

基于大数据分析的新能源接入电力系统输出负荷预测

尹璐¹
YIN Lu

摘要

传统的负荷预测方法在处理新能源接入电力系统时,难以捕捉其动态变化特性,会导致预测精度较低。基于此,文章提出一种基于大数据分析的新能源接入电力系统输出负荷预测。采用灰色关联分析法,以历史输出负荷数据为参考序列,风速、光照强度等多因素数据为比较序列,量化关联程度并筛选关键影响因素。对关键因素数据进行最大-最小标准化归一化处理,消除量纲与数值范围差异。引入大数据分析技术,构建基于LSTM的预测模型。模型中,遗忘门控制上一时刻细胞状态保留程度,输入门控制当前时刻数据对细胞状态的更新,结合两者更新细胞状态,再通过输出门获取隐藏状态输出,得到新能源接入电力系统输出负荷预测值。实验结果表明,所提的新能源接入电力系统输出负荷预测结果的均方根误差仅0.47%,预测精度较高。

关键词

大数据分析; 新能源接入; 电力系统; 输出负荷; 负荷预测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.031

0 引言

新能源出力的间歇性和随机性特点,使得在新能源接入电力系统后,系统的负荷特性发生了显著的变化。这种变化给电力系统的运行带来了新的挑战,尤其是传统的负荷预测方法已经难以满足高精度预测的需求。因此,如何高效且准确地预测电力系统输出负荷,已经成为我国当前电力领域的一个研究热点。

在文献[1]中,研究者们针对电力系统短期负荷的预测问题,设计了一种基于改进支持向量机的预测方法。这种方法在预测准确率方面表现出色,但其性能在很大程度上依赖于参数的选择。在实际应用中,确定参数的最优值是一个难题,这不仅增加了方法调优的难度,而且影响了预测结果的稳定性。因此,尽管这种方法在理论上具有较高的预测准确率,但在实际应用中仍存在一定的局限性。

在文献[2]中,研究者们构建了一个基于自相关机制的Autoformer模型,用于进行电力系统负荷预测。该模型在预测效果方面表现良好,但由于其结构复杂,包含大量的参数和层数,导致训练过程需要较长的计算时间。这使得Autoformer模型难以应用于需要快速响应的电力负荷预测场景,限制了其在实际中的应用范围。

针对上述传统电力系统负荷预测方法存在的问题,本次研究提出了一种基于大数据分析的新能源接入电力系统输出

负荷预测方法。这种方法充分利用了大数据分析的优势,能够更好地处理新能源出力的间歇性和随机性特点,从而提高负荷预测的准确性和可靠性。通过这种方法,期望能够为电力系统的可靠运行和新能源的有效消纳提供有力的支持,推动电力系统的智能化和现代化进程。

1 获取新能源接入电力系统输出负荷关键影响因素数据

新能源如风能、太阳能等具有间歇性和不确定性,在接入电力系统时,导致系统输出负荷稳定性受到多种因素严重影响,包括风速、光照强度、温度、湿度等自然因素,电力系统的调度策略、负荷需求等人为因素。因此,为了构建高效准确的新能源接入电力系统输出负荷预测模型,本文首先需要辨识出对输出负荷影响显著的关键因素,采用灰色关联分析法来量化各影响因素与新能源输出负荷之间的关联程度,从而筛选出关键影响因素^[3]。具体来说,假设历史新能源接入电力系统输出负荷数据为 $X_0=\{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\}$,其中 n 为数据数量,本文将其当作参考序列,并选取多个可能的影响因素数据,如风速、光照强度、温度、湿度、日类型等,本文将其当作比较序列,记为 $X_i=\{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(N)\}$,其中 N 为影响因素数量。对于任意数据点 k ,本文计算参考序列 X_0 与比较序列 X_i 在该数据点上的关联系数 $G_{0i}(k)$ 为:

$$G_{0i}(k) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \mu \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \mu \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

1. 国网陕西营销服务中心(计量中心) 陕西西安 710075

式中： μ 表示分辨系数； $\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 、 $\max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|$ 分别表示参考序列 X_0 与比较序列 X_i 在数据点 k 上的两级最小差和两级最大差。基于式 (1) 所求关联系数，进一步计算出参考序列 X_0 与比较序列 X_i 之间的关联度为：

$$D_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N G_{0i}(k) \quad (2)$$

式中： D_i 表示参考序列 X_0 与比较序列 X_i 之间的关联度，取值范围为 $[0,1]$ ，其值越接近于 1，则说明这两个序列之间的关联程度越大。

因此，根据式 (2) 所求关联度的大小，可以对新能源接入电力系统输出负荷预测的各个影响因素进行排序，本文选择关联度较大的若干因素作为关键影响因素。在辨识出新能源接入电力系统输出负荷预测的关键影响因素后，还需要对这些因素的原始数据进行归一化处理，以消除量纲和数值范围差异对预测结果的影响，这里本文采用最大-最小标准化方法进行处理^[4]，具体表达式为：

$$X' = \frac{X - \min X}{\max X - \min X} \quad (3)$$

式中： X 、 X' 分别表示归一化处理前、后的新能源接入电力系统输出负荷预测的关键影响因素数据； $\min X$ 、 $\max X$ 分别表示原始新能源接入电力系统输出负荷预测的关键影响因素数据的最小、最大值。

通过上述步骤，本文可以获得高质量的关键影响因素数据集，为后续构建新能源接入电力系统输出负荷预测模型奠定坚实基础。

2 大数据分析技术预测新能源接入电力系统输出负荷

由于传统的负荷预测方法往往难以捕捉新能源接入电力系统输出负荷的变化规律，所以本文引入了具有强大数据处理和分析能力的大数据分析技术^[5]，挖掘新能源接入电力系统输出负荷的潜在规律。在大数据分析技术中，长短期记忆网络 (LSTM) 具有处理时间序列数据的优势，更为准确地捕捉数据中的长期依赖关系，因此本文基于大数据分析技术，构建一个 LSTM 模型，进行新能源接入电力系统输出负荷预测。具体来说，本文构建的 LSTM 模型由输入、LSTM 及输出层组成。当关键影响因素数据从输入层输入到模型中，会被传输至 LSTM 层中。在 LSTM 层上，首先，遗忘门负责控制上一时刻细胞状态中新能源接入电力系统输出负荷预测关键影响因素数据的保留程度：

$$W_t = f(\omega_w \cdot [Y_{t-1}, X_t] + Z_w) \quad (4)$$

式中： X_t 、 W_t 分别表示当前时刻遗忘门的输入与输出； f 表示激活函数； ω_w 、 Z_w 分别表示遗忘门的权值和偏置项； Y_{t-1} 表示上一时刻细胞的隐藏状态输出。同时，输入门负责控制

当前时刻新能源接入电力系统输出负荷预测关键影响因素数据对细胞状态的更新：

$$S_t = f(\omega_s \cdot [Y_{t-1}, X_t] + Z_s) \quad (5)$$

$$B_t' = \tanh(\omega_b \cdot [Y_{t-1}, X_t] + Z_b) \quad (6)$$

式中： S_t 表示当前时刻输入门的输出； ω_s 、 Z_s 分别表示输入门的权值和偏置项； ω_b 、 Z_b 分别表示细胞状态的权值和偏置项； B_t' 表示细胞状态更新值。然后，结合上述遗忘和输入门的输出，进行当前细胞状态更新：

$$B_t = W_t \cdot B_{t-1} + S_t \cdot B_t' \quad (7)$$

式中： B_{t-1} 表示上一时刻的细胞状态； B_t 表示当前更新后的细胞状态。根据上式完成细胞状态更新后，即可通过输出门获取当前时刻的隐藏状态输出^[6]：

$$Y_t = C_t \cdot \tanh(B_t) \quad (8)$$

其中：

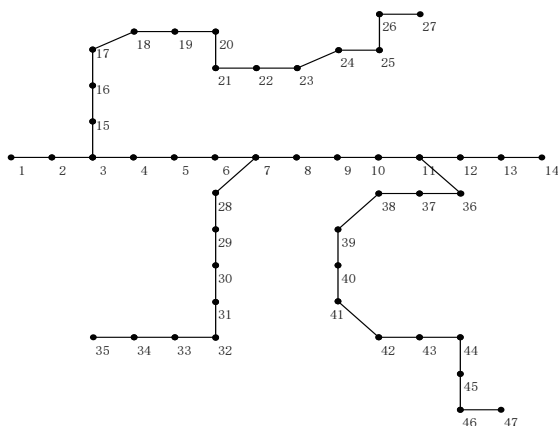
$$C_t = f(\omega_c \cdot [Y_{t-1}, X_t] + Z_c) \quad (9)$$

式中： Y_t 表示当前时刻细胞隐藏状态的输出，即根据关键影响因素数据预测的新能源接入电力系统输出负荷值； C_t 表示当前时刻输出门的输出； ω_c 、 Z_c 分别表示输出门的权值和偏置项。最后，将上述 LSTM 层得到的输出由模型输出层输出，即可得到新能源接入电力系统的输出负荷预测值^[7]。总之，本文通过大数据分析技术捕捉了关键影响因素数据与输出负荷之间的长期依赖关系，可以将归一化处理后的关键影响因素数据映射到新能源接入电力系统输出负荷预测结果上，为电力系统的稳定运行提供有力支持。

3 实验分析

3.1 实验设置

本章将在一台配置为 Intel Core i7-10700K CPU @ 3.80 GHz, 32 GB RAM, NVIDIA GeForce RTX 3080 GPU 的计算机上展开新能源接入电力系统输出负荷预测的仿真对比实验。在本次仿真对比实验中，以本文所设计的基于大数据分析的新能源接入电力系统输出负荷预测方法作为实验组，并引入基于改进 SVM 的新能源接入电力系统输出负荷预测方法和基于 Autoformer 的新能源接入电力系统输出负荷预测方法作为对照组，针对图 1 所示的 IEEE-47 节点系统的输出负荷进行预测。图 1 中的 IEEE-47 节点系统中接入了风力发电机组和光伏发电机组，其装机容量分别为 200 MW 和 150 MW。实验过程中，收集该电力系统过去一年的历史输出负荷数据，风速、光照强度等气象数据，以及各机组的发电量和运行状态数据作为实验样本。分别应用实验组方法和两种对照组方法进行系统输出负荷预测，对比分析预测结果。



基于 OXC 技术的数据中心网络优化研究

陈 隽¹
CHEN Jun

摘 要

随着数字经济快速发展,数据中心规模持续扩张,其互联互通场景下的传输需求呈现出高带宽、低延时、易运维的核心诉求,现有网络架构已难以匹配这一发展趋势。为解决上述问题,文章提出将全光交叉技术应用于数据中心网络优化。首先,系统分析了数据中心现网的架构缺陷与传输需求痛点;其次,深入探讨了全光交叉技术的核心特性及在提升网络性能方面的独特优势;最后,结合实际网络优化项目的实践数据,验证了该技术在提升数据中心间传输带宽、降低延时及简化运维流程等方面的显著效能。研究表明,全光交叉技术为大规模数据中心网络升级提供了可行的技术路径,具有重要的工程应用价值与推广前景。

关键词

数据中心网络;全光交叉技术;大带宽;低时延;可重构光分插复用器技术

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.01.032

0 引言

随着信息化建设的不断发展,大数据成为生活和生产中的重要因素,网上购物、智能制造、物联网、线上医疗、网上金融、人工智能等应用,产生了海量数据,推进了云计算、数据中心等的建设落地,同时也对大数据的传输和存取提出了更高要求,需要响应快速,实时在线,网络健壮,运维便捷,促使数据中心网络间的互联效率成为提升数据中心性能的重要一环。

1. 上海市信息网络有限公司 上海 200081

1 数据中心网络的基本架构

这些年大量的数据中心建设、升级和改造,新的应用,提出新的需求,结合网络通信技术的发展,促使数据中心网络也不断更新。

1.1 数据中心网络的定义与功能

数据中心网络是指连接数据中心之间的服务器、存储设备和连接网络设备的基础设施,用于支持计算、存储资源及应用开发服务的运行。其主要功能包括数据传输、应用程序响应、资源共享、负载均衡以及提供高可用性和容错能力。

参考文献:

- [1] 周思明,段金长,李颖杰,等.一种改进的 SVM 短期电力系统负荷预测方法[J].沈阳工业大学学报,2023,45(6): 661-665.
- [2] 唐利涛,张智勇,陈俊,等.基于 Autoformer 的电力负荷预测与分析研究[J].华东师范大学学报(自然科学版),2023(5): 135-146.
- [3] 李文升,孙东磊,郑志杰,等.基于 QWDAE 和 HWMHG-RU 融合的电力系统短期负荷预测模型[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(9):62-67.
- [4] 王健,易妹慧,刘浩,等.基于注意力机制优化长短期记忆网络的短期电力负荷预测[J].中南民族大学学报(自然科学版),2023,42(1):73-81.
- [5] 陈晓红,王辉,李喜华.基于 KPCA-CNN-DBiGRU 模型的短期负荷预测方法[J].管理工程学报,2024,38(2): 221-231.
- [6] 樊江川,于昊正,王冬生,等.基于 PLESN 和 LESQRN 概率预测模型的短期电力负荷预测[J].燕山大学学报,2024,48(1): 54-61.
- [7] 秦烁,赵健,徐剑,等.基于多任务学习和单任务学习组合模型的综合能源系统多元负荷预测[J].电网技术,2024,48(4): 1510-1522.

【作者简介】

尹璐(1990—),女,山西灵石人,本科,工程师,研究方向:负荷管理。

(收稿日期:2025-07-07 修回日期:2026-01-04)