

개인 프로젝트

# 뉴스 댓글 감정분석

이준수

| Phone: 010-7129-8901

| E-mail: rjaekawpxm@naver.com

# 목차

01

프로젝트 개요

02

문제 정의 & 목표

03

데이터 수집 및 전처리

04

분석 방법 및 지표 설계

05

분석 결과 및 검증

06

결론 및 개선 방향

01

## 프로젝트 개요

### 프로젝트 주제

뉴스 댓글 감정분석 기반  
기사 단위 여론 위험도 분석 (v2)

### v2 업그레이드 방향

기사 단위 여론 위험도 수치화  
  
수치 기반 검증(O/X 테스트) 수행

### 프로젝트 배경

뉴스 댓글은 대중의 감정과 반응이 직접적으로 드러나는 데이터  
  
기존 감정분석은 기사 간 비교 및 위험도 판단에 한계 존재

## 02 문제 정의 & 목표

### 문제 정의 및 인식

- 기존 뉴스 댓글 감정분석은 전체 댓글의 긍·부정 비율 제시에 그쳐 기사 간 여론 차이를 비교하기 어려움
- 댓글 수가 기사마다 다름에도 동일 기준으로 해석되어 왜곡 가능성 존재
- 분석 결과가 신뢰 가능한지에 대한 정량적 검증 과정이 부족함

### 프로젝트 목표 (v2)

- 뉴스 댓글 감정분석 결과를 기사 단위로 요약·비교 가능하도록 설계
- 여론의 강도와 위험도를 수치(risk\_score)로 표현
- 정규화·민감도 테스트를 통해 분석 지표의 신뢰성 검증

## 03

# 데이터 수집 및 전처리

## 데이터 수집

네이버 뉴스 기사 URL 수집  
• 사회 / 스포츠 섹션 중심

Selenium 기반 댓글 수집  
• 기사별 댓글 텍스트  
• 작성일  
• 공감/비공감 수집

기사 단위 분석을 위해  
댓글-기사 URL 매핑 구조



뉴스 기사

## 데이터 전처리

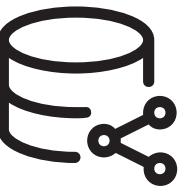
중복 댓글 제거  
내용이 없는 댓글(NaN) 제외  
기사별 댓글 수 집계 기준 정의  
분석에 필요한 컬럼만 선별하여 사용



댓글 수집



전처리



기사 단위 데이터

## 데이터 수집 과정의 문제와 해결

네이버 뉴스 DOM 구조 변경으로 크롤링 불안정 발생  
상대경로 사용으로 인한 파일 저장 오류  
→ Pathlib 기반 프로젝트 루트 기준 경로로 통일하여 해결  
댓글이 없는 기사에 대한 예외 처리 로직 추가

## 04

# 분석 방법 및 지표 설계

## 분석 방법

- 뉴스 댓글 텍스트를 대상으로 감성사전 기반 감정 분석 수행
- 각 댓글을 긍정 / 중립 / 부정으로 분류
- 복잡한 딥러닝 모델 대신 해석 가능성이 높은 방식을 선택

“

단순 감정 분류를 넘어,

기사 단위 여론 위험도를 수치로 정의하였다.

”

## 분석 방식 선택 이유

- 결과 해석이 직관적이며 기사 간 비교에 용이
- 대규모 학습 데이터 없이도 안정적인 분류 가능
- 지표 설계 및 수치 검증에 적합한 구조

## 기사 단위 요약 지표

n\_comments : 기사별 댓글 수  
pos\_ratio / neu\_ratio / neg\_ratio : 감정 비율  
sentiment\_score : 긍·부정 균형 지표

## 여론 위험도 지표 (risk\_score)

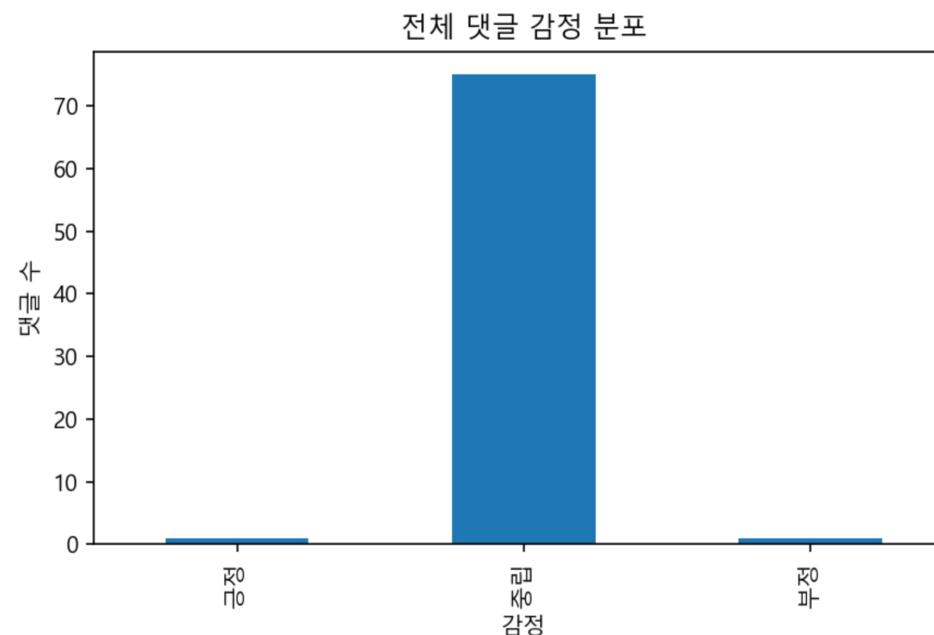
부정 댓글 비율과

여론 반응 강도를 종합하여 위험도 점수 산출

기사 간 여론 강도 비교를 위한 핵심 지표

## 05

# 감정분석 결과 요약



## 전체 감정 분포

- 중립 감정의 비중이 가장 높게 나타남
- 사실 전달·의견 표현 형태의 댓글이 중립으로 분류되는 구조적 한계에 따른 결과임

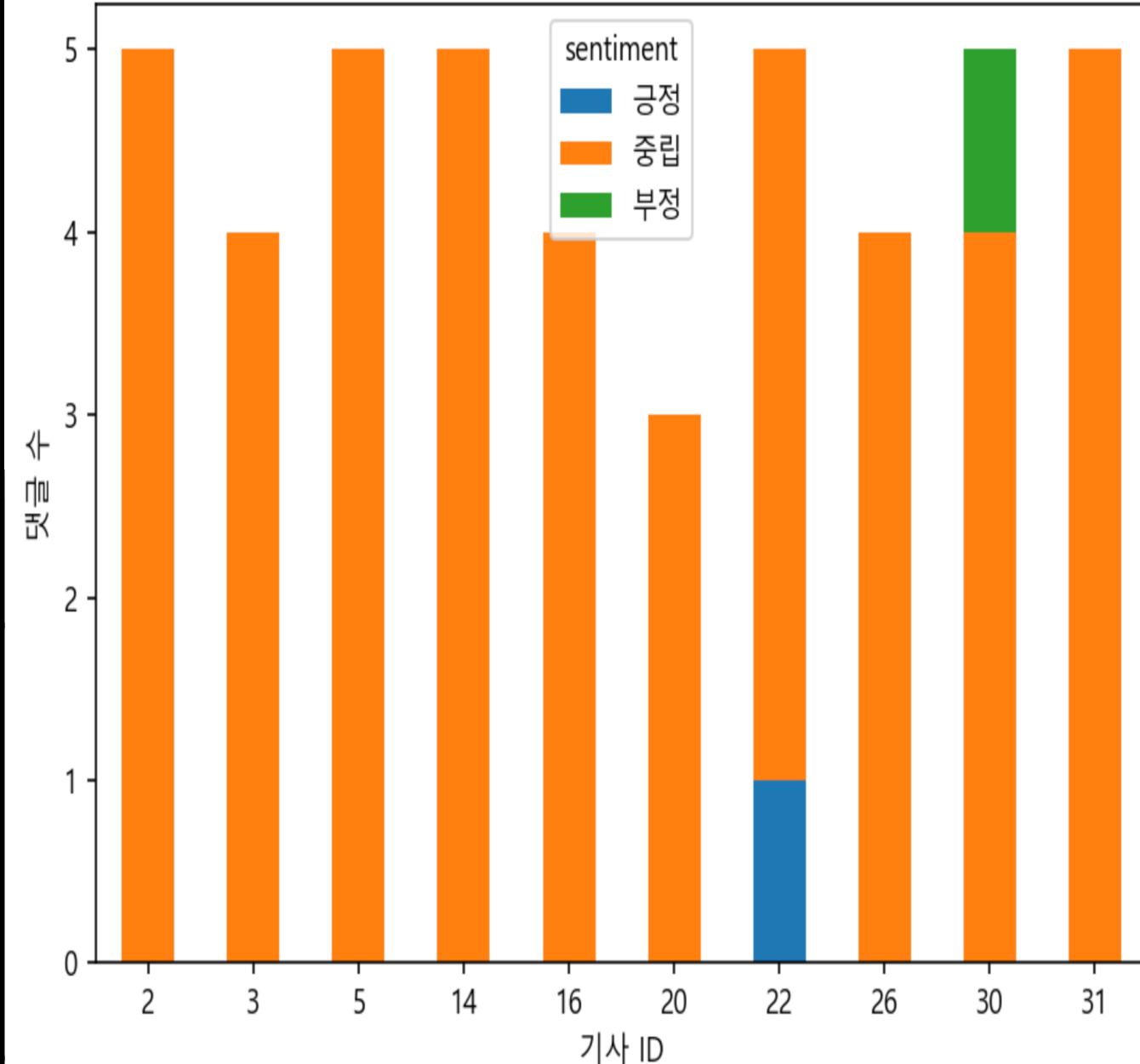
## 기사 단위 감정 분포 차이

- 기사별 댓글 수는 3~5개 수준으로 크지 않음
- 중립 댓글이 주를 이루는 공통된 패턴이 관찰됨

## 결과 해석

- 전체 감정 비율만으로는 기사 간 여론 반응의 차이를 판단하기 어려움
- 이후 단계에서 기사 단위 위험도 지표를 설계할 필요성으로 이어짐

## 기사별 감정 분포 (상위 10개 기사)



## 06

# 기사 단위 여론 위험도 분석

“여론 위험도는 댓글의 수가 아니라, 부정 감정의 집중도에 의해 결정된다.”

## 주요 결과 요약

- 1위 기사 Risk Score = 60

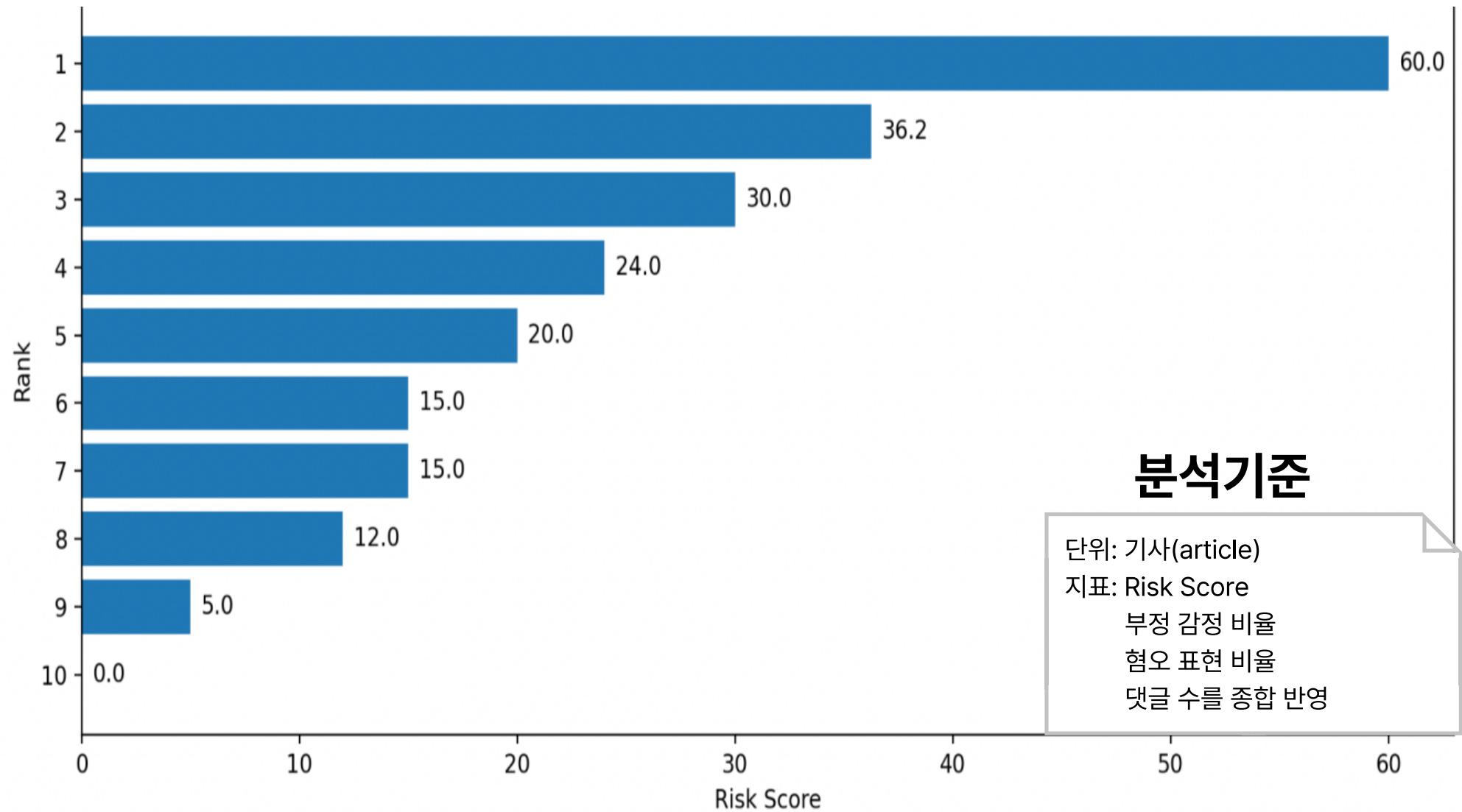
다른 기사 대비 현저히 높은 위험도  
댓글 수는 적지만, 부정·공격적 표현 집중

- 2~5위 기사

Risk Score 20~36 구간에 집중  
댓글 수와 무관하게 부정 감정 밀도가 높을수록 상위권 진입

- 하위 기사

댓글 수가 존재하더라도  
감정 강도가 낮으면 위험도는 낮게 유지



## 07

# 위험도 지표 정규화 및 신뢰성 검증

“ Risk Score는 댓글 수 편차에도 안정적으로 작동하는 신뢰 가능한 지표이다. ”

## 주요 결과 요약

- 댓글 수 편차로 인한 위험도 왜곡 여부 검증
- Risk Score를 댓글 수로 정규화하여 비교 분석 수행

## 검증 결과

- Risk Score  $\leftrightarrow$  정규화 지표 상관계수 = 0.87
- 정규화 전·후 Top5 기사 100% 동일 (5/5)

```
== risk_score ↔ risk_norm 상 관 ==
pearson corr = 0.8723
```

```
== 요 약 ==
Top5 겹 침 개 수 : 5 / 5
```

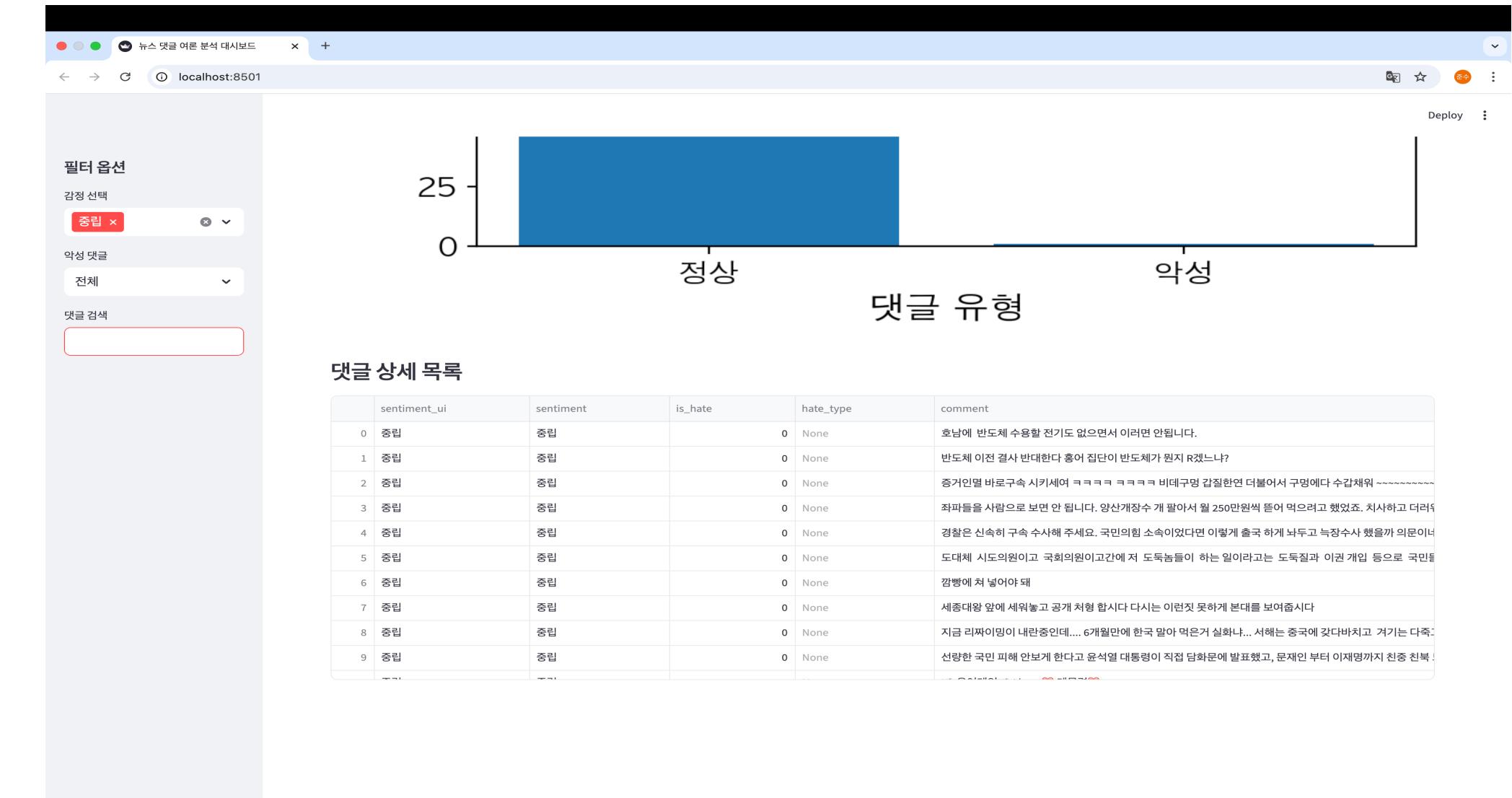
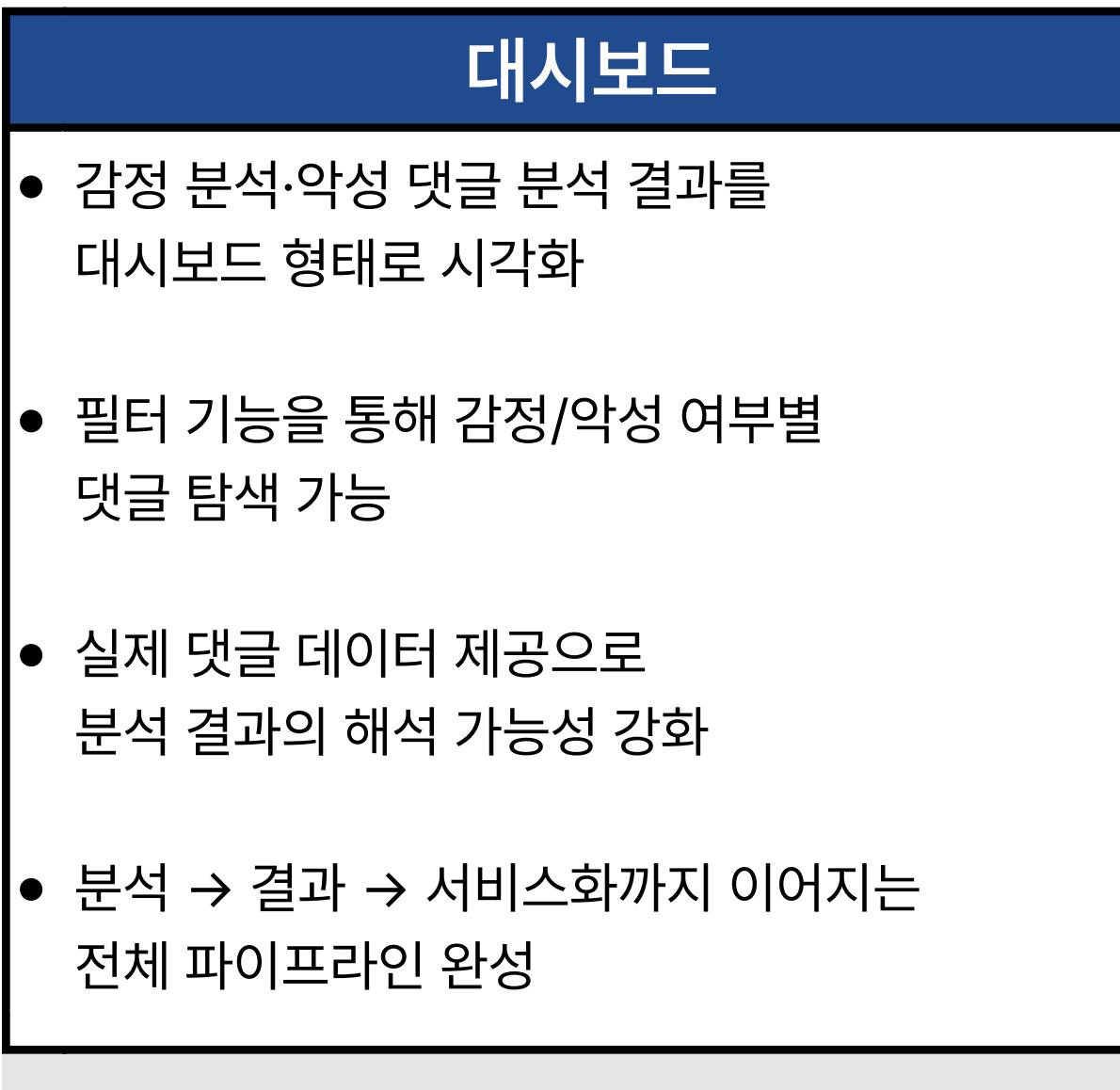
- 정규화 이후에도 위험 기사 순위가 유지됨
- 위험도 지표는 댓글 수에 과도하게 의존하지 않음

정규화 지표(risk\_norm)는  $risk\_score / n\_comments$ 로 계산함

08

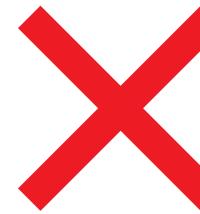
## 분석 결과 시각화 : Streamlit 대시보드 구현

“  
분석 결과를 사용자가 직접 탐색할 수 있도록 대시보드 형태로 구현하였다”



09

## 프로젝트 한계점



### 한계점

“ 본 프로젝트는 제한된 데이터 환경에서 분석을 수행하여  
결과 해석에 주의가 필요하다.

#### 데이터 규모의 제한

- 기사당 댓글 수가 많지 않음
  - 일부는 1~5개의 댓글만으로 분석
  - 감정 분포가 중립에 편중되는 현상
- 소규모 데이터에서는  
감정 분포 왜곡 가능성 존재

#### 감정 분석 모델의 단순성

- 사전 기반 감정 분류 방식 사용
- 맥락·풍자·은어 표현에 대한 해석 한계
- 정치·사회 이슈 댓글에서  
감정 강도 과소/과대 평가 가능

#### 기사 주제·섹션 정보 미반영

- 기사 내용의 민감도  
(정치·사회·연예 등) 미구분
- 동일 지표를 모든 기사에 동일 적용
- 주제별 감정 반응 차이 반영 부족

## 10

# 개선 방향 및 확장 가능성



## 개선 방향

“ 데이터 확장과 모델 고도화를 통해  
여론 위험도 분석의 신뢰성을 높일 수 있다.

### 데이터 규모 확장

- 기사당 댓글 수 확대
- 기간 단위 수집(일/주/월) 적용
- 기사 수 및 댓글 수 누적 기반 분석

### 감정 분석 모델 고도화

- KoBERT, KLUE-BERT 등  
딥러닝 기반 모델 적용
- 혐오·공격성 전용 분류기 추가
- 감정 강도(score) 예측 방식 도입

### 위험도 지표 세분화

- 기사 섹션별 위험도 기준 차등 적용
  - 댓글 수 가중치 동적 조정
- 시간 흐름에 따른 위험도 변화 추적

## 11

# 결론 및 의의

## 결론

- 네이버 뉴스 댓글 데이터를 기반으로 감정(긍·중·부정) 및 악성 댓글 분석을 수행하였다.
- 전체 댓글 분포에서는 중립 의견이 다수를 차지하였으나, 여론이 전반적으로 안정적임을 보여주는 동시에 부정·악성 반응이 집중되는 기사를 상대적으로 명확히 식별할 수 있는 조건으로 작용하였다.
- 기사 단위 위험도 분석 및 정규화 테스트 결과, 댓글 수 편차에도 불구하고 고위험 기사 식별 결과는 일관되게 유지되었다.

## 의의

- 중립 의견이 많은 환경 속에서도, 소수의 강한 부정·악성 반응을 분리하여 해석할 수 있는 분석 구조를 제시하였다.
- 사전 기반 감정 분석의 한계를 인지하고, 절대적인 감정 판단이 아닌 상대 비교와 위험 신호 탐지 목적의 지표로 활용하겠다는 점에서 의미가 있다.
- 감정·악성 분석 결과를 Streamlit 대시보드로 시각화하여 분석 결과의 해석 가능성과 실질적 활용성을 함께 확보하였다.