

의료 산업에 있어 현대인의 비대면 의학 상담에 대한 관심도 분석 기법

강유성¹ · 박종훈² · 오하영^{3*} · 이세욱⁴

Analysis of interest in non-face-to-face medical counseling of modern people in the medical industry

Yooseong Kang¹ · Jong Hoon Park² · Hayoung Oh^{3*} · Se Uk Lee⁴

¹M.S. Student, Department of Super Intelligence, Sungkyunkwan University, Seoul, 03063 Korea

²Undergraduate Student, Business Administration, Sungkyunkwan University, Seoul, 03063 Korea

^{3*}Associate Professor, College of Computing and Informatics, Sungkyunkwan University, Seoul, 03063 Korea

⁴Medical Assistant Professor, Department of Emergency Medicine, Samsung Medical Center, Seoul, 06351 Korea

요약

코로나 바이러스의 발병 이후, 의료 산업은 침체에 들어섰으며, 이에 대한 대응책으로 정부는 일시적으로 비대면 진료를 허용한 상태이다. 본 연구에서는, 이런 시대 흐름에 맞추어 의료 산업에 있어 현대인의 비대면 의학상담에 대한 관심도를 분석하고자 한다. 전문가에게 의학상담을 받을 수 있는 플랫폼인 지식인과, 유튜브 두가지 소셜 플랫폼에서 빅데이터를 수집해 연구를 진행했다. 전화 상담 상위 5개 키워드인 "내과", "일반의", "산경과", "정신건강의학과", "소아청소년과"와 더불어, "전문의", "의학상담", "건강정보" 총 8개의 검색어를 가지고 각 플랫폼으로부터 데이터 세트를 구축했다. 이후 크롤링 된 데이터를 바탕으로 형태소 분류, 질병 추출, 정규화 등 전처리 과정을 거쳤다. 단어 빈도수를 기준으로 한 워드 클라우드, 꺾은선 그래프, 분기별 그래프, 질병 등장 빈도별 막대 그래프 등으로 데이터 시각화를 하였다. 유튜브 데이터에 한해 감성 분류 모델을 구축하였고, GRU와 BERT 기반 모델의 성능을 비교하였다.

ABSTRACT

This study aims to analyze the interest of modern people in non-face-to-face medical counseling in the medical industries. Big data was collected on two social platforms, 지식인, a platform that allows experts to receive medical counseling, and YouTube. In addition to the top five keywords of telephone counseling, "internal medicine", "general medicine", "department of neurology", "department of mental health", and "pediatrics", a data set was built from each platform with a total of eight search terms: "specialist", "medical counseling", and "health information". Afterwards, pre-processing processes such as morpheme classification, disease extraction, and normalization were performed based on the crawled data. Data was visualized with word clouds, broken line graphs, quarterly graphs, and bar graphs by disease frequency based on word frequency. An emotional classification model was constructed only for YouTube data, and the performance of GRU and BERT-based models was compared.

키워드: 머신러닝, BERT, 감성분석, 비대면 의학상담

Keywords: Machine learning, BERT, Sentimental analysis, Non face-to-face medical consultation

Received 24 February 2022, Revised 5 September 2022, Accepted 26 September 2022

* Corresponding Author Hayoung Oh(E-mail:hyoh79@gmail.com, Tel:+82-2-583-8585)

Associate Professor, College of Computing and Informatics, Sungkyunkwan University, Seoul, 03063 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.11.1571>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

전례 없는 코로나-19 팬데믹 발생 이후, 현대인들의 건강에 대한 경각심이 높아지고 있다. 사람들은 더욱 위생에 신경 쓰고, 건강관리에 많은 자원을 투자하게 되었다.[1] 역설적으로, 정작 의료 산업은 침체를 겪고 있다. 병원에서 외래환자 수가 45%까지 감소하였기 때문에 재정적, 경영적 문제에 봉착했다.[2] 일반진료의 마비와 환자들의 병원 기피 현상이 그 원인으로 보인다. 한국보건산업진흥원의 설문 조사 결과, 환자들은 병원 내 감염에 대한 불안을 병원 기피 이유로 가장 많이 응답했다. 그 외에도, 의료진의 번 아웃, 환자의 병목현상과 같은 문제도 의료 산업의 큰 위협으로 대두되고 있다.[3] 이런 모순성을 해소할 수 있는 열쇠로 비대면 서비스가 거론된다.

이러한 현상에 대응하여 대한민국에서는 한시적으로 원격진료에 대해서 허용하였다. 하지만 원격진료는 의사들 사이에서 논쟁이 많은 문제이다. 원격의료에 대한 개념 정의와, 의료법상 허용되는 원격의료의 유형에 대한 해석에 차이가 있기 때문이다.[4] 따라서 이후 기술할 내용에 명확한 해석을 위해 용어를 정확하게 명시한다. 비대면 의학 상담은 사람과 사람이 접촉하지 않고, 환자가 자신의 증상을 의사에게 전달하고 의사는 이를 확인하고 의심 가는 병명을 진단하고 적절한 조치를 하도록 상담하는 것이다.

기존 병원 마케팅 선행 연구를 보면, 소비자 만족도의 주요 결정요인으로 클리닉에서 진료까지 기다린 시간이 중요하게 고려되곤 한다.[5] 환자는 직접 병원에 방문하고 기다리지 않아도 되므로 시간과 비용을 절약할 수 있고, 이는 곧 병원에 대한 소비자 만족도로 이어질 것이다. 병원으로서의 환자의 병목현상이 해결되어 병원의 고객 순환율이 높아져 수익을 극대화할 수 있다. 그뿐만 아니라 불필요한 접촉을 최소화하여 병원 내 감염을 방지할 수 있다.

결과, 본 연구에서는 온라인 의학 상담, 콘텐츠 분석과 감성분석 방법을 연구했다. 네이버 지식인, 유튜브 두 가지 소셜 플랫폼에서 빅데이터를 수집해 연구를 진행했다. 유튜브 댓글은 온라인 의학 콘텐츠에 대한 시청자들의 반응을 의미하는 것이므로 긍정부정 분석을 통해 온라인 의학 콘텐츠에 대한 현대인들의 감성을 분석하고자 했다. 지식인은 전문의에게 온라인 질의응답이

가능한 플랫폼으로 전문의와 환자 사이의 간단한 비대면 의학 상담이 이루어질 수 있는 특징을 가진다. 따라서 지식인에서 질문들을 수집해 의학 상담 글에 대한 특징을 추출하고자 했다. 이를 통해 비대면 서비스에 대한 현대인의 실시간 수요 및 각 진료과목별로, 많이 등장하는 단어와 질병, 분기별 질문 개수 등을 다각도에서 분석할 수 있다.

II. 본론

2.1. 연구 방법

본 연구는 다음과 같은 순서로 진행된다.

(1) 네이버 지식인 데이터 세트

데이터 세트 만들기, 데이터 전처리, 데이터 시각화

(2) 유튜브 데이터 세트

데이터 세트 만들기, 데이터 전처리, 감성분석 모델 및 시각화

가. 데이터 세트 구축

데이터 세트의 검색 키워드의 경우 표1과 같이 보건복지부 2020년 10월 기준, 전화 상담 상위 5개를 키워드로 검색하였다. 또한 사람들이 검색할만한 키워드로 “전문 의”와 “의학 상담”, “건강정보”를 검색어에 추가했다.[6]

(1) 유튜브

유튜브 자체의 API를 사용했다. 유튜브 API는 구글 프로젝트에서 제공하는 데이터 제공서비스이다. 이를 통해서 구글과 관련된 서비스들의 다양한 데이터를 얻는다. API를 이용하여, 검색어로 동영상 채널의 구독자, 뷰, 동영상 수를 수집하고, 동영상 댓글과 날짜 및 ‘좋아요’ 수, 아이디를 수집하고, 동영상 댓글과 날짜 및 ‘좋아요’ 수, 아이디를 수집했다. 유튜브 인플루언서 중 뷰 카운터가 만이 넘거나, 구독자가 천 명이 넘거나, 비디오 수가 100개가 넘는 인플루언서들의 동영상으로 제한했다.

Table. 1 Status of telephone counseling by medical subject in October 2010 (Ministry of Health andWelfare)

	Specialist	Medical Counseling	Internal Medicine	General Medicine	Department of Neurology	Department of Mental Health	Pediatrics	Health Information	Total
Youtube	50,736	208	28,613	3,206	14,674	14,192	9,216	10,130	130,975
지식인	1,010	1,017	1,013	1,010	1,011	1,020	1,010	1,010	8,101

(2) 지식인

지식인 데이터는 ‘Beautiful soup’을 이용해, 검색어에 대해서 질문과 답변, 태그 그리고 날짜에 대한 데이터들을 추출했다. 수집한 데이터에 대해서는 다음 표 2과 같이 정리했다.

Table. 2 Dataset overview

Medcial Subject	Number of Cases	Ratio
Internal Medicine	284,971	50.7%
General Medicine	47,659	8.5%
Department of Neurology	39,486	7.0%
Department of Mental Health	31,170	5.5%
Pediatrics	29,264	5.2%

나. 데이터 전처리

지식인 데이터와 유튜브 데이터는 html이라는 태그를 가지고 있다. 가장 대표적인 태그는 하이퍼링크와 URL이다. 이러한 태그는 자연어 데이터와 무관하므로 제거했다. 그리고 유튜브 데이터의 특징은 댓글에 대해서 답글을 해주는 리플라이 시스템이 있다. 리플라이는 앞에 @를 사용해서 사용자를 링크할 수 있다. 이러한 링크는 자연어에 필요하지 않으므로, 사용자 아이디를 모아 @로 시작하는 댓글들에 대해서 아이디와 대조하여 제거했다.

앞서 이야기한 바와 같이 한국어는 단어와 단어로 구분하는 것보다, 형태소로 구분하는 것이 핵심이다. 따라서, 형태소를 분류하기 위해 Konlpy [7]를 사용하였다. Konlpy의 안에 많은 모델이 있으며, 속도가 가장 빠른 모듈인 Mecab과 Okt 모듈을 후보로 두었다. Mecab의 경우, 형태소를 가장 작은 단위로 나누어 섬세한 분석이 가능하다는 장점이 있다. 하지만, 인터넷 언어에 대해서 인식을 잘 못 하는 경우가 있다. 다만 Okt는 인터넷 언어에 대해서 잘 분류하며, 맞춤법을 고쳐주는 기능이 있다. 이러한 점을 고려하여, Okt를 최종 형태소 분류기로 선정했다. 형태소로 분류하기 전에 문장의 띄어쓰기가 정확해야 정확한 형태소를 얻을 수 있다. 그러므로, PyKoSpacing [8]이라는 띄어쓰기 모듈을 이용해 띄어쓰기를 교정한 후 Okt를 사용하여 맞춤법을 수정했다.

다. 데이터 시각화

(1) 지식인

키워드별로 질문, 답변에 따로따로 가장 많이 등장한 단어들을 시각화하기 위해 워드 클라우드를 이용했다. 또한 최빈 단어 20개를 선정해 리스트를 만들고 꺾은선 그래프로 비교했다. 분기별, 연도별로 올라온 질문 개수를 비교해 꺾은선 그래프로 시간대에 따른 추세를 비교하였다. 4분기는 월을 기준으로, 1~3월은 1분기, 4~6월은 2분기, 7~9월은 3분기, 10~12월은 4분기로 정의했다. 연도별 분석에서 2012년 이전 데이터는 너무 적은 데이터양을 가지므로 비교 연도를 2012년부터 2021년까지 고려했다. 마지막으로 국민건강정보서비스에서 약 800개 가까이 되는 질병들을 수집했다. 이를 통해 지식인 데이터 세트에서 질문에 등장하는 질병 및 건강 관련 단어를 추출하였다. 키워드별 많이 등장하는 질병 순으로 막대그래프를 이용해 시각화하였다.

(2) 유튜브

히스토그램과 카운터 플롯으로 시각화 했다. 이를 통해 인플루언서가 올린 의학상담 및 온라인 전문의 동영상 등에 대한 현대인의 심리, 관심, 만족도를 확인할 수 있다. 또한 시간에 따른 현대인의 감성 변화를 알기 위해, 긍정 부정 점수를 활용하여 시간에 따른 추이를 그려보았다. 또한 각 키워드별 긍정 부정 빈도수를 조사해 최빈 긍정·부정 단어를 정리했다. 이를 통해 현대인이 자주 언급하는 긍정 단어와 부정 단어에 대해 알아볼 수 있다.

라. 유튜브 감성 분류 모델

긍정 부정 모델은 유튜브 데이터 세트에 한해 진행했다. 감성어 사전을 구축하기 위해 KNU[9] 감성어 사전을 사용했다. 이는 특정 도메인에서 사용되는 긍정부정어보다는 인간의 보편적인 기본 감성 표현을 나타내는 긍정부정어로 구성된다. 한국어 감성사전은 국립국어원 표준국어대사전의 뜻풀이와 SentiWordNet 및 SenticNet에서 사용되는 긍정부정어 번역, 최근 온라인에서 많이 사용되는 축약어 및 긍정·부정 이모티콘 목록으로 구성되어 있다. 총14,843의 단어에 대해서 긍정, 중립, 부정 판별 및 정도를 계산할 수 있다. KNU 감성어 사전을 그대로 사용하는 경우, 사전 단어에 대해서만 인지한다. 이 경우 감성 분류에 있어 정확한 분류가 어렵고, 모델 성능 역시 좋지 못했다. 이러한 한계점을 극복하기 위해 감성어 사전도 같은 형태로 전처리했다. 어미와 조사, 감탄사, 접속사, 접미사를 제외한 형태소로

감성어 사전을 재구성했다. 긍정 부정을 나타내기 위해 감성점수 식 (1)을 사용하여, 감성에 대해서 민감한 점수를 얻었다. 또한 단어 자체에만 집중하는 것을 막기 위해 n-gram 방식으로 단어를 나눠서 분석해 보았다. N-gram은 n개의 연속적인 단어 나열을 의미한다. 가진 코퍼스에 n개의 단어 문치 단위로 끊어서 이를 하나의 토큰으로 간주한다. 각각 1그램과 2그램에 대해서 감성 점수 식 (1)을 적용하고, 기중평균을 사용했다. 2그램은 0.7, 1그램은 0.3의 기중치를 두었다. 라벨은 양수일 때 긍정과 음수의 경우 부정, 그 외에는 중립으로 나누어 긍정부정 모델을 사용했다.

(1) Emotion score calculation formula

$$Score_{total} = \frac{Score_{bad} + Score_{good}}{Word_{bad} + Word_{good}}$$

사용한 모델은 GRU와 KoBERT를 사용했다. 이후 K-fold cross validation을 이용해 교차검증을 진행했다. 데이터를 N개로 나누어, 하나의 덩어리만 테스트를 진행하고 나머지는 훈련한다. 이를 여러번 반복하여, 평균적인 모델의 성능을 알 수 있다. 본 연구에서는 5번 교차검증을 통해 80%의 데이터에 대해 학습하고 20% 데이터에 대해 테스트했다.

2.2. 연구 결과

가. 네이버 지식인 의학상담 데이터분석

(1) 핵심 키워드 분석

그림 1과 같이 내과 질문에 대해서 키워드 코로나가 약 80번 언급이 되었고, ‘궁금합니다’ 또한 약 50번 등장했다. 또한 코로나와 관련된 호흡기와 증상에 대한 단어도 빈번히 언급된 것으로 확인했다. 현대인들은 내과 태그에 코로나가 가장 중요한 키워드로 생각된다.



Fig. 1 Word clou for questions (left) and answers (right) when searching for internal medicine on Naver 지식인 (a) Question when searching for internal medicine (b) Answer when searching for internal medicine

(2) 분기별 질문 추세

그림 2는 분기별 질문 추세를 키워드별로 비교한 것이다. 분기별 표준편차는 건강정보가 84.72로 가장 컸고, 의학 상담이 13.75로 가장 작았다. 의학 상담에 대한 게시글은 분기와 상대적으로 관련 없이 올라오지만, 건강정보는 분기에 민감하다고 할 수 있다. 내과는 1~3월부터 10~12월까지 질문의 개수가 꾸준히 증가하는 추세를 보이는 특징을 갖는다. 반면 1, 2분기에 비해 3, 4분기에 훨씬 많은 질문이 올라오는 추세를 보인다. 의학 상담과 건강정보는 유사한 그래프 추세를 보인다. 1분기와 4분기에 많은 질문 개수를 보이고, 2분기와 3분기에 적은 질문 개수를 보인다. 따라서 추세 그래프가 아래 볼록한 형태이다.

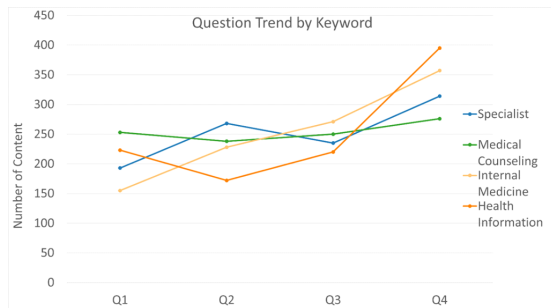


Fig. 2 Quarterly question trend according to keywords in Naver 지식인. Bending line graph

(3) 진료과목별 질문 키워드

2012년부터 2021년까지의 데이터를 기준으로, 키워드별로 특정 질병명의 빈도수를 시각화 하였고, 그림 3과 그림 4와 같은 결과를 얻었다. 의학 상담 관련 질문에서는 스트레스, 운동, 골절 등 건강 관련 단어가 가장 많이 등장했다. 뒤이어 우울감, 불면증, 조현병 등 정신 질환이 자주 등장했다. 앞선 분기별 분석에서는 의학 상담

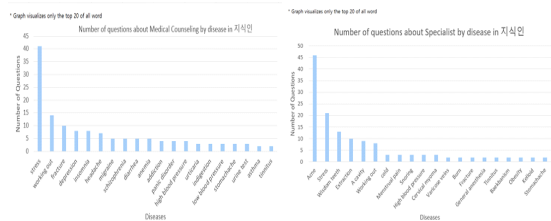


Fig. 3 Bar graph of the number of questions by disease when searching for medical counseling (left) and specialists (right) in Naver 지식인

에 대해서는 분기와 관계없이 꾸준히 질문이 등장한다. 이와 연관지어 현대인들이 모든 분기에 걸쳐 스트레스와 운동에 꾸준히 의학 상담을 요청하고, 정신 질환과 관련한 상담도 많다는 것을 알 수 있다.

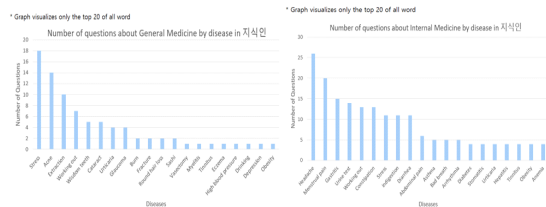


Fig. 4 Bar graph of the number of questions by disease when searching general medicine (left) and internal medicine (right) in Naver 지식인

전문의와 일반의 모두 여드름과 스트레스가 가장 많이 질문이 많았다. 내과 관련 질문에서는 두통, 생리통, 위염 등의 질병이 가장 많이 등장하였다. 앞선 분기별 분석과 연관 지어 4분기로 갈수록 두통, 생리통, 위염 등에 대한 상담이 많이 요청된다는 점을 알 수 있다.

위 4가지 키워드들에 대해 공통으로 언급된 질병은 스트레스이다. 현대인은 자신의 스트레스에 대해서 많은 관심이 있으며, 이를 해결하기 위해 의학적 조언을 얻는 것을 확인할 수 있다.

나. 유튜브 데이터 감성 분석

유튜브 데이터에 대해 공부정 분석을 진행한 결과이다. 히스토그램 결과 중립이 많아 정확한 결과를 볼 수 없었다. 따라서 가중치 평균을 구한 후 소수점 아래는 올림을 하여, 정수로 정규화한 후 그림 5를 얻었다. 부정적인 댓글보다 긍정적으로 분류한 댓글이 더 많다는 것을 알 수 있다.

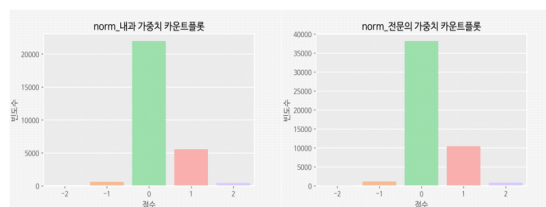


Fig. 5 Youtube internal medicine (left) and specialist (right) negative (-) and positive (+) score count plot

다음으로 키워드별 긍정 부정 빈도수 중 최빈 단어 4개를 기준으로 다음 표 3에서 정리했다.

Table. 3 Frequency negative and positive words.

1 Negative Words	Frequency	1 Positive Words	Frequency	2 Negative Words	Frequency	2 Positive Words	Frequency
못	7810	잘	14154	부정 적	494	긍정 적	586
해	4532	좋은	8840	하지 않고	365	도움 되는	322
좀	3977	사랑	4501	하지 못	345	사랑 하는	189
환자	3120	도움	4067	무기력	304	좋은 내용	156

긍정적인 단어의 1그램과 2그램은 도움을 받거나, 감사를 표하는 표현이 많았다. 반면에 부정적인 단어의 1그램은 상태 부정과 질병, 통증에 주목하는 것을 확인했다. 하지만 2그램의 경우에는 비판적인 태도를 볼 수 있다. 이를 통해 긍정의 경우 1, 2그램 모두 정확하게 분류하지만, 부정의 경우 2그램이 1그램보다 감성을 잘 분류함을 알 수 있다는 결론을 도출하였다.

III. 결론

본 연구 모델은 다음과 같은 통찰을 제시한다. 빈도 기반 다각도 분석 결과, 연도가 지날수록 온라인 의학 상담을 요청하는 사용자는 진료과목과 상관없이 통계적으로 유의하게 증가하는 추세를 보인다. 이로 미루어 보았을 때 비대면 의학 상담에 대한 수요가 앞으로도 증가할 것이라고 예상할 수 있다. 따라서 진료과목과 상관없이 수요에 맞추어 병원의 비대면 의료서비스를 확대할 필요가 있다. 내과의 경우 1분기에서 4분기로 갈수록 비대면 의학 상담 요청이 증가한다. 질문에 가장 자주 등장하는 주제는 두통과 생리통이다. 이러한 추세에 맞추어 두통과 생리통에 대한 온라인 콘텐츠를 제공하고, 비대면 의료서비스에 자원을 투자해야 한다. 키워드 ‘전문의’, ‘일반의’에 대해서는 스트레스, 여드름에 관한 질문이 가장 많이 등장하므로, 스트레스나 여드름을 관리하는 방법을 홈페이지에 게시하거나 유튜브 동영상으로 만들어 병원을 홍보할 수 있을 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. NRF-2022R1F1A1074696).

REFERENCES

- [1] H. Jo, E. Shin, and H. Kim, "Changes in Consumer Behaviour in the Post-COVID-19 Era in Seoul, South Korea," *Sustainability*, vol. 13, no. 1, Dec. 2021.
- [2] Y. Y. Lim, J. S. Lee, T. H. Kwon, J. S. Hong, E. Y. Kim, Y. C. Kim, S. H. Park, and M. S. Kim "Post-COVID-19, The Direction of Innovation in Hospital Services," *KHIDI: Bio Health Report: Focus On*, vol. 45, no. 1, pp. 449-498, Jul. 2020.
- [3] C. H. Moon, "Post-COVID-19 era, bio-health trend," *KDB Industrial Technology Research Center : KDB Monthly*, vol. 30, no. 775, pp. 44-50, Jun. 2020.
- [4] H. Y. Yoon, "The Measures to Improve the Legal System for the Settlement of Telehealth in the Non-Face-to-Face Era," *Dankook Law Riveiw(DLR)*, vol. 45, no. 1, pp. 449-498, Dec. 2021.
- [5] M. Chalikias, D. Drosos, M. Skourdoulis, and Nikos Tsotsolas, "Determinants of customer satisfaction in healthcare industry: the case of the Hellenic Red Cross," *International Journal of Electronic Marketing and Retailing*, vol. 7, no. 4, pp. 311-321, Dec. 2016.
- [6] R. Pascanu, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio. "How to Construct Deep Recurrent Neural Networks," *arxiv*, arXiv:1312.6026, 2014.
- [7] E. L. Park and S. Z. Cho. "KoNLPy: Korean natural language processing in Python," in *Proceedings of the 26th Annual Conference on Human & Cognitive Language Technology*, Chuncheon, Korea, pp. 133-136, 2014.
- [8] C. Lee and H. Kim, "Automatic Korean word spacing using Pegasos algorithm," *Information Processing & Management*, vol. 49, no. 1, pp. 370-379, Jan. 2013.
- [9] S. M. Park, C. W. Na, M. S. Choi, D. -H. Lee, and B. -Y. On, "KNU Korean Sentiment Lexicon - Bi-LSTM-based Method for Building a Korean Sentiment Lexicon," *Journal of Intelligent and Information Systems*, vol. 24, no. 4, pp. 219-240. Dec. 2018.



강유성(Yooseong Kang)

신소재공학과 학사
※관심분야: 강화 학습, 기계학습 및
NLP 특성 재료 예측



박종훈(Jong Hoon Park)

경영학 학사과정
※관심분야: 경영학 및 데이터 과학 융합,
머신러닝



오하영(Hayoung Oh)

서울대학교 컴퓨터공학과 박사
아주대학교 조교수
성균관대학교 부교수
U.C, Berkeley 방문연구원
성균관대학교 소프트웨어융합대학 부교수
※관심분야: 소셜정보망 분석, 추천시스템,
데이터분석 및 인공지능



이세욱(Se Uk Lee)

삼성서울병원 응급의학과 조교수
※관심분야: 소아 응급, 전염병, 디지털 치료,
데이터 분석, 머신러닝 및 딥러닝