

빅데이터/AI 기반 스마트 해상물류 챗봇 서비스

박상준, 이윤표, 정원석, 최용태, 홍진원
 동국대학교 정보통신공학과

guaba0412@gmail.com, imsmile2000@naver.com, cluejws@naver.com, choeyongtae085@gmail.com, herenever@naver.com

Big data/AI-based smart maritime logistics chatbot service

Sang-Jun Park, Yoon-Pyo Lee, Won-Seok Jeong, Yong-Tae Choi, Jin-Won Hong
 Dept. of Information Computer Engineering, Dongguk University

요 약

본 학술지는 기존의 공공 행정서비스에서의 복잡한 업무처리를 간단하게 처리할 수 있는 FAQ 형태의 챗봇서비스를 제안한다. 본 논문이 제안하는 주요 특징은 다음과 같다. 버튼, 대화, STT(Speech To Text)를 통한 사용자 기반 UI/UX를 제공한다. 딥러닝을 통한 Synonym, Typo를 검출하여 가장 높은 정확도의 Entity로 변환해준다. 이를 통해, 사용자는 해상물류 서비스를 이용하는데 있어 부담감을 해소하고 편리함을 얻을 수 있다.

1. 서론

인공지능(AI)은 학습, 문제 해결, 패턴 인식 등과 같이 인간 지능과 연결된 인지 문제를 해결하는 데 주력하는 분야이다. 인공지능은 비즈니스, 조직운영, 생활방식 그리고 커뮤니케이션 방법에 혁신을 일으키고 있다. 그 중에서도 최근 빅데이터와 딥러닝 관련 기술이 빠른 속도로 발전하여 특정 분야에서는 실생활에 적용되고 있는 인공지능 기술이 구현되었으며, 특정 데이터에 대한 분석과, 개개인에 특화된 다양한 분야의 정보를 통합 제공 및 활용하는 지능화된 개인 서비스에도 적용되고 있다.

빅데이터와 딥러닝을 활용한 핵심 분야는 ‘대화형 인공지능(ChatBot)’이다. 인공지능의 자연어 처리 기술 및 음성인식 기술을 활용하여 사용자와 커뮤니케이션 하는 서비스를 제공한다. 대화형 인공지능인 챗봇은 이미 민간분야에서 광범위하게 적용되고 있다. 애플의 ‘시리’, 삼성의 ‘빅스비’ 그리고 구글의 ‘OK구글’ 등이 예시이다. 또한 공공부문에서도 챗봇을 활용한 공공 행정 서비스를 제공하고 있다. 우리나라에서도 법무부의 ‘생활법률 지식 서비스’와 농정원의 ‘스마트 영농교육 및

지능형 상담지원 시스템’ 같이 이미 챗봇 서비스를 도입했거나 준비중이다.[1]

공공 행정 서비스에서의 챗봇 도입의 필요성은 다음과 같다. 첫째, 서비스 이용자에게 보다 친숙하고 편리하며, 신속하고 정확한 서비스를 제공하는데 챗봇 서비스가 가장 적합하다는 것이다. 둘째, 빅데이터 기반의 인공지능 서비스를 제공함으로써 신속성과 정확성이 높고, 대기시간 없이 실시간 서비스를 제공할 수 있다.[2]

최근 이러한 움직임에 따라 국내 주요 항만들도 빅데이터에 기반한 인공지능 챗봇 서비스를 도입하여 항만자동화, 스마트항만, 스마트 해상물류 생태계 구축 등을 추진하고 있다. 한국해양수산개발원에서 발표한 ‘해운항만 정책 의사결정 지원 빅데이터 플랫폼 개발 필요’에 따르면 국내 해운 항만 분야에서 빅데이터를 활용하기 위한 방안이 수립되고 추진될 필요성을 이야기한다.[3] 특히 해운항만부문의 다양한 데이터 제공 플랫폼인 ‘해운 항만 물류 정보 시스템(Port-Mis)’의 빅데이터를 분석하고 처리하여 활용하는 인공지능 챗봇 서비스의 필요성이 요구되고 있다.

따라서 본 논문은 AI/빅데이터 기반의 챗봇 서비스를 제공하는 통합 챗봇 어플리케이션의 기능들을 제시하고 구현하는 방법을 서술하고자 한다.

2. 관련 연구

2.1 RasaNLU(Natural Language Understanding)

Rasa NLU는 텍스트의 의미를 이해하기 위한 Opensource 소프트웨어로, 자연어 메시지를 넣으면 Intent와 Entity의 형태로 구조화된 데이터를 보여준다. 이 데이터는 미리 Intent와 Entity의 형태로 labeling 되어 학습되며, Rasa NLU는 이 데이터를 기반으로 Machine learning을 이용하여 패턴을 알아내고 눈에 보이지 않는 문장까지 파악한다. NLU의 활용사례에는 1)한국어 범용 사전학습(Pre-trained) 언어 모델에 파인 튜닝(Fine-tuning) 진행 시, BERT를 비롯한 최신 알고리즘 및 자체 알고리즘을 활용하여 강력한 성능의 언어 모델을 만드는 Machine Reading Comprehension 2) 대용량의 자연어 문장으로부터 학습된 문장 패턴에 기반하여 사용자의 의도를 파악하는 Intent Classification 3) 사용자의 발화로부터 필요한 정보를 수집하여 저장하는 기술인 Slot Filling 등이 있다.[4]

2.2 Word2vec

Word2Vec는 단어를 계산에 적용할 수 있도록 수치화 하여 다음 단어를 예측하는 모델이다. 분산 표현을 통해 벡터를 구하는 방법이 이미 널리 사용되고 있었지만, Word2Vec이 특히 주목받게 된 이유는 효율성 부분이다. Word2vec는 인공신경망 모형을 기반으로 학습 데이터의 규모가 커져도 요구되는 계산량을 낮은 수준으로 유지할 수 있다. 이처럼 속도를 대폭 개선시킨 Word2Vec에는 CBoW와 Skip-Gram이라는 두 가지 학습 방법이 존재한다.

CBoW는 주변에 있는 단어들로 중간에 있는 단어들을 예측하는 방법이다. 이 때, 예측해야 하는 단어를 중심 단어(center word)라 하고, 예측에 사용되는 단어들을 주변 단어(context word)라고 한다.

주변 단어 별 원-핫 벡터에 가중치 W를 곱해서 생긴 결과 벡터들은 project layer에서 만나고 이 벡터들의 평균을 구한다. 평균 벡터 값을 다시 두 번째 가중치 행렬 W' 과 곱하여 나온 원-핫 벡터들과 차원이 동일한 벡터에 softmax 함수를 적용함으로써 스코어 벡터(score vector)를 구한다. 스코어 벡터의 n번째 인덱스 값은 n번째 단어가 중심 단어일 확률이다

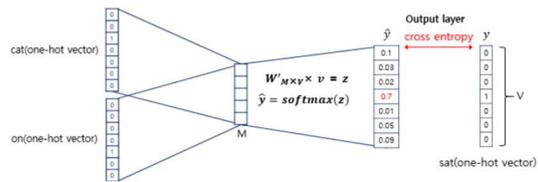


그림 1. CBOW의 인공 신경망 구조

Fig1. artificial neural network of CBOW

추가적으로, 스코어 벡터(or 예측 값)과 실제 중심 단어 벡터 값과의 오차를 줄이기 위해 손실 함수(loss function)을 사용하여 오차를 최소화하는 방향으로 학습된다. 손실 함수(loss function)로는 cross-entropy 함수를 사용한다.

$$H(\hat{y}, y) = -\sum_{j=1}^{|V|} y_j \log(\hat{y}_j) \quad (1)$$

Cross-entropy 함수에 원-핫 벡터와 스코어 벡터를 입력값으로 넣는다.

$$H(\hat{y}, y) = -y_j \log(\hat{y}_j) \quad (2)$$

y가 원-핫 벡터라는 점을 고려하면, 이 식은 위와 같이 간소화시킬 수 있다. a를 중심 단어에서 1을 가진 차원의 값의 인덱스라고 한다면 은 가 y를 정확하게 예측한 경우이므로 cross-entropy의 값은 0이 된다. 따라서 cross-entropy 값을 최소화하는 방식으로 학습해야 한다.

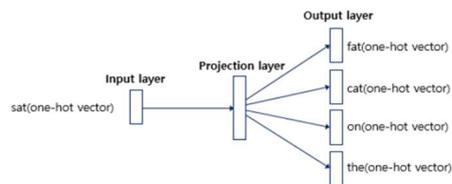


그림 2. Skip-Gram의 인공 신경망 구조

Fig2. artificial neural network of Skip-Gram

Skip-Gram의 원리는 CBoW와 크게 다르지 않지만 중심 단어를 보고 어떤 주변 단어가 존재하는지 예측하는 모델이다. (그림3)과 같이 Skip-Gram은 CBoW와 같이 매우 간단한 인공신경망 모델이며, 입력층과 출력층만 CBoW와 반대이다.[5]

2.3 음성인식 엔진 STT(Speech-to-Text)

STT(Speech-to-Text)는 사람의 음성 인터페이스를 통해 텍스트(문자) 데이터를 추출해내는 것이다.

STT를 위한 데이터에는 크게 음향학적 관점과 언어학적 관점으로 볼 수 있다. 음향학적 관점은

보내준다.



그림 7. 채팅 - 그래프 화면
Fig7. Chatting-Graph screen

또한, (그림5)와 같이 사용자가 정보를 요청할 때 해당 정보를 MP Android chart library를 통해 데이터 정제하여 시각적인 자료인 그래프, 차트를 제공한다.



그림 8. 메인화면 - 오늘의 소식
Fig8. main screen-today's news

오늘의 소식 서비스는 총 4곳(울산, 부산, 여수, 인천 항만공사)의 공지사항을 한눈에 볼 수 있도록 제공한다. 또한 검색하지 않더라도, 최신 항만/항구 관련 뉴스 기사를 Node.js를 통한 Crawling하여 제공한다.

3.1.2 서비스 기능 개선

1) Typo 검출 및 인식 기능

사용자가 입력한 문장의 핵심 Entity에 오타가 있을 시 오타로 인식하지 않고, 정정된 Entity로 입력이 된다.

2) Synonym 인식 기능

사용자가 입력한 문장의 핵심 Entity에 동의어가 있을 시 해당 동의어들을 정해 놓은 기준의 Entity로 입력이 된다.

3) FAQ Chatbot

사용자의 편의를 위하여 입력하는 정보를

최소화하고 버튼 및 개방형 대화를 통해 정보 취득이 용이하다. 위와 같은 기능을 통해 기존의 Chatbot보다 원활하고 향상된 서비스를 제공한다.

4. 결론 및 기대효과

본 학술지는 PORTMIS(해운 항만 물류 정보시스템)를 이용하는 항구, 항만의 업무 관계자들이 선박 입출항, 시설사용허가현황, 사용료계산 등의 기존의 PORTMIS 정보 이용을 쉽게 사용할 수 있도록 FAQ형식의 챗봇을 제시한다. 또한 각 항만 별 선박 입출항 정보 및 시설 사용 동향 빅데이터를 시각화 하여 차트 데이터로 제공한다. 마지막으로 항구, 항만 관련 뉴스 기사와 여러 항만공사의 공지사항을 기반으로 한 종합 서비스를 제공한다.

빅데이터/AI 기반 스마트 해상물류 챗봇 서비스를 통한 기대효과는 다음과 같다. 첫째, PORTMIS(해운 항만물류정보시스템)의 복잡한 이용방법을 간소화한다. 이는 대화형, 버튼형, 음성인식을 활용한 Rule Based 챗봇과 AI 챗봇을 혼합한 형태의 서비스를 제공하여 사용자는 원하는 정보를 손쉽게 얻을 수 있고 사용자의 채팅 데이터를 기반으로 하여 민원업무 담당자는 업무 효율을 증가시킬 수 있다. 둘째, RASA(chatbot framework)의 확장성으로 인하여 앞으로 현재 제공하는 서비스 외 다른 서비스를 제공하여 시간적, 자원적 비용을 줄일 수 있다. 마지막으로, RASA(chatbot framework)를 활용하면 모바일 애플리케이션뿐 아니라 현재 PORT-MIS 웹 페이지에 Built-in 하여 다양한 형태의 서비스를 제공할 수 있다.

참고문헌

[1] 박동아(2017), 인공지능 기반 대화형 공공 행정 챗봇 서비스에 관한 연구, 멀티미디어학회논문지, 20(8), 1347-1356
 [2] 윤상오(2018), 인공지능 기반 공공서비스의 주요 쟁점에 관한 연구, 한국공공관리학보, 32(2), 83-104
 [3] 이기열 외 3인(2019), 해운 항만 정책 의사결정 지원 빅데이터 플랫폼 개발 필요, 한국해양수산개발원
 [4] 도경태(2017), 4차 산업혁명 - 기술 트렌드 딥러닝 이해하기, SAMGSUNG SDS
 [5] Tomas Mikolov 외 3인, Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space, 2-5, 2013
 - 본 논문은 해양수산부 실무형 해상물류 일자리 지원사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.-