# 사용자 친화적인 호텔 추천 챗봇 시스템

박정현, 이경민

#### 숙박 서비스 시장의 성장

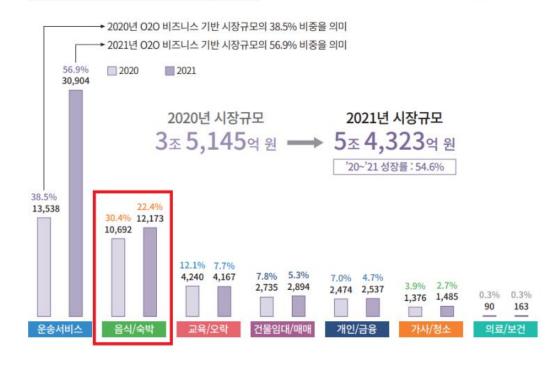
#### '20년~'21년 비즈니스 기반 시장규모

[단위:억원]

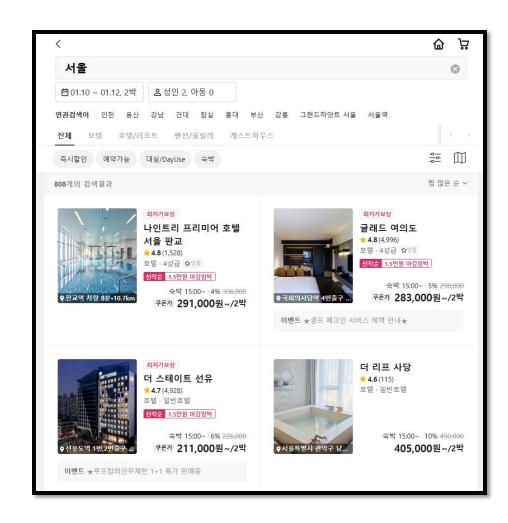
대분류		비즈니스	'20~'21년	
		2020	2021	증감률
1	운송 서비스	13,538	30,904	128.3%
2	음식점 및 숙박 서비스	10,692	12,173	13.9%
3	오락, 스포츠, 문화 및 교육 서비스	4,240	4,167	△1.7%
4	건물 임대, 중개(매매) 및 유지보수	2,735	2,894	5.8%
5	개인 미용, 금융 및 보험, 기타 서비스	2,474	2,537	2.5%
6	세탁, 청소 및 가사 서비스	1,376	1,485	7.9%
7	의료 및 보건 서비스	90	163	81.1%
	합계	35,145	54,323	54.6%

#### '20~'21년 비즈니스 기반 시장규모

[단위:억원]



### 추천 시스템의 필요성



수많은 호텔 중, 나에게 딱 맞는 호텔은?

### 호텔 추천 챗봇 소개





고객이 원하는, 맞춤형 호텔 추천 서비

#### 호텔 추천 챗봇 소개

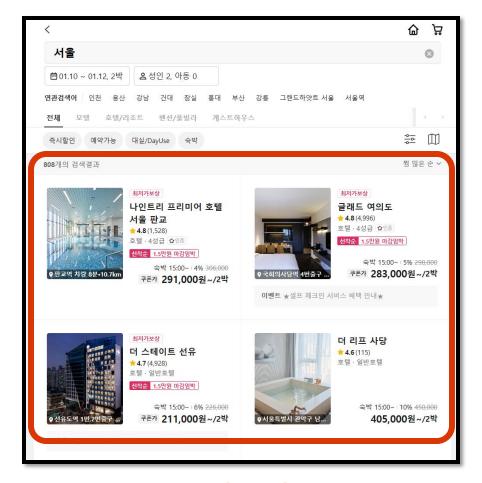


챗봇과의 대화를 통해 사용자의 취향을 파악하고, 리뷰 데이터에 근거해 가장 적절한 호텔을 추천

### 호텔 데이터 크롤링



유명 숙박 업체 '야놀자'



모든 호텔 정보 크롤

링

### 리뷰 데이터 크롤링

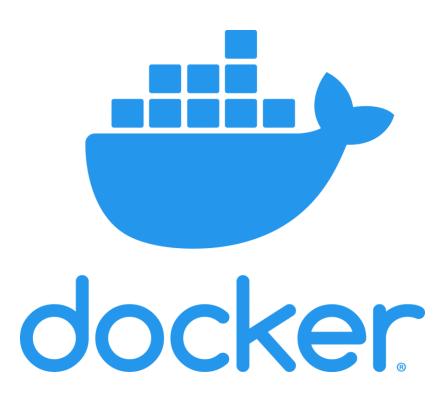


유명 숙박 업체 '야놀자'

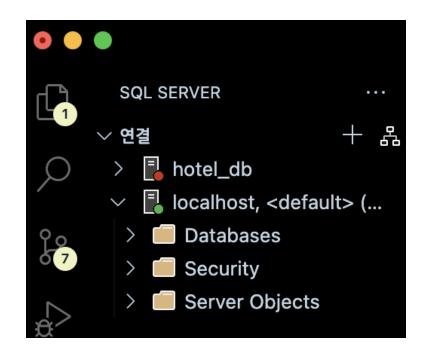


#### 데이터베이스 구축





#### 데이터베이스 구축



```
1 # 데이터베이스 연결 설정
2 server = "127.0.0.1"
3 username = "sa"
   password = "Hotelchat44"
6 cnxn = pyodbc.connect(
       "DRIVER={ODBC Driver 17 for SQL Server}; SERVER="
       + server
       + ";UID="
       + username
      + "; PWD="
11
12
       + password
13
14 cursor = cnxn.cursor()
```

Name	Image	Status	I	CPU (%)	Port(s)	Last started	Actions
sql 77d11bd675	mcr.microsoft.com	Running		2.7%	<u>1433:1433</u> 🗷	3 days ago	• :   <b>•</b>

# 호텔 테이블

⊿ RI	▲ RESULTS						
	HOTEL_ID	NAME	LOCATION	RATING	REVIEW_COU		
1	1000095518	레스케이프 호텔	서울특별시 중구	4.7	1081		
2	1000099457	신촌 메이저 호텔	서울특별시 마포	4.5	23		
3	1000099624	노원 리츠호텔	서울특별시 노원	4.1	158		
4	1000099647	포포인츠 바이 쉐	서울특별시 구로	4.7	3324		
5	1000100245	호텔 그레이스리	서울특별시 중구	4.8	4223		
6	1000100307	트레블로지 명동	서울시 중구 수표	4.2	1183		
7	1000100675	그랜드 인터컨티	서울특별시 강남	4.8	690		
8	1000101062	신천(잠실새내)	서울특별시 송파	4.4	303		
9	1000101565	라마다 호텔앤스	서울특별시 중구	4.5	1665		
10	1000101862	오라카이 대학로	서울특별시 종로	4.8	3044		
11	1000102261	나인트리 프리미	서울특별시 종로	4.7	2714		
12	1000102483	안다즈 서울 강남	서울시 강남구 논	4.9	196		
13	1000102490	반얀트리 클럽 앤	서울특별시 중구	5	18		
14	1000102538	트레블로지 명동	서울특별시 중구	3.8	109		

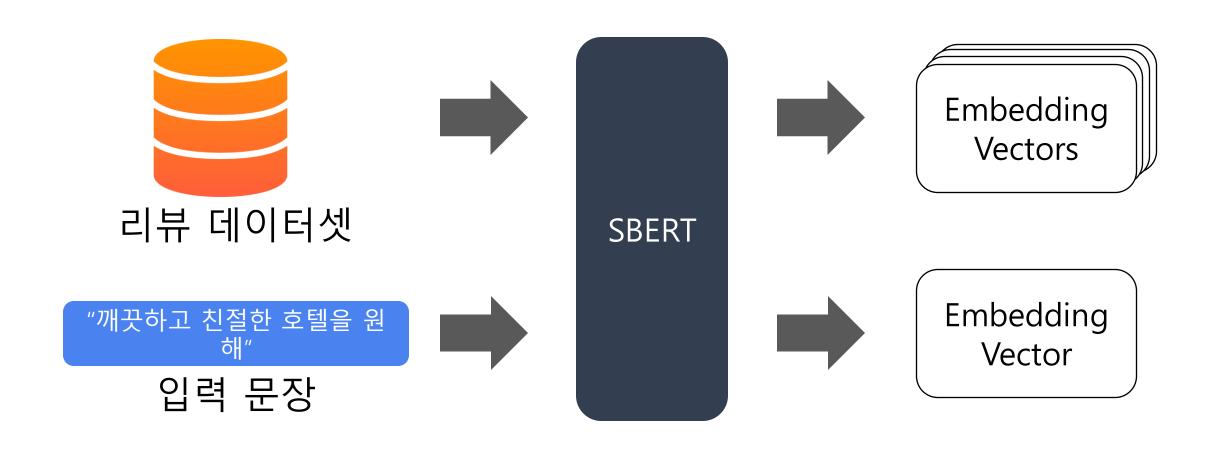
# 리뷰 테이블

⊿ RI	✓ RESULTS						
	HOTEL_ID	REVIEW_ID	RATING	COMMENT			
1	1000099457	3506	5	교통이나 위치는			
2	1000099457	3507	5	잘쉬다갑니다			
3	1000099457	3508	3	그냥그런 호텔입			
4	1000099457	3509	5	조앗다네요옹			
5	1000099457	3510	5	저렴하고 좋아요			
6	1000099457	3511	3	침구류 청결은 별			
7	1000099457	3512	5	서비스가 너무 좋			
8	1000099457	3513	5	깨끗하고 넓고 따			
9	1000099457	3514	5	특실 이용했는데			
10	1000099457	3515	5	깔끔하네요			
11	1000099457	3516	5	좋습니다 !!			
12	1000099457	3517	5	너무 편하고 좋았			
13	1000099457	3518	4	좋아용			
14	1000099457	3519	5	좋아요 맘에 들어요			

#### KoBERT를 통한 감성 분석



#### SBERT를 통한 문장 임베딩



#### 입력 문장과 리뷰 데이터 간의 유사도



$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}}{\|\mathbf{A}\| \|\mathbf{B}\|} = \frac{\sum\limits_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum\limits_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum\limits_{i=1}^n B_i^2}}$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} \text{similarity}(\text{emb}(S_{input}), \text{emb}(S_i)) \times \text{sentiment}_i$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} \text{similarity} \left[ \text{emb}(S_{input}), \text{emb}(S_i) \right) \times \text{sentiment}_i$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} \text{similarity}(\text{emb}(S_{input}), \text{emb}(S_i)) \times \text{sentiment}_i$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} \text{similarity}(\text{emb}(S_{input}), \text{emb}(S_i)) \times \text{sentiment}_i$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} similarity(emb(S_{input}), emb(S_i)) \times sentiment_i$$

recommand hotel = arg max 
$$\frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^{N} \text{similarity}(\text{emb}(S_{input}), \text{emb}(S_i)) \times \text{sentiment}_i$$

#### 두 호텔 간 스코어 비교



3성급 ☎인증

#### 호텔 그레이스리 서울

호텔A

♥ 시청역 8번출구 도보 5분 >

★4.8(4,214) 숙소답변(3,717) >

★★★★★ 숙소 선정

풍덩캠\*\*\*\*

내 맘대로 9시간스테이 - 스탠다드 더블+주차불가

항상 깨끗하고 친절합니다.

깔끔하고 청결해 여자친구가 가장 좋아하는 곳 입니다. 자주 오는 곳이지만 여기는 관리자 분이 청결부분을 많이 신경 쓰신것 같아 항상 안심하고 편안하게 지내다 갑니다....



1성급 ☎인증

#### 호텔 컬리넌 건대 1호점

호텔 B

♥ 어린이대공원역 5번출구 도보10분>

★2.7(11) 숙소답변(10)>

#### \*\*\*\*\*\*

안압지오리\*\*\*

디럭스 더블

벽지엔 온통 먼지가 몽글몽글 화장실은 곰팡이가 여기 저기 조명이 너무 어두워 안을 잘 살피지 못하고 아침에 화장실 창문열고 기겁하는줄

#### 두 호텔 간 스코어 비교

	호텔 A	호텔 B
리뷰와 입력 문장 간의 유사도의 평 균	0.3746	0.1020
리뷰 감성 분석 결과의 평균	0.9058	0.5189
추천 스코어	0.3394	0.0529

#### 추천 스코어 비교

깨끗하고 친절하다는 평이 많 던

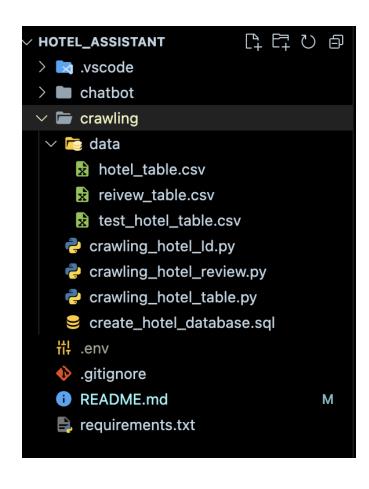
호텔 A의 스코어

더럽고 냄새 난다는 평이 많던 호텔 B의 스코어

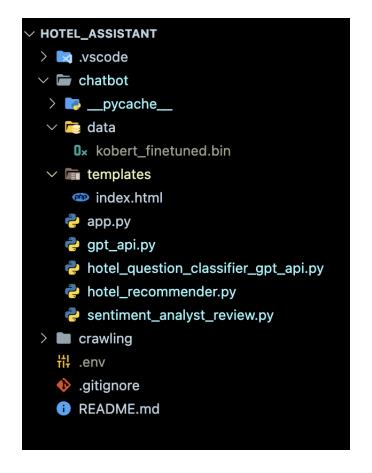
호텔 A가 B에 비해 호텔 스코어가 약 6.4배 높은 것을 확인

#### 전체 디렉토리 구조

#### 크롤링



#### 챗봇



#### 프로젝트 전체 구동 과정

#### Crawling

- o crawling\_hotel\_ld.py: 호텔 고유 ID 값 추출 후 HOTEL 테이블 생성
- o crawling\_hotel\_table.py: 호텔 정보 추출 후 HOTEL 테이블에 저장
- crawling\_hotel\_review.py: 호텔의 리뷰 데이터 추출 후 REVIEW 테이블에 저장

#### Chatbot

- o app.py + index.html: Flask 웹 앱 구현
- Hotel\_question\_classifier\_gpt\_api.py : 사용자가 입력한 질문이 호텔에 관련된 질문 인지 GPT4 API로 구분하고, 결과값을 1.0으로 리턴
- sentiment\_analyst\_review.py : 호텔 리뷰 데이터 셋을 통해 감성 분석 학습하여 모델을 저장한다.
- hotel\_recommender.py : 사용자가 입력한 질문을 임베딩하여 호텔별로 유사도와 감성점수 결합하여 추천점수를 도출하고, 가장 점수가 높은 호텔을 리턴

#### Chat UI Flow

• Flask run -> index.html -> 127.0.0.1:5000 -> 사용자 질문 입력 -> hotel\_question\_classifier\_gpt\_api.py(def is\_hotel\_related) -> 0 : GPT4 API 로 답변, 1: hotel\_recommender.py (def recommend\_hotel -> def get\_sentiment\_score) 추천점수 계산 후 호텔 이름을 리턴

## 챗봇 예시



#### 업데이트 필요 사항

- 현재 사용자가 챗봇에게 호텔을 추천을 요청하면 hotel\_recommender.py에서 추천 시스템이 구동되는데, 완전한 답변을 받기까지 시간이 많이 소요된다.
  - 임베딩을 비롯해서 점수 계산 로직을 개선해서 속도 향상이 필요하다.
- 챗봇 UI를 개선하여 사용자에게 좀 더 편리한 환경을 구성할 수 있다.
- 호텔 리뷰페이지에서 업데이트 되는 값들을 추가적으로 크롤링하여 데이터 테이블 신규화가 필요하다.
- 호텔 리뷰데이터를 감성 평가 훈련데이터로 사용할 때 리뷰 점수를 가지고 긍정과 부정 레이블로 나누었는데, 해당 부분에 로직을 개선해서 정확도를 높일 수 있다.
- 위치, 가격 등 시멘틱한 정보를 룰베이스 기반으로 처리하는 로직을 추가하여, 전반적인 모델의 성능을 높일 수 있다.
- 사용자에 위치 데이터를 사용하여 호텔 위치 이동시간을 사용하여, 위치 기반 추천 시스템을 구현할 수 있다.