

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)06-0093-05

基于 GRM 的电力智能客服语义理解系统设计

张 岚¹, 王献军¹, 杨铁军¹, 董李锋², 李卫卫²

(1. 国网河南省电力公司营销服务中心, 郑州 450000; 2. 河南九域腾龙信息工程有限公司, 郑州 450052)

摘要: 为了提高电力智能客服系统的自动化、智能化水平, 解决当前语义解析精度不高、稳定性不足及响应延迟等问题, 研究基于语法规则匹配(grammar rule matching, GRM)网络, 引入规则配置和基于随机条件场(conditional random field, CRF)的命名实体识别技术, 结合朴素贝叶斯分类器与规则分组配置, 实现高效的意图和语义信息匹配, 完成语句到结构化语义的解析。同时, 通过本地缓存优化意图分发机制, 降低系统计算复杂度。实验结果显示, 优化后系统响应时间降低 66.23%, 基于 GRM 与命名实体的语义理解系统较基于模型的系统的 F_1 分数高出 3.79%, 其平均 F_1 分数达 89.6%, 意图识别准确率超 90%。该系统具有更高的业务服务精度和稳定性, 能有效适配电力咨询、故障报修等场景, 满足用户对电力信息咨询的实时性和准确性要求。

关键词: 语法规则匹配; CRF 算法; 电力智能客服; 命名实体识别; 语义解析

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)06-0093-05

Design of semantic understanding system for power intelligent customer service based on GRM

Zhang Lan¹, Wang Xianjun¹, Yang Tiejun¹, Dong Lifeng², Li Weiwei²

(1. Marketing Service Center of State Grid Henan Electric Power Company, Zhengzhou 450000, China;

2. Henan Jiuyu Tenglong Information Engineering Co., Ltd., Zhengzhou 450052, China)

Abstract: To improve the automation and intelligence of the power intelligent customer service system and address issues such as low semantic parsing accuracy, instability, and response latency, this study investigates a grammar rule matching (GRM) network. It introduces rule configuration and named entity recognition technology based on conditional random field (CRF), combining a Naive Bayes classifier with rule grouping configuration to achieve efficient matching of user intent and semantic information, completing the parsing from statements to structured semantics. Simultaneously, local caching optimizes the intent distribution mechanism, reducing system computational complexity. Experimental results show that the optimized system response time is reduced by 66.23%, and the semantic understanding system based on GRM and named entities achieves a 3.79% higher F_1 score than the model-based system, with an average F_1 score of 89.6% and an intent recognition accuracy exceeding 90%. This system offers higher business service accuracy and stability, effectively adapting to scenarios such as power consultation and fault reporting, meeting users' requirements for real-time and accurate power information consultation.

Keywords: grammar rule matching; CRF algorithm; power intelligent customer service; named entity recognition; semantic analysis

随着电力市场的不断发展和电力用户需求的日益多样化, 电力客服系统作为电力企业与用户沟通的重要桥梁, 其服务质量和效率备受关注^[1-2]。传统的电力客服模式大多依赖人工服务, 存在人力成本高、响应速度慢、服务质量参差不齐等问题, 已经无法满足用户在电力信息咨询、故障报修、业务办理等服务上对实时性和准确性的要求^[3-4]。为了应对这些挑战, 智能客服系统逐渐在电力行业得到应用。智能客服系统通过自然语言处理、人工智能等技术, 能自动识别和响应用户需求, 有效提升了服务效率和用户体验。然而, 当前电力智能客服系统在语义理解方面还存在解析精度不高、稳定性不够的问题^[5-6]。GRM

凭借响应时间短、可编辑、可定制、精度高等优势, 在特定领域的语义理解中展现出良好的应用前景。同时, 命名实体识别作为自然语言处理的关键任务, 能精准提取文本中的关键信息, 为语义解析提供有力支持^[7-8]。因此研究基于 GRM, 结合命名实体和朴素贝叶斯网络等技术构建面向电力咨询的智能客服语义理解系统, 期望实现更精确、更稳定的电力咨询服务。

1 基于 GRM 的语义解析与处理

1.1 GRM 与命名实体识别算法

基于 GRM 的电力智能客服语义理解系统构架如图 1

收稿日期: 2025-08-27; 录用日期: 2025-10-21

基金项目: 国网河南省电力项目(B217X022J006)

作者简介: 张 岚(1975—), 女, 高级工程师, 研究方向: 计算机应用、营销业务管理、营销信息安全管理等。

引用本文: 张岚, 王献军, 杨铁军, 等. 基于 GRM 的电力智能客服语义理解系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(6): 93-97. (Zhang Lan, Wang Xianjun, Yang Tiejun, et al. Design of semantic understanding system for power intelligent customer service based on GRM[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(6): 93-97.)

所示,移动端接收到的语音信息根据语音文本转换方案后发送至后端处理服务器,通过语义解析模块将语音文本转换为结构化数据,然后使用语义执行系统将其转换为可执行命令,并将数据反馈返回给用户。语义解析包括了 GRM 网络和命名实体识别,GRM 网络设计中引入规则配置提高规则匹配的速度。

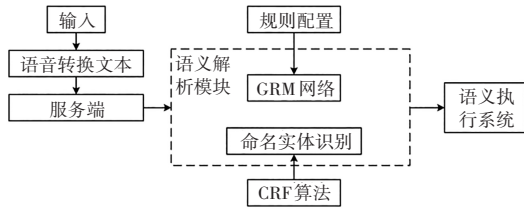


图1 基于 GRM 的电力智能客服语义理解系统组织架构

Fig.1 Organizational structure of the GRM-based power intelligent customer service semantic understanding system

在电力行业智能服务平台的架构中,语义解析模块采用三元结构模型对客户语言进行多维度量[9]。研究将句式(pattern)这个范畴作为句法准则,借助正则表达式来匹配用户的表述输入。用户的某类表述对应一条 pattern,利用含有特定语法标记的 slot 按照准则就能构建 pattern。语义准则设计完成后要进行 GRM 网络的构建工作,这个环节的首要步骤是载入配置文档和准则资源文档。GRM 无需改动引擎代码,只需要调整配置文档中的相关内容就能完成准则模型的增添与调整。经分词操作后的输入文本,采用基于有限状态自动机的 GRM 实施匹配与输出,从而完成系统的语义解构流程。有限状态自动机是一种抽象数学模型,用于描述系统在有限状态下根据输入信号进行状态转换的行为,其定义可以用一个五元式表示[10],如式(1)所示。

$$FA = (Q, \Sigma, \delta, q_0, F) \quad (1)$$

式中, Q 为有限状态的集合, δ 为状态转移函数。 Σ 表示输入字符串的字符集合, $q_0 \in Q$ 表示开始状态, $F \subseteq Q$ 则表示终止状态的集合。中文语句能够使用 pattern 进行表征,即语句能够命中 pattern。对于用户输入的自然语句,需要判断其是否能够命中 pattern,且能逆向解析各 slot。使用中文分词算法将语句规则进行分词预处理得到带词性标注的词片段数据,并且生成一个单线网络。单线网络通过规则模型和字典数据进行贴弧,然后将语义信息添加到字段上,得到一个语义网络。在 GRM 中采用宽度优先遍历算法匹配规则网络和语义网络,如果两个网络能够的节点能够全程匹配,即用户输入与当前业务相匹配,这样就能完成用户语义的识别。网络的匹配为强匹配关系,因此进行规则设计时要合理抽象设计规则,验证了使用 slot 结合 pattern 方式的合理性和必要性。GRM 进行语义理解的优势是响应时间短、可编辑、可定制、精度高,但是仅适用于规则库中已经存在的句式,对于未登录的词语和句式的识别效果会大大降低。因此研究设计了用于语义解析业务的基于 CRF 的命名实体识别模型。CRF 是条件概率分布模型 $P(Y|X)$, 表示的是给定一组输入随机变量 X

的条件下另一组输出随机变量 Y 的马尔可夫随机场。CRF 可被看作是最大熵马尔可夫模型在标注问题上的推广[11]。假设 $P(X|Y)$ 是 X 给定条件下 Y 的条件概率分布,存在如式(2)所示的条件。

$$P(Y_v|X, Y_u, u \neq v) = P(Y_v|X, Y_u, u - v) \quad (2)$$

式中, $u \neq v$ 表示除结点 v 以外的其他结点, $u - v$ 表示在构成马尔可夫随机场的无向图 G 中与结点 v 有边相连的所有结点 u 。 Y_v 和 Y_u 分别为结点 v 和结点 u 对应的随机变量。当随机变量 Y 构成一个由无向图 G 表示的马尔可夫随机场,即式(2)对所有结点 v 成立时,条件概率分布 $P(Y|X)$ 即为 CRF。研究主要考虑以线性链连接的无向图,也就是无向图满足如式(3)所示的情况。

$$G = (V = \{1, 2, \dots, n\}, E = \{(i, i + 1)\}), \quad i = 1, 2, \dots, n - 1 \quad (3)$$

此时, $X = (X_1, X_2, \dots, X_n), Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$, 最大团是相邻两个结点的集合。线性链 CRF 的示意如图 2 所示。

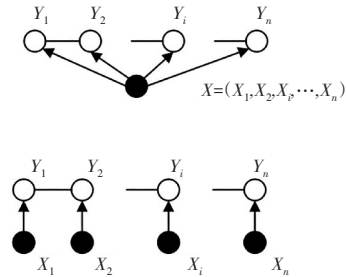


图2 线性链 CRF 的示意图

Fig.2 Schematic diagram of linear chain CRF

在线性链 CRF 定义中,设 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 和 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 均为线性链表示的随机变量序列,如果 Y 的条件概率分布 $P(X|Y)$ 构成 CRF,则称 $P(X|Y)$ 为线性链 CRF。

$$P(Y_i|X, Y_1, Y_2, \dots, Y_i, \dots, Y_n) = P(Y_i|X, Y_i, \dots, Y_n) \quad (4)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, n$ 。满足式(4)也被称为满足马尔科夫性。线性链 CRF 通常可以表示为如式(5)所示的参数化形式。

$$P(y|x) = \frac{1}{Z(x)} \exp \left[\sum_{i,k} \lambda_k t_k(y_{i-1}, y_i, x, i) + \sum_{i,j} \mu_h s_h(y_i, x, i) \right] \quad (5)$$

式中, t_k 是定义在边上的转移特征函数, λ_k 是其对应的权值。 s_h 是定义在节点上的状态特征函数, μ_h 是其对应的权值。 $Z(x)$ 为规范化因子,可以进一步得到线性 CRF 模型的另一种基本形式,如式(6)所示。

$$Z(x) = \sum_y \exp \left[\sum_{i,k} \lambda_k t_k(y_{i-1}, y_i, x, i) + \sum_{i,j} \mu_h s_h(y_i, x, i) \right] \quad (6)$$

CRF 完全由特征函数和它们对应的权值确定。基于 CRF 的命名实体识别系统通过命名实体识别模型得到命

名实体的语义信息。

1.2 规则分组配置与语义执行设计

语义解析通过规则匹配网络和命名实体识别得到结构化的语义输出后,需要对语义信息进行汇总,然后通过规则分组的方式提高规则的利用率,并降低规则配置的复杂度。最后将语义解析结果通过语义执行系统进行意图分配,并传输到特定服务器得到响应结果。规则分组指的是通过提取用户输入的主题、意图和词槽等信息,将语句划分到不同的规则组中进行规则匹配,避免匹配网络过于复杂造成的系统延迟。文本类别的主题划分通过分类器完成,分类器的训练样本数据使用网络主题爬虫技术进行收集。主题爬虫的体系和流程如图3所示。

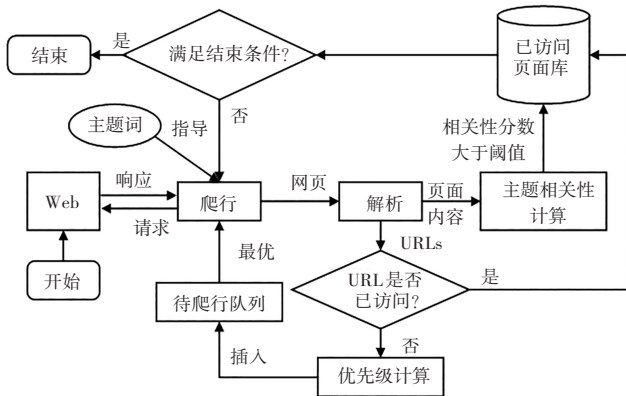


图3 网络主题爬虫技术的数据采集流程

Fig. 3 Data collection process of network topic crawler technology

使用网络爬虫进行数据收集时,最重要的就是要确定爬取的主题。在电力智能客服语义理解系统中,使用“电力”为主题爬取数据,并对数据进行清洗和标注,最终生成语料库。这样就能对用户输入的表达方式进行所属领域的识别。通过主题爬虫网络得到的数据本身就具备比较好的类别特性,在领域划分中具有较为明显的特征,因此,为了不增加无用的计算量,研究选择了分类精度更为适中的朴素贝叶斯网络作为分类器。朴素贝叶斯网络通过计算各个类别的条件概率和最大概率完成分类^[12]。在计算每个类别在出现条件 x 下的概率时,通过已知分类的样本集统计每个特征属性在各类别下的概率。假设不同条件中的各个属性相互独立,得到不同类别的条件概率 $P(y_i | x)$, 如式(7)所示。

$$P(y_i | x) = \frac{P(x | y_i)P(y_i)}{P(x)} \quad (7)$$

式中, $C = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 为有类别的集合。然后要计算最大概率,根据最大概率确定 x 所属的类别,如式(8)所示。

$$P(y_k | x) = \max \{P(y_1 | x), P(y_2 | x), \dots, P(y_n | x)\}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (8)$$

式中, x 属于分类 y_k 。不同类别的条件概率计算中,分母均为 $P(x)$, 因此想要计算类别的最大概率,只需比较分

子的大小即可。已知各个类别的属性特征彼此独立,因此各个类别条件概率的分子如式(9)所示。

$$P(x | y_i)P(y_i) = P(a_1 | y_i)P(a_2 | y_i) \dots P(a_m | y_i) = P(y_i) \prod_{j=1}^m P(a_j | y_i) \quad (9)$$

式中, $X = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$ 代表待分类的实体对象, a 代表该实体的特征属性。朴素贝叶斯分类器主要通过数据准备、模型训练和模型应用三个步骤完成。首先进行数据准备,用主题爬虫抓取电力相关的语料并清洗,人工标注领域标签后形成训练集。然后进行模型训练,离线计算每个特征在各个领域下的条件概率,生成能直接加载的朴素贝叶斯模型文件。接下来是模型应用,线上实时接收文本,调用模型完成领域划分,再把结果送到后续的语义链路中。确定领域后,系统把语料进一步抽象成若干规则组。每组规则尽可能覆盖该领域的常见表达,再通过规则编译器生成能被 GRM 匹配的高效模型文件,从而实现解析。解析得到的结构化协议数据通过消息总线传到语义执行子系统。根据本地缓存的“意图-处理器”映射表快速找到目标服务,之后由统一路由器分发请求,完成对应业务逻辑的调用和结果回传。因此,研究设计了如图4所示的意图分发机制来实现这个过程。

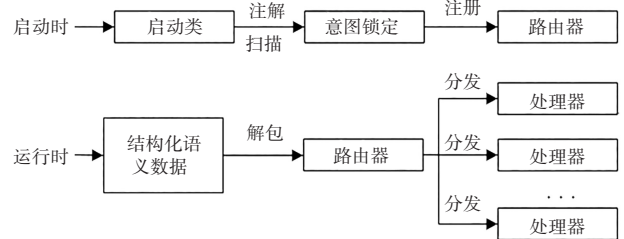


图4 意图分发机制框架

Fig. 4 Intent distribution mechanism framework

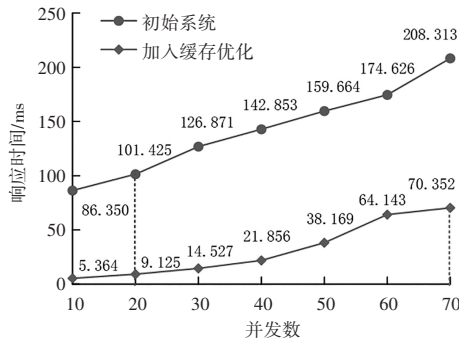
进入服务器的请求都包含语 domain、intent 和 slot 语义三要素。在电力智能客服语义理解系统中,领域是电力范围内的固定值,但是不同意图的名称和 slot 值取值具有很大的差异性。不过在系统中,每个请求进入时,都需要通过反射动态进行参数解析,在请求量较大时,该过程的计算量也会增大,导致系统的响应时长增加。为了提高系统的性能,研究通过将意图与处理器的映射关系进行本地缓存来减少反射动态的调用次数。

2 语义理解系统效果分析

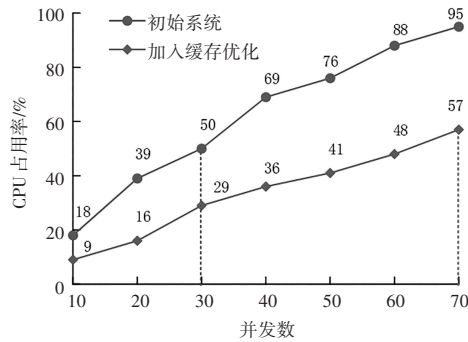
为了测试电力智能客服语义理解系统的运行性能,使用 VisualVM 对系统的响应时间、中央处理器 (central processing unit, CPU) 占用等进行测试。系统测试共运行 5 小时,得到的测试结果如图5所示。从图5中可以看出,在系统加入缓存之前,并发数为 20 时,系统的响应时间就达到了 100 ms 以上,并发数为 30 时,CPU 的占用就已经超过了 50%,也就是说初始系统的最大并发量不会超过 40,整体性能不太能满足实时性的要求。加入意图与处理器的映射

关系本地缓存后,并发数为 70 时,系统的响应时间和 CPU 占用分别为 70.352 ms 和 57%,系统响应时间和 CPU 占用随并发数变化的幅度也更平稳,系统性能表现远优于加入

缓存之前。实验结果表明在系统请求量较大时,通过加入本地缓存可以有效缓解电力智能客服语义理解系统的计算压力,优化处理对于系统性能的提升是行之有效的。



(a) 不同并发数下的系统响应时间



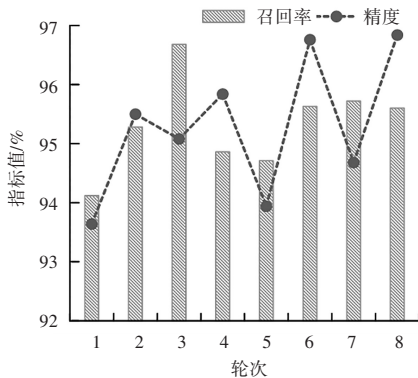
(b) 不同并发数下的系统 CPU 占用

图 5 Server 系统性能测试结果

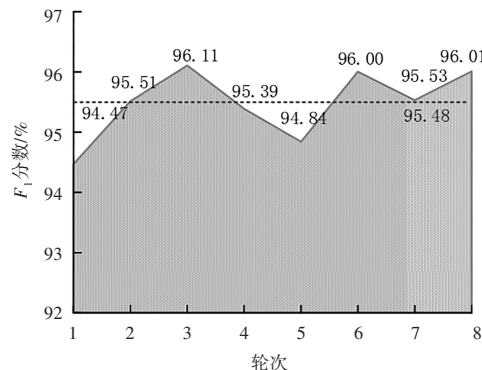
Fig. 5 Server system performance test results

为了验证研究提出的 GRM 结合命名实体的语义解析算法的有效性,研究在网络上收集了 8 个常见领域的语音文本数据,通过标注、分类和编写规则解析生成了八个数据集。解析算法的类别领域识别效果通过精度、召回率和 F_1 分数进行衡量,测试结果如图 6 所示。从图 6(a)中可以看出,使用 GRM 结合命名实体识别进行电力智能客服语义解析可以得到较高的精度和召回率。GRM 结合命

名实体的语义解析在 8 轮测试中的召回率和精度均在 94% 以上, F_1 分数最大达到了 96.11%。从图 6(b)中可以看出,语义解析的 F_1 分数均在 94% 以上,8 轮 F_1 分数的平均值为 95.48%,表明规则匹配在限定规则范围内的语义解析效果更好,规则库中的内容越丰富,则基于规则匹配的语义识别效率和精度越高。



(a) 语义解析算法的召回率与精度结果



(b) 语义解析算法的 F_1 分数结果

图 6 基于文法规则匹配与命名实体识别的语义解析性能结果

Fig. 6 Semantic parsing performance results based on grammar rule matching and named entity recognition

为了验证研究构建的基于 GRM 的电力智能客服语义理解系统的执行效果,采用某电力公司提供的智能客服数据集,从该数据集中采样出 5 306 条数据,其中正例和负例分别有 3 758 和 1 548 条。实验从语料库中随机抽取 100、200、400、600、800、1 000 条电力业务语料进行测试,其中正负例的比例为 1 : 1,然后与基于统计模型的语义解析系统进行性能测试比较对比结果如图 7 所示。从图 7 中可以看出,基于 GRM 和基于统计模型的系统在业务处理效果上相差不大,两种方法的平均 F_1 分数均为 86.2%。GRM+命名实体的语义解析方法在 6 轮实验中的平均 F_1 分数为 89.6%,最大 F_1 值为 90.1%,最小 F_1 分数为 89.2%,精度下降幅度仅仅只有 0.6%。实验结果表

明,在明确业务领域的情况下,结合了 GRM 和命名实体的语义解析算法能够不仅能实现更高精度的电力智能客服语义理解,还能保证更加稳定的服务效果。

针对电力智能客服的业务场景,研究采集了由 25 名测试人员产生的 500 条电力系统常用的文本数据,并进行人工标注。使用基于 GRM 的智能客服系统进行语义解析和意图识别,将系统识别的结果与标注结果进行比对,结果如图 8 所示。从图 8 中可以看出,基于 GRM 和命名实体的电力智能客服系统对用户意图的识别准确率均在 90% 以上,实验结果表明研究提出的语义理解系统具有一定的实用价值,能够满足用户实时、准确、稳定的语音交互需求。

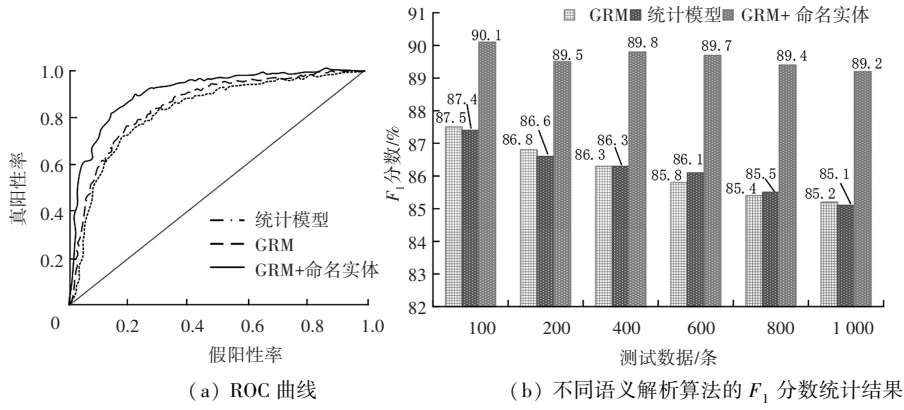


图7 不同语义解析算法的效果对比

Fig. 7 Comparison of the effects of different semantic parsing algorithms

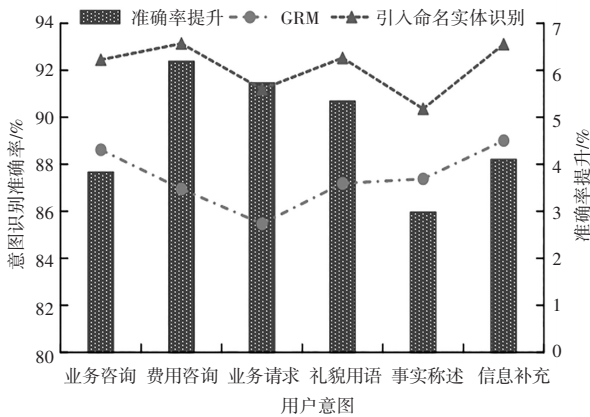


图8 基于规则匹配与命名实体的电力系统业务识别结果
Fig. 8 Power system business recognition results based on rule matching and named entities

3 结论

电力智能客服系统通过语音识别和自然语言理解分析用户输入的意图和语义,并作出相应的反馈,旨在为人们提供更简单、更方便、更智能的服务。研究将GRM网络与基于CRF的命名实体识别结合,提高语义解析中对用户语句的意图提取和匹配的效果,并且在GRM网络中引入规则配置降低匹配过程的计算复杂度。加入本地缓存进行优化后的系统在性能测试中的响应时间降低了66.23%,系统性能有了很大的提升。在与基于模型的系统对比实验中,研究提出的解析算法的 F_1 分数提高了3.79%,具有更高的业务服务精度和稳定性。综合实验结果表明,基于GRM的电力智能客服语义理解系统能够满足信息咨询的实时性和准确性要求。

参考文献

- [1] 张晓慧, 孙德艳, 马永波, 等. 情绪识别技术在电力智能客服系统中的应用研究[J]. 电子器件, 2020, 43(5):1061-1065.
- [2] 俞学豪, 赵子岩, 马应龙, 等. 基于BR和GBDT的电力信息通信客服系统多标签文本分类[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(11):144-151.
- [3] 嵇友浪, 朱君, 邹云峰, 等. 面向在线客服系统的调度算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(12):2242-2251.
- [4] 覃浩, 刘振华, 苏立伟. 基于多模态融合的电力智能客服系统情绪识别方法[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(4):169-172.
- [5] Klaus P, Zaichkowsky J. AI voice bots: a services marketing research agenda[J]. Journal of Services Marketing, 2020, 34(3):389-398.
- [6] Bromuri S, Henkel A P, Iren D, et al. Using AI to predict service agent stress from emotion patterns in service interactions[J]. Journal of Service Management, 2021, 32(4):581-611.
- [7] 孙涛涛, 于红, 宋奇书, 等. 基于规则匹配与深度学习 AbTransformer 的渔业标准表格信息抽取方法[J]. 大连海洋大学学报, 2023, 38(1):140-148.
- [8] 王一海. 基于深度学习的电子商务语音客服中的客户情感研究[J]. 电子器件, 2020, 43(5):1173-1179.
- [9] 吴石松, 董召杰. 基于深度语义匹配模型的智能客服系统设计[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(7):176-180.
- [10] Johnson D, Larochelle H, Tarlow D. Learning graph structure with a finite-state automaton layer [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020(33):3082-3093.
- [11] Li Y, Li C, Li X, et al. A comprehensive review of Markov random field and conditional random field approaches in pathology image analysis [J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2022, 29(1):609-639.
- [12] 隆峻, 神显豪, 丁小军, 等. 量子遗传算法优化加权朴素贝叶斯复合语言文本分类[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2022, 36(2):136-141.