 值是用于衡量线性回归模型整体显著性的统计量, 计算式为

$$F = \frac{(p-q-1) S_{\text{SR}}}{q S_{\text{SE}}}, \quad (10)$$

式中, p 为样本容量, q 为自变量个数, S_{SE} 为回归平方和, S_{SR} 为残差平方和。通过分析 F 值, 检验模型拟合效果的精度, 若 F 检验结果呈显著性(即 F 小于预设的显著性水平), 表明自变量与因变量之间整体存在显著的回归关系

通过 R^2 分析模型拟合情况。 R^2 的计算式为

$$R^2 = 1 - \frac{S_{\text{SR}}}{S_{\text{SE}} + S_{\text{SR}}}. \quad (11)$$

一般情况下, S_{SR} 越小, R^2 越接近 1, 模型的拟合度越好。

结合岭回归系数 β^{bridge} , 对比分析变量之间的影响程度。

应用加法模型推导分布式光伏消纳预测模型,可得分布式光伏消纳量

$$A = \alpha P + \varphi E + \gamma S + \delta Q_1 + \varepsilon Q_2 + \zeta Q_3 + \eta C + \tau L + D, \quad (12)$$

式中, P 为总人口, E 为GDP, S 为光伏发电量, Q_1 为分布式光伏装机容量, Q_2 为风电装机容量, Q_3 为火电机组装机容量, C 为碳排放量, L 为用电负荷, D 为常数, α 、 φ 、 γ 、 δ 、 ε 、 ζ 、 η 、 τ 分别为总人口、GDP、光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量、火电机组

装机容量、碳排放量和用电负荷对应的回归系数。

3 分布式光伏消纳预测流程

本研究以分布式光伏消纳量衡量区域内配电网分布式光伏消纳能力,重点研究总人口、GDP、光伏发电量、分布式光伏装机容量、火电机组装机容量等影响因素与分布式光伏消纳量的关联程度与调控潜力。整体流程图如图1所示。

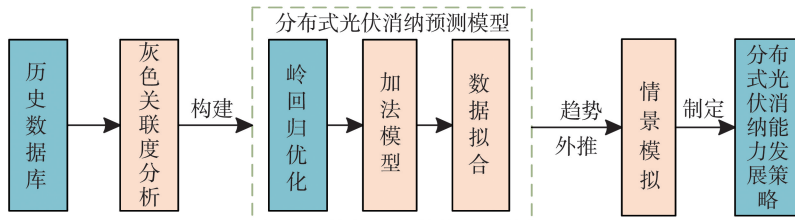


图1 分布式光伏消纳能力预测流程

Fig.1 Distributed photovoltaic consumption capacity prediction process

首先,依据历史数据库,对不同的影响因素进行灰色关联度分析,获取各影响因素对分布式光伏消纳的关联度;其次,选择灰色关联度较高的影响因素进行岭回归优化,采用加法模型进行历史数据拟合,构建分布式光伏消纳预测模型;最后,基于分布式光伏消纳预测模型进行趋势外推,通过不同的情景模拟,制定未来分布式光伏消纳能力发展策略。

4 算例分析

本研究采用山东省分布式光伏消纳影响因素实际数据进行分析,各变量数据来源于《山东统计年鉴2023》^[27]及国网新能源云^[28]。岭回归模型使用SPSSPRO软件进行训练。计算机配置为Win10系统,处理器为i7-8750H,主频为2.20 GHz,显卡为英伟达NVIDIA GeForce GTX 1050 Ti,内存为8 G。

4.1 影响因素的选择

本研究重点研究山东省分布式光伏消纳趋势,引入山东省分布式光伏消纳影响因素进行分析建模,通过发电装机容量和经济社会发展两大模块,挖掘潜在影响分布式光伏消纳的因素。

2013—2022年山东省分布式光伏消纳量如表1所示。由表1可以看出:山东省2013—2016年分布式光伏消纳量极少,因为2016年前中国光伏产业基本处于尝试性阶段,光伏系统还没有被广泛认可,仅在部分地区进行试点;2017—2022年分布式光伏消纳量快速增加,得益于国家对分布式光伏发电推出一系列补贴政策,加之民众对光伏发电的认知日益完善,2017年分布式光伏消纳量比2016年增长约3.92倍。

表1 2013—2022年山东省分布式光伏消纳量

Table 1 The distributed photovoltaic power consumption in Shandong Province from 2013 to 2022

年份	分布式光伏消纳量/亿 kWh
2013	0
2014	0
2015	0
2016	6.09
2017	29.97
2018	29.18
2019	41.01
2020	54.01
2021	71.92
2022	101.58

2023年山东省电源结构如图2所示。由图2可以看出,火力发电占据主导地位,光伏发电次之,光伏发电逐步成为山东省内发电形式的中坚力量,表现出极高的发电潜力。

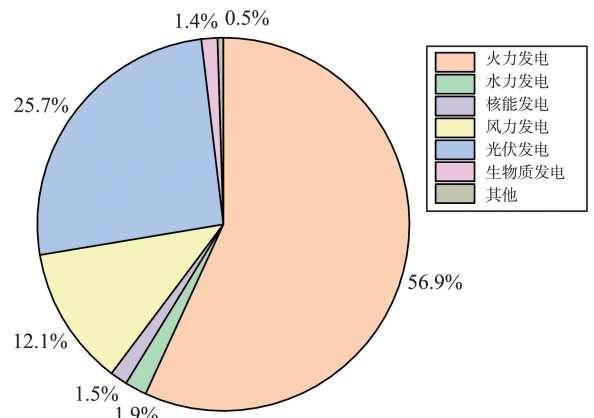


图2 2023年山东省电源结构

Fig.2 The power structure of Shandong Province in 2023

山东省光伏发电量与不同能源类型的发电装机容量如表2所示。

表2 山东省光伏发电量与不同能源类型的发电装机容量
Table 2 Photovoltaic power generation in Shandong Province and installed capacity of different energy sources

年份	光伏发电量/ 亿 kWh	分布式光伏 装机容量/ 万 kW	风电装机 容量/万 kW	火电机组装 机容量/ 万 kW
2013	0	0	501.91	7 117.20
2014	0	17.65	622.40	7 203.01
2015	0	44.17	721.50	7 610.06
2016	6.41	119.00	839.00	9 540.24
2017	31.55	471.00	1 061.14	10 334.88
2018	30.72	713.00	1 145.68	10 366.52
2019	42.72	942.00	1 354.00	10 712.77
2020	55.69	1 467.46	1 733.65	11 470.51
2021	73.39	2 334.41	1 942.40	11 599.20
2022	102.61	3 085.79	2 302.20	11 752.80

随着国家光伏发电由西向东发展战略的推进,山东省光伏发电量呈爆发式增长^[29]。由表2可以看出,2016年前光伏发电量近乎其微,2016年后光伏发电量开始增长,基本与分布式光伏消纳量增长趋势一致。光伏发电量对分布式光伏消纳量有直接影响,如果光伏发电系统的发电量增加,意味着更多的太阳能转化为电能供给分布式光伏系统使用,增加分布式光伏系统的消纳能力,使其能吸收更多的光伏发电量。因此,分析光伏发电量对提升分布式光伏消纳能力具有举足轻重的作用。

分布式光伏装机容量是指分布式光伏系统的总发电能力;分布式光伏消纳量是指分布式光伏发电系统产生的电能中,被本地用户直接消耗或通过电网有效接纳的比例或总量。分布式光伏是山东省光伏装机规模迅速扩大的主要驱动力。由表2可知,2017年前分布式光伏装机容量缓慢增长,2017年后分布式光伏装机容量大幅增长,2022年达到3 085.79万kW,占全国分布式装机容量的19.16%。随着分布式光伏装机容量增加,需要有足够的电网接纳能力以纳入电网供电。如果电网接纳能力不足,分布式光伏消纳量将会受到影响。分布式光伏装机容量的增加可以提高分布式光伏消纳量,但对电网等因素依赖程度较大,因此需要建设稳定的电网及良好的政策和市场环境,促进分布式光伏产业的可持续发展。

山东拥有广阔的海上和陆上风资源,风能强度高,是中国风能资源较为集中的地区之一。由表2可以看出,风电装机容量逐年上升,整体可再生能源蓬勃发展。风电和光伏发电量受自然条件影响,

针对风电的反调峰特性和光伏发电特点,系统调度需要合理安排风电和光伏发电计划,以确保电网的平衡稳定运行。当风力发电不足时,分布式光伏系统可以弥补电力供应缺口,提高分布式光伏消纳量;若风力和光伏发电量过剩,电网可能无法消纳过多的分布电源发电,导致分布式光伏消纳量下降。因此,风电装机容量的增加对分布式光伏消纳量有一定影响,具体影响取决于电网接纳能力、供需平衡和系统调度等因素的综合作用。

由表2可知,2016年后火电机组装机容量呈现低速增长。火电机组容量增大,系统调度的灵活性相对降低,因为火电机组通常不具有快速启停特性。大容量火电机组启停周期长,变化幅度有限,调整负荷响应时间相对较慢,使火电机组占主导的电力系统中分布式光伏发电的渗透能力受限。火电机组存在最小技术出力(minimum technical output, MTO)的限制,即为了保持稳定运行和安全,火电机组不能低于一定的负荷水平。若火电机组容量大,MTO高,则在光伏发电高峰时期,为了不超过系统需求,需要限制光伏出力,从而影响分布式光伏消纳量。

山东省经济社会发展影响因素如表3所示。

表3 山东省经济社会发展影响因素
Table 3 Factors affecting economic and social development in Shandong Province

年份	碳排放量/ 万 t	GDP/ 亿元	总人口/ 万人	用电负荷/ 亿 kWh
2013	75 603	47 344.33	9 746	4 083.10
2014	81 503	50 774.84	9 808	4 223.49
2015	83 159	55 288.79	9 866	5 117.05
2016	81 172	58 762.64	9 973	5 390.75
2017	86 739	63 012.10	10 033	5 430.16
2018	91 021	66 648.87	10 077	6 083.87
2019	95 000	70 540.48	10 106	6 218.70
2020	93 600	72 798.17	10 165	6 939.80
2021	94 716	83 095.90	10 170	7 382.50
2022	105 000	87 435.00	10 163	7 559.00

地区的碳排放水平对分布式光伏消纳量有直接和间接的影响^[30]。推广分布式光伏有助于减少碳排放,减缓气候变化。因此,碳排放量较高的地区可能会优先推动分布式光伏整合,减少对化石燃料的依赖。

地区的GDP反映该地区经济发展水平和能源消费模式。较高的GDP通常意味着更高的负荷需求。在GDP较高的地区,整合分布式光伏可以帮助减轻集中供电网压力,通过减少对传统能源的依赖,促进可持续发展。此外,光伏产业的增长还可

以刺激经济发展,创造就业机会。

一个地区的总人口直接影响着整体的电力需求和能源消耗。人口密度较高的地区通常面临更显著的用电负荷增长。这不仅提高了能源需求总量,也加剧了电网的输电压力和稳定性挑战。分布式光伏发电系统通过在电力消费点附近实施就地发电,既减少远距离输电带来的能量损耗(通常可减少5%~8%的线路损耗),又通过分布式电源的灵活配置增强电网韧性。这种电源-负荷就近匹配特性,使分布式光伏发电系统能够有效满足高密度人口区域的双重诉求——既要应对持续增长的用电需求,又要缓解集中式电网的输电压力。因此,人口聚集区往往具备更强的驱动力推动分布式光伏发电系统整合应用。

分布式光伏消纳量和社会用电负荷之间存在密切关系。分布式光伏发电系统可将太阳能转化为电能,减少对传统能源的依赖,降低社会用电负荷中传统能源的消耗。分布式光伏可以提高能源供应弹性。当社会用电负荷大幅增加时,分布式光伏发电系统可以灵活增加电能供应,满足用电需求。

4.2 分布式光伏消纳能力预测

4.2.1 影响因素的灰色关联度分析

本研究将分布式光伏消纳影响因素分为3个区间,采用灰色关联度分析方法进行评价项测试。当 $r_i > 0.8$ 时,变量之间表现为强相关性;当 $0.5 \leq r_i \leq 0.8$ 时,变量之间表现为显著相关性;当 $r_i < 0.5$ 时,变量之间表现为弱相关性^[10]。根据《山东统计年鉴2023》^[27]和国网新能源云^[28]中的数据,将历年分布式光伏消纳量作为因变量序列进行分析,分别选取总人口、GDP、光伏发电量、分布式光伏装机容量、火电机组装机容量、风电装机容量、碳排放量和用电负荷作为自变量序列进行分析,影响因素的灰色关联度系数如图3所示。灰色关联度系数代表该子序列光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量、火电机组装机容量、碳排放量、GDP、总人口与母序列分布式光伏消纳量对应维度上的关联程度,灰色关联度系数越大,代表关联性越强,通过灰色关联度系数反映影响因素对分布式光伏消纳的贡献度。

r_i 介于0~1之间, r_i 越大,表示评价项与参考项(母序列)相关性越强,评价越高。各类影响因素具体的 r_i 如表4所示。由表4可知:分布式光伏装机容量、光伏发电量、风电装机容量、用电负荷、火电机组装机容量和总人口的 r_i 均大于0.8,对分布式光伏消纳量呈强相关性;GDP和碳排放量的 r_i 均小于0.5,对分布式光伏消纳量呈弱相关性。为此,

本研究选用强相关评价项作为预测模型输入变量。

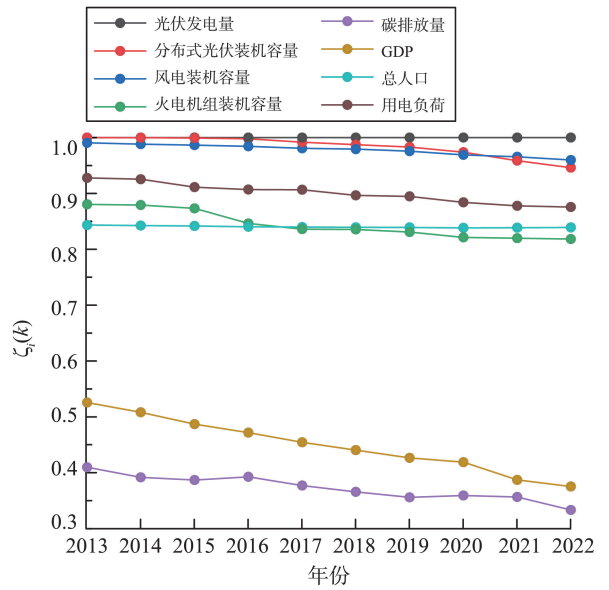


图3 影响因素的灰色关联度系数
Fig.3 Grey correlation coefficient of influencing factors

表4 灰色关联度分析结果
Table 4 Results of grey relational analysis

排名	评价项	r_i
1	分布式光伏装机容量	0.998
2	光伏发电量	0.984
3	风电装机容量	0.978
4	用电负荷	0.901
5	火电机组装机容量	0.844
6	总人口	0.840
7	GDP	0.449
8	碳排放量	0.373

4.2.2 历史数据拟合

基于岭回归模型,对输入变量进行岭回归训练,绘制岭迹图,如图4所示。

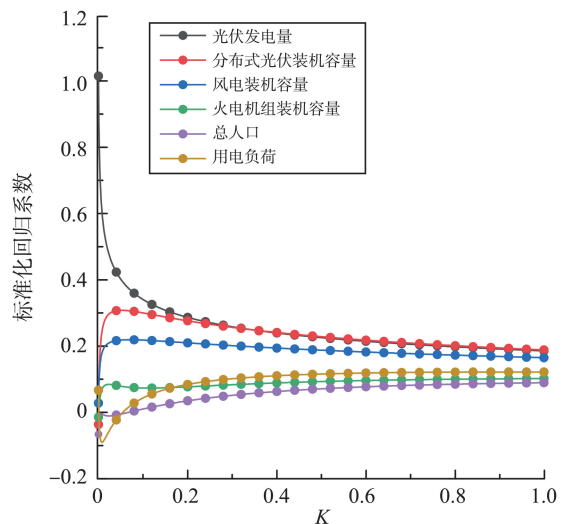


图4 岭迹图
Fig.4 Ridge trace map

通过分析岭迹图,得到线性回归结果的具体数据如表5所示。

表5 线性回归结果
Table 5 The result of linear regression

参数	β	β_0	β^{bridge}	t	R^2	F
D	-23.371	103.050	—	-0.23		
S	0.364	0.051	0.370	7.18		
Q_1	0.010	0.001	0.306	6.87		
Q_2	0.013	0.002	0.219	5.71	0.99	80
Q_3	0.001	0.001	0.076	1.30		
P	-0.001	0.010	0.001	0.03		
L	0.001	0.002	0.020	0.30		

注:“—”表示该数值无法获得。

$K=0.071$ 时,模型各项参数趋于稳定,此时对应的 R^2 为 0.99 (R^2 反映数据拟合程度, $R^2>0.95$ 即满足拟合程度要求)。上述结果表明, $K=0.071$ 时,岭回归训练拟合度达到最优,满足回归方程拟合要求。

本研究模型的原始数据及模型拟合值对比结果如图5所示。由图5可以看出,岭回归模型整体拟合效果良好,分布式光伏消纳量拟合值与真实值的均方根误差在5%以内,满足精度要求,可以用于预测山东省未来分布式光伏消纳量。

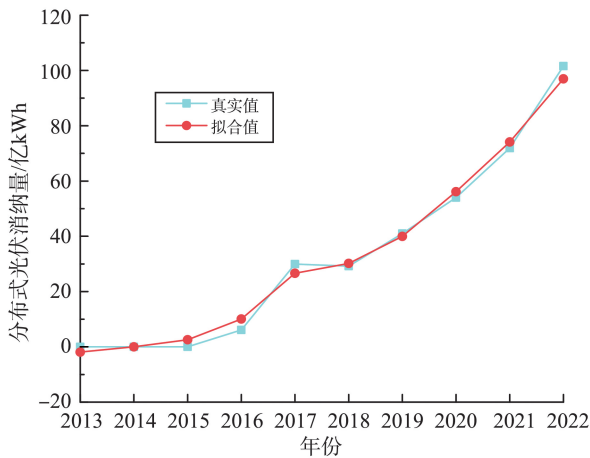


图5 数据拟合模型
Fig.5 Data fitting model

由表5可得最终分布式光伏消纳预测模型为

$$A=0.364S+0.010Q_1+0.013Q_2+0.001Q_3-0.001P+0.001L-23.371。 \quad (13)$$

4.2.3 情景设置

情景分析法是一种假设当前政策、发展状况延续到未来并对研究对象展开分析的定性预测方法^[31],具有提高岭回归模型适应能力和优化资源配置等优点,通常应用于可持续发展研究和经济环境发展预测等。根据以上分布式光伏消纳预测模型进行趋势外推,将影响因素增长率划分为高速、基

准和平缓3种发展情景,得到6种不同情景,如表6所示。高速发展情景下,不同影响因素增长率以近3年最大历史数据增长率进行设定;基准发展情景下,不同影响因素增长率以近3年平均历史数据增长率进行设定;平缓发展情景下,不同影响因素增长率以近3年最小历史数据增长率进行设定。

表6 情景组合
Table 6 Scenario combination

情景	光伏发电量	分布式光伏装机容量	风电装机容量	火电机组装机容量	用电负荷	总人口
1	基准	基准	基准	基准	基准	基准
2	高速	高速	高速	高速	高速	平缓
3	平缓	平缓	平缓	平缓	平缓	高速
4	高速	高速	基准	基准	基准	平缓
5	平缓	平缓	平缓	高速	高速	高速
6	基准	基准	平缓	平缓	平缓	基准

本研究通过分布式光伏消纳量衡量山东省内的分布式光伏消纳能力,得出6种情景下区域分布式光伏消纳预测结果,如图6所示。由图6可知,当处于情景2时,区域内达到最大分布式光伏消纳量。因此,情景2能够最大程度提高分布式光伏消纳能力。据此,本研究找到提高地区分布式光伏消纳的最优路径。

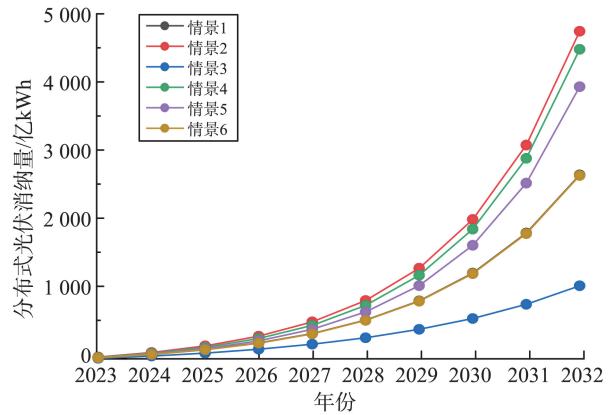


图6 6种情景下区域分布式光伏消纳预测
Fig.6 Regional distributed photovoltaic consumption forecast under six scenarios

4.3 政策建议

为最大程度促进光伏消纳,提高配电网分布式光伏消纳能力,依据情景2的分布式光伏预测模型分析最优路径结果,制定未来光伏消纳能力的发展策略如下。

(1)从发电装机容量角度,贯彻落实“十四五”规划,推进能源转型和绿色发展。一方面减少对传统能源的依赖程度,推动能源消费和供给改革;另一方面,重点开发风电、分布式光伏,提高分布式光

伏消纳能力,构建新型电力系统。

(2)从国家政策角度,可以制定相关政策,鼓励分布式光伏发展,以提高地区分布式光伏消纳能力。

5 结论

为探索区域内分布式光伏消纳的路径,促进分布式光伏消纳,本研究依据山东省分布式光伏消纳影响因素实际数据,利用岭回归模型训练不同影响因素,与历史数据进行拟合,构建分布式光伏消纳预测模型,并将预测趋势外推,设置6种情景,分析不同情景对地区分布式光伏消纳量的影响,明确分布式光伏消纳最佳路径。所得结论如下。

(1)灰色关联度分析结果表明,2013—2022年山东省光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量、火电机组装机容量、用电负荷和总人口对分布式光伏消纳量呈强相关性。

(2)岭回归训练结果表明,光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量和火电机组装机容量对分布式光伏消纳量呈促进作用。为最大程度促进分布式光伏消纳,应灵活调整不同影响因素的比例。

(3)情景模拟分析表明,保持光伏发电量、分布式光伏装机容量、风电装机容量、火电机组装机容量和用电负荷处于高速发展,可以提高分布式光伏消纳能力。由此制定可持续发展的光伏消纳策略。

参考文献:

[1] 张玉敏,孙鹏凯,孟祥剑,等.基于碳势-能源价格双响应的综合能源系统低碳经济调度[J].电力系统自动化,2024,48(9):21-33.

ZHANG Yumin, SUN Pengkai, MENG Xiangjian, et al. Low-carbon economic dispatching of integrated energy system based on dual response of carbon intensity and energy price[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(9): 21-33.

[2] 张玉敏,张旋,吉兴全,等.计及电-气-热 IES 动态特性的输配协同机组组合[J].中国电机工程学报,2022,42(23):8576-8591.

ZHANG Yumin, ZHANG Xuan, JI Xingquan, et al. Synergetic unit commitment of transmission and distribution network considering dynamic characteristics of electricity-gas-heat integrated energy system[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(23): 8576-8591.

[3] 吉兴全,张旋,于一潇,等.考虑综合能源系统运行灵活性的输配协同优化调度[J].电力系统自动化,2022,

46(23):29-40.

JI Xingquan, ZHANG Xuan, YU Yixiao, et al. Coordinated optimal dispatch of transmission and distribution power systems considering operation flexibility of integrated energy system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 29-40.

[4] 司志远,杨明,于一潇,等.基于卫星云图特征区域定位的超短期光伏功率预测方法[J].高电压技术,2021,47(4):1214-1223.

SI Zhiyuan, YANG Ming, YU Yixiao, et al. Ultra-short-term photovoltaic power prediction method based on satellite image feature region positioning[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(4): 1214-1223.

[5] ZHANG Y M, ZHANG X, JI X Q, et al. Optimization of integrated energy system considering transmission and distribution network interconnection and energy transmission dynamic characteristics[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2023, 153: 109357.

[6] 张玉敏,孙鹏凯,吉兴全,等.基于并行多维近似动态规划的综合能源系统动态经济调度[J].电力系统自动化,2023,47(4):60-68.

ZHANG Yumin, SUN Pengkai, JI Xingquan, et al. Dynamic economic dispatch for integrated energy system based on parallel multi-dimensional approximate dynamic programming[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(4): 60-68.

[7] 段瑶,高崇,程苒,等.考虑5G基站可调度潜力的配电网分布式光伏最大准入容量评估[J].中国电力,2023,56(12):80-85.

DUAN Yao, GAO Chong, CHENG Ran, et al. Evaluation of distributed photovoltaic maximum hosting capacity for distribution network considering dispatchable potential of 5G base station[J]. Electric Power, 2023, 56(12): 80-85.

[8] DUBEY A, SANTOSO S. On estimation and sensitivity analysis of distribution circuit's photovoltaic hosting capacity[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 2779-2789.

[9] IBRAHIM I A, HOSSAIN M J, DUCK B C. An optimized offline random forests-based model for ultra-short-term prediction of PV characteristics[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 16(1): 202-214.

[10] 吉兴全,赵国航,于一潇,等.基于4E平衡的碳排放因素分解与峰值预测方法[J].高电压技术,2022,48(7):2483-2494.

JI Xingquan, ZHAO Guohang, YU Yixiao, et al. Carbon emission peak prediction and factor decompose method based on 4E equilibrium[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(7): 2483-2494.

- [11] 陈述,周露,李智,等. 计及气象可达性的海上风电运维效益仿真方法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(3): 104-110.
CHEN Shu, ZHOU Lu, LI Zhi, et al. Simulation method of offshore wind power operation and maintenance benefits considering weather accessibility [J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2023, 44(3): 104-110.
- [12] TAO K J, ZHAO J H, TAO Y, et al. Operational day-ahead photovoltaic power forecasting based on transformer variant[J]. Applied Energy, 2024, 373: 123825.
- [13] 王璟,蒋小亮,杨卓,等. 光伏集中并网电压约束下的准入容量与电压波动的评估方法[J]. 电网技术, 2015, 39(9): 2450-2457.
WANG Jing, JIANG Xiaoliang, YANG Zhuo, et al. Penetration capacity under voltage constraint and evaluation methodology of voltage fluctuation caused by centralized grid connection of photovoltaic power [J]. Power System Technology, 2015, 39(9): 2450-2457.
- [14] 彭政,崔雪,王恒,等. 考虑储能和需求侧响应的微网光伏消纳能力研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(22): 63-69.
PENG Zheng, CUI Xue, WANG Heng, et al. Research on the accommodation of photovoltaic power considering storage system and demand response in microgrid [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(22): 63-69.
- [15] 刘家庆,张弘鹏,郭希海,等. 基于SVR残差修正的光伏发电功率预测模型[J]. 电力工程技术, 2020, 39(5): 146-151.
LIU Jiaqing, ZHANG Hongpeng, GUO Xihai, et al. Prediction model of photovoltaic power generation based on SVR residual correction [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 146-151.
- [16] ZHOU Y, ZHOU N R, GONG L H, et al. Prediction of photovoltaic power output based on similar day analysis, genetic algorithm and extreme learning machine [J]. Energy, 2020, 204: 117894.
- [17] YAO X S, WANG Z S, ZHANG H G. A novel photovoltaic power forecasting model based on echo state network[J]. Neurocomputing, 2019, 325: 182-189.
- [18] 李海,张宁,康重庆,等. 可再生能源消纳影响因素的贡献度分析方法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 1009-1018.
LI Hai, ZHANG Ning, KANG Chongqing, et al. Analytics of contribution degree for renewable energy accommodation factors [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 1009-1018.
- [19] 姚宏民,杜欣慧,李廷钧,等. 光伏高渗透率下配网消纳能力模拟及电压控制策略研究[J]. 电网技术, 2019, 43(2): 462-469.
YAO Hongmin, DU Xinhui, LI Tingjun, et al. Simulation of consumption capacity and voltage control strategy of distribution network with high penetration of photovoltaics [J]. Power System Technology, 2019, 43(2): 462-469.
- [20] 丁浩然,张博,唐巍,等. 考虑源-网-荷-储协同的配电网台区分布式光伏消纳能力评估[J]. 供用电, 2023, 40(3): 2-8.
DING Haoran, ZHANG Bo, TANG Wei, et al. Evaluation of distributed photovoltaic consumption capacity of distribution station area considering source-network-load-storage collaboration [J]. Distribution & Utilization, 2023, 40(3): 2-8.
- [21] 梁志峰,夏俊荣,孙檬檬,等. 数据驱动的配电网分布式光伏承载力评估技术研究[J]. 电网技术, 2020, 44(7): 2430-2439.
LIANG Zhifeng, XIA Junrong, SUN Mengmeng, et al. Data driven assessment of distributed photovoltaic hosting capacity in distribution network [J]. Power System Technology, 2020, 44(7): 2430-2439.
- [22] SI Z Y, YANG M, YU Y X, et al. Photovoltaic power forecast based on satellite images considering effects of solar position [J]. Applied Energy, 2021, 302: 117514.
- [23] 谢国辉,栾凤奎,李娜娜,等. 新能源消纳影响因素的贡献度评估模型[J]. 中国电力, 2018, 51(11): 125-131.
XIE Guohui, LUAN Fengkui, LI Nana, et al. Contribution evaluating model for the new energy accommodation influencing factors [J]. Electric Power, 2018, 51(11): 125-131.
- [24] 王鹏,吕炳霖. 基于灰色关联分析的10 kV配电网线损预测[J]. 自动化应用, 2021(8): 85-87.
- [25] 王华佳,曹文君,张岩,等. 基于随机森林与内核岭回归的配电网线损在线计算[J]. 南方电网技术, 2023, 17(8): 104-112.
WANG Huajia, CAO Wenjun, ZHANG Yan, et al. Online calculation of distribution network line loss based on RF and KRR [J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(8): 104-112.
- [26] 王泽,张玉敏,吉全,等. 基于深度学习与内核岭回归的电力系统鲁棒状态估计[J]. 高电压技术, 2022, 48(4): 1332-1342.
WANG Ze, ZHANG Yumin, JI Xingquan, et al. Robust state estimation of power system based on deep learning and kernel ridge regression [J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1332-1342.