

2023 WORK SUMMARY

考虑相关因素的长短 时记忆网络短期负荷 预测方法

汇报人：

2024-01-14

目录

CATALOGUE

- 引言
- 长短时记忆网络基本原理
- 考虑相关因素的负荷预测模型构建
- 实验设计与结果分析
- 考虑相关因素的长短时记忆网络的优势与不足
- 结论与展望

PART 01



引言



短期负荷预测的意义

电力系统规划和运行

短期负荷预测是电力系统规划和运行的重要环节，能够为电网调度、机组组合、经济调度等提供决策支持。

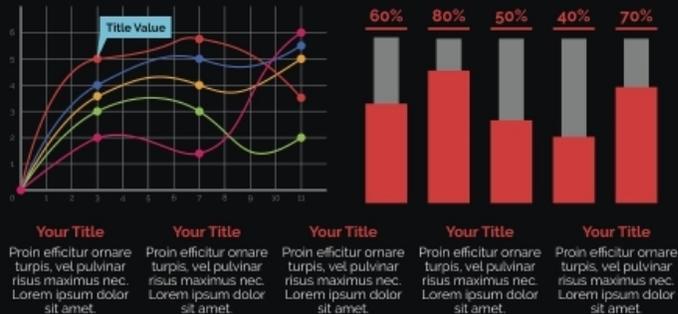


促进可再生能源消纳

短期负荷预测有助于优化可再生能源的并网和消纳，提高可再生能源利用率，推动能源转型。

Process Page

LOGOTYPE



提高能源利用效率

通过短期负荷预测，可以合理安排发电计划和调度策略，提高能源利用效率，减少能源浪费。





现有预测方法及不足

1

传统统计方法

如时间序列分析、回归分析等，难以处理非线性、非平稳的负荷数据，预测精度有限。

2

机器学习方法

如支持向量机、随机森林等，能够处理复杂的非线性关系，但需要大量样本进行训练，且对参数敏感。

3

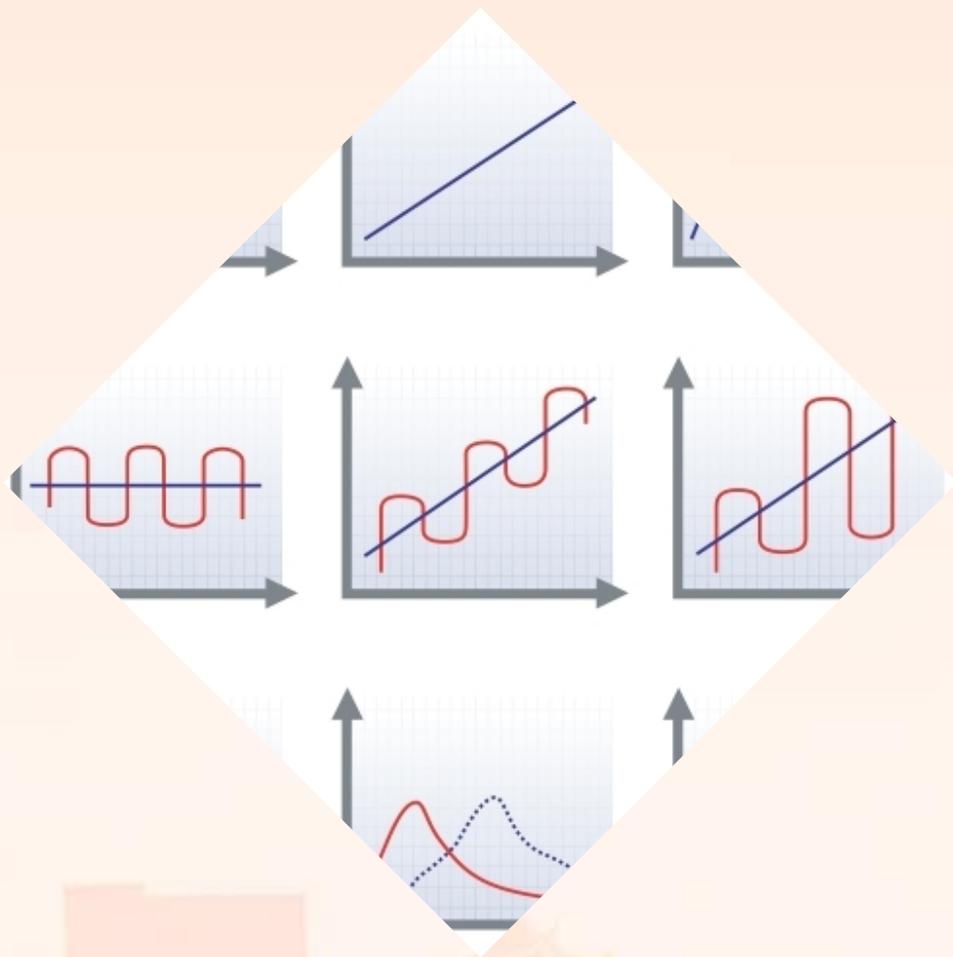
深度学习方法

如卷积神经网络、循环神经网络等，具有强大的特征提取和序列建模能力，但训练时间长，易出现过拟合等问题。





长短时记忆网络在负荷预测中的应用



序列建模能力

长短时记忆网络 (LSTM) 是一种特殊的循环神经网络，具有强大的序列建模能力，能够捕捉负荷数据中的长期依赖关系。

适用于非线性、非平稳数据

LSTM通过引入门控机制，能够有效地处理非线性、非平稳的负荷数据，提高预测精度。

结合其他技术提升性能

LSTM可以与其他技术相结合，如注意力机制、集成学习等，进一步提升负荷预测的准确性和稳定性。

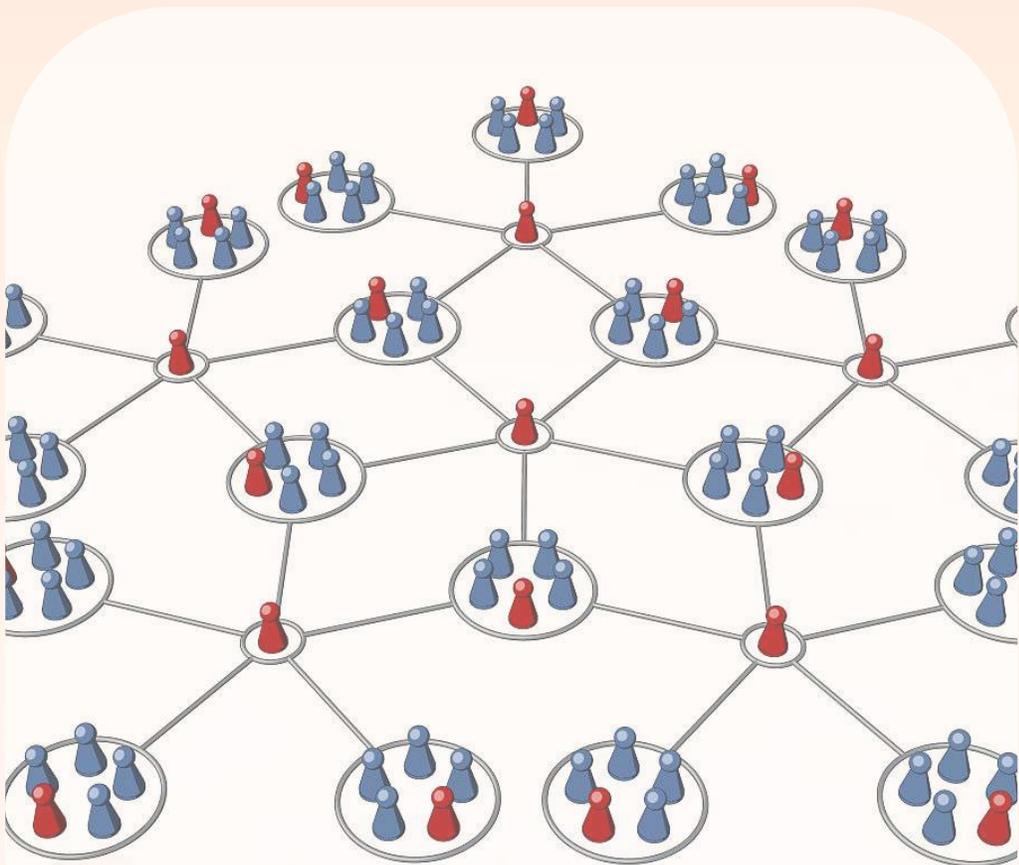
PART 02



长短时记忆网络基本原理



循环神经网络简介

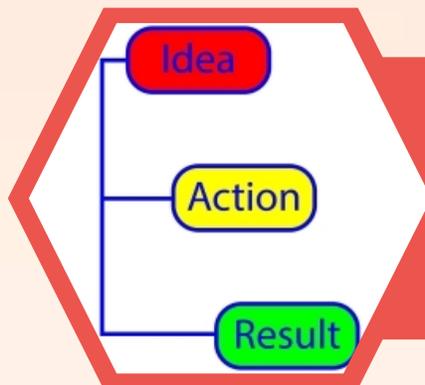


循环神经网络（RNN）是一种具有记忆功能的神经网络，能够处理序列数据。它通过在网络中引入循环连接，使得网络可以记住之前的信息，并利用这些信息进行当前的预测或决策。

RNN的基本结构包括输入层、隐藏层和输出层。隐藏层的状态不仅与当前输入有关，还与上一时刻的隐藏层状态有关，从而实现了序列数据的建模。

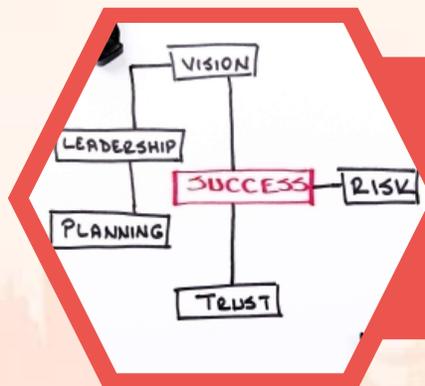


长短时记忆网络结构



长短时记忆网络 (LSTM) 是一种特殊的RNN，通过引入门控机制，有效地解决了RNN在处理长序列数据时出现的梯度消失或梯度爆炸问题。

LSTM的核心思想是通过三个门控单元（输入门、遗忘门和输出门）来控制信息的流动，从而实现对长期依赖关系的建模。



LSTM的基本结构包括细胞状态和隐藏状态。细胞状态负责保存长期信息，而隐藏状态则根据当前输入和上一时刻的隐藏状态计算得到，并用于预测或决策。

长短时记忆网络的训练与优化

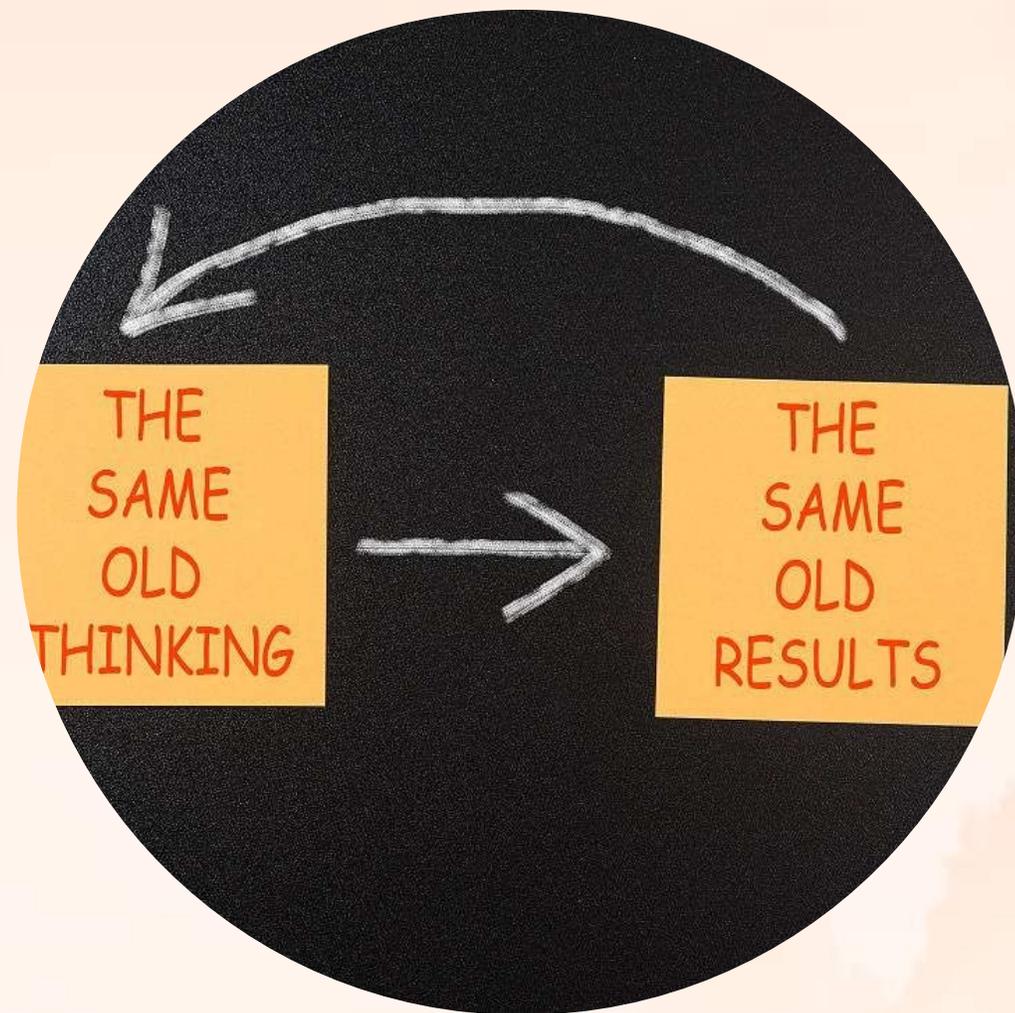
LSTM的训练通常采用反向传播算法（BPTT），通过计算损失函数对模型参数的梯度，并使用优化算法（如梯度下降法）来更新模型参数。



为了提高LSTM的训练效率和性能，可以采用一些优化技巧，如批量归一化、正则化、学习率衰减等。



针对LSTM模型的超参数选择，如网络深度、隐藏层神经元数量、学习率等，可以通过交叉验证或网格搜索等方法进行调优。



PART 03



考虑相关因素的负荷预测 模型构建

相关因素的选择与处理

气象因素

温度、湿度、风速等气象条件对负荷影响较大，需要进行实时监测和数据处理。



时间因素

包括日期、小时、季节等时间信息，对负荷变化具有周期性影响。



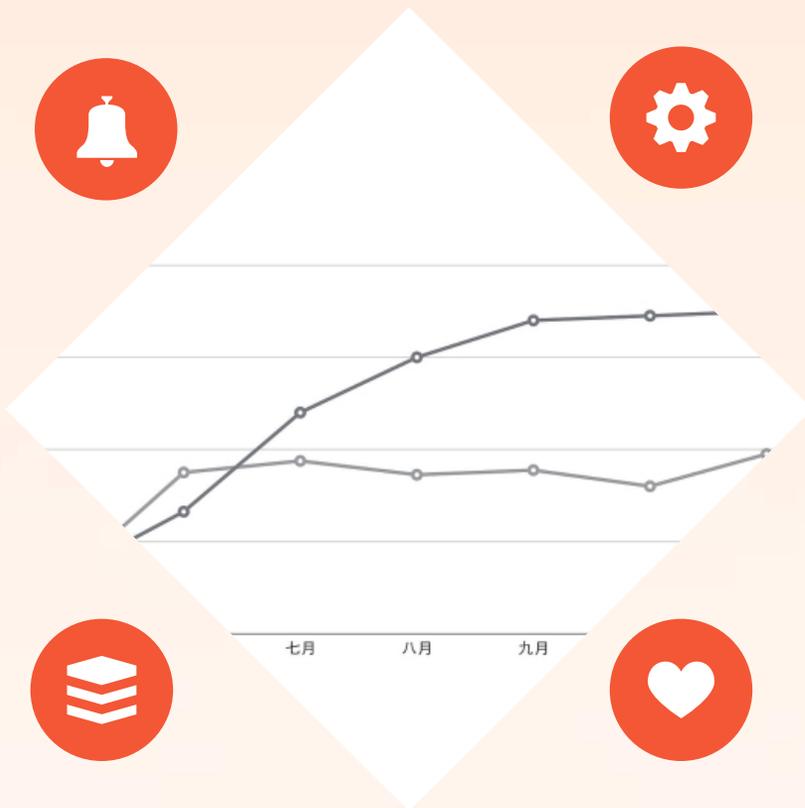
经济因素

地区经济发展水平、产业结构、电价政策等经济因素也会对负荷产生影响。



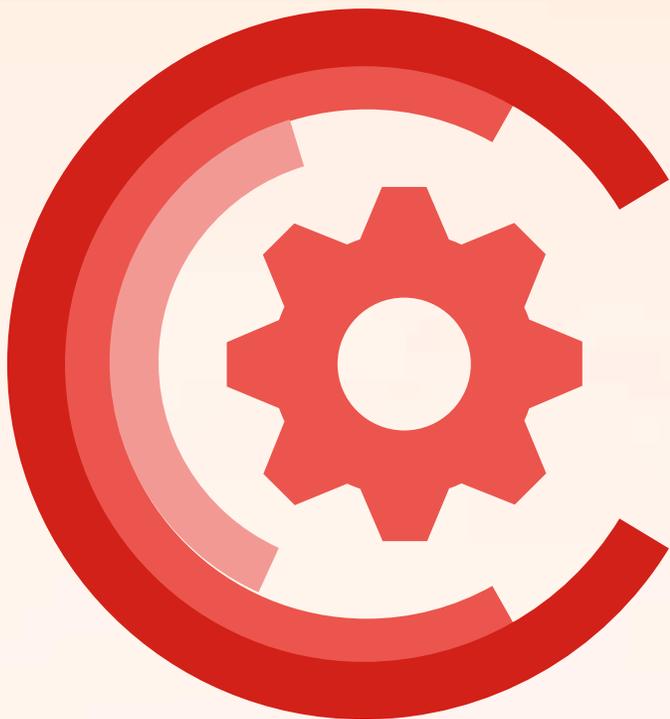
其他因素

如节假日、大型活动、设备检修等特殊情况，需要进行特殊处理和考虑。





基于长短时记忆网络的预测模型设计



输入层设计

将处理后的相关因素作为输入特征，构建多维输入向量。

长短时记忆网络层设计

利用长短时记忆网络（LSTM）捕捉序列数据的长期依赖关系，通过设置合适的网络结构和参数，实现对历史负荷数据的建模和预测。

输出层设计

将LSTM层的输出经过全连接层映射到预测目标，得到负荷预测结果。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：
<https://d.book118.com/355213341344011221>