

核电厂非结构化风险配置参数语义识别研究

杨星晨, 杨勇勇, 魏巍

中核武汉核电运行技术股份有限公司, 湖北 武汉

收稿日期: 2023年11月22日; 录用日期: 2023年12月1日; 发布日期: 2024年1月8日

摘要

为推动核电厂配置风险管理工作的实施, 以核电厂操纵员日志为研究对象, 开展非结构化文本语义识别研究, 自动提取其中的设备和状态等风险配置参数信息。经过文本预处理和特征工程, 开发基于注意力机制的深度学习模型, 对文本进行编码和推理, 实现实体定位和状态识别等功能。通过3500条人工标注数据进行初步模型训练后, 语义识别模型的准确率可达到83%, 实现了日志文本中缩写设备、单个设备及状态、多个设备及状态的有效识别和标准化输出。

关键词

配置风险管理, 非结构化文本, 语义识别, 注意力机制

Research on Semantic Identification of Unstructured Risk Configuration Parameters in Nuclear Power Plants

Xingchen Yang, Yongyong Yang, Wei Wei

China Nuclear Power Operation Technology Corporation Ltd., Wuhan Hubei

Received: Nov. 22nd, 2023; accepted: Dec. 1st, 2023; published: Jan. 8th, 2024

Abstract

In order to promote the implementation of nuclear power plant configuration risk management, a study was conducted on unstructured text semantic recognition based on nuclear power plant operator logs, automatically extracting risk configuration parameter information such as equipment and status. After text preprocessing and feature engineering, a deep learning model based on attention mechanism was developed to encode and infer text, achieving functions such as entity localization and state recognition. Through preliminary model training with 3500 manually an-

notated data, the accuracy of the semantic recognition model can reach 83%, achieving effective recognition and standardized output of abbreviated devices, single devices and states, and multiple devices and states in log text.

Keywords

Configuration Risk Management, Unstructured Text, Semantic Recognition, Attention Mechanism

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

为更好地保障核电厂的安全稳定运行, 国家核安全局提出了配置风险管理技术政策, 要求核电厂建立与应用配置风险管理体系, 实现对电厂风险水平的有效控制和管理[1]。配置风险管理是根据核电厂实际运行配置(即核电厂各安全系统、设备及其必要的支持系统所处的状态), 利用活态概率安全分析模型计算风险指标, 开展核电厂风险管理的方法。

配置风险管理通常使用风险监测工具来开展。风险监测工具需根据系统和部件的实际状况确定实时风险, 从而反映出当前电厂的风险水平, 通常需要输入设备、状态、时间等风险配置参数信息, 经计算后输出风险评价结果。核电厂操纵员日志能全面且及时地记录电厂系统设备状态变化信息, 是风险配置参数的可靠来源, 但由于其为非结构化的文本数据, 为设备和状态等风险配置参数的提取带来了困难。

在工业数字化发展潮流下, 核能数字化、智能化是未来核电技术的发展趋势。江苏核电的洪伟等人通过自动语义分析应用研究, 实现了维修作业中缺陷申请单的自动分票[2]。广东电网的刘宏等人通过构建调控语义识别模型, 研究了人工智能语音交互技术在电力调控领域的应用, 可有效减轻人工压力并提升工作效率[3]。本研究通过开发智能化语义识别工具, 实现日志数据中非结构化风险配置参数的有效提取, 并实时在线导入风险监测工具, 可更好地保障风险分析的实时性及准确性, 对于核电厂的风险管理具有重要意义。

2. 研究方案

本文将对核电厂操纵员日志的智能化语义识别开展研究, 以获取其中的风险配置参数信息, 研究方案如图1所示。通过对核电厂操作日志进行语义解析并结合核电专家经验及专业词典制定语料处理规则, 开发基于注意力机制的神经网络模型, 进行文本标注训练和模型优化后以获取所需的语义识别结果。

2.1. 文本语义解析

核电厂操作日志是电厂操纵员针对核电厂运行相关的操作记录, 包括操作描述、类型、模式、编码、设定值、时间等众多内容。核电厂的配置风险管理需要根据设备的可用性状况进行风险计算, 因此需提取出日志文本中的设备编码及设备状态等信息, 以作为配置风险管理的参数输入。由于物理环境、语法及书写习惯的不同, 操纵员的日志描述具有多样性、模糊性及非规范性, 为非结构化自然语言文本的语义识别带来了较大困难。

日志文本主要以夹杂中文汉字、英文字母、数字及特殊符号的短文本形式出现, 内容形式具有较大

差异性。不规范的编码格式及表达样式会对设备编码及对应状态的识别造成较大干扰，具体日志解析结果如表 1 所示。

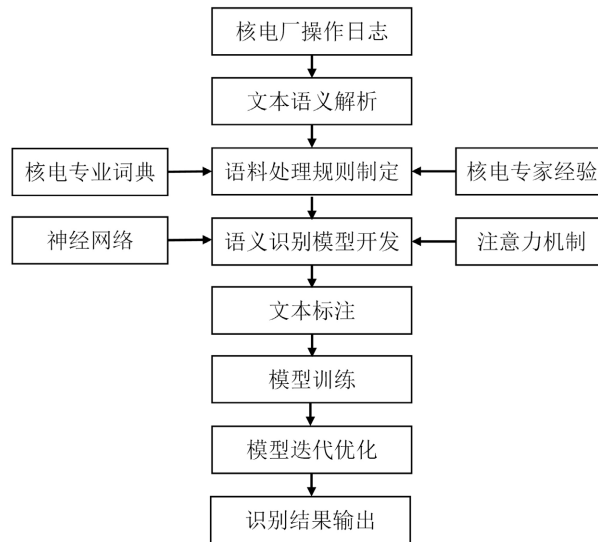


Figure 1. Research plan and framework
图 1. 研究方案及框架

Table 1. Log text analysis and examples

表 1. 日志文本解析及示例

日志类型	说明	示例
设备缩写	相同系统或类型的设备被缩写	2DVM012/13ZV 0SHY026/064/065VY 9DVN003KA 007ZV
特殊字符	文本中含有众多特殊字符	1CRF424LN、232LN、242LP /、#、-、()、《》
单个设备 多个状态	针对同一设备进行多项操作	隔离 1APG003LP，工作完成后解除隔离 打开 1PTR177VB，工作完成后关闭 启动 2EBA001ZV 进行试车，试车合格，停运 2EBA001ZV
多个设备 单个状态	同一操作下对应多个设备	解除下列隔离：2GCT129VV 2RCP003PO 2JDT014CR 9DVN012ZV、9DVN012RS 启动
多个设备 多个状态	针对多个设备进行多项操作	将 2SAP001DS 切至 2SAP002DS 运行，确认 2SAP001DS 停运后执行隔离 2DVY104CR 试车合格，解除隔离，保持 2DVY005/006ZV 停运

虽然核电厂的设备编码有一定规律性，具有固定的字母和数字组合，但描述其状态的语言和语序存在模糊性，且日志文本中存在其它类型的字母和数字编码及多样化的组合形式，加上不规范的书写习惯、复杂的操作环境、以及缺少的核电专业语料库，无法基于现有知识或模型提供有效参考，需针对各种日志类型进行语义识别研究。

2.2. 语义识别模型

核电厂日志语义识别模型, 需实现对非结构化文本的语义解析, 以提取其中的设备、状态、控制等信息。本研究采用了主流的开源框架和基础模块(主要基于 Python 语言, 其中自然语言处理基于 Pytorch 框架), 开发面向日志工单的风险配置参数语义识别模型, 以实现实体识别和状态识别功能。另基于给定的语料库规则及领域词典进行了解析结果的验证和纠正, 保证解析结果的准确性。模型开发最终实现了语料预处理、特征工程及语义识别等功能模块。

语料预处理模块关注语料清洗和分词过程, 首先根据专业经验设定了清洗规则, 用以从日志工单文本中筛选有效信息[2]。针对中英混杂的文本, 将英文字符(包括字母、数字和特殊符号)和中文字符分离处理。在英文字符中通过正则匹配的形式, 优先过滤出完整的设备编码, 之后对缩写形式的设备编码进行识别重组, 整合为完整的设备编码, 记录为设备。对于中文字符进行后续的分词步骤, 采用了 Jieba 语料库和核电厂专业名词词典相结合的方式, 实现了对核电厂操作日志文本的有效处理。该模块可以进行简单分词、并行分词、命令行分词, 同时还支持关键词提取、词性标注以及词位置查询等。

特征工程模块将预处理后的字词表示成计算机能够识别的数据类型。词嵌入是一种将自然语言中的字词映射到高维向量空间中的技术, 它能够词汇之间的语义关系编码为向量空间中的距离关系, 从而用于后续语义识别模型的训练。Skip-gram 和 CBOW 是两种常用的词嵌入模型, 它们基于神经网络的方法, 通过学习词汇周围的上下文信息来生成词向量[4]。其中, Skip-gram 模型可根据一个中心词, 预测周围上下文词汇的概率分布, 其通过训练神经网络来最小化目标函数, 从而得到每个词的向量表示, 优点是处理稀有单词, 缺点是训练速度较慢。CBOW 模型通过学习上下文词汇的平均向量来预测中心词, 从而生成每个词汇的向量表示, 优点是训练速度较快, 缺点是不适于处理稀有单词。在本研究的语义识别模型中, 两种词嵌入模型均被部署, 并设置为择优选择。

语义识别模块通过基于注意力机制的深度学习模型, 能克服文字表达中的模糊性, 实现实体定位和状态识别等功能。注意力机制是一种用于处理序列数据的深度学习模型, 它可以自适应地关注输入序列中的重要部分, 从而在序列数据处理任务中取得更好的性能, 具有较好的泛化能力和语言表达能力[5]。该模型通过计算每个时刻的注意力权重, 将输入序列中的不同部分赋予不同的权重, 从而在计算输出时更加关注重要的信息。在机器翻译任务中, 注意力机制模型可以将源语言中与目标语言相关的部分赋予更高的权重, 从而实现更好的翻译效果。注意力机制模型主要由输入层、编码器层、注意力层、解码器层及输出层构成[6]。其中, 输入层用来接受输入的序列数据, 并将其转换为网络可以处理的格式; 编码器层使用循环神经网络(RNN)、卷积神经网络(CNN)或 Transformer 等模型对输入序列进行编码, 并生成一系列特征向量, 用于计算注意力权重; 注意力层用来计算每个时刻的注意力权重, 可以采用点积注意力、加性注意力等不同的方式进行计算; 解码器层使用 RNN 或 Transformer 等模型对编码器层的输出进行解码, 并生成目标序列; 输出层根据任务需求, 用 softmax 函数输出分类概率, 用线性输出回归值[7]。另可通过一些特殊的层类型, 如多头注意力层、自注意力层、层归一化等来提高模型的泛化能力和训练效果[8]。

如图 2 所示, 本研究中的语义识别模型先通过预处理和特征工程得到文本的字向量, 之后再通过长短期记忆人工神经网络(LSTM) [9]和 CNN 网络混合单元对文本进行自动编码和推理, 推理过程中结合使用了自注意力和协同注意力两种注意力机制来强调文本中不同句子和字词的匹配程度, 最后通过全连接层并经过 SoftMax 分类器得到最终识别结果。其中, 双向 LSTM (BiLSTM)编码层可以同时考虑前后文信息, 捕捉长距离的依赖关系[10]。注意力机制层可以根据当前任务动态地选择输入中最重要的部分。CNN 层可以提取文本中的局部特征。通过将 BiLSTM 层、注意力层和 CNN 层组合起来, 可以得到一个端到端的实体识别模型, 用来比较识别结果和标签, 实现模型训练。

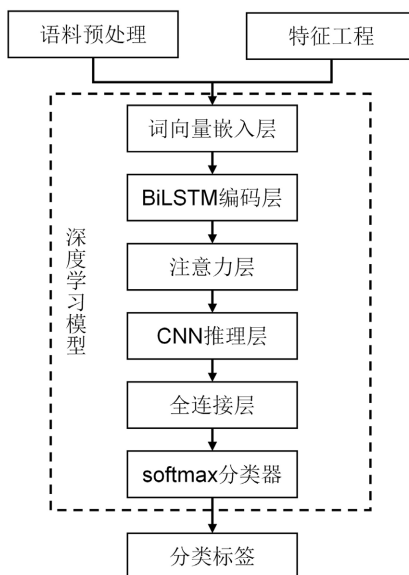


Figure 2. The semantic recognition model

图 2. 语义识别模型

2.3. 文本标注训练

为完善模型功能，需基于人工标注的日志文本数据进行模型训练，从而得到较为准确的语义识别模型。模型训练时，人工标注数据的准确性及数据量将明显影响模型的学习训练效果，最终影响模型的语义识别结果。

在本研究中主要关注日志中的设备编码及设备状态记录。其中，设备编码一般由机组、工艺系统、设备类型及数字编号组成，具有特定格式，如 2SEC001PO。设备状态涵盖多种操作及动作类别，如：

设备退出状态：隔离、挂牌、停运、停役、退出、不可用、关闭、断电、断开等。

设备返回状态：解除隔离、摘牌、投运、运行、复役、打开、开启、启动、可用、恢复、送电等。

日志文本中较常见的设备状态描述及其出现比例如表 2 所示。

Table 2. Equipment status and corresponding proportions

表 2. 设备状态及对应比例

设备状态	比例	设备状态	比例
隔离	42%	解除隔离	23%
关闭	6%	运行	5%
停运	4%	投运	4%
断电	3%	开启	3%
不可用	3%	启动	2%
断开	1%	可用	2%

将 3500 条人工标注完成的日志数据输入语义识别模型中进行初步学习训练，其中，80%的标注数据作为训练集输入，20%的标注数据作为测试集输入，可得到如图 3 所示的准确率曲线。图 3 中的横坐标为训练轮数，纵坐标为模型识别与人工标注比较得到的准确率。每轮训练后会给出训练集和测试集的准

准确率，测试集的准确率可以反映当前模型的训练效果。模型默认进行迭代训练，并会自动保存在当前测试集上表现最优，即准确率最高的模型参数，在下次训练时自动读取此参数，从之前训练的结束位置以新的训练集开始训练。由图 3 的准确率曲线可知，模型初步训练后的准确率可达到 83%。图 4 为模型训练的损失率曲线，表征了模型训练中对训练集的拟合，损失率越小表示对训练集的拟合效果越好。

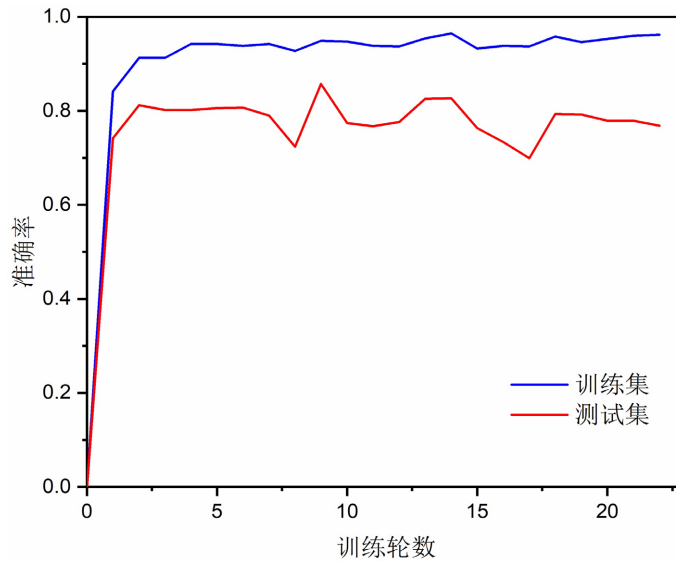


Figure 3. Accuracy of model training

图 3. 模型训练的准确率

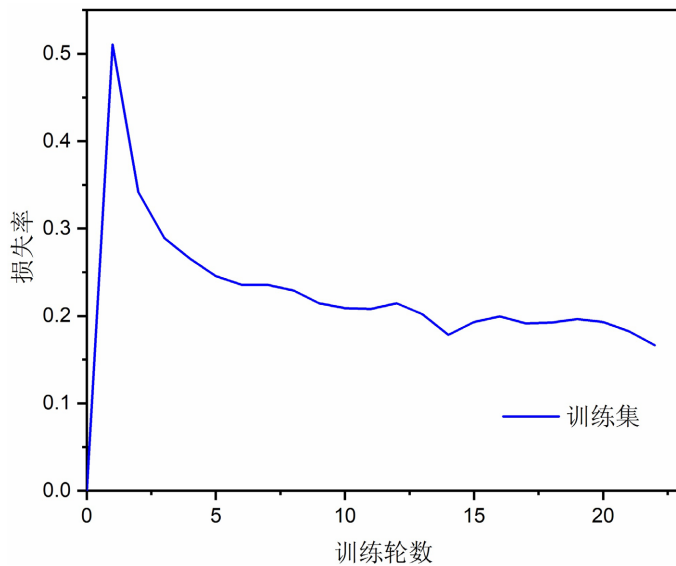


Figure 4. Loss rate of model training

图 4. 模型训练的损失率

3. 应用效果分析

将初步训练完成后的语义识别模型应用在日志文本的识别中，可得到较好的识别结果，如表 3 所示，输入日志文本内容，可输出设备编码和设备状态的语义识别结果。

Table 3. Semantic recognition results
表 3. 语义识别结果

日志类型	日志内容	语义识别结果	
		设备编码	设备状态
设备缩写	2DVI001/002/003/004ZV 断电隔离。 执行隔离《PW-9-TEU-03280-9TEU100MN/104MT/107SP 检查校准》。 执行隔离 PW-2-CRF-15513--2CRF423LN、231LN、421LP 等水位差压定期清淤。	2DVI002ZV	断电
		2DVI003ZV	断电
		2DVI001ZV	断电
		2DVI004ZV	断电
		9TEU100MN	隔离
		9TEU104MT	隔离
		9TEU107SP	隔离
		2CRF421LP	隔离
		2CRF231LN	隔离
		2CRF423LN	隔离
单个设备 单个状态	执行隔离：PW-2-ATE-13312--2ATE101PO 阳床再循环泵维护保养。 执行临时摘牌 PW-9-DWF-00611--9DWF201ZV 无法手动启动 (JX503)，送电试车合格，解除此隔离。 电气配合确认 2DVD009RS(2LKB393JA)柜内接线后，测量绝缘合格，将 2DVD009RS 投入运行。	2ATE202PO	隔离
		9DWF201ZV	解除隔离
		2DVD009RS	运行
单个设备 多个状态	机械执行 TSD EBA 05 后，启动 2EBA001ZV 进行试车，试车合格，停运 2EBA001ZV。 执行隔离《PW-1-APG-15683--1APG003LP 与根阀 1APG003VLP 之间接头处有漏，持续》，工作完成后试车合格，解除隔离。 “召开工前会后，15:53 分主控通过 2GGR643SY 停运顶轴油泵 2GGR480 PO，停运后观察 2GGR309MT 由 102.4℃缓慢上涨至 102.8℃，2GG R310MT 由 100.6℃缓慢上涨至 100.7℃。根据技术建议，继续观察 30 min，若在 30 min 内温度再次上涨 0.25℃，则重新启动 2GGR480PO，目前正在观察中，请接班值关注。”	2EBA001ZV	停运
		1APG003LP	解除隔离
		2GGR480PO	停运
多个设备 单个状态	执行定期切换:投运 1DVI001ZV 1DVI003ZV，完成。 执行以下隔离： 《PW-1-GST-16311--1GST601VD 滑丝 - 更换整阀》； 《PW-0-SHY-05253--0SHY005LP 0SHY006LP 发电机侧压力表校准》； 《PW-1-DVM-16309--1DVM105RH 阀门卡涩，无法开启 (检查风阀)》。 “执行以下解除隔离： PW-1-RR1-12913--1RRI280VN 电装维护保养。 PW-1-EAS-12873--【边占】1EAS013VB 电装校准。 PW-1-EAS-12871--【边占】1EAS009VB 电装定期校准。 PW-1-ADG-13802--【边界】1ADG008VV 解体检修。”	1DVI001ZV	投运
		1DVI003ZV	投运
		1GST601VD	隔离
		0SHY005LP	隔离
		0SHY006LP	隔离
		1DVM105RH	隔离
		1RRI280VN	解除隔离
		1EAS013VB	解除隔离
		1EAS009VB	解除隔离
		1ADG008VV	解除隔离

续表

多个设备 多个状态	一号机执行隔离 PW-1-KRT-15874--KRT036AR 扫描式风管中气体 B 活度监测道取样装置滤纸更换, 将 1KRT036PO 电源断电, 隔离导致 1KRT036MA 不可用, 记 KRT9, 计划第二组 IO。	1KRT036PO	断电
		1KRT036MA	不可用
	执行临时摘牌: PW-2-DVY-14073-《2DVY104CR 酸碱储存间轴流风机控制柜定期维护》, 试车合格, 解除隔离, 保持 2DVY005/006ZV 停运。	2DVY104CR	解除隔离
		2DVY005ZV	停运
		2DVY006ZV	停运
		9DVN007ZV	运行
		2DVN001AR	隔离
	将 9DVN008ZV 旁路运行切换至 9DVN007ZV 碘回路运行后, 再执行隔离《PW-2-DVN-14380-2DVN001AR 电气控制箱定期维护》, 将 9DVN003ZV/006ZV/008ZV, 2TEG002ZV 断电隔离。	9DVN003ZV	隔离
		9DVN006ZV	隔离
		9DVN008ZV	隔离
	2TEG002ZV	隔离	

分析可知, 针对日志文本中较常出现的设备缩写类型, 语义识别模型可将缩写的设备编码拆分并重组, 实现标准化的设备编码输出, 同时准确识别到相应的设备状态。针对含有空格的不规范设备编码也可进行规范化处理。

含有单个设备和单个状态的日志文本一般较简单且易于识别, 在本研究的初步模型中可达到 92% 的设备和状态识别准确率。含有单个设备和多个状态的日志文本则较难识别, 该类型的日志针对一个设备可能进行多项操作和状态描述, 甚至给出设备状态变化的条件, 需要结合上下文语义和具体情况进行实际状态判断, 在人工标注训练样本中体现一致的判断规则, 经大量样本学习后提高语义识别模型进行语义判断的准确性。

含有多个设备的日志文本识别具有复杂性, 可分为多个设备单个状态和多个设备多个状态的日志类型。针对同一状态下的多个设备, 语义识别模型会将每个设备分别匹配到上述状态并输出多个设备和状态标签。针对含有多个设备和多个状态的日志内容, 语义识别模型可识别出各个设备并分别匹配到相应的设备状态, 去除重复的设备标签后输出最终结果。含有多个设备编码和设备状态的日志内容会对语义识别模型的识别结果造成干扰性, 出现设备数量识别不全或设备状态识别错误的情况, 针对此类型的日志文本, 在本研究的初步模型中可达到 74% 的识别准确率。

基于少量文本训练得到的语义识别初步模型可作为自动标注工具来辅助人工标注工作, 从而较大减少人工标注的工作量, 提高文本标注训练效率。如图 5 所示, 将经过初步模型训练后的语义识别模型用于日志文本中设备编码和设备状态的自动识别, 得到自动标注数据后进行人工检查及更正, 可高效得到更多的日志标注数据, 用以进一步训练优化模型。经过大量的标注训练数据输入, 可使模型得到更优异的参数特征, 最终实现高精度的语义识别语义功能, 针对各类型日志文本的识别预计可达到 95% 以上的准确率。

4. 结论

本文通过语义识别模型开发研究, 可实现人工智能在核电领域的应用, 对核电数字化发展有重要意义。基于核电厂操纵员日志的自然语言识别研究应用可得到以下结论:

1) 含有单个设备编码和状态的日志文本内容一般较简单且易于识别, 含有多个设备编码和状态的日志内容会对语义识别模型的识别结果造成干扰, 出现设备数量识别不全或设备状态识别错误的情况。

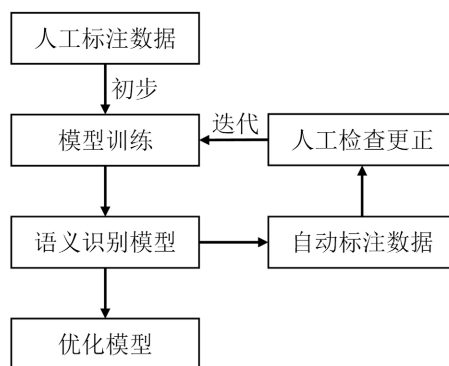


Figure 5. Model optimization training
图 5. 模型优化训练

2) 人工标注数据的准确性及数据量将明显影响模型的学习训练效果，最终影响模型的语义识别结果。人工标注数据的错误将造成语义识别模型的学习错误，从而降低识别准确率。训练样本数据较少时，模型将无法充分学习对应特征。

3) 研究表明，经初步训练后的语义识别模型准确率可达 83%。将初步模型用作自动标注工具来辅助人工标注工作，可减少人工标注的工作量。结合人工检查及修正，提高文本标注训练效率，可获得大量训练样本数据用于模型迭代优化，进一步提高准确率。

参考文献

- [1] 国家核安全局. 关于印发《核电厂配置风险管理的技术政策(试行)》的通知: 国核安发[2019]262 号[EB/OL]. https://www.mee.gov.cn/xxgk/xxgk09/202001/t20200103_757137.html, 2019-12-31.
- [2] 洪伟, 崔勇. 核电厂维修作业过程的计算机自动语义分析应用[C]//中国核学会. 中国核科学技术进展报告(第六卷)——中国核学会 2019 年学术年会论文集第 3 册(核能动力分卷). 北京: 中国原子能出版社, 2019: 411-416.
- [3] 刘宏, 郝乾啸, 萧嘉荣. 人工智能语音交互技术在电力调控领域的应用[J]. 电子技术与软件工程, 2021(4): 217-219.
- [4] Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., et al. (2013) Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1301.3781>
- [5] 李岚欣. 面向自然语言处理的注意力机制研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京邮电大学, 2019: 10-14.
- [6] Zheng, S.C., Wang, F., Bao, H.Y., et al. (2017) Joint Extraction of Entities and Relations Based on a Novel Tagging Scheme. *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, Vancouver, Canada, 30 July-4 August 2017, 1227-1236. <https://doi.org/10.18653/v1/P17-1113>
- [7] 任欢, 王旭光. 注意力机制综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(z1): 1-6. <https://doi.org/10.11772/j.issn.1001-9081.2020101634>
- [8] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京: 机械工业出版社, 2020.
- [9] 王红, 史金钊, 张志伟. 基于注意力机制的 LSTM 的语义关系抽取[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(5): 1417-1420+1440.
- [10] Liang, J., Xian, X.M., He, X.J., et al. (2017) A Novel Approach towards Medical Entity Recognition in Chinese Clinical Text. *Journal of Healthcare Engineering*, 2016, Article ID: 4898963. <https://doi.org/10.1155/2017/4898963>