

基于注意力机制的调度行为建模： 从 DIN 迁移到电网场景

Republic
西湖大学·工学院

Westlake University
Department of Computer Science and Technology

Week 4 · 工作汇报



本周，我们构思并初步设计了一种借鉴推荐系统 DIN 模型的电网调度预测结构。该方法将调度员的历史操作行为序列作为偏好轨迹，引入 attention 机制，从中动态提取与当前电网状态相关的历史偏好，生成动态行为向量，进一步用于预测调度员在当前情景下最可能选择的操作策略。

ChatGPT is a generative artificial intelligence chatbot developed by OpenAI and launched in 2022. It is based on large language models (LLMs) such as GPT-4o. ChatGPT can generate human-like conversational responses and enables users to refine and steer a conversation towards a desired length, format, style, level of detail, and language.[2] It is credited with accelerating the AI boom, which has led to ongoing rapid investment in and public attention to the field of artificial intelligence (AI).[3] Some observers have raised concern about the potential of ChatGPT and similar programs to displace human intelligence, enable plagiarism, or fuel misinformation.[4][5]

- 在电网运行场景中，调度员面对突发事件或负荷波动时，往往会根据过往的经验/相似场景做出判断。这些历史经验未必等权，而是对当前事件具有“动态偏好”的选择性参考。
- 传统方法仅用规则匹配或全量历史回放，无法突出“关键历史”的权重分配。

- 借鉴推荐系统中 DIN (Deep Interest Network) 的思想，将调度员历史决策序列看作“行为轨迹”，引入注意力机制，构造动态兴趣表示，以模拟调度员在当前上下文下对不同历史场景的偏好权 [1] 重，从而预测当前可能采取的最优策略。

DIN in 推荐系统	电网调度员建模
用户历史点击序列	调度员历史操作序列
当前待推荐商品	当前电网状态或事件
目标 item 的 embedding	当前网架拓扑 + 负荷数据
注意力权重	历史操作对当前情境的相似度
动态 user 表示	动态调度员兴趣分布
拼接后 [1] MLP 输出评分	拼接后 MLP 输出策略选择得分

输入:

- 当前电网状态（如潮流、故障、电压等）
- 调度员过往操作序列（如投切顺序、负荷转移方式）

输出:

- 当前调度员最可能执行的策略编号 / 目标控制量预测

- 历史操作序列 \rightarrow embedding $\rightarrow [H_1, H_2, \dots, H_K] \in \mathbb{R}^{K \times D}$
 - 当前情境编码 \rightarrow embedding $\rightarrow C \in \mathbb{R}^D$
 - $\text{Attention}(C, H_K) \rightarrow$ 加权求和 \rightarrow 动态行为偏好向量 U_{dyn}
 - 拼接 $[U_{dyn}; C] \rightarrow$ 输入 MLP
 - 输出: 得分向量 / softmax / 回归目标
- (模型结构示意图将在实际报告中展示)

协同过滤 (Collaborative Filtering) 是推荐系统中最经典的方法之一，其核心思想是：

- **用户-项目评分矩阵**：设 $R \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 表示 m 个用户对 n 个项目的评分矩阵，其中 R_{ui} 表示用户 u 对项目 i 的评分。
- **预测目标**：对于未评分的 (u, i) 对，预测评分 \hat{R}_{ui} 。

一种常见的方法是**矩阵分解 (Matrix Factorization)**：

$$R \approx PQ^T$$

其中： - $P \in \mathbb{R}^{m \times d}$ 是用户的隐向量矩阵 - $Q \in \mathbb{R}^{n \times d}$ 是项目的隐向量矩阵 - d 是潜在特征维度（通常 $d \ll m, n$ ）

- 不再“一刀切”地处理全部历史，而是高亮相似场景。
- 可解释性强：attention weight 显示哪些历史操作被重视。
- 更好模拟真实调度员的“经验迁移能力”。
- 可与知识图谱/专家规则联合增强结构理解。

实验设计预案（可写进后续计划）

- **数据源：** SCADA + 操作日志
- **标签：** 调度策略编号 / 控制设备编号
- **基线方法：** LSTM、纯 MLP、静态 embedding 方法
- **评估指标：** 策略 Top-K 命中率、控制误差、响应时间指标

本周的工作为电网调度员行为预测提出了一种新颖的思路，即借鉴推荐系统中的深度兴趣网络（DIN）[3] 模型 [4]。所提出的方法通过引入注意力机制来动态衡量历史调度员操作与当前电网状态的相关性，有望提高预测的准确性并深入理解调度员的决策过程。实验设计预案规划了使用真实世界数据验证该方法有效性的后续步骤，并将其与现有基线方法进行比较。

- 实现所提出的基于 DIN 的电网调度预测模型。
- 使用真实世界的 SCADA 和操作日志数据进行实验。
- 将所提出模型的性能与基线方法（LSTM、MLP、静态嵌入）进行比较。
- 研究注意力权重的可解释性及其与专家知识的相关性。
- 探索集成知识图谱或专家规则以进一步增强模型的理解和预测能力
haha。

协同过滤方法最早由 [2] 提出。

- [1] Harrison Chase. Langchain: Building applications with llms through composability. <https://github.com/langchain-ai/langchain>, 2023. Accessed: 2025-04-26.
- [2] Yifan Hu, Yehuda Koren, and Chris Volinsky. Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, pages 263–272. IEEE, 2008.
- [3] Colin Raffel, Noam Shazeer, Adam Roberts, et al. Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. *Journal of Machine Learning Research*, 21(140):1–67, 2020.
- [4] Tie-Yan Wang et al. Learning to rank for information retrieval. In *Foundations and Trends in Information Retrieval*, volume 3, pages 225–331. Now Publishers Inc, 2013.

Thanks!

xxx@westlake.edu.cn

