[2월 1주차 프로젝트 수행 일지]

프로젝트 주제	악성댓글 감정분석						
프로젝트 팀명	Writer's Warden	프로젝트 팀원	김나래, 김성훈, 김은지, 이동근, 장유림				

※ 프로젝트 수행 일지는 매 주 금요일 17:00 전까지 최종본을 저장해주세요

1. 프로젝트 수행 계획 및 현황 < 데이터 정제 > 김나래 1. 데이터 탐색 데이터 정제 ▼ 2. 형태소 분석 ▶ 범죄 : 심각도가 낮아짐 1순위(중복) -> 4순위(단독) 3. 혐오사전 구축 악플 분류별 심각도 평균(중복/단독) ▶ 선정: 심각도가 높아짐 (범 최) 욕 설 3순위(중복) -> 1순위(단독) 6.8 선폭범 차 혐 별 오 욕설 악플분류별 심각도 평균을 중복으로 할 경우 다른 분류에 의해 영향을 받으므로 <mark>단독의 심각도 평균</mark>을 사용 지난 주의 라벨 축소(선정 > 폭력(폭력, 범죄, 욕설) > 혐오(혐오, 차별, 비난) 에 대한 근거가 통계적으로 부족하다는 의견이 나옴. 프로젝트의 목적이 악플의 심각도가 높은 문장을 찾기 위한 것이기 때문에 빈도기반, 카운트, 텍스트 종합적으로 보는 게 아닌 '비윤리 강도 총합' 을 기준으로 라벨을 다시 설정하고자 함. 한 문장에 중복으로 분류된 것을 포함하여 비윤리 강도 총합의 평균을 냈을 때

범죄가 가장 높은 것으로 나왔지만, 단독으로 분류된 것에 대한 통계를 보면 김은지 1. 데이터 탐색 선정이 가장 높은 것을 확인할 수 있다. 이는 즉, 중복으로 분류된 것에 대한 2. 혐오사전 구축 통계는 그 분류 자체보다 다른 분류의 영향도 포함되어 있음을 알 수 있다. 따라서 단독으로 쓰였던 분류들의 통계를 바탕으로 총 3개의 라벨로 3. 발표ppt 구분하였고, 이를 '권고' < '주의' < '경고'로 정의하였다. < 혐오사전 > ● 혐오사전 구축 과정 - 각 분류에서만 쓰였던 형태소를 추출하여 유사도 높은 키워드들 검색 - 각 검색된 키워드들이 포함된 문장을 찾고 그 문장의 분류를 카운트 - 카운트 정보를 기반으로 하여 각 키워드들을 세 개의 혐오사전에 할당 ◎ 4개 집합 있을 때 필요한 공간 단독(4) + 2개 중복(4C2=6) + 3개 중복(4G=4)+4개 중복(4G=1) = 15 비약품 바악종 형태소 중 악용에서도 쓰인 형태소 (약동 분수 1개와 경칭, 비약증 형태소 기능성 높음) 비약들 형태소 중 약들에서도 쓰인 형태소(약을 본속 2개나 경점, 약을 처대소 가능성 높음) ● 악픙 분류 2개에서 쓰이는 형태소 🥌 악플 분류 3개에서 모두 쓰이노 형태소 6953 8273 934 악들 봉숙별 그 악플에서만 쓰인 병태소 344 6137 (TABL) 1. 비약들 & 현교 & 주의 & 경교 9. (현교 8주의) - 1 - 6 - 12 2872 1829 2. 비약들 - 주의 - 현교 - 경교 10. (社2をお正)-1-7-12 1576 201 3. (비약물 & 구기) - 현교 - 정요 11. (주의 & 정권) -1 - 용-12 5297 4. (비약을 4 원교) - 구의 - 경교 12. 前2 8 子4 8 月12 - 1 5. (비약등 & 경고) - 원교 - 주의 13 원2 - 수의 - 겨2 - 비약품 785 6. (비약플 & 구리) - 경고 - 3 14. 구의 - 원교 - 경교 - 비약플 김성훈 1. 데이터 탐색 155 7. (비약是名前正) -1-4-6 15. 경고 - 현고 - 수의 - 비약플 · (비박존 & 경고) - 1-5-7 2. 형태소 분석 각 분류에서 모두 중복된 부분 제외(일상단어로 쓰일 확률이 높음) ● 각 분류별 유사도 분석으로 상위 10개 키워드 추출 반복 -> 혐오표현으로 직접 분류함(주의, 권고, 경고) 비악플속에 악플이 동시에 쓰인 형태소 통합 -> 악플형태소일 가능성이 높음 < 모형 - LSTM > ● 점수모델과 분류모델을 LSTM으로 분석 ● 발견된 이슈 ○ 과적합(Overfitting) 발생 ■ Dropout 삽입 -> 효과 미비 ■ BatchNormalization 삽입 -> 효과 미비 ■ 파라미터 수 축소(hidden size) -> 효과 미비 ■ 다른 모형 도입(Bi-LSTM) -> 약간 해결

○ 이유: 장유림 1. 데이터 탐색 ■ 데이터의 불균형 2. 혐오사전 구축 점수모델의 경우 연속형으로 회귀모델을 만들었을 때 발표 ppt zero-inflated data이므로 문제가 될 위험성 큼 차주 계획 imbalanced data -> Up/Down sampling ○ 하이퍼 파라미터 변경 ○ 비악플과 악플을 구분하여 모델 생성 및 비교 Model Type 1. 기본성 LSTM , EMB-SIZE = 64 2. LSTM + Propout (0.5) 3. LSTM + BatchNormalization 4. Bi-LSTM + Dropout (0.5) 진생국 실청 1. 각 모델은 독립적으로 확습한다 실청 2. 각 모텔은 독립적으로 학습한다 Model 1 Model 4 Model 1 Model 3 다구분유 Model 다깃분유 Model H344 Model Regression Mode (비약플/원교/수의/경로) (비약중/상/송/하) (5~15의 연독형) (비약물/원고/수의/경우) talk_df talk_df talk_df talk_df Data #41 실험 3 . 각 모텔은 독립적으로 확습한다 Model 2 Model 5 Model 6 다구분학 Model 이건분차 Model CHANGE Model 이동근 웹 어플리케이션 (약물/비작물) (현요/수의/경요) (상/광/왕) talk_df troll_df troll_df 점수인 작업 진행 #41 サイン 실청 4. 각 모텔은 독립적으로 학습한다 Python 모듈 작업 Model 2 Model 5 Model 7 다구분육 Model Olay to Model Regression Mode (약물/비약물) (현2/건4/정요) (소~15의 연속성) 진행 talk_df troll-of troll_df 共产2 ##1 점수1 label MySQL DB 작업 진행 < 모형 - BERT, KOBERT > BERT와 KOBERT를 활용하여 분류모델을 실행 BERT(분류) ○ epoch 4회로 실행하였을 때, validation acc가 76% ○ test_set에서는 75%가 나와 어느정도 유사하게 나옴을 확인 ○ 하지만 acc가 생각보다 낮게 나옴 BERT(점수분류) ○ epoch 4회로 실행하였을 때, validation acc가 57% ○ 각 label마다 데이터 수의 불균형으로 validation acc가 낮게 나온 것으로 판단 ○ 점수를 기준으로 한다면 label을 어느정도 묶어야 할 것으로 생각됨 **KOBERT** epoch = 15

○ train acc = 98%

- 시간이 너무 오래걸려 14회에서 런타임이 끊김(7시간)
- epoch = 10
 - train acc = 92%
 - 시간이 오래걸려 epoch 수를 줄임(런타임 끊김 방지)(5시간반)
 - test acc = 77%
- 차주 계획
 - 과적합이 발생하는 것으로 예상되어 파라미터 조정
 - BERT 부분 dr_rate와 KOBERT 부분 dr_rate 조정으로 의미있는 변화가 발생하는지 여부 확인

<웹 어플리케이션>

<Node.js>

::::: 스크립트 관련 개선사항

● 컴퓨터 설정에서 utf-8을 사용 가능하도록 바꾸어 unicode encoding 문제가 더이상 발생하지 않습니다.

::::: API 관련 개선사항

● Youtube Live Streaming API를 활용해 Display Name을 가져올 수 있게 되었습니다.

::::: 파이썬 모듈 관련 개선사항

● 파이썬 모듈로 전송하는 표준입력값을 OrderNum, User_ID, Disp_Name, Timestamp, Msq 형태로 통일했습니다.

<MySQL>

::::: DB 설계

- <u>유저 ID</u>, 유저 이름, 누적 점수, 밴 정보가 저장되어있는 user_info TABLE 을 생성하였습니다.
- *유저 ID*, 유저 이름, <u>채팅 시각</u>, 채팅 점수, 채팅 분류, 메시지 정보가 저장되어있는 **ChatMsgLog TABLE**이 날짜별로 생성됩니다.

::::: 파이썬 모듈 관련 개선사항

- 파이썬 모듈이 실행될 때, user_info TABLE에 SELECT 트랜잭션이 발생하도록 sqlalchemy 기능이 연동되었습니다.
- 파이썬 모듈이 종료될 때, user_info TABLE에 UPDATE 트랜잭션이 발생하도록 sqlalchemy 기능이 연동되었습니다.
- 파이썬 모듈이 종료될 때, YYYY-MM-DD-HH_ChatMsgLog TABLE이 CR EATE되도록 sqlalchemy 기능이 연동되었습니다.

<Python Module>

::::: Node.js 통신 관련 개선사항

- 웹 어플리케이션에서 넘어온 timestamp를 MySQL DB에 넣을 수 있는 timestamp 형식으로 바꾸는 기능을 추가했습니다.
- 웹 어플리케이션으로 전송하는 표준출력값을 User_ID, Disp_Name, Result 로 통일했습니다.

::::: MySQL DB 관련 개선사항

- 모듈 실행 시 DB에서 TABLE을 읽어오는 기능이 추가되었습니다.
- 모듈 종료 시 DB에 TABLE을 UPDATE, CREATE하는 기능이 추가되었습니다.

<차주 예정사항>

다른 팀원들의 KoBERT 모델 전이학습이 끝나는대로 Pytorch를 import 해와 LSTM 대신 KoBERT 모델로 텍스트 분류를 진행할 예정입니다.

점수 모델 또한 작성되는대로 텍스트 분류를 할 수 있도록 설치해놓을 예정입니다.

<매우 중요> Python에서 Javascript로 데이터가 넘어갈 때, python-shell npm에서는 이를 event emitter로 전송하게 되는데 이 값을 받아오기 위해서는 resolve가 되어야 한다. 그러나 resolve하는 도중 python 모듈이 꺼지지 않게 할 방법이 필요하다. event-emitter로 내뱉는 값을 읽어오던지, event-emitter 자체의 값을 가져오든지 어떻게 해서든지 값을 가져올 수 있어야 멘션이나 BAN 기능으로 연결시킬 수 있다.

< PPT 제작 >

• ppt 제작을 위한 내용 총정리 후, 멘토링 발표용 ppt를 제작했습니다.

2. 강사님 피드백			
XX 반 XXX 강사님			