

다중 작업 학습을 이용한 선박사고 형량 예측 모델 제작

박호민^o, 천민아, 김재훈
한국해양대학교, 컴퓨터정보공학과

homin2006@hanmail.net, minah0218@kmou.ac.kr, jhoon@kmou.ac.kr

Developing a Model for Predicting of Ships Accident Using Multi-Task Learning

Ho-Min Park^o, Min-Ah Cheon, Jae-Hoon Kim

Department of Computer Engineering, Korea Maritime and Ocean University

요 약

해양에서의 선박사고 발생 횟수는 매년 꾸준히 증가하고 있다. 한국해양안전심판원에서는 이러한 사례들의 판결을 관련 인력들이 공유할 수 있도록 재결서를 제작하여 발간하고 있다. 그러나 선박사고는 2019년 기준 2,971건이 발생하여, 재결서만으로 관련 인력들이 다양한 사건들의 판례를 익히기엔 어려움이 따른다. 따라서 본 논문에서는 문장 표상 기법을 이용한 다중 작업 학습을 이용하여 선박사고의 사고 유형, 적용되는 법령, 형량을 분류 및 예측하는 실험을 진행하였다. USE, KorBERT 두 가지의 모델을 2010~2019년 재결서 데이터로 학습하여 선박사고의 사고 유형, 적용되는 법령, 형량을 분류 및 예측하였으며 그에 따른 정확도를 비교한 결과, KorBERT 문장 표상을 사용한 분류 모델이 가장 정확도가 높음을 확인했다.

주제어: 재결서, 선박사고, 다중 작업 학습

1. 서론

해양에서의 선박사고 발생 횟수는 매년 꾸준히 증가하고 있다. 한국해양안전심판원¹⁾에서는 이러한 사례들의 판결을 관련 인력들이 공유할 수 있도록 재결서를 정리 및 제작하여 발간하고 있다. 그러나 선박사고는 2019년 기준 2,971건이 발생하여²⁾, 재결서만으로 관련 인력들이 다양한 사건들의 판례를 익히기엔 어려움이 따른다. 따라서 가능한 많은 관련 인력이 해당 정보에 접근하고, 정리된 정보를 기반으로 추가적인 사례들의 재결 결과를 쉽게 예측해볼 수 있도록 새로운 선박사고 분류 및 예측 모델을 제안한다. 재결서의 내용인 사고의 원인과 사실, 사고 관계자의 행동 정보를 활용하여 문장 표상(sentence embedding)을 생성하고, 생성한 정보를 조합하여 2010~2019년에 발간된 재결서들의 사고 유형, 적용되는 법령, 형량을 분류 및 예측한다.

본 논문에서는 LSTM(Long Short-Term Memory)[1] 모델을 이용해 사고 유형, 적용되는 법령, 형량을 분류하는 다중 작업 학습(Multi-task Learning)을 수행하고 실험하여 정확도를 측정한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 한국해양안전심판원이 발간하는 재결서와 문장 표상 기술에 대하여 설명한다. 3장에서는 본 논문에서 제안하는 LSTM 기반 다중 작업 학습 형량 예측 모델에 대하여 설명한다. 4장에서는 두 가지의 문장 표상 기법 별 예측 정확도를 기술하고 5장에서 결론으로 마무리한다.

2. 관련 연구

이 장에서는 예측 모델에 사용될 재결서 데이터와 문장 표상 기법 두 가지를 설명한다.

2.1 재결서

전체 사건 및 사고 중에 해양에 관련된 특수한 분야를 담당하는 사법기관을 우리나라에서는 해양안전심판원이라고 한다. 일반적으로 해양안전심판원이라고 하면 중앙해양안전심판원을 말하며, 그 외에도 부산해양안전심판원, 인천해양안전심판원, 목포해양안전심판원, 동해해양안전심판원이 있어 총 다섯 개의 기관이 존재한다.

재결서란 이러한 사법기관들이 발간하는 판결 사례를 양식에 따라 정리해놓은 서류를 말한다. 해당 서류의 제목엔 심사기관, 사건번호, 사건명이 기록되어있다. 내용으로는 해양사고관련자, 주문, 사실 내용, 사고 원인과 같이 전체적인 사건 서술과 배경지식이 포함되어있으며, 사고관련자 개개인별 사건 전반의 행동이 수록되어있다.

본 논문에서는 2010~2019년 사이 발간된 재결서 중 분류된 사고 수가 30개가 넘는 충돌, 좌초, 접촉, 화재, 침몰, 기관손상, 인명사상, 해양오염의 8가지 사고유형을 학습 데이터로 선정했다.

2.2 Universal Sentence Encoder

Universal Sentence Encoder(USE)[2]는 2018년 Google Research에서 발표한 문장 표상 기법이다. BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)[3]와 동일하게 위키피디아, 뉴스, 질문응답과 같은 온라인 상의 방대한 언어 자원을 비지도 학습

1) <https://www.kmst.go.kr/>

2) <https://www.kmst.go.kr/kmst/statistics/annualReport/selectAnnualReportList.do#a>

(Unsupervised-learning)을 통해 문장 표상을 생성한다. 공개된 Transformer [4] 모델 기반의 인코더와 해당 논문에서 새롭게 제공하는 DAN(Dep Average Network) 기반의 인코더 두 가지를 제공한다. Transformer 기반 인코더는 정확도가 가장 높지만 컴퓨팅 자원과 학습 시간이 긴 반면, DAN 기반 인코더는 정확도는 조금 낮고 컴퓨팅 자원과 학습 시간이 짧다는 장점이 있다.

한국어를 포함한 다국어 버전을 공개하고³⁾ 있으며 재결서의 사고 유형 분류 실험에 있어 BERT보다 높은 정확도를 보였다[5]. 따라서 본 논문에서는 해당 버전을 문장 표상 생성에 사용한다.

2.3 KorBERT

KorBERT는 2018년 Google AI Language에서 발표한 BERT 모델에 한국어 맞춤치로 학습시켜 한국전자통신연구원(ETRI)에서 배포중인 모델이다⁴⁾. 형태소 기반 언어모델인 Morphology 버전, 단어 기반 언어모델인 WordPiece 버전을 공개하고 있다.

본 논문에서는 단어 기반 언어모델을 사용했으며 해당 모델을 통해 문장 표상을 생성하였다.

3. 선박사고 형량 예측을 위한 다중 작업 학습 모델

이 장에서는 문장 표상 기법을 활용한 선박사고 형량 예측 실험을 위해 제작한 LSTM 기반 다중 작업 학습 모델의 구조에 대해 설명한다.

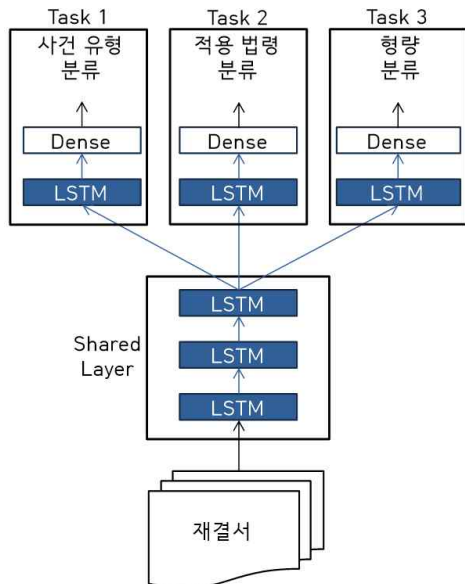


그림 1. 선박사고 형량 예측을 위한 다중 작업 학습 모델 구조

그림 1은 본 논문에서 사용한 다중 작업 학습 모델의

구조이다. 세 개의 LSTM 으로 이루어진 공유층(shared layer)을 기반으로 사건 유형, 적용 법령, 형량 분류의 세 가지 작업(task)을 수행한다. 기 학습된 USE 다국어 버전과, KorBERT를 통해 문장 표상으로 변환된 재결서 데이터를 공유층의 입력으로 활용한다. 공유층의 세 번째 LSTM의 출력은 각 작업 부분의 LSTM 모델의 입력으로 사용된다. 마지막으로 각 작업마다 softmax 계층을 거치며 분류 및 예측을 수행하게 된다.

4. 실험 및 평가

이 장에서는 2장에서 설명한 두 가지 표상 기법을 사용하여 3장에서 제시한 모델을 사용하여 선박사고 형량 예측을 진행하여 분류 정확도를 실험 및 평가한다.

4.1 실험 환경

2010~2019년 간 발행된 재결서 중 분류된 사고 수가 20개가 넘는 충돌(5,230), 좌초(983), 접촉(550), 화재(955), 침몰(498), 기관손상(830), 인명사상(2,281), 해양오염(311) 8개의 사고유형을 채택했다. 또한 해양사고 관련자들에게 적용되는 ‘해양사고의 조사 및 심판에 관한 법률’ 내의 법령 50가지, 형량 10가지를 채택하였다.

문장 표상 별 정확도를 실험하기 위해 KorBERT, USE를 통해 생성하여 실험에 사용했다.

4.2 예측 정확도

표 1은 문장 표상 방법에 따른 선박사고 형량 예측 정확도를 보인다.

표 1. 문장 표상 방법에 따른 선박사고 형량 예측 정확도

문장 표상	Task 1 (사고 유형) 분류 정확도 (%)	Task 2 (적용 법령) 분류 정확도 (%)	Task 3 (형량) 분류 정확도 (%)	종합 분류 정확도 (%)
KorBERT	96.12	84.55	95.84	81.03
USE-multi	93.87	81.60	95.11	78.63

각 작업마다 정확도를 측정할 경우와 모든 작업의 정확도를 측정할 경우 전부 KorBERT로 생성한 문장 표상을 이용한 것이 높게 측정되었다. 이는 USE-multi에 비해, KorBERT가 한국어에 특화된 언어 모델이라서 이런 결과가 도출된 것으로 보인다. 적용 법령은 다른 작업과 달리, 클래스의 개수가 상대적으로 많기 때문에 분류 정확도 역시 비교적 낮게 측정되었다.

3) <https://tfhub.dev/google/universal-sentence-encoder-multilingual-large/3>

4) https://aiopen.etri.re.kr/service_dataset.php

5. 결론

본 논문에서는 LSTM 기반 다중 작업 학습 모델을 이용하여 선박사고의 형량 예측을 진행하였다. 결과적으로 USE-multi 문장 표상보다 KorBERT 문장 표상이 평균 2.5% 높은 정확도를 보였으나 두 번째 작업의 정확도가 다른 두 작업보다 10% 이상 낮게 측정되었다. 이러한 결과를 기반으로 추후엔 이러한 오류를 보완할 수 있는 방안을 추가적으로 연구할 예정이다.

감사의 글

이 논문은 산업통상자원부 ‘산업전문인력역량강화사업’의 재원으로 한국산업기술진흥원(KIAT)의 지원을 받아 수행된 연구임. (2018년 임베디드SW전문인력양성사업, 과제번호 : N0001884)

참고문헌

- [1] Hochreiter, S., and Schmidhuber, J., Long short-term memory, *Neural computation*, 9(8), 1735-1780, 1997.
- [2] Daniel, C., Yinfei, Y., Sheng-yi, K., Nan H., Nicole, L., Rhommi S., Noah, C., Mario, G., Steve, Y., Chris, T., Yun-Hsuan, S., Brian, S., and Ray, K., Universal sentence encoder, arXiv preprint arXiv:1803.11175, 2018.
- [3] Jacob, D., Ming-Wei, CX., Kenton, L., and Kristina, T., Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [4] Ashish, V., Noam, S., Niki, P., Jakob, U., Llion, J., Aidan, N. G., Lukasz, K., and Illia, P., Attention is all you need, arXiv preprint arXiv:1706.03762, 2017.
- [5] 박호민, 천민아, 남궁영, 윤희, 최민석, 김재균, 김재훈, 단어 및 문장 표상에 따른 선박사고 분류, 2020 한국컴퓨터종합학술대회, 2020.