

气象因子影响下的短期电力负荷预测方法综述

施闻韬 张雨彤 张泽华 赵宇璐 金宏辉 丁佳炜 李婧娇

南京工程学院电力工程学院/沈国荣学院，江苏南京，211167；

摘要：电力系统不断建设，从宏观上对负荷预测的各种预测方法也愈加成熟，然而气象因素对短期负荷预测的影响也成为了精细化电力系统负荷预测的一个方面。为此本文介绍了部分气象因子的作用机理以及比较多种在气象因子影响下的负荷预测方法的优缺点，从而帮助电力系统运营者更好地调控，提高系统的稳定性和实用性。

关键词：电力系统；气象因子；短期负荷预测

DOI：10.69979/3060-8767.26.01.002

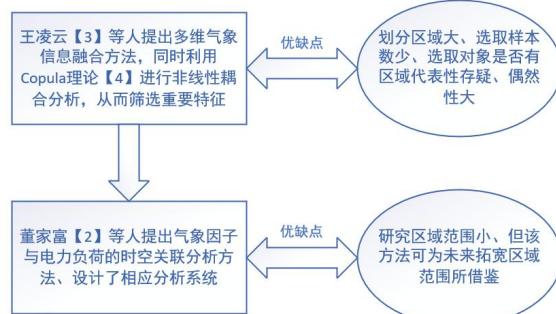
引言

随着电力系统的发展与精细化运营需求提升，短期日负荷预测的准确性至关重要。气象因素，如温度、湿度和风速等，是影响短期负荷波动最直接、最主要的外部变量。这些因素的随机性和突变性（如寒潮）常导致预测值与实际值产生较大偏差，给电网的安全稳定运行和经济调度带来挑战。

1 部分气象因子对电力日负荷预测的影响

1.1 气象因子与电力负荷之间关联关系的区域特性研究

中国国土面积辽阔，经纬度跨度较大，各区域气候差异明显，不同区域气象因子与电力负荷之间关系并不相同，尽管国外的部分学者^[1]已经就该问题进行了一些研究，但国内对于该问题的公开讨论却较为稀少。



国内部分学者研究成果图

本文探究气象因子对短期日负荷预测的影响，重点研究气象因子与电力负荷的区域关联特性。通过筛选与负荷关联度强的气象特征，为提升负荷预测精度提供关键依据。实践表明，考虑区域关联特性的负荷预测模型能显著提高预测效率和准确性，对电力系统经济运行和

能效提升具有积极作用。

1.2 气象因素对电力系统日负荷预测的影响

朱振伟^[5]整理了气象因素关于电网负荷预测的研究，主要集中体现在气温、湿度、风速等方面。而谢静芳^[6]、肖晶^[7]等人在综合了多种气象因子的基础上，归纳总结了一种新型的气象因素-人体舒适度来对电网负荷预测的影响。

1.2.1 气温

气温是影响电力负荷最显著的气象因素，其季节性变化直接导致了“夏季热负荷”和“冬季冷负荷”现象^[5]。特别是气温突变会引起负荷的剧烈波动，对预测精度构成严峻考验^[8]。为应对此类影响，电力系统通常采用需求侧响应激励用户错峰用电、配置储能系统平衡负荷，以及增加可再生能源以提升电网灵活性等综合性措施^[7]。

1.2.2 湿度

湿度变化显著影响电力负荷。高湿环境会加剧夏季闷热和冬季寒冷，导致空调与取暖设备用电需求增加、运行时间延长，进而推高整体电力负荷。同时，湿度波动也会改变用户用电行为，并影响发电设备效率，增加电网运行与负荷预测的复杂性。因此，电力公司需在预测模型中充分考虑湿度因素，以提升调度准确性，保障系统稳定。

1.2.3 人体舒适度

谢静方^[6]指出了部分气象因素与人体舒适度之间的部分关系。人体的舒适度通常由温度和湿度共同决定。适宜的温度范围通常在20°C至24°C之间，而相对湿度在30%至60%之间。当这两个因素超出舒适范围时，人体感受到的不适会增加，从而影响用电需求。空气流

动和辐射热等因素也会影响舒适度。例如，风速增加可以增强蒸发冷却效果，从而提高舒适度。不仅如此，杜彦巍^[9]结合综合气象指数对电力负荷的影响分析。

2 关于研究在气象因子影响下的日负荷预测的方法

负荷预测的核心在于基于历史数据和外界因素，通过数学模型预测未来负荷。其中，短期日负荷预测是关键，且受气象因子影响显著。预测方法可划分为传统统计学方法与新型网络方法，二者各有优劣。

2.1 传统统计学方法

早期研究主要采用传统统计学方法。多元线性回归模型被广泛用于建立气象变量与负荷之间的线性关系，但其难以处理复杂的非线性特征。邓春红等人^[12]所使用的灰色预测理论，在一定程度上弥补了文献^{[10][11]}气象因素考虑并不完全的问题。为捕捉负荷的时间序列特性，带外生变量的自回归滑动平均模型（ARMAX）等方法被引入，它们将历史负荷数据与气象因素结合，取得了一定效果^[13]。然而，此类方法普遍基于线性假设，对电力负荷固有的高非线性和非平稳性特征拟合能力有限，是其根本的局限性。

2.2 深度学习方法

随着人工智能技术的发展，以深度学习为代表的模型因其强大的非线性拟合能力成为研究热点。其中，卷积神经网络（CNN）擅长提取数据中的局部相关特征^[15]，而长短时记忆网络（LSTM）则通过其独特的门控结构，在处理时间序列的长期依赖问题上表现出色。为了发挥不同模型的优势，研究者们提出了多种混合深度学习架构。例如，将 CNN 与 LSTM 结合^[14]，利用 CNN 提取负荷序列的深层特征，再由 LSTM 捕捉其时序动态。尽管深度学习方法显著提升了预测精度，但其“黑箱”特性导致模型可解释性不强，且对数据质量和训练样本量要求较高，是其应用中需要注意的问题。

2.3 集成学习方法

针对电力负荷序列高度非平稳的特性，单一模型往往难以达到理想的预测精度。因此集成模型框架成为当前研究的主流和前沿。该框架的核心思想是“分而治之”，即先利用信号分解技术将原始的、复杂的负荷序列分解为若干个相对平稳、规律性更强的子序列，然后对每个

子序列分别建立最适合的预测模型，最后将各子序列的预测结果集成，得到最终的负荷预测值。

在分解阶段，季节性趋势分解（STL）、小波分解、经验模态分解（EMD）及其改进算法、变分模态分解（VMD）等是常用的技术。例如，杨军等人的研究中便采用了 STL 来提取负荷中的气象成分。STL 的优势在于能够清晰地分离出序列的趋势项、季节项和残差项。

在预测和集成阶段，研究者们常将分解方法与深度学习模型（如 LSTM）相结合。例如，邓立等人提出的多尺度数据融合方法，有效整合了不同时间尺度的气象信息。“分解-集成”框架显著提升了预测模型的精度和鲁棒性，但其效果在很大程度上依赖于分解方法的选择和参数设置，如何实现分解过程的自适应优化，是该领域当前的研究重点。

在以往的研究中，大部分都是分析电力负荷与气象因子的线性关系，但对非线性关系研究相对较少。杨军等人采用最大信息系数（MIC）分析气象因子与电力负荷的关联性，该方法能同时捕捉线性和非线性关系，从而识别关键气象影响因素。互信息的方程为：

$$I(x, y) = \int P(x, y) \log_2 \frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} dx dy \quad (3-1)$$

MIC 方法是针对两个变量之间的关系离散在二维空间中，将当前空间在 x, y 方向划分为一定的区间数，再查看当前散点在各方格中落入的情况计算联合概率。计算公式为：

$$mic(x, y) = \max_{a \times b < B} \frac{I(x, y)}{\log_2 mic(a, b)} \quad (3-2)$$

式(3-2)中，(a,b)是在(x,y)方向划分格子的一个数，B 是变量，B 设置为数据量的 0.6 次方。最后建立基于 LSTM 网络和多气象因子特征、按季节分类的最大电力负荷预测模型。

3 基于新能源发展形式下气象因子的负荷预测

“双碳”战略的推进使得以风能、太阳能为代表的可再生能源在电力系统中的渗透率迅速提高。这些新能源具有显著的波动性、随机性和间歇性，给传统的负荷预测带来了深刻的变革和新的挑战。研究的焦点正逐渐从预测单一的用户侧负荷，转向预测波动性更强的系统净负荷。

为应对这一挑战，研究思路主要沿着以下几个方向

发展：

一是构建考虑新能源出力的系统优化与调度模型。部分研究将可再生能源的波动出力视为“负负荷”，并将其与传统用户负荷叠加，以此为基础进行系统调峰成本的测算与优化。另一些研究则关注在极端天气下，如何评估和提升包含大量新能源的电力系统的韧性，以保证供电的可靠性。

二是开发适应高不确定性的先进预测算法。随着预测对象的改变，传统模型的精度面临瓶颈。因此，研究者们致力于将更先进的人工智能技术应用于净负荷预测。例如，针对新能源微电网的预测难题，有学者利用极限学习机（ELM）和前馈神经网络相结合，以提升预测速度和准确性。此外，为进一步优化模型性能，常采用粒子群优化（PSO）等智能算法对神经网络的参数进行寻优，形成了如 PSO-BPNN 等改进模型。还有研究探索了混合模型算法，如将卡尔曼滤波与小波神经网络结合，以更好地处理新能源电网的高动态和不确定性特征。

4 总结与展望

本文系统梳理了气象因子影响下的短期电力负荷预测领域的研究进展。该领域的研究范式经历了从传统统计学模型到单一机器学习/深度学习模型，再到当前作为研究前沿的集成模型的清晰演进。研究表明，通过对包含气象因素的复杂负-荷序列进行精细化分解，并结合深度学习等非线性模型进行预测，是当前提高预测精度的最有效途径。同时，新能源的快速发展也对传统负荷预测提出了新的挑战，推动着研究向着计及源荷不确定性的净负荷预测方向发展。

参考文献

- [1] Hansong Z , Si C , Wen L , et al. Correction: Study on the influence of meteorological factors on influenza in different regions and predictions based on an LSTM algorithm. [J]. BMC public health, 2023, 23(1): 269–269.
- [1] 董家富, 薛一波. 气象因子与电力负荷的时空关联特性研究[J]. 电力信息与通信技术, 2022, 20(06): 11–23.
- [3] 王凌云, 周翔, 田恬, 等. 基于多维气象信息时空融合和 MPA-VMD 的短期电力负荷组合预测模型[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(02): 190–197.
- [4] 陈振龙, 刘俊杰, 郝晓珍. 基于扭曲混合 Copula 函数的均值-ES 模型的构建与应用[J/OL]. 统计与信息论坛, 1-12[2024-12-05].
- [5] 朱振伟 气象因素对电网负荷特性的研究 浙江大学硕士论文
- [6] 谢静方, 秦元明 气象因素与舒适度及健康 北京气象出版社
- [7] 肖晶 基于人体舒适度指数负荷特性分析方法的研究 东南大学硕士论文
- [8] 赵希正. 中国电力负荷特性分析与预测 北京中国电力出版社
- [9] 杜彦巍等 综合气象指数对电力负荷的影响分析 重庆大学学报
- [10] 朱振伟. 气象因素对电网负荷特性影响的研究[D]. 浙江大学, 2008.
- [11] 胡长洪. 考虑实时气象因素的短期负荷预测[D]. 浙江大学, 2010.
- [12] 邓春红, 王蒙. 基于相似日和灰色理论的短期电力负荷预测研究[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2017, 34(03): 93–97. DOI: 10.16055/j.issn.1672-058X.2017.0003.017.
- [13] 翁煜. 基于分位数 ARMAX 回归模型的电力负荷预测[D]. 江西财经大学, 2023. DOI: 10.27175/d.cnki.gjxcu.2023.000189.
- [14] 朱凌建, 荀子涵, 王裕鑫, 等. 基于 CNN-BiLSTM 的短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2021, 45(11): 4532–4539. ZHULingjian, XUNZihan, WANGYuxin, et al. Short-term power load forecasting based on CNN-BiLSTM [J]. Power System Technology, 2021, 45(11): 4532–4539.
- [15] 周思思, 李勇, 郭钇秀, 等. 考虑时序特征提取与双重注意力 融合的 TCN 超短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2023, 47 (18): 193–205.