Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society
Vol. 20, No. 2 pp. 750-762, 2019

https://doi.org/10.5762/KAIS.2019.20.2.750
ISSN 1975-4701 / eISSN 2288-4688

AI기반 콜센터 실시간 상담 도우미 시스템 개발 – N은행 콜센터 사례를 중심으로

류기동[1], 박종필[2], 김영민[2], 이동훈[3], 김우제[4*]
[1]서울과학기술대학교 IT정책전문대학원, [2]NH농협은행, [3]솔트룩스, [4]서울과학기술대학교 글로벌융합산업공학과

Development of AI-based Real Time Agent Advisor System on Call Center - Focused on N Bank Call Center

Ki-Dong Ryu[1], Jong-Pil Park[2], Young-min Kim[2], Dong-Hoon Lee[3], Woo-Je Kim[4*]
[1]Graduate School of Public Policy and Information Technology, Seoul National University of Science & Technology, [2]NH Bank, [3]Saltlux, [4]Department of Industrial & Information Systems Engineering, Seoul National University of Science and Technology

요 약 기업의 대고객 접점으로써 콜센터의 중요성은 커지고 있다. 하지만, 콜센터는 상담사의 지식 부족과 업무 부적응에 따른 잦은 이직으로 인해 상담사 운영이 어렵고, 이로 인한 고객 서비스 품질 저하의 문제를 안고 있다. 이에 본 연구에서는 상담사에게 업무 지식에 대한 부하를 줄이고 서비스 품질을 향상 시키기 위해 음성 인식 기술과 자연어 처리 및 질의응답을 지원하는 AI 기술과 PBX, CTI 등의 콜센터 정보시스템을 결합하여 실시간으로 상담사에게 고객의 질의 내용에 대한 답변을 제공해주는 “실시간 상담 도우미” 시스템 개발 방안에 대해 N은행 콜센터 사례를 통해 연구하였다. 사례연구 결과, 실시간 통화 분석을 위한 음성인식 시스템의 구성방안과, 질의응답 시스템의 자연어처리 성능 향상을 위한 말뭉치 구축 방안을 확인할 수 있었으며, 특히 개체명 인식기의 경우 도메인에 맞는 말뭉치 학습 후 정확도가 31% 향상됨을 확인하였다. 또한, 상담 도우미 시스템을 적용한 후 상담 도우미의 답변에 대한 상담사들의 긍정적 피드백 비율이 93.1%로써 충분히 상담사 업무에 도움을 주고 있음을 확인하였다.

Abstract The importance of the call center as a contact point for the enterprise is growing. However, call centers have difficulty with their operating agents due to the agents' lack of knowledge and owing to frequent agent turnover due to downturns in the business, which causes deterioration in the quality of customer service. Therefore, through an N-bank call center case study, we developed a system to reduce the burden of keeping up business knowledge and to improve customer service quality. It is a "real-time agent advisor" system that provides agents with answers to customer questions in real time by combining AI technology for speech recognition, natural language processing, and questions & answers for existing call center information systems, such as a private branch exchange (PBX) and computer telephony integration (CTI). As a result of the case study, we confirmed that the speech recognition system for real-time call analysis and the corpus construction method improves the natural speech processing performance of the query response system. Especially with name entity recognition (NER), the accuracy of the corpus learning improved by 31%. Also, after applying the agent advisor system, the positive feedback rate of agents about the answers from the agent advisor was 93.1%, which proved the system is helpful to the agents.

Keywords : AI. Artificial Intelligence, Real Time Agent Advisor, Call Center, Virtual Assistance, STT, Ontology, IRQA, KBQA

본 연구는 (주)이씨에스텔레콤의 지원으로 연구되었습니다.
*Corresponding Author : Woo Je Kim(Seoul National University of Science & Technology)
Tel: +82-2-970-6449 email: wjkim@seoultech.ac.kr
Received October 25, 2018 Revised (1st November 20, 2018, 2nd December 28, 2018)
Accepted February 1, 2019 Published February 28, 2019

1. 서론

최근 4차 산업혁명으로 인해 인공지능, 로봇 등 첨단 기술 기반의 서비스들이 봇물 터지듯이 생겨나고 있다[1]. 실제 인공지능이 할 수 있는 일들로 많이 회자되는 것으로 콜센터 상담사의 업무를 대체하는 것까지 거론되고 있으며 영국 옥스퍼드대학의 연구에서 인공지능으로 사라질 업무 1위로 텔레마케팅 상담사가 선정되었다[2]. 그런 측면에서 콜센터 서비스와 관련된 인공지능의 활용에 대해서 많은 관심을 가지고 있다.

콜센터는 기업의 대고객 접점으로써 비대면 채널이지만 고객과 직접 상호작용하는 곳으로, 고객에게 정보안내, 불만 접수/처리, 고객 문의 등 고객과의 커뮤니케이션 서비스를 수행하는 비대면 채널을 콜센터라고 지칭한다. 최근 경영과 비즈니스 환경에서 콜센터의 역할은 점점 더 중요해 지고 있다[3-5].

콜센터는 고객의 문의나 정보 안내에 대한 답을 해주는 것이 중요한 업무 중의 하나이다[4]. 하지만 금융권 콜센터의 경우 800여 개 이상의 서비스 유형을 처리하기 때문에 상담사의 경험과 업무 지식에 따라서 대고객 서비스의 품질 차이가 날 수밖에 없다. 상담사들은 고객의 질문이나 정보요청에 즉시 그리고 정확하게 응대해야 한다. 그렇게 하기 위해 고객관리 시스템(CRM), 내부 업무 매뉴얼, 지식관리 시스템(KMS) 등을 활용하지만, 이질적인 시스템들과 방대한 업무 내용으로 인해 정확한 답변이나 정보를 찾기가 어렵다[6].

실제 N은행 콜센터의 경우 내부 조사 결과 지식관리 시스템을 통해 문의 내용에 대한 정보를 조회하는데 걸리는 시간이 건당 20초 이상으로 나타났다. 평균 통화 시간이 3분 내외임을 감안한다면 많은 시간을 지식관리 시스템을 검색하는 데 사용하고 있으며, 고객 입장에서는 그 시간이 모두 대기 시간이 되기 때문에 고객 만족도는 낮아질 수 밖에 없다. 그렇기 때문에 콜센터에서는 상담사가 고객에게 빠르게 응대를 할 수 있도록 하기 위해서 상담사에 대한 교육에 많은 비용을 투자하고 있다. 새로운 제품이나 서비스가 출시되면 수시로 상담사에게 교육하고, 품질평가 시스템을 통해 상담사의 대고객 응대 결과나 시간을 모니터링하고 코칭이나 보수 교육을 통해 품질 향상을 도모한다.

하지만, 콜센터의 경우 운영상 가장 큰 어려움이 상담사의 잦은 이직과 충원의 어려움[7]이라는 조사 결과가 이야기해 주듯이 이직률이 높다. 실제 콜센터의 연평균 이직률은 40%수준[8]으로 전체 산업 평균 이직률인 5%[9]에 비하면 매우 높은 편이기 때문에 신규 상담사의 비중이 작지 않고 이에 대한 교육 비용이 많이 발생한다. 게다가 6개월 미만의 신입 상담사의 이직 사유 중 가장 우선으로 꼽은 것은 “상담 지식 부족 및 업무 부적응”이다[8]. 이것은 그만큼 신입 상담사를 교육시키는 것이 어렵다는 방증이다. 하지만 인공지능 기술을 활용하면 이런 부분들을 자동화하여 도움을 줄 수가 있다.

본 연구에서는 이런 콜센터의 문제점을 해결하기 위해 인공지능기반의 상담 도우미 시스템과 통화 내용 분석 시스템의 구축에 대해서 N은행 사례를 기반으로 설명하도록 하겠다.

N은행은 국내 최초로 고객과 상담사의 통화 내용을 실시간으로 분석하고, 상담사에게 적절한 답변을 실시간으로 상담사 PC에 표시하여 상담사가 별도로 지식검색이 필요 없이 바로 고객에게 대응할 수 있는 상담 도우미 시스템과 실시간으로 고객과 상담사의 통화 내용을 분석하는 시스템을 구축하였다.

본 논문의 구성은 2장에서 상담 도우미 시스템 구축을 위한 기술 요소에 대한 이론적 배경과 유사사례를 조사하고, 3장에서는 N은행 콜센터의 상담 도우미 시스템 구성 방안, 지식 구축 방법론 및 절차, 운영 결과에 대한 사례 연구 결과를 기술하고, 마지막 4장에서는 결론 및 향후 과제를 기술한다.

2. 이론적 배경 및 유사 사례 연구

콜센터에 대한 지능화나 자동화 관련 연구는 주로 고객의 전화 응대나 채팅 응대를 상담사 대신 기계가 해주는 가상 상담사(Virtual Agent)관련으로 일부 연구가 있었다[10-11]. 하지만, 콜센터에서 통화 내용을 실시간으로 분석하여 상담사에게 답변을 실시간으로 제공하는 서비스에 대한 동일한 연구 사례는 찾기가 어렵다.

유사한 사례로는 SIRI, Alexa와 같은 음성 인식 기반 지능형 가상 비서(Intelligent Virtual Assistance)나 텍스트 기반의 챗봇이 기술적인 부분에서 유사성을 가진다고 볼 수 있어 이에 관한 연구 동향 및 사례를 조사하였다.

2.1 지능형 가상 비서

지능형 가상비서는 사용자가 원하는 컨텐츠나 서비스를 찾아 적시에 제공하고, 일정 관리와 같은 인간 비서가 하는 업무를 효율적으로 대행할 수 있는 지능형 시스템이다[12-14]. 지능형 가상비서는 무선네트워크 속도가 개선되고, 음성인식 성능이 향상되기 시작하고, 클라우드 컴퓨팅이 등장과 새로운 웹서비스들이 매우 많이 등장하면서 실현 가능해졌다[15].

지능형 가상비서 서비스의 가장 큰 특징은 '전화연결', '문자전송' 등 정해진 명령어를 통해 업무를 수행하는 것이 아니라, '전화를 걸어줘', '홍길동에게 문자 보내' 등과 같이 일상에서 사용하는 자연어를 통해 업무를 수행하고[16] 인간과 기계와의 소통 방식을 키보드나 마우스 같은 보조 장치 없이 음성대화 인터페이스를 통해 직접 상호 소통하는 방식으로 변화시켰다[12]는 점이다. 특히 최근에는 음성인식과 인공지능 · 통계 분석의 적용으로 전화, 이메일, 지역 정보, 날씨 안내, 인터넷 검색, 경로 찾기 등의 사용자의 손 안의 개인비서 역할을 수행 가능하다는 점이 과거에 비해 많이 달라진 부분이다[13]. 그리고, 가상비서는 환경과 밀접하게 연결된 사용자 경험을 의미하는 Ambient UX의 시대를 여는 관문 역할을 할 것으로 기대된다[17].

지능형 가상 비서 서비스를 위한 기술 요소는 연구자들에 따라 조금씩 다르지만, 공통적인 부분을 정리하면 Table 1.과 같이 대화형 인터페이스, 의미추론, 서비스로 구성된다[12-14,16,18-20].

Table 1. Elements of Intelligent Virtual Secretary Technology

Division	Description	
Conversational I/F	Speech Recognition[13,18], Multimodal[17], Context Awareness[14,17]	
Deduce Meaning	Intelligence Level[18]	Auxiliary chatbot, intelligent secretary, cognitive secretary
	Conversation Process[12,19-20]	goal-oriented dialogue processing, Chatbot, Question and answering technology
	Knowledge	Wolfram Alpha[15], Semantic Web[14], Ontology Based Knowledge Base[14]
Service	Contents[18], Big Data Analysis[13], Web Service[15]	

지능형 가상비서 시스템의 핵심 기능은 사용자의 의도를 파악하여 적절한 기능을 수행하거나 응답을 생성하는 것이라고 할 수 있으며[19], 이것을 담당하는 부분이 의미추론 부분이다. 의미 추론의 성능에 따라 지능화 수준을 구분 지을 수 있으며[18], 핵심 기술 요소는 대화처리 부분이다. 대화 처리를 위해서는 다양한 자연어 처리 기술이 필요하다. 가상비서에서 사용되는 대화의 유형은 크게 3가지로 구분 할 수 있다.

신변잡기나 일상적인 대화를 인간과 비슷하게 흉내내는 채팅 대화, 1문 1답 형태의 질의응답 대화, 예약이나 가입 신청 등 특정 태스크를 수행하기 위한 목적지향 대화로 나눌 수 있다. 일상적인 채팅 대화를 처리하기 위해서는 유사 질의 검색과 언어 모델 기반 응답 생성과 같은 언어처리 기술이 필요하며, 질의응답 대화를 처리하기 위해서는 질의유형 분류, 개체명 인식 및 엔터티 링킹(entity linking), SPO (Subject-Predicate-Object) 트리플 인식과 같은 언어처리 기술이 필요하다. 또한 목적지향 대화를 처리하기 위해서는 담화 분석과 대화 모델링 기술이 필요하다[12,19]. 대화 모델링 및 관리방법으로 finite-state machine, form-filling modeling, information state 등이 있다[21].

다시 말해서 가상 비서 시스템은 거의 모든 자연어 처리 기술을 총망라하여 사용한다고 할 수 있다[19].

지능형 가상비서에 필요한 요소 기술 중에 음성인식, 질의응답 기술 등은 콜센터의 실시간 상담 도우미에도 중요한 기술 요소이다.

2.3 질의응답 기술

콜센터 상담 도우미 시스템은 고객이 전화로 상담사에게 질의한 내용을 실시간으로 의미를 추론해서 적절한 응답을 상담사에게 알려주어야 한다. 이때 필요한 의미추론 기술이 바로 질의응답 기술이다. 즉, 고객의 질의에 대해 시스템이 답을 하는 것이다. 이것은 언어를 이해하고 지식을 학습하여 사용자의 질문에 정확한 답을 제시하는 기술로써[12, 22], 그 발달 과정에 따라 크게 2가지로 분류된다[17, 23].

(1) 지식 기반 질의응답(Knowledge-based QA, KBQA) : 인간이 사용하는 지식을 온톨로지로 구조화하고, 이를 바탕으로 구축된 대규모의 지식베이스를 논리식으로 추론하여 결과를 찾아내는 질의응답 기법으로 오랜 역사를 지니고 있다[24].

(2) 검색기반 질의응답(Information Retrieval-based

QA, IRQA) : 대규모 문서 집합에서의 색인을 검색하여 문서 목록을 순위화시키고, 거기서 실제 정답의 위치를 추리하여 응답 추출하는 질의응답 기법[12]으로 TREC(Text REtrieval Conference) 등을 통해 많은 기법이 소개되었다[17, 23].

특히, 좀 더 지능적인 서비스를 제공하기 위해서는 단순 규칙(pattern match, rule-based)기반이 아닌 온톨로지(Ontology) 지식베이스 기반의 추론을 통한 질의응답이 필요하다[14].

고객이 질의한 내용에 대한 답을 주는 복잡하고 구체적인 질문에 대한 응답을 위해 시멘틱 기반의 지식베이스를 구축하기 위한 방법론도 연구가 되었다. 다형 지식베이스를 효과적으로 구축하기 위해 자동/수동 지식 관리를 병행하여 수행하는 Dual-Spiral 방법론을 적용한 구축 방법론[25]이 제시되었다.

최근 들어서 딥러닝 기술이 발달하면서 다양한 곳에 사용되고 있다. 하지만, 관계형 추론은 일반적으로 지능형 행동을 하기 위한 핵심 구성요소이지만 인공신경망으로 학습시키는 방법은 어렵다는게 증명이 되어있었다[26]. 하지만, 구글 딥마인드 연구팀에서 관계형 네트워크(Relation Network)를 이용한 딥러닝을 통해 관계형 추론을 구현해 의미있는 결과를 내보였다[26]. 아직 상용화단계는 아니지만 이를 계기로 딥러닝 기반의 추론도 많은 연구가 이루어질 것으로 기대한다.

2.4 음성 인식 기술

그동안 구내 안내방송이나 전자책 등 문자를 음성으로 변환(Text to Speech)하는 음성합성 기술은 보편화되어 있었던 반면 음성을 문자로 변환하는 음성인식 기술은 1952년 세계 최초로 미국 AT&T벨연구소에서 Audrey를 개발[27]한 이래로 많은 발전을 이루어 왔지만, 70% 이하의 낮은 인식률로 인해 상용화하기에는 다소 부족한 수준으로 알려져 있었다. 이는 화자에 따라 음량, 억양, 구사하는 방언(사투리) 등이 다르고 주변 배경 소음이 존재하므로 음성인식 오류가 잦았기 때문이다[28].

하지만, 최근 조사에 의하면 주요 음성인식 엔진의 음성인식 정확도가 상당히 개선되어 구글, Naver, 카카오의 음성인식 Open API 성능 테스트 연구 결과에 따르면 짧은 문장의 경우 문장단위 정확도는 오인식률이 평균 7% 이하로 나타났다[30]. 나아가 음성인식 기술은 보다 더 많은 어휘량과 대화체의 연속음성을 인식할 수 있는 시스템 형태로 발전하고 있다[28].

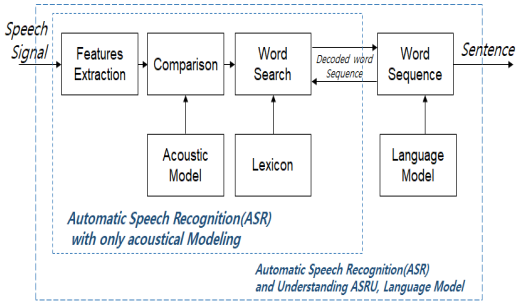

Fig. 1. Block Diagram of the classic automatic speech recognition and understanding system[29]

전통적인 음성인식 기술은 Fig.1 과 같이 음성 신호를 분석해서 음절과 어절을 생성하는 음향모델과 생성된 어절을 통계적으로 보정하는 언어 모델로 구성이 된다. 전통적인 음성 인식 시스템은 은닉 마코프 모델(HMM)을 사용하여 음성의 시간적 가변성을 처리하고 가우시안 혼합 모델(GMM)을 통해 적합성을 평가하는 방식을 사용한다.

최근에는 이 부분에 딥러닝 기법을 사용하여 기존의 GMM에 비해 우수한 성능을 발휘하는 음성인식 기법들이 연구되고 있다[31].

3. AI기반 상담 도우미 구축 사례

3.1 N은행 콜센터 AI 시스템 구축 사업

N은행 콜센터의 AI 시스템 구축 사업은 서론에서 언급한 실시간 상담사 지원 방안과 함께 콜센터 운영에 필요는 했으나 분석이 어려워 정량화하지 못했던 고객과 상담사와의 통화 내용을 분석하여 상담사 통화 품질에 대한 전수 조사를 위한 객관적 평가 프로세스 마련, 신속한 고객 대응 방안, 비정형 데이터 분석 기반 마련의 4가지 목표를 위해 5가지 핵심 세부 과제를 수립하였다(Fig. 2.). 본 연구에서는 그중에서 상담 도우미 시스템(Agent Advisor System) 중심으로 구축 요소 기술, 지식 구축 방안 및 성과에 대한 사례 연구 내용을 기술한다. 상담도우미 시스템의 경우 응용 S/W개발적인 측면보다 질의응답을 위한 AI엔진의 지식 구축이 중요한 부분이다. 하지만, 국내에 유사 사례가 없고, 지식 구축에 대한 절차와

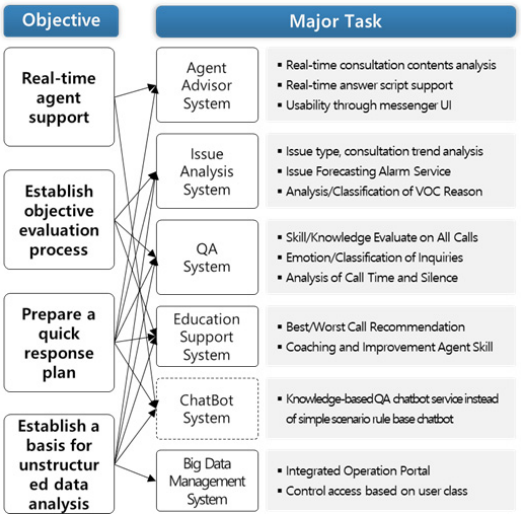

Fig. 2. N-Bank Call Center AI System Concept

성과에 대한 연구가 없었다. 이에 본 연구에서는 상담 도우미 시스템의 주요 기능과 시스템 구성 및 지식 구축과정과 실제 운영의 성과에 대해서 분석한다.

3.2 상담 도우미 시스템

3.2.1 상담 도우미 시스템 주요 기능

AI 기반 실시간 상담 도우미 시스템(이하 상담 도우미, Agent Advisor System)은 고객이 콜센터로 전화를 하여 상담사와 통화를 할 때, 고객과 상담사의 통화 내용을 실시간 음성 인식 시스템(STT, Speech To Text)을 통해 텍스트로 전환하고, 전환된 텍스트 중 고객의 발화 내용을 AI 엔진에 전달하면, AI엔진은 그 내용이 질의에 해당하는지 판단하여 질의일 경우 질의응답 시스템을 통해 적절한 응답을 생성하고, 그 결과를 상담사에게 메신저 형태의 상담 도우미 화면으로 전송하는 기능을 제공한다. 이를 통해 상담사가 고객 응대를 할 때 적합한 답변을 찾기 위해 KMS나 업무 매뉴얼 등의 검색이 필요 없으므로 상담 시간을 줄여 생산성을 향상시키고, 정확한 답변을 할 수 있으므로 상담 품질을 개선하여 상담사의 업무를 도와주는 시스템이다. 또한, 상담 도우미 어플리케이션상에서 직접 텍스트로 질문을 하면 해당 답변을 챗봇 형태로 답변해주는 기능을 제공하여, 상담사 뿐 아니라 다른 영업점 직원들도 업무 지식에 대한 질의를 할 수 있도록 하였다.

실제 상담사들의 PC에서 실행되는 상담 도우미 어플

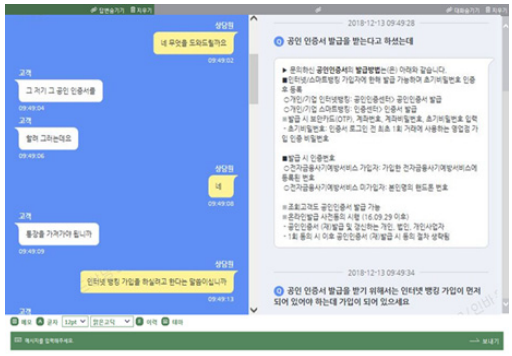

Fig. 3. Agent Advisor screen example

리케이션의 실제 구동되는 모습은 Fig. 3과 같다. 기본적으로 왼편에는 고객과 상담사간의 통화 내용이 실시간으로 채팅 화면처럼 표시가 된다. 그리고 오른쪽에는 고객과의 발화 내용 중에 질문이라고 판단되는 내용에 대한 답변이 표시된다. 오른쪽의 답변 화면에는 답변 내용에 대해서 상담사가 평가(피드백)할 수 있는 기능이 있어서 질의응답 시스템의 정확도를 확인할 수 있다.

3.2.2 상담 도우시 시스템 구성

N은행 콜센터는 IP기반 컨택센터로 모든 고객과 상담사의 전화 통화는 교환기(PBX, Private Branch Exchange)를 거쳐 RTP(Real Time Protocol)포맷으로 변환되어 IP네트워크를 통해 전달된다. STT는 교환기에서 발생하는 콜에 대한 이벤트와 전화번호 정보를 받기 위해 CTI(Computer Telephony Integration) 시스템과의 연동이 필요하다. STT(Speech To Text) 시스템은 네트워크 스위치에서 RTP를 실시간으로 캡처하여 1초 이내에 텍스트로 변환하여 상담 도우미 서버로 전송하고, 상담 도우미 서버는 상담사 PC 클라이언트에 통화 내용을 표시하면서 동시에 AI 시스템에 통화 내용 텍스트를 전달하고, AI시스템으로부터 답변을 받아 상담사 화면에 실시간으로 표시한다.

3.2.2.1 AI 엔진

상담 도우미에서 질문을 받아서 답변을 생성하는 부분이 AI 엔진 부분이며 이 부분은 질의응답을 처리하기 위해 KBQA와 IRQA 방식을 동시에 사용한다. 상담 도우미의 경우 통화 내용이 실시간으로 텍스트로 변환되어 지속적으로 AI엔진으로 인입된다. 하지만 모든 통화 내용이 질문이 아니기 때문에 AI엔진으로 들어오는 텍스

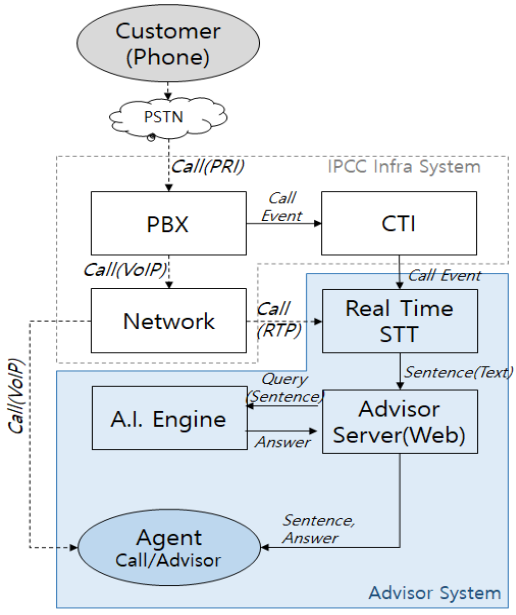

Fig. 4. Block Diagram of the Real Time Agent Advisor System

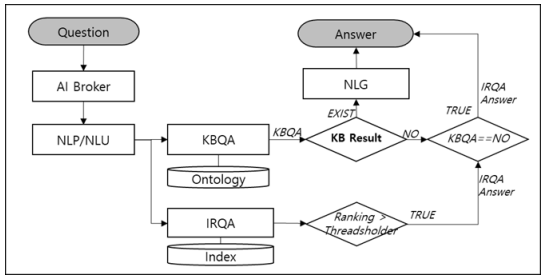

Fig. 5. Architecture of AI Engine

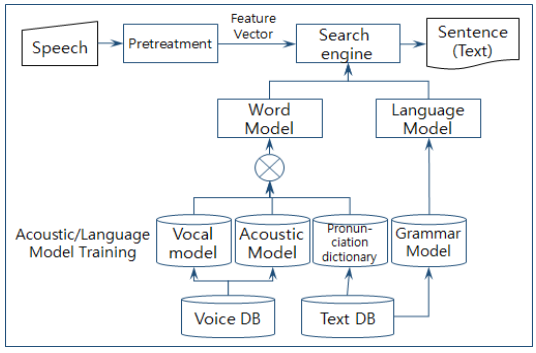

Fig. 6. Block Diagram of the STT Engine[33]

트를 질문인지 아닌지 구분해야 한다. 그 역할을 AI엔진의 진입 부분인 AI Broker에서 수행한다. AI브로커에서 질문으로 인지된 경우에 자연어처리 모듈(NLP/NLU)를 거쳐 KBQA와 IRQA에 동시에 질의를 요청한다. KBQA는 NLU에서 분석된 패턴을 기반으로 온톨로지에 SPARQL쿼리를 요청하여 답변을 추론한다. KBQA에서 답변이 나오면 그 답변이 NLG(Natural Language Generation)을 통해 답변 문장으로 생성되어 최종 답변이 완성된다. IRQA는 검색을 통해 답변을 학습된 질문-답변쌍에서 질문을 검색하여 이미 정의된 답변을 찾기 때문에 답변 문장을 생성하기 위한 NLG는 거치지 않는다. KBQA는 OWL로 된 온톨로지기반의 지식베이스를 통해 추론하기 때문에 기술 논리 기반의 추론을 사용한다. OWL기반의 기술 논리 기반의 추론은 결과에 대해서 항상 정확성과 완전성을 보장한다[32]. 그렇기 때문에 추론 결과가 존재하는 경우 논리적으로는 정확한 답이라고 말할 수 있다. 하지만 IRQA의 경우 사전에 학습된 질문과 신규 질의에 대한 확률적 비교를 통해 검색하는 방식이기 때문에 여러 개의 후보군이 답으로 나올 수 있고, 그 중 랭킹 점수가 일정 임계값 이상인 답을 추천할 수밖에 없는데 이것 또한 오답일 확률이 있다. 그래서 질의가 들어오면 KBQA와 IRQA에 동시에 질의를 하고 KBQA에서 답이 나오면 그것을 답변으로 채택하고, KBQA에서 답이 나오지 않을 경우에만 IRQA의 추천 답을 답변으로 채택한다.

AI엔진이 정확한 질의응답을 하기 위해서는 지식베이스의 구축이 중요하다. 그래서 3.3절에서 지식 구축에 대한 방법론과 절차에 대한 사례 연구를 하였다.

3.2.2.2 실시간 음성 인식 시스템(STT)

상담 도우미가 동작하기 위한 기본적인 전제조건은 음성인식이 실시간으로 이루어져야 한다. 특히 콜센터의 상담이라는 대화체의 연속음성을 인식할 수 있어야 한다. 본 사업에서는 ETRI(한국전자통신연구원)에서 개발한 음성인식 엔진을 기술 이전 받아 개발한 시스템으로 구축하였다. STT(Speech To Text) 시스템은 신호처리 알고리즘이 통합된 심층 신경망 기반의 음성인식 엔진으로써, 실시간 단어별 지속시간 모델링을 이용한 발화검증을 위한 탐색엔진과 자동 음성 인식을 위한 동적 특징 추출을 하는 전처리 모듈, 딥러닝(Deep Learning) 기반의 고도화된 음향 모델, 음성인식 엔진에서 출력되는 형태소 열에 대해 어절을 복원하고 문장 단위로 출력하도

록 지원하는 인식 후처리 도구로 구성되어 한국어 인식에 최적화되어있다[33].

STT는 도메인 언어에 최적화된 답을 낼 수 있도록 음향 모델과 언어 모델을 학습시켜야 한다. 언어 모델의 경우 도메인에서 사용되는 코퍼스만 확보하면 되지만, 음향 모델을 학습하기 위해서는 전화 상담 음성과 발화 내용에 대한 텍스트 세트가 필요하다. 그래서 실제 전화 음성을 속기사가 수기로 전사하여 음향 모델을 학습하여 정확도를 향상한다. 그 결과는 아래 Table 4.와 같다.

Table 4. Accuracy of STT via Acoustic Learning

Learning Time(Hour)	100H	200H	300H	400H
Accuracy	83.86%	84.67%	85.09%	87.50%

3.3 상담 도우미 시스템 지식 구축

3.3.1 지식 구축 방법론

상담 도우미는 통화 중에 고객이 발화한 내용을 질문으로 이해하고 그에 대한 해답을 제시하는 시스템이기 때문에 의미 추론을 위한 질의응답 시스템이 필요하다. 금융 업무와 같이 복잡하고 다양한 질문에 응답하기 위해서는 개념과 이에 관한 사실로 표현된 지식베이스 기반의 질의응답 시스템을 통해서 구체적인 응답이 가능하다[25]. 대규모 지식베이스를 구축하기 위해서는 자연어 처리 엔진을 통한 자동화 기술과 그것을 검증하고 보완하는 수작업이 병행적으로 진행되어야 하므로 Dual Spiral 기반[25]의 지식베이스를 위한 질의응답 개발 방법론의 절차에 따라 진행되었다.

실시간 상담 도우미 개발을 위한 절차는 일반적인 소프트웨어개발의 구축 절차와 유사하지만, 각 단계별 작업내용은 상이하다. 특히 지식 구축 작업 자체는 언어 학습을 위한 코퍼스 수집과 학습, 검증, 개선 작업이 반복적으로 이루어져야하기 때문에 실제로는 그림2의 구축 절차가 짧은 주기에 반복적으로 이루어지는 반복 점증적 방식이 적용되었다.

질의응답을 위한 지식구축 방식은 두 가지 방식을 사용하였다. 앞의 이론적 배경에 나왔던 KBQA와 IRQA를 모두 사용하여 지식베이스를 구축하였다.

기본적으로는 KBQA중심으로 지식베이스를 구축하지만 온톨로지로 구성하기에 무리가 있는 일회성 질문이나 구조화가 어려운 질의에 대해서는 IRQA로 지식을 구축하였다.

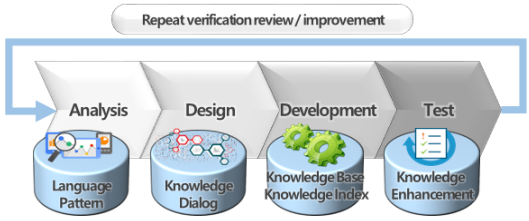

Fig. 7. Q & A Development Methodology

3.3.2 분석

분석 단계에서는 서비스 요구사항을 확인하고 현행 언어 데이터들을 수집하고 분석한다. 질의응답성능을 높이기 위해서는 분석 단계에서 질의응답 시스템의 자연어 분석 성능을 도메인 언어 자원에 적합하게 개선하는 작업이 필수적으로 필요하다. 그리고 실제 도메인에서 발생하는 질의응답 유형들을 분석하고 이에 대해 정리를 해야 한다.

3.3.2.1 도메인 질의 유형 분석

도메인을 정의하는 것은 업무를 분석하기 위한 개념적 기준을 확립하고 보다 자세한 단위업무에 대한 분석을 지원하는 데 그 목적이 있다. 도메인을 정의함으로써 조직과 프로젝트의 계획과 범위를 일정하게 유지하고 목적성을 재사용 가능한 수준으로 유지하도록 한다.

질의응답 시스템은 콜센터에 들어오는 상담 내용으로부터 적절한 상담사의 답변이나 답변지식을 제공하는 모듈이다. 질의응답 시스템은 상담사 답변과 대고객 답변에 모두 활용이 가능해야 하며, 질의응답 시스템은 교육 시스템에서 업무 모의 테스트 진행 시 모의질의에 대해 일괄 답변을 제공할 수 있어야 한다. 상담통계정보, 콜센터 상담 유형의 최빈성을 고려하여 질문의 우선순위를 선정하고 지식 구축의 도메인을 결정한다. Fig.8.에서와 같이 실제 콜센터에서 처리하는 업무 유형 업무별로 균등하게 분포하지 않고 일부 유형의 업무에 질의 유형이 편중되는 것을 볼 수 있다.

도메인 질의 유형 분석에 대한 주요 가설은 다음과 같다. 상담 도우미는 초급 수준의 상담사를 중급 이상의 업무처리가 가능하도록 답변을 지원하는데 1차 목적이 있으며, 중급 이상의 상담사에 대해 적절한 KMS 콘텐츠와 업무방법서의 답변을 지원하여 상담의 효율을 극대화할 수 있다. 상담 내용이 상담사의 스킬 셋(Skill Set)을 벗어나 오상담이 발생할 가능성이 높다고 판단될 경우

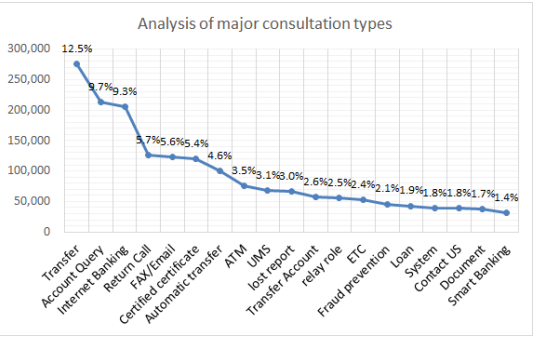

Fig. 8. Analysis of major consultation types

상담 도우미는 적절한 대안을 제시할 수 있다.

질의응답 시스템이 학습을 통해 지식화 대상이 되는 지식의 원천은 KMS의 콘텐츠와 FAQ, 대고객 지식서비스(네이버지식IN 등)를 기반으로 수집하였다.

지식 구축 프로세스는 적중률이 높은 질의유형부터 시작해서 재현율(Recall)을 확보하는 것이 효과적이므로 해당 카테고리의 상담 이력을 분석하여 카테고리 별 적격질의(CQ, Competency Question), 대표답변(GS, Gold Standard)구축을 진행한다. 상담 유형별 상담 건수를 고려하여 질의응답 시스템의 지식구축 및 품질관리 범주에 대한 우선순위를 결정한다.

3.3.2.2 언어 분석 개선

질의응답 시스템은 실시간으로 사용자 질의의 분석을 바탕으로 지식 색인 내에서 가장 유사한 질의를 가진 문서를 찾아 답변을 출력하기 때문에, 언어 분석의 품질이 IRQA 정답률을 결정하는 중요 요인 중 하나이다. 따라서, IRQA가 자연어 분석을 위해 의존하는 형태소 분석기(Morphological Analyzer)와 개체명 인식기(NER, Named Entity Recognizer)의 품질을 개선함으로써 문장 분석을 위한 특징 추출 과정에서의 오류를 최소화하기 위해 다음과 같은 작업을 진행하였다.

1) N은행 KMS에 포함된 비정형 데이터 및 상담 로그 데이터를 입수
2) 베이스라인 시스템으로 상기 데이터 셋의 샘플에 대한 베이스라인 품질 측정
3) 베이스라인 시스템으로 1)작업을 통해 확보한 데이터에 대한 언어 분석 실시
4) 3)작업을 통해 확보한 에러 포함 말뭉치에 대하여 큐레이터를 통한 정정(correction) 작업을 진행하여 에러 보정 이벤트 데이터 확보
5) 4)번 작업을 통해 확보된 에러 보정 데이터 셋을 바탕으로 언어 분석 모델의 매개 변수 튜닝 진행 및 수작업을 통해 N은행 및 카드 도메인에서 출현하는 개체명 및 명사/술어에 대한 사전을 구축
6) 개선된 언어 분석 모델 및 사전을 시스템에 적용하여 개선된 버전의 품질을 측정

상기와 같은 작업을 통하여 언어 분석 엔진을 개선하였으며 그 결과는 Table 2. Table 3. 와 같다.

Table 2. Morphological analyzer improvement result

	Base Line	Enhanced
precision	0.97	0.98
recall	0.97	0.98
f-score	0.97	0.98

Table 3. NER improvement result

	Base Line	Enhanced
precision	0.75	0.98
recall	0.53	0.89
f-score	0.621	0.932993

3.3.3 설계

설계 단계에서는 KBQA를 위한 지식 스키마 설계와 IRQA를 위한 질의 유형 정의 등이 수행된다.

3.3.3.1 IRQA 설계

IRQA 기반 질의응답 시스템 구축 시 특정 도메인의 사용자가 발화하는 질의들을 의미나 형태적인 특징을 바탕으로 군집화(clustering)하기 위해 해당 군집을 대표할 수 있는 질의 하나를 선택하는데, 이것을 대표질의(RQ, Representative Question)라고 한다. 대표질의는 특정 정보 요구를 잘 반영하고 있어야 하므로 어법에 오류가 없고, 발화자의 의도(intention)를 잘 반영하는 단어들로 구성되어 있어야 한다. 일반적으로 KMS나 홈페이지의 FAQ 형식으로 정리된 질의-응답 데이터 셋을 기초로 하여 RQ를 확보할 수 있다. 기존의 FAQ에서 포착하지 못한 질의의 경우, 이해 관계자들이 실제 발화하여 쌓인 비정형 데이터 로그를 군집화하여 확보하는 대안적인 방식을 활용하였다.

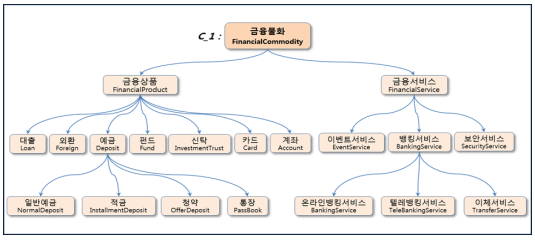

Fig. 9. A Part of the Ontology Class

FAQ와 같이 질의와 답변이 쌍으로 존재하지 않을 경우, 질의 군집화를 통해 각 군집에 대응하는 답변을 달아 대표답변(GS, Gold Standard) 데이터를 구축해야 한다. RQ 구축 시, 도메인에서 확립된 지식 분류 체계에 포함된 레이블들을 개별 <질의-응답> 지식의 메타 정보로 활용하도록 한다. RQ에 정답을 부착함으로써 GS 상태의 데이터를 만들 때 도메인 전문가의 협조를 얻어 진행함으로써 구축된 지식이 유효성을 상실하지 않도록 한다. IRQA는 KBQA처럼 개별 지식(triple)에 대응하는 스키마(데이터 모델)가 별도로 존재하지 않고, 각각의 지식 인스턴스에 대한 색인을 만들어 저장소에 적재하는 방식이므로 관리 측면에서 불리한 점이 있어, 개별지식에 유효 기간이나 지식 갱신 프로세스를 적용하였다.

3.3.3.2 KBQA 설계

KBQA는 온톨로지 기반의 지식베이스를 통해서 질의응답 처리를 하는 것으로 설계 단계에서는 적격질의(CQ, Competency Question)를 도출하고 온톨로지 스키마를 설계한다. 온톨로지의 개략적인 구축 절차는 아래와 같다[34].

1) 도메인 정의(Domain)
2.) 재사용 온톨로지 검토(Upper Ontology)
3) 코퍼스 및 키워드 추출(Terms in Ontology)
4) 클래스 및 계층구조 정의(Class Hierarchy)
5) 클래스의 프로퍼티 정의(Slot)
6) 프로퍼티의 유형 정의(Facet)
7) 인스턴스 생성(Instantiation)

실제 프로젝트에 도출된 적격질의의 예제는 아래 Table 4.와 같으며, 온톨로지 클래스의 스키마 중에서 금융물화 부분의 상위 클래스는 Fig.9.과 같다.

Table 4. Example of Competency Question

Competency Question	Answer / Document	Property	Class
I reported a lost credit card, but found a card. Please cancel the lost report.	[Banking] Customer Transfer Center	Off, Report, Lost	Media
You are asking to register your check card password?	[Banking] Customer Transfer Center	Register	Media
Please make sure that you have redeemed the cash service and redeemed it.	[Banking] Customer Transfer Center	Repayment, confirmation	SVC
I got an application form from the branch?	(Electronic banking) smart banking	Branch, application form	Organization

3.3.4 구현

구현 단계에서는 설계 단계에서 정의된 IRQA의 RQ와 GS를 위한 모델을 학습한다. 그리고 KBQA는 설계된 온톨로지 스키마를 구성하고 인스턴스를 등록한다. KBQA에서는 질문을 SPARQL(SPARQL Protocol and RDF Query Language의 재귀 약자)로 변환하기 위한 템플릿인 STDL(SPARQL Template Define Library)를 정의하고 생성한다.

3.3.4.1 IRQA 학습

질의에 대한 정답을 찾기 위해서는 랭킹 모델이 존재해야 한다. 질의가 하나만 입력되더라도 답변이라고 판단되는 레코드의 수는 다수이기 때문에 실제 정답을 표출하기 위해서는 랭킹 모델이 존재해야 한다. 랭킹 모델의 3개가 존재한다. 1차 랭킹모델은 문장에서 어떤 단어가 키워드인지를 판단하는 알고리즘(TF-IDF) 기반으로 답변 후보 세트를 만든 후 유사도 비교 알고리즘으로 유사 질의를 가진 답변을 찾는다. 이 점수가 특정 문턱 값(threshold)을 상회하면 이후의 랭킹은 진행하지 않고 답변을 표출한다. 색인을 생성할 때 사용했던 질의가 입력될 경우 99.00% 이상의 경우에서 1차 랭킹으로 정답이 표출된다. 1차 랭킹으로 원하는 답변을 찾지 못할 경우에 진행하는 2차 랭킹은 입력된 질의와 유사한 질의를 많이 가진 답변 후보(대표질의 클러스터)를 상위로 올리기 위해 진행한다. 2차 랭킹으로 원하는 답변을 찾지 못할 경우 3차 랭킹을 진행한다. 3차 랭킹은 질문과 답변 후보 문서가 가진 질의가 얼마나 유사한지 뿐만 아니라 얼마나 차이가 나는지를 확인하기 위한 특징(feature) 값

을 추출하여 정답 후보의 랭킹을 조절한다. 3차 랭킹은 로지스틱 회귀 모델의 매개변수를 최적화하기 위해 정답 예제와 오답 예제를 학습 데이터로 활용한다.

3.3.4.2 온톨로지 지식베이스 구축

설계 단계에서 디자인한 온톨로지 스키마를 구축하고 인스턴스와 인스턴스의 속성값에 해당하는 트리플을 입력하여 온톨로지 지식베이스를 구축한다.

초기 설계한 온톨로지 모델의 클래스는 327개이며 속성의 개수는 6480 개며, 지식베이스의 구축 결과는 아래 표(Table 5)와 같다.

Table 5. Knowledge base (ontology) construction status

Division	Count
Number Of Statements	1,175,425
Number Of Entities	117,214

3.3.5 테스트 및 운영 결과

반복적인 코퍼스 수집과 언어 분석, 질의내용 확장등을 통한 학습을 수행한 결과는 아래 Fig.10과 같다.

지식의 정확도를 테스트하고 검증하기 위해서 확장된 유사질의 중의 일부를 검증 셋으로 분리하고 검증 셋에 대해서 자동으로 질의를 던져 답변이 정확히 나오는지를 확인하는 방식으로 검증을 진행하였다. 검증 셋의 질문이 특정 지식 영역에 편중되지 않도록 다수의 검증 셋을 랜덤하게 추출하고, 다수의 검증 셋을 통해 질의응답 성능을 검증하고 미비한 부분을 보완하였다. Fig. 10.은 다수의 검증 셋에 대한 시간대별 정확도의 개선 추이를 표시하고 있다.

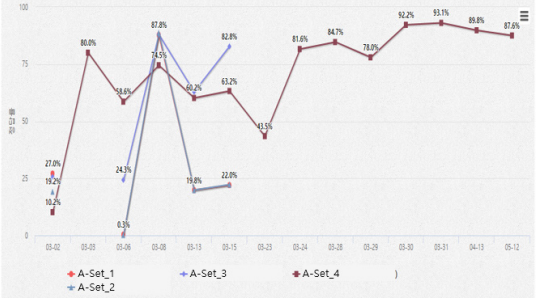

Fig. 10. Result of learning model verification with query-response evaluation set

Table 7. Actual user feedback during operation

Week	Knowledge (Triple)	Good	Bad	Good Rate
W1	1,140,094	92,179	21,785	80.9%
W2	1,150,526	107,614	23,923	81.8%
W3	1,155,888	102,319	20,023	83.6%
W4	1,138,231	104,758	20,248	83.8%
W5	1,200,706	82,620	15,781	84.0%
W6	1,429,560	89,656	15,929	84.9%
W7	1,443,953	85,837	9,011	90.5%
W8	1,438,274	78,307	7,459	91.3%
W9	1,538,729	82,222	7,608	91.5%
W10	1,534,644	88,383	7,131	92.5%
W11	1,538,171	89,945	6,669	93.1%

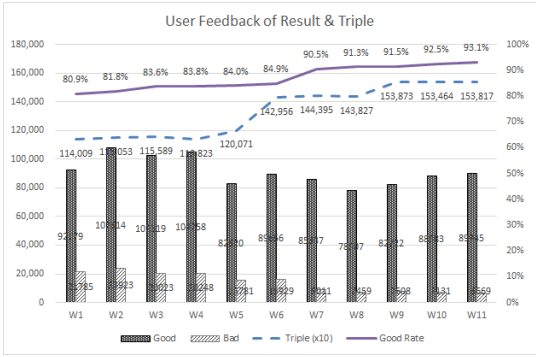

Fig. 11. Graph of the User Feedback

상담 도우미와 같은 질의응답 기반의 AI 시스템을 구축했을 때 가장 어려운 부분은 실제 사용자가 느끼는 답변의 정확도를 측정하는 문제이다. 미리 정의된 평가 셋으로 질의응답 시스템의 학습 모델을 평가했을 때는 잘 나오던 결과가 실제 사용자의 질문이 들어오면 다른 결과가 나오는 경우들이 발생한다. 실제로 본 사업에서도 평가 셋의 평가 결과와 실제 고객과의 발화 내용에 대한 질의응답 시스템의 답변 정확도를 측정하면 많은 차이가 발생했다.

하지만 지속적인 학습과 질의 내용 확장, 지식베이스의 보완을 통해서 실제 운영 단계에서 상담 도우미의 질의응답 성능은 계속 향상되었다. Table 7.과 Fig. 11. 은 오픈 이후 운영 기간 동안 실제 상담사의 피드백을 조사한 결과이다. 상담사는 상담 도우미 어플리케이션의 화면에서 답변 표시 부분에 “좋아요”, “싫어요”를 답변마다 선택할 수 있다. 운영 시 실제 상담사의 피드백 결과를 기반으로 한 만족도 조사 결과는 마지막 조사 주간에는 93.1%의 “좋아요”를 선택한 것으로 보아 실제 업무

에서 상당한 도움을 받고 있음을 확인할 수 있다. 상담사가 “좋아요”라고 표시한 응답은 상담 도우미의 답변이 업무에 도움이 되는 정확한 것이라는 것을 의미한다고 할 수 있기 때문에 상담 도우미의 질문에 대한 답변 정확도는 아주 우수하다고 판단할 수 있다.

Fig. 11.은 Table 7. 을 그래프로 표현한 것으로 11주 동안 주 단위의 평가 결과를 도식화하였다. 왼쪽 세로축은 지식의 개수(Triple)로 점선 그래프로 표시되어 있고, 오른쪽 세로축은 “좋아요” 비율로서 제일 상단의 실선 그래프이다. 그리고 하단의 막대그래프는 “좋아요”, “싫어요” 평가 개수를 표시하였다. 진한 막대그래프가 “좋아요”, 연한 막대그래프가 “싫어요“이다.

특히, 온톨로지 기반의 지식베이스를 구축한 결과 온톨로지의 지식의 개수라고 설명할 수 있는 Triple의 개수가 늘어남에 따라 “좋아요” 비율이 지속적으로 늘어나는 것 알 수 있으며, Fig. 11.에서 보면 W6에서 W7 기간 사이에 지식의 개수는 상대적으로 많이 증가하지 않았지만 “좋아요” 비율이 급격히 증가하는 것을 확인할 수 있다. 즉 온톨로지 지식의 양이 어느 한계점을 넘어서면 정확도가 급격히 좋아지는 일종의 티핑포인트 구간이 있음을 유추할 수 있다.

4. 결론 및 향후 과제

AI관련 기사나 미래전망에 보면 콜센터에 적용될 다양한 AI기술들이 많이 소개가 되고 있다. 하지만 현실에서의 적용은 아직도 많은 과제를 안고 있다.

본 연구는 국내 최초의 실시간 음성 분석과 AI기술을 이용한 상담 도우미 시스템의 구축 사례 연구이며 앞으로 콜센터에 AI기술 도입을 하려는 많은 연구자들에게 AI기반 서비스에 대한 개념과 절차를 통해 구축 지향점을 안내해줄 것으로 기대한다.

특히, 현재 AI 기반 지능형 가상 비서 등의 경우는 비즈니스나 주요 업무에 직접 사용하기보다 일반 대중들에게 새로운 경험이나 즐거움 중심으로 접근하고 서비스하고 있어서 상대적으로 질의응답의 정확도에 대한 조사나 연구가 부족한 편이다. 본 연구에서 제시한 상담 도우미 시스템처럼 질의응답 기반의 AI 서비스는 지식을 구축하는 기법과 방법론에 따라 성능이 달라지고, 그런 방식들이 어떤 서비스에서 어느 정도 정확도를 제공하는지에 대한 부분은 모든 AI 연구자들의 관심사이다. 또한, 음성 인식 관련 클라우드 기반의 서비스들에 대해 단순 질의 몇 건을 기반으로 한 간단한 테스트 연구[30]는 있었으나 대규모 금융권 콜센터에서 하루 5만콜 이상의 데이터를 기반으로 하는 실시간 음성인식에 대한 성능 결과나 활용에 대한 연구는 없었다. 이에 본 연구는 실제 기업의 업무 현장에 실시간 음성인식 기술과 질의응답 시스템을 접목하여 서비스하고, 실제 사용자로부터 피드백을 확인하여 정확도를 정량적으로 측정하여 업무 도메인, 방법론에 따른 실증 사례를 제시하여 향후 유사 연구의 지표를 제시한 것이 이 연구의 가장 큰 기여라고 할 수 있을 것이다.

하지만 본 연구에서는 콜센터에 적용된 다양한 AI기술 중에서 상담 도우미 서비스에 대한 부분만 설명하고 있기 때문에 향후 상담 통화 내용을 분석하여 콜센터의 운영 현황을 관리하고 통화 내용을 추적하는 텍스트 분석 기반의 상담센터 관리 부분에 대한 내용은 기술하지 못하였다. 그리고, N은행 콜센터는 본 사업을 통해 구축된 지식베이스를 기반으로 실제 텍스트 기반의 대고객 채팅 서비스를 위한 챗봇 서비스, 음성 기반의 가상 상담 서비스, 로봇과 연계하는 IOT기반의 AI서비스를 계획하고 있으며, 추후 확장된 사례에 대한 학술적 논의도 필요할 것이다.

References

[1] Y. S. Kim and S. M. Rue, "4th Industrial Revolution and IoT-A.I Platform", Korea Institute of Information Technology Magazine, Vol. 15, No. 1, pp.1-7, 2017

[2] C. B. Frey and M. A. Osborne, "The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation?", Technological forecasting and social change, Vol. 114, No. , pp.254-280, 2013

[3] K. D. Ryu and W. J. Kim, "A Study on Contact Center Evaluation Model Using AHP and Content Analysis", Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 19, No. 5, pp.106-116, 2018

[4] Z. Askin, M. Armony, and V. Mehrotra, "The Modern Call Center: A Multi-Disciplinary Perspective on Operations Management Research", PRODUCTION AND OPERATIONS MANAGEMENT, Vol. 16, No. 6, pp.665-688, 2007

[5] R. Rijo, J. Varajão, and R. Gonçalves, "Contact center: information systems design. Journal of Intelligent Manufacturing", Journal of Intelligent Manufacturing, Vol. 23, No. 3, pp.497-515, 2012

[6] D. Fensel, F. Van Harmelen, I. Horrocks, D. L. McGuinness, and P. F. Patel-Schneider, "OIL: An ontology infrastructure for the semantic web", IEEE intelligent systems, Vol. 16, No. 2, pp.38-45, 2001

[7] S. L. Han, S. H. Nam, Y. S. Kim, D. J. Kim, J. Y. Kim, and N. Han, "A Study on Survey and policy of the call center industry", National IT Industry Promotion Agency, pp.12, 2010

[8] H. J. We, J. L. Sim, B. S. Kim, and H. J. Kim, "A Study on Improvement of Call Center Personnel Supply and Demand", National IT Industry Promotion Agency, 2011

[9] KOSIS, "2011 Annual employment statistics", http://kosis.kr/statHtml/statHtml.do?orgId=118&tblId=DT_118N_MONA31&conn_path=I3(accessed:Sep., 29, 2018)

[10] M. Gilbert, J. G. Wilpon, B. Stern, and G. Di Fabbrizio, "Intelligent Virtual Agents for Contact Center Automation", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 22, No. 5, pp.32-41, 2005

[11] M. Saberi, O. K. Hussain, and E. Chang, "Past, present and future of contact centers: a literature review", Business Process Management Journal, Vol. 23, No. 3, pp.574-597, 2017

[12] O. W. Kwon, T. G. Hong, J. X. Huang, and Y. K. Kim, "An Analysis for Dialogue Processing Technologies and Service Trends of Virtual Personal Assistants", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 35, No. 8, pp.19-27, 2017

[13] H. M. Lee, and I. Seung, "Comparative Study on the usability of mobile intelligent personal assistance service based on voice recognition technology - Focused on 'Samsung S Voice' and 'Apple Siri'", Journal of Digital Design, Vol. 14, No. 1, pp.231-240, 2014

[14] D. A. Park, "A Study on Conversational Public Administration Service of the Chatbot Based on Artificial Intelligence", Journal of Korea Multimedia Society, Vol. 20, No. 8, pp.1347-1356, 2017

[15] S. S. Kang, "AI Assistant Apple's Siri and Wolfram Alpha", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 35, No. 8, pp.42-50, 2017

[16] K. O. Park, "A Review on AI Virtual Assistants' Secretarial Job Competencies", JOURNAL OF SECRETARIAL STUDIES, Vol. 26, No. 2, pp.253-272, 2017

[17] D. S. Chang, J. W. Sung, and J. H. Im, "Intelligent Personal Assistant: GiGA Genie Assistant", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 35, No. 8, pp.28-35, 2017

[18] S. H. Hwang and J. Y. Yun, "An User Experience Analysis of Virtual Assistant Using Grounded Theory", Journal of the HCI Society of Korea , Vol. 12, No. 2, pp.31-40, 2017

[19] H. S. Kim, "Natural Language Processing Techniques of Spoken Assistant Systems based on Artificial Intelligence", Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers, Vol. 35, No. 8, pp.9-18, 2017

[20] J. H. Kim, D. S. Chang, and H. S. Kim, "Statistical Generation of Korean Chatting Sentences Using Multiple Feature Information", KOREAN JOURNAL OF COGNITIVE SCIENCE, Vol. 20, No. 4, pp.421-437, 2009

[21] S. Wilske, "Form and Meaning in Dialogue- based Computer-Assisted Language Learning", Ph.D. thesis, Saarland University, Saarbrücken, 2015

[22] M. R. Kangavari, S. Ghandchi, and M. Golpour, "Information Retrieval: Improving Question Answering Systems by Query Reformulation and Answer Validation.", World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 24, No. 12, pp.1275-1282, 2008

[23] S. Y. Park, S. C. Kwon, B. S. Kim, S. D. Han, H. S. Shim, and G. G. Lee, "Question Answering System using Multiple Information Source and Open Type Answer Merge", Proceedings of NAACL-HLT 2015, pp.111-115, 2015

[24] W. Cui, Y. Xiao, and W. Wang, "KBQA: An Online Template Based Question Answering System over Freebase", Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-16), pp.4240-4241, 2016

[25] K. Jeong, Y. Ham, and K. Lee, "Dual-Spiral methodology for knowledgebase constructions", In 2016 International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp). IEEE, pp.477-480, 2016

[26] A. Santoro, D. Raposo, D. G. Barrett, M. Malinowski, R. Pascanu, P. Battaglia, and T. Lillicrap, "A simple neural network module for relational reasoning", Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), Long Beach, CA, USA., pp.4967-4976, 2017

[27] S. Furui, "Speech Recognition - Past, Present, and Future -", NTT Review, Vol. 7, No. 2, pp.13-18, 1995

[28] J. T. Kim and H. Jung, "Trends of Speech Recognition Technology and Its Application to the Navy's Information and Communication Sector - Focusing on Speech To Text", Defense & Technology, pp.120-127, 2017

[29] I. Gavat and D. Militaru, "New trends in machine learning for speech recognition", Annual Symposium of the Institute of Solid Mechanics and Session of the Commission of Acoustics SISOM, At Bucharest, Romania, Vol. 2015, No. , pp.271-276, 2015

[30] S. J. Choi and J. B. Kim, "Comparison Analysis of Speech Recognition Open APIs' Accuracy", Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology, Vol. 7, No. 8, pp.411-418, 2017

[31] G. Hinton, L. Deng, D. Yu, G. E. Dahl, A. R. Mohamed, N. Jaitly, and B. Kingsbury, "Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups", IEEE Signal processing magazine, Vol. 29, No. 6, pp.82-97, 2012

[32] S. W. Lee, H. M. Jeong, P. Kim, and D. M. Seo, "Inference Technology Research Trend", NIPA, pp.1-12, 2010

[33] J. G. Park, "Speech Recognition Technology for Call Center Service Version 2.0", ETRI, 2015

[34] N. F. Noy and D. L. McGuinness, "Ontology Development 101: A Guide to Creating Your First Ontology", Stanford University, 2001

류 기 동(Ki-Dong Ryu) [정회원]

- 1999년 2월 : 부산대학교 전기공학과(공학사)
- 2013년 8월 : 서울과학기술대학교 IT정책전문대학원 산업정보시스템 전공 (공학석사)
- 2016년 8월 : 서울과학기술대학교 IT정책전문대학원 산업정보시스템 전공 (박사과정 수료)
- 2002년 8월 ~ 현재 : (주)이씨에스텔레콤 통신기술연구소

<관심분야>
컨택센터, 데이터마이닝, 최적화, 머신러닝, 딥러닝

박 종 필(Jong-Pil Park) [정회원]

- 2016년 2월 : 경희대학교 테크노경영대학원 서비스경영학전공(경영학석사)
- 2018년 8월 : 경희대학교 일반대학원 마케팅전공(박사과정 수료)
- 2015년 3월 ~ 현재 : 산업통상자원부 국가기술표준원 소비자서비스 전문위원
- 2007년 4월 ~ 현재 : NH농협은행(주)

<관심분야>
컨택센터,데이터사이언스,데이터마이닝, 품질경영, 표준, 소비자서비스

김 영 민(Young-Min Kim) [정회원]

- 2002년 2월 : 경희대학교 이학부 학사
- 2004년 2월 : 경희대학교 경영학과 석사
- 2012년 8월 ~ 2017년 12월 : ㈜한국능률협회컨설팅 C&C본부
- 2018년 1월 ~ 현재 : NH농협은행㈜

<관심분야>
컨택센터, 빅데이터 분석, 머신러닝, 딥러닝

이 동 훈(Dong-Hoon Lee) [정회원]

- 2003년 2월 : 창원대학교 전자공학과(학사)
- 2007년 2월 : 창원대학교 컴퓨터공학과(석사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 솔트룩스

<관심분야>
데이터베이스, 지식베이스 , 데이터마이닝, 머신러닝

김 우 제(Woo-Je Kim) [정회원]

- 1986년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학사)
- 1988년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학석사)
- 1994년 2월 : 서울대학교 산업공학과(공학박사)
- 2003년 7월 ~ 현재 : 서울과학기술 대학교 글로벌융합산업공학과 교수
- 1999년 1월 ~ 2001년 2월 : University of Michigan Visiting scholar

<관심분야>
최적화, IT서비스, 소프트웨어공학, 스마트그리드