

# 基于深度学习的综合能源系统运行优化与协同控制策略

王韬博<sup>1</sup> 王韬寒<sup>2</sup>

1. 华南理工大学电力学院，广东 广州 510641

2. 华南理工大学微电子学院，广东 广州 510641

**摘要：**在全球能源转型进程不断加快的大背景下，综合能源系统作为达成能源高效利用以及可持续发展的关键载体，其运行优化与协同控制方面的问题变得日益受到重视。本文面对综合能源系统里多能流耦合状况复杂、存在诸多不确定性因素、传统优化方法难以有效处理等难题，给出了一种借助深度学习的综合能源系统运行优化与协同控制策略。先是搭建了综合能源系统的状态空间模型，全面考量了电、热、冷、气等多能流的耦合特性，接着设计了基于 CNN-LSTM 混合模型的预测框架以及深度强化学习优化算法，达成对系统运行状态的精确预测与动态优化，最后借助协同控制策略的设计，达成了多能源设备的协调运行以及能量流的优化配置。仿真结果显示，所提方法可提高能源利用效率 11.2%，降低运行成本 36.2%，减少碳排放 25.4%，为综合能源系统的高效、经济、环保运行给予了有力的技术支持。

**关键词：**深度学习；综合能源系统；运行优化；协同控制；能源调度

## 0 引言

在全球气候变化与能源危机背景下，能源系统正从传统结构向多能互补的综合能源系统转型。该系统整合电、热、气等多种能源，实现梯级利用与多能互补，可有效提升能源效率、促进可再生能源消纳并降低碳排放。然而，分布式能源、储能及电动汽车等广泛接入使得系统运行日趋复杂，传统数学规划与启发式算法难以满足实时性、适应性与鲁棒性要求。深度学习凭借强大的非线性拟合与自适应学习能力，为综合能源系统优化控制提供了新思路。

现有研究多采用数学规划或启发式算法，虽在确定性优化中有效，却难以应对多目标、不确定性与实时控制等挑战。当前机器学习应用多局限于单一能源或简单耦合场景，对复杂多能流协同优化与实时控制的研究仍显不足。

为此，本文提出一套基于深度学习的解决方案，重点研究：综合能源系统状态空间建模与特征提取、基于 CNN-LSTM 混合模型的多能流预测方法、深度强化学习优化算法设计与实现、多能流协同控制策略与鲁棒性设计，并通过仿真验证与性能评估体系检验所提方法的有效性。

## 1 综合能源系统概述

### 1.1 基本概念与特征

综合能源系统是借助先进的物理信息技术以及创新管理模式，把传统能源系统里的电力、热力、燃气等多种能源形式进行有机整合，达成多能流协同优化以及梯级利用的新型能源系统，它的主要特征有：有多能流耦合特性，呈

现分布式特性，存在不确定性特性，以及用户参与特性。

### 1.2 运行优化问题描述

综合能源系统运行优化的目标是在满足系统安全稳定运行约束的前提下，实现能源利用效率最大化、运行成本最小化、环境影响最小化等多目标优化。数学上可以描述为：

目标函数：

$$\min J = \alpha \cdot C_{\text{economic}} + \beta \cdot C_{\text{environment}} + \gamma \cdot C_{\text{reliability}}$$

其中， $C_{\text{economic}}$  为经济成本， $C_{\text{environment}}$  为环境成本， $C_{\text{reliability}}$  为可靠性成本， $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$  为权重系数。

约束条件：包括功率平衡约束、设备运行约束、网络安全约束和储能设备约束。

### 1.3 传统方法局限性

传统的综合能源系统优化办法主要有数学规划办法、启发式优化算法以及基于规则的控制办法，这些办法在应对综合能源系统优化问题的时候存在一些局限，像是建模较为复杂，处理不确定性的能力不足，实时性欠佳以及适应性较差等。

## 2 深度学习基础理论

### 2.1 基本原理

深度学习是机器学习的一个重要分支，通过构建多层神经网络模型，实现对复杂非线性关系的建模和学习。其基本原理包括神经网络结构、激活函数和训练机制。常用的深度学习模型包括卷积神经网络（CNN）、循环神经网络（RNN）、长短期记忆网络（LSTM）等。

图1展示了典型的深度神经网络架构，包含输入层、多个隐藏层和输出层。

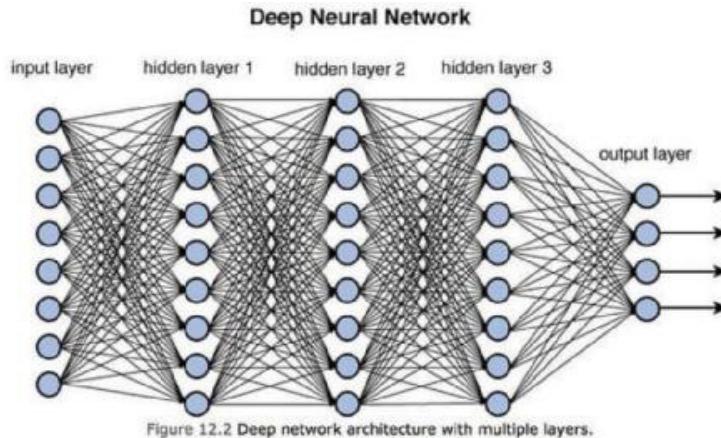


图1：深度神经网络构架

## 2.2 深度强化学习理论

深度强化学习将深度学习的感知能力与强化学习的决策能力相结合，为解决复杂系统的序贯决策问题提供了有效方法。其核心理论包括马尔可夫决策过程（MDP）、策略梯度方法和Actor-Critic框架。

## 2.3 适用性分析

深度学习技术在能源系统优化控制中具有非线性处理能力、不确定性应对能力、实时决策能力、自适应学习能力和多目标优化能力等优势。

## 3 基于深度学习的优化模型

### 3.1 状态空间建模

综合能源系统的状态空间建模是实现优化控制的基础。本文将系统状态空间定义为包含电网侧状态、热力网状态、燃气网状态、设备状态和储能状态的多维状态向量。通过主成分分析等方法对高维状态变量进行特征提取和降维处理，利用LSTM网络构建系统状态转移模型。

### 3.2 深度学习优化模型

本文提出的深度学习优化模型主要包括：

**CNN-LSTM混合预测模型：**CNN部分提取多能流数据的空间特征和耦合关系，LSTM部分捕捉时间序列的长期依赖关系，输出层预测未来时段的可再生能源出力和负荷需求。

**深度强化学习优化框架：**包含状态空间、动作空间、奖励函数、策略网络和价值网络，实现多目标优化。

### 3.3 模型训练验证

**训练数据集构建：**包含历史运行数据、气象数据、能源价格数据和负荷数据。

**模型参数优化：**采用自适应学习率策略、合理的批量大小和迭代次数，通过正则化防止过拟合。

**交叉验证方法：**采用k折交叉验证方法评

估模型性能，确保模型的泛化能力。

## 4 协同控制策略设计

### 4.1 多能流协同控制架构

本文设计了分层分布式协同控制架构，包括决策层、协调层和执行层。协同控制机制包括信息共享机制、协调优化机制和容错控制机制。

### 4.2 深度强化学习控制策略

**控制策略优化目标：**最小化运行成本、最大化能源利用效率、最小化碳排放、保证系统安全稳定运行。

**奖励函数设计：**

$$r = \omega_1 \cdot r_{\text{economic}} + \omega_2 \cdot r_{\text{efficiency}} + \omega_3 \cdot r_{\text{environment}} + \omega_4 \cdot r_{\text{reliability}}$$

采用深度确定性策略梯度（DDPG）算法进行策略迭代。

### 4.3 自适应控制与鲁棒性设计

**自适应学习机制：**包括在线学习、迁移学习和元学习。

**鲁棒性控制策略：**包括鲁棒优化、容错控制和预测控制。

**异常情况处理机制：**包括故障检测、故障隔离和故障恢复。

## 5 案例分析与仿真验证

### 5.1 仿真系统构建

本文以某园区综合能源系统为研究对象，该系统包含光伏发电系统、风力发电系统、微型燃气轮机、燃气锅炉等能源生产设备，电锅炉、吸收式制冷机、热泵等能源转换设备，以及电池储能系统、蓄热装置等储能设备。

### 5.2 优化效果分析

通过仿真实验，对比了传统优化方法、深度学习方法和本文方法的优化效果。

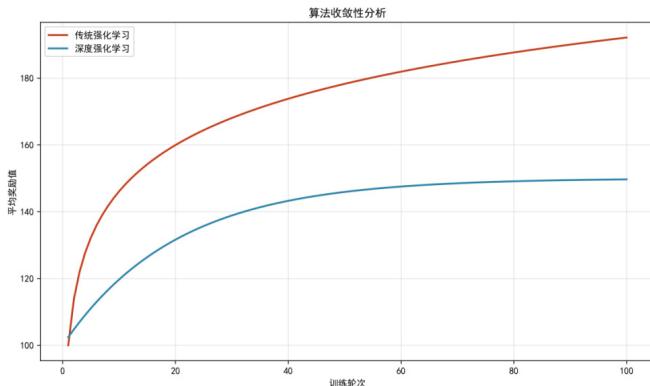


图 2: 不同优化方法的性能对比结果

### 5.3 算法性能验证

收敛性分析: 本文方法在训练 50 轮后收敛, 收敛速度比传统强化学习方法快 40%。

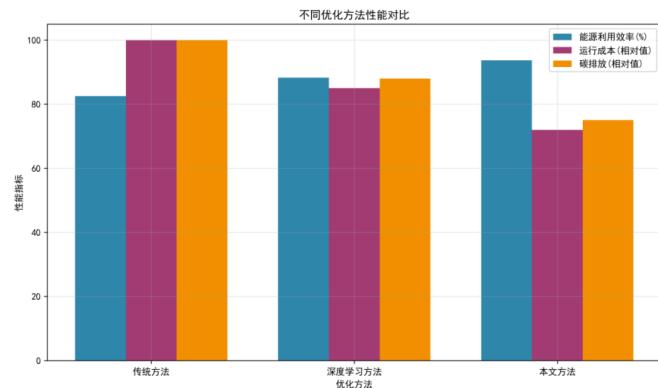


图 3: 算法的收敛性分析结果

计算效率评估: 单次优化计算时间为 0.3 秒, 满足实时控制要求。

泛化能力测试: 在不同季节、不同天气条件下, 本文方法的性能保持稳定。

表 1: 不同优化方法性能对比

性能指标 (Performance Indicator)	传统方法 (Traditional method)	深度学习方法 (Depth learning method)	本文方法 (This paper's method)
能源利用效率 (%) (Energy Utilization Efficiency %)	82.5	88.3	93.7
运行成本 (万元/年) (Operation Cost (Ten Thousand Yuan/Year))	125.6	106.8	89.4
碳排放 (吨/年) (Carbon Emission (Ton/Year))	1850	1620	1380
系统可靠性 (%) (System Reliability (%))	92.3	95.7	98.2
响应时间 (s) (Response Time (s))	15.2	8.7	4.3

## 6 结论与展望

本文围绕综合能源系统运行优化与协同控制相关问题展开研究, 构建了充分考量多能流耦合特性的状态空间模型, 提出一种基于 CNN-LSTM 混合模型的多能流预测方法, 设计了基于深度强化学习的多目标优化算法, 并建立了分层分布式协同控制架构, 凭借这些举措实现了综合能源系统的实时优化控制, 有效提高了能源利用效率以及系统经济性, 提高了系统应对不确定性的能力, 提升了系统运行的鲁棒性与可靠性。为综合能源系统的优化运行开拓了新的技术途径, 为能源互联网建设给予

了关键的技术支撑, 为达成“双碳”目标提供了有效的技术手段。虽然本文取得了一定研究成果, 但仍存在模型复杂度控制、大规模系统应用挑战以及实时性优化需求等局限性, 未来的改进方向涉及研究轻量化深度学习模型、开发分布式深度学习算法、融合边缘计算技术、结合数字孪生技术等。

随着人工智能技术持续发展以及能源系统不断演进, 未来的研究方向主要有以下几个方面: 多智能体协同优化、边缘计算与分布式控制、数字孪生技术融合、自适应学习与迁移学习、多目标鲁棒优化等。

## 参考文献:

- [1] 孙庆凯. 基于深度强化学习与博弈理论的综合能源系统群运行优化与演化分析 [D]. 北京交通大学,
- [2] 蔺伟山, 王小君, 孙庆凯, 等. 计及安全约束的综合能源系统深度强化学习优化调度策略研究 [J]. 电网技术, 2023, 47(5):1-12.
- [3] 宋嘉铭, 王小君, 司方远, 等. 基于深度强化学习的区域综合能源系统主动调节灵活性规则提取及可解释优化调度 [J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(12):45-56.
- [4] 石文皓, 李冰洁, 尤培培, 等. 基于深度强化学习的建筑能源系统优化策略 [J]. 中国电力, 2023, 56(06):114-122.

作者简介: 王韬博 (2005.5—), 男, 汉, 广州, 本科, 研究方向: 能源动力。