

토픽 모델링 기반 비대면 강의평 분석 및 딥러닝 분류 모델 개발

Analyzing Students' Non-face-to-face Course Evaluation by Topic Modeling and Developing Deep Learning-based Classification Model

한 지 영 (Ji Yeong Han)*

허 고 은 (Go Eun Heo)**

목 차

- | | |
|-----------|-------------|
| 1. 서 론 | 4. 실험 결과 분석 |
| 2. 이론적 배경 | 5. 결론 및 제언 |
| 3. 연구 설계 | |

초 록

2020년 신종 코로나바이러스 감염증(코로나19)으로 인한 전 세계적인 팬데믹으로 교육 현장에도 큰 변화가 있었다. 대학에서는 보조 교육 수단으로 생각했던 원격수업을 전면 도입하였고 비대면 수업이 일상화되어 교수자와 학생들은 새로운 교육환경에 적응하기 위해 큰 노력을 기울이고 있다. 이러한 변화 속에서 비대면 강의의 질적 향상을 위하여 강의 만족도 영향요인에 관한 연구가 필요하다. 본 연구는 코로나 전과 후로 변화된 대학 강의 만족도 영향요인을 파악하기 위해 빅데이터를 활용한 새로운 방법론을 제시하고자 한다. 토픽 모델링을 활용하여 코로나 전과 후의 강의평을 분석하고 이를 통해 강의 만족도 영향요인을 파악하여 대학교육이 나아가야 할 방향성을 제언하였다. 또한, 딥러닝 언어 모델인 KoBERT를 기반으로 0.84의 F1-score를 보이는 토픽 분류 모델을 구축함으로써 강의의 만족, 불만족 요인을 다각도로 파악할 수 있으며 이를 통해 강의 만족도의 지속적인 질적 향상에 기여할 수 있다.

ABSTRACT

Due to the global pandemic caused by COVID-19 in 2020, there have been major changes in the education sites. Universities have fully introduced remote learning, which was considered as an auxiliary education, and non-face-to-face classes have become commonplace, and professors and students are making great efforts to adapt to the new educational environment. In order to improve the quality of non-face-to-face lectures amid these changes, it is necessary to study the factors affecting lecture satisfaction. Therefore, This paper presents a new methodology using big data to identify the factors affecting university lecture satisfaction changed before and after COVID-19. We use Topic Modeling method to analyze lecture reviews before and after COVID-19, and identify factors affecting lecture satisfaction. Through this, we suggest the direction for university education to move forward. In addition, we can identify the factors of satisfaction and dissatisfaction of lectures from multiangle by establishing a topic classification model with an F1-score of 0.84 based on KoBERT, a deep learning language model, and further contribute to continuous qualitative improvement of lecture satisfaction.

키워드: 코로나19, 학습만족도, 대학교육, 텍스트 마이닝, LDA 토픽 모델링, 토픽 분류

COVID-19, Learning Satisfaction, University education, Text Mining, LDA Topic Modeling, Topic Classification

* 연세대학교 문헌정보학과 석사과정(jiyoung181@yonsei.ac.kr / ISNI 0000 0005 0461 6790) (제1저자)

** 연세대학교 문헌정보학과 연구교수(goeun.heo@yonsei.ac.kr / ISNI 0000 0004 7707 1202) (교신저자)

논문접수일자: 2021년 10월 18일 최초심사일자: 2021년 11월 2일 게재확정일자: 2021년 11월 15일

한국문헌정보학회지, 55(4): 267-291, 2021. <http://dx.doi.org/10.4275/KSLIS.2021.55.4.267>

* Copyright © 2021 Korean Society for Library and Information Science

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>) which permits use, distribution and reproduction in any medium, provided that the article is properly cited, the use is non-commercial and no modifications or adaptations are made.

1. 서론

21세기는 지식과 기술로 새로운 가치를 창조하는 지식기반사회이기에 교육의 질을 높이고 우수한 인재를 육성하려는 노력은 대학을 비롯한 많은 분야에서 두드러져 왔다. 특히, 대학에서는 교육의 질적 향상을 위해 교육 만족도 영향요인 분석, 교육 만족도 측정 도구 및 지수와 지표 개발, 학습자의 학습 동기와 교육 만족도 간의 관계 분석 등 다양한 연구가 진행되어 왔다(기영화, 노호정, 2005; 최경호, 강성, 2011; 함은혜, 박상욱, 김은경, 2017; 김세련, 2021). 교육 수요자의 만족도가 신뢰, 몰입, 학업 지속 및 유지, 학교에 대한 충성도에까지 영향을 미친다는 연구 결과는 교육 만족도가 매우 중요함을 시사한다(강만수, 박상규, 2011).

최근 신종 코로나바이러스 감염증(코로나19)으로 인해 대학 교육 현상이 크게 변하고 있다. 보조 교육 수단으로만 여겨졌던 원격수업이 전면 도입되어 비대면 수업이 일상화되었고 교수자와 학생들은 새로운 교육환경에 적응하기 위해 큰 노력을 기울이고 있다. 이와 같은 상황에서 비대면 온라인 교육의 학습자 만족도 연구는 교육의 강의 질적 향상을 위해 필수 불가결하다.

이에 따라 비대면 온라인 교육의 학습자 만족도에 유의한 영향요인 연구 및 대면 교육의 영향요인과의 차이에 관한 활발한 연구가 이루어지고 있다(노영, 이경근, 2020).

학습자 만족도 영향요인을 분석한 기존 연구들(한은숙, 김종두, 2003; 서구원, 2011; 김선희, 2017; 노영, 이경근, 2020)은 주로 자기 기입식 설문조사 및 대학 강의평가 결과에 의존해왔다. 이 방법은 다수 학생의 의견을 반영하

지 못하고 설문조사를 기획하는 사람의 생각이 많이 반영된다는 단점을 가진다.

이에 본 연구에서는 대학 교육 학습자 만족도 도출을 위해 빅데이터를 활용한 새로운 방법을 제시하고자 한다. 최근, 토픽 모델링을 활용하여 직무 만족도 요인 분석, 온라인 쇼핑 앱 고객 만족도 요인 분석 등 다양한 만족도 요인을 도출하는 시도가 계속 있었다(강주영, 임재익, 2016; 김광국, 김용환, 김자희, 2018). 이에 따라 본 연구는 전국 400개 대학을 지원하는 온라인 대학교 커뮤니티인 <에브리타임>의 강의평가 텍스트를 대상으로 토픽 모델링 기법을 활용하여 학습자의 수업 만족도에 영향을 미치는 요인들을 파악하고 영향요인들이 코로나19 이전과 이후에 어떻게 변화하는지 확인하고자 한다.

또한, 딥러닝 기반 언어 모델인 KoBERT를 이용하여 강의평 토픽 자동 분류 모델을 구축하고자 한다. 강의평 토픽 자동 분류 모델을 활용하면 단순 평점으로만 표현된 평가 외에 강의에 대한 학습자의 만족 혹은 불만족 요인이 무엇인지 확인할 수 있다. 뿐만 아니라, 특정 학습자의 강의 만족 요인을 도출하여 개인화된 강의 추천 시스템에 활용할 수 있어 궁극적으로 학습자의 만족도 향상에 기여할 수 있다.

본 연구의 연구 질문은 다음과 같다.

- 연구질문 1: 토픽 모델링을 활용하여 도출한 학습자의 수업 만족도 요인은 무엇인가?
- 연구질문 2: 학습자 수업 만족도 요인은 코로나 전과 후에 어떻게 변화하였는가?
- 연구질문 3: 딥러닝 모델을 통해 강의 평가 텍스트로부터 토픽을 자동으로 분류한

모델의 성능은 어떠한가?

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 학습자의 수업 만족도에 영향을 미치는 요인, LDA 토픽 모델링 기법, 딥러닝 기반 자동 분류 모델 등 관련 선행 연구에 관해 서술한다. 3장에서는 연구 설계, 4장에서는 실험 결과에 대해 기술한다. 5장에서는 결론 및 본 연구의 의의에 대해 기술한다.

2. 이론적 배경

2.1 학습자의 수업 만족도에 영향을 미치는 요인에 대한 선행연구

코로나 전후로 대학생의 수업 환경에 많은 변화가 있었기에 코로나 이전 대면 수업 환경에서 수업 만족도에 영향을 미치는 요인과 코로나 이후 비대면 수업 환경에서 수업 만족도에 영향을 미치는 요인에는 분명한 차이가 존재한다. 코로나 이전 대면 수업 환경에서는 교육과정의 편성 및 강좌 구성, 교수학습 및 평가 방법, 수업효과 등이 영향을 주는 것으로 나타났다. 무엇보다도 교육과정 편성 및 강좌 구성의 영향력이 교수학습 및 평가방법, 수업효과보다 큰 영향을 주는 것으로 나타났다(김무영, 김민영, 2020). 뿐만 아니라 교수자와 학습자간 래포 형성에 관한 연구들도 학습자의 만족도와 관련해 다수 시도되어 왔다. 래포란 두 사람 사이의 신뢰 관계를 나타내는 심리학 용어이다. 지성구와 송윤희(2012)에 따르면 교수자의 유머러스함은 래포, 몰입, 만족도에 긍정

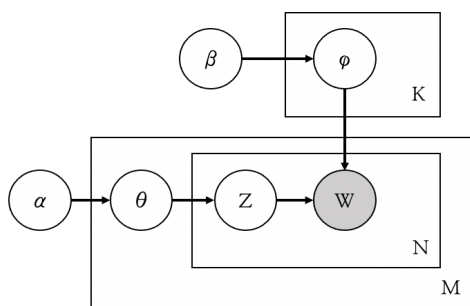
적인 영향을 미치는 것으로 드러났으며 래포와 몰입은 모두 교수자의 유머러스함과 학습자 만족도 사이를 매개하지만 특히 몰입의 경우 만족도에 직접적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다. 또한 대학 수업에서 교수자의 비언어적 커뮤니케이션의 필요성 역시 인식되어 왔다(송윤희, 2020). 비언어적 커뮤니케이션은 말을 제외한 의사소통, 즉 신체동작, 몸짓, 표정, 공간, 자세 등을 수단으로 전달되는 의사소통을 말한다(Kendon, 1981). 송윤희(2020)에 따르면 교수자의 비언어적 커뮤니케이션은 언어적 커뮤니케이션 만큼이나 수업에서 중요한 역할을 담당하며, 학습 만족도에 정적 영향을 미치는 래포 형성에 정적 영향을 미치므로 비언어적 커뮤니케이션과 학습 만족도 역시 정적 상관관계에 놓이는 것을 알 수 있다.

그러나 코로나 이후 비대면 수업 환경에서는 비언어적 커뮤니케이션 등 일부 만족도 영향 요인의 영향력은 변화할 것으로 예측할 수 있다. 이에 비대면 수업 환경에서 대학생의 수업 만족도에 영향을 미치는 요인에 대한 연구가 다수 진행되어 왔다. 조미원과 김지영(2021)에 따르면 수업 진행 속도, 수업 이해를 높이려는 노력, 수업 내용 이해, 차시 당 학습량, 열정적이고 성실한 수업 운영 등은 교양과 전공수업 모두에서 만족도에 영향을 미쳤으며, 교수의 콘텐츠 제작 및 활용은 교양 원격수업에서만, 교수-학생 간 소통은 전공 원격수업에서만 만족도에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 백상현(2021)은 비대면 원격 수업 환경에서는 수업의 유형에 따라 수업 만족도에 차이가 나타났으며, 동영상 강의, 혼합형 강의, 실시간 화상수업 순으로 수업 만족도가 높게 나타났다고 밝혔다. 해당 연구는

비대면 온라인 수업유형에 따른 수업 만족도 차이를 분석하여 보다 실제적인 개선방안을 모색했다는 것에 의의를 지닌다.

2.2 LDA 토픽 모델링

토픽 모델링은 텍스트 마이닝 기법 중 하나로, 코퍼스 내에 내재되어 있는 토픽(주제)들을 발견하기 위한 통계적 모델이다. Hofman, T(1999)에 의해 1999년 처음으로 토픽 모델링 기법이 제안되었으며, 가장 대표적인 토픽 모델링 알고리즘인 LDA(Latent Dirichlet Allocation)는 Blei, Ng, & Jordan(2003)에 의해 2003년 제안되었다. LDA는 각 문헌들은 여러 개의 주제의 조합으로 이루어져 있고 각 주제들은 여러 개의 단어로 구성되어 있으며 주제의 단어 분포와 문헌의 주제 분포는 디리클레 분포를 따른다고 가정한다. 이를 바탕으로 문헌이 어떤 주제들로 이루어져 있는지를 역추적하는 확률 모형이 LDA이다. LDA를 도식화하면 <그림 1>과 같다.



<그림 1> LDA 도식화

<그림 1>에서 M은 문헌의 개수를, N은 단어의 개수를 나타낸다. K는 주제의 개수를 의미하며 이는 곧 주제를 총 몇 개로 설정할 것인지

에 대한 하이퍼 파라미터 값이다. LDA에서는 M개의 문헌이 주어질 때 모든 문헌은 각각 K개의 주제 중 하나에 속하게 되어있다. 또한 α 와 β 역시 디리클레 분포 하이퍼 파라미터 값인데, α 는 문헌의 주제 분포를 얼마나 밀집되게 할 것인지를 조절하는 값이며 β 는 주제의 단어 분포를 얼마나 밀집되게 할 것인지를 조절하는 값이다. θ 는 문헌의 주제 디리클레 분포를 의미하며 ϕ 는 주제에 해당하는 단어, Z는 해당 단어가 속한 주제, W는 관찰된 데이터를 의미한다. W는 실제 문헌을 통해 관찰되는 값이지만 다른 변수들은 관찰되지 않는 '잠재 변수'이다. 즉, <그림 1>의 LDA의 과정은 관찰된 데이터 W를 이용해서 하이퍼 파라미터 α 와 β 를 따르는 디리클레 분포 θ , ϕ , 그리고 Z까지 추적해나가는 과정이며, 이 과정에서 Z와 W는 문헌 내의 단어 하나당 한번씩 샘플링되며 θ 는 문헌 단위로 한번씩 샘플링된다. 가장 적합한 주제를 찾아 할당하는 <그림 1>과 같은 과정의 반복 끝에, 모든 할당이 완료되어 결국 수렴 상태에 도달하게 된다.

박종도(2015)는 커뮤니티에 축적된 질의응답 데이터 세트를 이용, LDA 토픽 모델링 기법을 사용하여 커뮤니티 내 특정 카테고리 내의 토픽을 분석하고 이를 바탕으로 해당 토픽에 관심을 가지는 이용자의 관심 토픽을 분석하였다. 육지희, 송민(2018)은 생의학 문헌의 자동 분류를 위해 LDA 토픽 모델링을 활용하여 토픽 자질을 생성하고 토픽의 분포를 이용해 분류기를 학습시키고 성능을 평가하였다. 진설아 외(2013)는 트위터 데이터를 이용한 네트워크 분석의 결과를 검증하기 위해 토픽 모델링 기법을 활용하였다. 하나의 트윗을 하나

의 문헌으로 간주, LDA 토픽 모델링을 수행해 10개의 토픽을 추출하였으며 네트워크 분석이 나타내는 시사점을 토픽 모델링 결과에서도 제시하고 있음을 확인하였다.

뿐만 아니라 최근 토픽 모델링 기법을 적용해 사용자 만족도 요인을 도출하는 연구도 다수 이루어지고 있다. 김동욱, 강주영, 임재익(2016)은 잡플래닛의 기업 정보 리뷰를 활용해 LDA 토픽 모델링, 동시출현단어분석을 진행하였다. 이를 통해 산업 간 직무만족도 요인의 차이가 존재하는지 탐색적으로 살펴보았다. 즉, 산업 간 직무만족도의 비교를 수행하기 위해 기업정보 리뷰 웹사이트 리뷰 데이터를 수집, LDA를 적용한 사례이다. LDA 결과, 직무만족 요인의 비율이 산업별로 유사한 것으로 나타났다. 김광국, 김용환, 김자희(2018)는 모바일 쇼핑 앱 사용자들의 요구사항을 도출하기 위하여 사용자 리뷰 토픽 모델링(LDA)을 시행하여 고객 만족도에 영향을 미치는 구체적인 요인들을 도출하였다.

위 연구들은 사용자의 리뷰 데이터를 바탕으로 LDA 토픽 모델링 기법을 활용하여 사용자 만족도에 영향을 미치는 다양한 요인을 도출했다는 점에서 공통점이 있다. 따라서 본 연구에서는 코로나19 이전과 이후 대학 교육에서의 학습자 만족도 영향 요인을 도출하고 변화를 감지하기 위해 2011년부터 2020년까지의 연세대학교 <에브리타임> 내 강의평 텍스트에 LDA 토픽 모델링 기법을 적용하고자 한다.

2.3 딥러닝 기반 자동 분류 모델

문헌의 자동 분류에 관한 연구는 많은 선행연구들을 통해 그 필요성이 입증되어 왔다(김해

찬술 외, 2017; 심재권, 2021; 황상흠, 김도현, 2020; 이수빈 외, 2021). 최근에는 인공지능 기술이 발전하면서 문헌의 자동 분류에 기계학습을 접목한 연구로 발전되고 있다(김해찬술 외, 2017). 김판준(2019)은 문헌정보학 분야의 학술지 논문을 자동 분류하기 위하여 대표적인 앙상블 기법인 랜덤포레스트를 적용하였다. 성능에 유의한 영향을 미치는 요소인 트리 수, 자질 선정, 학습 집합 크기에 대해 다각적인 실험을 수행한 후 가장 좋은 분류 성능이 기대되는 최적 값을 도출하였다.

나아가 딥러닝 기반의 자연어 처리 연구가 활발해지면서 구글에서 발표한 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)와 같이 트랜스포머 구조를 뼈대로 하는 언어 모델이 그 높은 성능으로 인해 문헌의 자동 분류에도 주로 활용되고 있다(Devlin et al., 2018). BERT는 모든 레이어에서 왼쪽과 오른쪽 양쪽의 문맥을 함께 고려하여 레이블링 되지 않은 텍스트로부터 깊은 양방향 표현(deep bidirectional representation)을 얻는 것을 목적으로 한다. 이를 위해 BERT에서는 다층의 양방향 트랜스포머 인코더(multi-layer bidirectional transformer encoder) 구조를 활용한다. BERT의 입력 임베딩(input embedding)은 Token Embedding, Segment Embedding, 그리고 Position Embedding의 총합으로 구성되는데, 이때 WordPiece 임베딩 방식을 사용한다는 특징이 있다. BERT에서 사용하는 WordPiece 토큰나이저는 서브워드 토큰나이저의 일종으로, 자주 등장하는 단어는 단어 집합 안에 그대로 추가하지만, 자주 등장하지 않는 단어는 더 작은 단위(sub-word)로 쪼개어 단어 집합에 추가한다. 이에 단어 집합에 없는 단어에 대한 학습의 어려움을 가졌

던 기존 임베딩 방식과 다르게, sub-word 단위로 단어를 나누어 OOV(out-of-vocabulary) 문제를 해결해 성능 향상에 기여한다. 또한 BERT의 사전 훈련은 Masked Language Model(MLM)과 Next Sentence Prediction(NSP)를 통해 이루어지는데, 먼저 Masked Language Model은 랜덤하게 입력 토큰의 일부를 마스킹하고 이를 예측하는 학습 방식이다. 이를 통해 깊은 양방향 표현을 학습할 수 있다. 또한 Next Sentence Prediction은 실제로 두 문장이 연결되어 있던 문장인지를 예측하는 학습 방식이다. 이를 통해 문장 간 관계를 학습할 수 있으며, 이렇게 사전 훈련한 BERT에 추가적으로 하나의 출력층을 더하여 fine-tuning함으로써 여러 자연어 처리 문제에 활용할 수 있다고 알려져 있다.

이러한 BERT는 GLUE(General Language Understanding Evaluation) 작업 세트를 통한 일반 언어 이해 평가, 질문과 지문이 주어지고 그 중 정답을 찾는 SQuAD(Stanford Question Answering Dataset) v1.1과 v2.0 작업 세트를 통한 질문 답변 평가, 앞 문장이 주어지고 보기로 주어지는 네 가지의 문장 중에 가장 잘 이어지는 문장을 추론하는 SWAG(Situations With Adversarial Generations) 작업 세트를 통한 상식 추론 평가 모두에서 가장 좋은 성능을 보인 것으로 나타났다(Devlin et al., 2018). 하지만 이 BERT의 multilingual cased 모델을 그대로 한국어에 적용할 경우 성능의 한계가 나타난다. BERT 기반 사전 훈련 모델은 그 특성상 사전 훈련에 이용된 데이터를 구성하는 언어에 성능이 국한되며 Google BERT multilingual cased 모델의 경우 다국의 위키백과 데이터로만 학습되었기 때문에 한국어 데이터의 부족으로 인한

한국어 성능 저하가 발생하는 것이다. 이와 같은 문제점 해소를 위해 한국어 특화 데이터셋을 구축하고 이를 활용해 사전 학습시킨 한국어 전용 BERT의 필요성이 대두되었다. SKTBrain에서 개발한 KoBERT는 한국어 데이터셋으로 사전 학습된 대표적인 한국어 전용 BERT이다. KoBERT는 한국어 성능에 대해서 Google BERT multilingual cased 모델과 상당한 차이를 보인다. Naver Sentiment Movie Corpus(NSMC) 분류에 대해서 Google BERT multilingual cased 모델은 0.875의 정확도를 보이는 반면 KoBERT는 0.901의 정확도를 보이는 것으로 알려져 있다(Jeon, 2021).

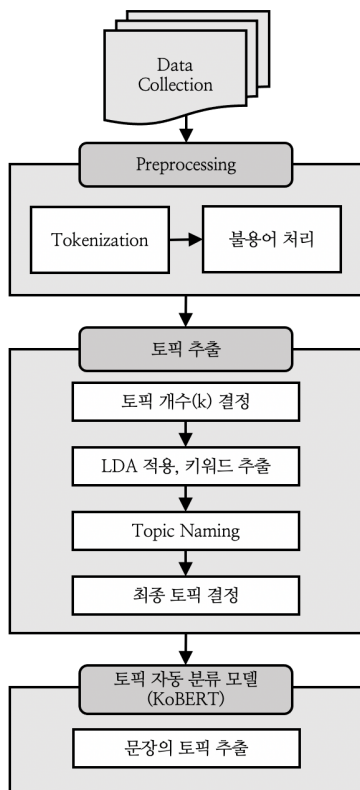
문헌의 자동 분류에 BERT 또는 KoBERT를 이용하는 선행 연구는 다음과 같다. 심재권(2021)은 초등학교 고학년의 욕설 문장을 자동 분류하는데 BERT를 이용하였다. 초등학생이 작성하는 문장에 분류 모델을 적용하여 자동으로 욕설문장을 필터링하고자 초등학교 4-6학년의 채팅 내역을 수집하였으며, 욕설로 신고된 욕설문장을 함께 수집하여 이진분류를 수행하였다. 욕설 문장 분류 결과, 75%의 정확률을 보였다. 황상흠, 김도현(2020)은 R&D 과제 정보, 특허와 같은 기술 문서의 분류 정보를 활용하여 딥러닝 기반의 BERT를 fine-tuning해 국가 R&D 과제의 중분류 코드를 예측하는 분류 모델을 생성하고 성능을 평가하였다. 이수빈 외(2021)는 공황장애 경향 문헌을 분류하고자 BERT 기반 자동 분류 모델을 생성하였다. 소셜 미디어에서 수집한 공황장애 관련 문헌을 직접 레이블링하여 경향 문헌과 비경향 문헌으로 분류, 이를 이용해 BERT multilingual cased, KoBERT, KcBERT를 학습시킨 후 성능 평가

를 진행하였다.

이처럼 딥러닝 기반 자동 분류 모델의 발전에 따라, 사전 학습된 BERT를 기반으로 한 자동 분류 모델의 연구가 다수 이루어지고 있다. 이에 본 연구에서는 Google BERT multilingual cased의 한국어 성능 한계를 극복하기 위해 만들어진 KoBERT를 이용해 강의평의 토픽 분류를 수행한다.

3. 연구 설계

본 연구의 개요는 <그림 2>와 같다.



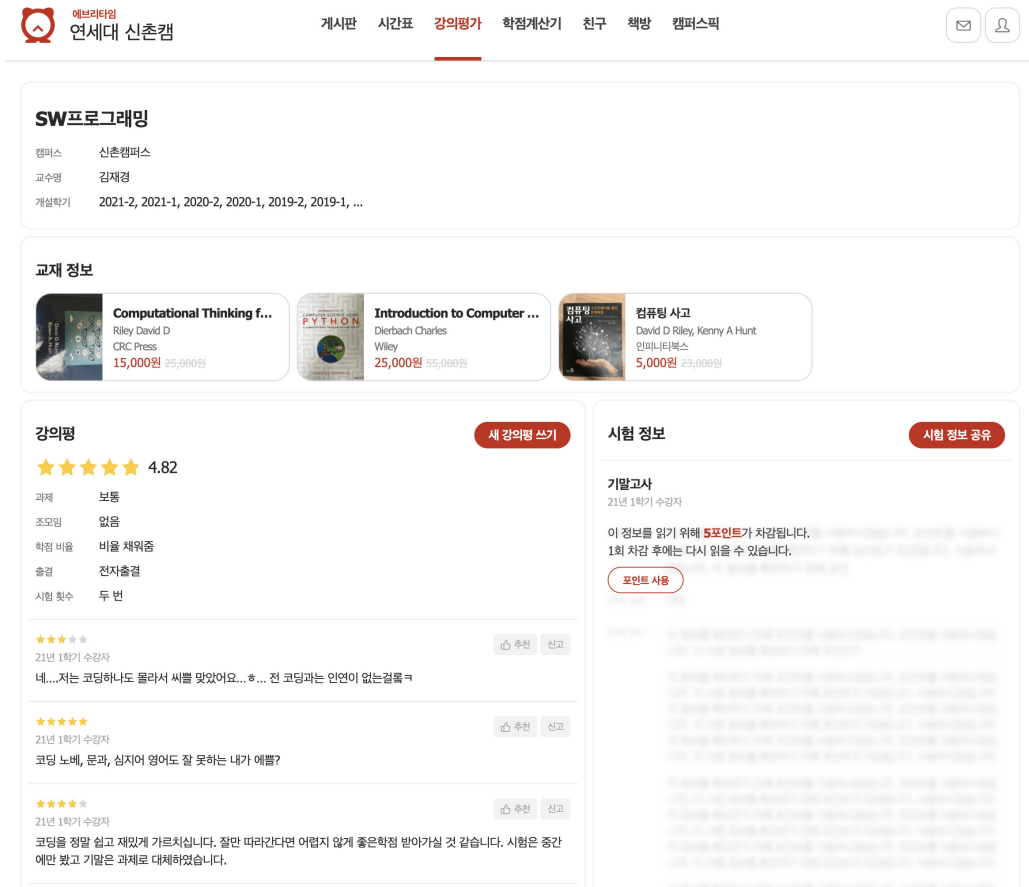
<그림 2> 연구 흐름도

3.1 데이터 수집과 전처리

본 연구에서 실험을 위해 필요한 데이터로는 강의과목과 각 강의과목에 대한 강의 평가 목록이 있다. 데이터는 전국 400개 대학을 지원하는 온라인 대학교 커뮤니티인 <에브리타임>의 연세대학교 강의평가 게시판에서 웹 크롤링으로 수집하였다. <그림 3>은 <에브리타임>의 강의평가 게시판을 보여준다. 격하기로 개설되는 강의 과목들이 존재하기 때문에 수집 대상은 2020학년도 1학기 및 2학기에 개설된 강의과목을 기준으로 한정하였으며, 이에 3,283개의 강의과목 목록을 수집하였다. 또한 선정된 3,283개 강의과목을 대상으로 2010년 2학기부터 2021년 1학기까지 작성된 76,501개의 강의 평가 데이터를 수집하였다.

연구를 수행하기 위해 각 강의에 대해서 상세페이지 url, 학년, 종별, 학정번호, 학점, 교과목명, 담당교수, 강의시간, 강의실, 강의평(별점 평균), 유의사항을 수집했으며, 강의의 고유 식별자로서 url을 활용했다. 또한 강의의 상세페이지 url을 활용하여 강의평(별점), 수강 학기, 강의평(텍스트)을 수집하였다.

이후 LDA 토픽 모델링과 토픽별 자동 분류 모델링을 수행하기 위해 수집한 강의 평가 텍스트를 대상으로 전처리를 수행하였다. 전처리에는 파이썬 KoNLPy 패키지(박은정, 조성준, 2014)를 사용하였으며 형태소 분석기로는 Okt, Komoran, Mecab을 고려하였다. 데이터 수집 원인 <에브리타임>의 경우 대학생들이 주 사용층을 이루는 커뮤니티라는 점에 착안하여 신조어, 줄임말 등이 다수 포함되어 있을 것이라 예측, 이러한 텍스트에 대해 좋은 성능을 보인다



〈그림 3〉 에브리타임

고 알려진 Mecab을 최종적인 형태소 분석기로 선정하였다. 또한 형태소 분석결과 중 길이가 1인 단어와 불용어 리스트에 존재하는 단어는 제거하였다. 불용어 리스트에는 부사, 조사 등의 형태학적 측면에서의 불용어 뿐만 아니라 모든

강의 평가 텍스트에 자주 등장하기 때문에 낮은 정보량을 가지는 '교수, 수업, 강의, 내용' 등의 단어 역시 불용어에 포함시켰다. 연구에서 적용한 불용어는 〈표 1〉에서 확인할 수 있다.

〈표 2〉는 수집한 강의 평가 데이터와 전처리

〈표 1〉 연구자 선정 불용어 리스트

<p>교수, 수업, 강의, 내용, 대한, 대해, 대해서, 이렇게, 너무, 정말, 진짜, 매우, 많이, 엄청, 게서, 에게, 때문, 까지, 정도, 처음, 경우, 으시, 듯이, 만큼, 라고, 려고, 는지, 서서, 면서, 해서, 어서, 인데, 지만, 다고, 다는, 라는, 동안, 이번, 얘기, 이거, 이걸, 이게, 뭐가, 걸로, 스러웠, 스러운, 우리, 으로, 에서, 는데, 한테,에요, 어요, 아요, 세요, 네요, 해요, 는데, 는다, 신다, 으십니다, 겁니다, 습니다, 합니다, 입니다, 삽니다, 으세요, 으려면, 다면</p>

〈표 2〉 전처리 전과 후 강의 평가 텍스트 예시

	전처리 이전	전처리 이후
0	'시험 잘 맞본 것 같은데 에이제로 떠서 놀람 감사합니다 교수님'	시험 에이제로 떠서 놀람 감사
1	'에 뭐... 그냥 괜찮았는데 지습기간을 안 주고 전범위 시험본다그러니까 당황스러웠네요 교수님 똑똑하시고 나쁘지 않아요. 다만 3시간 연속인데 좀 힘들지만 뭐 그건 당연히 고려하시고 신청하시겠죠.'	그냥 괜찮 지습 기간 범위 시험 본다 그러니까 당황 똑똑 나쁘 다만 시간 연속 힘들 그건 당연히 고려 신청 겠죠
2	'교수님 너무 똑똑하시고 피피티 위주로 수업하시기는 하는데 현장경험이 풍부하셔서 그런지 잘 설명해주십니다 저는 정말 좋았어요'	똑똑 피피티 위주 현장 경험 풍부 그런지 설명

를 마친 강의 평가 데이터 예시를 보여준다.

수집한 76,501개의 강의평 데이터에 이와 같은 전처리 과정을 거친 결과, 총 76,252개의 결측값이 없는 데이터셋이 구축되었다. 최종 데이터를 평점별로 구분한 결과는 〈표 3〉과 같다. 평점 5점에 해당하는 데이터의 개수가 36,823개로 가장 많으며 평점 2점에 해당하는 데이터의 개수가 4,499개로 가장 적은 것을 확인할 수 있었다.

〈표 3〉 평점별 구분

평점(별점)	강의평 수
100.0(5)	36,823
80.0(4)	16,711
60.0(3)	11,862
40.0(2)	4,499
20.0(1)	6,357
합계	76,252

최종 데이터를 수강 학기별로 구분한 결과는 〈표 4〉와 같다. 코로나 이후의 강의평 데이터는 29,731개, 코로나 이전의 데이터는 46,521개 수집했으며, 2020년 1학기 및 2학기의 데이터가 각각 16,441개, 12,885개로 데이터셋 내 가장 큰 비중을 차지하고 있었다.

〈표 4〉 수강 학기별 구분

코로나 이후	21년 1학기 수강	405
	20년 2학기 수강	12,885
	20년 1학기 수강	16,441
코로나 이전	19년 2학기 수강	8,748
	19년 1학기 수강	9,199
	18년 2학기 수강	6,627
	18년 1학기 수강	6,776
	17년 2학기 수강	4,713
	17년 1학기 수강	5,005
	16년 2학기 수강	2,356
	16년 1학기 수강	1,712
	15년 2학기 수강	540
	15년 1학기 수강	313
	14년 2학기 수강	137
	14년 1학기 수강	225
	13년 2학기 수강	93
	13년 1학기 수강	33
	12년 2학기 수강	13
	12년 1학기 수강	14
	11년 2학기 수강	7
11년 1학기 수강	6	
10년 2학기 수강	4	

3.2 LDA 토픽 모델링

LDA 토픽 모델링을 수행하기 위해서는 하이퍼 파라미터 α 와 β , K값의 설정이 필요하다. 이 중 α 는 문헌의 주제 분포를 얼마나 밀집되게 할 것인지를 조절하며 β 는 주제의 단어분포

를 얼마나 밀집되게 할 것인지를 조절한다. α 는 보통 0.1, β 는 보통 0.001로 설정한다.

주제의 개수를 의미하는 K값의 경우 사용자가 사전에 설정한 K값에 따라 토픽 모델링의 결과가 크게 달라지므로 사용자는 사전에 K값에 따른 토픽 모델을 평가, 적절한 주제의 개수를 결정해주어야 한다. 주제의 수가 적은 경우에는 하나의 주제에 여러 개 주제의 키워드가 중복되어 나타나며, 주제의 수가 많은 경우에는 하나의 주제에 대한 키워드가 여러 개의 주제에 분산되어 나타나기 때문이다. 박자현, 송민(2013)은 LDA 기반 토픽 모델링을 수행하여 20건의 연구주제를 도출, 국내 문헌정보학의 연구동향을 분석하였다. 박주선, 홍순구, 김종원(2017)은 K값을 20으로 설정, 미국 특허 문서 중 인공지능 관련 초록을 대상으로 LDA 토픽 모델링 기법을 활용하여 20개의 인공지능 세부 기술을 추출하였다. 김태경, 최희연, 이홍철(2016)은 LDA 토픽 모델링을 이용해 핀테크 기술의 동향을 분석하였으며 Perplexity 값을 기반으로 최적의 K값 20을 도출하였다.

본 연구에서는 LDA로 학습된 모델을 평가하는 대표적인 척도인 혼란도(Perplexity)와 주제 일관성(Topic Coherence)을 모두 이용해

K값을 결정하였다. 혼란도는 값이 작을수록, 주제 일관성은 값이 클수록 토픽 모델이 실제 문헌을 잘 반영하고 있다고 평가된다. <표 5>는 K값의 변화에 따른 LDA 모델의 혼란도와 주제 일관성 변화를 나타낸다.

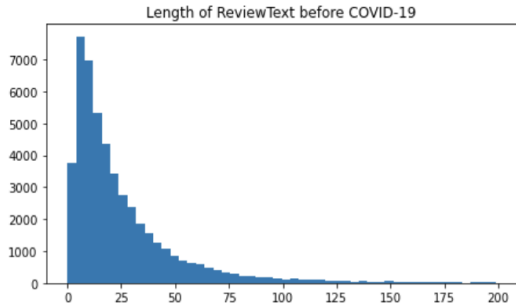
<표 5>를 통해 K값이 커질수록 혼란도는 계속해서 감소하는 것, 주제 일관성은 K=20일 때와 K=25일 때의 차이가 가장 작게 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이에 본 연구에서는 주제 일관성 값이 크게 감소하지 않는 주제 수 20과 25 중 기존 연구의 K값 선정을 참고하여 최종적으로 토픽의 개수를 20개로 설정하였다.

3.3 KoBERT를 이용한 다중 토픽 분류

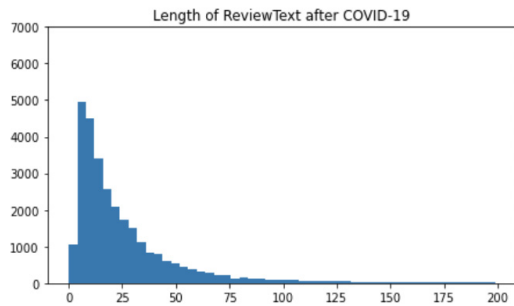
본 연구에서는 KoBERT를 fine-tuning해 LDA 토픽 모델링을 통해 도출된 20개의 토픽을 자동 분류할 수 있도록 모델링한다. 강의평 텍스트에 LDA 토픽 모델링에 의해 결정된 최종 토픽을 라벨로 활용하여 BERT Classifier가 토픽을 자동으로 분류할 수 있도록 KoBERT를 fine-tuning 시켰다. 강의평 토픽 분류 모델의 파라미터 설정은 다음과 같다.

<표 5> LDA 모델의 혼란도(Perplexity)와 주제 일관성(Topic Coherence)

K	혼란도 (Perplexity)	혼란도 변화	주제 일관성 (Topic Coherence)	주제 일관성 변화
5	-7.57	-	-2.23	-
10	-8.03	-0.46	-2.60	-0.37
15	-8.79	-0.76	-2.79	-0.19
20	-9.22	-0.43	-3.45	-0.66
25	-9.64	-0.42	-3.49	-0.04
30	-10.08	-0.44	-3.94	-0.45



〈그림 4〉 코로나19 이전 강의평 길이 분포



〈그림 5〉 코로나19 이후 강의평 길이 분포

〈그림 4〉, 〈그림 5〉에 의해 $max_len = 150$ 으로 설정하였으며, $learning_rate = 5e-5$, $dropout_rate = 0.5$, $optimizer = AdamW$, $loss\ function = cross-entropy$ 를 사용하였다. 최적의 분류 성능에 도달하기 위한 $epochs$ 는 8회로 설정하였다.

4. 실험 결과 분석

4.1 전체 토픽 결과 및 분포

4.1.1 토픽 모델링 결과와 토픽 등장 빈도

본 연구에서는 토픽 모델링 기법을 활용해 학습자의 수업 만족 요인과 코로나를 전후로한 수업 만족 요인 변화를 파악하고자 하였다. 이에 LDA를 활용하여 토픽 모델링을 수행하였고 산출된 20개 토픽의 상위 5개 키워드의 토픽 모델링 결과는 〈표 6〉에서 확인할 수 있다. 각 토픽의 이름은 20개로 분류된 토픽들을 연구자가 해석한 결과이다. LDA 토픽 모델링을 통해 추출된 키워드들의 도메인 내 전체적인 의미를 고려하였으며, 연구자들의 충분한 합의를 통해 도출되었다.

또한 각 토픽의 키워드를 보고 토픽의 주제

를 해석, 명명하는 과정에서 학습자의 수업 만족도 요인과 연관 지으면서도 연구자들의 자의성을 최대한 배제하고 객관성을 유지하기 위해 강의 만족도 요인 관련 선행연구를 참고하였다. 신주용, 권령민, 문석환(2009)은 경영학 기초과목에 대한 대학생들의 만족도에 영향을 미치는 요인을 파악하기 위해 요인분석으로 ‘강의환경’, ‘수강생’, ‘강의준비’, ‘교수법’, ‘성적평가’, ‘강의관리’의 6개 요인을 추출하고 AHP 기법을 이용하여 요인들의 우선순위를 산출하였다. 해당 연구는 ‘강의에 대한 충분한 사전 지식, 강의에 대한 자신의 흥미와 열성, 강의 유익성, 강의 준비가 탄탄함, 시험의 난이도, 공정한 성적평가, 출석관리의 철저함’ 등 강의 만족도 요인에 관한 기존의 연구들에 포함된 개별 변수들을 통합적으로 구성한 후 6개 강의 만족도 요인의 중요성과 우선순위를 분석했다는 점에 의의가 있다. 이에 본 연구에서는 기존 연구에서 추출된 강의 만족 요인들을 참고하여 토픽의 주제를 명명하였다.

〈표 7〉은 20개 토픽의 등장 빈도, 비중, 순위를 나타낸다. 등장 빈도란 수집된 강의평 중 해당 토픽으로 분류된 강의평의 수를 의미한다. 비중은 전체 데이터셋에서 해당 토픽으로 분류

〈표 6〉 20개 토픽의 토픽 모델링 결과

Topic 0	Topic 1	Topic 2	Topic 3	Topic 4
수강신청	수강생 : 강의에 대한 충분한 사전지식	출결	수강생 : 강의에 대한 열성	수강생 : 학습자 만족도
수강 신청 숙제 물리 학점	사람 모르 그냥 아니 으면	출석 출결 조교 결석 실험	열심히 공부 그래도 학점 힘들	학기 최고 재밌 학점 배우
Topic 5	Topic 6	Topic 7	Topic 8	Topic 9
교수법 : 수업 이해를 높이려는 노력	강의 준비	교수법 : 열정적이고 성실한 수업 운영	특정 강의 관련 : 영어 강의	강좌 구성 : 보고서
설명 이해 질문 가르쳐 진도	학년 당신 타과 등록금 아깝	친절 리딩 흥미 노력 배려	영어 실력 피드백 질문 근태	발표 시간 과제 주제 보고서
Topic 10	Topic 11	Topic 12	Topic 13	Topic 14
수강생 : 강의에 대한 열성	강의관리 : 수업 진행 속도	성적평가 기준	강좌 구성 : 과제	강의내용 : 강의에 대한 흥미
공부 속보 피피티 열심히 필기	생각 학기 진행 수강 속도	과제 기준 성적 평가 점수	과제 제출 매주 부담 모임	생각 개인 지식 관심 영화
Topic 15	Topic 16	Topic 17	Topic 18	Topic 19
수강생 : 강의에 대한 열성	특정 강의 관련 : 참여형 수업	특정 강의 관련 : 채플	강좌 구성	강좌 구성 : 시험
무난 개꿀 에이쁠 무조건 들어라	발표 모임 조별 기독교 토론	시간 채플 그냥 채우 끝내	배우 이론 프로젝트 분야 과목	중간 기말 퀴즈 과제 점수

된 강의평의 비중을 말한다. 수강생의 강의에 대한 열성 드러내는 Topic 3과 10의 강의평 수가 각각 10,778개, 8,417개로 가장 높은 순위를 차지했다. 또한 강의 준비(Topic 6)에 관련한 강의평의 수가 256으로 가장 낮은 순위를 차지했다. 〈표 6〉과 〈표 7〉을 통해 “등록금이 아깝다”

와 같이 매우 부정적인 강의 준비 관련 토픽 (Topic 6), “이번 학기 최고 재밌었고, 학점도 잘 나오고 배우는 것도 많았다”와 같이 매우 긍정적인 수강생(학습자 만족도) 토픽(Topic 4)에 해당되는 강의평은 상당히 적은 것을 확인할 수 있었다.

〈표 7〉 20개 토픽 등장 빈도, 비중, 순위

순위	토픽명(토픽)	등장 빈도	비중(%)
1	수강생(강의에 대한 열성)(3)	10,778	14.13%
2	수강생(강의에 대한 열성)(10)	8,417	11.04%
3	강좌 구성(과제)(13)	7,652	10.04%
4	수강생(강의에 대한 충분한 사전지식)(1)	6,594	8.65%
5	강의관리(수업 진행 속도)(11)	6,568	8.61%
6	교수법(열정적이고 성실한 수업 운영)(7)	4,067	5.33%
7	교수법(수업 이해를 높이려는 노력)(5)	3,943	5.17%
8	수강생(강의에 대한 열성)(15)	3,792	4.97%
9	강좌 구성(시험)(19)	3,500	4.59%
10	성적평가 기준(12)	3,459	4.54%
11	강의내용(강의에 대한 흥미)(14)	3,395	4.45%
12	수강생(학습자 만족도)(4)	3,078	4.04%
13	강좌 구성(보고서)(9)	2,203	2.89%
14	특정 강의 관련(영어강의)(8)	2,050	2.69%
15	특정 강의 관련(참여형 수업)(16)	1,674	2.20%
17	특정 강의 관련(채플)(17)	1,666	2.18%
18	강좌 구성(18)	1,287	1.69%
19	출결(2)	1,262	1.66%
19	수강신청(0)	611	0.80%
20	강의 준비(6)	256	0.34%

4.1.2 토픽별 평균 평점

토픽 모델링의 결과로 모든 강의평이 주제에 할당되고 나면, 토픽별 등장 빈도 분포를 파악할 수 있을 뿐 아니라 토픽별 평균 평점 역시 파악할 수 있다. 토픽별 평균 평점은 토픽 모델링의 결과로 도출된 20개의 토픽 각각에 할당된 강의평들의 별점을 평균 낸 값을 의미한다. 토픽 모델링 결과 문헌은 하나의 문헌을 이루는 주제들 중 가장 비중이 높은 주제에 할당되며, 따라서 각각의 주제에 할당된 여러 개의 강의 평가 별점을 평균 내어 토픽별 평균 평점을 계산할 수 있다. 그리고 이를 통해 해당 토픽이 긍정의 극성을 띄는지 부정의 극성을 띄는지를 분석할 수 있다.

분석 결과, “모르는 사람은 그냥 듣지 말아라”와 같이 매우 부정적인 키워드를 가지는 수강생(강의에 대한 충분한 사전지식) 토픽(Topic 1)이 평균 평점 2.80으로 최하위 순위를 차지했다. 성적 평가 기준 토픽(Topic 12)이 평균 평점 3.29로 평균 평점 순위 19위, “등록금이 아깝다”와 같이 역시 매우 부정적인 키워드를 가지는 강의 준비 관련 토픽(Topic 6)이 평균 평점 3.36로 평균 평점 순위 18위를 차지했다.

반대로 “이번 학기 최고 재밌었고, 학점도 잘 나오고 배우는 것도 많았다”와 같이 매우 긍정적인 키워드만을 가지는 수강생(학습자 만족도) 토픽(Topic 4)이 평균 평점 4.51로 평균 평점 순위 1위, 열정적이고 성실한 수업 운영을 나타

〈표 8〉 토픽별 평균 평점과 순위

순위	토픽명(토픽)	평균 평점
1	수강생(학습자 만족도)(4)	4.51
2	교수법(열정적이고 성실한 수업 운영)(7)	4.48
3	교수법(수업 이해를 높이려는 노력)(5)	4.36
4	강좌 구성(보고서)(9)	4.21
5	강좌 구성(과제)(13)	4.15
6	특정 강의 관련(채플)(17)	4.14
7	강의 내용(강의에 대한 흥미)(14)	4.13
8	강좌 구성(18)	4.13
9	수강생(강의에 대한 열성)(10)	4.10
10	수강생(강의에 대한 열성)(15)	4.08
11	수강생(강의에 대한 열성)(3)	4.02
12	강좌 구성(시험)(19)	4.01
13	강의 관리(수업 진행 속도)(11)	3.97
14	특정 강의 관련(참여형 수업)(16)	3.96
15	출결(2)	3.96
16	수강 신청(0)	3.68
17	특정 강의 관련(영어 강의)(8)	3.58
18	강의 준비(6)	3.36
19	성적평가 기준(12)	3.29
20	수강생(강의에 대한 충분한 사전지식)(1)	2.80

내는 교수자 관련 토픽(Topic 7)이 평균 평점 4.48로 평균 평점 2위, 역시 수업 이해를 높이려는 노력을 나타내는 교수자 관련 토픽(Topic 5)이 평균 평점 4.36으로 평균 평점 순위 3위를 차지했다. 토픽별 평균 평점과 순위는 〈표 8〉에서 확인할 수 있다.

4.2 코로나 전/후 토픽 비교

4.2.1 코로나 전/후 토픽별 비중 차이

코로나 확산 전/후로 강의평 데이터 내 토픽별 등장 추이 변화, 토픽별 평균 평점의 변화를 확인하기 위해서 데이터를 코로나 이전과 이후로 나눈 후 추가 분석을 진행하였다. 수집한 데

이터 중 코로나 확산으로 인한 전면 비대면 수업이 진행된 2020년 1학기, 2020년 2학기, 2021년 1학기 강의평을 코로나 이후로, 2010년 2학기부터 2019년 2학기까지를 코로나 이전 강의평으로 분류하였다.

〈표 9〉는 코로나 전/후 20개 토픽의 등장 비중 변화를 나타낸다. 코로나 이전 데이터셋의 크기가 코로나 이후 데이터셋에 비해 2배가량 크기 때문에, 단순 빈도 수가 아닌 데이터 셋 내 비중으로 토픽별 등장 비중 변화를 비교하였다.

등장 비중이란 수집된 강의평 중 해당 토픽으로 분류된 강의평의 비중을 의미한다. 코로나가 유행하면서 강좌 구성 중 과제 관련(Topic 13),

〈표 9〉 코로나 전후 토픽별 등장 비중 변화

순위	토픽명(토픽)	코로나 이전 등장 비중(%)	코로나 이후 등장 비중(%)	비중 변화(%)
1	강좌 구성(과제)(13)	7.51%	13.48%	5.97%
2	강의관리(수업 진행 속도)(11)	6.27%	11.85%	5.58%
3	성적평가 기준(12)	3.28%	6.28%	3.00%
4	강좌 구성(보고서)(9)	1.79%	4.49%	2.70%
5	교수법(열정적이고 성실한 수업 운영)(7)	4.53%	6.26%	1.73%
6	수강생(학습자 만족도)(4)	3.47%	4.66%	1.18%
7	교수법(수업 이해를 높이려는 노력)(5)	4.94%	5.16%	0.22%
8	강좌 구성(18)	1.65%	1.62%	-0.02%
9	강의 내용(강의에 대한 흥미)(14)	4.33%	4.30%	-0.03%
10	강의 준비(6)	0.34%	0.30%	-0.05%
11	강좌 구성(시험)(19)	4.48%	4.42%	-0.06%
12	수강생(강의에 대한 충분한 사전지식)(1)	8.43%	8.34%	-0.09%
13	특정 강의 관련(채플)(17)	2.16%	2.06%	-0.11%
14	특정 강의 관련(참여형 수업)(16)	2.27%	1.91%	-0.36%
15	특정 강의 관련(영어 강의)(8)	2.91%	2.11%	-0.80%
16	출결(2)	2.07%	0.83%	-1.24%
17	수강생(강의에 대한 열성)(15)	5.95%	2.96%	-2.99%
18	수강신청(0)	5.28%	1.02%	-4.25%
19	수강생(강의에 대한 열성)(3)	15.64%	10.52%	-5.12%
20	수강생(강의에 대한 열성)(10)	12.70%	7.43%	-5.27%

수업 진행 속도 관련(Topic 11), 성적 평가 기준(Topic 12), 강좌 구성 중 보고서 관련(Topic 9), 수업 이해를 높이고 성실하게 수업을 운영하는 교수자의 교수법(Topic 7, 5), 수강생(학습자 만족도)(Topic 4)에 해당되는 강의평의 비중은 증가한 한편 채플 관련(Topic 17), 참여형 수업 관련(Topic 16), 영어강의 관련(Topic 8), 출결 관련(Topic 2), 수강생의 강의에 대한 열성(Topic 15, 3, 10), 수강신청(Topic 0)에 해당되는 강의평의 수는 감소한 것을 확인할 수 있었다. 또한 강좌구성(Topic 18), 강의에 대한 흥미(Topic 14), 강의 준비(Topic 6), 강좌 구성 중 시험 관련(Topic 19), 수강생이 강의에 대한 충분한 사전지식이 있는지(Topic 1)에 해

당하는 강의평의 경우 큰 변화가 없음을 확인할 수 있었다.

〈표 10〉은 코로나 전후로 증가한 토픽 리스트를 제시한다. 20개의 토픽 중 먼저 성적 평가 기준과 관련된 토픽(Topic 12)이 코로나 전후로 증가한 것을 확인할 수 있었다. 이는 학생들이 대면 수업 환경에서는 학점 이외에도 토론 등의 다양한 활동들을 통해 경험을 쌓고자 했다면, 비대면 수업 환경에서는 오로지 학점만을 중시하는 경향을 보인다고 해석할 수 있다.

또한, 교수법 관련 토픽(Topic 5, 7)을 통해 비대면 수업 환경에서는 열정적이고 성실한 교수자의 수업 운영, 수업 이해를 높이려는 교수자의 노력이 학습자의 수업 만족도에 많은 영향

〈표 10〉 코로나 전후로 증가한 토픽 리스트

Topic 4	Topic 5	Topic 7	Topic 9
수강생 : 학습자 만족도	교수법 : 수업 이해를 높이려는 노력	교수법 : 열정적이고 성실한 수업 운영	강좌 구성 : 보고서
학기 최고 재밌 학점 배우	설명 이해 질문 가르쳐 진도	학생 리딩 흥미 노력 배려	발표 시간 과제 주제 보고서
Topic 11	Topic 12	Topic 13	
강의관리 : 수업 진행 속도	성적평가 기준	강좌 구성 : 과제	
생각 학기 진행 수강 속도	과제 기준 성적 평가 접수	과제 학점 시험 부담 모임	

을 미친다는 것을 확인할 수 있었다. 이는 비대면 수업환경에서의 수업 내용 이해, 수업 이해를 높이려는 교수자의 노력, 열정적이고 성실한 수업 운영 등이 교양과 전공수업 모두에서 학습자 만족도에 영향을 미친다는 조미원과 김지영(2021)의 연구와도 일치한다.

뿐만 아니라 강좌 구성 요소 중 시험에 대한 토픽(Topic 19)은 코로나 이후 0.06% 감소하는 등 큰 변화를 보이지 못한 반면 강좌 구성 요소 중 보고서에 대한 토픽(Topic 9), 과제에 대한 토픽(Topic 13)은 각각 2.70%, 5.97% 증가하여 코로나 전후 등장 비중 변화 순위 4위, 1위를 차지한 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 비대면 환경의 강의에서 과제와 보고서 요소의 중요성 변화를 짐작할 수 있으며 이는 학습자의 강의 만족도에도 영향을 미칠 것으로 유추할 수 있다.

마지막으로 수업 진행 속도와 관련한 토픽

(Topic 11)의 등장 비중이 5.58% 증가한 것을 통해 코로나 전후로 수업 진행 속도의 변화가 있었음을 짐작할 수 있다.

〈표 11〉은 코로나 전후로 감소한 토픽 리스트를 제시한다. 출결 관련 토픽(Topic 2)을 통해 대면 수업 환경에서 비교적 주요한 요소였던 출결 관련 키워드의 감소, 또 실험 관련 키워드의 감소를 확인할 수 있었다.

또한 특정 강의 관련 토픽(Topic 8, 16, 17)이 모두 감소한 것을 확인할 수 있었는데, 이는 코로나 이후 실시된 비대면 강의의 특성 상 교과목별 특성을 충분히 고려하지 못한 채 일반화된 교육이 진행되고 있음을 암시한다. 채플 관련 토픽(Topic 17)의 비중 감소는 비대면 수업 실시 이후 채플 관련 키워드들의 감소 경향을 나타내며 참여형 수업 관련 토픽(Topic 16)의 감소는 발표, 조별 모임, 토론 등 대면 수업 환경에서 활발했던 활동이 비대면 환경에서는

〈표 11〉 코로나 전후로 감소한 토픽 리스트

Topic 0	Topic 2	Topic 3	Topic 8
수강신청	출결	수강생 : 강의에 대한 열성	특정 강의 관련 : 영어 강의
수강 신청 숙제 물리 학점	출석 출결 조교 결석 시험	열심히 공부 그래도 학점 힘들	영어 실력 피드백 질문 근데
Topic 10	Topic 15	Topic 16	Topic 17
수강생 : 강의에 대한 열성	수강생 : 강의에 대한 열성	특정 강의 관련 : 참여형 수업	특정 강의 관련 : 채플
문제 시험 공부 축보 나오	그냥 시험 외우 피피티 에이쁠	발표 모임 조별 기독교 토론	시간 채플 그냥 채우 끝내

유지되고 있지 못함을 나타낸다. 영어 강의 토픽(Topic 8) 역시 감소하였는데, 이는 교수자와, 혹은 수강생들간의 소통이 충분히 이루어지지 못하는 비대면 환경의 특성에서 기인한 것으로 유추된다.

4.2.2 코로나 전/후 토픽별 평균 평점 차이
코로나 확산 전/후로 각 토픽의 극성에 변화가 있는지를 분석하기 위해 각 토픽으로 분류된 강의평들의 코로나 전/후 평균 평점을 계산하여 토픽별 평균 평점의 변화를 확인하였다. 〈표 12〉는 코로나 전후 토픽별 평균 평점의 변화를 나타낸다.

코로나 확산 이후 전체적으로 평균 강의 평점이 상승하는 경향을 보였으나, 강의에 대한 충분한 사전지식(Topic 1), 영어강의(Topic 8), 강의에 대한 흥미(Topic 14) 관련 토픽의 경우 평균 평점이 하락했다. “모르는 사람은 그냥 듣지 말아라”와 같은 수강생의 사전지식과 관련

한 토픽(Topic 1)의 평균 평점이 0.13점 하락한 것으로 보아 코로나 확산 이후 선수 과목에 대한 학습 없이는 듣기 힘든 강의들에 대한 비추천 경향이 더욱 짙어진 것을 확인할 수 있었다. 또한 영어강의 관련 토픽(Topic 8)의 평균 평점이 0.12점, 강의에 대한 흥미 관련 토픽(Topic 14)의 평균 평점이 0.02점 하락한 것을 확인할 수 있었다.

반면 채플 관련 토픽(Topic 17)의 평균 평점이 0.39점 상승한 것으로 보아 학습자의 비대면 채플 수업에 대한 만족도가 상승한 것을 알 수 있었으며, 출결 관련 토픽(Topic 2)의 평균 평점이 0.20점 상승한 것으로 보아 학습자의 수업 만족도 요인 중 출결 관련 사항에 대한 만족도가 전면 비대면 수업 상황에서 상승한 것을 확인할 수 있었다. 또한 “그냥 피피티 외워서 시험보면 에이쁠 나옴”과 같이 수강생의 강의에 대한 열성을 부정적으로 드러내는 Topic 15의 평균 평점이 0.23점 상승한 것을 보아 학습자

〈표 12〉 코로나 전후 토픽별 평균 평점 변화

순위	토픽명(토픽)	코로나 이전 평균 평점	코로나 이후 평균 평점	평점 변화(점)
1	특정 강의 관련(채플)(17)	4.00	4.39	0.39
2	강의 준비(6)	3.24	3.60	0.36
3	강좌 구성(과제)(13)	4.01	4.28	0.27
4	강좌 구성(18)	4.03	4.29	0.26
5	수강생(강의에 대한 열성)(15)	4.03	4.26	0.23
6	출결(2)	3.92	4.12	0.20
7	강좌 구성(보고서)(9)	4.09	4.28	0.19
8	교수법(열정적이고 성실한 수업 운영)(7)	4.40	4.58	0.18
9	교수법(수업 이해를 높이려는 노력)(5)	4.31	4.44	0.13
10	수강생(학습자 만족도)(4)	4.45	4.58	0.13
10	특정 강의 관련(참여형 수업)(16)	3.92	4.05	0.13
12	수강신청(0)	3.64	3.76	0.12
13	성적평가 기준(12)	3.24	3.34	0.10
14	수강생(강의에 대한 열성)(3)	3.99	4.08	0.09
15	수강생(강의에 대한 열성)(10)	4.08	4.16	0.08
16	강의관리(수업 진행 속도)(11)	3.94	4.00	0.06
17	강좌 구성(시험)(19)	3.99	4.05	0.06
18	강의 내용(강의에 대한 흥미)(14)	4.14	4.12	-0.02
19	특정 강의 관련(영어 강의)(8)	3.62	3.50	-0.12
20	수강생(강의에 대한 충분한 사전지식)(1)	2.85	2.72	-0.13

들의 비대면 대학 강의에 대한 열성과 성적 중 시 경향을 확인할 수 있었다.

4.3 강의평 토픽 분류 모델

본 연구에서는 LDA 토픽 모델링을 기반으로 〈표 6〉의 20가지 토픽을 도출하였으며 KoBERT를 이용한 강의평 토픽 분류 모델을 제안하였다. 과적합(overfitting)을 막기 위해 검증 세트(validation set)의 비율을 0.2로 검증 정확도(validation accuracy)를 측정했으며, epochs=10으로 설정하였다. 제안 모델의 성과를 평가하는 척도로는 정확도(Accuracy), 정확률(Precision), 재현율(Recall), F1-score를 사용하였다. 제안

모델의 성과는 〈표 13〉과 같다.

〈표 13〉 토픽 분류 모델의 성능 평가

평가 척도	값
정확도(Accuracy)	0.84
정확률(Precision)	0.87
재현율(Recall)	0.84
F1-score	0.84

이처럼 사전 훈련된 KoBERT를 이용하여 0.84의 정확도, 0.87의 정확률, 0.84의 재현율, 0.84의 F1-score를 보이는 토픽(20중) 분류 모델을 완성할 수 있었다. 제안된 강의평 토픽 자동 분류 모델은 학습자의 강의 만족도가 어떤 만족도 요인으로부터 기인한 것인지 밝혀줌으

로써 강의의 개선에 기여하고 결론적으로 강의 만족도의 향상에까지 다다를 수 있다.

5. 결론 및 제언

본 연구에서는 주로 자기 기입식 설문조사 혹은 대학 강의평가 결과에 의존했던 기존의 연구와 달리 토픽 모델링 기법을 이용하여 학습자 만족도 영향 요인을 도출하고 코로나 전/후의 학습자 만족도 영향요인 변화 경향성을 분석하였다. <에브리타임>의 연세대학교 강의평가 게시판에서 총 76,501개의 강의평을 크롤링하였으며, 신조어나 줄임말 처리에 유리한 Mecab 형태소 분석기를 사용해 강의평 토큰화를 수행하고 불용어를 제거하였다. 전처리를 마친 76,252개의 데이터로 LDA 토픽 모델링을 수행하였으며, 하이퍼 파라미터 K값의 경우 혼란도 값과 주제 일관성 값을 모두 이용해 최적의 파라미터 값 20을 도출하였다.

총 20개의 토픽을 대상으로 코로나 전/후로 변화하는 강의 만족도 영향 요인을 파악해 본 결과, 다음과 같은 주요 시사점을 발견할 수 있었다. 첫째, 코로나 유행 이후 성적 평가 기준과 관련된 토픽이 증가한 것을 확인할 수 있었다. 반면 발표, 조별 모인, 토론 등 참여형 수업 관련 토픽은 감소한 것으로 나타났다. 이로 미루어 볼 때, 학생들이 대면 수업 환경에서는 학점 이외에도 토론, 발표 등 다양한 활동을 통해 경험을 쌓고자 했다면, 비대면 수업 환경에서는 오로지 성적 평가 항목, 즉 학점만을 중시하는 경향을 보였다고 추론할 수 있다. 둘째, 비대면 수업 환경에서는 열정적이고 성실한 교수자의

수업 운영, 수업 이해를 높이려는 교수자의 노력 등이 학습자의 수업 만족도에 많은 영향을 미친다는 점이다. LDA 토픽 모델링 결과, “설명”, “이해”, “질문”, “가르쳐”, “진도”, “학생”, “리딩”, “흥미”, “노력”, “배려” 등을 키워드로 갖는 교수법 관련 토픽들이 코로나 유행 이후 증가한 것을 확인할 수 있었다. 비대면 학습 환경에서는 학습자의 이해를 증진 시키고자 하는 교수자의 노력이 더욱 요구된다. 셋째, 강좌 구성 요소 중 시험에 관련한 토픽은 코로나 이후 큰 변화를 보이지 않았지만, 강좌 구성 요소 중 보고서와 과제에 대한 토픽은 눈에 띄게 증가한 것을 확인할 수 있었다. 코로나로 인해 비대면으로 강의 환경이 변화하면서 강의 구성 요소 중 특히 과제와 보고서의 중요도가 증가한 것으로 유추된다. 넷째, 중요 강의의 만족도 요인인 ‘수업 진행 속도’의 토픽 등장 비중이 코로나 이후로 증가함을 확인하였다. 코로나 전후로 수업 진행 속도의 변화가 있었음을 유추할 수 있다. 다섯째, 비대면 수업 환경의 특성상 대면 수업 환경에서 비교적 중요한 강의 평가 요소였던 출결, 실험, 발표, 조별 모인, 토론 등의 키워드들이 눈에 띄게 감소한 것을 확인할 수 있었다. 여섯째, 코로나 이후 ‘특정 강의 관련 토픽’의 등장 비중이 감소했다. 영어 강의 관련 토픽, 참여형 수업 관련 토픽, 채플 관련 토픽 모두 감소세를 보였는데, 이는 비대면 강의의 특성 상 교과목별 특성을 충분히 고려하지 못한 채 일반화된 교육이 진행되고 있음을 드러낸다. 이처럼 본 연구는 토픽 모델링을 활용하여 코로나 전후로 변화하는 강의 만족도 영향 요인의 경향성을 파악함으로써 대면 및 비대면 수업 환경에서 대학 교육이 나아가야 할 방향성

을 제시하였다.

뿐만 아니라 본 연구에서는 학습자가 강의를 수강한 후 남기는 강의평 데이터를 입력으로 강의평의 토픽을 분류하는 모델을 제안하였다. LDA를 통해 추출된 20개의 토픽을 라벨로 KoBERT를 fine-tuning해 강의 만족 영향 요인 20중분류를 수행하는 토픽 분류 모델을 제안하여 정확도, 정확률, 재현율, F1-score의 4가지 평가 척도로 제안 모델의 성과를 측정하였다. 성능 평가 결과 0.84의 F1-score를 확인하였으며, 향후 연구로는 제안하는 토픽 분류 모델의 우수성을 객관적으로 입증하기 위해 최신 딥러닝 모델을 함께 비교 분석하고자 한다.

본 연구에서 제안한 토픽 분류 모델은 다음과 같은 의의를 지닌다. 단순 별점 이외의 라벨이 존재치 않는 강의평에 토픽을 분류할 수 있는 모델을 제시하여 학습자의 강의에 대한 만

족 혹은 불만족이 어느 요인으로부터 기인한 것인지 확인할 수 있다. 이러한 강의평 토픽 분류 모델을 활용한다면 학습자의 강의 만족 혹은 불만족 요인을 파악하여 교수자의 강의 개선에 기여, 궁극적으로 코로나19 시대의 변화하는 환경에 따른 강의 만족도의 지속적인 질적 향상에 기여할 수 있을 것이다. 더불어, 제안된 토픽 분류 모델은 개인화된 강의 추천 시스템에도 활용될 수 있다. 특정 학습자가 작성한 강의 평가에 토픽 분류 모델을 적용해 강의 만족 영향 요인을 자동으로 분류한다면 특정 학습자만의 강의 만족 영향 요인을 도출할 수 있다. 뿐만 아니라 특정 학습자의 강의평과 기존에 축적된 강의평과의 문헌 벡터간 유사도를 계산한다면 이를 바탕으로 학습자 맞춤형 강의를 추천할 수 있으며 궁극적으로 학습자 강의 만족도 향상에 다다를 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 강만수, 박상규 (2011). 대학교육기관의 교육서비스품질이 학생만족, 신뢰, 몰입과 학생충성도에 미치는 영향. *고객만족경영연구*, 13(1), 129-149.
- [2] 기영화, 노호정 (2005). 대학에서의 온라인 수업과 블렌디드 러닝 수업의 학업성취도와 학습만족도 비교연구: S대학의 사례를 중심으로. *평생교육·HRD연구*, 1(1), 63-79.
- [3] 김광국, 김용환, 김자희 (2018). 사용자 리뷰 토픽분석을 활용한 모바일 쇼핑 앱 고객만족도에 관한 연구. *한국전자거래학회지*, 23(4), 41-62.
- [4] 김동욱, 강주영, 임재익 (2016). 토픽모델링 기법을 활용한 산업별 직무만족요인 비교 조사: 잡플래닛 리뷰를 중심으로. *한국IT서비스학회지*, 15(3), 157-171.
- [5] 김무영, 김민영 (2020). 대학 인문교양교육에 대한 만족도 및 수업효과에 대한 인식 분석: A 대학을 중심으로. *교양교육연구*, 14(1), 193-218.
- [6] 김선희 (2017). 강의평가 결과 분석을 통한 교육의 질 제고 방안 탐색: A대학교 강의평가를 중심으로. *社會科學研究*, 30(1), 147-174.

- [7] 김세련 (2021). 일반대학원생의 교육만족도 측정도구 개발 및 타당화. 국내박사학위논문, 고려대학교 대학원 교육학과.
- [8] 김장영, 박은혜 (2017). 빅데이터 분석을 이용한 이러닝 수강 후기 분석. 한국정보통신학회논문지, 21(2), 423-428.
- [9] 김태경, 최희련, 이홍철 (2016). 토픽 모델링을 이용한 핀테크 기술 동향 분석. 한국산학기술학회논문지, 17(11), 670-681.
- [10] 김판준 (2019). 랜덤포레스트를 이용한 국내 학술지 논문의 자동분류에 관한 연구. 정보관리학회지, 36(2), 57-77.
- [11] 김해찬솔, 안대진, 임진희, 이해영 (2017). 기계학습을 이용한 기록 텍스트 자동분류 사례 연구. 정보관리학회지, 34(4), 321-344.
- [12] 노영, 이경근 (2020). 비대면 온라인 교육의 학습자 만족에 영향을 미치는 요인연구. 고객만족경영연구, 22(3), 107-126.
- [13] 박은정, 조성준 (2014). KoNLPy: 쉽고 간결한 한국어 정보처리 파이썬 패키지. 제26회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회 논문집, 6, 133-136.
- [14] 박자현, 송민 (2013). 토픽모델링을 활용한 국내 문헌정보학 연구동향 분석. 정보관리학회지, 30(1), 7-32.
- [15] 박종도 (2015). 커뮤니티 기반 Q&A서비스에서의 질의 할당을 위한 이용자의 관심 토픽 분석에 관한 연구. 정보관리학회지, 32(3), 397-412.
- [16] 박주섭, 홍순구, 김종원 (2017). 토픽모델링을 활용한 과학기술동향 및 예측에 관한 연구. 한국산업정보학회논문지, 22(4), 19-28.
- [17] 백상현 (2021). 대학의 비대면 온라인 수업유형에 따른 수업만족도 분석. 인문사회 21, 12(2), 2543-2556.
- [18] 서구원 (2011). 온라인 강의 만족도와 추천의도에 영향을 미치는 요인. 사이버교육연구, 5(2), 159-178.
- [19] 송윤희 (2020). 교수자의 비언어적 커뮤니케이션이 대학생의 감성적 실재감, 래포 및 학습만족도에 미치는 영향. 한국콘텐츠학회논문지, 20(10), 259-267.
- [20] 송윤희, 지성구 (2012). 대학 수업에서 교수자의 유머러스함, 래포, 몰입 및 만족도와의 관계. 교육과학연구, 43(4), 245-269.
- [21] 신주용, 권령민, 문석환 (2009). 경영학 교과목의 강의만족도에 미치는 요인에 대한 AHP 분석. 경영교육연구, 55, 53-73.
- [22] 심재권 (2021). BERT를 활용한 초등학교 고학년의 욕설문장 자동 분류방안 연구. 창의정보문화연구, 7(2), 91-98.
- [23] 육지희, 송민 (2018). 토픽모델링과 딥 러닝을 활용한 생의학 문헌 자동 분류 기법 연구. 정보관리

- 학회지, 35(2), 63-88.
- [24] 이미선 (2020). 온라인 고객 리뷰의 속성기반 오피니언 마이닝을 활용한 추천 시스템의 개선. 석사학위논문, 국민대학교 비즈니스IT전문대학원.
- [25] 이수빈, 김성덕, 이주희, 고영수, 송민 (2021). 딥러닝 자동 분류 모델을 위한 공황장애 소셜미디어 코퍼스 구축 및 분석. 정보관리학회지, 38(2), 153-172.
- [26] 이순규, 최수빈, 김희웅 (2019). 이러닝 만족도 증진을 위한 탐색적 연구: 텍스트 마이닝과 인터뷰 혼합방법론. Information systems review, 21(1), 39-59.
- [27] 조미원, 김지영 (2021). 비대면 시대의 K대학 원격수업 인식 및 만족도 조사연구. 인문사회 21, 12(2), 1399-1414.
- [28] 진설아, 허고은, 정유경, 송민 (2013). 트위터 데이터를 이용한 네트워크 기반 토픽 변화 추적 연구. 정보관리학회지, 30(1), 285-302.
- [29] 최경호, 강성 (2011). 중요도-만족도 변환지수를 이용한 대학 교육서비스 품질 측정 연구. 한국데이터정보과학회지, 22(4), 765-773.
- [30] 한은숙, 김종두 (2003). 사범대학생의 교육만족도에 미치는 영향요인 분석. 한국교원교육연구, 20(3), 313-335.
- [31] 함은혜, 박상욱, 김은경 (2017). 대학교육만족도 영역별 점수의 의미와 활용 = Bifactor 모형의 적용. 아시아교육연구, 18(4), 713-738.
- [32] 황상흠, 김도현 (2020). 한국어 기술문서 분석을 위한 BERT 기반의 분류모델. 한국전자거래학회지, 25(1), 203-214.
- [33] Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent dirichlet allocation. The Journal of Machine Learning Research, 3, 993-1022.
- [34] Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805.
- [35] Hofmann, T. (1999). Probabilistic latent semantic analysis. Proceedings of the Fifteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 289-296.
- [36] Jeon, Heewon (2021). KoBERT. Available: <https://github.com/SKTBrian/KoBERT>
- [37] Kendon, A. (1981). Nonverbal Communication: Interaction and Gesture. The Hague: Mouton Publisher.
- [38] Mimno, D. & McCallum, A. (2012). Topic models conditioned on arbitrary features with dirichlet-multinomial regression. arXiv preprint arXiv:1206.3278.
- [39] Rosen-Zvi, M., Griffiths, T., Steyvers, M., & Smyth, P. (2012). The author-topic model for authors and documents. arXiv preprint arXiv:1207.4169.

• 국문 참고자료의 영어 표기

(English translation / romanization of references originally written in Korean)

- [1] Kang, M. S. & Park, S. K. (2011). Assessing the effects of service quality on student satisfaction, trust, commitment and loyalty: the case of university education. *Academy of Customer Satisfaction Management*, 13(1), 129-149.
- [2] Kee, Y. H. & Roh, H. J. (2005). A comparison study on the effects of blended learning course and on-line course in a university class. *The Journal of Lifelong Education and HRD*, 1(1), 63-79.
- [3] Kim, K. K., Kim, Y. H., & Kim, J. H. (2018). A study on customer satisfaction of mobile shopping apps using topic analysis of user reviews. *The Journal of Society for e-Business Studies*, 23(4), 41-62.
- [4] Kim, D. W., Kang, J. Y., & Im, J. I. (2016). Comparative analysis of job satisfaction factors, using LDA topic modeling by industries: the case study of job planet reviews. *Korea Society of IT Services*, 15(3), 157-171.
- [5] Kim, M. Y. & Kim, M. Y. (2020). An analysis on perception of the satisfaction with university liberal education and learning outcomes. *Research on Liberal Arts Education*, 14(1), 193-218.
- [6] Kim, S. H. (2017). Education quality improvement by analyzing course evaluation. *Research Institute for Social Science*, 30(1), 147-174.
- [7] Kim, S. R. (2021). Development and Validation of Graduate Student' Perceived Educational Satisfaction Model and Scale. Doctoral dissertation, Korea University.
- [8] Kim, J. Y. & Park, E. H. (2017). E-learning course reviews analysis based on big data analytics. *Journal of the Korean Information and Communication Society*, 21(2), 423-428.
- [9] Kim, T. K., Choi, H. R., & Lee, H. C. (2016). A study on research trends in fintech using topic modeling. *Journal of Korea Academia-Industrial cooperation Society(JKAIS)*, 17(11), 670-681.
- [10] Kim, P. J. (2019). An analytical study on automatic classification of domestic journal articles using random forest. *Journal of the Korean Society for Information Management(JKOSIM)*, 36(2), 57-77.
- [11] Kim, H. C. S., Ahn, D. J., Yim, J. H., & Lee, H. Y. (2017). A study on automatic classification of record text using machine learning. *Journal of the Korean Society for Information Management (JKOSIM)*, 34(4), 321-344.
- [12] Noh, Y. & Lee, K. K. (2020). A study on factors affecting learner satisfaction in none-

- face-to-face online education. *Academy of Customer Satisfaction Management*, 22(3), 107-126.
- [13] Park, E. L. & Cho, S. (2014). KoNLPy: korean natural language processing in python. *Proceedings of the 26th Annual Conference on Human & Cognitive Language Technology*, 6, 133-136.
- [14] Park, J. H. & Song, M. (2013). A study on the research trends in library & information science in korea using topic modeling. *Journal of the Korean Society for Information Management (JKOSIM)*, 30(1), 7-32.
- [15] Park, J. D. (2015). A study on mapping users' topic interest for question routing for community-based Q&A service. *Journal of the Korean Society for Information Management (JKOSIM)*, 32(3), 397-412.
- [16] Park, J. S., Hong, S. G., & Kim, J. W. (2017). A study on science technology trend and prediction using topic modeling. *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 22(4), 19-28.
- [17] Baek, S. H. (2021). Verification of predictive factors for gender equality and threat from elder. *The Journal of Humanities and Social Science*, 12(2), 2543-2556.
- [18] Suh, K. W. (2011). Factors affecting online lecture satisfaction and intention to recommend. *Journal of Cyber Education*, 5(2), 159-178.
- [19] Song, Y. H. (2020). The influence of instructor's non-verbal communication on college student's emotional presence, rapport and learning satisfaction. *The Korea Contents Society*, 20(10), 259-267.
- [20] Song, Y. H. & Ji, S. G. (2012). Relationships among instructor sense of humor, rapport, flow, and satisfaction in university classes. *Journal of Educational Studies*, 43(4), 245-269.
- [21] Sin, J. Y., Kwon, L. M., & Moon, S. H. (2009). AHP analysis for the factors that influence college student's satisfaction on the business courses. *Korean Business Education Review*, 55(1), 53-73.
- [22] Sim, J. K. (2021). A study on automatic classification of profanity sentences of elementary school students using BERT. *Journal of Creative Information Culture*, 7(2), 91-98.
- [23] Yuk, J. H. & Song, M. (2018). A study of research on methods of automated biomedical document classification using topic modeling and deep learning. *Journal of the Korean Society for Information Management (JKOSIM)*, 35(2), 63-88.
- [24] Lee, M. S. (2020). Improvement of Recommendation System Using Attribute-based Opinion Mining of Online Customer Reviews. Master's thesis, Kookmin University.

- [25] Lee, S. B., Kim, S. D., Lee, J. H., Ko, Y. S., & Song, M. (2021). Building and analyzing panic disorder social media corpus for automatic deep learning classification model. *Journal of the Korean Society for Information Management(JKOSIM)*, 38(2), 153-172.
- [26] Lee, S. K., Choi, S. B., & Kim, H. W. (2019). An Exploratory Study of E-learning satisfaction: a mixed methods of text mining and interview approaches. *Information Systems Review*, 21(1), 39-59.
- [27] Jo, M. W. & Kim, J. Y. (2021). A study on the perception and the satisfaction of online classes at K university in the non-face-to-face era. *The Journal of Humanities and Social Science*, 12(2), 1399-1414.
- [28] Jin, S. A., Heo, G. E., Jeon, Y. K., & Song, M. (2013). Topic-network based topic shift detection on twitter. *Journal of the Korean Society for Information Management(JKOSIM)*, 30(1), 285-302.
- [29] Choi, K. H. & Kang, S. (2011). A study measuring university educational service quality using importance-satisfaction transformed index. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, 22(4), 765-773.
- [30] Han, E. S. & Kim, J. D. (2003). An analysis of influential factors on college of education students' academic satisfaction. *The Korean Society for the Study of Teacher Education*, 20(3), 313-335.
- [31] Ham, E. H., Park, S. O., & Kim, E. K. (2017) Using subscale scores of university student satisfaction survey: an application of bifactor models. *Asian Journal of Education*, 18(4), 713-738.
- [32] Hwang, S. H. & Kim, D. H. (2020). BERT-based classification model for korean documents. *The Journal of Society for e-Business Studies*, 25(1), 203-214.