

基于深度学习的配电网网络 系统研究综述

Overview of Research on Power Distribution Network Systems Based on
Deep Learning

汇报人：罗雪琪

汇报时间：2025年2月6日

CONTENTS

目录

01

选题背景



02

组成部分



03

研究内容



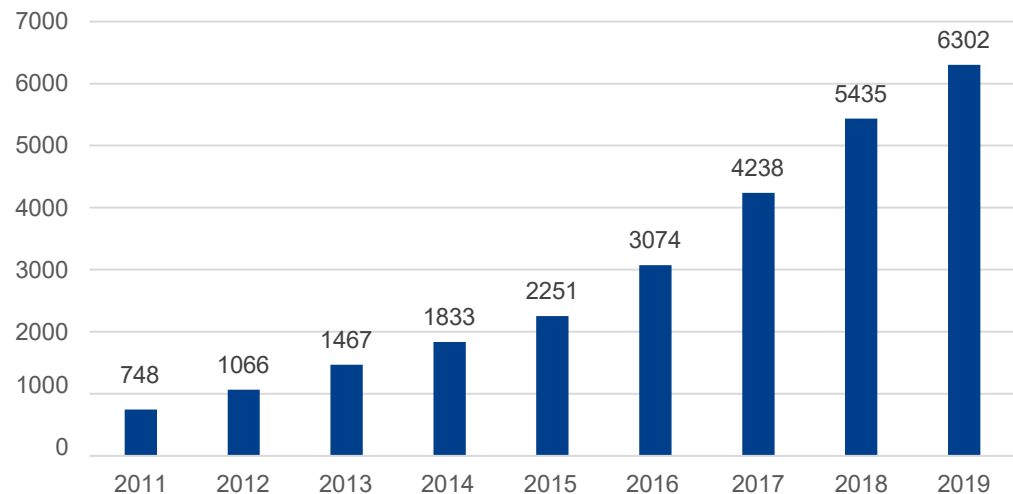
04

讨论总结



1.1 传统配电网络系统存在问题

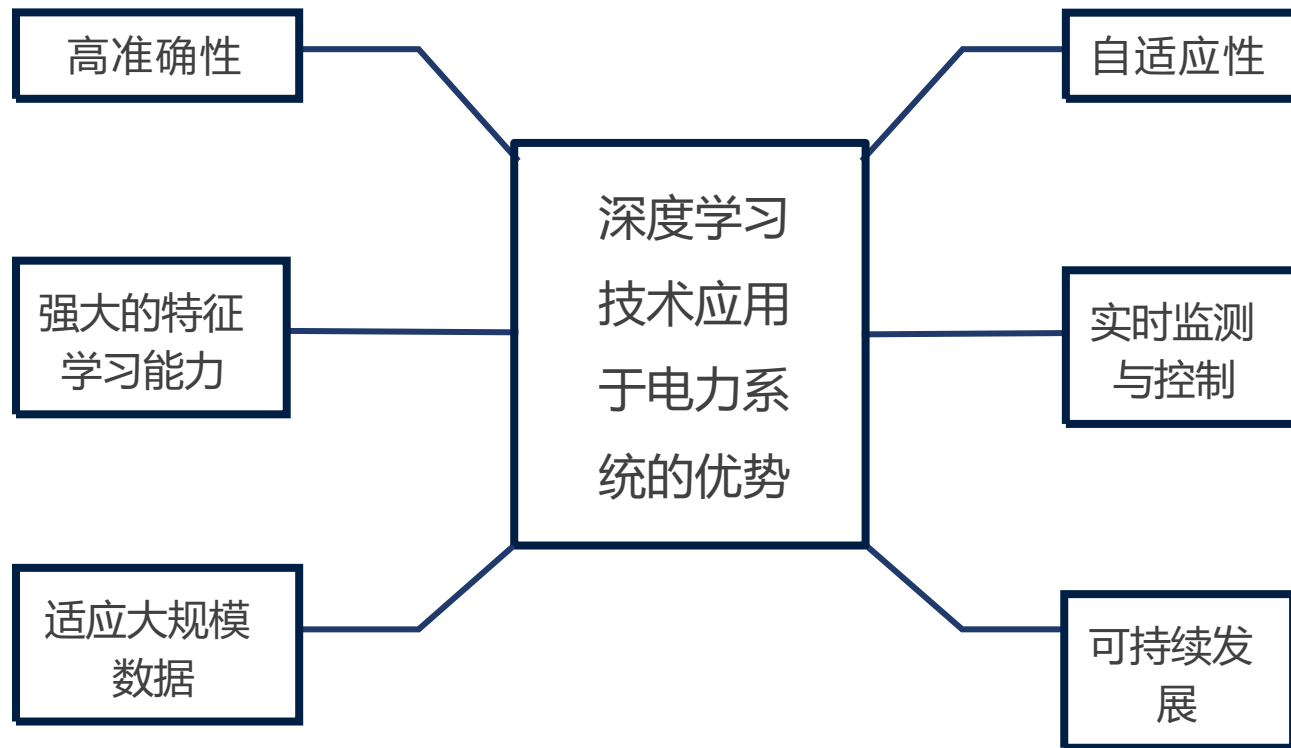
2010-2019我国新能源发电量(单位: kWh)



- 传统配电网络安全性和稳定性较差——易引起火灾、电力故障、电压不稳定等问题
- 分布式新能源发电量不断上升——传统电力系统无法面对复杂度高、维度高的问题
- 无法及时适应动态电量变化——易造成电能浪费、负荷过剩或者超载等问题

1.2 深度学习技术应用于电力配电网络的优势

- 大规模数据训练，具有较高准确度
- 应对复杂电力配电系统具有自动学习大规模数据特征能力
- 深度学习算法具有一定自适应性，出色的应对复杂、动态电力系统问题
- 实时监测和控制电力系统，提高稳定性和安全性
- 有助于电力系统优化和智能化，提高利用效率



CONTENTS

目录

01

选题背景



02

组成部分



03

研究内容



04

讨论总结

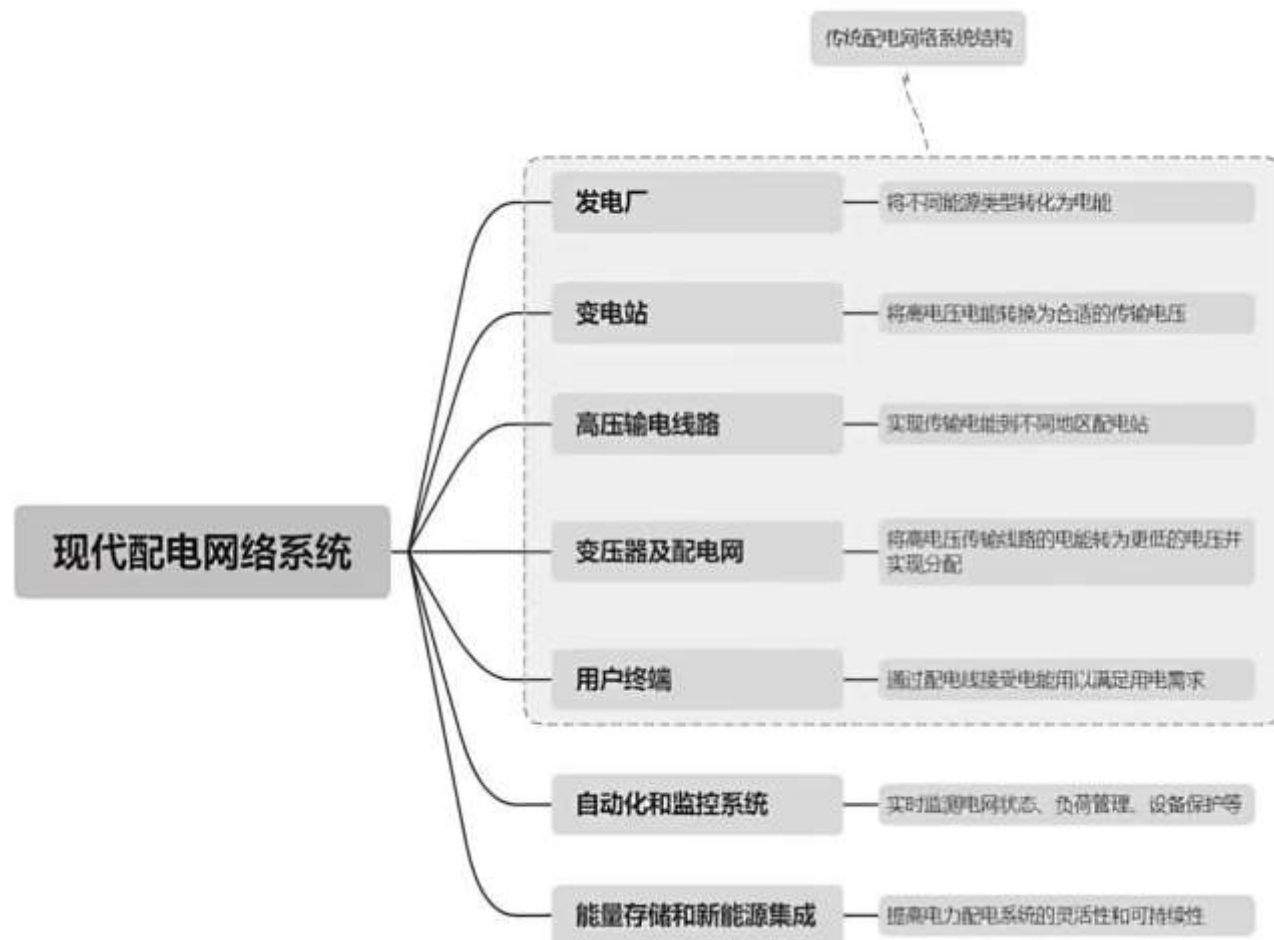


2.1 配电网系统组成部分

➡ 定义:

- 电力配电系统是将发电厂产生的电能通过变压器和输电线路转换和传输到用户终端的电力网络系统。
- 主要任务是将高压输电系统传送的电能分配到低压的用户终端，如家庭、企业、工厂和其他设施，以满足各种用电需求。

- ### ➡
- 现代配电网系统中常常引入自动化和监控系统以及能量存储和新能源集成模块



2.2 基于深度学习的电力配电系统

Components	Description
数据采集与传感器	用于实时监测电网状态、电流、电压、频率、功率等关键参数
数据预处理	对采集到的数据进行预处理，确保数据准确性和可靠性
特征提取与选择	提取与电力系统状态相关的特征，如频域分析、时域分析等方法
深度学习模型	包括CNN、RNN、LSTM、Transformer等，用于预测和决策
训练与优化	使用数据和深度学习模型进行训练和优化，提高性能和泛化能力
预测与决策	利用深度学习模型进行电力负荷预测、异常检测、能源优化、智能控制等任务
实时响应与控制	将深度学习模型与电力系统控制系统结合，实现实时响应与控制

CONTENTS

目录

01

选题背景



02

组成部分



03

研究内容



04

讨论总结



3.1 负载预测主要研究方向以及相应模型

- Wind power prediction中ATL-DNN算法模型有助于减少个体机的训练时间
- Energy load forecasting中平均RMSE=0.621, 准确率达98%

Tasks	Method	Description	Reference
Wind power prediction	<ul style="list-style-type: none">● ATL-DNN	<ul style="list-style-type: none">● 利用智能迁移思想(ATL)与深度神经网络(DNN)相结合, 完成自适应学习达到不同地区之间传递知识的目的● 深度神经网络(DNN)可对风电数据进行准确预测	[Qureshi2019]
Energy load forecasting	<ul style="list-style-type: none">● CNN● LSTM/GRU● CNN-LSTM	<ul style="list-style-type: none">● 利用卷积神经网络(CNN)多层卷积层实现对单目标用户能源负载进行预测● 长短期记忆神经网络(LSTM)是循环神经网络(RNN)模型的改进, 用于处理负载数据中的序列数据和时间序列等任务	<div>[Amarasinghe2017] [Kumar2018] [Tian2018]</div>

3.1 负载预测主要研究方向以及相应模型

- Electricity load forecasting中LSTM模型有助于提高时空依赖性中的电力负载预测问题错误率低、准确性高
- Short-Term Load Forecast 平均达到RMSE: 2.987 & MAE: 2.365 & MAPE: 7.43%, 具有良好的效果

Tasks	Method	Description	Reference
Electricity load forecasting	<ul style="list-style-type: none">● LSTM/DBN● S2S-RNN● LSTM	<ul style="list-style-type: none">● 结合能量与电力负载预测发现, LSTM与RNN适用于负载预测中需要考虑时空依赖的问题, 同时防止了梯度爆炸和梯度消失等问题	<ul style="list-style-type: none">[Phyo2019][Sehovac2020][Khafaf2019]
Short-Term Load Forecast	<ul style="list-style-type: none">● DRNN-LSTM● DBN-LSTM	<ul style="list-style-type: none">● 长短期记忆单元的深度递归的神经网络(DRNN-LSTM), 解决负荷需求的不确定性和波动性, 一般神经网络没有考虑电力负荷曲线的时间依赖性, 无法达到最佳的预测效果● 深度信念神经网络(DBN)与LSTM结合解决电力负荷预测问题中复杂的非线性问题以及峰值预测问题	<ul style="list-style-type: none">[Wen2019][Ouyang2017]

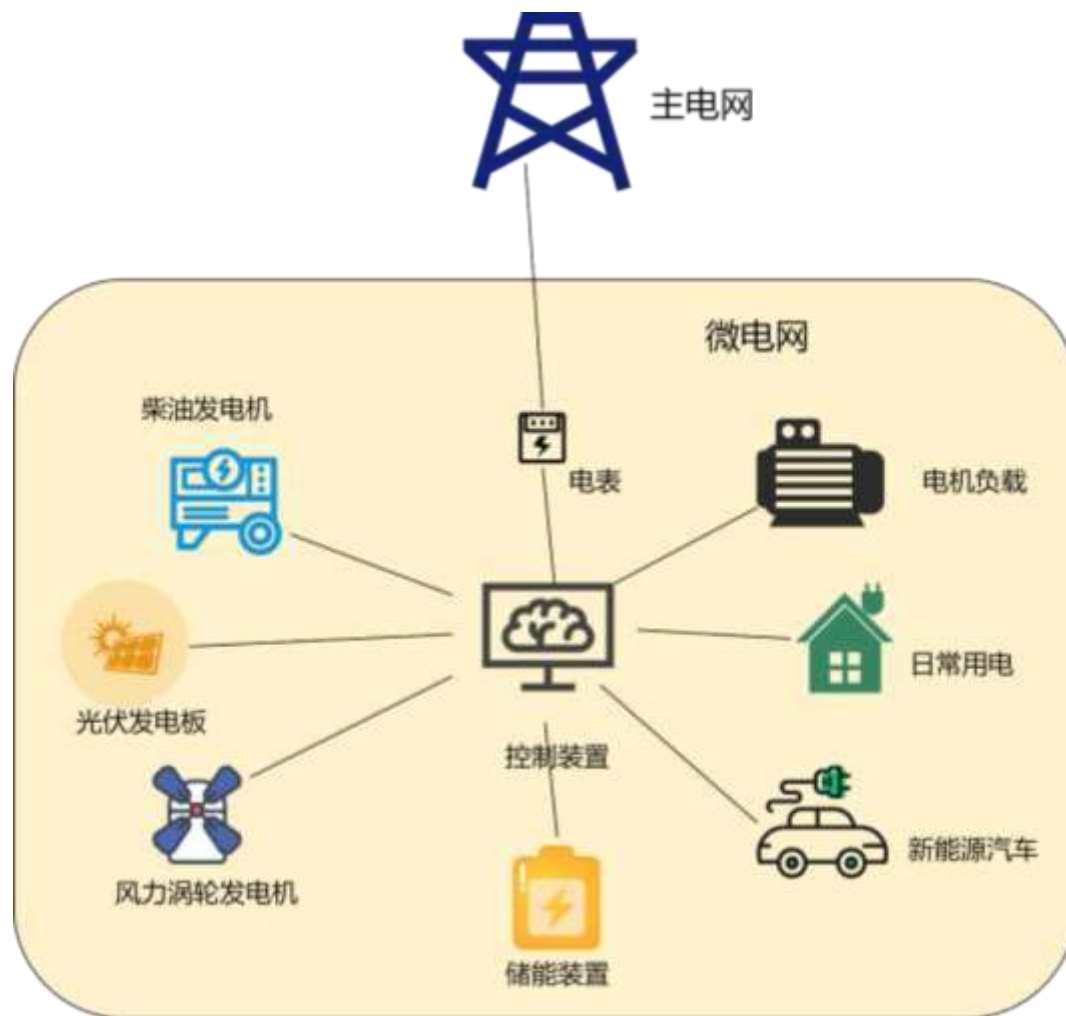
3.2 能源优化

- 在电力分配系统中，能源优化主要指的是通过优化电力的分配和供应策略，最大程度地提高能源的利用效率、降低能源成本、提高供电可靠性和减少能源损耗。
- 近年来，新能源发电设备大量接入电网，给能源优化造成了更大的挑战，因此我们主要考虑了两个新能源发电设备参与的典型电力分配系统的能源优化：

微电网

智能建筑

典型的微电网系统如右图所示：



3.2.1 微电网能源优化

微电网系统通常包括多个电源：

- 主电网
- 可再生能源(光伏、风能)
- 储能系统

这些电源可以根据能源需求和供应情况进行优化调度和协调，以确保可靠供电和最佳能源利用。

Method	Description	Ref
Distributed Multi-Agent Q-Learning	将微电网建模成一个拍卖市场。具体来说，是将电能视为商品，将电能在不同装置之间的流转视为进行交易的过程	[Foruzan2018]
DQN	引入深度神经网络来拟合Q函数，优化效果优于传统RL方法，在不确定性环境中减少从主电网的购电费用	[Ji2019]
A3C	异步并行架构的算法，训练时间更短，经济效益更高	[Luo2023]

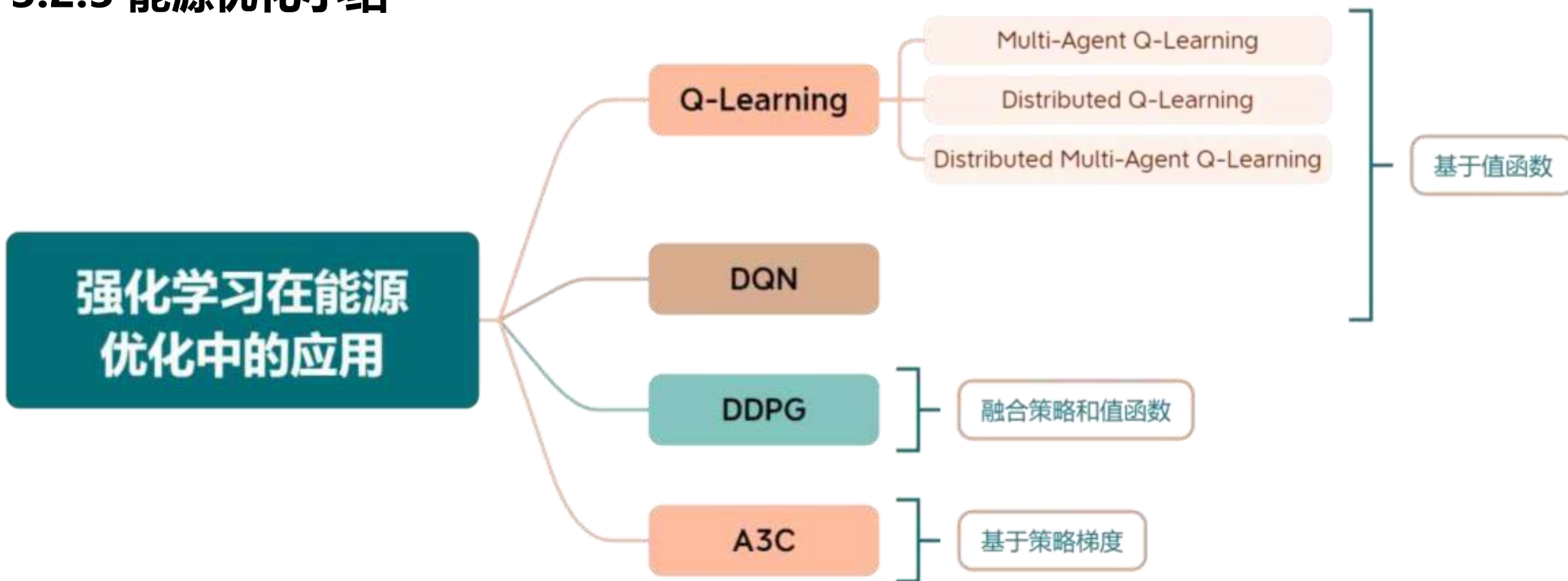
3.2.2 智能建筑能源优化

智能建筑能源优化与微电网能源优化都与电力分配系统紧密相关，但侧重点和应用范围有所不同。

- 对建筑内部能源的监控、控制和优化，以降低能源成本和改善室内环境质量
- 主要关注单个建筑的能源使用和管理

Method	Description	Ref
ANN and Multi-Agent Q-Learning	通过预测未来的电力价格作为多智能体决策依据，帮助用户大幅降低其能源成本	[Lu2019]
DDPG	主要针对HAVC系统提出了基于DDPG的能源优化算法，兼顾高效性和鲁棒性	[Yu2020]
Q-Learning	节省16%的能源开销；平衡能源优化与用户舒适度	[Lissa2021]

3.2.3 能源优化小结



3.2.3 能源优化小结

- 在复杂度较高的电力系统能源优化任务中，往往使用多智能体的强化学习方法，使得多台设备同时拥有智能，各个设备需要在追求个体利益和集体利益之间做出权衡，有时可能需要通过合作来实现更好的全局结果
- 在复杂度较高的电力系统中，传统强化学习方法正在逐渐被深度强化学习算法(DRL)所替代
- 传统的强化学习算法并未过时，在场景比较简单时，例如在智能建筑或智能家居能源优化中Q-Learning仍然是最受欢迎的算法
- A3C是异步、并行的，通过多个并行的智能体与环境交互来学习策略和值函数。每个智能体都有独立的Actor和Critic网络，并通过共享的经验池来更新网络参数。A3C可以有效地利用多核CPU或分布式计算资源，适用于大规模的强化学习问题

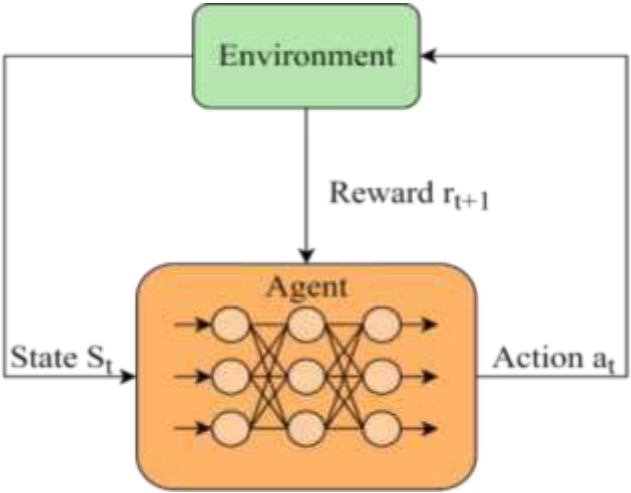
3.3 异常检测

- 短路故障
- 过载故障
- 电力泄露
- 故障定位
- 故障分类

...

Application	Model	Performance/Results	References
Health and Safety Risk Prediction in Power Infrastructure Projects	DNNclassify DNNreg1 DNNreg2 DNNreg3 DNNreg4 DNNreg5	DNN performs best among Null, DNN, and GBM	[Ajayi2019]
Distribution network outage repair time prediction	DNN	80% of the predicted repair times are within 30 minutes of the actual values	[Arif2018]
Fault classification in small current grounding power distribution systems	HHT-CNN	Predictive misclassification rate is about 1.95%. Execution time is 0.2125. Extract the features of fault signals and accurately classify ten types of fault. Reliable and robust under wide variations of fault conditions	[Guo2019]
Electricity theft detection in smart grid systems	CNN-LSTM	Achieve 89% classification accuracy. Perform better in terms of accuracy, precision and recall. Purpose a new data preprocessing algorithm to fill in the missing data	[Hasan2019]
Classification of power quality disturbances	DNN	Improve optimization and reduce noise interference	[Wang2019]
Fault localization in power distribution system	CNN	CNN model with single observability characteristic for different fault types with the average accuracy of 85%	[Zhao2021]
Quantum Computing for Fault Diagnosis in Electrical Power Systems	QC-CRBM	Applicability of this hybrid model. Low MDRs, significantly lower FARs as well as faster response time	[Ajagekar2021]

3.4 智能控制



DRL结构图

Application	DL/MLmodel	Performance/Results	References
Use data-driven approach to identify switch actions; Use random-forest-based feature ranking algorithm to identify important features	CNN	Identify multi-phase multiswitch actions with high accuracyintroduces a process to make the CNN model trained for switch action identification purpose more explainable to human.	[Duan2019]
Analyze the optimal power flow(OPF) of distribution networks	DDQN	DDQN method can provide the control decisions in a fewMillisecondsThe cost of the power loss is reduced	[Cao2021]
Distribution power networkdynamic reconfiguration	DQL	Reduce the active power loss near to 50 %Remarkably lower the computing time	[Malekshah2022]
Two-Timescale voltage control in distribution grids		Minimize bus voltage deviations from their nominal valuesMinimize the long-term expected voltage deviations	[Yang2019]
Voltagecontrol to deal with model uncertainties indistribution networks	DDPG	The training and test rewards are close to each other, i.e., rneg ≈ -0.67	[Toubeau2020]



CONTENTS

目录

01

选题背景



02

组成部分



03

研究内容



04

讨论总结



挑战

- 数据质量和数量是深度学习在配电网应用中的一个重要挑战。
- 可解释性是深度学习模型在配电网中的另一个挑战。

总结

- 通过利用深度学习技术，我们可以有效地解决配电网中的许多复杂问题。比如深度学习在以上我们介绍的负荷预测、异常检测、能源优化、智能控制方面发挥着重要作用。
- 通过充分利用深度学习的强大能力，我们可以改善配电网的运行效率、可靠性和可持续性，为电力系统的发展和智能化提供支持。
- 然而，我们也需要解决相关的挑战，如数据质量、隐私保护和解释性等，以实现深度学习在配电网中的可持续应用和进一步发展。

Thank You!

汇报时间：2025年2月6日