

수입물품의 품목 분류를 위한 멀티모달 표현 학습*

이앤티길

한밭대학교 일반대학원 경영학과
(leeapgil@gmail.com)

최근호

한밭대학교 융합경영학과
(keunho@hanbat.ac.kr)

김건우

한밭대학교 융합경영학과
(gkim@hanbat.ac.kr)

우리나라 관세청은 효과적인 원스톱(One-stop) 업무 처리가 가능한 전자통관 시스템으로 효율적으로 업무처리를 하고 있지만 기술의 발달과 비대면 서비스의 증가로 매년 수출입건수가 증가하고 있으며 그에 따른 업무량도 폭증하고 있는 실정으로 이에 따른 보다 효과적인 방법이 매우 필요하다. 수입과 수출은 모든 물품에 대한 분류 및 세율 적용을 위한 HS Code(Harmonized system code)가 필요하고 해당 HS Code를 분류하는 품목 분류는 전문지식과 경험이 필요한 업무 난이도가 높고 관세 통관절차에서 중요한 부분이다. 이에 본 연구는 품목 분류 의뢰서의 물품명, 물품상세설명, 물품 이미지 등의 다양한 유형의 데이터 정보를 활용하여 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning) 기반으로 정보를 잘 반영할 수 있도록 딥러닝 모델을 학습 및 구축하여 HS Code를 분류 및 추천해 줌으로써 관세 업무 부담을 줄이고 신속한 품목 분류를 하여 통관절차에 도움을 줄 것으로 기대한다.

주제어 : 멀티모달 표현 학습, 품목분류, 사전학습, 딥러닝, HS code.

논문접수일 : 2022년 11월 19일 논문수정일 : 2022년 12월 28일 게재확정일 : 2023년 1월 2일
원고유형 : 학술대회 Fast Track 교신저자 : 김건우

1. 서론

우리나라는 수출입이 매년 증가하여 2021년 수입액은 전년 대비 31.5% 증가한 6150억 5000만 달러로(산업통상자원부, 2021) 세계 무역 순위 8위로 상승했다. 수출입 화물 건수는 4천 건에서 2020년 15,271천건으로 약 3,818배 증가하여 업무량도 폭증하였지만 원스톱(One-Stop) 업무 처리가 가능한 전자통관시스템을 구축하여 효과적인 업무 처리로 관세청 직원은 20여년간 1.4배 증가하는데 그쳤다(변진호, 2020). 하지만 인터넷 모바일 등 컴퓨팅 기술의 발달과 비대면 서비스의 증가로 온라인 마켓시장이 글로벌화

되면서 개인 수입 물품 거래량 또한 <Table 1>과 같이 폭발적으로 증가하여 수입 신고와 이에 따른 과세 납부의 증가로 품목 분류와 같은 난이도가 높은 업무도 증가함에 따라 업무의 효율성을 높이기 위한 방법이 매우 필요한 실정이다.

수입신고에 필요한 수입 물품에 대한 세금 계산은 국제적인 통일 상품명 및 부호 체계에 관한 국제협약(The International Convention on Harmonized Commodity Description Coding System)에 의해 결정하는 세번으로 HS Code(Harmonized System Code)를 근거로 품목을 분류하고 해당 번호에 따른 관세를 부과하고 있으며 물품 수입인이 직접 HS Code를 근거로 과세표준 및 납부세액을

* 이 논문은 2022학년도 한밭대학교 교내학술연구비 지원을 받았음

〈Table 1〉 Status of import customs clearance of e-commerce goods for the last 5 years (USD 1,000)

Years	2017	2018	2019	2020	2021
Number of imports	23,592,000	32,255,000	42,988,000	63,575,000	88,380,000
Income amount	2,110,240	2,754,944	3,143,211	3,753,758	4,658,358

계산하여 신고하는 방식이다. 따라서 납세의 책임 또한 납세의무자에게 있으며 잘못된 분류로 인한 신고 및 납부는 관세청으로부터 세액에 대한 가산세와 추징을 당할 수 있다(강홍중, 2010). 예를 들어 잘못된 분류로 관세율 0%에 근거하여 시장 거래 가격을 책정하여 거래하다 관세율 12%로 추징을 당할 경우 수입원가가 달라져 시장 가격의 문제가 될 수 있다(정재완, 2004). 이와 같은 위험을 피하기 위해 관세전문가를 통해 수입 신고를 위탁하거나 관세청에 수입 물품에 대한 품목분류를 의뢰하여 HS Code에 대한 결정세번을 받는다. 이러한 품목 분류 의뢰 사례는 매년 증가하는 추세이며 다양한 융복합 제품의 출현으로 품목분류의 결정이 더욱 어려워지고 있다(윤인철, 2013). 하지만 품목 분류에 대한 선행 연구는 제도의 이론적 고찰과 분쟁, 현황 판례 분석 등의 연구가 주를 이루고 있는 실정이다(성원식 등, 2018).

본 연구의 목적은 통관 절차에서 어렵고 중요한 품목분류를 통한 결정세번을 부여하는 절차에서 가장 유사한 HS Code를 추천하여 관세사의 업무 부담을 줄이고 신속한 품목분류를 하여 납세의무자의 통관절차에 도움을 주는 것이다.

연구 대상 범위는 관세법령정보 포털에서 공개하고 있는 국내외 품목분류 사례를 대상으로 선정하였다. 해당 자료는 1988년부터 2019년 동안 관세청에 의뢰되어 결정세번을 부여한 국내 사례 약 7만여 건의 의뢰서의 물품명, 물품 상세 설명, 물품 이미지와 같은 다양한 형태의 데이터

정보를 효과적으로 표현할 수 있는 각각의 단일 모달 모델(Unimodal model)을 학습 및 추출하고 효과적으로 통합하기 위한 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning)방법을 적용하여 학습 및 실험을 통해 최적의 모델을 구축하고 이를 활용하여 품목분류를 위한 HS Code를 추천하여 보다 신속하고 정확한 품목분류를 가능하게 함으로써 관세 업무 시스템의 업무 효율성을 높이고 납세의무자의 통관 절차에 소요되는 비용과 시간을 줄여 관세 행정 고도화에 기여하고자 한다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 품목분류를 위한 연구와 다양한 데이터의 특징을 분석 활용하기 위한 방법에 대한 연구를 살펴보고 3장에서는 본 연구에서 제안하는 연구 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 데이터와 단일모달 모델 실험과 멀티모달 모델 실험에 대한 상세 내용과 결과를 설명하고 5장에서는 최종 결론 및 향후 연구에 대하여 논의한다.

2. 선행 연구

2.1. 전자통관시스템

수출 또는 수입을 하는 모든 물품은 세관의 통관절차를 거쳐야 한다. 즉 우리나라 영역 안에서 세관의 시작부터 종료까지의 모든 절차를 뜻하며 이 역할을 수행하는 관세청은 전산화를 1974년 무역통계 작성으로부터 시작하여 1992년 EDI

(Electronic Data Interchange) 통관시스템을 구축하였다. 처음 시작은 업무절차의 전산화였으며 2000년대로 접어들면서 업무의 고도화 작업이 진행되어 2005년 인터넷 수입시스템과 환급 시스템 구축이 완료되었으며 지금의 통관 포털이라는 하나의 창구를 통한 One-Stop 서비스가 가능하게 되었다. 2017년 4세대 국가 관세 종합 정보망으로 고도화하여 모바일을 통한 업무 서비스 및 각종 신고의 첨부서류를 100% 제출이 가능하게 되어 지금의 효율적이고 신속한 관세업무 서비스를 제공하고 있다(2022, 이장식).

2.2. 품목분류

1931년 부·류·호의 체계로 이루어진 관세율 분류표가 국제연맹의 주도로 제정되었으며, 1973년 과세협력이사회(CCC, 현재 WCO)에서 국제 상품 분류표가 개발되어 1983년 통일 상품명 및 부호 체계에 관한 국제협약(HS, The International Convention on Harmonized Commodity Description Coding System)이 제정되고 1988년 발효 후 대부분 국가가 가입하여 일치된 품목분류 기준을 사용한다 고 분석하였다(박진영 등, 2018).

국제적으로 품목분류에 관한 통칙, 부, 류(2), 호(4), 소호(6)까지는 공통으로 사용하며 7~10자리는 자국의 관세부과 관리 목적 근거하여 세분화하여 사용하며 우리나라는 HSK로 총 10자리를 사용하고 있다.

2.3. 품목분류를 위한 HS코드 추천 연구

품목분류에 대한 선행 연구는 품목분류제도의 이론적 고찰, 법적·제도적 개선방안, 국내·외 분류사례와 원산지 결정에 대한 이슈와 원칙과 같은 규정 및 기준을 제안하는 연구가 주를 이루며

최근에 들어서 다양한 분야에 기계학습을 이용하여 분류 및 예측을 통한 자동화 연구되어 지고 있다. HS Code를 자동으로 분류하는 연구로는 이동주 등(2020)의 연구로 품목분류 사전심사의뢰서의 물품 이미지를 CNN(Convolution neural network)딥러닝 모델로 학습하여 분류하는 추천하는 연구를 수행하였으나 5가지 클래스로 분류하였고 분류 정확도는 73.12%로 나타났다. 낮은 정확도는 이미지 정보만을 가지고 분류한 단일모달 모델(Unimodal model)의 한계점으로 판단된다. 다른 연구로는 이종권 등(2021)의 물품의 명칭을 단어 임베딩(word embedding)과 BLSTM(Bidirectional Long Short Term Memory) 딥러닝 모델로 학습하여 HS코드를 분류하는 연구를 수행하였으며 88개 클래스에 분류 정확도는 71.4%로 나타났다. 분류 가능성을 보여주었지만 물품명만을 활용한 단일모달 모델(Unimodal model)의 한계점으로 판단된다.

이에 따라 본 연구는 HS Code를 분류하기 위해 품목분류 사전의뢰서에 포함되어 있는 모든 정보(물품명, 물품상세설명, 물품 이미지)를 사용하기 위해 각각의 정보를 잘 표현할 수 있는 단일모달 모델(Unimodal model) 학습 방법을 실험을 통해 찾고 통합하기 위한 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning) 기법을 활용하여 보다 높은 정확도로 분류하기 위한 모델을 개발하고 한다.

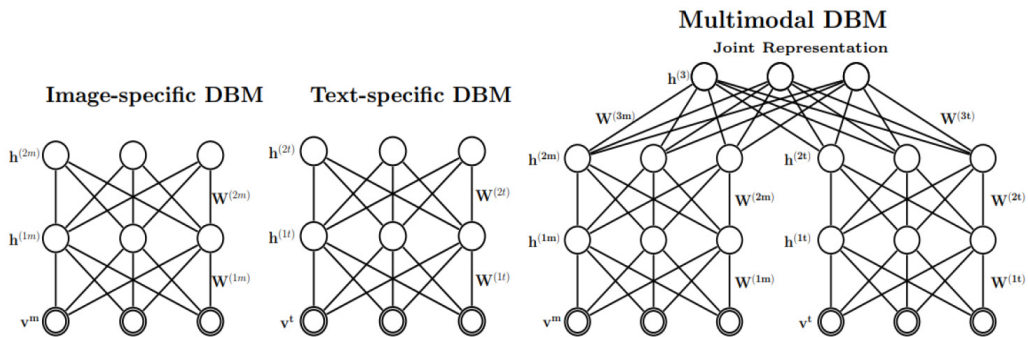
2.4. 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning) 연구

‘멀티모달’이란 ‘멀티모달 인터페이스(Multimodal Interface)’를 줄인 말로 사람과 기계 간 통신을 위해 음성, 키보드, 영상 등을 이용해 정보를 주

고받는 것으로 Unimodal 은 한 개 Multimodal은 Modality가 여러 개 존재하는 것을 뜻하며 Modality 는 특정 자원으로부터 수집된 데이터 표현의 한 형식을 뜻한다. 이렇게 수집된 데이터에서 불필요한 정보를 제거하거나, 해결하고자 하는 문제 (분류, 검색 등)에 필요한 유용한 정보를 추출하기 위한 학습 방법을 표현 학습(Representation learning) 또는 특징 학습(Feature learning)이라고 하며 최근 ICT(Internet communication technology) 기술의 발달과 다양한 웹 환경의 콘텐츠가 많아짐에 따라 콘텐츠를 이루고 있는 제목, 내용, 이미지, 영상, 음성 등 멀티모달 데이터 형태에 대한 처리 방법이 중요해지고 있으며 다양한 분야에서 연구되어지고 있다.

인공지능(Artificial Intelligence)연구 분야에서 시작된 인공 신경망(ANN, Artificial neural network) 은 선형 분류 문제를 다루는 모델이었지만 복잡한 비선형 분리 문제를 다루는(Hinton et al., 2006)의 연구를 시작으로 다양한 딥 네트워크 (Deep neural network)모델로 발전하였고 다양한 분야에 적용 연구되어 이미지처리, 음성처리, 자연어처리 분야에서 매년 급격한 성능 향상을 이루었다. 대표적인 자연어처리 분야는 벡터공간 모델(Vector space model)에 단어를 표현하는 단

어 임베딩(Word embedding)방법으로 임베딩 벡터(Embedding vector)를 신경망 기반으로 학습하는 Word2vec(Mikolov et al., 2013), Fasttext(Piotr Bojanowski et at., 2017)로 발전하였으며 음성, 자연어, 센서 데이터와 같은 시계열적으로 등장하는 데이터는 순환 구조를 가진 순환신경망 (RNN, Recurrent neural network)계열의 순방향과 역방향 2개의 형태로 신경망을 학습하는 BLSTM (Bidirectional long shot term memory) 로 발전 하였고 이미지 분야는 (Krizhevsky et al., 2012)이 제안한 합성곱 신경망(CNN, Convolutional neural network)을 시작으로 VGGNet, ResNet, GoogLeNet 과 같은 모델이 매년 급격한 성능 향상과 오픈소스 라이브러리(OSS, Open source software)로 제공되어 많은 연구가 진행 되었으며 최근에는 국내에서도 최은주 등(2020)과 이재규 등(2021), 권유진 등(2022)의 연구와 같이 다양한 추천분야에 딥러닝(Deep Learning)을 활용하고 있다. 각각의 단일모달(Unimodal)에서 성능을 입증 받은 모델을 결합하여 보다 다양한 유형의 데이터 형태 정보를 복합적으로 활용하기 위한 다양한 연구분야에서 다양한 방법의 멀티모달 학습(Multimodal learning)이 여러 연구분야에서 연구되고 있다. 본 연구에서는 <Figure 1>과 같이 다른 두 형태



<Figure 1> A schematic of Multimodal DBM (Srivastava and Salakhutdinov, 2012)

의 데이터의 표현을 같은 차원의 하나의 벡터로 표현하여 통합하는 Joint Representation learning 기법을 통해 품목분류 의뢰서의 물품명, 물품설명, 물품 이미지의 다양한 데이터 형태의 정보를 모두 반영하고자 한다.

3. 연구방법

3.1. 데이터 수집 및 전처리

본 연구는 관세법령정보 포털에서 제공하는 품목분류 국내 사례에 등록된 1988~2019년 동안 HS Code 결정사례 데이터(물품명, 물품설명, 물품 이미지)를 약 7만건을 수집하고 실험에 사용할 수 있도록 각 데이터 유형에 맞게 전처리 하여 분석을 위한 기초 데이터 셋을 구축하였다. 사용할 수 있는 텍스트 데이터는 약 2만건, 이미지 데이터는 약 1만건, 결합 데이터 셋은 약 5천건으로 데이터 셋을 구축했다. 전처리 과정에서 2000년도 이전의 데이터에는 이미지가 없는 문서가 많았고 HS Code별 문서가 10건 이상 존재하는 데이터로 선정하였고 동일 HS Code가 많은 HS Code를 내림차순으로 정렬하였을 때 분류 대상 HS Code 종류는 약 200 클래스로 선정하였다.

3.2. 특징(Feature) 추출 단일모달 모델

3.2.1. 데이터의 표현

다양한 유형의 데이터를 통합하기 위해 동일한 유형의 데이터 표현을 추출하여 통합하는 과정으로 벡터화 하는 절차가 필요하며 각 데이터의 의미를 반영할 수 있도록 학습 및 검증하는 절차를 통해 보다 효과적인 방법을 찾고 텍스트,

이미지 정보 각각 단일모달 모델 분류 실험을 통해 보다 좋은 모델을 선정하였다.

3.2.2. 텍스트 모델

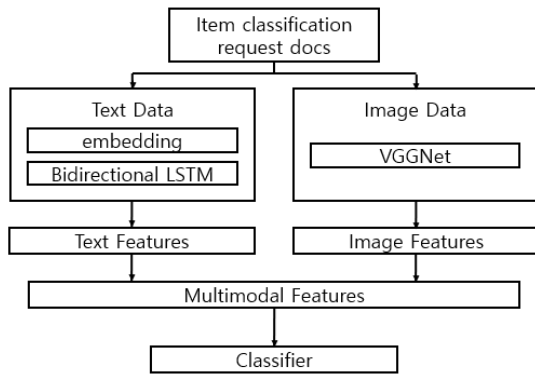
이종권 등(2021)은 텍스트 데이터인 물품명의 데이터를 추출한 후 이 특징을 이용하여 HS Code를 자동으로 분류하는 연구에서 단어 임베딩 후 임베딩 데이터를 입력 값으로 하는 LSTM과 BLSTM 알고리즘을 활용한 모델을 구축하였다. 또한, 김영춘과 박홍규(2016)에 따르면 품목분류를 위해서는 예시규정, 한정규정, 제외규정, 구성요소 등 문맥분석이 필수적으로 필요하다고 하였는데, 위 선행 연구들에서는 순방향으로 처리하는 LSTM 보다는 역방향으로도 처리하여 앞뒤 문맥에 따른 영향도 반영하는 BLSTM이 모델 평가 결과 분류 정확도가 높게 나타났다. 따라서 본 연구에서도 텍스트 데이터의 특징 추출을 위하여 기존에 우수한 성능을 보여온 BLSTM을 활용하여 모델을 구축하였고, 이 모델을 Baseline으로 두고 본 연구에서 제안하는 물품명 이외에 물품설명도 입력 값으로 추가한 모델과 성능 비교 실험을 진행하였다.

3.2.3. 이미지 모델

이동주 등(2020)의 연구에서 물품 이미지를 이용해 HS코드를 분류하였다. 이미지 인식 분야에서 높은 성과를 보이고 있는 다양한 CNN(Convolutional neural network) 모델 중 VGGNet, Resnet, Inception-V3 개의 모델 비교 실험 결과 VGGNet이 가장 성능이 좋았고 최근 연구된(Jayagopal A et al., 2021) 연구에서도 사전학습 모델(pre-trained modal)을 동일 조건으로 실험한 결과 3개의 모델이 근소한 성능 차이를 보여 본 연구에서는 선행 연구에

서 우수한 성능을 보이고 간단한 구조와 변형이 쉬운 VGGNet 모델을 Baseline으로 본 연구에서 제안하는 수집한 물품 이미지 전체에 대해 사전 학습(Pre-training) 이후 전이학습(Fine-tuning)을 진행한 모델과 비교 실험을 진행하였다.

3.3. 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning) 기반 품목분류 모델



<Figure 2> Research framework

본 연구에서 사용한 HS Code 결정사례 데이터는 수입물품에 대한 이미지 데이터와 물품에 대한 품명, 물품설명 등의 텍스트 데이터로 구성되는데, 품목분류에서 선행 연구되었던 텍스트 데이터만 사용하는 방법과 이미지 데이터만 사용하는 방법은 각각 충분한 정보를 활용하지 못한다는 단일모달 모델(Unimodal model)의 한계점을 가지고 있다. 따라서, 본 연구에서는 모델 학습 시 더욱 많은 정보를 활용하기 위하여 각각의 방법을 통합한 멀티모달 모델(Multimodal model)을 제안하였고, 각각의 방법에서 가장 성능이 좋게 나온 모델들과 그 모델들을 통합한 모델의 성능을 비교하였다.

단일모달 모델(Unimodal model) 실험에서 선택된 모델을 통합하기 위해 품목분류 의뢰서 문서 입력이 들어오면 품명, 물품설명, 그리고 물품 이미지 데이터를 모두 사용하기 위해 각각의 단일모달 모델(Unimodal model)에서 특징(feature)을 추출하여 통합하는 Joint Representation 방법을 사용하였는데, 이러한 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning)을 통한 HS 코드 추천 모델의 구조는 <Figure 2>와 같다.

3.4. 학습모델 신뢰성 검증

본 연구에서는 모델의 평가기준으로 분류 정확도(Accuracy, %)를 사용하였다. 텍스트 데이터는 약 2만건, 이미지 데이터는 약 1만건으로 단일모달 모델(Unimodal model)에 사용하는 데이터 셋은 학습 및 테스트 데이터를 7:3으로 나누어 진행하였으나 통합 데이터는 약 6,000건으로 상대적으로 수가 적어 분류 정확도의 신뢰성을 높이기 위해 5-Fold Cross-Validation을 사용하였다.

4. 실험결과

4.1. 텍스트 데이터 유형 단일모달 모델(Unimodal model) 실험

Baseline 모델을 분류 클래스를 100 ~ 300 학습 Epoch를 100 ~ 300으로 조정하여 실험한 결과 <Table 2>와 같은 정확도를 보였으며 동일한 조건에서 단어 임베딩(Word embedding)을 fastText로 적용하여 실험한 결과 <Table 3>과 같이 평균 8%정도 정확도가 높았다. Baseline 모델에서 단어 임베딩에 사용된 모델은 Word2vec으로 최소 단위를 단어로 하여 내부 단어(Subword)를 고려

〈Table 2〉 Word2vec embedding and Bidirectional LSTM Model using title

Class Count	100	100	100	200	200	200	300	300	300
Row Count	12200	12200	12200	15483	15483	15483	17681	17681	17681
Epoch	100	200	300	100	200	300	100	200	300
Accuracy	77.95	77.54	77.17	75.75	74.94	75.49	71.04	70.64	70.84

〈Table 3〉 FastText embedding and Bidirectional LSTM Model using title

Class Count	100	100	100	200	200	200	300	300	300
Row Count	12200	12200	12200	15483	15483	15483	17681	17681	17681
Epoch	100	200	300	100	200	300	100	200	300
Accuracy	85.25	85.16	84.17	82.95	83.95	78.39	79.24	78.73	77.16

〈Table 4〉 Word2vec embedding and Bidirectional LSTM Model
Title and Contents HS code Classification

Class Count	100	100	100	200	200	200	300	300	300
Row Count	12200	12200	12200	15483	15483	15483	17681	17681	17681
Epoch	100	200	300	100	200	300	100	200	300
Accuracy	85.45	85.86	85.66	82.43	82.18	82.66	80.15	80.29	80.10

〈Table 5〉 FastText embedding and Bidirectional LSTM Model
Title and Contents HS code Classification

Class Count	100	100	100	200	200	200	300	300	300
Row Count	12200	12200	12200	15483	15483	15483	17681	17681	17681
Epoch	100	200	300	100	200	300	100	200	300
Accuracy	89.92	89.34	90.04	87.28	87.92	87.28	84.96	85.98	85.47

하는 fastText가 보다 적합한 단어 임베딩 방법으로 선택하였고 품목분류 의뢰서의 모든 정보를 활용하기 위해 물품상세설명도 포함하여 실험한 결과 < Table 5>와 같이 상품명만을 활용한 방법보다 평균 6%정도 향상되었다. 따라서 본 연구의 텍스트 데이터에 대한 특징을 추출하는 방법으로 선정하여 이미지 특징과 결합하기 위해 512차원으로 추출하였다.

4.2. 이미지 데이터 유형 단일모달 모델(Unimodal model) 실험

Baseline 모델을 활용하여 Fully Connected 부분을 재구성하여 실험한 결과 <Table 6>과 같이 낮은 정확도를 보였다. 선행연구의 한계점에서 논의한 내용과 같이 다양한 HS코드 유형에 따른 사례 이미지의 데이터 수가 적고 의뢰서에 첨부

<Table 6> VGGNet Model Classification

Class Count	10	10	10	10	10
Epoch	100	200	300	400	500
Accuracy	52.01	55.71	56.92	57.05	57.83

<Table 7> VGGNet pre-train and fine tune Model Classification

Class Count	100	100	100
Epoch	100	200	300
Accuracy	70.05	72.46	73.89

<Table 8> Multimodal Representation Learning Experiment

Class Count	100	100	100	100	100
Epoch	100	200	300	400	500
Accuracy	90.72	91.6	91.87	91.98	93.02

되는 이미지의 규격과 촬영 규칙이 동일하지 않아 학습에 어려움이 있다. 이에 따라 수집한 모든 이미지에 대해 사전학습(Pre-training)을 진행하고 전이학습(Fine-tuning)하여 실험한 결과 <Table 7>과 같이 모델의 정확도가 많이 향상되었으며 텍스트 특징과 동일한 512차원으로 추출하였다.

4.3. 멀티모달 표현 학습 모델 실험

단일 모델 실험에서 선택한 모델을 통해 추출한 텍스트 데이터와 이미지 데이터의 특징(feature)을 잘 통합하기 위해 각 데이터의 특징을 통합하여 동시에 학습시키는 방법으로 동일한 형태의 데이터 간 관계와 서로 다른 형태의 데이터 간 관계에 대해 모두 학습을 시켜 분류 모델을 생성하는 방법으로 <Figure 1>과 같이 결합하여 종단간(End-To-End) 학습을 진행하여

<Table 8>과 같이 나타났다. 93.02%의 높은 분류 정확도를 보였다.

5. 결론

본 연구에서는 멀티모달 표현 학습 기반 모델을 활용하여 HS Code를 자동으로 분류하는 모델을 제안하였다. 모델의 성능을 높이기 위해 각기 다른 유형의 데이터의 정보를 효과적으로 반영할 수 있는 단일모달 모델(Unimodal model)를 구현 및 실험하고 추출한 표현을 통합하는 멀티모달 표현 학습(Multimodal representation learning)을 통해 최종적으로 93.02%의 분류 정확도를 보였다.

수입통관 절차에서 업무난이도가 높고 중요한 품목분류 절차에서 신속하고 정확한 HS Code를 추천하여 업무 부담을 줄이고 신속한 분류를 통해 관세 업무 시스템의 업무 효율성을 높이는

방법으로 국가 세수 재정의 안정적 확보와 민원 감소라는 기대효과를 가진다.

또한 비정형 문서 데이터의 활용 방법을 통해 다양한 업무에 적용할 수 있는 실무적 시사점이 있다고 판단된다.

본 연구는 각 데이터의 표현을 통합하여 보다 많은 정보를 반영할 수 있다는 점을 확인 하였지만 이미지만을 활용한 모델에서 분류 정확도가 낮은 점은 물품에 대한 이미지와 다른 노이즈들이 많이 포함되어 있는 한계점이 있다. 보다 명확한 사전심사 신청서의 물품 이미지 첨부 기준이 정의된다면 이미지 데이터 활용이 보다 효율적일 것으로 판단되며 향후 연구에서 객체탐지(Object Detection)와 같은 기술을 적용하여 객체를 찾고 해당 객체를 분류하는 방법을 활용하여 성능을 보다 향상시키고자 한다. 또한, 향후 연구에서는 본 연구에서 비교하지 않은 더욱 다양한 최신 딥러닝 기술들과의 성능을 비교하고자 한다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 강홍중. (2010). 품목분류 오류신고에 관한 연구. *관세학회지*, 11.1 (2010): 1-28.
- 권유진, 최민석, 조운호. (2022). 부가 정보를 활용한 비전 트랜스포머 기반의 추천시스템. *지능정보연구*, 28(3), 119-137.
- 박진영, 이민서, 이샘. (2018). HS 부분품 분류 기준 연구(기계 부분품의 분류 사례를 중심으로). *관세평가분류원*.
- 변진호. (2020). 한국형 전자통관시스템 수출에 따른 무역환경 개선효과 실증 연구. *한성대학교 석사학위논문*.

산업통상자원부. (2022, 01-01). 산업통상자원부. 김동기, 2022, <http://www.motie.go.kr>.

성원식, 심재원, 김은경. (2018). 관세율표상의 부분품과 부속품의 정의 및 분류기준 연구. *관세평가분류원*.

정재완. (2004). HS 품목분류로 인한 관세마찰과 소급과세금지원칙 등의 적용에 관한 연구. *한국무역학회*, 29.4(2004): 51-69.

윤인철. (2013). 수출입물품 품목분류 개선방안 연구. *한국해양대학교 대학원 석사학위논문*.

이동주, 최근호, 김건우. (2020). HS 코드 분류를 위한 CNN 기반의 추천 모델 개발. *경영정보연구*, 39(3), 1-16.

이장식. (2021). 수출입 신고 데이터 오류 자가검증시스템 모델 연구 *공주대학교 석사학위논문*.

이재규, 박희성, 김우주. (2021). 네트워크 분석을 활용한 딥러닝 기반 전공과목 추천 시스템. *지능정보연구*, 27(3), 95-112.

이종권, 최근호, 김건우. (2021). 수입물품의 HS 코드 자동 분류를 위한 자연어처리 기반의 딥러닝 모델 개발. *한국디지털콘텐츠학회 논문지*, 22(3), 501-508.

최은주, 이준영, 한인구. (2020). 딥러닝 오픈소스 프레임워크의 사례연구를 통한 도입 전략 도출. *지능정보연구*, 26(4), 27-65.

[국의 문헌]

- Bojanowski, P., Grave, E., Joulin, A., and Mikolov, T. (2017). Enriching word vectors with subword information. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 5, 135-146.
- Ding, Z., Xia, R., Yu, J., Li, X., and Yang, J. (2018). Densely connected bidirectional lstm with applications to sentence classification.

- CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing*. Springer, Cham.
- Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive science*, 14(2), 179-211.
- Hinton, G. E., Osindero, S., and The, Y. W. (2006). A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural computation*, 18.7: 1527-1554.
- Hochreiter, S., and Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural computation*, 9(8), 1735-1780.
- Import and export trade statistics. (2020). <http://unipass.customs.go.kr/ets/index.do>. *General import and Export*.
- Jayagopal, A., Aiswarya, A. M., Garg, A., & Nandakumar, S. K. (2022). Multimodal Representation Learning With Text and Images. *arXiv preprint*, arXiv:2205.00142.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25, 1097-1105.
- Mikolov, T., Karafiát, M., Burget, L., Černocký, J., and Khudanpur, S. (2010). Recurrent neural network based language model. *In Eleventh annual conference of the international speech communication association*.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., and Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*.
- Ngiam, J., Khosla, A., Kim, M., Nam, J., Lee, H., and Ng, A. Y. (2011). Multimodal deep learning. *ICML*.
- Schuster, M., and Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *IEEE transactions on Signal Processing*, 45(11), 2673-2681.
- Simard, P. Y., Steinkraus, D., and Platt, J. C. (2003). Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis. *Icdar Vol.3*, No.
- Srivastava, N., and Salakhutdinov, R. (2012). Multimodal Learning with Deep Boltzmann Machines. *NIPS*. Vol. 1.

Abstract

Multi-modal Representation Learning for Classification of Imported Goods

Apgil Lee* · Keunho Choi** · Gunwoo Kim***

The Korea Customs Service is efficiently handling business with an electronic customs system that can effectively handle one-stop business. This is the case and a more effective method is needed. Import and export require HS Code (Harmonized System Code) for classification and tax rate application for all goods, and item classification that classifies the HS Code is a highly difficult task that requires specialized knowledge and experience and is an important part of customs clearance procedures. Therefore, this study uses various types of data information such as product name, product description, and product image in the item classification request form to learn and develop a deep learning model to reflect information well based on Multimodal representation learning. It is expected to reduce the burden of customs duties by classifying and recommending HS Codes and help with customs procedures by promptly classifying items.

Key Words : Multimodal representation learning, Nomenclature classification, Pre-training, Deep learning, HS Code.

Received : November 19, 2022 Revised : December 28, 2022 Accepted : January 2, 2023

Corresponding Author : Gunwoo Kim

* Department of Business Administration, Graduate School, Hanbat National University
** Department of Business Administration, Hanbat National University
*** Corresponding Author: Gunwoo Kim
Department of Business Administration, Hanbat National University
125 Dongseo-daero, Yuseong-gu, Daejeon 34158, Korea
Tel: +82-42-821-1290, Fax: +82-42-821-1597, E-mail: gkim@hanbat.ac.kr

저 자 소개



이앞길

현재 국립 한밭대학교 일반대학원 경영학과 박사과정(MIS 전공) 수료 후 연구 중에 있으며 주요 관심분야는 추천 시스템, 머신러닝, 인공지능을 활용한 빅데이터 분석과 딥러닝 알고리즘 등이다.



최근호

현재 국립 한밭대학교에서 융합경영학과 부교수로 재직하고 있다. 고려대학교 경영학과에서 박사 학위(MIS 전공)를 받았으며, 근로복지공단 근로복지연구원에서 데이터 분석 업무를 총괄하는 책임연구원으로 근무하였다. 주요 관심분야는 추천 시스템, 의료 빅데이터 분석, 딥러닝, 머신러닝, 데이터 마이닝 등이다.



김건우

현재 국립 한밭대학교에서 융합경영학과 교수로 재직하고 있다. 연세대학교 공과대학에서 컴퓨터 사이언스를 전공하였으며 고려대학교 대학원 경영학과에서 석사와 박사 학위를 수여하였다. 현재 한국경영정보학회 이사를 맡고 있으며 그 외 다수 학회에서 편집위원 및 이사로서 활동하고 있다. 주요 관심분야는 인공지능을 활용한 빅데이터 분석과 딥러닝 알고리즘 등이다.