

# 面向电力企业安全知识推荐系统设计与实现

黄荣辉<sup>1</sup>, 张忠豪<sup>2\*</sup>

(1.南方电网数字平台科技(广东)有限公司, 广东 深圳 518053; 2.广东电网有限责任公司东莞供电局, 广东 东莞 523129)

**摘要:**针对电力企业安全知识推送粗放化、个性化不足的问题,本研究设计并实现面向电力企业的安全知识推荐系统。系统以“做什么学什么”和“缺什么学什么”为核心场景,结合场景驱动路由与异构知识匹配策略,实现精准推荐。通过知识图谱构建标准化标签体系,采用 Jaccard 相似度计算和动态反馈优化算法,解决传统推荐模型泛化能力弱、实时性差的问题。系统支持移动端部署,集成数据分层处理架构与自动化运维机制,具备动态调整推荐权重和冷启动优化能力。该系统能够有效匹配电力企业多工种、多风险层级的复杂需求,能显著提升知识学习效率与安全管理水平。

**关键词:**电力安全;知识推荐;场景驱动;动态反馈

**中图分类号:**TP391;TM73 **文献标志码:**A

**引用格式:**黄荣辉,张忠豪.面向电力企业安全知识推荐系统设计与实现[J].山东大学学报(理学版),2026,61(5):38-45.

## Design and implementation of a safety knowledge recommendation system for power enterprises

HUANG Ronghui<sup>1</sup>, ZHANG Zhonghao<sup>2\*</sup>

(1. Southern Power Grid Digital Platform Technology (Guangdong) Co., Ltd., Shenzhen 518053, Guangdong, China; 2. Dongguan Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Dongguan 523129, Guangdong, China)

**Abstract:** Addressing the issues of generalized content delivery and insufficient personalization in safety knowledge dissemination within power enterprises, a safety knowledge recommendation system tailored for the power industry is designed and implemented in this study. "Learn what you do" and "Learn what you lack" are adopted as the core scenarios of the system, the system integrates scenario-driven routing and heterogeneous knowledge matching strategies to achieve precise recommendations. By constructing a standardized tagging system through knowledge graphs and employing Jaccard similarity calculations with dynamic feedback optimization algorithms, it resolves the weaknesses of traditional recommendation models, such as poor generalization capability and low real-time performance. The system supports mobile deployments, incorporating a layered data processing architecture and automated operation mechanisms. It features dynamic recommendation weight adjustment and cold-start optimization capabilities. This solution effectively meets the complex needs of power enterprises with diverse job roles and multi-level risk scenarios, significantly enhancing knowledge acquisition efficiency and safety management standards.

**Key words:** power safety; knowledge recommendation; scenario-driven; dynamic feedback

## 0 引言

随着安全生产理念深入人心,安全生产治理已从政策驱动阶段转向企业自主能力建设的新纪元。作为国家基础性能源行业,电力生产系统具有工种多元化、作业场景复杂化、风险要素动态化等显著特征,而人作为生产活动中唯一具有自主决策能力的主体<sup>[1]</sup>,人的安全认知水平直接影响“人-机-环”系统的本质安全效

收稿日期:2025-06-03; 网络出版时间:2026-03-12

基金项目:南方电网科技基金资助项目(031900KC23040016(GDKJXM20230399))

第一作者:黄荣辉(2000—),男,硕士,研究方向为人工智能技术。E-mail:hrh13699727943@163.com

\*通信作者:张忠豪(1994—),男,高级工程师,硕士,研究方向为安全管理。E-mail:734948881@qq.com

能。值得关注的是,当前电力企业安全培训体系面临精准化困境,传统“一刀切”式知识推送模式与从业人员岗位风险各异、个体认知特征异构<sup>[2]</sup>之间的矛盾日益凸显。要破解这一难题,亟需构建面向电力企业的安全知识推荐系统,通过风险要素-知识图谱-认知水平的三维匹配机制,实现安全知识供给从“普适性覆盖”向“精准化滴灌”的范式转变。

近年来,融合知识图谱与神经网络的推荐方法成为热点。阮聪等<sup>[3]</sup>构建的基于知识图谱与神经张量网络的推荐模型,通过 RippleNet 算法挖掘用户行为三元组,有效缓解数据稀疏与冷启动问题,显著提升电力需求响应场景的推荐准确率。徐冲等<sup>[4]</sup>针对电力安全教育中存在的“长尾”员工特征导致交互数据稀疏问题,构建基于知识图谱的推荐模型,通过特征-关系(feature-relation)单元深度融合了用户特征与关系信息,有效改善冷启动与稀疏性问题。邓淑斌等<sup>[5]</sup>通过构建电力交易智能推荐知识图谱并引入互信息驱动的知识抽取机制,实现概念对生成与压缩,推荐准确率达到 97.97%,明显优于传统随机抽取方法。闫世泽等<sup>[6]</sup>提出融合用户行为与  $L_2$  范数异常检测机制的知识图谱模型,利用多跳邻域聚合提升模型的鲁棒性,在 MovieLens 数据集的精确度提高 6.77%, $F1$  提高 5.09%。甘轲等<sup>[7]</sup>通过关系对齐与增强模块优化知识交互图,解决知识图谱中噪声关系干扰和优质关系挖掘不充分的问题,提升推荐系统的准确性和鲁棒性。刘滨等<sup>[8]</sup>结合求职者多行为轨迹与知识图谱传播机制,在招聘场景中有效提升 ROC(receiver operating characteristic) 曲线下面积(area under the curve)与准确率(accuracy)。刘运通等<sup>[9]</sup>将图注意力网络与知识图谱结合,借助门控循环单元(gated recurrent unit)提取任务序列特征,证明语义嵌入在专业知识推荐中的关键作用。Yao 等<sup>[10]</sup>构建双层加权超子图并注入基于 Transformer 的双向编码器表征(bidirectional encoder representations from transformers)语义,提升知识嵌入表达与推荐性能。张馨月等<sup>[11]</sup>通过分解用户-物品知识图谱为多子图,结合图神经网络与对比学习优化推荐质量,在社交数据集上归一化折损累积增益(normalized discounted cumulative gain)@10 提升 15.06%。这些研究普遍表明,融合图结构知识与深度学习可有效提升推荐系统在异构关系建模、冷启动处理、个性化表达等方面的性能。

另一类研究侧重于结合用户画像、岗位特征与行为反馈优化推荐逻辑。杨宇亮等<sup>[12]</sup>设计基于岗位体系、用户画像与场景画像的推荐系统,引入多维知识标签与岗位知识图谱,结合动态排序机制实现精准推送。曲朝阳等<sup>[13]</sup>引入隐式评分机制和时间函数,改进传统协同过滤算法,有效提升电力信息运维场景下的推荐准确性与个性化水平。刘书安等<sup>[14]</sup>基于试题反应理论动态量化用户能力与知识难度,实现用户反馈驱动的个性化节能知识推荐。Li 等<sup>[15]</sup>结合语义与特征相似度,利用拉格朗日松弛算法优化任务匹配效率,有效解决专家知识更新慢与匹配不确定问题。樊明山<sup>[16]</sup>系统分析个性化推荐系统构建过程,包括用户建模、算法选择与评估指标,强调大数据在实时分析与系统部署中的支撑作用。这些工作强调以用户为中心的建模策略,关注推荐内容的个性化适配与反馈闭环机制。

部分研究着重于知识表示与推荐系统在具体业务场景中的落地实现。王海荣等<sup>[17]</sup>通过门控机制与模态间注意力机制融合图像与文本信息,验证多模态语义增强对推荐性能的促进作用。董锦锦等<sup>[18]</sup>结合领域知识本体、实体识别与双向扩展匹配,显著提升垂直领域中的推荐准确率( $F1$  为 0.863)。宋音希等<sup>[19]</sup>利用自然语言处理(natural language processing)和词频-逆文档频率(term frequency-inverse document frequency)技术设计电力智慧审计系统,集成 Spring Boot 与 Kubernetes,实现审计流程自动化。马晓亮等<sup>[20]</sup>在电信客服领域应用 ChatGLM2-6B(chat generation language model 2-6 Bbillion parameters)大模型提升问答准确率,显示大模型在推荐场景中的潜力。这些方法注重推荐系统的实际部署与智能化支撑,拓展知识推荐的技术边界。

尽管上述研究在推荐准确性与系统智能性方面取得进展,但仍存在如下共性问题:推荐粒度不够精细<sup>[21]</sup>,大多数侧重于用户全局行为建模的方法<sup>[22]</sup>,缺乏对用户当前任务或即时需求的细粒度识别<sup>[23]</sup>。反馈机制弱,个性化演化能力不足<sup>[24]</sup>。用户行为反馈未能充分闭环利用<sup>[25]</sup>,导致推荐系统难以动态适应员工能力提升或任务变化<sup>[26]</sup>。同时与业务场景的契合度不高<sup>[27]</sup>,部分模型泛化性强但难以落地,缺乏对行业特定知识体系(如电力安全)的深度融合。终端适配与实时性欠缺<sup>[28]</sup>,模型复杂性限制了推荐系统在移动端或边缘设备的部署,影响推荐的实时性与用户体验<sup>[29]</sup>。

针对上述问题,本文设计了一套面向电力企业的安全知识推荐系统。系统基于“做什么学什么”和“缺什么学什么”的实际场景,为员工推荐个性化的安全知识内容,并根据员工对推荐内容的反馈不断优化推荐策略。

# 1 推荐系统设计

推荐算法的流程图如图1所示,包含安全知识推荐模块以及知识评价反馈模块。

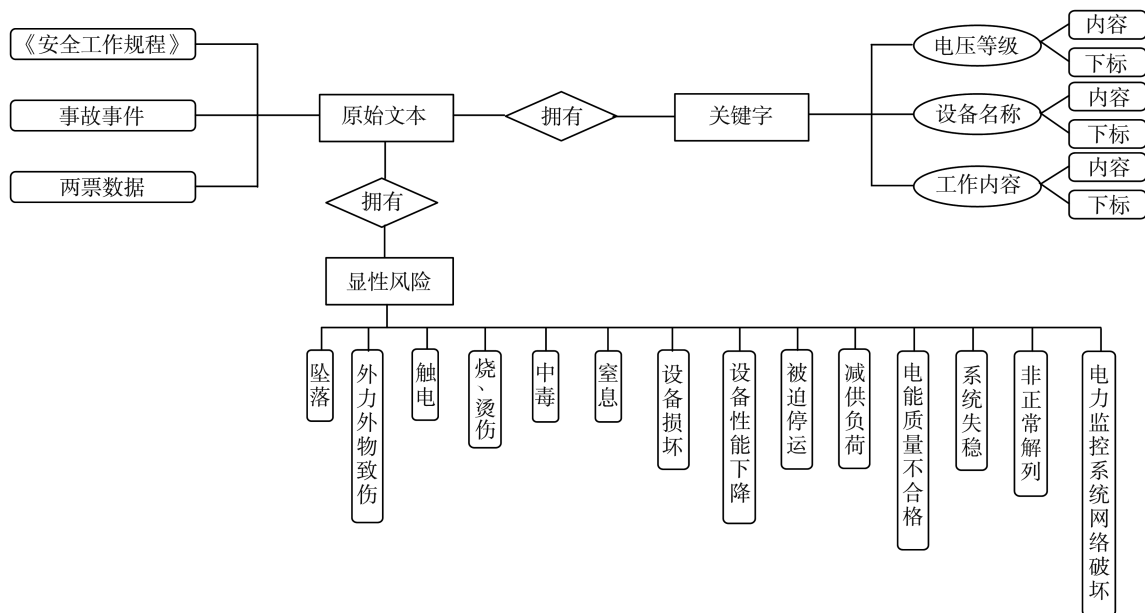


图1 推荐系统流程图

Fig.1 Recommendation system flow chart

上述流程图展示了推荐系统的工作流程。从场景判断开始,通过知识图谱提取相关信息并与故障案例库匹配,计算推荐结果后生成 Top10 推荐,并根据反馈数据更新模型,最终优化推荐准确性。同时,系统集成安全知识推荐和反欺诈模块,确保推荐的合规性和准确性。

## 1.1 安全知识推荐模块

### 1.1.1 异构知识匹配设计

系统将根据输入内容类型对知识条目库  $K(x)$  实施差异化推荐:若输入场景为“做什么学什么”,则关联安全规定知识库  $C_p$ 、事故案例知识库  $C_a$  及违章条款知识库  $C_v$ ;若输入为违章记录,则精准定位违章条款知识库,确保推荐内容与用户需求高度匹配,知识条目库为

$$K(x) = \begin{cases} C_p \cup C_a \cup C_v, & x \in K_w, \\ C_v, & x \in K_v, \end{cases} \quad (1)$$

式中: $x$  输入场景类型,工作计划条目集合为  $K_w$ ,违章记录条目集合为  $K_v$ 。

### 1.1.2 安全规定匹配设计

算法采用规则驱动的智能推荐机制。对于工作计划类输入,其映射到工作典型库中,同时将安全规定库中的知识条目关联到对应的工作典型库。当输入内容与安全规定的典型库匹配时,系统会自动推荐相关的安全规定即  $f(t_w)$ ,即

$$f(t_w) = \begin{cases} t_p \in T_p, & \exists t_p \text{ s.t. } \psi(t_w) = \psi(t_p), \\ \emptyset, & \text{其他,} \end{cases} \quad (2)$$

式中:工作典型库为  $T_w$ ,安全规定典型库为  $T_p$ ,工作计划文本为  $t_w$ ,安全规定文本为  $t_p$ ,典型库映射函数为  $\psi$ ,  $\emptyset$  为空集。

### 1.1.3 事故案例与违章条款匹配设计

系统根据输入内容类型智能推荐相关知识。对于工作计划类输入,自动匹配推送相关的事故案例和违章条款。若是违章记录类输入,则精准推送对应的违章条款。具体的匹配规则利用已建立的知识图谱<sup>[30]</sup>将输入知识和待推荐知识统一转化为7类标准化标签(包括专业、作业类型、典型库名称、电压等级、设备名称、工作内容和显性风险),由于知识条目经知识图谱转化为7类标准化标签后,标签空间呈现高维稀疏特

性(维度高且条目稀疏),此时若采用余弦相似度,会因大量零值标签稀释关键共同特征的影响,导致相似度低估,而采用欧氏距离,则会错误地将“仅单方存在的标签”视为差异惩罚项,无法准确反映集合间的本质相似度。相比之下,Jaccard 相似度仅关注交集与并集的比例,比较契合离散标签的集合表示形式,能有效捕捉关键共同特征,并高效处理稀疏性问题,且该相似度计算相对高效、解释性强。因此,本文采用 Jaccard 相似度计算标签间的相似度。通过综合相似度计算模型,筛选出匹配度最高的前 10 条知识条目推荐。该计算模型综合考虑各标签维度的权重关系,确保推荐的结果。具体计算方式如下。

对于知识图谱标签空间  $\mathcal{L} = \{l_1, l_2, \dots, l_r\}$ , 定义特征映射为

$$g: d \rightarrow 2^{\mathcal{L}}, \quad (3)$$

式中  $d$  为输入文本内容。

文本  $q$  和文本  $i$  的 Jaccard 相似度  $S_k(d_q, d_i)$  为

$$S_k(d_q, d_i) = \frac{|g_k(d_q) \cap g_k(d_i)|}{|g_k(d_q) \cup g_k(d_i)|}, \quad k=1, 2, \dots, 7. \quad (4)$$

文本之间的综合相似度  $S(d_q, d_i)$  为

$$S(d_q, d_i) = \sum_{k=1}^7 w_k S_k(d_q, d_i), \quad (5)$$

式中  $w_k$  为各个指标的权重。

## 1.2 反馈算法设计

反馈机制薄弱是导致推荐系统个性化演化能力不足的核心原因。无法有效收集与利用用户反馈,致使系统难以感知员工安全认知能力动态提升、无法快速适应作业任务与风险场景的实时变化、模型参数固化僵化,且冷启动优化缓慢,最终造成推荐内容与用户当前实际需求和能力水平严重脱节滞后。针对这关键问题,本研究设计反馈算法,该算法基于员工实时的学习状态动态调整推荐内容,有效提升系统的个性化演化能力。

### 1.2.1 反馈数据建模

建立用户评分  $\phi$  与指标的权重  $w_k$  的线性关系,即

$$\phi = \sum_{k=1}^7 w_k S_k(d_q, d_i) + b, \quad (6)$$

式中  $b$  为偏置项。

通过最小化均方误差<sup>[31]</sup>进行参数优化,即

$$\min_w \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (\phi_n - \hat{\phi}_n)^2 + \lambda |w|^2, \quad (7)$$

式中:  $N$  为样本数,  $\phi$  和  $\hat{\phi}_n$  为用户评分和模型预测评分,  $\lambda |w|^2$  为正则化项,  $\omega$  为各指标的得分,  $\lambda$  为这些指标在总评分中所占的权重在模型初始阶段各指标权重采用专家赋权。

### 1.2.2 权重参数更新策略设计

数据收集: 用户对推荐结果的 15 星评分构成训练集  $D = \{(\hat{\phi}_n, \phi_n)\}_{n=1}^N$ 。

增量训练: 采用滑动窗口法<sup>[32]</sup>更新模型参数  $w^{(t+1)} = f(w^{(t)}, D)$ 。

权重归一化,即

$$w_i^{\text{new}} = \frac{e^{w_i}}{\sum_{j=1}^7 e^{w_j}}, \quad (8)$$

式中  $w_i^{\text{new}}$ 、 $w_i$  和  $w_j$  分别为第  $i$  个标签归一化后的新的权重、第  $i$  个标签归一化前的权重和各标签权重。

## 2 推荐系统开发与实现

### 2.1 系统开发相关技术

本系统采用 B/S 架构与模块化设计,基于 SpringBoot+Vue 技术栈构建安全生产智能推荐服务。后端选用 SpringBoot 3.0 框架开发 RESTful API 核心服务,集成 Python Flask 微服务实现 Jaccard 相似度计算、动态权重更新等算法模块。前端采用 Vue 3 与 Element Plus 组件库开发响应式管理界面。数据存储层通过

Neo4j 图数据库存储 7 维知识标签的语义关联,并依托 MinIO 对象存储系统处理非结构化文档。系统以 Docker 容器化封装微服务组件,通过 Nginx+Keepalived 实现负载均衡与 HTTPS(hyper text transfer protocol secure)安全代理,利用 Redis 集群缓存高频特征数据支撑毫秒级推荐响应。算法层面集成 HanLP(Han language processing)中文分词工具实现工单语义解析,采用加权 Jaccard 相似度计算匹配知识条目,并通过 Scikit-learn 线性回归模型结合用户反馈数据动态优化标签权重,形成“推荐-反馈-迭代”的闭环学习机制。

技术栈采用 Java 与 Python 双语言开发,Java 负责服务接口与系统架构,Python 侧重数据清洗与算法实现。接口服务基于高性能的微服务架构,提供稳定可靠的数据交互接口,支持与外部系统的无缝对接,确保数据的流畅传输和共享。在运维上集成监控告警与日志分析功能,确保系统高可用性。

## 2.2 系统架构设计

系统采用分层架构<sup>[33]</sup>设计(如图 2 所示),分为数据源层、数据处理层和应用层。数据处理层中含有离线系统层和近线系统层,各层协同实现数据采集、分析、推荐与反馈闭环。

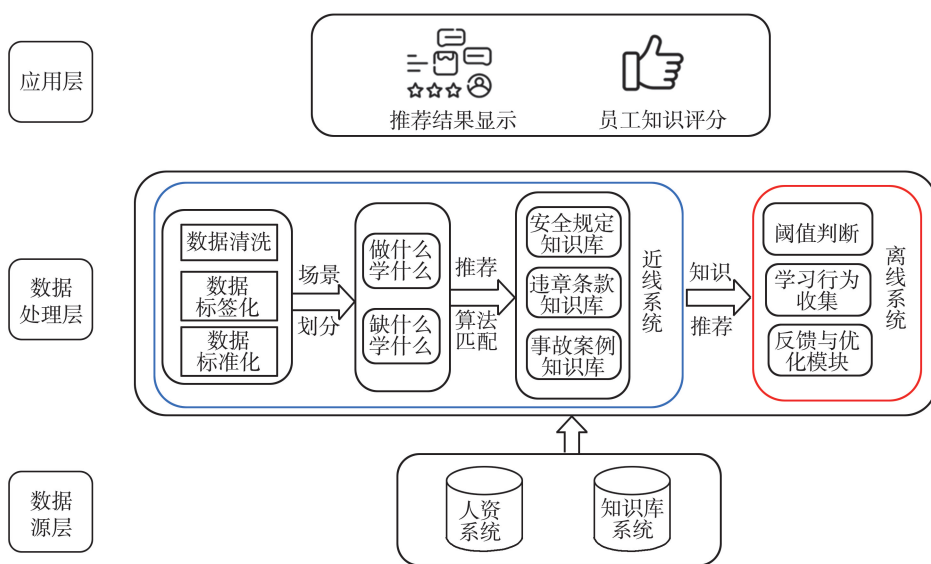


图 2 推荐系统软件架构图

Fig.2 Recommendation system software architecture diagram

数据源层通过多源异构数据治理机制,整合人资系统、知识库等内外部结构化与非结构化数据,建立定时与实时并行的数据集成通道;

离线数据处理层依托分布式计算框架构建企业级数据仓库,主要负责员工学习行为收集模型反馈优化以及对安全知识推荐阈值判断,支撑周期性模型训练与版本迭代。

近线数据处理层基于流式计算引擎构建实时数据处理管道,实施多级数据清洗与标准化处理,并依托知识图谱进行语义关联分析实现文本标签化,生成精准度可解释的个性化推荐结果。

应用层构建双向交互式推荐服务,前端通过可视化看板动态呈现个性化知识内容,同时集成评分组件,实时采集员工对推荐结果的显式反馈(评分)与隐式反馈(停留时长、二次检索行为);反馈数据经由近线层回流至模型优化模块,形成“推荐-评估-迭代”的闭环学习机制,持续提升知识分发精准度。

## 2.3 系统实现

### 2.3.1 电脑端推荐系统实现

电脑端系统主要用户是普通员工和部门领导。针对普通员工用户,页面主体为个性化推荐学习区,界面的下方区域实时展示个性化推荐学习内容,可以直观看该用户需要学习的知识条目以及被推荐的规则,便于员工选择和学习。界面的上方区域设有历史推荐内容统计面板,可追溯查看过往所有被推送的学习资源;同时以可视化图表形式呈现学习进展以及不同场景学习内容占比,有利于用户了解自己的学习进展。

而部门管理者则更加关注整个部门整体的学习进展,针对部门领导端设计,页面主体是部门员工学习情况统计,统计项包括部门总人数、推荐总人次及推荐覆盖人数等,管理者可以直观看到部门整体的学习进度,

了解部门员工的学习积极性,有针对性的开展知识学习动员活动。

### 2.3.2 移动端推荐系统实现

应用端在“推荐的学习内容”板块中清晰地查看个人专属的学习内容清单、累计学习时长以及实时学习进度,帮助员工随时掌握自身的学习完成情况。此外,系统还设置了学习效果反馈机制,员工完成内容学习后对内容的实用性和适用性评价,这些评价数据将作为算法优化的重要依据,使推荐系统能够持续迭代升级,从而为每位员工精准推送更贴合其岗位需求和学习偏好的安全知识内容。

## 2.4 推荐实例分析

本系统于2025年2—7月针对某电力企业的一个班组成员(25人)进行安全知识推荐试点应用的实例。该企业总人数为7408人,根据推荐策略和推荐条件,对其中的5133人进行安全知识推荐,共计推荐3333068条安全知识,推荐总人次为892646。试点班组人数为25人,均进行推荐安全知识的学习,已学习人次672人。根据试点班组反馈,推荐的安全知识均为推荐人员“做什么学什么”和“缺什么学什么”的等场景所需知识,且之前的安全知识学习没有智能推荐系统,仅仅是根据作业计划内容和考试或者违章情况自行人工选择学习内容,效率低下且针对性不强,该系统为集团指定该电力企业首次研发和试点应用的安全知识智能推荐系统,对电力行业从业人员降低作业风险、提高安全意识起到了非常好的支撑和规范作用,目前人员学习的积极性较之前人工选择学习安全知识的方式具有非常大的提升。

## 3 结语

本文设计和实现的一种面向电力企业的安全知识推荐系统,有效解决了电力行业安全知识推荐中存在的推荐粒度粗放、反馈机制弱、业务场景契合度不足及终端适配性差等问题。

在细粒度推荐优化上,本文基于“做什么学什么”与“缺什么学什么”的核心场景,采用异构知识匹配策略,结合知识图谱构建的7维标准化标签体系(专业、作业类型、电压等级等)实现对用户个性化需求的精准识别,显著提升推荐粒度。与此同时本文在推荐算法中引入用户显式评分与隐式行为反馈(停留时长、二次检索),通过线性回归模型与滑动窗口增量训练法动态优化标签权重,确保系统随员工能力提升与任务变化自适应演化。为了契合对应的业务场景,本文针对电力安全场景特性,设计安全规定、事故案例与违章条款知识库,结合规则驱动匹配与语义关联分析,确保推荐内容与电力行业高度契合。为了提高系统实时性响应速度,采用分层数据处理架构(离线与近线计算协同)与微服务容器化部署,支持电脑端与移动端毫秒级响应。

未来研究可进一步引入深度学习模型增强复杂场景的语义理解,结合边缘计算技术进一步提升实时推荐性能。本研究成果为电力企业安全管理的智能化转型提供理论支持与实践参考,具有行业应用价值。

### 参考文献:

- [1] HEINRICH H W. Industrial accident prevention: a scientific approach[M]. New York: McGraw-Hill, 1951:609.
- [2] 叶健辉,殷智,孟伶俐,等. 基于电网运行关键指标的调度人员综合能力评价模型[J]. 中国科技信息,2015(21):140-142.  
YE Jianhui, YIN Zhi, MENG Lingzhi, et al. A comprehensive competency evaluation model for dispatchers based on key power grid operation indicators[J]. China Science and Technology Information, 2015(21):140-142.
- [3] 阮聪,齐林海,王红. 融合知识图谱与神经张量网络的需求响应智能推荐[J]. 电网技术,2021,45(6):2131-2140.  
RUAN Cong, QI Linhai, WANG Hong. Intelligent recommendation for demand response integrating knowledge graph and neural tensor network[J]. Power System Technology, 2021, 45(6):2131-2140.
- [4] 徐冲,汪凝,倪相生. 基于知识图谱的用户特征-关系推荐模型在电力安全教育中的应用[J]. 电力信息与通信技术,2024,22(11):60-66.  
XU Chong, WANG Ning, NI Xiangsheng. Application of a knowledge graph-based user feature-relation recommendation model in electric power safety education[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(11):60-66.
- [5] 邓淑斌,王子石,梁志飞,等. 基于知识图谱的电力交易智能推荐技术研究[J]. 粘接,2024,51(10):149-152.  
DENG Shubin, WANG Zishi, LIANG Zhifei, et al. Research on intelligent recommendation technology for electricity trading based on knowledge graph[J]. Adhesion, 2024, 51(10):149-152.
- [6] 闫世泽,方志军. 基于用户行为融合特征与异常点检测的知识图谱推荐模型[J/OL]. 计算机工程[2026-01-08]. <https://>

doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0070696.

Yan Shize, Fang Zhijun. Knowledge graph recommendation model based on user behavior fusion features and outlier detection [J/OL]. *Computer Engineering*[2026-01-08]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0070696>.

- [7] 甘轲,朱小飞,程佳玮. 基于多视角关系增强知识图谱的推荐方法[J]. *计算机应用*,2025,45(11):3519-3528.  
GAN Ke, ZHU Xiaofei, CHENG Jiawei. Recommendation method based on multi-view relational enhanced knowledge graph [J]. *Computer Applications*, 2025, 45(11):3519-3528.
- [8] 刘滨,雷晓雨,刘格格,等. 融合知识图谱的多行为职位推荐[J]. *河北科技大学学报*,2025,46(3):333-341.  
LIU Bin, LEI Xiaoyu, LIU Gege, et al. Multi-behavior job recommendation with knowledge graph integration[J]. *Journal of Hebei University of Science and Technology*, 2025, 46(3):333-341.
- [9] 刘运通,孙晓莹,张展. 融合语义的图神经网络饰品设计知识推荐[J]. *计算机工程与设计*,2024,45(12):3812-3819.  
LIU Yuntong, SUN Xiaoying, ZHANG Zhan. Semantic-enhanced graph neural network for jewelry design knowledge recommendation[J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(12):3812-3819.
- [10] ZHAO Yao, WANG Ting. Knowledge base embeddings for a recommendation based on overlapping knowledge and graph learning[J/OL]. *Arabian Journal for Science and Engineering*[2024-06-03]. <https://doi.org/10.1007/s13369-024-09573-7>.
- [11] 张馨月,高辉. 基于图重构的社交知识推荐[J]. *计算机应用研究*,2024,41(12):3607-3613.  
ZHANG Xinyue, GAO Hui. Graph reconstruction-based social knowledge recommendation [J]. *Application Research of Computers*, 2024, 41(12):3607-3613.
- [12] 杨宇亮,石嘉豪,秦高原,等. 电网运维岗位知识推荐系统设计与实现[J]. *信息通信*,2020(12):161-163.  
YANG Yuliang, SHI Jiahao, QIN Gaoyuan, et al. Design and implementation of knowledge recommendation system for power grid operation and maintenance positions[J]. *Information & Communications*, 2020(12):161-163.
- [13] 曲朝阳,徐鹏飞,娄建楼,等. 基于协同过滤的电力信息运维知识个性化推荐模型[J]. *东北师大学报(自然科学版)*, 2017,49(2):84-88.  
QU Zhaoyang, XU Pengfei, LOU Jianlou, et al. Personalized recommendation model for electric power information operation knowledge based on collaborative filtering[J]. *Journal of Northeast Normal University (Natural Science Edition)*, 2017, 49(2):84-88.
- [14] 刘书安,蒋贵君,洪永杰. 节能知识推荐系统之建立与验证[J]. *资料分析*,2025,20(1):55-71.  
LIU Shu'an, JIANG Guijun, HONG Yongjie. Establishment and verification of an energy-saving knowledge recommendation system[J]. *Journal of Data Analysis*, 2025, 20(1):55-71.
- [15] GAO Li, LIU Yi, CHEN Qingkui, et al. A user-knowledge vector space reconstruction model for the expert knowledge recommendation system[J]. *Information Sciences*, 2023, 632:358-377.
- [16] 樊明山. 基于大数据技术的个性化推荐系统设计[J]. *信息与电脑*,2025,37(9):31-33.  
FAN Mingshan. Design of personalized recommendation system based on big data technology[J]. *Information and Computer*, 2025, 37(9):31-33.
- [17] 王海荣,王怡梦,周北京,等. 融合多模态信息的知识感知推荐方法[J]. *郑州大学学报(工学版)*,2025,46(6):15-22.  
WANG Hairong, WANG Yimeng, ZHOU Beijing, et al. Knowledge-aware recommendation method incorporating multimodal information fusion[J]. *Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)*, 2025, 46(6):15-22.
- [18] 董锦锦,顾海瑞,陆佳炜,等. 基于本体-匹配双向扩展模型的设计知识推荐方法[J]. *机电工程*,2024,41(10):1793-1805.  
DONG Jinjin, GU Hairui, LU Jiawei, et al. Design knowledge recommendation method based on ontology-matching bidirectional extension model[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2024, 41(10):1793-1805.
- [19] 宋音希,何鹤,钟岳,等. 基于先进计算机技术的电力企业智慧审计系统设计分析[J]. *数字技术与应用*,2024,42(5):193-195.  
SONG Yinxi, HE He, ZHONG Yue, et al. Design and analysis of intelligent auditing system for power enterprises based on advanced computer technology[J]. *Digital Technology and Application*, 2024, 42(5):193-195.
- [20] 马晓亮,高洁,刘英,等. 基于意图理解驱动的客服知识推荐大模型构建[J]. *华南理工大学学报(自然科学版)*,2025,53(3):40-49.  
MA Xiaoliang, GAO Jie, LIU Ying, et al. Construction of customer service knowledge recommendation large model driven by intent understanding[J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2025, 53(3):40-49.
- [21] JIANG Hua. Deep learning based personalized English listening learning path recommendation algorithm[J]. *Systems and Soft Computing*, 2025(12):200210.

- [22] SHI Lin, YANG Xiaoqing. Personalized recommendation algorithm for cultural and creative products based on fuzzy decision support system[J]. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 2025, 18(1):116.
- [23] ZHANG Yixuan, WANG Yanyi. A personalized recommendation algorithm for English exercises incorporating fuzzy cognitive models and multiple attention mechanisms[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15(1):11531.
- [24] 曹丹. 基于深度学习和知识图谱的企业信息化管理资源个性化推荐[J]. *信息系统工程*, 2025(2):101-104.  
CAO Dan. Personalized recommendation of enterprise information management resources based on deep learning and knowledge graph[J]. *Information Systems Engineering*, 2025(2):101-104.
- [25] 杨栩,曹琼,黄贤英,等. 自注意力增强的动态个性化多行为推荐模型[J]. *计算机工程与设计*, 2025, 46(4):1134-1140.  
YANG Xu, CAO Qiong, HUANG Xianying, et al. Self-attention enhanced dynamic personalized multi-behavior recommendation model[J]. *Computer Engineering and Design*, 2025, 46(4):1134-1140.
- [26] 柳亚,毛谦昂,颜嘉麒,等. 面向用户动态偏好的科技论文推荐:一种基于注意嵌入的知识图谱方法[J]. *信息资源管理学报*, 2025, 15(1):113-125.  
LIU Ya, MAO Qian'ang, YAN Jiaqi, et al. Scientific paper recommendation for dynamic user preferences:a knowledge graph approach based on attentive embedding[J]. *Journal of Information Resources Management*, 2025, 15(1):113-125.
- [27] 胡晓莹,荀亚玲,李砚峰. 基于项目流行度和用户动态兴趣的纠偏推荐[J]. *计算机技术与发展*, 2024, 34(8):135-142.  
HU Xiaoying, XUN Yaling, LI Yanfeng. Debaised recommendation based on item popularity and user dynamic interests[J]. *Computer Technology and Development*, 2024, 34(8):135-142.
- [28] 沈学利,王乐,田学成. 融合双分支动态偏好的会话推荐[J]. *计算机系统应用*, 2024, 33(3):52-62.  
SHEN Xueli, WANG Le, TIAN Xuecheng. Conversational recommendation with dual-branch dynamic preferences integration [J]. *Computer Systems and Applications*, 2024, 33(3):52-62.
- [29] 周洋涛,李青山,褚华,等. 基于静态与动态学习需求感知的知识点推荐方法[J]. *软件学报*, 2024, 35(9):4425-4447.  
ZHOU Yangtao, LI Qingshan, CHU Hua, et al. Knowledge point recommendation method based on static and dynamic learning requirement perception[J]. *Journal of Software*, 2024, 35(9):4425-4447.
- [30] GAN M X, KWON O C. A knowledge-enhanced contextual bandit approach for personalized recommendation in dynamic domains[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 251:109158.
- [31] 吕晓靛,李昆昊,纪佳琪. 基于隐语义模型的音乐推荐算法研究[J]. *河北软件职业技术学院学报*, 2023, 25(2):34-37.  
LÜ Xiaoye, LI Kunhao, JI Jiaqi. Research on music recommendation algorithm based on latent semantic model[J]. *Journal of Hebei Software Institute*, 2023, 25(2):34-37.
- [32] 郑建国,苏成卉. 基于多神经网络和改进 PMF 的视频推荐算法[J]. *计算机工程与设计*, 2021, 42(1):96-105.  
ZHENG Jianguo, SU Chenghui. Video recommendation algorithm based on multi-neural network and improved PMF[J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(1):96-105.
- [33] 李小强. 基于分层结构知识库和推理机技术的电网调度智能操作票系统[J]. *电气时代*, 2021(4):52-54.  
LI Xiaoqiang. Intelligent operation ticket system for power grid dispatching based on hierarchical knowledge base and inference engine technology[J]. *Electrical Age*, 2021(4):52-54.

(编辑:陈丽萍)