



저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

2021 년 2 월

석사학위 논문

온라인 C2C 중고거래 시장에서의 사기 탐지 연구

조선대학교 대학원

경 영 학 과

이 동 우

온라인 C2C 중고거래 시장에서의 사기 탐지 연구

A Study on the Fraud Detection Model
in an Online Second-hand Market

2021 년 2 월 25 일

조선대학교 대학원

경 영 학 과

이 동 우

온라인 C2C 중고거래 시장에서의 사기 탐지 연구

지도교수 민 진 영

이 논문을 경영학 석사 학위 신청 논문으로 제출함

2020 년 10 월

조선대학교 대학원

경 영 학 과

이 동 우

이동우의 석사학위논문을 인준함

위원장	조선대학교	교수	<u>이 대 용 (인)</u>
위원	조선대학교	교수	<u>윤 영 수 (인)</u>
위원	조선대학교	부교수	<u>민 진 영 (인)</u>

2020년 11월

조선대학교 대학원

목차

표 목차	iv
그림 목차	v
ABSTRACT	vi
제 1 장 연구의 필요성 및 목적	1
제 2 장 문헌 연구	4
제 1 절 온라인 C2C 거래의 개념 및 특징	4
1. 익명성 및 비대면성	5
2. 시·공간 무제약성 및 전파성	5
3. 중개자의 역할	6
4. 신뢰를 기반으로 한 거래	6
제 2 절 온라인 C2C 거래물품의 특징	7
제 3 절 온라인 C2C 중고 거래의 현황 및 규모	8
제 4 절 온라인 C2C 거래 사기	9
제 3 장 이론적 배경	12
제 1 절 거짓말: 언어적 특성의 고려	12
제 2 절 사기 연구 일반: 신경망 방법의 효과	14
제 3 절 온라인 C2C 거래 사기 탐지: 특성 추출 및 샘플링 기법	17
제 4 장 연구모형	19
제 5 장 방법론	20
제 1 절 LDA (Latent Dirichlet Allocation)	20
제 2 절 형태소 분석	21

제 3 절 XGBoost	22
제 4 절 딥 러닝	23
제 6 장 모형적용 과정 및 결과	24
제 1 절 Data Collection	24
1. Target data	24
2. Data labeling.....	26
제 2 절 Feature Filtering (특성 필터링).....	27
제 3 절 Feature Extraction (특성 추출).....	29
1. 형태소 분석을 통한 언어적 특성 확인	29
2. 디지털 환경에서의 준언어적 특성 확인	30
3. Bag of Words (BOW)를 이용한 문서의 수치화	30
4. TF-IDF 를 이용한 사기글에서 강조되는 단어 탐색	31
5. LDA(Topic Modeling) 기법을 통한 주제 추출.....	32
제 4 절 특성 전처리(Feature Preprocess).....	38
1. 범주형 변수 처리	38
2. 수치형 변수 처리	39
제 5 절 Data Sampling (데이터 샘플링).....	40
1. 불균형 데이터셋(Unbalanced dataset) 처리	40
제 7 장 모델 구축 및 비교 평가	42
제 1 절 XGBoost	42
1. 학습률(Learning rate).....	42
2. 최대 나무 깊이	43
3. 부스팅 횟수	43
제 2 절 딥 러닝	43

1. 활성화 함수(Activation Function)	43
2. 은닉층 (Hidden Layer)	44
3. 드롭아웃 (Dropout)	44
제 3 절 XGBoost 와 딥 러닝 결과 비교	45
1. Confusion matrix	45
2. AUC 점수	46
3. F1 점수	47
제 8 장 최종 모델 적용 및 분석 결과	48
제 1 절 특성 중요도 (Feature Importance) 파악	48
제 2 절 모델에 사용할 최종 특성 선택	49
제 3 절 최종 분석 결과	51
제 9 장 분석 결과 논의	53
제 1 0 장 연구의 학술적, 실무적 시사점	54
제 1 1 장 연구의 한계점 및 향후 연구	57
제 1 2 장 결론	57
참고 문헌	60

표 목차

[표 1] 인터넷 거래에서 일어나는 사기의 종류.....	11
[표 2] 사기 탐지 연구.....	17
[표 3] 형태소 분석의 예시.....	21
[표 4] 변환 데이터.....	28

그림 목차

[그림 1] 사기 피해 신고 건수.....	9
[그림 2] 연구 모형 구성 요약.....	19
[그림 3] 딥 러닝의 구조.....	23
[그림 4] 모델 구축 과정.....	24
[그림 5] 중고나라 게시글 양식.....	25
[그림 6] 데이터 제외 조건.....	26
[그림 7] 명사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence	34
[그림 8] 동사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence	35
[그림 9] 형용사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence	36
[그림 10] 부사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence	37
[그림 11] One-Hot Encoding 의 예.....	38
[그림 12] XGBoost 와 딥 러닝 모형의 Confusion matrix.....	46
[그림 13] XGBoost 와 딥 러닝 모형의 ROC 곡선.....	47
[그림 14] XGBoost 모형의 특성 중요도.....	48
[그림 15] 특성의 수에 따른 Confusion matrix.....	49
[그림 16] 특성의 수에 따른 AUC, F1 점수	50
[그림 17] 특성별 데이터 포인트의 SHAP 값.....	51

ABSTRACT

A Study on the Fraud Detection Model in an Online Second-hand Market

Lee, DongWoo

Advisor: Prof. Min, Jinyoung, Ph.D.

Department of Business Administration

Graduate School of Chosun University

With the prevalent use of information and communication technologies, the volume of online C2C transactions has largely increased. Among online C2C markets, the demand for C2C second-hand market is particularly growing as the increasing number of consumers want reasonable consumption by using this market. However, as the volume of transactions increases, the number of frauds, which intend to earn unfair gains by sending products different from specified ones or not sending them to buyers, is also increasing. Therefore, the solutions for finding and preventing fraud are highly needed.

For this reason, this study explores the model that can find out the frauds in the online C2C second-hand market by examining the postings for transactions. The model is built with the characteristics from postings such as the topic and the linguistic characteristics of the product description, and the characteristics of products, postings, sellers, and transactions. For extracting topics from postings, LDA is used. For the linguistic features of the product description, the number of specific parts of speech, the length of texts, the rate of white spaces, line breaks, and special characters in the writings are used. For product characteristics, the rate of zeros in the price is used. For the posting characteristics, the day and time of the posting and the number of images are used.

For seller characteristics, the grade of the seller and the sharing of the email address are used. For transaction characteristics, whether to use a secure transaction is used. The constructed model is then trained by the two machine learning algorithms: XGBoost and Deep learning. Then their performance of detecting fraudulent posting is evaluated and compared. As a result, the model that uses XGBoost showed a higher performance thus selected to provide the detailed findings of exploring fraudulent postings.

The final analysis results show that fraudulent postings have less information, which is also less specific, fewer nouns and images, a higher ratio of the number and white space, and the shorter length than genuine postings do. Also, unlike the fraudulent postings, the genuine postings are focused on the product information, product evaluation, and delivery information.

This study shows that the various features can be extracted from postings written in C2C second-hand transactions and be used to construct an effective model for frauds. The proposed model can be also considered and applied for the other C2C platforms. Overall, the model proposed in this study can be expected to have positive effects on suppressing and preventing fraudulent behavior in online C2C markets.

제 1 장 연구의 필요성 및 목적

정보통신기술의 발전에 따라 다양한 형태의 거래가 가능해졌으며 그에 따라 C2C(Consumer to Consumer)거래, 즉 기업이 판매하는 제품 및 서비스가 아닌 소비자와 소비자 간 직거래를 하는 방식의 거래가 주목을 받고 있다. C2C 시장의 규모는 지난 20 년간 전 세계적으로 폭발적으로 증가하였다(Lemel, 2020). 예를 들어, 중국에서의 C2C 거래 규모는 2018 년의 경우 온라인 매출 7 조 5,000 위안(1 조 1,000 억 달러) 중 40%인 3 조 위안(4,400 억 달러)을 차지하는 것으로 나타났으며(Li, Chung, & Fiore, 2019), 인도네시아에서도 C2C 모델의 전자상거래가 지속적으로 증가하는 것으로 보고 되었다(Hendrawan & Zorigoo, 2019).

C2C 거래가 활발하게 일어나는 형태는 중고거래이다. 꼭 신제품을 사야하는 경우가 아니기 때문에 저렴한 가격으로 제품을 구매하려는 수요와, 절판되었거나 재고부족 등의 이유로 상품을 구하기 힘든 상황에서 더 높은 금액을 지불하더라도 구입하려는 수요 등 B2C(Business to Consumer)형태의 시장에서 니즈를 충족시키지 못한 소비자들이 C2C 중고거래로 눈길을 돌리고 있다(이보한 & 나종연, 2020). 미국의 중고 거래 시장 규모는 2016 년 기준 2,900 만 달러(Fernando, Sivakumaran, & Suganthi, 2018), 일본의 중고 거래 시장의 규모는 1 조엔 가량에 달하고 있다(Yamamoto & Ohshima, 2017). 우리나라의 중고 시장의 경우 가장 큰 규모의 플랫폼인 ‘중고나라’의 거래 규모는 2019 년 3 조 5,000 억원 그리고 국내 전체 거래 규모는 10 조원 이상으로 추산되고 있다(조유빈, 2020). 게다가 최근 COVID19 확산의 영향으로 장기적인 경제적 위기가 예상되고 사람들이 오프라인 거래를 기피하면서 비대면 형태의 중고 거래는 더 큰 규모로 성장하고 있다(이왕건, 2020; 최원석, 김홍원, 김주혜, 최지원, & 최재희, 2020).

그러나 C2C 거래에서는 판매자가 판매하는 제품의 품질을 통제하기 어렵기 때문에 거래 안전에 대한 문제가 발생할 수 있다(이보한 & 나종연, 2020). 또한 판매자가 일방적으로 정보를 제공하는 정보의 비대칭 문제로 인해 구매자는 제품의 품질, 적정 가격 등에 대한 정보를 전적으로 추정해야만 하고 거래의 연속성 또한 없기 때문에 구매자의 피해는 꾸준히 일어나고 있다(Dimoka, Hong, & Pavlou, 2012; Li & Chen). 이러한 문제를 방치한다면 그 자체로 일부 이용자들에게 진입장벽이 되어 C2C 시장의 이미지에 부정적인 영향을 끼치게 될 것이다(이보한 & 나종연, 2020). 실제로 대한민국 경찰청의 통계자료에 따르면 이러한 특성을 이용한 인터넷 사기 범죄가 2014년도에 비해서 2019년에는 2배 이상 증가하였으며 검거되지 않은 범죄만 해도 약 3만건에 달한다(경찰청, 2020).

이러한 C2C 거래에서의 사기 문제를 해결하기 위하여 다양한 방법의 연구가 진행되었다. 예를 들어, 플랫폼에서 이루어지는 거래의 신뢰성 확보를 위해 수학적 모델을 통한 신용등급 계산법이나 평판 시스템을 개선 및 추가하여 거래자 간 사기를 방지하는 방법이 연구 되었다(Zhang & Zhan; Olukemi & AwoyeluIyabo, 2019). 또한 설문을 통해 두 C2C 거래 플랫폼을 비교하여 어떤 방식의 운영이 사기 문제를 좀 더 효과적으로 해결할 수 있는지 살펴보기도 하였다(Yamamoto & Ohshima, 2017). 혹은 다양한 결제시스템 중 어떤 시스템이 사기를 막는데 더 많은 도움이 되는지 분석하거나(Zainuddin, Junaidi, & Putra, 2017), 블록체인을 활용하여 보안을 강화하는 방법이 모색되기도 하였다(김하정, 조지영, & 광영태, 2019; 이경남 & 전계형, 2018).

이 같은 방법들은 플랫폼의 거래과정상의 검증 및 보안 절차 등을 강화 및 변경하여 사기를 해결하고자 하는 방법이며 이 방법들의 경우 적용 과정에서 막대한 시간 및 비용이 들고 바로 적용할 수 없다는 단점이 있다. 심지어 사기의 형태는 계속 변화하고 진화하기 때문에(Gupta, 2018; 이동은, 2019) 플랫폼의 거래 과정상의 보안 및

검증 절차 등을 강화 및 변경하더라도 기존에 알려져 있지 않은 새로운 형태의 사기가 발생한다면 막기 어렵다. 따라서 사기의 근본적인 원인인 사기 행위를 하는 판매자들을 탐지하는 방법도 등장하였다(황현정, 문현수, & 이영석, 2017). 그러나 휴대폰이라는 특정 카테고리 연구 대상 범위가 한정되어 있으며 게시글의 사기 여부를 판단하기보다 게시글의 신뢰도를 5 단계 별점으로 도출하여 각 단계별로 실제 어느 정도로 신뢰할 수 있는지 모호하다는 한계를 가진다. 또한 사람이 게시글을 직접 수집하였기 때문에 샘플 수가 적어 연구 결과의 일반화 한계 또한 가지고 있다(황현정 et al., 2017). 이처럼 C2C 형태 중고거래의 폭발적인 증가 추세에도 불구하고 중고 거래 자체에서 드러나는 요소를 통해 만들어진 보다 일반화된 모델로 사기 의도를 탐지하는 연구는 미미한 실정이다.

C2C 중고거래는 판매자가 구매자에게 상품에 대해 게시글로 직접 설명하는 형태로 이루어지기 때문에 구매자는 게시글에 전적으로 의존할 수밖에 없으며, 구매자가 얻는 정보 중 가장 큰 비중을 차지하는 것 역시 게시글이다. 게시글에는 상품에 대해 판매자가 강조하는 내용, 판매자의 게시글 작성 습관 등 다양한 정보가 포함되어 있으며 그 형태 또한 텍스트, 이미지 등으로 다양하다. 따라서 중고 거래를 가능하게 하는 기본 요소인 게시글을 대상으로 사기 탐지 모델을 만든다면, 거래 이전 사기 요소를 탐지하는 보편화된 모델을 만들 수 있을 것이다.

이를 위해 본 연구에서는 게시글의 특성을 어떻게 파악할지에 초점을 맞추었고 국내 C2C 중고 거래 플랫폼 중 가장 큰 규모인 ‘중고나라’에서 자동으로 게시글을 수집하여 데이터를 정제하고 머신 러닝 기법을 활용한다. 이 과정에서 일반 게시글과 사기 게시글을 비교하여 사기 게시글이 가지는 특성(Feature)을 추출하고 이를 통해 사기 게시글을 판별하는 모델을 제안하고자 한다.

본 연구에서 제안하는 모델을 통해 일반 게시글과 대비되어 나타나는 사기 게시글의 특성을 파악할 수 있을 것이고, 따라서 C2C 중고 거래를 하고자 하는 구매자와 플랫폼 관리자에게 사기를 구별하는데 도움을 주는 한편 플랫폼 내의 사기 행위 예방에 긍정적인 영향을 줄 것으로 기대한다.

제 2 장 문헌 연구

제 1 절 온라인 C2C 거래의 개념 및 특징

전자상거래는 경제주체들이 다양한 전자적 매체를 이용하여 상품이나 서비스를 거래하는 행위를 말한다(Kalakota & Whinston, 1997). 이 전자상거래는 거래 대상에 따라서 그 형태를 분류할 수 있다. 기업 간 거래이면 B2B(Business to Business), 기업과 개인 간 거래이면 B2C 혹은 C2B(Consumer to Business), 개인 간 거래일 경우 C2C 로 분류된다.

이 중 C2C 거래의 정의는 개인이 중고 또는 원하지 않는 물건을 다른 소비자에게 판매하는 것을 말한다(Lemel, 2020). 초기의 형태는 경매의 형태로 나타났으나 이후 오픈마켓이나 SNS(Social Networking Services), 카페, 블로그, 커뮤니티 등 개인들을 연결해주는 플랫폼이 등장하면서 다양한 형태로 다양한 상품과 서비스의 거래가 이루어졌다.

온라인 C2C 거래는 인터넷 상에 존재하는 플랫폼을 통해 이루어지기 때문에 익명성 및 비대면성, 시·공간 무제약성 및 전파성, 중개자의 존재, 신뢰를 기반으로 한 거래의 특징을 가지고 있다(조아름, 2015). 각각의 특징을 설명하면 다음과 같다.

1. 익명성 및 비대면성

익명성의 정의는 연구분야나 맥락에 따라 조금씩 다르지만 일반적으로 상대의 신원을 확인할 수 없거나 특정인으로 특정할 수 없는 상태를 이야기하며(Hite, Voelker, & Robertson, 2014), 비대면성은 서로 얼굴을 마주 보고 대하지 않는 상태라는 의미로 익명성과 유사한 개념으로 인식되고 있다(이영식, 2014). 익명성과 비대면성은 사용자가 자유롭게 자신의 주장을 할 수 있도록 돕는다는 장점이 있지만 오래전부터 익명성과 비대면성이 보장되는 상황에서는 상대의 실체를 인지하기 어렵기 때문에 범법행위를 할 가능성이 높다고 연구되어 왔으며 범법행위가 일어난 후에 범죄자를 찾는 과정 또한 어렵게 한다(Solomon et al., 1981).

대부분의 C2C 중고거래가 가능한 플랫폼들은 실명을 사용하지 않고 사용자가 만든 ID 로 서로를 식별하며 플랫폼의 정책에 따라서 쉽게 ID 생성이 가능한 경우도 존재하기 때문에 상대방이 누구인지 특정할 수 없다. 이러한 익명성과 비대면성은 범죄자 입장에서는 자신의 신분을 노출하지 않은 상태로 어느정도 행동의 자유를 느끼게 해준다. 즉 온라인상 C2C 거래의 경우 이러한 익명성과 비대면성을 가지고 있기 때문에 범죄가 쉽게 일어날 수 있으며 그 범죄자를 찾는 과정 또한 까다로울 것이라는 것을 짐작할 수 있다.

2. 시·공간 무제약성 및 전파성

현실에서의 상호 작용을 제한하는 시간과 공간을 초월 또는 압축시킨다는 의미를 지닌 시·공간 무제약성이 가진 장점으로 인해 온라인 C2C 거래에서는 공간적으로 멀리 떨어진 상대방과 거의 즉각적인 상호작용을 할 수 있다(Yar, 2005). 또한 이러한 특징 때문에 정보가 순식간에 퍼져 나가는 전파성 또한 가지고 있다. 이로 인해 공간적 거리가 멀더라도 마음만 먹는다면 공간적, 시간적 제약없이 원하는 상대와 소통할 수

있다는 장점이 있으며 실제로 온라인 C2C 거래가 주목을 받는 이유도 시·공간 무제약성이라는 특징을 가졌기에 언제 어디서 누구와도 거래가 가능하다는 것에 있다(Sukrat, MahatananKoon, & Papisratorn, 2016). 하지만 이러한 특징이 꼭 장점만을 가진 것은 아니다. 이러한 시·공간 무제약성으로 인해 현실에서는 상호작용이 어려운 공간적 거리가 있다고 하더라도 불특정 다수의 사람들이 물리적 거리에 관계없이 범죄자의 목표가 될 수 있다.

3. 중개자의 역할

온라인 C2C 거래는 카페, 블로그, 오픈마켓 등의 플랫폼에서 이루어지는 경우가 많다. 플랫폼의 형태에 따라서 개입의 정도가 차이가 있으나 중개자가 존재한다(조아름, 신현주, & 김주찬, 2015). 중개자의 개입 시점 또한 거래의 사기를 예방하는 형태와 거래가 이루어진 후에 사기를 잡아내는 형태로 나눌 수 있으며 어떤 것이 더 효과적인지 비교하는 연구도 존재한다(Yamamoto & Ohshima, 2017). 하지만 이러한 중개자가 어떤 의무와 책임을 가지고 있는지 그리고 이 의무와 책임을 가지는 중개자의 정의 또한 의견이 분분하다. 중개자의 법적인 의무와 책임은 2016년 개정된 전자상거래법상 통신판매중개자, 통신판매중개업자에 대한 법을 통하여 강화되었으나 이러한 중개자의 위치에 있는 플랫폼들의 형태가 다양하고 개인이 중개를 하는 경우도 있기 때문에 법적인 공백이 생기는 상황이다(오병철, 2017).

4. 신뢰를 기반으로 한 거래

많은 C2C 거래 관련 연구에서 신뢰에 대해 다루는데(Hendrawan & Zorigoo, 2019; Jiang & Zhao, 2013; Sutanonpaiboon & Abuhamdieh, 2008; Wei, Li, Zha, & Ma, 2019), 신뢰라 함은 대상의 속성에 대해 주체자가 가지는 긍정적인 기대를 이야기한다(Mittendorf,

2017). C2C 거래에서는 상품의 품질에 대한 정보를 판매자가 제공한 정보에서만 얻을 수 있기 때문에 이 신뢰가 더욱 중요하다고 할 수 있다. 또한 기존 오프라인에서 이루어지던 거래에서는 구매자가 판매자에 대한 신뢰만 고려해도 되었지만 온라인에서 이 신뢰의 적용 대상은 거래 과정, 플랫폼, 제도 등으로 확대되었다(Wei et al., 2019).

제 2 절 온라인 C2C 거래물품의 특징

C2C 거래에서는 거래 물품의 제한이 없으며 유형의 상품부터 무형의 서비스까지 모두 가능하다(Iguchi, Terada, Nakamura, & Fujimura, 2003). B2C 시장의 거래 물품부터 직접 제작한 물품 등을 포함한 온전한 새상품, 중고 물품까지 모두 거래 가능하다. 따라서 상품의 종류가 매우 다양하고 소비자들의 선택지가 넓어진다는 장점이 있다. 즉 B2C 에서 충족시킬 수 없는 수요를 충족시켜 구매자들의 상거래 활동을 더욱 효율적, 효과적으로 만들어준다.

이러한 C2C 거래 중에서 특히 중고 물품 거래에 주목할 필요가 있는데 B2C 에서는 중고 거래 자체가 잘 일어나지 않지만, C2C 거래가 활성화됨에 따라 중고 물품 또한 활발히 거래되기 시작하였으며 C2C 거래 대부분이 중고 거래이기 때문이다(조아름 et al., 2015). 이러한 중고거래는 많은 소비자의 소비행동과 소비문화를 바꾸었다(Chu, 2013). 그러나 중고 물품 거래의 경우 그 상품의 품질이 고르지 않을 뿐 아니라 그 품질 정보를 판매자가 선택적으로 제공할 수 있다는 단점이 존재한다. 즉, 일방적으로 정보를 제공하는 판매자가 구매자에 비해 상품에 대한 정보 우위를 가지고 있기 때문에 품질이 낮은 제품을 판매하면서 해당 상품의 품질을 속이거나 제공하지 않는 경우가 발생할 수 있다. 특히 허위 리뷰 또는 허위 정보 제공 등의 문제는 소비자들이 합리적인 선택을 하는데 있어서 악영향을 미치고 있다(Wang et al.,

2012). 따라서 C2C 거래에서 중고 거래와 중고 거래의 정보 비대칭성으로 인해 파생되는 사기 거래와 같은 문제에 대한 이해는 반드시 필요하다 하겠다.

제 3 절 온라인 C2C 중고 거래의 현황 및 규모

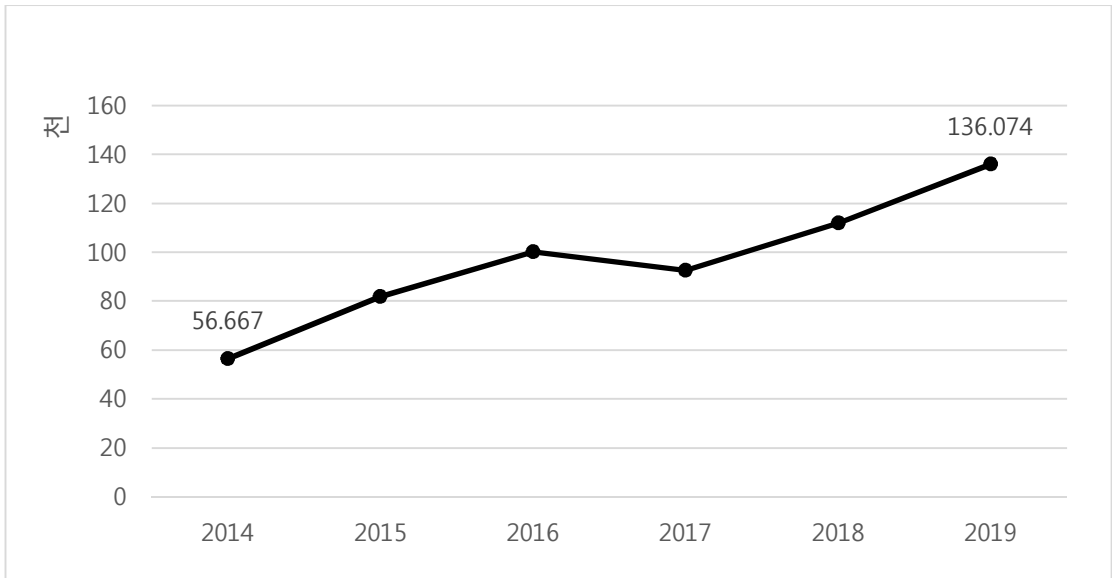
중고 거래는 중고품을 거래하는 것인데 중고품이란 상품의 가치 일부 또는 전부를 보존하고 다시 쓸 수 있도록 시장에 내놓는 물건을 말한다(Xue & Yang, 2010). 이미 사용된 상품이지만 저렴하게 구입할 수 있기 때문에 중고품은 과거 불안정한 경제 문제가 발생할 때마다 관심을 받았으며(Han, 2013) 최근 전세계적인 경제 침체(Salvatore, 2020)에 COVID19 로 인한 국제적 공중 보건 비상 사태(Maijamaa, Nweze, & Bagudu, 2020)까지 겹치면서 또다시 관심을 받고 있다(이왕건, 2020; 최원석 et al., 2020). 또한 경기 상황을 고려하지 않는다고 해도 합리적인 소비를 하려는 사람들이 증가하고 있기 때문에 구매자들에게는 B2C 거래에서 충족되지 못한 니즈를 해결할 수 있는 방법이 된다. 또한 기업뿐 아니라 여러 다른 소비자들로 공급자의 범위가 확대되면서 소비자들의 선택의 폭이 커지고 같은 상품이라도 더 저렴한 가격으로 구매가 가능하게 되었다. 더불어 판매자의 유희자원 및 사용하지 않는 상품 또는 서비스에도 경제적 가치가 부여될 수 있다(Hamari, Sjöklint, & Ukkonen, 2016; Silverstein, Silverstein, & Butman, 2006). 뿐만 아니라 사회적으로도 순환 소비를 가능하게 하여 버려지는 자원의 가치를 재측정 하도록 돕는 역할을 하며 이미 미국에서는 막대한 경제적 이익으로 연결되고 있다. 또한 중국에서는 과다 생산을 막고 자원을 재분배하는 역할을 하며 국민 총생산을 높이는데 이바지 하고 있기도 하다(Xue & Yang, 2010). 따라서 소비 환경을 개선할 수 있고 지속 가능한 시장을 육성하는데 필요한 C2C 중고거래의 중요성이 높아지고 있다.

우리나라의 C2C 중고거래 시장은 통계청에 따르면 2001 년 4 천억원의 규모였으나 2013 년 13 조원으로 32 배 성장하였다. B2C 거래와 비교하면 2001 년에는 B2C 거래

금액의 16%정도 금액이었으나 2013년에는 B2C 거래 금액의 55%를 차지하는 규모로 빠른 속도로 성장한 것을 알 수 있다. 현재 규모는 중고차 시장을 제외하고도 20조원으로 추산되고 있으며 많은 전문가들이 꾸준히 성장할 시장으로 평가하고 있다(송유진, 2020).

제 4 절 온라인 C2C 거래 사기

중고거래 시장이 성장함에 따라 그에 따른 부작용도 심화되었는데 [그림 1]에서 볼 수 있듯이 2014년에 약 6만 건이었던 사기 피해 신고 건수가 5년 뒤인 2019년에는 약 2.5배 증가한 13만 건까지 증가하였다. 하지만 이는 사이버 경찰청에 신고된 사건만 집계한 통계로 신고되지 않은 건수들까지 고려할 경우 더 많을 것으로 추정된다. 이러한 사기의 증가는 신뢰를 기반으로 하는 C2C 중고거래에 치명적인 문제로 대두되고 있다.



[그림 1] 사기 피해 신고 건수

사기가 많이 일어나는 원인은 온라인 C2C 중고거래의 특성 때문이다. 전자상거래로써 가지는 특성인 익명성 및 비대면성으로 인해 자신과 상대의 실체가 가려짐으로써 자신의 신분을 숨기기 쉽고, 상대의 실체감도 없기 때문에 사기 거래를 저지르기 쉽다. 시·공간의 무제약성과 전파성으로 인해서 불특정 다수를 대상으로 하기도 쉽다. 게다가 구매자들이 개인이라는 C2C 거래의 특성은 기업과 거래를 하는 것보다 사기 거래를 저지르고도 합당한 대가를 치르지 않고 넘어갈 수 있을 것처럼 보이게 만든다. 특히 중고 거래 특성상 판매자들이 정보의 우위를 가져 품질에 대한 정보를 선택적으로 제공하기도 쉽다. 이러한 특징들은 C2C 중고 거래가 사기 거래로 연결될 여지를 높인다고 할 수 있다.

인터넷 거래 사기는 오래전부터 인터넷 사기의 절반을 차지할 정도로 심각한 문제였으며 [표 1]에서 나열한 것처럼 그 종류가 다양하다(Chua & Wareham, 2004). 그러나 Shilling, Bid shielding, Fee stacking, Shell auction 은 인터넷 경매와 연결된 것으로 C2C 중고 시장은 경매 적인 요소가 없기 때문에 C2C 중고 거래에 해당하는 것들은 아니다. 또한 C2C 중고 거래는 앞서서도 언급하였듯이 판매자가 구매자에 비해 정보를 많이 가지고 있는 상황이며 그로 인해 구매자의 피해가 많은 상황이다. 따라서 구매자의 사기에 해당하는 Failure to pay, Buy and switch, Loss or damage claims 은 C2C 중고 거래와 역시 거리가 있다. 또한 Triangulation/fencing 은 제품의 획득 원천과 관련된 내용으로 C2C 중고 거래 자체의 사기라고 보기는 어렵다. 따라서 본 연구에서 다루는 사기는 판매자가 자신의 이익을 위해 상품의 설명을 사실과 다르게 적시하거나 다른 물품을 발송하는 Misrepresentation 사기와 판매자가 의도적으로 발송을 하지 않는 Failure to ship 사기, 그리고 위조품을 진품이라 속여 광고하는 Reproductions and counterfeits 사기라 할 수 있다.

[표 1] 인터넷 거래에서 일어나는 사기의 종류

구분	사기 종류	설명
경매 관련	Shilling	판매자가 상품 가격을 높이기 위해 자신의 경매에 참여
	Bid shielding	두 명이 입찰에 참여하여 낮은 가격으로 입찰을 받기
	Fee stacking	판매자가 경매 뒤에 부가 비용을 부과하여 높은 금액을 수취
	Shell auction	판매자가 이름과 신용카드를 얻기 위해 경매함
구매자 사기 관련	Failure to pay	구매자가 송금하지 않음
	Buy and switch	구매자가 상품 수취 후 결함이 있는 물품을 반품
	Loss or damage claims	구매자가 상품에 결함이 있다고 주장하며 환불을 요구
제품의 획득 원천 관련	Triangulation /fencing	판매자가 도난품을 판매
판매자 사기 관련	Misrepresentation	판매자가 상품 설명을 의도적으로 정확하지 않게 설명
	Failure to ship	판매자가 상품을 발송하지 않음
	Reproductions and counterfeits	판매자가 위조품을 광고

제 3 장 이론적 배경

본 연구의 목적은 C2C 중고거래에서 일어나는 사기를 억제하고 피해를 예방하는데 기여할 수 있는 사기 탐지 모델을 제안하는 데에 있다. 따라서 C2C 중고거래의 기본 도구이자 사기 발생 전에 미리 사기글을 탐지할 수 있는 단초인 게시글을 모델의 대상으로 한다. 그러기 위해서는 사기 게시글이 다른 정상 게시글과 어떤 다른 특징을 가지는지 알아볼 필요가 있다. 사기 목적으로 작성되는 게시글은 기본적으로 사실과 다른 거짓말이 들어가 있는 글이므로 본 연구의 이론적 배경으로 거짓말의 탐색부터 시작한다.

제 1 절 거짓말: 언어적 특성의 고려

거짓말이란 ‘다른 사람에게 사전경고없이 사실이 아닌 것을 성공여부와 관련없이 의도적으로 믿게 만드는 시도’를 말한다(Vrij, 2008). 대부분의 사람들은 이러한 거짓말을 판단하기 어렵다. 한 연구에 따르면 52%의 사람이 거짓말을 정확히 판별하지 못한다고 한다(Bond Jr & DePaulo, 2006). 오랜 시간동안 사람들을 관리하는 직업에서 종사해오거나 범죄자 또는 거짓말을 다루는 전문가들도 거짓말을 구별하지 못하는 것으로 나타났다(Akehurst, Köhnken, Vrij, & Bull, 1996; Ekman & O'Sullivan, 1991; Hart, Hudson, Fillmore, & Griffith, 2006). 즉 전문가 여부와 관계없이 사람은 거짓말을 잘 판단하지 못한다는 것을 알 수 있다. 그렇기에 거짓말들을 잘 판단하기 위한 연구는 오래전부터 이루어져 왔다.

Zuckerman, DePaulo, and Rosenthal (1981)의 연구에서는 대상에게 질문을 하고 나타나는 반응을 측정하였는데 눈 마주침, 웃음, 말하는 속도가 감소하였으며 자세의 변경, 대답시간, 말 더듬기, 말하는 음의 높이 등이 증가하는 것으로 나타났다. 또한

Vrij, Edward, and Bull (2001)의 연구에서는 86 명의 대상자에게 영상을 보여주고 그 영상에 대해 한번은 본 것을 진술하고 한번은 본 것과 반대로 진술하는 과정에서 대상자에게 나타나는 반응을 지켜보는 실험을 진행하였는데 거짓말을 할 때 손과 발의 움직임이 감소하였으며 대답 속도 증가, 웃음이 감소한다는 것을 알아냈다. 위의 연구를 포함하여 거짓말 연구들을 종합하면 사람은 거짓말을 할 경우 신체, 행동, 언어에 어떤 현상이 나타나며, 그 현상은 시선의 움직임, 머리, 팔, 손, 다리의 움직임, 웃음, 자세 변경, 몸짓 등의 비언어적 현상, 말 더듬기, 말하는 속도, 대답시간 등의 준언어적 현상, 대답의 길이, 짧은 문장, 논리적 모순, 상세한 설명 등의 언어적 현상으로 구분할 수 있다(이세정, 2018). 추가적으로 컴퓨터 기반 커뮤니케이션과 같은 특수한 환경에서는 느낌표, 물음표의 반복적인 사용, 말 줄임표, 공백 등이 준언어적 현상을 대체할 수 있다(Kalman & Gergle, 2010; Liebman & Gergle, 2016).

본 연구의 목적은 C2C 중고거래 플랫폼에 게시되는 글 중 사기 게시글을 판별하는 모델을 제안하고자 하기 때문에 대면상태에서 이루어지는 비언어적 현상 또는 일부 준언어적 현상을 제외하고 컴퓨터 기반 매개 커뮤니케이션에서 발생하는 준언어적 현상 및 언어적 현상에 집중한다. 또한 언어적 현상을 분석하는 방법은 복잡한 장비를 요하지 않고 비언어적 또는 준언어적 현상을 분석하는 것에 비해 전문성을 갖추지 않아도 가능한 장점이 있다(이석준, 2015). Smith (2001)의 연구 그리고 Driscoll (1994)의 연구에서는 단어의 변화, 감정표현, 대명사, 시제의 변화, 시간 등의 언어적 현상을 분석하는 SCAN(Scientific Content Analysis)라는 기법을 사용하였으며 70% ~ 80% 정도의 정확도로 진술의 진위를 판별하는 결과를 얻었다. 또한 한국어를 대상으로 분석한 실험에서는 거짓 진술에서 문장의 길이 및 형태소의 수가 증가하였으며 대명사, ‘이다’동사, 형용사 등이 증가하였고 감정 및 감각적

단어들이 증가한 것으로 나타나(문옥영, 2011), 게시글의 언어적 특성을 연구 모형에 도입하는 것이 가능함을 시사한다.

제 2 절 사기 연구 일반: 신경망 방법의 효과

사기 탐지 연구는 예전부터 다양한 분야에서 이루어지고 있다. Lin, Hwang, and Becker (2003)의 연구에서는 1980 년부터 1995 년까지 미국의 증권 협회(SEC; Securities and Exchange Commission)에 조작 및 사기 의도를 가진 것으로 분류된 총 40 개 기업의 재무제표와 그렇지 않은 일반 기업의 재무제표를 합쳐 총 200 개의 재무제표를 표본으로 삼아 기존의 많이 사용되던 로지스틱(Logistic) 모델과 퍼지 신경망(FNN; Fuzzy neural network) 모델로 사기 재무제표를 탐지하는 비교 실험을 하였다. 그 결과 퍼지 신경망을 활용하였을 경우 사기 탐지율이 30%가량 증가하였고 재무제표를 감사하는데 있어서 퍼지 신경망이 더 효율적임을 증명하였다.

Fanning, Cogger, and Srivastava (1995)의 연구에서는 기업의 재무제표 중 부적절하게 처리된 것을 탐지하였는데 77 건의 사기 재무제표에 사기가 아닌 재무제표 305 건을 합쳐서 382 건을 표본으로 삼았고 Generalized Adaptive Neural Network Architectures (GANNA) 모델과 Adaptive Logic Network (ALN)모델을 제안하여 기존에 성능이 좋다고 여겨지던 로지스틱(Logistic)모델과 비교하였는데 결과는 비슷하나 제안하는 방법이 더 짧은 시간과 적은 비용이 든다고 하였다.

2000 년 미의회는 농무부(United States Department of Agriculture)의 위험관리국(Risk Management Agency)에서 운용중인 국가 작물 보험 프로그램이 손실 보상 청구 시 관계자들이 담합하여 과도한 손실을 보고하는 사기에 취약하다고 판단하였다. 이를 해결하고자 농업 위험 보호법(the Agriculture Risk Protection Act)을 통과시켰으며 이 법안에는 데이터 마이닝 기술을 장려하는 조항이 존재한다. Little, Johnston Jr, Lovell,

Rejesus, and Steed (2002)의 연구에서는 위험관리국의 데이터 중 2000 년에 발생한 약 백만개의 보험을 대상으로 로그 선형 모델에 적용하여 판매대리인이 주도하여 과도한 손실을 측정하는 것을 알아냈고 이후 이 기술을 적용하여 2001 년 배상금을 1 억 달러 이상 감소시켰다.

1994 년에 도난, 위조, 복제 등의 방법으로 신용카드의 실소유자 이외의 타인이 사용하는 사기가 빈번이 일어났다. 사기 당시 금융권은 거래 수가 갑자기 증가하거나 큰 금액이 거래되는 경우 거래를 제한하는 방식으로 문제를 해결하였으나 사기 발생을 억제하는 근본적인 해결책은 아니었기 때문에 이를 막는 비용만 늘어나고 있었다. 이에 Ghosh and Reilly (1994)는 발생 거래량, 거래 발생 일자 및 시간, 거래대상자의 표준 산업 코드, 직전 거래와의 시간차, 카드 발행일, 가장 최근의 카드 재발행일 등과 같은 내역과 사기 여부를 신경망에 학습시켜 2 시간마다 위험 점수를 도출하여 사기를 탐지하였고 실제 Mellon Bank 에 적용하여 사기로 인한 손실을 20 ~ 40%가량 줄일 수 있었다.

Barse, Kvarnstrom, and Jonsson (2003)은 VoD(Video on Demand) 서비스에 셋톱박스를 해킹하여 서비스를 사용하거나 실사용자 몰래 영화를 구매하고 해당 영화를 재배포하는 등의 범죄행위를 해결하려 하였다. 서비스에 로그인 시도를 하거나 결제를 시도하는 등의 사기를 탐지하기 위하여 먼저 테스트 유저를 선정하고 그들에게서 3 개월치의 로그 데이터를 수집하여 일반 사용자로 간주하였다. 이를 바탕으로 대용데이터(Synthetic data)를 생성하여 신경망에 학습시켰고 이 패턴에서 많이 벗어난 데이터를 사기 사용자로 판단하여 얼마나 효과적인지 알아보는 연구를 하였다. 그 과정에서 사기 데이터의 수가 적은 경우 대용데이터를 생성하여 학습하기에 충분한 데이터를 확보하는 방법이 효과적이라는 것을 밝혀냈다.

Maes, Tuyls, Vanschoenwinkel, and Manderick (2002)는 신용카드의 복사 또는 다른 방법을 통해 사용자의 핀번호를 얻어 카드의 사용자가 동의한 금액보다 더 큰 금액을 사용자 몰래 청구하는 사기를 해결하려 하였다. 이를 위해 신경망을 사용하였으며 추가로 데이터셋으로부터 인과관계와 확률을 학습하여 각 상황에 대해 확률을 추정하는 모델인 Bayesian Networks 모델을 활용하였으며 그 실효성을 증명했다.

Wang et al. (2018)은 Kaggle 의 신용카드 사기 데이터에서 거래시간, 거래량, 거래금액에 PCA(Principal Component Analysis: 주성분분석)를 통해 얻은 28 개의 특성을 더하여 신경망에 학습시키고 그 과정에서 역전파(Backpropagation)의 가중치를 조절해주는 WOA(The Whale Optimization Algorithm)을 추가하여 시스템의 안정성과 지역최적점 문제 등을 해결하고자 하였다.

de Roux, Perez, Moreno, Villamil, and Figueroa (2018)는 건축 분야에서의 탈세 범죄를 탐지하고자 1,367 개의 세금신고서에서 건축 면적, 프로젝트 비용 등의 데이터를 바탕으로 클러스터링 기법을 사용하여 분포도를 작성하고 그 분포도에서 이상치라고 판단되는 데이터를 세금신고가 정상적이지 않은 건축 프로젝트로 의심할 수 있다고 하였다.

[표 2] 사기 탐지 연구의 연구들은 사기 탐지 전반에 관한 일반적인 연구들로서 분야는 다르지만 많은 데이터와 기계 학습, 특히 신경망 모델을 사용한 연구가 사기 탐지 모델을 만드는데 효과적임을 보여주었다.

[표 2] 사기 탐지 연구

Researcher	Taget data	Model	Finding
Lin et al. (2003)	기업들의 재무제표	FNN (Fuzzy neural network)	재무제표 감사에 FNN 이 더 효과적
Little et al. (2002)	작물 보험	로그 선형 모델	판매대리인의 부정행위 탐지
Ghosh and Reilly (1994)	신용카드 거래내역	신경망	신용카드 사기 탐지에 신경망 모델이 효과적임
Barse et al. (2003)	VoD 로그 데이터	신경망	Synthetic data 의 효용성
Maes et al. (2002)	신용카드 거래내역	Bayesian Networks	사기 탐지에 Bayesian Networks 의 실효성 증명
Wang et al. (2018)	신용카드 거래내역	신경망	신경망에 WOA 를 추가하여 사기 탐지의 효과를 높임
de Roux et al. (2018)	세금 신고서	클러스터링	적법하지 못한 세금신고서 탐지에 클러스터링 기법 사용가능

제 3 절 온라인 C2C 거래 사기 탐지: 특성 추출 및 샘플링 기법

C2C 거래 분야에서도 거래를 통해 부당한 이득을 취하려는 사기 행위를 탐지하고자 하는 연구는 전체 사기 탐지 연구 중 15%를 차지할 정도로 적지 않은 연구가 이루어지고 있다(Sinayobye, Kiwanuka, & Kyanda, 2018).

Yoshida and Ohwada (2010)는 온라인 경매 시스템을 이용하여 부당한 이익을 취하는 사람들을 막기 위한 연구를 진행하였으며 새로운 사기 유형을 찾아내기 위해서는 머신러닝 기법 중에서 비지도 학습(Unsupervised learning)의 필요성을 제시하면서 단일 클래스 SVM(support vector machine) 방법으로 특이한 데이터를 구별하고 이를 의사결정나무(Decision Tree)로 분석하는 방법을 제안했다.

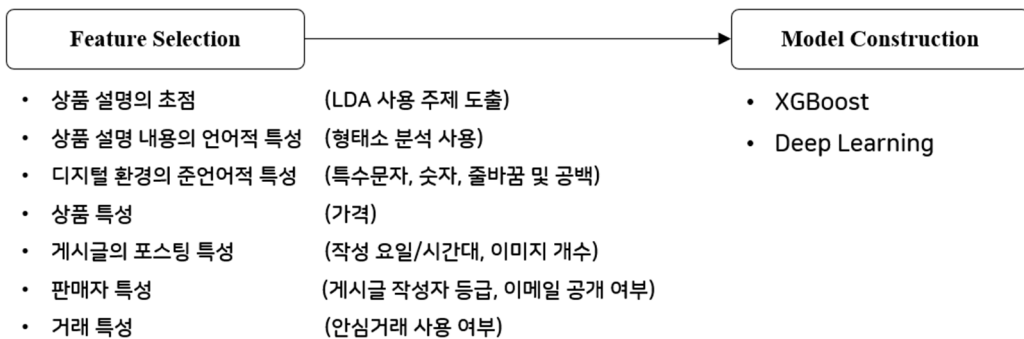
Ford, Xu, and Valova (2013) 또한 eBay 에서 진행된 플레이 스테이션 3 경매 중 완료된 데이터를 대상으로 입찰자와 관련된 속성(attributes)인 첫 입찰까지의 시간, 입찰자의 지난 평가, 마지막 입찰 후 남은 시간, 입찰의 단계에 관련된 속성(attributes)인 평균 증분된 입찰가, 입찰간 평균 시간, 평균 초과 입찰 시간, 입찰 수 그리고 해당 경매에 관련된 속성(attributes)인 경매의 시작가, 판매자의 지난 평가로 특성(Feature)를 3 개의 유형 및 발견 원천으로 구분하여 결정하였고 해당 데이터셋을 신경망에 학습시켜 이상 행동을 보이는 입찰자를 탐지하였다.

Tsang, Koh, Dobbie, and Alam (2014)는 경매 거래에서 사기 거래 데이터량이 정상 거래 데이터량에 비해 1:180 의 비율로 현저히 적다는 것을 해결하기 위하여 샘플링(sampling) 기법을 사용, 1:1 로 그 비율을 조정하여 탐지 정확도를 향상시키는 연구를 하였다.

위의 연구들에서 새로운 사기 유형을 탐지하기 위하여 일부 비지도 학습을 채택할 필요성이 있으며 거래과정 또는 행위자 별로 사기 판별에 도움이 될 것이라고 생각이 되는 특성들을 예상하고 그에 맞게 가공하여야 한다는 것을 알 수 있다. 마지막으로 데이터셋의 사기 데이터량과 정상 데이터량의 비율 격차가 클 경우 모델의 성능 저하로 이어질 가능성이 있으므로 그 비율을 조정하는 샘플링 방법들이 필요하다는 것을 알 수 있다.

제 4 장 연구모형

이론적 근거와 기존 연구를 토대로 사기 게시물 탐지를 위한 연구 모형을 구성하였다. 이를 위해 실제 사기 게시물에서 드러나는 언어적, 비언어적 여러 특성을 추출하고 이를 기반으로 머신 러닝 및 딥 러닝 기법을 사용하였다. 보다 구체적으로 이 연구의 모형을 위해 사용할 특성으로는, 1) LDA(Latent Dirichlet Allocation) 기법을 사용하여 상품 설명의 초점이 되는 주제를 추출하고, 2) 형태소 분석으로 단어를 추출하여 상품 설명 내용의 언어적 특성을 추출하며, 3) 디지털 환경에서 나타나는 준언어적 특성인 특수문자, 숫자, 줄바꿈 및 공백, 4) 상품의 특성인 가격, 5) 게시글의 포스팅 적 특성인 작성 날짜, 작성 시간, 이미지 개수, 6) 판매자 특성인 게시물 작성자 등급과 이메일, 7) 거래 특성인 안심거래 사용 여부를 사용하였다. 이렇게 정리된 특성들을 머신 러닝 기법인 XGBoost 와 머신 러닝 기법 중 신경망 기법인 딥 러닝(Deep Learning)을 사용해서 사기 탐지 정확도를 높이는 최종 모델을 개발 및 제안하려 한다. 연구 모형을 도식화하여 요약하면 [그림 2]와 같다.



[그림 2] 연구 모형 구성 요약

모델의 구체적인 구성, 검증 및 적용 결과를 설명하기 전에 다음 방법론 장에서는 먼저 연구 모형을 구성하는데 사용되는 분석 기법인 LDA, 형태소분석, XGBoost, 딥러닝 기법을 소개한다.

제 5 장 방법론

제 1 절 LDA (Latent Dirichlet Allocation)

토픽 모델링(Topic Modeling)은 구조화되지 않은 문서 집합에서 구별될 수 있는 주제를 추출하는 기법이다. 문서 집합을 입력하면 해당 문서 집합내에 몇 개의 주제가 있는지 각 주제별로 어떠한 단어들이 사용되었는지 분석한다(Steyvers & Griffiths, 2007). 이것은 토픽 모델링이 주제와 단어 간에 어떠한 관계가 존재한다고 가정하기 때문에 가능하다(Saussure, 1959). 쉽게 말해 각각의 단어가 의미를 갖는 것이 아니라 같은 단어라도 어떤 단어들과 같은 집합에 존재하는가에 따라 의미를 달리한다고 판단한다는 것이다. 즉, 토픽 모델링은 문서 내 위치에 관계없이 동시에 발생하는 단어들을 분석하고 그 단어 집합들이 반복 발생할수록 하나의 주제로 인식하는 원리로 작동한다(Mohr & Bogdanov, 2013). 그 중에서 가장 대표적인 기법이 LDA 이며(정인수, 2020) 이는 Blei, Ng, and Jordan (2003)이 단어의 집합으로 된 문서들의 단어에 대한 생성(generative) 확률 모델을 적용한 기법이다.

LDA 를 활용하면 문서 집합에 존재하는 원하는 수만큼의 주제를 추출할 수 있으며 해당 주제별로 주로 사용된 단어와 그 단어가 해당 주제에서 가지는 영향력을 알 수 있다. 또한 기존의 문서뿐만 아니라 새로운 문서가 해당 주제일 확률이 얼마나 되는지도 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 게시글에서 강조하여 설명하는 것을 알기 위하여 품사(명사, 동사, 형용사, 부사)별로 LDA 기법을 적용하며 상품설명에서 상품을

설명할 때 주된 내용(주제)이 예를 들어 상품의 사이즈 인지 또는 배송방법인지와 같이 무엇을 강조하여 설명하는지 알 수 있다.

실제 SNS 게시물에서 독특한 개체를 탐지하는 연구에서 LDA 로 인해 머신러닝의 성능이 향상된다는 보고가 있다(Jansson & Liu, 2017). 특히 중고차 보험분야에서 실제 현장에 나간 전문가의 설명 텍스트를 LDA 기법을 통해 특성으로 변환하였고 이를 통해 사기탐지율을 개선한 연구도 존재한다(Wang & Xu, 2018). 따라서 본 연구에서도 머신 러닝 기법에 LDA 를 추가하여 사기를 탐지하고자 한다.

제 2 절 형태소 분석

형태소 분석이란 [표 3]에서 볼 수 있듯이 문장을 최소 의미 단위인 형태소로 나누는 것을 말하며 품사 태깅은 형태소의 품사를 판단하여 각 형태소에 표기하는 것을 말한다(Matteson, Lee, Kim, & Lim, 2018).

[표 3] 형태소 분석의 예시

문장	형태소 분석 결과
거의 착용 안 한 상품입니다.~	('거의', 'Noun') + ('착용', 'Noun') + ('안', 'Noun') + ('하다', 'Verb') + ('제품', 'Noun') + ('이다' , 'Adjective') + ('.', 'Punctuation')
영수증 다 있습니다.	('영수증', 'Noun') + ('다', 'Adverb') + ('있다', 'Adjective') + ('.', 'Punctuation')

이러한 형태소 분석을 하는 이유는 텍스트 데이터의 경우 글의 길이나 특수문자 사용빈도, 작성된 글에 어떤 품사가 많이 쓰였는지 등 글쓴이의 게시글에 습관적으로 나타나는 언어적 현상을 관찰할 수 있으나 머신 러닝 기법은 텍스트 원본을 그대로 입력 자료로 사용할 수 없으며 게시글의 구조 또한 인식하지 못하기 때문이다. 따라서 인식할 수 있도록 가공이 필요한데 그러기 위해서는 형태소 분석을 통해 그 뜻을 보존하고 있는 가장 작은 단위이자 변화하지 않는 어간으로 문장을 정리하고 품사 태깅을 통해 언어적 특성의 추가 파악이 필요하다. 본 연구에서는 판매자의 사기 게시글에서 언어적 현상을 추출하여 분석하기 때문에 필수적으로 사용한다.

제 3 절 XGBoost

예측력이 약한 여러 머신 러닝 모델을 연결하여 더 나은 모델을 만드는 기법을 앙상블(Ensemble) 이라고 한다. 그 중 의사결정나무를 기반으로 하는 앙상블 방식이 자주 쓰이는데 모든 모델에서 나온 값을 계산하여 최종 결과값을 내는 배깅(Bagging) 방식으로 연결하는 방식을 랜덤포레스트(Random Forest)라고 하며, 차례대로 모델에 넣으면서 오차 값을 근거로 가중치를 조정하여 개선하는 부스팅(Boosting) 방식으로 연결하면 그래디언트 부스팅(Gradient Boosting)이라고 한다. 그 중에서 그래디언트 부스팅 방식을 효율적으로 사용할 수 있게 만들어주는 기법이 XGBoost 이고 Kaggle 대회 등에서도 그 성능을 입증하였다(Chen & Guestrin, 2016).

XGBoost 는 OpenMP(Open Multi-Processing)을 사용한 병렬계산을 통해 일반 그래디언트 부스팅 모델에 비해 10 배 이상 빠른 계산 속도를 보여주며 Dense Matrix 형식, Sparse Matrix 형식 그리고 로컬 데이터 파일 형식에 자체적인 DMatrix 형식까지 다양한 유형의 입력 값을 지원한다(Friedman, 2001). 또한 Tree Boost 에 관련된 파라미터(최대 나무 깊이, 학습률 등)부터 규제(Regulation)의 정도를 조절할 수 있는

파라미터, 샘플링 방법에 관한 파라미터 등 좀 더 세밀하게 모델을 구성할 수 있다는 장점이 있기에 본 연구에서는 XGBoost 라이브러리를 사용하였다.

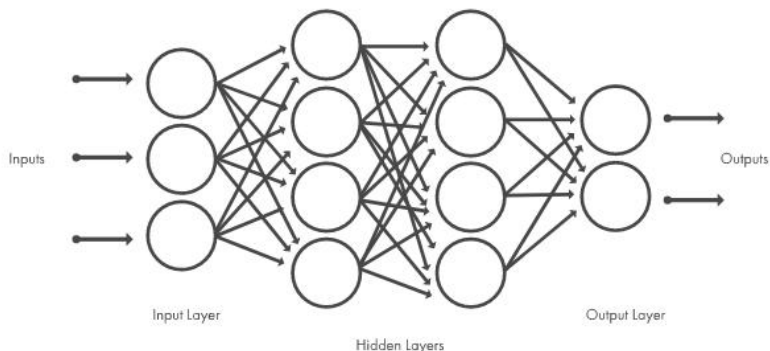
제 4 절 딥 러닝

딥 러닝이란 머신 러닝의 한 종류이며 [그림 3]과 같이 노드의 집합인 층(Layer)으로 이루어져 있으며 그 위치에 따라 입력층(Input Layer)과 출력층(Output Layer), 그 사이에 존재하는 여러 은닉층(Hidden Layer)으로 구분된다.

다른 뉴런으로부터 신호를 받고 입력되는 신호들이 주는 자극이 일정 수준을 넘어가면 다른 뉴런으로 신호를 보내는 방식에 영감을 얻어 탄생하였는데 그래서 각 노드에서는 입력 값을 받아들여 활성화수에 따라 다음 층으로 출력 값을 전달하게 되며 마지막 출력층에서 최종 출력 값이 도출되는 방식이다(Warren & Walter, 1943).

또한 역전파(Backpropagation)방식을 통해 모델이 예측한 예측 값과 실제 값의 차이를 줄일 수 있는 방식으로 가중치(weight)와 편향(bias)을 조정하며 반복 학습하는 방식을 사용한다(Werbos, 1990).

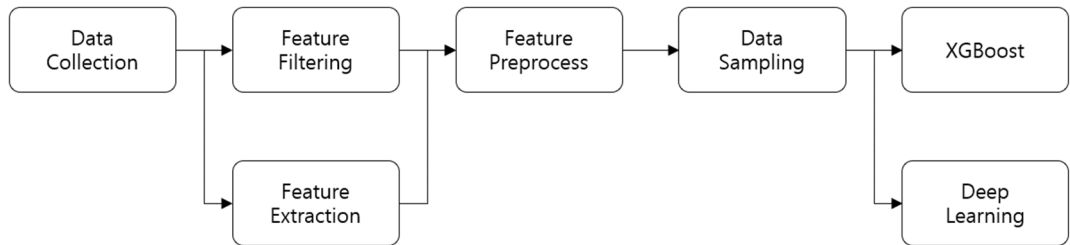
최근에는 자연어처리, 이미지처리 등의 다양한 분야에서 높은 성능을 보이고 있다.



[그림 3] 딥 러닝의 구조

제 6 장 모형적용 과정 및 결과

본 연구에서는 사기 탐지를 위해 레이블이 있는 데이터를 사용하여 모델을 구축한다. 그 방법은 [그림 4]와 같은 단계로 이루어진다. 1)데이터를 수집하여 2)특성을 필터링 및 추출한 뒤 3)그렇게 만들어진 특성을 머신러닝이 인식할 수 있도록 전처리하고 4)불균형 데이터의 균형을 맞춰주기 위하여 데이터 샘플링을 해주고 5)XGBoost 와 딥 러닝 모델에서 가장 최상의 결과를 내는 파라미터를 찾아 두 모델의 성능을 비교한다.



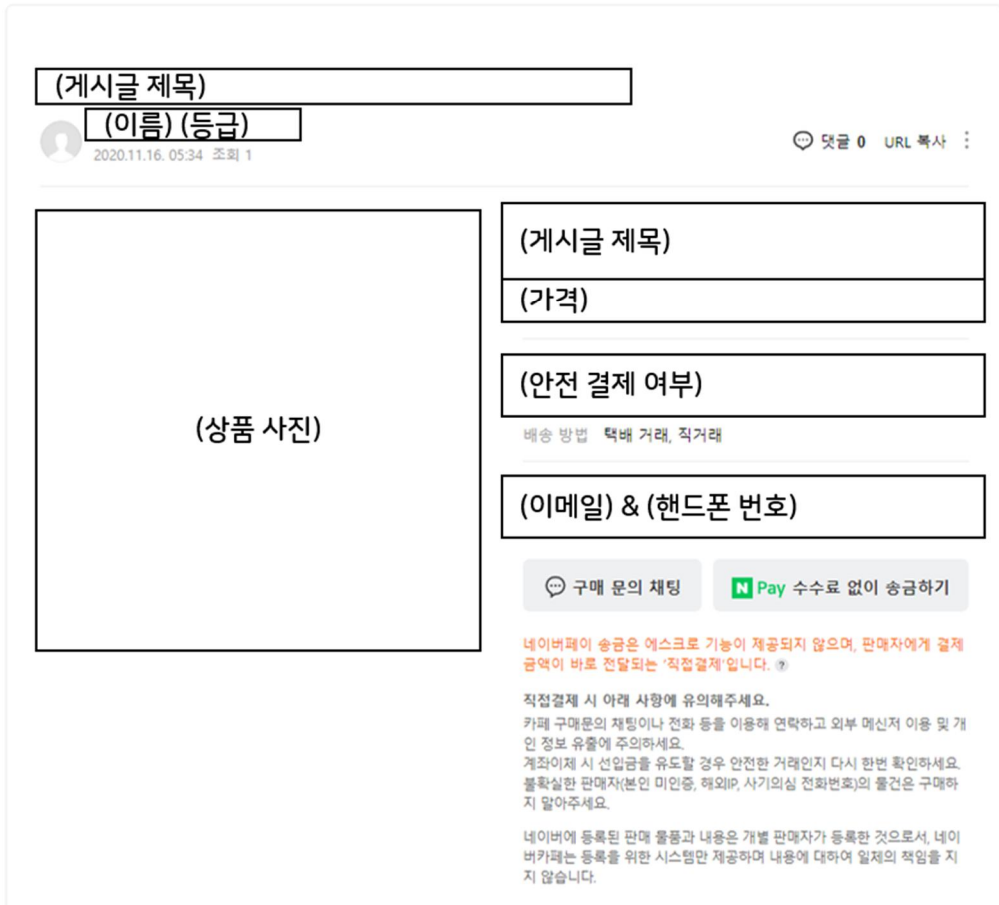
[그림 4] 모델 구축 과정

제 1 절 Data Collection

1. Target data

유저간 친목을 도모할 수 있도록 포털사이트 ‘Naver’가 제공하는 전자게시판 서비스인 café 를 그 형태로 하고 있는 ‘중고나라’는 국내에서 가장 규모가 큰 온라인 중고거래 사이트이며 2020년 5월 13일 기준 1,800만명을 넘어서는 이용자를 보유하고 있다. 해당 사이트에서는 판매자가 상품의 설명과 연락수단을 게시해두면 구매자가 연락을 취하는 형태로 거래가 이루어지고 있다. 주로 거래가 이루어지는 게시판은

물품의 카테고리별로 분류한 게시판이고 이외에 지역별로 거래를 원하는 사람들을 위하여 따로 지역별 게시판이 존재한다. 각 게시글의 내용은 [그림 5]에서 보는 것과 같이 제목, 이미지, 가격, 거래방법, 배송방법 그리고 상품설명 내용 정도의 기본적인 양식이 존재하지만 상품설명의 경우 게시자가 내용의 구성 및 형태를 자유롭게 작성할 수 있다. 또한 게시글에는 게시자가 마음대로 변경할 수 없는 닉네임, 사이트 내에서의 회원등급, 이메일, 연락처와 같은 게시자의 기본정보 그리고 게시글의 속성인 게시일시가 포함되어 있다.

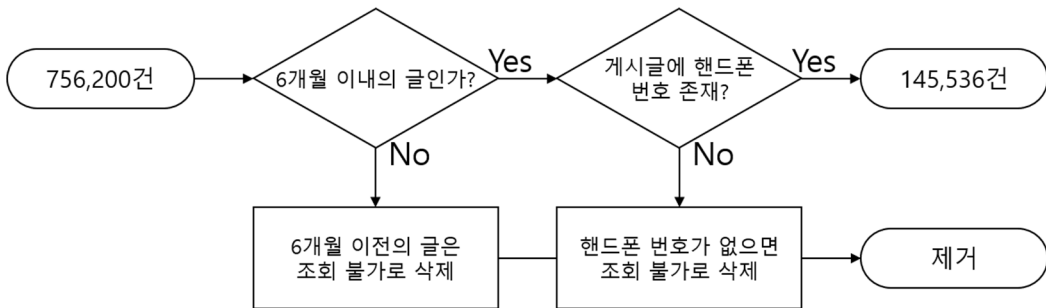


[그림 5] 중고나라 게시글 양식

데이터 수집은 Python 환경에서 Selenium 을 활용하여 이루어졌으며 노트북, 태블릿, 데스크탑 등 카테고리별로 분류한 126 개의 게시판을 대상으로 총 756,200 건의 게시글에서 작성날짜, 작성시간, 작성자등급, 메일, 안심거래 사용여부, 가격, 상품설명 내용, 이미지의 개수를 자동으로 수집하였다.

2. Data labeling

지도 학습 모델에 사용할 데이터이기 때문에 사기 게시글 여부를 알 수 있는 기준이 필요하다. 그 기준을 사기 피해사례 검색 서비스를 제공하는 ‘The Cheat’라는 사이트의 API를 활용하여 판단하였다. ‘The Cheat’는 온라인 거래 사기 피해자의 신고를 기반으로 운영되며 피해자가 사기글 게시자의 계좌번호와 휴대폰 번호 등을 공유하고 다른 사용자들이 이를 거래전에 검색을 가능하게 하여 2 차 피해를 예방하는 방식으로 서비스를 제공한다.



[그림 6] 데이터 제외 조건

그러나 조회 서비스는 6 개월 이내의 피해사례가 있고 계좌번호나 휴대폰번호가 있어야만 검색이 되기 때문에 6 개월보다 더 이전이거나 휴대폰번호가 없는 경우에는

사기 게시글이라도 사기 게시글 여부를 판단하기 어렵게 된다. 따라서 수집한 데이터에서 [그림 6]과 같은 과정을 거쳐 사기글 판단이 불가능한 데이터를 제외한 후 총 145,536 건을 분석에 사용하였다.

제 2 절 Feature Filtering (특성 필터링)

수집된 데이터에서 작성날짜, 작성시간, 작성자등급, 이메일, 안심거래 사용여부, 가격, 상품설명의 내용, 이미지의 개수를 사기글을 판단하는데 사용할 수 있는 특성으로 보고 이들을 분석에 필요한 형태로 변환하여 사용하였으며 그 결과는 [표 4]와 같다.

작성된 일자 및 작성 시간은 사기글이 작성된 일자과 시간을 수집한 데이터이다. 사기글이 어느 요일, 그리고 시간대에 자주 작성되는지를 알아보기 위해 일자는 요일로 시간은 시간대로 변환하여 사용하였다.

작성자 등급은 방문 수와 중고나라 앱을 동시에 사용하는 등의 특정 조건을 만족하면 높은 등급으로 올려주는 ‘중고나라’ 내에서의 등급이다. 사기글 게시자의 특성상 아이디를 변경하며 게시를 할 것으로 추측되어 높은 등급에 있지 못할 것으로 판단하였으며 형태 변환 없이 사용하였다.

작성자의 이메일은 게시글에 공개한 메일주소를 말한다. 메일자체로는 사기글을 판단하는데 도움이 되지 않는다고 판단하였으나 메일을 공개한 사람과 공개하지 않은 사람간 차이가 있을 것으로 판단되어 이메일 공개 여부로 변환하였다.

가격은 작성자가 중고나라 양식의 가격 란에 제시한 상품 가격을 말한다. 해당 가격은 실제 판매가를 기재한 경우도 있지만 상품 설명란이 따로 존재하기 때문에 실제 판매가와 다르거나 의미 없는 숫자를 적어 놓은 경우도 존재한다. 또한 ‘중고나라’에서는 거래자 간 돈을 주고받는 방식까지는 통제하고 있지 않고 협상을

통해 가격을 조절하는 경우도 있기 때문에 실제 거래된 판매가는 알 수 없다. 따라서 의미 없는 금액, 만원 단위를 절사한 금액 등을 기재한 가격 자체에서 찾을 수 있는 특징으로 보고 가격에 제시된 숫자의 총 개수에서 0의 개수의 비율을 가격 특성을 파악할 수 있는 특성으로 사용하였다.

[표 4] 변환 데이터

변환 전 데이터	변환 후 데이터
작성 날짜 (예: 2020년 10월 13일)	작성 요일 (예: 화요일)
작성 시간 (예: 14:56)	작성 시간대 (예: 14시)
작성자 등급 (예: 성실등급)	작성자 등급 (예: 성실등급)
메일 (예: ****74@naver.com)	메일 공개 여부 (예: 공개 O)
가격 (예: 10,000 원)	가격에서 0의 비율 (예: 20%)
이미지의 개수 (예: 12)	이미지의 개수 (예: 12)

이미지의 개수는 게시자가 내용 설명란에 사용한 이미지의 개수를 의미한다. 이는 이미지를 많이 사용하는 게시자와 적게 사용하는 게시자 간의 차이가 있을 것으로 판단되어 사용하였다.

제 3 절 Feature Extraction (특성 추출)

수집한 데이터는 작성날짜, 작성시간, 작성자등급, 메일, 안심거래 사용여부, 가격, 상품설명 내용, 이미지의 개수로 이루어져 있으며 그 형태(포맷)는 위에서 설명하였듯이 텍스트, 숫자, Y/N 으로 모두 제 각각이다. 머신 러닝 기법은 이러한 데이터를 모델에 입력하기 전에 전처리를 필요로 한다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 전처리 과정을 거친다.

1. 형태소 분석을 통한 언어적 특성 확인

텍스트 형태의 데이터의 경우 언어적 현상을 측정하기 위하여 형태소 분석을 활용하였다. 한국어에서 거짓글을 작성할 경우 나타나는 특징으로 명사, ‘이다’동사, 형용사가 증가하고 전체 문장의 길이 등이 증가한다는 연구를 참고하여(문옥영, 2011) 전체 문장 형태소 대비 명사, 동사, 형용사, 부사의 개수와 문장 전체의 길이를 측정하였다.

한국어 형태소 분석기에는 khaiii, 한나눔, 꼬꼬마, KOMORAN, OKT, mecab 이 있으나 Windows 환경에서 사용이 가능하며 분석소요시간 대비 성능을 고려하여 okt 형태소 분석기를 선택하였다.

2. 디지털 환경에서의 준언어적 특성 확인

구매자의 관심을 끌고자 하는 목적의 게시글이기 때문에 특수문자, 숫자, 공백 등이 더 많이 등장한다는 점을 발견하였고 이는 컴퓨터 기반 커뮤니케이션에서 발생하는 준 언어적 현상으로 볼 수 있다(이나은 & 이상원, 2017).

따라서 본 연구에서는 특수문자, 숫자, 줄바꿈 및 공백의 비율을 측정하였다

3. Bag of Words (BOW)를 이용한 문서의 수치화

형태소 분석을 마친 문장을 머신 러닝 모델에 전달하는 방법으로 Bag of Words 기법을 사용하였다. 어떤 문서를 이해하기 쉽게 수치로 가공하는 방법 중 하나가 Bag of Words 이며 단어의 빈도를 나타내는 방식으로 표현한다(Sivic & Zisserman, 2008). Bag of Words 는 다음과 같은 단계를 거쳐서 만들어진다. 1) 모든 문서들을 토큰화 한다. 한국어에서는 형태소 단위로, 영어에서는 공백을 기준으로 토큰화 한다. 2) 모든 문서에 나타난 모든 토큰들로 어휘 사전(Dictionary)을 구축한다. 3) 각 문서마다 어휘 사전에 있는 토큰들의 등장 빈도를 측정하여 나타낸다.

이렇게 만들어진 BOW 는 문단, 문장의 순서와 구조를 잃는다는 단점이 있지만 문장을 머신 러닝 모델에 가장 간단하고 효과적인 방법으로 전달하기 때문에 많이 쓰인다. 본 연구에서는 수집한 게시글로 만들어진 BOW 를 게시글에 등장한 단어들의 빈도를 파악하였다.

4. TF-IDF 를 이용한 사기글에서 강조되는 단어 탐색

사기를 목적으로 한 글에서 쓰이는 단어 중 다른 글에서는 잘 쓰이지 않는 단어를 더욱 강조하기 위하여 TF-IDF(Term Frequency – Inverse Document Frequency) 값을 도출하였다.

TF-IDF 값은 TF(Term Frequency)와 IDF(Inverse Document Frequency)를 곱해서 산출되는 값이다. 즉, 단어의 단순한 출현 횟수에 단어가 다른 문서에서 등장하는 빈도의 역의 값을 곱하는 것이다(Jones, 1972; Luhn, 1957). 따라서 TF-IDF 값은 단어의 빈도를 측정하되 다른 문서에서 잘 등장하지 않는 단어를 강조할 수 있다. 이것을 계산하는 식은 아래와 같다.

$$tf(t, d) = \frac{n_{t,d}}{\sum_{t'} n_{t',d}}$$

$n_{t,d}$: 문서 d에 단어 t가 출현한 횟수

$\sum_{t'} n_{t',d}$: 문서 d에 출현한 모든 단어들의 출현횟수의 합

$$idf(t, D) = \log \frac{|D|}{|\{d \in D : t \in d\}|}$$

$|D|$: 전체 문서의 수

$|\{d \in D : t \in d\}|$: 단어 t가 포함된 문서의 수

$$tfidf(t, d, D) = tf(t, d) \times idf(t, D)$$

따라서 TF-IDF 를 통해 특정 게시글에서 등장하는 특이한 단어를 파악하였다.

5. LDA(Topic Modeling) 기법을 통한 주제 추출

LDA 모델에서 결과를 잘 얻기 위해서는 연구자가 적절한 주제 수를 정해주어야 한다. 하지만 데이터에 토픽의 수를 미리 아는 것은 어려우며 아무런 근거도 없이 연구자의 주관만으로 주제의 수를 정할 경우 객관성이 떨어질 수 있기 때문에 적절한 주제 수를 정하는 과정에 도움이 되는 지표가 필요하다. 기존 연구들이 제시한 지표로는 혼잡도(Perplexity)와 일관성(Coherence)이 있다. 고전적으로 많이 쓰였던 혼잡도는 cross-entropy 값을 기본으로 하는 정량적인 언어 모델 평가 방법이다(Brown, Della Pietra, Della Pietra, Lai, & Mercer, 1992). 다음에 출현할 것으로 예측되는 단어가 많을수록 각 단어의 확률은 줄어들고 혼잡도는 커지며 좋지 못한 언어 모델이라고 볼 수 있다. 즉 혼잡도가 작을수록 좋은 모델이다.

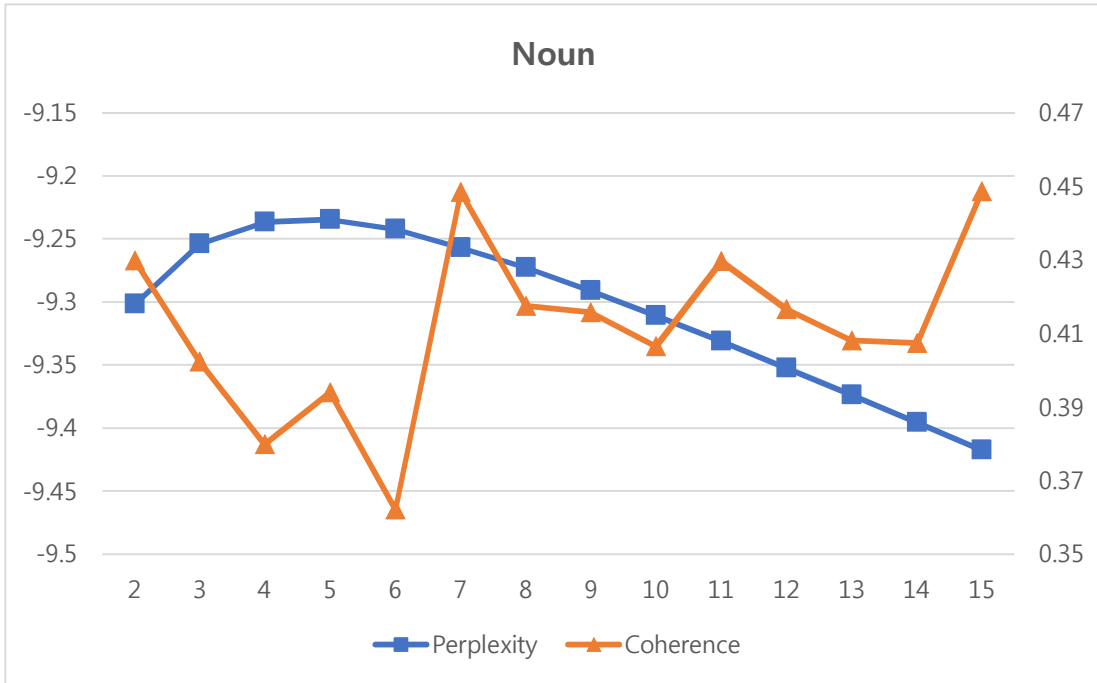
$$\begin{aligned}
 \text{Perplexity} &= 2^{H(W)} = 2^{-\frac{1}{n} \log_2 p(w_1, \dots, w_n)} \\
 &= p(w_1, \dots, w_n)^{-\frac{1}{n}} \\
 &= \frac{1}{\sqrt[n]{p(w_1, \dots, w_n)}}
 \end{aligned}$$

$H(W)$: 단어 w 의 집합인 문장 W 에 대한 cross entropy

하지만 혼잡도는 사람이 해석하기 용이해야 한다는 측면은 고려하지 않는다는 단점이 있으며 실제로 혼잡도가 좋은 점수가 나와더라도 해석하기 더 나은 모델임을 의미하지 않는다는 연구도 존재한다(Chang, Gerrish, Wang, Boyd-Graber, & Blei, 2009). 일관성은 이런 문제를 해결하고 사람이 해석하기에 적합한지를 알아볼 수 있다. 일관성은 각 토픽의 상위 단어들 간의 유사도를 계산하여 실제로 의미적으로 일치하는지 판단하는 지표이다(Newman, Lau, Grieser, & Baldwin, 2010). 단어가 같이 등장하는 확률이 높을수록 일관성은 높아지기 때문에 일관성이 높을수록 좋은 언어 모델이라고 할 수 있다.

$$Coherence = \log \frac{p(w_i, w_j)}{p(w_i)p(w_j)}, i \neq j$$

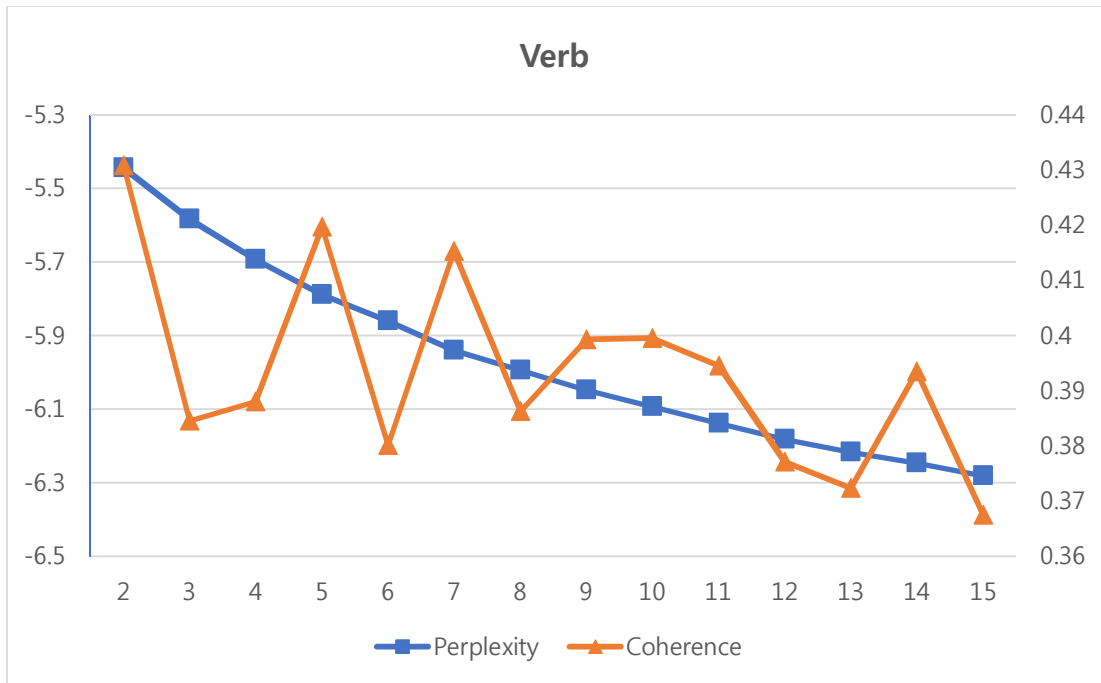
본 연구에서는 도출된 LDA 모델에 대한 혼잡도와 일관성을 구하여 주제의 수가 너무 많아지지 않는 선에서 1 차적으로 일관성을 보고 판단하고 해석이 어려울 경우 혼잡도와 함께 고려하여 주제 수를 정하였다. 그 결과 네 개의 품사 모두 주제수가 2일 때 가장 좋은 결과가 도출된다고 판단하였다.



[그림 7] 명사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence

명사를 대상으로 주제 수에 따른 혼잡도와 일관성을 파악하였더니 [그림 7]과 같은 그래프가 도출되었다. 일관성의 경우 주제의 수가 2 일 때 0.429, 7 일 때 0.448 로 다른 주제의 수에 비해 높은 값으로 좋은 결과를 보였으며 추가로 혼잡도까지 고려하면 주제가 2 개일 때 -9.301 로 작게 나와 가장 적절한 것으로 판단되었다.

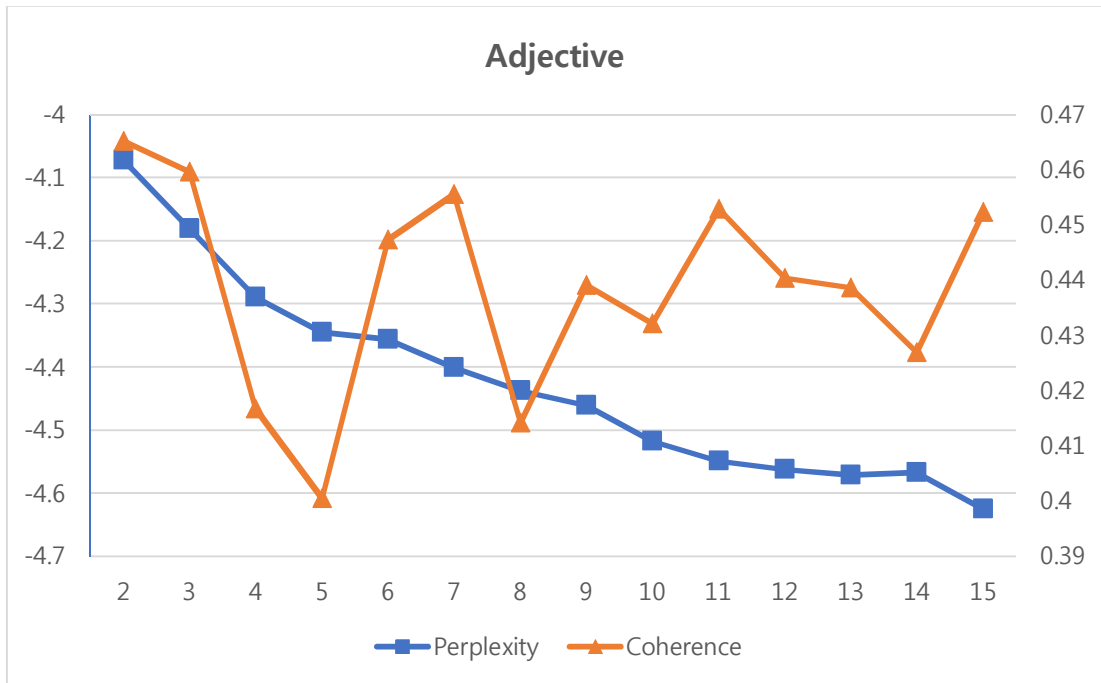
두 개의 주제를 파악하였더니 명사의 경우 상품, 사이즈, 상태, 사용감, 가족 등의 단어들이 주로 등장하여 주제 1 은 상품 정보와 이에 대한 정보들로 삼았으며, 주제 2 의 경우에는 판매, 연락, 직거래, 가격, 택배 등 상품에 대한 설명이 아닌 전달방법 또는 연락방법 등의 단어가 주로 등장하여 상품전달/연락 방법에 대한 단어를 주제 2 로 삼았다.



[그림 8] 동사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence

동사를 대상으로 주제 수에 따른 혼잡도와 일관성은 [그림 8]과 같이 나타났다. 일관성을 고려하였을 때 2 개의 주제일시 0.430 으로 가장 높은 값이 나와 2 개의 주제가 가장 적절하다고 판단하였다.

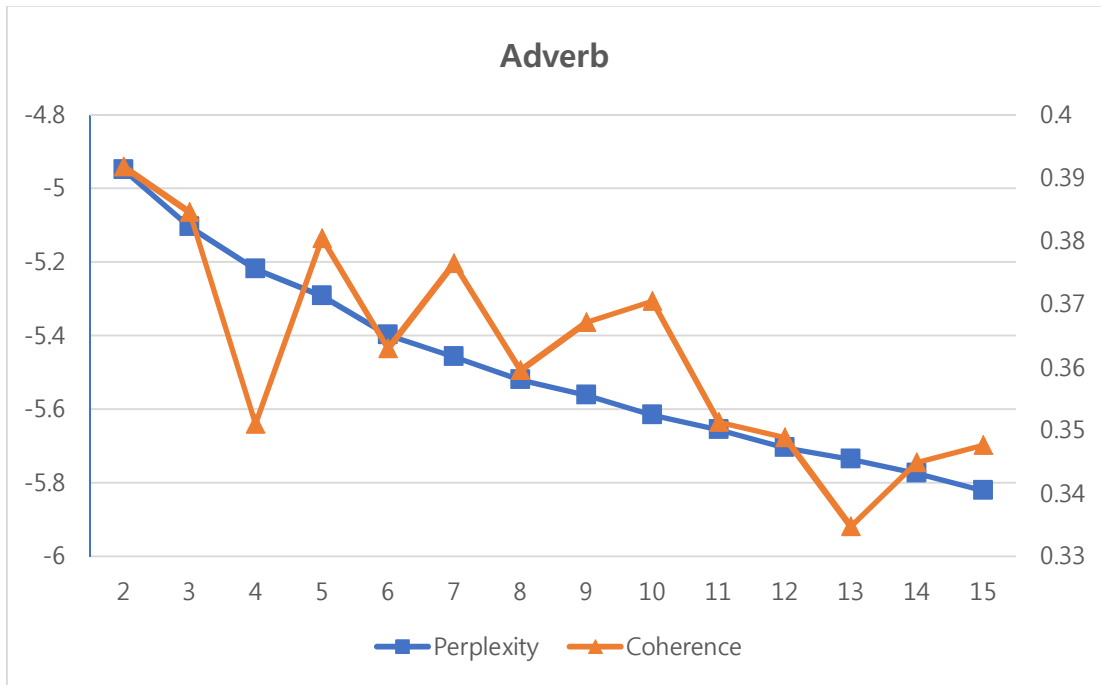
동사의 LDA 분석 결과 전체 문서에서 너무 자주 사용되어 두 주제에서 동일하게 등장한 ‘하다’를 제외하고 ‘주다’, ‘드리다’, ‘보내다’, ‘받다’의 동사들이 주로 등장하여 주제 1 은 전달과 관련 있다고 판단하였으며 주제 2 는 ‘입다’, ‘적다’, ‘줄다’, ‘되다’의 동사들이 등장하여 상품에 대한 상태와 관련 있다고 판단하였다.



[그림 9] 형용사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence

형용사를 대상으로 한 LDA 분석에서 주제 수에 따른 혼잡도와 일관성은 [그림 9]와 같이 나타났으며 일관성이 가장 높은 경우는 0.465 로 주제의 수를 2 로 결정하였다.

형용사의 경우 LDA 분석 결과 동일하게 등장한 ‘이다’를 제외하고 ‘좋은’, ‘예쁜’, ‘이쁜’, ‘고급스러운’의 상품에 대한 평가라고 볼 수 있는 형용사가 주로 등장하여 주제 1 로 삼았으며 ‘가능한’, ‘부탁드리는’, ‘원하는’, ‘신중한’의 행위와 관련된 형용사와 관련하여 주제 2 로 구분하였다.



[그림 10] 부사 LDA 모형의 Perplexity 와 Coherence

부사를 대상으로 한 LDA 분석에서의 주제 수 또한 [그림 10]에서 보듯이 일관성이 제일 높은 0.391 인 주제가 2 개일 경우가 가장 적합한 것으로 판단되었다.

부사의 경우 동시에 등장한 ‘다’, ‘함께’를 제외하고 ‘너무’, ‘엄청’, ‘훨씬’의 강조하는 부사가 주제 1 이며 ‘없이’, ‘많이’, ‘따로’의 부사가 주제 2 로 구분되었다.

[그림 7] - [그림 10]에서 명사, 동사, 형용사, 부사 각각 2 개의 주제로 나뉜다는 것을 파악하였고 주제를 파악할 때 사용한 LDA 모델을 바탕으로 문서마다 그 주제에 해당할 확률을 계산하였는데 그 주제와 관련된 단어를 언급할수록 주제에 해당할 확률은 높다. 따라서 4 개의 품사에 각각 2 개의 주제로 주제에 대한 총 8 개의 특성을 모델에 적용한다.

제 4 절 특성 전처리(Feature Preprocess)

특성 선택(Feature Selection) 과정을 끝마친 뒤 데이터의 형태는 범주형(Categorical) 변수(요일, 작성시간, Yes or No)와 수치형(Numerical) 변수(사용된 이미지 수, 텍스트의 구성 그리고 LDA 로 찾아낸 주제에 대한 확률)로 구별이 가능하다. 이들은 머신 러닝 모델에 입력하기 전에 전처리를 필요로 한다. 따라서 본 연구에서는 다음과 같은 전처리 과정을 거친다.

1. 범주형 변수 처리

머신 러닝 모델의 입력 값으로 문자열은 사용할 수 없다. 따라서 범주형(Categorical) 변수의 경우 이를 수치형(Numerical) 변수로 인코딩하는 전처리가 필요하다. 그 방법에는 두가지 방법이 있는데 레이블 인코딩(Label Encoding)과 원 핫 인코딩(One-Hot encoding)이 그 방법이다.

요일	일	월	화	수	목	금	토
1	1	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	1	0	0	0
2	0	1	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	1
4	0	0	0	1	0	0	0

[그림 11] One-Hot Encoding 의 예

범주형 데이터를 각 숫자에 의미를 부여하여 수치형으로 변환한 레이블 인코딩은 [그림 11]의 왼쪽 요일 열에서 보이듯 속성(attribute)을 하나만 사용하지만 범주형 변수로써 숫자간 서열이나 대소가 없음에도 불구하고 연속된 숫자로 표시되어

알고리즘에 영향을 미친다는 문제가 있다. 예를 들면 [그림 11]에서 월요일을 ‘2’로 수요일을 ‘4’로 표현했는데 이 경우 수요일을 월요일의 두배라고 인식한다는 것이다. 이러한 문제를 해결하기 위한 방법이 속성을 범주의 개수만큼 늘려서 해당하는 속성은 ‘1’ 나머지는 ‘0’으로 표기하는 원 핫 인코딩이다.

본 연구에서 범주형 변수는 ‘요일’, ‘등급’, ‘작성시간대’, ‘메일숨김여부’, ‘안전번호사용여부’가 있으며 따라서 이들에 원 핫 인코딩 방식을 적용하여 숫자로 변환하였다.

2. 수치형 변수 처리

수치형 변수의 경우 범주형 변수와는 다르게 머신 러닝 모델의 입력 값으로 사용이 가능하지만 각 특성별로 범위, 단위, 측정방식 등이 각기 다르기 때문에 데이터의 값이 너무 크거나 너무 작은 경우가 생기는데 이때 모델에 특성의 고유의 영향보다 더 크게 혹은 적게 영향을 미치는 경우가 생긴다. 이런 경우 학습 속도가 느려질 수 있으며 지역 최적해에 빠지기 쉽다는 단점이 있다. 따라서 특성 간의 범위를 비슷하게 맞춰 그 영향력을 고르게 하여 좀 더 빠른 학습과 역최적해를 쉽게 찾기 위해 데이터 규격화 데이터 스케일링(Data Scaling) 과정이 필요하다.

데이터 스케일링을 수행하는 도구에는 4 가지가 있는데 Standard Scaler, Robust Scaler, MinMax Scaler 그리고 Normalizer 가 있다. Standard Scaler 의 경우 각 특성의 평균을 0, 분산을 1 로 하는 분포로 변경하여 스케일(scale)을 변경한다. Robust Scaler 의 경우 Standard Scaler 에서 사용하는 평균과 분산 대신에 중간 값과 사분위값을 사용하여 Standard Scaler 보다 이상치(outlier)에 대한 영향을 더 줄인 기법이다. MinMax Scaler 는 모든 특성이 0 과 1 사이에 위치하게 변경하는 방법이다. Normalizer 의 경우 각 행 별로

벡터의 유클리디안 길이가 1 이 되도록 데이터를 변경한다 (즉, 지름이 1 인 원에 데이터를 투영하는 방법을 이용한다).

본 연구에서는 데이터가 비교적 정형적인 형태가 아닌 것을 고려하였을 때 이상치가 존재할 수 있다는 점을 고려하여 Robust Scaler 를 사용하였다.

제 5 절 Data Sampling (데이터 샘플링)

1. 불균형 데이터셋(Unbalanced dataset) 처리

판별해야 하는 클래스 중 클래스 별 학습 데이터량이 현저히 차이가 나는 데이터셋을 불균형 데이터셋이라고 한다. 이러한 데이터를 그대로 머신 러닝 모델에 학습시키는 경우 다수(비사기)가 속한 클래스로 편향된 판단을 내리는 방식으로 판단 정확도를 높이기 때문에 소수(사기)가 속한 클래스에 대한 학습을 제대로 하지 못하게 된다(Chawla, Japkowicz, & Kotcz, 2004). 이는 소수 클래스의 판별이 중요한 상황에서 치명적인 문제가 된다. 본 연구와 같이 사기를 탐지하는 모델의 경우 사기 관련 데이터가 정상적인 데이터보다 현저히 적다는 특징이 있기 때문에 불균형 데이터셋에 대한 처리가 반드시 필요하다. 본 연구의 경우에도 전체 데이터셋에서 25%의 테스트 데이터를 제외한 108,530 건의 학습 데이터에서 622 건만이 사기 게시글로 클래스 간 데이터 비율의 격차가 심한 불균형 데이터이다.

이를 해결하기 위한 방법으로 언더샘플링(Undersampling)과 오버샘플링(Oversampling)기법이 존재한다. 언더샘플링의 경우 다수 클래스의 데이터를 줄이는 방법인데 데이터를 줄이는 과정에서 데이터의 손실이 발생하며 중요한 데이터를 잃을 수 있다는 단점이 존재하지만 오버샘플링은 언더샘플링과 달리 소수 클래스의 데이터를 늘리는 방법인데 이 경우 소수 클래스가 복제되는 것이기 때문에 과적합(Overfitting)의 문제를 야기할 수 있다(Han, Wang, & Mao, 2005). 본 연구에서는

머신 러닝에서 치명적인 데이터의 손실을 피하기 위하여 오버샘플링 방식을 사용하였다.

오버샘플링의 경우에도 몇 가지 방법이 있는데 Random Over Sampler 는 단순히 소수 클래스의 데이터를 반복해서 복제하는 방법이다. ADASYN, SMOTE 방법은 소수 클래스에 속한 데이터에서 가장 가까운 다른 소수 클래스 데이터와의 직선상에 난수를 곱하여 가상의 소수 클래스의 데이터 포인트를 만든다. 이 때 밀도 분포 r_x 를 고려하여 각 데이터 포인트 별로 만들어지는 샘플의 수를 달리하는 방법이 ADASYN 이고 모든 데이터 포인트에 균일한 수만큼 데이터를 생성하는 방법이 SMOTE 이다. 그 중 SMOTE 의 경우 오버샘플링의 큰 문제인 과적합의 문제를 상당히 줄인다고 알려져 있다(Han et al., 2005).

SMOTE 방식에서도 데이터 특성에 범주형 변수가 포함되어 있다면 새로운 데이터 포인트를 만들 때 사이 값이 생기는 문제가 생긴다. 예를 들면 메일의 공개여부는 0(공개) 또는 1(비공개)로 이루어져 있는데 두 점 사이에 난수를 곱하여 데이터 포인트를 생성한다면 0 과 1 사이의 숫자 값이 생기게 된다. 이를 해결하기 위해 SMOTE-NC 를 사용한다. SMOTE-NC 는 SMOTE 와 동일하게 두 데이터 포인트 사이에 새로운 데이터 포인트를 생성하는 과정에서 두 포인트의 범주형 변수 값과 다른 값이 생성된다면 유클라디안 거리가 가까운 포인트의 범주형 변수 값을 따르는 방식을 추가한다(Chawla, Bowyer, Hall, & Kegelmeyer, 2002).

본 연구의 데이터셋에는 특성에 범주형 변수가 포함되어 있으므로 SMOTE-NC 기법을 사용하여 샘플링하였으며 10:3 의 비율로 조정하였다.

제 7 장 모델 구축 및 비교 평가

전처리가 끝난 데이터를 모델에 입력하여 모델을 만들고 XGBoost 를 사용한 모델과 딥 러닝을 사용한 모델간의 학습 결과를 평가하여 비교한 후 더 좋은 모델을 선택하는 과정을 거쳤다.

제 1 절 XGBoost

5 장에서 언급했듯이 XGBoost 는 의사결정나무를 부스팅 방식으로 앙상블하는 방법으로 데이터를 학습한다. XGBoost 모델에서 조정이 필요한 파라미터는 학습률(eta; Learning rate), 최대 나무 깊이(max_depth), 부스팅 횟수(n_estimators) 이다(Zhang & Zhan, 2017). 그 중에서 학습률과 최대 나무 깊이는 많은 파라미터를 입력해보고 그 중 결과가 가장 좋은 최적 파라미터를 선택하는 방식인 그리드서치(Grid Search)를 사용하였으며 부스팅 횟수는 리소스를 고려하여 결정하였다(Hsu, Chang, & Lin, 2003).

1. 학습률(Learning rate)

XGBoost 에서 학습률은 의사결정나무를 반복하는 과정에서 다음 모델의 가중치를 얼마나 크게 수정하는지를 결정하는 파라미터이다. 이 값이 너무 작다면 최적해에 천천히 수렴하거나 지역최적해에 빠지기 쉬우며 너무 크다면 최적해를 찾지 못하고 진동하게 된다. 따라서 학습률을 적절히 결정해주어야 빠르고 정확하게 최적해를 구할 수 있다. 본 연구에서는 그리드서치를 활용하여 0.3 을 최적값으로 선택하였다.

2. 최대 나무 깊이

의사결정나무를 기반으로 하는 모델이기에 각 나무의 최대 깊이를 정할 수 있다. 나무의 깊이가 깊을수록 처리속도가 오래 걸린다는 점과 특성이 골고루 사용되도록 하여야 한다는 점을 고려하여 결정해야 한다. 본 연구에서는 그리드서치를 활용하여 성능 측면에서 최고값이 도출된 20으로 선택하였다.

3. 부스팅 횟수

의사결정나무를 구성하여 가중치를 수정하는 부스팅의 횟수를 의미한다. 횟수가 많을수록 더 정확한 결과가 도출될 것이나 너무 많으면 지나치게 오래 걸린다는 단점이 있다. 이를 방지하기 위하여 지정한 횟수동안 성능의 향상이 없다면 학습을 중지하는 파라미터(early_stopping_rounds)를 따로 지정할 수 있다. 본 연구에서는 5,000 번 부스팅 하도록 하였으며 50 번이상 성능의 향상이 없다면 중지하도록 하였다.

제 2 절 딥 러닝

딥 러닝 모델에서 조정이 필요한 하이퍼 파라미터는 각 노드마다 사용할 활성화함수(Activation Function), 전체적인 형태가 될 은닉층의 수와 노드의 수, 과적합을 막기 위한 드롭아웃(Dropout)이 있다.

1. 활성화함수(Activation Function)

각 노드에 입력되는 입력 값은 어떤 함수를 통해 다음 노드로 출력되는 값이 정해지는데 그 함수를 활성화함수라고 한다(송낙윤, 2018). 주로 사용되는 활성화 함수에는 Sigmoid, Tanh(Hyperbolic tangent function), ReLU(Rectified Linear Unit) 등이 있다.

Sigmoid 함수의 출력 값은 0 과 1 로 제한되기 때문에 이진 분류 모델의 출력층에 사용하기 적합하다. 즉, 값이 클수록 1 에 수렴하고 값이 작을 수록 0 에 수렴한다. Tanh 함수의 곡선 또한 Sigmoid 함수와 유사하지만 중심값이 0 이기에 연산속도 측면에서 장점이 있다. 하지만 Sigmoid 함수와 Tanh 함수는 층이 많을수록 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결한 함수가 ReLU 함수이다. ReLU 함수는 입력 값이 양수일 때 기울기가 1 인 직선이기 때문에 값이 소실될 염려가 없다. 따라서 은닉층의 활성화 함수로는 기울기 소실 문제를 해결하기 위하여 ReLU 함수를 사용하였고 사기 여부를 판단하는 이진 분류 모델이기 때문에 출력층은 Sigmoid 함수를 사용하였다.

2. 은닉층 (Hidden Layer)

딥 러닝에서 가장 중요한 파라미터는 은닉층의 개수와 각 은닉층의 노드 개수이다. 따라서 최적의 파라미터를 찾기 위해서 그리드서치를 적용하였다. 은닉층을 하나 추가할 때마다 점수가 높은 노드의 개수를 찾았으며 은닉층을 추가했음에도 성능의 개선이 없을 때까지 은닉층을 추가하는 방법으로 최적의 파라미터를 찾아내는 방법(Wang & Xu, 2018)을 따랐다. 위와 같은 과정을 거쳐 은닉층의 수는 5 개로 결정되었으며 각 은닉층의 노드의 개수는 24, 21, 11, 9, 3 으로 결정하였다.

3. 드롭아웃 (Dropout)

딥 러닝에서의 과적합 문제는 딥 러닝 모델 구축시 반드시 고려해야 하는데(Srivastava, Hinton, Krizhevsky, Sutskever, & Salakhutdinov, 2014), 그 중에서 가장 간단하고 효과적인 방법 중 하나가 모델 구축 시 무작위로 일부 노드를 생략하고 학습을 하게 하는 드롭아웃을 통한 방법이다(Ashiquzzaman et al., 2018). 드롭아웃을

사용하면 한번 학습을 할 때마다 드롭아웃 될 노드가 무작위로 선택되기 때문에 학습을 시도할 때마다 다른 형태의 신경망을 학습하게 된다. 이러한 과정을 여러 번 반복하게 되면 평균적인 학습결과를 얻을 수 있다. 또한 특정 노드가 다른 노드들에 비해 가중치가 크다면 학습을 진행할수록 그 값이 너무 커지거나 과도하게 큰 영향력을 미칠 수 있는 동조화(Co-adaptation)를 막을 수 있다(Srivastava et al., 2014).

따라서 딥 러닝 모델의 과대적합을 방지하기 위하여 은닉층마다 드롭아웃 층을 추가하였으며 선행연구에서 권장한 0.2 - 0.5 값 중 본 연구에서는 0.2 를 사용하였다(Ashiquzzaman et al., 2018)

제 3 절 XGBoost 와 딥 러닝 결과 비교

보통의 데이터셋에서 사용되는 평가 지표인 정확도(accuracy)를 측정하였을 때 XGBoost 모델은 99.89%, 딥 러닝 모델은 99.78%로 나와 두 모델 간의 차이가 없다고 판단할 수 있다. 하지만 본 연구에서 사용된 데이터셋은 불균형 데이터이기 때문에 다른 평가 방법이 필요하다(Han et al., 2005). 따라서 Confusion matrix, AUC(Area Under the Curve) 점수, F1 점수를 통해 모델을 비교하였다.

1. Confusion matrix

Confusion matrix 는 모델이 예측한 값과 실제 값을 비교하여 모델의 성능을 설명하는 표로서 True Positive 와 True Negative 의 값이 클수록, False Positive 와 False Negative 의 값이 작을수록 성능이 좋은 모델이다(Metz, 1979). 여기서의 positive 는 사기글을, negative 는 정상글을 의미한다.

[그림 12]에서 왼쪽에 위치한 표는 XGBoost 모델의 Confusion matrix 이고 오른쪽에 위치한 표는 딥 러닝 모델의 Confusion matrix 이다. [그림 12]에서 False positive 와 False

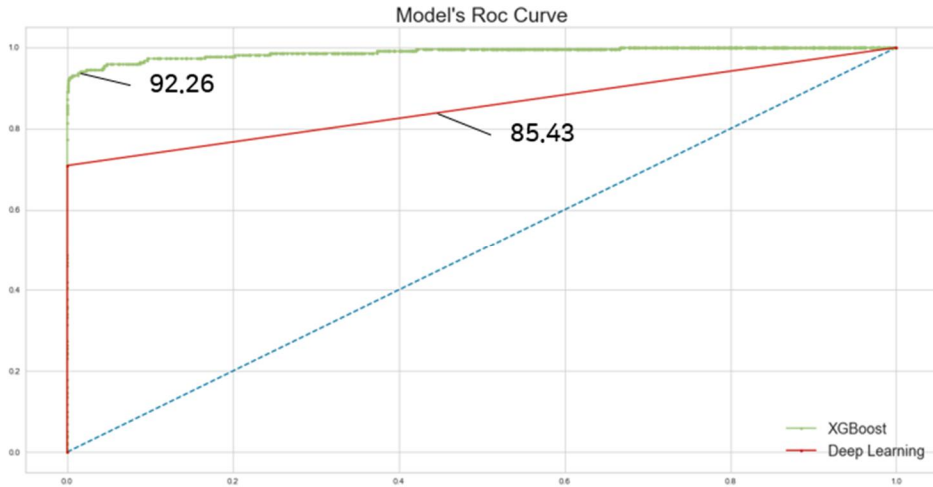
Negative 의 합계 값, 즉 옳게 예측하지 못한 데이터의 수를 비교했을 때 XGBoost 의 경우는 38 건인 반면 딥 러닝의 경우는 78 건인 것을 볼 수 있다. 따라서 옳게 예측하지 못한 데이터가 적은 XGBoost 모델의 성능이 더 좋다고 판단할 수 있다.

XGBoost		Predicted Class		딥 러닝		Predicted Class	
		사기	정상			사기	정상
Actual Class	사기	186	34	Actual Class	사기	156	64
	정상	4	36,160		정상	14	36,150

[그림 12] XGBoost 와 딥 러닝 모델의 Confusion matrix

2. AUC 점수

Confusion matrix 를 바탕으로 ROC 곡선을 그릴 수 있다. ROC 곡선은 True positive rate 과 False positive rate 비율을 다양한 임계 값에서 측정하여 그래프를 그린다(Metz, 1979). True positive rate 은 높고 False positive rate 은 낮을 경우가 좋은 모델이기 때문에 그래프가 좌측 상향으로 가까울수록 모델의 성능이 좋다고 할 수 있다. 또한 비교분석을 용이하게하기 위해 그래프의 하단 면적을 수치화한 점수를 AUC(Area Under the Curve) 점수라고 한다. XGBoost 와 딥 러닝 모델의 ROC 곡선은 [그림 13]과 같으며 AUC(Area Under the Curve) 점수는 각각 92.26, 85.43 으로 계산되어 XGBoost 의 점수가 7%가량 더 높다.



[그림 13] XGBoost 와 딥 러닝 모델의 ROC 곡선

3. F1 점수

F1 점수는 정밀도와 재현율을 조화평균한 값이다. 정밀도는 모델이 긍정이라고 예측한 데이터 중 실제로 긍정인 데이터의 비율이고, 재현율은 실제로 긍정인 데이터 중에서 모델이 긍정으로 예측한 데이터의 비율이다. 실제 긍정인 데이터를 모델이 많이 맞추었을 때 F1 점수 또한 증가하기 때문에 F1 점수가 높을수록 성능이 좋다는 의미이다.

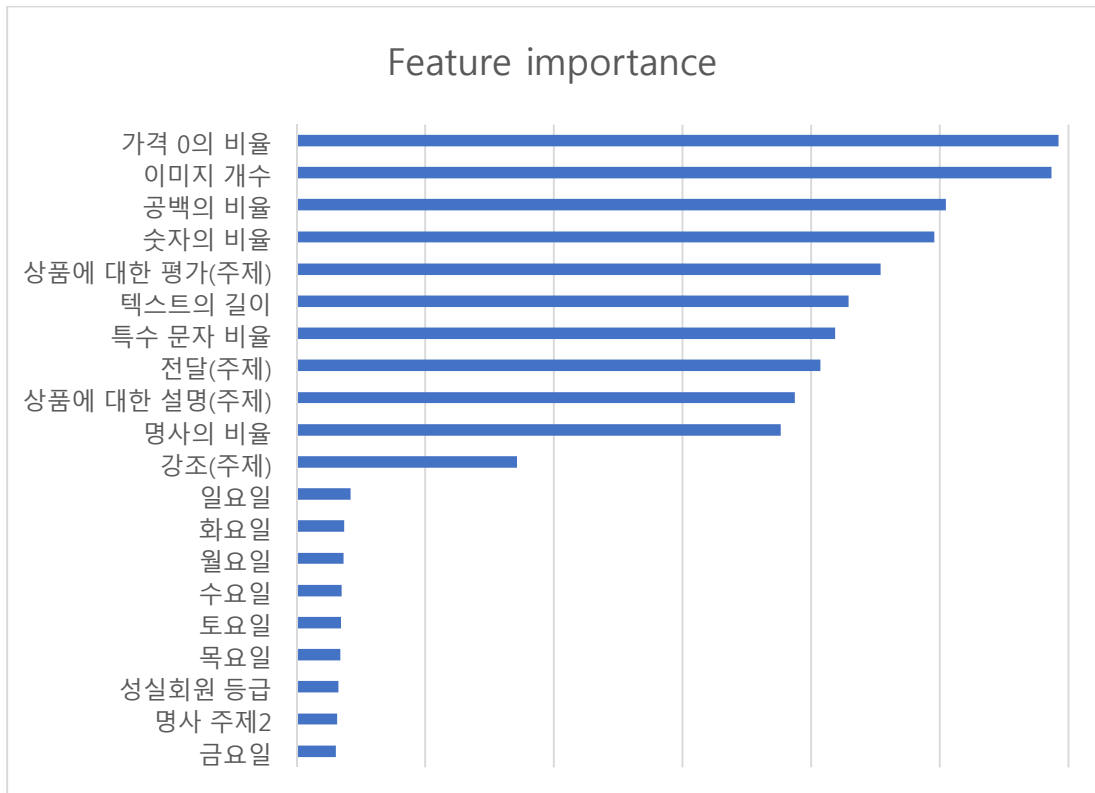
XGBoost 와 딥 러닝 모델의 F1 점수는 각각 90.73, 79.99 로 XGBoost 모델이 딥 러닝 모델에 비해 약 13%정도 점수가 높다는 것을 알 수 있다.

따라서 비교 평가 시 더 뛰어난 성능을 보여준 XGBoost 모델을 분석 모델로 선택하고 이 모델을 최종적으로 데이터에 적용하고 그 결과를 살펴본다.

제 8 장 최종 모델 적용 및 분석 결과

제 1 절 특성 중요도 (Feature Importance) 파악

모델에서 사용한 여러 특성 중 어떠한 특성이 사기글을 판별하는데 중요한지 알기 위하여 XGBoost 분석 결과 확인되는 특성 중요도를 살펴보았다. 특성 중요도는 하나의 의사결정나무에서 그 변수로 인해 성능이 얼마나 개선되었는지를 측정하여 모든 의사결정나무 각각에 대한 측정값을 평균하여 계산된다(Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009).



[그림 14] XGBoost 모델의 특성 중요도

[그림 14]는 XGBoost 모델에서 특성 중요도가 높은 상위 20 개의 특성의 중요도를 보여준다. 가격에 0 이 들어간 비율이 사기 게시글을 판단하는데 중요한 역할을 함을 알 수 있다. 이미지 개수 또한 중요한 역할을 함을 알 수 있으며 요일 정보는 사기 게시글을 판단하는데 상대적으로 역할이 미미하다는 것을 알 수 있다.

제 2 절 모델에 사용할 최종 특성 선택

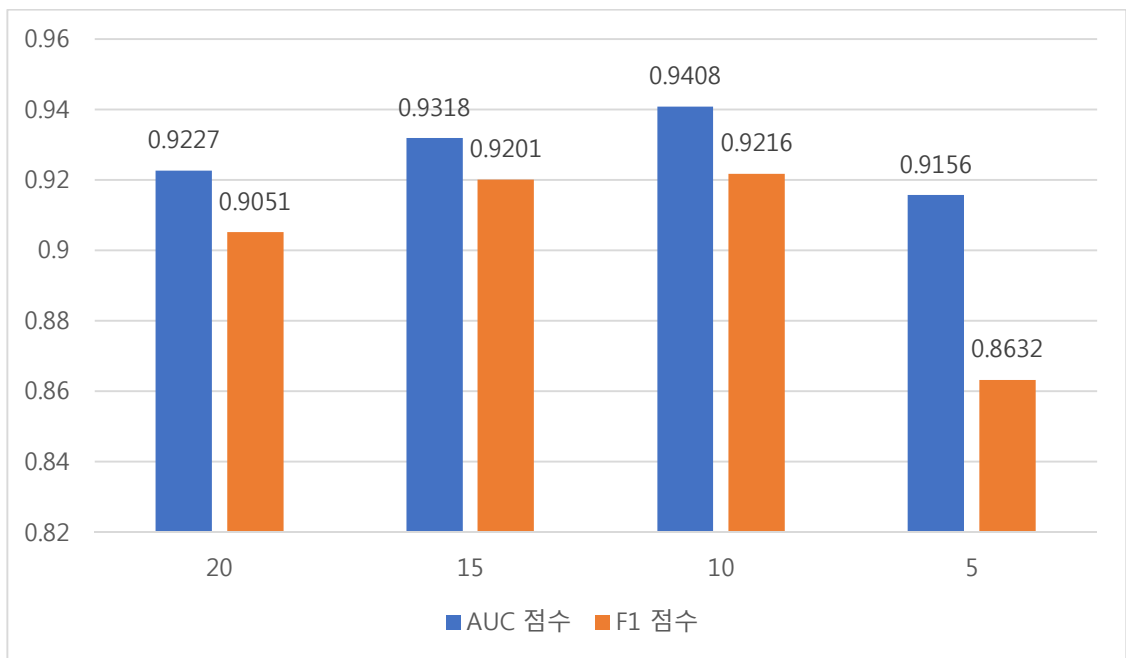
제 1 절의 결과에서 살펴보았듯이 모델에 사용된 특성 모두가 모델 성능을 높이는데, 즉 사기글 탐지를 보다 잘 하는데 긍정적인 영향을 주는 것은 아니며 기여하는 정도도 전부 다름을 확인할 수 있었다. 따라서 본 연구에서는 성능에 긍정적인 영향을 미친 특성을 선택하는 과정을 거쳐 사기글을 탐지하는 최종 모델을 확정하고자 특성의 수를 5, 10, 15, 20 개로 변경해가며 그 결과를 비교하였다. 이 때 특성의 수를 고려하여 정해야 하는 파라미터인 최대 나무 깊이를 특성의 수가 20 개일 경우에는 12, 15 개일 경우에는 11, 10 개일 경우에는 7, 5 개일 경우에는 8 로 함께 조정하여 분석하였다. 그 결과를 Confusion matrix, AUC 점수, F1 점수를 통해 비교해 보았다.

Feature의 수 20		Predicted Class		Feature의 수 15		Predicted Class	
		사기	비사기			사기	정상
Actual Class	사기	186	34	Actual Class	사기	190	30
	정상	5	36,159		정상	3	36,161

Feature의 수 10		Predicted Class		Feature의 수 5		Predicted Class	
		사기	정상			사기	정상
Actual Class	사기	194	26	Actual Class	사기	183	37
	정상	7	36,157		정상	21	36,143

[그림 15] 특성의 수에 따른 Confusion matrix

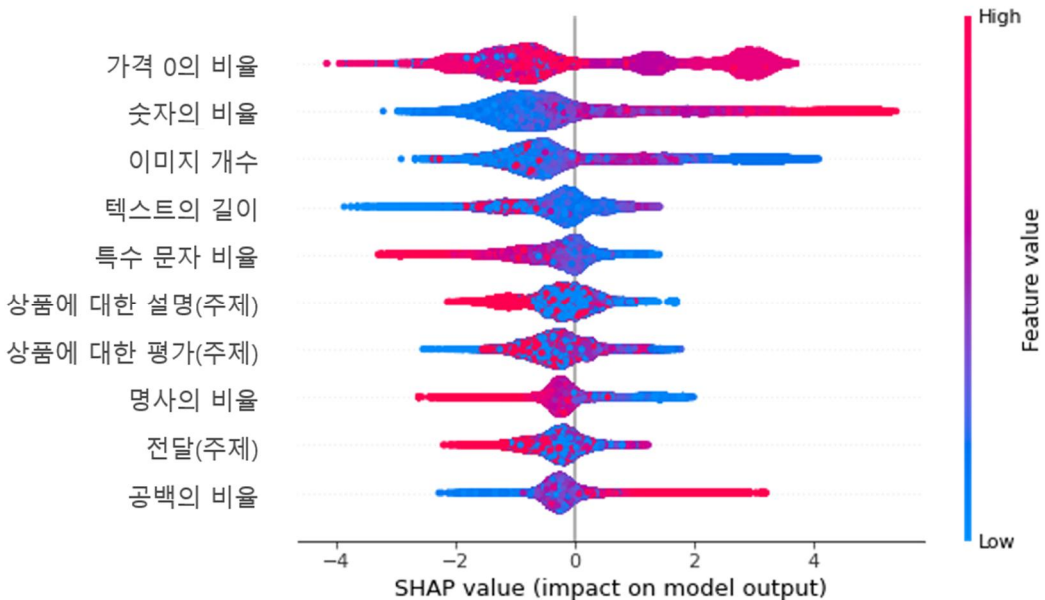
먼저 Confusion matrix 의 결과는 [그림 15]와 같으며 AUC 점수와 F1 점수가 0.940, 0.9216 으로 특성의 수가 15 개일 때가 가장 좋았고 10 개일 때 AUC 점수와 F1 점수가 0.931, 0.920 으로 다음으로 좋았으며 그 뒤로 20 개일 때, 5 개일 때 순으로 높은 성능을 보였다. 따라서 AUC 점수와 F1 점수를 비교해보았을 경우 특성의 수가 10 개일 때 최상의 결과를 보여주어 특성의 10 개인 모델을 최종 모델로 확정하였다. 따라서 가격에서 0 의 비율, 이미지 개수, 공백의 비율, 숫자의 비율, 상품에 대한 평가(주제), 텍스트의 길이, 특수 문자 비율, 전달(주제) 상품에 대한 설명(주제), 명사의 비율까지 총 10 개의 특성이 최종 선택되었다.



[그림 16] 특성의 수에 따른 AUC, F1 점수

제 3 절 최종 분석 결과

최종 분석 결과 도출 후 SHAP value 를 통하여 사기 게시글을 탐지하는데 미치는 특성의 영향력을 재해석하였다. 그 결과는 [그림 17]에서 볼 수 있다. 각각의 데이터를 모두 점으로 표현한 것이기 때문에 두꺼운 부분은 그만큼 데이터가 그 곳에 밀집되어 있다는 의미이며 이 때 색이 붉은 점은 특성이 값이 높은 데이터 포인트이며, 파란색은 특성 값이 낮은 데이터 포인트를 뜻한다. SHAP value 는 각 데이터 포인트의 특성을 포함하여 도출한 결과 값에서 해당 특성만 제외하고 도출하였을 때 가지는 값을 뺀 값이다. 즉 이 값이 작으면 특성을 제외하였을 때와 포함하였을 때 큰 차이가 없는 것이고 반대로 이 값이 크면 특성을 제외하였을 때와 그렇지 않을 때의 차이가 크다는 것으로 결과값에서 해당 특성이 가지는 영향력을 의미하며 각각의 특성의 값이 높거나 낮을수록 영향의 크기가 어떻게 변화하였는지 파악할 수 있다.



[그림 17] 특성별 데이터 포인트의 SHAP 값

가격에서 0의 비율의 경우 [그림 17]에서 대부분의 Feature value가 붉은 색을 띄고 있는 것을 볼 수 있다. 여기서의 색은 특성 값의 크기에 따른 상대적 분포에 따라 결정된 색이다. 따라서 예를 들어 해당 특성에 지나치게 낮은 특이치가 있는 경우 대부분의 값이 이 특이치와 거리가 있게 되므로 특이치는 푸른색으로 나머지 대부분은 붉은색으로 표기된다는 문제가 있다. 이러한 경우 특이치를 제외한 나머지 데이터 포인트들의 차이는 잡아내지 못하므로 모두 유사한 데이터 포인트들이 전반적으로 분포하는 것처럼 보여 해석이 정확하지 못할 수 있다. 그러한 점을 고려하고 해석하면, SHAP 값이 2~4 범위에 상대적으로 낮은 값이 없는 것으로 보아 사기 행위자가 제시하는 가격은 0의 비율이 클 것이다.

숫자의 비율 특성을 살펴보면 SHAP 값이 높은 곳에 붉은 색 데이터 포인트가 놓여있다. 따라서 사기 행위자의 게시글에는 숫자의 비율이 상대적으로 높게 들어간다는 것을 알 수 있다. 이미지 개수 특성의 경우는 SHAP 값이 높은 지점에 파란색 데이터 포인트들이 위치해 있으므로 사기 게시글에 사용되는 이미지의 개수는 대체로 적다는 것을 알 수 있다. 텍스트의 길이는 SHAP 값이 낮은 지점에는 빨간색 데이터 포인트가 보이는 반면 SHAP 값이 높은 지점에는 보이지 않기 때문에 텍스트의 길이가 짧은 경향이 있으며, 특수 문자는 SHAP 값이 높은 지점에 파란색 데이터 포인트만 놓여있기 때문에 거의 사용되지 않는다고 볼 수 있고 상품에 대한 설명에 관련된 주제와 상품의 평가와 관련된 주제 또한 SHAP 값이 높아질수록 파란색 데이터 포인트가 놓여있으므로 잘 언급되지 않는 것으로 나타났다. 또한 명사의 비율 부분에서도 SHAP 값이 높아질수록 파란색 데이터 포인트가 많으니 문장에서 명사의 사용이 드물다는 사실도 알 수 있고 전달에 대한 이야기도 SHAP 값이 높은 부분에 파란색 데이터 포인트가 많은 것으로 보아 전달에 대한 이야기도 많이 하지 않으며

마지막으로 공백은 SHAP 값이 높을수록 빨간색 데이터 포인트가 많으므로 많이 사용한다고 봐야할 것이다.

제 9 장 분석 결과 논의

분석 결과 사기글은 글이 짧고, 이미지가 적게 사용되며, 상품에 대한 설명 또한 적은 등 사기 행위자들은 게시글을 작성할 때 정상글보다 대체로 정보를 적게 제공하는 특성이 있는 것으로 나타났다. 이는 C2C 중고거래 환경에서의 사기 행위자들은 상품판매가 목적이 아니므로 정확하고 상세한 정보 자체를 제공하는 것이 어렵거나 불가능하기 때문으로 보인다. 또한 대체로 사기 행위를 반복하여 시도하기 때문에 정보를 적게 제공한 처음의 시도가 성공했다면 이런 경향은 사기 행위가 반복되면서 더욱 심해질 것으로 추측해볼 수 있다.

사기 행위자가 게시한 글에서 가격에는 0 의 비중이 많은 편이다. 예를 들어 정상글에 비해 천단위 등 상세한 수준으로 가격을 작성하기보다는 십만 단위 등으로 가격을 작성한다고 볼 수 있다. 즉, 팔고 싶은 최종 가격을 고심 끝에 적는다기보다는 관심 있는 구매자가 나타나면 가격 조정을 얼마든지 해서라도 거래를 유도하면 되므로 정상글 사용자보다 가격을 상세한 수준으로 적지 않는다고 해석할 수 있다.

또한 글의 길이에 비해 숫자와 공백을 많이 사용한다는 것을 알 수 있는데 이는 글의 길이의 해석과 일맥상통한다고 볼 수 있다. 즉, 제공할 정보 자체가 적으므로 숫자나 공백으로 포스팅의 길이를 늘리는 것으로 보인다.

명사의 비중이 낮은 것과 연결지어 해석한다면 명사가 없는 짧은 글이 많다는 해석도 가능하다. 구체적인 상품 정보를 제공하려면 상품과 관련한 특징들을 기술해야 하는데 명사가 적다는 특징은 역시 이러한 기술을 제대로 하지 못하고 있다는 증거가 될 수 있을 것이다.

반면 특수문자의 사용은 일반적으로 구매자들의 눈에 잘 띄게 하기 위해서 사용하는 경우가 많았는데 사기 행위자는 잘 사용하지 않는 것으로 보아 판매가 목적이 아니기 때문에 구매자들에게 잘 보이려는 노력을 하지 않는 것으로 보인다.

이미지의 개수에 대해서는 SHAP 값이 가장 높은 부분을 보면 사기 행위자가 글을 작성할 때 이미지를 거의 쓰지 않는다는 것을 알 수 있다. 상품을 실제로 가지고 있지 않거나 기술한 내용과 같지 않은 상태의 상품을 가지고 있는 것에서 기인한다고 추측할 수 있다.

주제의 경우, 다른 주제들은 정상 사용자와 유사하게 언급하지만 정상 사용자들은 상품 정보(명사의 주제 1), 상품 평가(형용사의 주제 1), 제품의 전달(동사의 주제 1)과 관련된 주제 등을 자주 언급하는데 비해 사기 행위자들은 전혀 언급을 하지 않는다는 것을 알 수 있다.

종합하면 C2C 중고거래 환경에서 사기 행위자들은 상품판매가 목적이 아닌 사기 행위가 목적이고 사기 행위를 반복하여 시도하므로 제품의 정보, 상태, 배송 등을 구체적으로 생각하며 실제 판매를 목적으로 글을 쓰는 정상 거래자들에 비해 이러한 상세 내용 없이 시세보다 낮은 가격 등으로 관심을 유발하는 것에만 초점을 둔 게시글을 쓰는 경향이 있다고 결론을 내릴 수 있다.

제 10 장 연구의 학술적, 실무적 시사점

본 연구의 학술적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 C2C 중고 거래시 작성되는 게시글에서 다양한 특성을 추출할 수 있다는 것을 보여주었다. 특히 그간 C2C 환경의 거래에 대한 연구 중에 LDA 기법을 활용하여 주제를 탐색하고 그를 바탕으로 사기 게시글을 탐지한 연구는 없었다. 본 연구는 C2C 환경에서의 중고거래에서 사기 행위자를 판단할 때 가격 등의 명시된

단편적 정보뿐 아니라 게시글 전체를 종합하여 말하고자 하는 주제를 파악하고 주제마다 자주 사용되는 단어들을 이용하여 머신러닝 모델을 연구하였다. 이러한 점은 기존의 연구와 가장 차별되는 점이라고 볼 수 있다.

둘째, 대부분의 C2C 거래 플랫폼들의 경우 판매자가 상품에 대한 게시글을 남기는 형태로 되어 있기 때문에 꼭 중고거래라는 한정된 영역이 아닌 다른 C2C 거래 영역에서도 충분히 고려해볼 수 있는 방법이라는 점에서 더욱이 의의가 있다고 판단한다.

셋째, 본 연구의 실험 결과는 XGBoost 와 딥 러닝의 성능을 비교 분석하였다. C2C 중고 거래 사기 게시글 탐지 문제에서 XGBoost 모델이 딥 러닝 모델보다 좋은 성능을 보인다는 점을 확인하였다.

넷째, 기존의 거짓말과 사기에 대한 연구들은 특정 사실을 이야기할 때 진실을 이야기하는 경우는 보다 구체적이고 상세한 근거를 들어 이야기하고, 거짓을 이야기하는 경우는 보다 추상적이고 간략하게 이야기한다고 이야기하였다. 본 연구의 결과는 이러한 기존 연구 결과들을 강화한다. 더불어 온라인 C2C 중고 거래에서 이런 특징들이 어떻게 발현되는지 구체화하여 향후 관련 연구의 초석이 될 것이 기대한다.

실무적 시사점은 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 C2C 중고 거래 분야에서 사기 이용자를 적발하는 기존의 방식이 가지는 제약에서 자유로운 모델을 만들었다는 의미가 있다. 이전까지 사기 게시글의 판단여부는 판매자의 전화번호, 계좌번호를 조회하여 이전에 사기 이력이 있는지 조회하는 방식으로 이루어졌다. 하지만 전화번호와 계좌번호는 언제든지 변경이 가능하며 타인의 전화번호와 계좌번호를 사용할 가능성도 존재한다. 즉 판매자가 마음만 먹으면 적발이 어려웠다. 또한 이러한 방법은 처음 사기를 의도하거나, 사기를 저질렀으나 적발되지 않은 경우는 알아낼 수 없다는 한계를 가지고 있다. 그러나 본

연구에서 제시한 모델은 게시글 만을 보고 사기 게시글 여부를 판별하기 때문에 이러한 제약에서 자유롭다. 즉, 사기 행위자가 이력을 바꾸거나, 사기 행위자로 적발된 이력이 없더라도 사기 의심 글을 판별해 낼 수 있다.

둘째, C2C 중고거래 플랫폼에서는 본 연구의 결과를 이용하여 판매자 인증 방법을 마련하거나 플랫폼의 신뢰성을 높이는 데 이용할 수 있다. 즉, 게시글이 올라오면 거래 전에 의심이 가는 게시글의 판매자와 연락하여 확인을 할 수 있을 것이다. 온라인 C2C 중고 거래 규모가 증가하며 모든 판매자들에 대해 이러한 방법을 사용하기는 어려우나 본 연구의 모델을 사용한다면 선별적 접근이 가능하여 이러한 방법을 시행하는데 드는 비용을 줄여줄 수 있을 것이다. 나아가 이러한 조치 시 판매자와 연락이 불가능한 경우 혹은 절대적으로 사기 글로 예측되는 경우에는 게시글을 읽는 이용자에게 사전에 경고를 주는 방식으로 사기를 예방할 수 있을 것으로 기대한다. 이러한 장치들이 도입되면 사기 행위자가 사기를 하기 어렵다는 것을 인지하게 되고 구매자들의 플랫폼에 대한 신뢰는 확대되어 C2C 중고거래 시장의 규모가 더욱 증가하고 안전성이 한층 높아질 것이다.

셋째, C2C 형태의 거래들이 폭발적으로 성장하는 시기에 정상 게시글과 비교하여 사기 게시글이 가지는 특성을 밝혀내어 C2C 중고거래 플랫폼을 운영하는 실무자들과 사기 행위를 억제하고자 하는 관련 기관에도 도움이 될 것으로 기대한다. 또한 본 연구의 모델은 중고거래 뿐 아니라 C2C 형태의 다양한 플랫폼에도 쉽게 수정 적용될 수 있어 C2C 중고 거래 플랫폼을 넘어 더 큰 사회적 효용이 창출될 것이라 기대된다.

제 1 1 장 연구의 한계점 및 향후 연구

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가진다.

첫째, 본 연구에서 사용한 딥 러닝 모델에서는 딥 러닝 기법 중 가장 기본적인 Fully Connected Network 만을 적용하여 다양한 딥 러닝 기법을 적용한 모델을 만들지 못했다는 한계를 가진다. 것은 본 연구가 목표하는 바가 사기 게시글을 탐지하는데 도움이 되는 실제적 모델을 만드는 것이므로 딥 러닝 기법의 맹점인 결과 해석의 어려움을 가능한 최소화하기 위함이었다. 본 연구에서는 XGBoost 를 통해 어떠한 특성이 사기 게시글 탐지에 어떠한 영향을 미치는지 해석 가능한 결과를 도출하였기 때문에 향후 연구에서는 딥 러닝의 다양한 알고리즘을 적용하여 새로운 모델을 만드는 것도 가능할 것이다.

둘째, 본 연구에서는 사기 여부를 판별할 수 없는 데이터를 제외해야 했다. 연구의 엄격성을 위하여 당연한 조치이기는 하지만, 사용 가능한 데이터의 수가 줄어들 수밖에 없었다. 머신 러닝 모델은 사용하는 데이터셋이 클수록 더욱 좋은 성과를 내게 되므로 향후 관련 기관의 협조를 받아 더 많은 데이터에서 사기 판별이 가능하게 된다면 더욱 좋은 모델이 도출될 수 있을 것이다.

제 1 2 장 결론

정보 통신 디바이스의 발달과 애플리케이션의 개발로 인해 온라인 C2C 거래 환경이 조성되고 합리적인 소비를 원하는 소비자들의 증가에 따라 온라인 C2C 중고거래에 대한 수요가 증가하고 있다. 하지만 거래량이 늘어남에 따라 물품을 보내지 않거나 명시한 것과 다른 물건을 보내는 방식으로 부당한 금전적 이득을 챙기려는 사기 행위자들의 수도 증가하고 있어 그에 대한 해결책이 시급하다.

이에 본 연구는 사기 게시글에서 상품 설명 내용의 주제, 상품 설명의 언어적 특성, 준언어적 특성, 상품의 특성, 게시글의 포스팅 특성, 판매자 특성, 거래 특성으로 크게 7 가지 카테고리에서 특성들을 추출하였다. 상품 설명의 주제의 경우에는 LDA 기법을 사용하여 게시 글마다 초점이 되는 주제를 찾아내고자 하였다. 상품 설명의 언어적 특성은 형태소 분석을 사용하여 글을 작성하면서 나타나는 특정 품사의 증가, 글의 길이 증가와 같은 특성을 살펴보고 공백, 줄 바꿈, 특수문자의 사용과 같은 준언어적 특성을 살펴보았다. 상품의 특성으로는 가격에서 0 이 얼마나 들어가는지, 게시글의 포스팅 특성으로는 작성 요일 및 시간대 그리고 이미지의 개수를 추출하였다. 또한 판매자의 특성으로 게시글 작성자 등급, 이메일을 공개하였는지 여부를 살펴보았고 마지막 거래 특성으로는 안심거래를 사용하는지 여부를 알아보았다. 그리고 이를 XGBoost 모델과 딥 러닝 모델에 학습시켜 사기 게시글을 탐지할 수 있는 모델을 구축하고 그 효과를 비교하였다. 그 결과 XGBoost 모델이 선택되었고 심층분석을 진행하였다.

분석 결과, 사기 게시글은 제공하는 정보가 적고 더 구체화되지 않은 것으로 나타났다. 명사를 상대적으로 적게 쓰고 이미지도 사용하지 않거나 적게 사용하는 글이 대부분이며 글 자체의 길이도 짧았다. 따라서 상대적으로 숫자와 공백의 비율이 높게 나왔으며 글의 초점도 정상 게시글은 상품 정보에 관련된 주제, 상품 평가에 관련된 주제, 전달과 관련된 주제에 초점을 맞춰 작성되는 반면 사기 게시글에서는 그러한 주제를 글의 내용에 담지 않는 것으로 나타났다.

본 연구는 C2C 중고 거래시 작성되는 게시글에서 다양한 특성을 추출할 수 있다는 것을 보여주었다는 점, 연구에 사용된 특성들은 딥 러닝보다는 XGBoost 에서 더 좋은 결과를 낸다는 점, 제안한 방법이 중고거래 영역 외의 다른 C2C 플랫폼에서도 충분히 고려해볼 수 있는 방법이라는 점의 학술적 시사점을 가지고

있다. 또한 C2C 중고 거래 분야에서 기존에 이용되던 사기 이용자의 전화번호, 계좌번호의 변경이 가능한 요소를 통해 이전의 사기 이력을 검토하여 적발하는 방식이 가지는 제약에서 자유로운 모델을 만들었다는 점, 사기 행위를 억제 및 예방하는 효과가 기대된다는 점의 실무적 시사점이 있다.

참고 문헌

- Akehurst, L., Köhnken, G., Vrij, A., & Bull, R. (1996). Lay persons' and police officers' beliefs regarding deceptive behaviour. *Applied Cognitive Psychology, 10*(6), 461-471.
- Ashiquzzaman, A., Tushar, A. K., Islam, M. R., Shon, D., Im, K., Park, J.-H., . . . Kim, J. (2018). Reduction of overfitting in diabetes prediction using deep learning neural network. In *IT convergence and security 2017* (Vol. 1, pp. 35-43). Berlin, Germany: Springer.
- Barse, E. L., Kvarnstrom, H., & Jonsson, E. (2003). *Synthesizing test data for fraud detection systems*. Paper presented at the Proceedings of the 19th Annual Computer Security Applications Conference, Las Vegas, USA.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research, 3*(Jan), 993-1022.
- Bond Jr, C. F., & DePaulo, B. M. (2006). Accuracy of deception judgments. *Personality and social psychology Review, 10*(3), 214-234.
- Brown, P. F., Della Pietra, S. A., Della Pietra, V. J., Lai, J. C., & Mercer, R. L. (1992). An estimate of an upper bound for the entropy of English. *Computational Linguistics, 18*(1), 31-40.
- Chang, J., Gerrish, S., Wang, C., Boyd-Graber, J., & Blei, D. (2009). Reading tea leaves: How humans interpret topic models. *Advances in neural information processing systems, 22*, 288-296.

- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: synthetic minority over-sampling technique. *Journal of artificial intelligence research*, 16, 321-357.
- Chawla, N. V., Japkowicz, N., & Kotcz, A. (2004). Special issue on learning from imbalanced data sets. *ACM SIGKDD explorations newsletter*, 6(1), 1-6.
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016). *Xgboost: A scalable tree boosting system*. Paper presented at the Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining, New York, USA.
- Chu, H. (2013). A conceptual model of motivations for consumer resale on C2C websites. *The Service Industries Journal*, 33(15-16), 1527-1543.
- Chua, C. E. H., & Wareham, J. (2004). Fighting internet auction fraud: An assessment and proposal. *Computer*, 37(10), 31-37.
- de Roux, D., Perez, B., Moreno, A., Villamil, M. d. P., & Figueroa, C. (2018). *Tax fraud detection for under-reporting declarations using an unsupervised machine learning approach*. Paper presented at the Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, New York, USA.
- Dimoka, A., Hong, Y., & Pavlou, P. A. (2012). On product uncertainty in online markets: Theory and evidence. *MIS quarterly*, 395-426.
- Driscoll, L. N. (1994). A validity assessment of written statements from suspects in criminal investigations using the scan technique. *Police Stud.: Int'l Rev. Police Dev.*, 17, 77.

- Ekman, P., & O'Sullivan, M. (1991). Who can catch a liar? *American psychologist*, *46*(9), 913.
- Fanning, K., Cogger, K. O., & Srivastava, R. (1995). Detection of management fraud: a neural network approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, *4*(2), 113-126.
- Fernando, A. G., Sivakumaran, B., & Suganthi, L. (2018). Comparison of perceived acquisition value sought by online second-hand and new goods shoppers. *European Journal of Marketing*, *52*(7/8), 1412-1438.
- Ford, B. J., Xu, H., & Valova, I. (2013). A real-time self-adaptive classifier for identifying suspicious bidders in online auctions. *The Computer Journal*, *56*(5), 646-663.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of statistics*, 1189-1232.
- Ghosh, S., & Reilly, D. L. (1994). *Credit card fraud detection with a neural-network*. Paper presented at the Proceedings of the 27th Hawaii International Conference on, Wailea, USA.
- Gupta, A. (2018). The evolution of fraud: Ethical implications in the age of large-scale data breaches and widespread artificial intelligence solutions deployment. *International Telecommunication Union Journal*, *1*, 0-7.

- Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2016). The sharing economy: Why people participate in collaborative consumption. *Journal of the association for information science and technology*, 67(9), 2047-2059.
- Han, H., Wang, W.-Y., & Mao, B.-H. (2005). *Borderline-SMOTE: a new over-sampling method in imbalanced data sets learning*. Paper presented at the Proceedings of the International conference on intelligent computing, Hefei, China.
- Han, J. (2013). *Understanding second-hand retailing: A resource based perspective of best practices leading to business success*. (Doctoral dissertation). Iowa State University, Ames, USA.
- Hart, C. L., Hudson, L. P., Fillmore, D. G., & Griffith, J. D. (2006). Managerial Beliefs about the Behavioral Cues of Deception. *Individual Differences Research*, 4(3).
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Berlin, Germany: Springer Science & Business Media.
- Hendrawan, D., & Zorigoo, K. (2019). Trust in Website and Its Effect on Purchase Intention for Young Consumers on C2C E-Commerce Business. *Jurnal Aplikasi Manajemen*, 17(3), 391-399.
- Hite, D. M., Voelker, T., & Robertson, A. (2014). Measuring perceived anonymity: The development of a context independent instrument. *Journal of Methods and Measurement in the Social Sciences*, 5(1), 22-39.

- Hsu, C.-W., Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2003). *A practical guide to support vector classification*.
- Iguchi, M., Terada, M., Nakamura, Y., & Fujimura, K. (2003). A voucher-integrated trading model for C2B and C2C E-commerce system development. In *Towards the Knowledge Society* (Vol. 1, pp. 415-429). Berlin, Germany: Springer.
- Jansson, P., & Liu, S. (2017). *Distributed representation, LDA topic modelling and deep learning for emerging named entity recognition from social media*. Paper presented at the Proceedings of the 3rd Workshop on Noisy User-generated Text.
- Jiang, Z., & Zhao, W. (2013). Acquiring Buyer's Trust in C2C Transactions: An Empirical Case Study in China. *International Journal of China Marketing*, 3(2), 49-61.
- Jones, K. S. (1972). A statistical interpretation of term specificity and its application in retrieval. *Journal of documentation*, 28(1), 11-21.
- Kalakota, R., & Whinston, A. B. (1997). *Electronic commerce: a manager's guide*. Boston, USA: Addison-Wesley Professional.
- Kalman, Y. M., & Gergle, D. (2010). *CMC cues enrich lean online communication: The case of letter and punctuation mark repetitions*. Paper presented at the Proceedings of the 5th Mediterranean Conference on Information Systems, Tel Aviv, Israel.
- Lemel, R. (2020). C2C E-Commerce: The State of Academic Research in Disposing Goods Online. *Copyright 2020 by Institute for Global Business Research, Nashville, TN, USA*, 12.

- Li, & Chen, L. (2020). Risk Evaluation for C2C E-commerce via an Improved Credit Counting Method. *Internet Technology Letters*, 222.
- Li, R., Chung, T.-L., & Fiore, A. M. M. (2019). *Factors Leading to Success for Entrepreneurs in the Chinese Online C2C Market*. Paper presented at the Proceedings of the International Textile and Apparel Association Annual Conference, Las Vegas, USA.
- Liebman, N., & Gergle, D. (2016). *It's (Not) simply a matter of time: The relationship between CMC cues and interpersonal affinity*. Paper presented at the Proceedings of the 19th ACM conference on computer-supported cooperative work & social computing.
- Lin, J. W., Hwang, M. I., & Becker, J. D. (2003). A fuzzy neural network for assessing the risk of fraudulent financial reporting. *Managerial Auditing Journal*, 18(8), 657-665.
- Little, B. B., Johnston Jr, W. L., Lovell, A. C., Rejesus, R. M., & Steed, S. A. (2002). *Collusion in the US crop insurance program: applied data mining*. Paper presented at the Proceedings of the 2002 SIAM International Conference on Data Mining.
- Luhn, H. P. (1957). A statistical approach to mechanized encoding and searching of literary information. *IBM Journal of research and development*, 1(4), 309-317.
- Maes, S., Tuyls, K., Vanschoenwinkel, B., & Manderick, B. (2002). *Credit card fraud detection using Bayesian and neural networks*. Paper presented at the Proceedings of the 1st international nairo congress on neuro fuzzy technologies.

- Maijamaa, B., Nweze, N., & Bagudu, H. D. (2020). Coronavirus Disease (Covid-19), is Global Recession Eitable? *Jurnal Aplikasi Manajemen, Ekonomi dan Bisnis*, 4(2), 71-77.
- Matteson, A., Lee, C., Kim, Y., & Lim, H.-S. (2018). *Rich character-level information for Korean morphological analysis and part-of-speech tagging*. Paper presented at the Proceedings of the 27th International Conference on Computational Linguistics.
- Metz, C. E. (1979). *Applications of ROC analysis in diagnostic image evaluation*.
- Mittendorf, C. (2017). *The implications of trust in the sharing economy—an empirical analysis of Uber*. Paper presented at the Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences.
- Mohr, J. W., & Bogdanov, P. (2013). Topic models: What they are and why they matter. *Poetics*, 41(6), 545-569.
- Newman, D., Lau, J. H., Grieser, K., & Baldwin, T. (2010). *Automatic evaluation of topic coherence*. Paper presented at the Proceedings of the 2010 annual conference.
- Olukemi, L. O. R., & AwoyeluIyabo. (2019). Reputation System for Fraud Detection in Nigerian Consumer-to-Consumer E-Commerce. *Journal of Computer Science*, 7(2), 49-60.
- Salvatore, D. (2020). Slower World Growth or Global Recession with the Trade War? In *Capitalism, Global Change and Sustainable Development* (Vol. 1, pp. 1-13). Berlin, Germany: Springer.
- Saussure, F. d. (1959). *Course in general linguistics*. New York, USA: Philosophical Library.

- Silverstein, M., Silverstein, M. J., & Butman, J. (2006). *Treasure hunt: inside the mind of the new global consumer*. London, England: Penguin Books.
- Sinayobye, J. O., Kiwanuka, F., & Kyanda, S. K. (2018). *A state-of-the-art review of machine learning techniques for fraud detection research*. Paper presented at the Proceedings of the 2018 Symposium on Software Engineering in Africa.
- Sivic, J., & Zisserman, A. (2008). Efficient visual search of videos cast as text retrieval. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 31(4), 591-606.
- Smith, N. (2001). *Reading between the lines: An evaluation of the scientific content analysis technique (SCAN)*. London, England: Home Office.
- Solomon, H., Solomon, L. Z., Arnone, M. M., Maur, B. J., Reda, R. M., & Roth, E. O. (1981). Anonymity and helping. *The Journal of Social Psychology*, 113(1), 37-43.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Salakhutdinov, R. (2014). Dropout: a simple way to prevent neural networks from overfitting. *The journal of machine learning research*, 15(1), 1929-1958.
- Steyvers, M., & Griffiths, T. (2007). Probabilistic topic models. *Handbook of latent semantic analysis*, 427(7), 424-440.
- Sukrat, S., Mahatanankoon, P., & Papasratorn, B. (2016). *The evolution of C2C social commerce models*. Paper presented at the Proceedings of the 11th international conference on digital information management.

- Sutanonpaiboon, J., & Abuhamdieh, A. (2008). Factors influencing trust in online consumer-to-consumer (C2C) transactions. *Journal of Internet Commerce*, 7(2), 203-219.
- Tsang, S., Koh, Y. S., Dobbie, G., & Alam, S. (2014). Detecting online auction shilling frauds using supervised learning. *Expert systems with applications*, 41(6), 3027-3040.
- Vrij, A. (2008). *Detecting lies and deceit: Pitfalls and opportunities*. New Jersey, USA: John Wiley & Sons.
- Vrij, A., Edward, K., & Bull, R. (2001). People's insight into their own behaviour and speech content while lying. *British Journal of Psychology*, 92(2), 373-389.
- Wang, Wang, Y., Ye, Z., Yan, L., Cai, W., & Pan, S. (2018). *Credit card fraud detection based on whale algorithm optimized BP neural network*. Paper presented at the Proceedings of the 13th International Conference on Computer Science & Education.
- Wang, Wilson, C., Zhao, X., Zhu, Y., Mohanlal, M., Zheng, H., & Zhao, B. Y. (2012). *Serf and turf: crowdturfing for fun and profit*. Paper presented at the Proceedings of the 21st international conference on World Wide Web.
- Wang, Y., & Xu, W. (2018). Leveraging deep learning with LDA-based text analytics to detect automobile insurance fraud. *Decision Support Systems*, 105, 87-95.
- Warren, M., & Walter, P. (1943). A Logical Calculus of The Ideas Immanent in Nervous Activity. *Mathematical Biophysics*, 5.

- Wei, K., Li, Y., Zha, Y., & Ma, J. (2019). Trust, risk and transaction intention in consumer-to-consumer e-marketplaces. *Industrial Management & Data Systems*.
- Werbos, P. J. (1990). Backpropagation through time: what it does and how to do it. *IEEE*, 78(10), 1550-1560.
- Xue, H.-y., & Yang, D.-h. (2010). *Implementing Circular Consumption by Means of Second-Hand Goods Market*. Paper presented at the Proceedings of the 2010 International Conference on Management and Service Science.
- Yamamoto, H., & Ohshima, H. (2017). *Proactive or Reactive? Platform Governance Strategy in C2C Marketplace*. Paper presented at the Proceedings of the Pacific Asia Conference on Information Systems (PACIS).
- Yar, M. (2005). The Novelty of 'Cybercrime' An Assessment in Light of Routine Activity Theory. *European Journal of Criminology*, 2(4), 407-427.
- Yoshida, T., & Ohwada, H. (2010). *Shill bidder detection for online auctions*. Paper presented at the Proceedings of the Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence.
- Zainuddin, A., Junaidi, J., & Putra, R. D. (2017). Design of E-Commerce Payment System at Tokopedia Online Shopping Site. *Aptisi Transactions On Management*, 1(2), 143-155.
- Zhang, L., & Zhan, C. (2017). *Machine learning in rock facies classification: an application of XGBoost*. Paper presented at the Proceedings of the International Geophysical Conference, Qingdao, China.

- Zuckerman, M., DePaulo, B. M., & Rosenthal, R. (1981). Verbal and nonverbal communication of deception. In *Advances in experimental social psychology* (Vol. 14, pp. 1-59). Amsterdam, Netherlands: Elsevier.
- 경찰청. (2020). *경찰통계자료*. Retrieved from <https://www.police.go.kr/www/open/publicce/publicce0204.jsp>
- 김하정, 조지영, & 곽영태. (2019). 블록체인을 활용한 P2P 중고거래 플랫폼. *한국정보과학회 학술발표논문집*, 1645-1647.
- 문옥영. (2011). *한국어 진술서에서 책임회피 시 나타나는 거짓의 언어·심리적 특징*. (석사학위). 경기대학교 일반대학원, 수원.
- 송낙윤. (2018). *딥러닝을 이용한 해석 가능한 함수 추정에 관한 연구*. (석사학위). 명지대학교 대학원, 용인.
- 송유진. (2020). 휴리스틱-체계적 정보처리 단서가 온라인 중고거래에서의 지각된 위험과 거래의도에 미치는 영향. *소비자문제연구*, 51(1), 51-77.
- 오병철. (2017). 전자상거래법상의 거래 플랫폼 규제와 개선방안. *외법논집*, 41(4), 145-180.
- 이경남, & 전계형. (2018). 블록체인을 이용한 중고거래 플랫폼 개선방안 연구. *디지털융복합연구*, 16(9), 133-145.
- 이나은, & 이상원. (2017). 컴퓨터 기반 매개 커뮤니케이션 내 준 언어적 신호에 대한 탐색적 연구. *한국 HCI 학회 학술대회*, 746-749.
- 이동은. (2019). 우리의 지갑을 노리는 해커, 사이버 사기의 진화. *KISO 저널*(35), 52-60.

- 이보한, & 나종연. (2020). 소비자 간 거래 플랫폼에서의 신뢰의 구성과 형성요인. *소비자학연구*, 31(3), 167-191.
- 이석준. (2015). *거짓 진술에서 SCAN 의 은폐 탐지율에 관한 연구*. (석사학위). 경기대학교 일반대학원, 수원.
- 이세정. (2018). *거짓말 행동 특징에 대한 신념 : 軍수사관 중심으로 / Beliefs about Lie Behavior Characteristics : Focusing on Military Investigators*. (석사학위). 경기대학교 행정·사회복지대학원, 경기도. KERIS Theses & Dissertations database.
- 이영식. (2014). 사이버 범죄에 대한 연구: 대학생들의 사회유대가 사이버 범죄에 미치는 영향을 중심으로. *한국경찰학회보*, 16(6), 121-144.
- 이왕건. (2020). 코로나 19 시대 도시 사회·공간 변화와 정책과제. *국토정책 Brief*, 1-8.
- 정인수. (2020). *LDA 알고리즘을 활용한 국내 기록관리학의 연구동향 분석*. (석사학위). 중부대학교 인문산업대학원, 금산.
- 조아름. (2015). *인터넷 중고 거래 시 범죄두려움에 영향을 미치는 요인 분석*. (석사학위). 광운대학교 대학원, 서울.
- 조아름, 신현주, & 김주찬. (2015). 온라인 중고거래 중개자에 관한 문제점과 개선방안. *한국 IT 서비스학회지*, 14, 69-83.
- 조유빈. (2020, 3.5). 시장 규모 20 조, 중고장터의 '이유 있는' 변신. *시사저널*. Retrieved from <https://www.sisajournal.com/news/articleView.html?idxno=196345>

최원석, 김홍원, 김주혜, 최지원, & 최재희. (2020). 코로나 19 로 인한 중국의 생산· 소비
충격 분석 및 전망. *오늘의 세계경제*, 20(12), 1-25.

황현정, 문현수, & 이영석. (2017). 온라인 중고시장에서 판매글 신뢰도 분석.
한국정보과학회 학술발표논문집, 1853-1855.