

基于人工智能的电力负荷预测模型创新设计

罗睿杰

华电金沙江上游水电开发有限公司 四川成都 610000

【摘要】随着经济高速发展和科技全面进步，各行业电气化程度不断加深，电力系统规模持续扩张，电力负荷预测的重要性愈发凸显。它不仅直接影响电力资源分配，还关系到电力系统的安全稳定运行。但目前电力负荷预测面临不少难题。一方面，电力负荷受多种因素影响，像天气、经济活动、用户习惯等，这些因素的复杂性和不确定性导致数据处理难度大。另一方面，传统预测模型难以精准拟合复杂多变的负荷曲线，预测误差较大。基于此，本文针对电力负荷预测中的数据处理和模型优化展开分析，综合运用前沿技术，创新方法，旨在提高预测精度，为电力系统的规划、调度及运行决策提供可靠依据。

【关键词】电力负荷预测；人工智能；模型创新；性能评估

1 引言

在全球能源格局深刻变革、数字化浪潮汹涌的当下，电力作为清洁高效的二次能源，在经济社会发展中的基础性作用愈发凸显。从日常家居的电器运转，到工业生产的大型设备轰鸣，电力供应稳定与否，直接关乎人们的生活品质和企业的生产效益。精准的电力负荷预测，是电力系统实现安全、经济、可靠运行的关键环节。它能帮助电网提前调配资源，避免高峰时段电力短缺，低谷时段电力浪费，对保障电力供需平衡、促进电力市场有序竞争意义重大。然而，现有预测方法受复杂多变的影响因素和传统模型的局限性制约，难以满足电力系统精细化管理需求。因此，探索电力负荷预测新路径，已成为电力领域亟待解决的重要课题。

2 人工智能技术基础

2.1 机器学习算法原理

机器学习算法是实现电力负荷预测模型的基础，它能让计算机从数据中自动学习模式和规律。监督学习算法在电力负荷预测中应用广泛，如线性回归，通过构建自变量（如历史负荷数据、气象因素等）与因变量（负荷值）间的线性关系来预测，简单直观，计算效率高，能快速给出负荷预测初值，但它对复杂非线性关系拟合能力有限。决策树则基于特征对样本进行划分，生成树形决策结构，可处理非线性数据，能清晰展示数据特征与负荷预测结果的关联，不过容易出现过拟合，泛化能力较弱^[1]。支持向量机通过寻找最优分类超平面，能有效处理小样本、非线性及高维数据，在负荷预测中可挖掘复杂数据间的潜在关系，提升预测精度，但其计算复杂度较高，参数选择依赖经验。

2.2 深度学习技术核心

深度学习是机器学习的分支领域，以人工神经网络为

基础。在电力负荷预测里，多层感知机（MLP）是基础模型，由输入层、隐藏层和输出层构成，隐藏层可包含多个神经元，通过权重和偏置调整神经元间连接强度，对输入数据进行非线性变换，能学习复杂的负荷模式，缺点是训练时易陷入局部最优解。循环神经网络（RNN）及其变体长短期记忆网络（LSTM）、门控循环单元（GRU）因具备处理序列数据能力而备受青睐^[2]。RNN能利用历史负荷数据中的时间序列信息进行预测，但存在梯度消失或梯度爆炸问题；LSTM和GRU通过引入门控机制，有效解决了这一问题，能更好捕捉长时间依赖关系，准确预测负荷随时间的变化趋势。

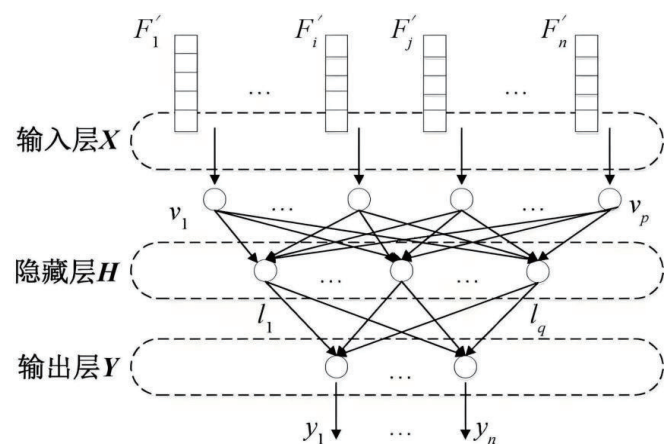


图1: MLP网络结构示意图

2.3 人工智能技术在预测领域的适用性分析

人工智能技术在电力负荷预测领域展现出强大优势和广泛适用性。一方面，其强大的数据处理能力可应对海量、高维、复杂的电力负荷数据，挖掘数据中隐藏的规律和特征，传统统计方法难以企及。例如，面对包含不同时间尺度、多种气象因素和社会经济指标的负荷数据，人工智

能算法能自动提取关键信息，建立精准预测模型。另一方面，人工智能算法的自学习和自适应特性，使其能适应负荷的动态变化，随着数据更新不断优化模型，提升预测准确性。不过，人工智能技术也存在不足，如模型可解释性差，难以直观理解预测过程和结果，在需要严格解释决策依据的场景应用受限；且训练成本高，对硬件和数据量要求大。

3 电力负荷预测模型创新设计要素

3.1 数据预处理创新策略

在电力负荷预测中，数据预处理是关键环节。传统方法存在局限性，创新策略至关重要。数据清洗上，可采用基于深度学习的异常值检测算法，如自动编码器。它能学习正常数据的特征分布，将偏离该分布的数据识别为异常值，相较于简单的阈值法，能更精准地处理复杂数据中的异常，减少错误数据对预测的干扰。在数据归一化方面，引入自适应归一化方法，根据不同时段电力负荷数据的波动特性，动态调整归一化参数，避免因固定归一化方式导致的数据特征丢失，提升模型对不同数据模式的适应性。此外，针对缺失值处理，利用时间序列生成对抗网络（TSGAN），它通过生成器和判别器的对抗学习，根据已有数据生成合理的缺失值填补方案，相较于传统的均值、插值法，能更好地保留数据的时间序列特征和相关性^[3]。

3.2 模型结构创新设计

为提升电力负荷预测精度，模型结构创新必不可少。融合注意力机制与卷积神经网络（CNN），注意力机制可让模型聚焦于关键时间步和特征，CNN则擅长提取局部特征。例如在处理电力负荷数据时，注意力 - CNN模型能捕捉到不同时段负荷数据的重要特征，强化对如高峰、低谷等关键负荷变化的学习，提升预测准确性。多尺度循环神经网络也是创新方向，通过不同尺度的循环单元并行处理数据，可同时学习到负荷数据的短期和长期依赖关系，弥补单一尺度模型在捕捉多时间尺度信息上的不足，更全面地把握负荷变化规律。此外，构建基于图神经网络（GNN）的模

型，将电力负荷数据看作节点，负荷之间的关联关系作为边，GNN能有效学习数据间的复杂拓扑结构，适用于分析不同区域负荷相互影响下的预测问题。（见图2）

3.3 模型训练与优化创新方法

模型训练与优化直接影响电力负荷预测效果。在训练算法上，采用自适应学习率算法，如Adagrad、Adadelta等，它们能根据每个参数的梯度自适应调整学习率，避免固定学习率导致的训练收敛慢或不收敛问题，加速模型训练过程，使模型更快达到最优解。引入正则化技术，如Dropout和L1、L2正则化，Dropout在训练时随机丢弃部分神经元，防止过拟合；L1、L2正则化通过对参数添加约束项，让模型权重更稀疏，增强模型泛化能力，减少模型在训练数据上过拟合的风险^[4]。同时，采用迁移学习策略，将在大规模通用电力数据上预训练的模型参数迁移到特定场景的负荷预测任务中，利用已有知识初始化模型，可减少训练时间和数据量需求，快速提升模型在新任务上的性能。

4 模型性能评估指标与优化策略

4.1 性能评估指标体系构建

构建科学的性能评估指标体系是衡量电力负荷预测模型优劣的关键。常见指标包括均方根误差（RMSE），它计算预测值与真实值误差平方和的平方根，能直观反映预测值与真实值偏差的平均幅度，RMSE值越小，表明预测值越接近真实值，模型预测精度越高，尤其对大误差较为敏感，可有效评估模型对极端负荷情况的预测能力^[5]。平均绝对误差（MAE）则是预测值与真实值误差绝对值的平均值，它能反映预测误差的平均水平，不受误差正负影响，更易理解和解释，常用于衡量模型整体预测偏差。决定系数（ R^2 ）用于评估模型对数据的拟合优度，取值范围在0到1之间，越接近1说明模型对数据的解释能力越强，能反映模型在多大程度上捕捉到了负荷数据的变化趋势。此外，还可引入平均绝对百分比误差（MAPE），以百分比形式展示预测误差，便于不同规模数据间的比较，全面衡量模型性能。

4.2 模型性能优化策略制定

为提升电力负荷预测模型性能，需制定针对性策略。从数据角度，扩充数据规模，收集更多历史负荷数据、气象数据、社会经济数据等，丰富数据特征，为模型提供更全面的学习素材，减少因数据不足导致的模型欠拟合。在模型参数调整上，运用网格搜索、随机搜索等算法，对模型超参数进行全面搜索，找到最优参数组合，如调整神经网络的隐藏层节点数、学习率等，提升模型预测精度。模型融合也是有效策略，将多个不同类型的预测模型（如线性回归、神经网络）进行组合，利用不同模型的优势，通过加权平均等方式得到综合预测结果，降低单一模型的局限性，增强模型的稳定性和泛化能力。此外，定期更新模

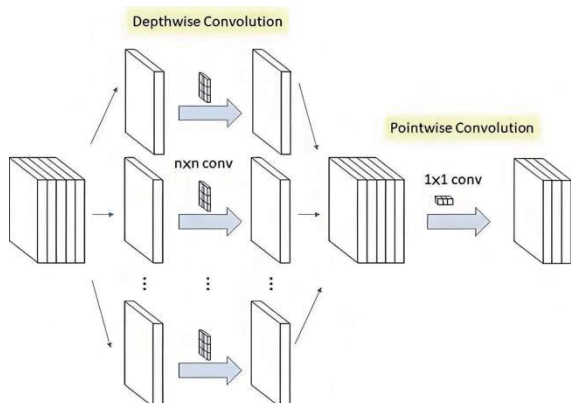


图2: CNN模型架构设计原理图

型,根据新数据重新训练,使模型适应电力负荷不断变化的特性。

4.3 不确定性分析与应对策略

电力负荷预测存在诸多不确定性因素。气象条件是主要来源之一,天气突变难以精准预测,会导致负荷预测偏差;社会经济活动的波动,如节假日、突发公共事件等,也会使电力需求出现异常变化。为应对这些不确定性,可采用概率预测方法,如构建预测区间,通过多次模拟预测,给出负荷在不同置信水平下的取值范围,而非单一预测值,为电力系统调度提供更全面的决策信息。蒙特卡洛模拟也是有效手段,通过随机生成不确定性因素的样本,多次运行预测模型,分析预测结果的概率分布,评估不确定性对预测的影响程度。同时,建立实时监测与反馈机制,实时获取最新数据,一旦发现实际负荷与预测值偏差超出阈值,及时调整模型参数或重新训练模型,以适应不确定性带来的变化。

5 模型应用

5.1 短期负荷预测在电网调度中的应用

短期负荷预测通常针对未来1小时至1周的负荷情况,在电网调度中扮演关键角色。在发电计划制定方面,精准的短期负荷预测能帮助调度人员提前规划火电机组的启停、水电的发电流量等。比如,预测到次日上午用电高峰,可提前安排火电机组增加发电出力,避免电力供不应求;若预测到夜间负荷低谷,可适当降低机组发电功率,减少能源浪费。在电网安全运行维护上,短期负荷预测可为电力系统的电压、频率调控提供依据。当预测到负荷大幅波动时,提前调整无功补偿设备,稳定电压,确保电网安全稳定运行。同时,在应对突发状况时,如恶劣天气导致部分线路故障,短期负荷预测能协助调度人员快速评估负荷转移情况,合理调整电网运行方式,保障电力可靠供应。

5.2 中期负荷预测对电力市场交易的支持

中期负荷预测一般覆盖1周到1年的时间范围,对电力市场交易意义重大。从电力供需平衡角度,市场参与者依据中期负荷预测,合理规划发电企业的发电量和售电公司的购电量。例如,发电企业预测未来几个月电力需求增长,可提前安排设备检修和燃料储备,保证发电能力;售电公司据此调整与用户的合同电量和电价策略,提升市场竞争力。在电力市场价格预测方面,中期负荷预测是重要参考因素。电力价格与供需关系紧密相连,通过对负荷的中期预测,能预估市场电力供需状况,进而为价格走势判断提供支撑,帮助市场参与者把握交易时机,降低交易风险,

实现经济效益最大化。

5.3 长期负荷预测对电力系统规划的作用

长期负荷预测针对1年以上的电力负荷发展趋势,是电力系统规划的基石。在电源规划上,根据长期负荷预测结果,合理布局新建电厂的类型和规模。若预测未来某地区负荷持续增长,且新能源资源丰富,可规划建设大型风力、太阳能发电场,优化能源结构;若负荷增长平稳,可考虑建设常规火电或核电项目,保障电力可靠供应。电网规划同样依赖长期负荷预测,预测到负荷增长集中区域,提前规划新建变电站和输电线路,加强电网建设,提高输电能力,避免出现供电瓶颈^[6]。同时,长期负荷预测还能为电力系统的设备更新换代、技术改造提供时间依据,促进电力系统长期稳定发展。

6 结语

本文围绕电力负荷预测,深入剖析人工智能技术基础,创新设计预测模型,构建评估体系并探讨其在不同场景的应用。研究成果表明,创新的数据处理、模型结构与训练方法有效提升了预测精度,为电力系统运行、交易及规划提供有力支撑。未来,可探索融合可解释性技术与深度学习模型,提升模型透明度;加强对不确定性因素的挖掘与建模,完善预测区间估计方法,推动电力负荷预测向更精准、智能、可靠的方向发展,助力电力行业迈向新高度。

参考文献:

- [1]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.
- [2]范英乐,王浩,白玉东,等.基于人工智能技术的电网调度控制业务研究[J].贵州电力技术,2020,023(005):9-15.
- [3]刘春霞,张雪艳.改进人工智能神经网络的短期电力负荷预测[J].电气应用,2013(4):74-77.
- [4]刘成山.人工智能技术在电力系统优化中的应用[J].科技创新与应用,2023,13(34):172-175.
- [5]陈岳,何双伯,杨春,等.人工智能技术在电力行业中的应用[J].河南科技,2021,40(35):5.
- [6]韩富佳,王晓辉,乔骥,史梦洁,蒲天骄.基于人工智能技术的新型电力系统负荷预测研究综述[J].中国电机工程学报,2023,43(22):8569-8591.

作者简介:

罗睿杰(1988.8.24-)男,汉族,籍贯:四川南充,研究方向:电气工程。