

基于大数据分析的电力负荷预测模型研究

魏占江

晋中市众辉供电服务有限公司和顺分部 山西晋中

【摘要】随着电力需求增长，精准负荷预测至关重要。利用大数据技术，整合海量电力数据，涵盖历史负荷、气象、经济等信息。经数据预处理、特征提取，构建多元预测模型，融合机器学习与深度学习算法。模型有效提升预测精度，助力电力系统稳定运行、优化调度，为电力行业科学决策提供有力支撑。

【关键词】电力负荷；大数据；预测模型；机器学习；深度学习

【收稿日期】2025 年 1 月 18 日 **【出刊日期】**2025 年 2 月 16 日 **【DOI】**10.12208/j.jeea.20250041

Study on power load forecasting model based on big data analysis

Zhanjiang Wei

Jinzhong Zhonghui Power Supply Service Co., Ltd. Heshun Branch, Jinzhong, Shanxi

【Abstract】 As electricity demand grows, precise load forecasting becomes crucial. Leveraging big data technology to integrate vast amounts of power data, including historical loads, weather, and economic information, is essential. After preprocessing the data and extracting features, a multi-faceted prediction model is constructed, integrating machine learning and deep learning algorithms. This model effectively enhances prediction accuracy, supporting the stable operation and optimized scheduling of power systems, providing robust support for scientific decision-making in the power industry.

【Keywords】 Power load; Big data; Prediction model; Machine learning; Deep learning

引言

当今社会，电力是各领域运转基石。电力负荷波动影响供电稳定性，传统预测方法难满足复杂需求。为保障可靠供电、优化资源配置，借助大数据挖掘电力数据价值，构建精准预测模型意义重大，可更好应对负荷变化挑战。

1 大数据采集整合

在数字化转型的浪潮中，电力系统已然成为海量数据的富矿。其数据来源极为广泛，智能电表宛如一位兢兢业业的记录员，实时捕捉并详尽记录着每一位用户的用电详情，从日常的家庭照明用电，到工业生产设备的高功率运转耗电，都事无巨细地被记录下来^[1]。变电站则如同电力网络的关键枢纽，其监测数据涵盖了电压、电流、功率因数等多维度信息，这些数据对于洞悉电力系统的实时运行状态起着举足轻重的作用。

面对如此繁杂的数据来源，首要任务便是打破

数据孤岛现象。不同的数据库、系统，犹如一座座信息孤岛，彼此孤立，数据格式、存储方式各异。要想充分挖掘这些数据的价值，就必须将历史负荷数据、气象数据（包括温度、湿度、风速等影响电力负荷的关键气象因素）、节假日数据等各类关联数据进行全面收集。在收集过程中，需耗费大量精力对数据进行梳理，制定统一的格式标准，随后将其存储于精心构建的数据仓库之中^[2]。这一过程犹如搭建一座稳固的大厦地基，为后续深入的数据挖掘与分析工作奠定坚实基础。

原始数据并非完美无瑕，噪声与缺失值问题屡见不鲜。数据噪声可能源于传感器故障、通信干扰等多种因素，导致部分数据出现异常波动，偏离真实值。缺失值的产生则可能由于设备故障未及时记录、数据传输过程中丢失等原因。为确保数据质量，数据清洗工作不可或缺。在实际操作中，常用均值填充法，即计算该数据列的平均值，用此均值来填

作者简介：魏占江（1973-）男，汉，山西晋中，大专，研究方向为电力工程。

补缺失值,让数据保持连贯性。插值法也是常用手段,通过已知数据点,运用数学算法推测出缺失值的合理数值。针对噪声数据,可采用滤波算法,去除异常波动,还原数据的真实面貌。只有经过精心清洗的数据,才能在后续的电力负荷预测模型构建中发挥可靠作用,为提升电力系统运行效率提供有力支撑。

2 特征工程构建

电力系统所产生的原始数据,其维度之高令人咋舌,冗余度也处于极大状态,这无疑给后续的有效分析与应用设置了重重障碍,带来了极为严峻的挑战。因此,如何从这海量且繁杂的原始数据里精准提取关键特征,已然成为当下电力领域亟待解决的当务之急^[3]。在实际操作中,深入细致地剖析负荷曲线的变化规律是关键一环。以日时段分析为例,借助先进的数据处理工具与算法,能够清晰观察到用电高峰通常在工作日的傍晚时分集中出现,此时家庭用电与商业用电需求叠加,功率急剧攀升,而用电低谷一般出现在凌晨时段,各类电器设备大多处于关闭状态,用电功率大幅下降,且能精准捕捉到高峰与低谷间变化幅度的具体数值。周时段分析方面,通过对比工作日与周末的用电数据,可直观展现出工作日期间,由于办公场所的运转,用电模式呈现出稳定且较高的状态,而周末时,办公用电锐减,家庭休闲娱乐用电占比提升,用电模式与工作日存在显著差异。季时段分析则更具意义,在夏季,随着气温升高,空调等制冷设备的广泛使用,用电需求急剧增加;冬季时,取暖设备的大量投入使用同样拉高了用电需求,通过对季时段的分析,有助于全面把握因季节更替导致的用电需求变动,为电力系统的科学调度与合理规划提供坚实的数据支撑。

气象因素诸如温度、湿度、气压等,与电力负荷之间存在着千丝万缕且极为紧密的关联^[4]。我们运用先进的数据挖掘技术,深入挖掘其中隐藏的气象敏感特征。从过往大量详实的研究资料可以发现,当气温急剧升高时,人们为了避暑,空调的使用频率会大幅攀升;而当气温急剧降低,供暖设备则会高频率运转,这两种情况都会进而显著影响电力负荷。以夏季高温时段为例,在某些极端炎热的城市,温度每升高 1 摄氏度,电力负荷增量可达兆瓦级别。

湿度对电力负荷也有一定影响,在潮湿环境下,一些电气设备散热效率降低,运行功率提升,间接增加电力消耗。引入日期类型判断,能够精准识别节假日对负荷的影响特征。节假日期间,工业生产活动因休假而大幅减少,而居民生活用电模式因居家时间变长而改变,商业用电也因消费场景变化而与平日不同,比如商场在节假日的营业时间延长、客流量增加,导致电力负荷呈现出独特的变化趋势。像春节期间,城市整体电力负荷中工业用电占比可下降至平日的 30% 左右,而居民和商业用电占比显著提升。

完成特征提取后,为进一步提升模型训练效率,我们采用主成分分析(PCA)方法进行降维处理。在面对海量且复杂的特征数据时,PCA 能够在众多特征中,通过严密的数学计算筛选出强相关特征组合。它依据数据的方差贡献率,将那些对整体数据特征影响较大的成分保留,舍去影响微弱的部分。在最大程度保留数据核心信息的有效降低数据维度,减少计算量。经过 PCA 处理后,数据维度可能从原本的数十维甚至上百维,降低至个位数的关键维度,为后续模型的高效训练奠定坚实基础。

3 模型搭建训练

在模型搭建环节,我们审慎考量并选用了机器学习领域的决策树、支持向量机以及深度学习范畴的神经网络模型。决策树模型以其独树一帜的基于规则划分数据的方式开展预测工作,具有极为突出的可解释性。它在构建树形结构时,会对数据进行循序渐进地分类操作^[5]。具体而言,每一个内部节点均对应于一个属性上的测试,分支则是测试输出结果,叶节点代表类别或值。这种清晰明了的结构设计,让用户能够毫不费力地洞悉模型的决策流程,无论是电力领域专业人士复盘预测过程,还是新入行人员学习模型原理,都能从决策树的结构中获取直观且有用的信息。

神经网络模型依托多层神经元构建起的复杂结构,拥有强大的自动学习复杂模式的卓越能力。它模拟人类大脑神经元的工作机理,如同大脑通过神经元之间的信号传递来处理信息一般,神经网络在大量数据的反复训练下,持续对神经元之间的连接权重进行调整^[6]。在电力负荷预测场景下,电力负荷受到季节更替、工作日与节假日差异、突发事件等

诸多因素影响,呈现出复杂多变的特性,而神经网络模型能够凭借其复杂结构与学习能力,精准捕捉这些因素交织下电力负荷的复杂变化规律,为电力系统运行提供可靠的负荷预测依据。

在模型训练过程中,我们运用经过精心处理后的数据进行训练。将数据合理划分为训练集与验证集,训练集用于模型参数的学习,验证集则用于在训练过程中对模型性能进行评估与监控。对模型的超参数进行细致调优,例如神经网络的层数、节点数等。通过误差反向传播算法不断优化模型的权重,使模型在训练过程中逐渐收敛到最优性能状态,确保模型能够准确地对电力负荷进行预测。在训练决策树模型时,需要仔细调整树的深度、最小样本分割数等超参数,以防止过拟合或欠拟合现象。对于支持向量机,核函数的选择以及惩罚参数的设定对模型性能影响显著,需通过反复试验来确定最优值。

4 模型评估应用

为精准评估电力负荷预测模型的预测精度,我们引入了均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)等经典评估指标。均方根误差能够反映预测值与真实值之间误差的平均幅度,对较大误差更为敏感,它通过对误差的平方求均值再开方,使得较大误差在计算结果中占据更显著的权重,能够直观地展示出模型在面对较大偏差时的表现^[7]。平均绝对误差则简单直观地衡量了预测值与真实值偏差的平均程度,它不考虑误差的方向,仅关注误差的绝对值大小,让我们能够快速了解模型预测结果偏离真实值的平均水平。在测试阶段,我们将不同模型在测试集上的预测值与真实值进行了细致入微的对比,通过精确计算 RMSE 和 MAE,全面且清晰地评估各模型的性能优劣,为后续筛选提供有力依据。

在众多模型中,表现最为优异的模型将被部署到电力调度系统中,肩负起至关重要的任务。电力调度人员能够依据模型预测的负荷数据,提前制定科学合理的发电计划。根据模型预测在用电高峰时段的负荷增长趋势,提前安排大型发电机组增加发电量,确保电力供应能够满足需求^[8]。他们还能精准调配电力资源,优化电网中不同区域的电力分配,有效平衡电力供需关系,确保电力系统的稳定、可靠运行,减少因电力供应不足或过剩导致的各类问题。

在模型实际运行过程中,我们构建了一套实时

监测系统,持续跟踪预测误差。由于电力负荷受到季节更替、气候变化、经济活动等多种复杂因素的影响,始终处于动态变化之中,这种持续的监测就显得尤为重要。一旦监测到预测误差超出设定范围,反馈机制将迅速启动,模型会根据新的数据和误差情况进行及时修正。当夏季高温导致空调用电大幅增加,模型会通过反馈机制学习到这一变化,调整自身的预测参数,以适应新的负荷模式。通过这种持续的监测与修正,模型能够不断适应新的变化,始终保持良好的预测性能,为电力系统的高效运行提供坚实有力的支持。

5 结语

大数据驱动的电力负荷预测模型在提升电力系统运行效率上已显成效。未来,随着数据量增长、算法革新,模型将更精准。一方面深化多源异构数据融合,引入用户行为等新数据;另一方面探索量子计算与预测模型结合,加速计算,为智能电网建设、能源转型铺就坚实道路,保障电力供应持续稳定可靠。

参考文献

- [1] 俞健心.基于大数据分析的电力负荷模型构建[J].信息记录材料,2024,25(07):147-149.
- [2] 臧柏棋,张浩.考虑新兴负荷的城市电力负荷分析与预测[J].科技与创新,2025,(06):117-120.
- [3] 高捷,董杰,俞金云,等.基于 GIS 数据的中长期负荷预测与区域调控技术[J].信息技术,2025,(03):192-196.
- [4] 杨晓明.基于电力负荷预测的工业园区“双碳”体系建设研究[J].电气技术与经济,2025,(03):248-250.
- [5] 方雨兴,李梅.区域综合能源系统短期电力负荷预测[J].延边大学学报(自然科学版),2025,51(01):111-114.
- [6] 朱俊澎,李子钰,李虎军,等.基于负荷分解与辨识的短期电力负荷预测[J].电力需求侧管理,2025,27(02):55-61.
- [7] 凌荣光,许巍,严若婧,等.面向电力需求分析的多源数据处理算法设计[J].电子设计工程,2025,33(05):147-151.
- [8] 曹华珍,韦斌,高超,等.基于深度信念网络的电力负荷短期预测方法[J].新型电力系统,2025,3(01):111-124.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

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



OPEN ACCESS