

발행인: 류병래	22012
편집인: 송상헌	인천광역시 연수구 아카데미로 119
발행처: 한국언어정보학회	인천대학교 인문대학 영어영문학과 송상헌 교수 연구실 내
발행일: 2018년 4월 6일	전화: (032) 835-8129
http://www.ksli.or.kr	e-mail: ksli20172018@gmail.com

## 1. 2018년 제1차 이사회 소집공고

- ▶ 우리 학회 회칙 제9조(이사회)에 의거 2018년도 제1차 이사회를 다음과 같이 소집 하오니, 상임 이사님들께서는 참석하여 주시기 바랍니다.
  - 일시: 2018년 4월 14일(토), 12:20- (대우재단 세미나 7층 2실, 월례회 후 동일 장소)
  - 안건: 학술지 평가 준비 상황 보고, 회칙 및 연구윤리 지침 개정
  - 이사 명단: 류병래(충남대, 회장), 송민영(동국대, 편집위원장), 송상헌(인천대, 총무이사), 김미숙(상지대), 김종혁(전북대), 김지은(울산대), 김지혜(한국교원대), 남윤주(건국대), 이상근(고려대), 임동식(홍익대), 임동훈(이화여대), 조성은(영남대, 이상 연구이사(월례회)), 권익수(한국외대), 류수린(가천대), 박종철(KAIST), 유은정(서울대), 이영주(서울여대), 전종섭(한국외대), 정미애(금강대), 정한민(KISTI & UST), 최인철(경북대, 이상 연구이사(학술대회)), 김윤신(인천대, 재무이사), 김동성(한국외대), 김일규(강원대), 송재목(한국외대), 위혜경(단국대), 정수정(충북대), 채명희(조선이공대), 최혜원(이화여대), 홍문표(성균관대, 이상 홍보이사), 강상구(한성대), 곽은주(세종대), 시정곤(KAIST), 신호필(서울대), 육청민(한림대), 윤재학(경희대), 이용훈(충남대), 차종열(대전대), 최승권(ETRI, 이상 섭외이사), 고길수(서울대), 김한샘(연세대), 박소영(부산대), 박은영(충남대), 손현정(연세대), 윤애선(부산대), 이해운(한국외대), 이한정(성균관대), 정소우(성신여대, 이상 운영이사), 강정구(KMIC Global), 송도규(Sensology), 이기황(Daumsoft), 최호섭(EDS Korea, 이상 대외협력이사), 홍민표(명지대, 감사)

## 2. 2018년 1학기 2차 월례 발표회 (4월)

- ▶ 4월 월례 발표회가 4월 14일 (토) 오전 9시 30분부터 한국학술협의회 (대우학술재단) 7층 세미나2실에서 있습니다. 이번 발표는 딥러닝 기반의 언어 연구 방법론에 대해서 알아보는 시간으로 마련되었습니다. 각 발표의 제목은 아래와 같습니다.
  - 단어 임베딩(Word Embedding)과 하위단어(subword) 모델, 신호필(서울대)
  - 숫자로 표상된 의미: 기계학습 도구 Word2Vec 사용기, 최재웅(고려대)
  - 언어 연구에서 딥러닝의 몇 가지 활용 사례, 박진호(서울대)
  - 셰익스피어 비극 작품의 주요 등장인물 간의 대화코퍼스 기반 감성분석, 장세은 · 김재훈(한국해양대)

- ▶ 4월 월례발표회 일정 및 발표요지문은 본 소식지의 하단에 제시되어 있습니다.

### 3. 2018년 1학기 정기 학술대회 안내 (6월)

- ▶ 아래와 같이 2018년 봄 정기 학술대회를 개최합니다.
  - 2018년 6월 2일(토) / 경북대학교
- ▶ 프로그램 및 조직위원회
  - 조직위원회
    - 조직위원장: 이예식(경북대),
    - 조직위원: 박향숙(경북대), Daria Seog(경북대), 송상현(인천대), 김윤신(인천대),
  - 프로그램위원회
    - 프로그램위원장: 최인철(경북대)
    - 프로그램위원: 최정아(경북대), 김지희(경북대), 고길수(서울대), 김한샘(연세대), 박소영(부산대), 박은영(충남대), 손현정(연세대), 윤애선(부산대), 이해운(한국외대), 이한정(성균관대), 정소우(성신여대)
- ▶ 우리 학회 회원 선생님들의 관심과 참여를 당부 드리며 학술대회에서 발표할 논문을 모집합니다. 논문 모집 분야는 언어학 이론, 통사론, 형태론, 의미론, 화용론, 언어정보 처리, 음성학, 음운론, 인지언어학, 전산언어학, 코퍼스언어학, 담화분석, 문법화, 역사언어학, 언어교육, 언어습득, 사회언어학, 심리언어학, 신경언어학 등 언어 및 언어교육과 관련된 모든 영역입니다. 대상 언어도 한국어, 영어, 일본어, 중국어, 독일어 등 제한이 없습니다.
- ▶ 초록 보내실 곳
  - ksli20172018@gmail.com (학회 공식 이메일 계정)
- ▶ 일정 안내
  - 논문 초록 제출 마감: 2018년 4월 27일(금)
  - 논문 발표 수락 통보: 2018년 5월 11일(금)
  - 발표원고 및 유인물제출: 2018년 5월 25일(금)
  - 학술대회 개최: 2018년 6월 2일(토)
- ▶ 보다 자세한 사항은 조만간 별도의 CFP를 제작하여 배포하겠습니다.

### 4. 회원 가입 및 회비 납부 안내

- ▶ 우리 학회는 회원 여러분들께서 납부하신 회비로 운영됩니다. 원활한 학회 운영을 위해 연회비를 납부해 주시기 바랍니다. 회비납부를 위한 계좌정보 및 각 연회비 금액은

아래와 같습니다.

- **KB국민은행 270901-04-205159 김윤신 재무이사(한국언어정보학회)**
- 연회비: 정회원 40,000원, 준회원 20,000원, 기관회원 100,000원
- ▶ **2018년 4월 4일 현재 연회비를 납입해 주신 회원 여러분들은 아래와 같습니다.** 혹, 행정적인 착오로 인해 누락된 사항이 있으면 알려주시길 당부 드립니다.
  - **정회원 2년납(2017-2018):** 강정구(KMIC Global), 김윤신(인천대), 김한샘(연세대), 남승호(서울대), 류병래(충남대), 송상현(인천대), 육청민(한림대), 이기황(Daumsoft), 이용훈(충남대), 장석진(서울대), 조성은(영남대), 채희락(한국외대), 최재웅(고려대), 홍민표(명지대)
  - **정회원 1년납 (2018):** 김선희(서울여대), 정태구(고려대), 박동우(서울대), 이승아(이화여대), 한희정(단국대), 한수미(한림대), 이정민(서울대), 강상구(청주대), 염재일(홍익대), 김지혜(한국교원대), 김은아(서울대), 정은선(서울시립대)
  - **준회원 1년납 (2018):** 최지명 (연세대)
- ▶ 회원 주소록은 연중 관리되고 있습니다. 주소 및 이메일, 전화번호가 바뀌신 분은 변경된 내용을 ksli20172018@gmail.com로 알려주시면 많은 도움이 되겠습니다. 아울러 주변의 교수님들과 신진학자 및 대학원생들이 신입회원으로 많이 가입할 수 있도록 적극적인 홍보를 부탁드립니다.

## 5. "언어와 정보" 22권 2호 논문 모집

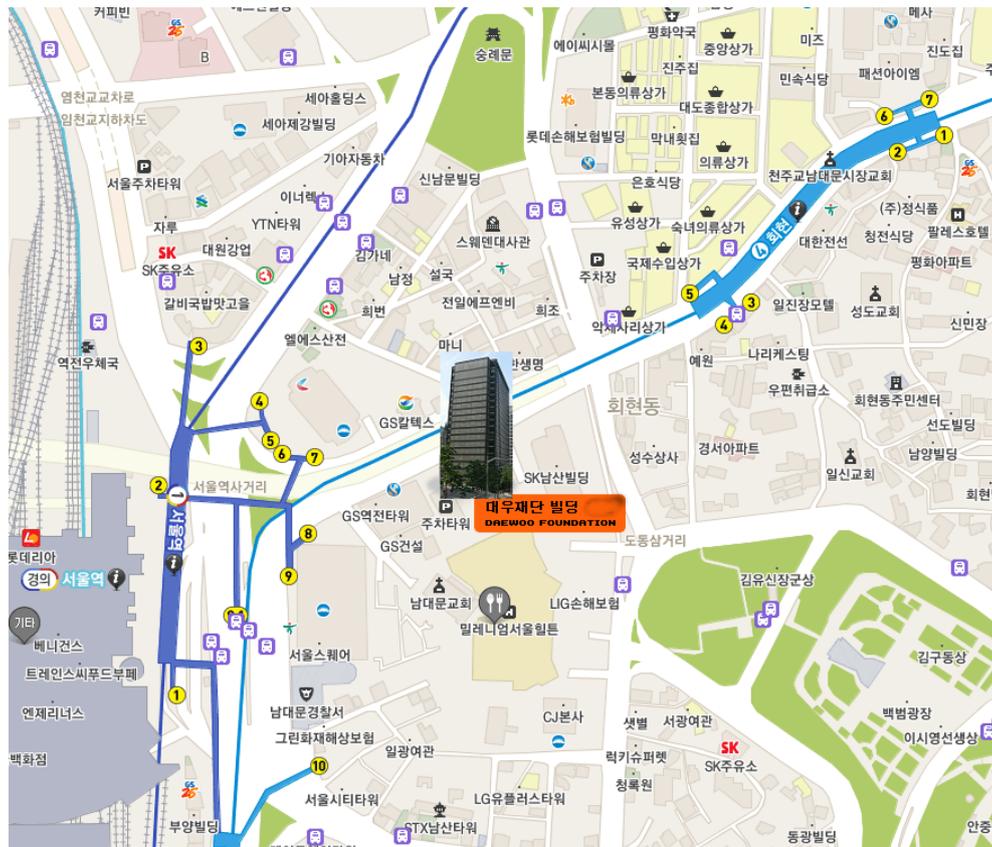
- ▶ 마감일: 2018년 5월 31일 (목)
- ▶ 출판일: 2018년 7월 31일 (화)
- ▶ 논문을 투고하고자 하시는 회원분께서는 학회 온라인 논문 투고 및 심사 홈페이지 (<http://ksli.jams.or.kr>)를 이용해 주시기 바랍니다.
- ▶ 논문 심사료와 게재료는 다음과 같습니다.
  - 심사료: 40,000원 (2인 심사 기준, 추가 심사시 20,000원씩 추가)
  - 논문 게재료 (2인 심사, 30쪽 분량 기준):
    - 1) 연구비 수혜 논문: 300,000원 (심사료 포함 총 340,000원)
    - 2) 연구비 수혜를 받지 않은 일반논문: 200,000원 (심사료 포함 총 240,000원)
  - 참고
    - 1) 논문 출판 시 편집비를 따로 받지 않음.
    - 2) 논문의 분량은 최종 조판 기준 20쪽을 기준으로 하되, 30쪽까지는 별도의 추가 금액을 받지 않으나, 31쪽부터는 쪽당 10,000원을 게재료에 추가.
- ▶ 현재까지 출판된 "언어와 정보" 논문들은 아래 우리 학회 홈페이지 공간에서 다운로드 받으실 수 있습니다. 여러분의 많은 관심과 인용을 당부드립니다.  
<http://www.ksli.or.kr/board.php?board=journal&command=body&no=1>

## 6. 2018학년도 1학기 2차 월례 발표회 일정표 및 초록

날짜	시간	발표자	발표제목	사회
4/14 (토)	09:30 10:10	신호필 (서울대)	단어 임베딩(Word Embedding)과 하위단어(subword) 모델	이은경 (서울대)
	10:10 10:50	최재웅 (고려대)	숫자로 표상된 의미: 기계학습 도구 Word2Vec 사용기	
	Break (10분)			
	11:00 11:40	박진호 (서울대)	언어연구에서 딥러닝의 몇 가지 활용 사례	
	11:40 12:20	장세은 · 김재훈 (한국해양대)	셰익스피어 비극 작품의 주요 등장인물 간의 대화코퍼스 기반 감성분석*	

### 오시는 길

- 서울특별시 중구 퇴계로 18 (서울특별시 중구 남대문로5가 526) 7층
- 지하철 4호선 회현역 4번 출구 서울역 방향 50미터
- 지하철 1호선 서울역 8번 출구 퇴계로 방향 50미터



\* 이 연구는 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-과제번호: NRF-2016S1A5A2A03927611)

## 단어 임베딩(Word Embedding)과 하위단어(subword) 모델

신효필 (서울대학교)

현재 의미의 분포가설(distributional hypothesis)에 바탕을 둔 단어 임베딩 연구와 이를 활용한 자연언어처리 방법론이 활발히 개발되고 있다. 단어 임베딩 모델로는 대표적인 Word2Vec을 비롯하여 GloVe, FastText 등이 있으며 관련 모듈이 다양하게 제공되고 있다.

단어 임베딩 모델을 사용한 언어 연구도 의미론, 역사언어학, 사회언어학 등 여러 분야에서 활발히 이루어지고 있다. 단어 임베딩은 기본적으로 코퍼스에서 한 단어와 그 주변 환경을 최적화하는 가중치를 찾는 작업이기 때문에 정확한 임베딩 모델을 얻기 위해서는 학습 자료의 정결성이 매우 중요하다. 영어는 형태적으로 고립어에 가까워 코퍼스 그 자체로 학습해도 단어들 사이의 분포적 특징을 포착할 수 있는 반면, 한국어와 같은 교착어는 형태론적으로 복잡한 구성을 보이기 때문에 어절 단위로 그대로 학습할 경우 개별 단어의 빈도가 대부분 낮기 때문에 유의미한 분포 정보를 얻기 어렵다. 따라서 단어 임베딩 연구에서는 대개 형태소 분석을 통한 형태소 단위의 임베딩을 하고 있다. 그러나 형태소 분석기의 부정확성과 대규모 자료의 분석에 상당한 시간이 걸리는 문제뿐만 아니라 세밀하게 분석된 형태소 연쇄가 언어연구 분야에 따라 도움이 되는지는 고려해 볼 필요가 있다.

본 발표에서는 단어 임베딩의 기본 개념에서부터 Word2Vec, Glove, FastText의 특징을 살펴보고 각 모델에 따른 임베딩 결과를 살펴본다. 또한 단어를 형태소 단위가 아닌 음절의 연쇄, 자음과 모음의 연쇄, 더 나아가 초성, 중성, 종성의 연쇄로 파악하여 한국어 임베딩 모델을 구축할 경우의 특징을 살펴보도록 한다. 이런 접근은 어절 단위의 모델이 단어의 내적 구조(internal structure)를 반영하지 못하는 점을 극복하기 위한 일종의 하위단어(subword) 모델이라고 할 수 있다. 이런 단어 임베딩 모델과 어휘 연쇄 모형을 바탕으로 한국어 연구에 적합한 모델과 연쇄 모형은 무엇인지 살펴보도록 한다.

## 숫자로 표상된 의미: 기계학습 도구 Word2Vec 사용기

최재웅 (고려대학교)

이 발표에서는 우선 언어학에서의 의미표상의 관점에서 의미의 수량화 문제를 간략히 살펴본 뒤에, 그러한 방향의 대표적 기법인 단어벡터화/단어임베딩 모형을 이용한 의미표상 및 의미조작 방법론을 소개한다. 이러한 배경을 바탕으로 최근에 각광을 받는 단어임베딩 모형 도출 기법인 기계학습 도구 Word2Vec을 한국어 자료에 적용해본 결과를 중심으로 언어학적 활용 가능성을 타진해 본다. 구체적으로 Word2Vec의 도출 결과물인 어휘/형태소 별 유사도 목록, 어휘 클래스별 목록, 어휘간 추론/유추 목록 등을 살펴본다. 아울러 단일 형태소/어휘를 넘어서 좀 더 탄력적으로 어휘간 관계를 확대해 볼 수 있는 기법을 활용한 결과도 검토해 본다.

## 언어 연구에서 딥러닝의 몇 가지 활용 사례

박진호 (서울대학교)

유사표현들의 사용 조건에 어떤 차이가 있는지는 언어 연구 및 언어 교육에서 중요한 주제라 할 수 있다. '오히려', '차라리', '도리어'도 그러한 유사표현의 사례이다. 29억 어절 규모의 한국어 말뭉치에서 추출한 이 세 부사의 용례 89만개를 가지고 딥러닝을 통해 신경망을 학습시켰다. 그 결과 인간보다 우수한 약 90%의 정확도를 보였다. heatmap을 통해 신경망이 이 세 부사의 판단에 사용한 단서를 조사해 보니, 노이즈도 들어 있지만, 인간 연구자가 미처 생각하지 못한 것들도 포함되어 있었다.

두번째로, 연대가 알려져 있는 국어사 자료를 가지고 신경망을 학습시켜 연대 미상의 국어사 자료의 연대를 추정할 수 있는 모델을 만들었다. 유사표현 판단이 분류 문제라면, 연대 추정은 회귀 문제이다. 유사표현 판단에서는 형태소 단위의 embedding을 사용했는데, 여기서는 글자 단위의 embedding을 사용했다. 신경망 학습시 각 샘플의 크기가 길수록, 그리고 샘플의 수가 많을수록 학습에 유리한데, 국어사 자료의 총량이 정해져 있으므로 샘플의 길이와 수는 trade-off 관계에 있다. 여러 조건으로 실험해 본 결과 샘플 길이 300자일 때 가장 좋은 결과를 낳았다. 모니터링할 metric으로 MSE를 사용했을 때보다는 MAE를 사용했을 때 결과가 더 좋았고, CNN의 모델을 몇 가지로 해 본 결과 convolution layer 2개, 각 layer의 window 크기 2일 때 결과가 가장 좋았다. 표준 오차는 약 20년이었다.

세번째로, 세종 형태의미분석 말뭉치를 이용하여 딥러닝 기반 형태소분석기의 제작을 시도해 보았다. 형태소분석은 segmentation('흘렀다'를 '흐르+었+다'로 분석하는 것), labeling(분절된 각 token의 품사를 알아내는 것)의 두 단계로 나뉘고, 욕심을 더 내면 동형어의 의미에 대해 구별 번호(표준국어대사전의 어깨번호)를 붙이는 단계까지 생각할 수 있다. 여기서는 첫번째 단계의 실험을 해 보았다. 신경망 모델의 학습을 용이하게 하기 위해 segmentation 문제를 분류 문제로 formulate하였다. 즉 입력 어절(예: 흘렀다)과 원하는 출력(흐르+었+다)을 비교하여 입력으로부터 출력을 산출하기 위해 필요한 변형이라는 관점에서, 입력 문자열의 각 글자를 약 180개 유형으로 분류하였다. 신경망 모델은 입력된 문자열을 바탕으로 각 글자가 이 180개 유형 중 어느 유형인지를 판단하는 것이다. 두번째 단계의 labeling과 세번째 단계의 동형어 번호 부착도 분류 문제로 쉽게 formulate할 수 있다.

## 셰익스피어 비극 작품의 주요 등장인물 간의 대화코퍼스 기반 감성분석

장세은 · 김재훈 (한국해양대학교)

기존의 셰익스피어 작품 감성분석 연구는 Nielsen (2011)이 제시한 사전기반 알고리즘인 AFINN을 활용하여 작품의 등장인물 간 네트워크를 생성하여 PageRank 알고리즘을 응용하여 주요 등장인물의 특징을 살펴보고 기계학습 알고리즘을 사용하여 네트워크 분석을 시도하였다 (Naliskick 2013; Naliskick and Baird 2013). 본 연구에서는 언어적 규칙기반

알고리즘이면서 단순한 사전 기반의 기계적인 감성분석보다 인간 중심적인 감성분석이 가능한 Hutto and Gilbert (2014)가 제시한 VADER 감성분석 알고리즘을 사용하여 셰익스피어 비극 작품의 대화코퍼스 기반으로 막(Acts)을 기준으로 작품 및 주요 등장인물의 감성의 변화와 추이변화 양상을 관찰하여 분석한다. VADER는 기존의 마이크로블로그 감성분석을 위한 사전들과는 달리 도메인에 제약되지 않는 사전이고 사전의 크기도 3배 이상의 차이(AFINN 2,477 단어 vs. VADER 7,517 단어)가 있고 AFINN은 저자 혼자 제작하여 각 단어에 매겨진 -5~+5 감정 점수에 대한 검증이 부족한 반면에 VADER는 10명의 전문가들이 참여하여 각 단어에 평균값을 -4~+4 점수로 부여하여 어느 정도 검증된 것으로 보인다. 그래서 Hutto and Gilbert (2014)에서는 VADER가 기존 사전 및 기계학습 알고리즘 (총 11가지)들과 비교했을 때 어느 특정분야는 사람의 정확도와 동일하게 나올 정도이고 가장 우수한 성과를 보여주는 감성분석 알고리즘이라고 주장하였다. (이 연구는 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-과제번호: NRF-2016S1A5A2A03927611))

## AFINN 사전

abandons	-2
abducted	-2
abduction	-2
abductions	-2
abhor	-3
abhorred	-3
abhorrent	-3
abhors	-3
abilities	2
ability	2
aboard	1
absentee	-1
absentees	-1
absolve	2
absolved	2
absolves	2
absolving	2
absorbed	1
abuse	-3
abused	-3
abuses	-3
abusive	-3
accept	1
accepted	1
accepting	1
accepts	1
accident	-2
accidental	-2
accidentally	-2
accidents	-2
accomplish	2
accomplished	2
accomplishes	2
accusation	-2
accusations	-2
accuse	-2
accused	-2
accuses	-2
accusing	-2
ache	-2
achievable	1
aching	-2
acquit	2
acquits	2
acquitted	2
acquitting	2
acrimonious	-3
active	1
adequate	1
admire	3

## VADER 사전

abusive	-3.2	0.74853	[-4, -3, -3, -4, -4, -3, -4, -2, -3, -2]
abusively	-2.8	0.6	[-3, -4, -3, -2, -3, -2, -2, -3, -3, -3]
abusiveness	-2.5	0.92195	[-2, -4, -2, -3, -2, -3, -4, -2, -1, -2]
abusivenesses	-3.0	0.63246	[-3, -3, -4, -3, -4, -2, -2, -3, -3, -3]
accept	1.6	0.91652	[2, 1, 2, 1, 1, 2, 4, 1, 1, 1]
acceptabilities	1.6	0.66332	[0, 2, 2, 2, 1, 2, 2, 2, 1, 2]
acceptability	1.1	0.53852	[1, 0, 1, 2, 1, 2, 1, 1, 1, 1]
acceptable	1.3	0.45826	[1, 2, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 2, 1]
acceptableness	1.3	0.9	[1, 0, 2, 1, 2, 1, 1, 0, 2, 3]
acceptably	1.5	0.67082	[3, 2, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 2, 1]
acceptance	2.0	0.63246	[3, 1, 3, 2, 1, 2, 2, 2, 2, 2]
acceptances	1.7	0.78102	[3, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 2, 3, 1]
acceptant	1.6	0.8	[0, 1, 2, 2, 2, 1, 2, 1, 3, 2]
acceptation	1.3	0.78102	[0, 1, 2, 1, 1, 1, 1, 3, 2, 1]
acceptations	0.9	0.83066	[1, 2, 0, 2, 0, 1, 0, 2, 1, 0]
accepted	1.1	0.3	[1, 1, 1, 1, 1, 2, 1, 1, 1, 1]
accepting	1.6	0.66332	[2, 2, 2, 1, 1, 2, 1, 3, 1, 1]
accepts	1.3	0.45826	[1, 2, 1, 1, 1, 2, 2, 1, 1, 1]
accident	-2.1	0.83066	[-2, -2, -1, -3, -4, -2, -2, -1, -2, -2]
accidental	-0.3	0.45826	[-1, -1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, -1, 0]
accidentally	-1.4	0.91652	[-2, 0, -2, 0, -3, -1, -1, -1, -2, -2]
accidents	-1.3	0.78102	[-1, -1, -1, -1, -2, 0, -3, -1, -2, -1]
accomplish	1.8	0.6	[1, 2, 3, 2, 2, 2, 1, 1, 2, 2]
accomplished	1.9	0.53852	[2, 2, 2, 1, 2, 2, 3, 1, 2, 2]
accomplishes	1.7	0.9	[2, 2, 1, 0, 2, 3, 3, 1, 1, 2]
accusation	-1.0	1.09545	[-1, -1, -2, -2, -2, -1, -1, -1, 2, -1]
accusations	-1.3	1.26886	[-2, -2, -1, -3, -2, -1, -1, 2, -2, -1]
accuse	-0.8	1.53623	[-3, -1, -1, -2, 1, -2, 1, -2, 2, -1]
accused	-1.2	1.46969	[-2, -1, -2, 2, -2, -3, -2, -2, -1, 1]
accuses	-1.4	1.0196	[-2, -1, -2, 1, -2, -3, -1, -2, -1, -1]

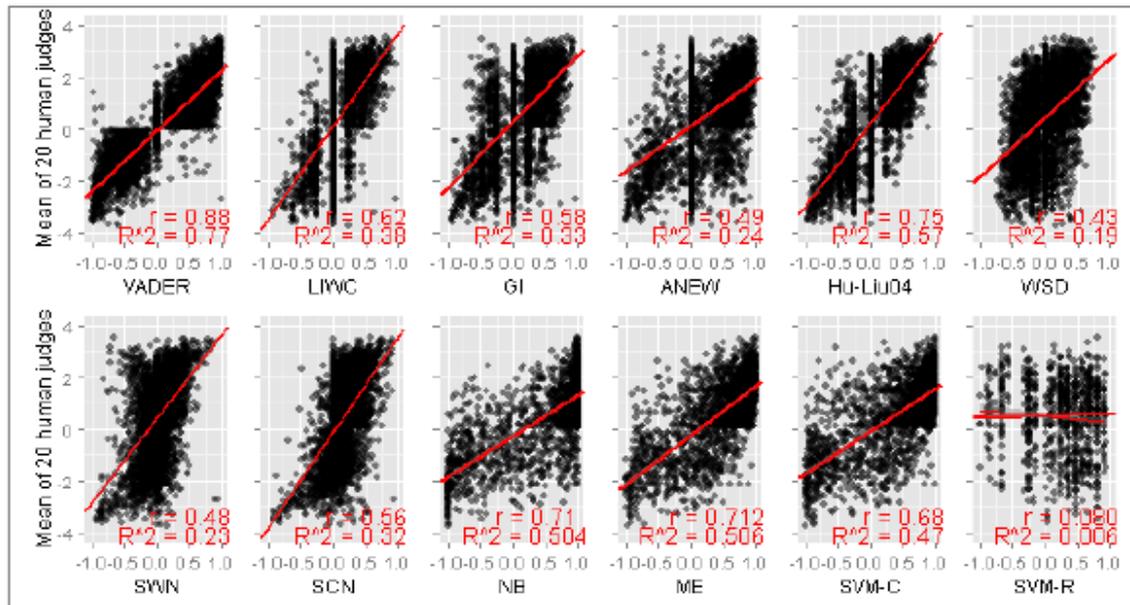


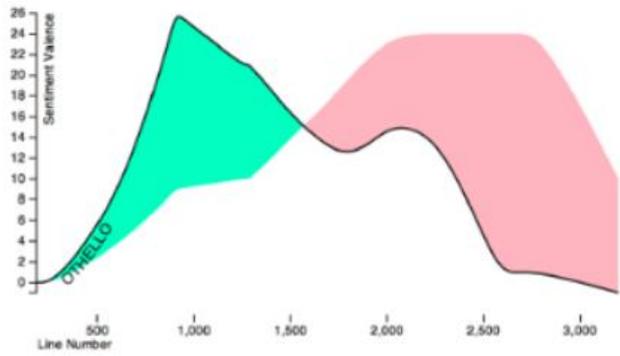
Figure 3: Sentiment scores from VADER and 11 other highly regarded sentiment analysis tools/techniques on a corpus of over 4K tweets. Although this figure specifically portrays correlation, it also helps to visually depict (and contrast) VADER's classification precision, recall, and F1 accuracy within this domain (see Table 4). Each subplot can be roughly considered as having four quadrants: true negatives (lower left), true positives (upper right), false negatives (upper left), and false positives (lower right).

		Correlation to ground truth (mean of 20 human raters)	3-class (positive, negative, neutral) Classification Accuracy Metrics			Ordinal Rank (by F1)			Correlation to ground truth (mean of 20 human raters)	3-class (positive, negative, neutral) Classification Accuracy Metrics		
			Overall Precision	Overall Recall	Overall F1 score					Overall Precision	Overall Recall	Overall F1 score
<b>Social Media Text (4,200 Tweets)</b>												
Ind. Humans		0.688	0.95	0.76	0.84							
VADER		0.881	<b>0.99</b>	<b>0.94</b>	<b>0.96</b>							
Hu-Liu04		0.756	0.94	0.66	0.77							
SCN		0.568	0.81	0.75	0.75							
GI		0.580	0.84	0.58	0.69							
SWN		0.488	0.75	0.62	0.67							
LIWC		0.622	0.94	0.48	0.63							
ANEW		0.492	0.83	0.48	0.60							
WSD		0.438	0.70	0.49	0.55							
<b>Amazon.com Product Reviews (3,708 review snippets)</b>												
Ind. Humans		0.911	0.94	0.80	0.85							
VADER		0.565	0.78	0.55	0.63							
Hu-Liu04		0.571	0.74	0.56	0.62							
SCN		0.316	0.64	0.60	0.51							
GI		0.385	0.67	0.49	0.55							
SWN		0.325	0.61	0.54	0.57							
LIWC		0.313	0.73	0.29	0.35							
ANEW		0.257	0.69	0.33	0.39							
WSD		0.324	0.60	0.51	0.55							
<b>NY Times Editorials (5,190 article snippets)</b>												
						1	1	0.745	0.87	0.55	0.65	
						2	2	0.492	0.69	0.49	0.55	
						3	3	0.487	0.70	0.45	0.52	
						7	7	0.252	0.62	0.47	0.38	
						5	5	0.362	0.65	0.44	0.49	
						4	4	0.262	0.57	0.49	0.52	
						9	9	0.220	0.66	0.17	0.21	
						8	8	0.202	0.59	0.32	0.35	
						6	6	0.216	0.55	0.45	0.47	

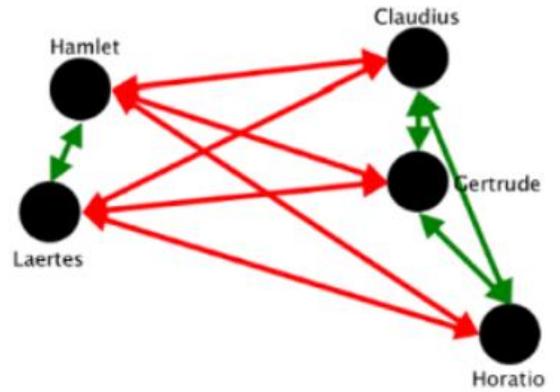
Table 4: VADER 3-class classification performance as compared to individual human raters and 7 established lexicon baselines across four distinct domain contexts (clockwise from upper left: tweets, movie reviews, product reviews, opinion news articles).



# AFINN

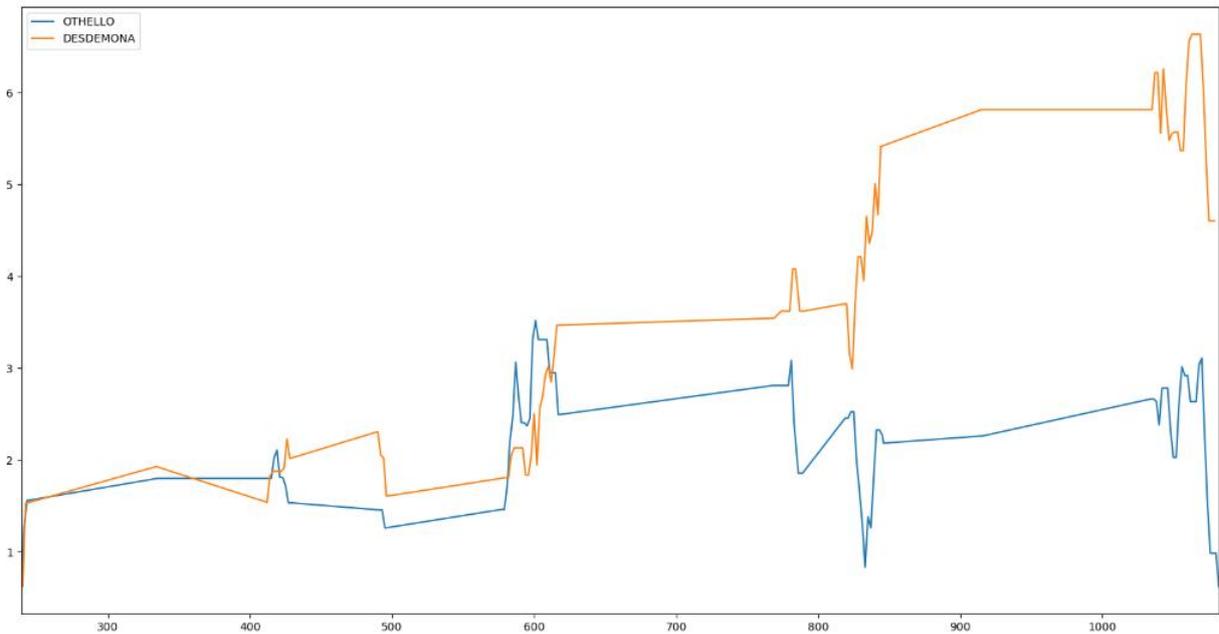


Othello와 Desdemona의 감정분석

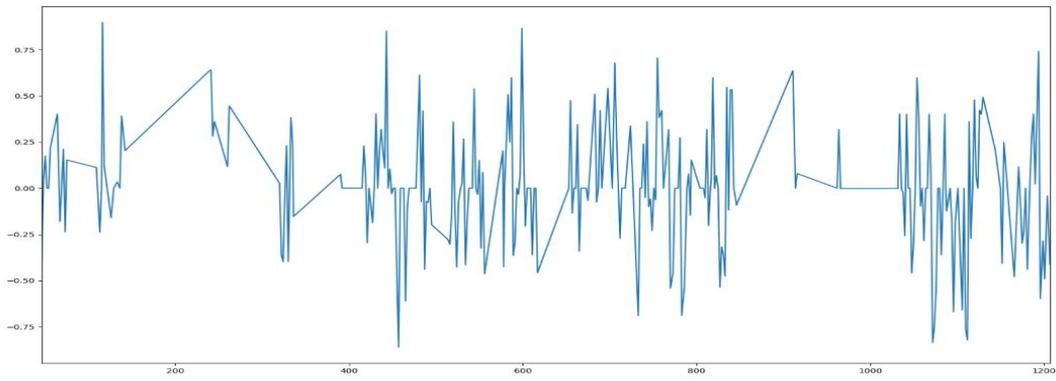


등장인물들 간의 감정 네트워크

## VADER를 활용한 Othello와 Desdemona의 감정분석 (라인별 누적 합)

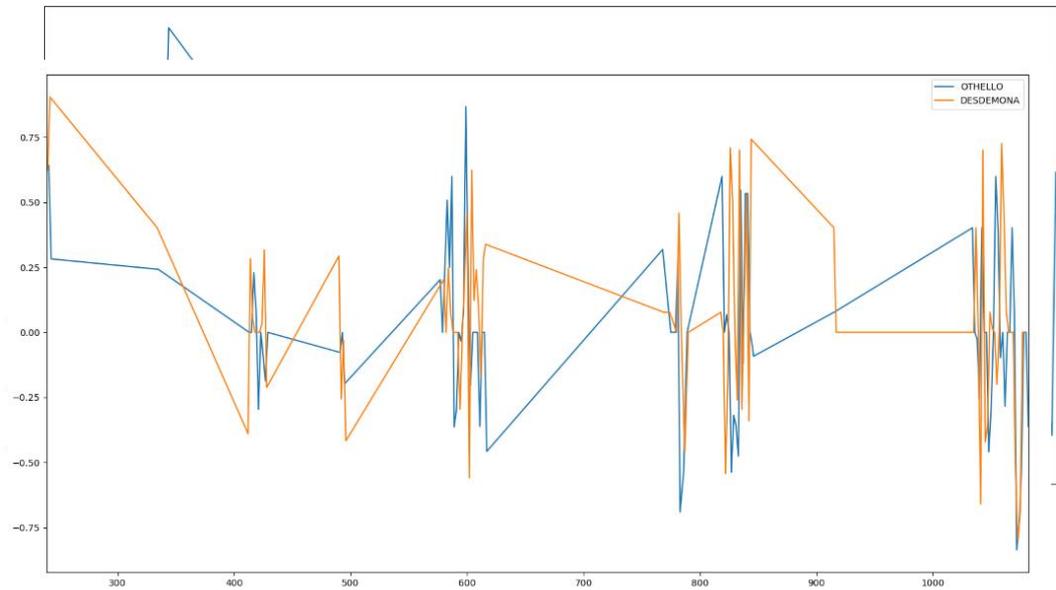


### Othello vs. all listeners 감성분석

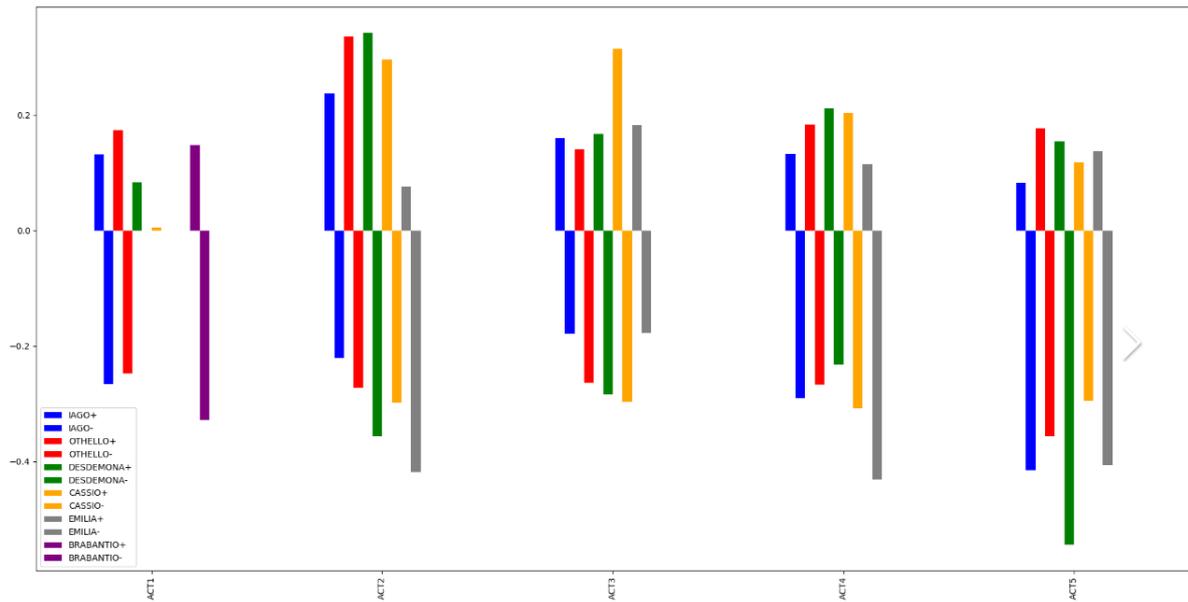


### Desdemona vs. all listeners 감성분석

Othello - Desmeona 간의 대화 감성분석 (각 라인별 단어 감정 점수 합)



※ Othello 비극 작품의 각 주요 등장인물의 긍정과 부정적 감정의 평균 값 비교



Networks of Sentiment Analysis for Major Characters in CORIOLANUS

