

#이태원 맛집



#이태원

**#ITEWON** 

#맛스타그램





인스타그램 태그를 이용한 실제 상권과 인스타그램 맛집의 위치 비교 분석







분석 계획 수립



### 프로젝트 마무리

- 프로젝트 배경
- 프로젝트 목표
- 분석 환경 및 사용기술
- 분석 절차

- 데이터 수집
- 전처리
- 라벨링
- 최종 데이터 구성도
- 모델링
- **EDA**
- 결론 및 시사점

- 한계점 및 개선방향
- Q & A











### **INSTAGRAM**



### Insta\_matjip

••

		전체			성별		연령별				
■ 주 이용 ■ 최근 한달 내 이용	2018년	2019년	2020년	주 이용	남	q	10대	20대	300	40°H	50대
Base	(500)	(500)	(500)	('20-'19)	(310)	(310)	(120)	(124)	(126)	(124)	(126)
유튜브	27.6 78.8	32.6 83.8	37.6 89.2	+5.0	49.7	34.2	60.0	42.7	38.9	33.9	34.9
네이버 블로그	17.0 65.8	21.8 71.8	22.2 78.2	+0.4	15.2	21.3	1.7	12.9	19.0	29.8	27.0
인스타그램	14.8 48.4	19.2 53.0	19.0 58.6	-0.2	11.6	26.1	18.3	28.2	27.8	2.9	7.1
페이스북	15.6 60.2	9.0 55.2	7.0 53.0	-2.0	12.3	4.8	15.0	8.1	7.1	4.0	8.7
밴드	11.2 50.4	6.2 45.4	6.0 47.2	-0.2	6.1	3.5	0.0	1.6	4.8	4.8	12.7

치그 하다 내 이유 미 즈 이유 ㅅ셔미디신

평소 자주 보거나 공유하는 게시물

	2458	성별		연령벭				
	전체	남	여	10대	20대	30대	40 <sup>CH</sup>	50대
Base	(383)		(209)	(90)	(93)	(89)	(58)	(53)
맛집/음식	41.5	36.8	45.5	25.6	52.7	40.4	43.1	49.1
여행	28.5	31.0	26.3	20.0	33.3	21.3	29.3	45.3
일상생활	27.9	25.3	30.1	34.4	28.0	29.2	20.7	22.6
패션/의류/잡화	25.6	16.7	33.0	31.1	24.7	27.0	27.6	13.2
리빙/라이프스타일	19.3	14.9	23.0	4.4	19.4	27.0	24.1	26.4
TV/면에	18.0	19.0	17.2	27.8	20.4	10.1	20.7	7.5
뷰티	13.8	2.9	23.0	22.2	15.1	10.1	12.1	5.7
동물	13.3	10.3	15.8	17.8	8.6	16.9	12.1	9.4
스포츠	11.7	21.8	3.3	12.2	8.6	13.5	12.1	13.2
유머/개그	11.0	13.2	9.1	14.4	15.1	9.0	6.9	5.7
음악/뮤직비디오	10.7	13.2	8.6	18.9	10.8	10.1	1.7	7.5
운동/건강	10.4	12.6	8.6	6.7	8.6	13.5	12.1	13.2
도서/공연/문화 7	7.8	6.3	9.1	7.8	7.5	5.6	12.1	7.5
육이/교육 7	7.8	5.2	10.0	2.2	4.3	21.3	6.9	1.9

▲ [Base : 최근 1개월 내 인스타그램 이용자, N=383 , 단위 : %, 순위형 응답(1+2+3순위)] ★ 5% 이하인 경우 제시하지 않음 ★ 하늘색 음영 : 평균 대비 +5%은 이상인 데이터

#### 문제점 :

길 건너 가면 가게가 있는데 지리적인 문제로 상권으로 포함되지 않은 경우가 다수이다. 즉, 실제 상권과 실제 이용 맛집 장소가 차이가 존재

#### 사실:

- 1. 20-30대가 많이 이용하는 SNS : 인스타그램
- 2. 인스타그램에서 자주 공유하는 게시물 1위 : 맛집,음식 관련 게시물 사진을 게시하기 위해 맛집을 일부러 찾아가는 경우가 있을 정도이다.

#### 가정 :

진짜 맛집 데이터는 인스타에 더 많이 있지 않을까?





### 이태원상권



그림 1 이태원 해시태그/위치정보를 활용한 상권지도

A구역 : 현재 #이태원맛집, #이태원핫플 등의 가장 많은 해시태그가 밀집된 지역

B구역 : #한남동맛집 이라는 신규 상권으로 #이태원디저트 #이태원브런치 등의 해시태그 밀집

C구역: #우사단길이라는 떠오르는 상권으로 이태원상권과 이어지는 트렌드 상권으로 부상

기. 인스타그램 내 실제 이용 맛집 지역과 국가 지정 상권 지역 차이 확인

2. 실질적인 맛집 지도 제작

3. 맛집 지도의 비즈니스적 활용 방안 도출









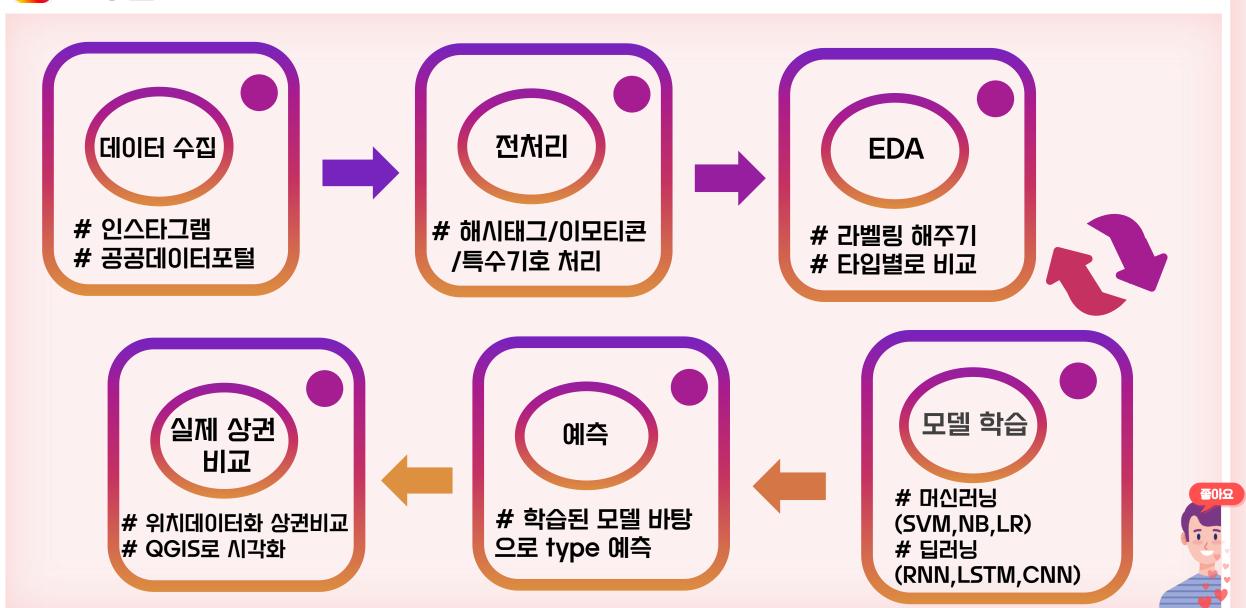
### ◎ 분석 환경 및 사용 기술































실제 상권 데이터















"#" 해시태그 포함되지 않은 데이터

이태원맛집, 경리단길맛집, 해 방촌맛집 등 이태원 주변 맛집 을 해시태그 하지 않은 관련 없 는 데이터

관련X

라벨링 0

선정적

쩍벌녀,호빠,출장마사지, ...등 선정적인 글

광고성

1. 상담, 문의, 전화, 프로필링크, 택배, 플러스친구,공구,대관, .. 2. 다이어트, 디톡스, 젤네일, 속눈썹, 강아지옷, 맛집외 다른 광고글 3. 다른 지역 태그 EX) 홍대,강남, 부깐 건대, 마포, 광화문, …

라벨링 이에 해당되지 않은 데이터들은 라벨링 1

나머지

라벨링 1











# 이태원

# 이태원맛집

# 먹스타그램

# 우사단길

# 이태원카페

# 일상



Insta\_matjip Follow me







# 광고 데이터

# 이태원

# 우사단길

# 이태원맛집

# 일상

# 맞팔

# 엘카















### ⓒ 라벨링 - Validation 성능 확인

Train: Validation = 8:2

RF (Random Forest) RNN (Recurrent Neural Network)

Logistic Regression

accuracy: 0.9275

precision: 0.9413

recall: 0.9601

f1 score: 0.9542

accuracy: 0.9531

precision: 0.9796

recall: 0.9601

fl score: 0.9692

accuracy: 0.9541

precision: 0.9723

recall: 0.9585

f1 score: 0.9693











광고성 데이터: O





' 상권 '





RNN (Recurrent Neural Network) LSTM (Long Short-Term Memory)

CNN (Convolutional Neural Network)



accuracy: 0.8682

precision: 0.8938

recall: 0.9008

f1 score: 0.8948

accuracy: 0.8875

precision: 0.8872

recall: 0.9414

f1 score: 0.9117

accuracy: 0.8907

precision: 0.9007

recall: 0.9302

f1 score: 0.9132







SVM (Support Vector Machine)

Naive Bayes Classifier Logistic Regression

accuracy: 0.8905

precision: 0.8942

recall: 0.9395

fl score: 0.9163

accuracy : 0.8770

precision: 0.8820

recall: 0.9320

fl score: 0.9063

accuracy : 0.8848

precision: 0.8911

recall: 0.9335

f1 score: 0.9118





SVM (Support Vector Machine) + CountVectorizer

fl score: 0.9163

CNN (Convolutional Neural Network) + Tokenizer

f1 score: 0.9132

Naïve Bayes Classifier

각 토큰의 확률값을 곱셈한 것으로 라벨을 결정하는 알고리즘으로 토큰이 많아지면 O으로 판단할 확률이 높아진다.

**Logistic Regression** 

선형으로만 분류가 가능하다.

2차원으로만 데이터를 분류할 수 있다.

→ SVM 활용

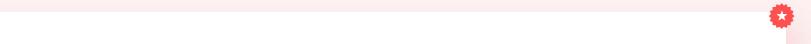
RNN & LSTM

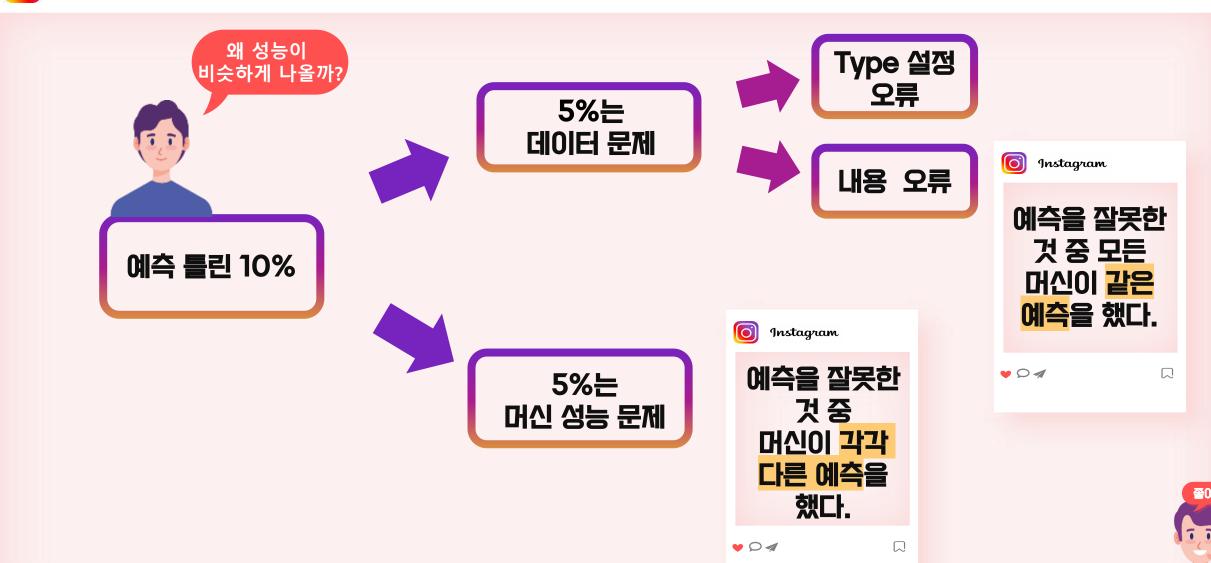
시계열 데이터에 적합한 알고리즘을 가지고 있어, 시계열 데이터가 아닌 태그 데이터에 적합하지 않다.

→ CNN 활용

정밀도와 재현율은 trade off 관계이므로 둘 다 좋은 점수를 맞아 야 좋은 모델이므로 flscore를 선택! CountVectorizer는 먼저 단어 사전 벡터를 만들고, 카운팅할 문장을 확인하며 그 단어 사전의 횟수를 카운팅하여 수치 벡터화 하는 것이다

Tokenizer는 단어를 여러개의 Token으로 나누는 것이다











### Type 설정 오류 예시

**•** • •

└>type은 "0"이라 되어있고 예측은 "1" 혹은 type은 "1" 예 측은 "0"이라 해서 예측값이 오히려 맞는 상황











내용 오류 Test type 0 예측 1 해시태그 키워드

**•** • •

 $\Box$ 

└> 해시 태그에는 광고내용이 적어서 "1" 이라 잘못 예측 └> 맛집 데이터 아닌데 이태원 태그해서 "1" 이라 잘못 예측 └> 익선동 맛집인데이태원맛집, 한남동 맛집 태그해서 "1"이라 잘못 예측









### 내용 오류 Test type 1 예측 0 해시태그 키워드

L> 내용은 카페 맛집 이지만 태그는 셀카에 관련 이라서 "O"이라 잘못 예측

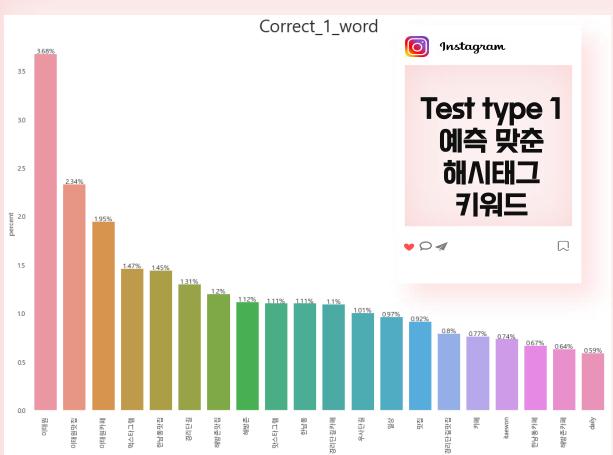
**V D A** 

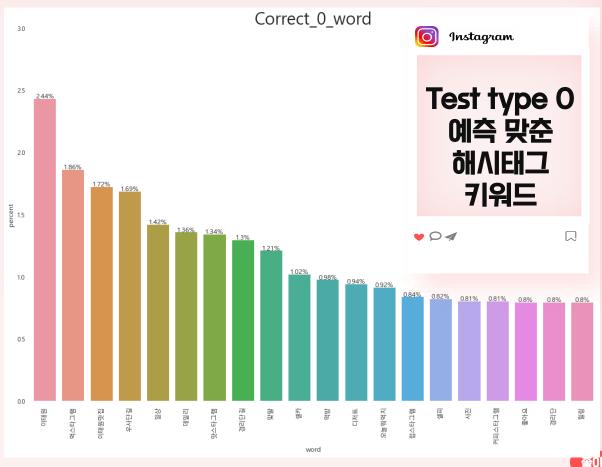
스> 댓글에는 태그내용이 추가되어 있지만 피드 내용에는 이태원 관련 없어 "O"이라 잘못 예측

└> 실제는 "1"이지 만 댓글에는 광고성 태그를 달아서 "0"으 로 잘못 예측

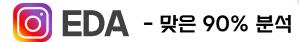


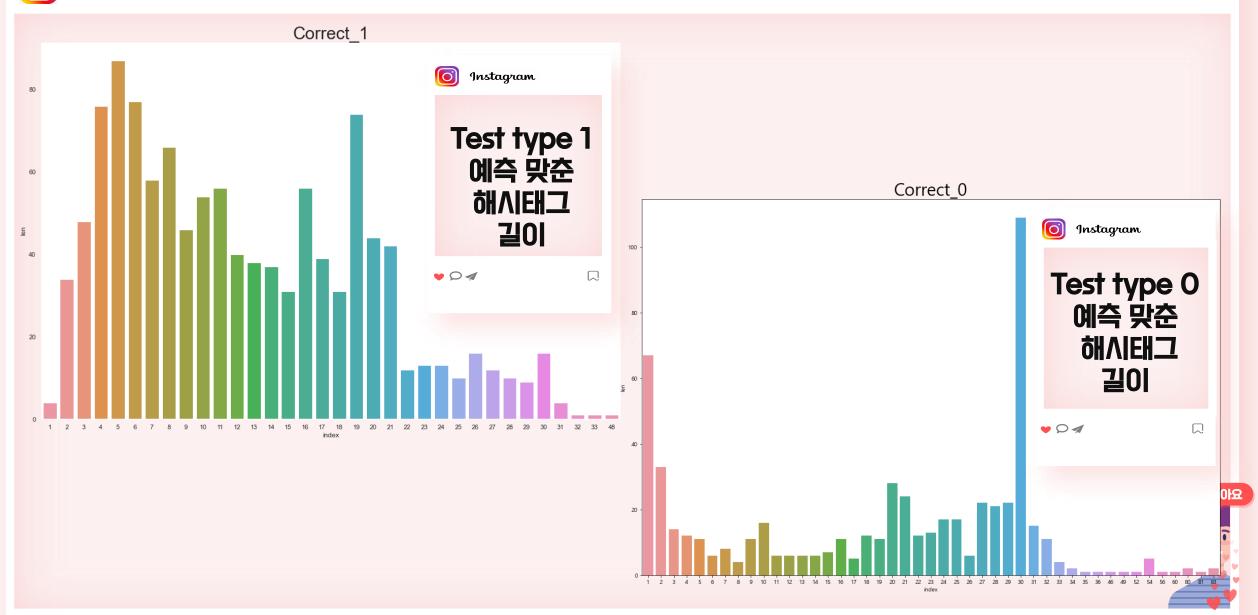
















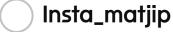
### 결론(실제 상권과 인스타그램 맛집 비교)

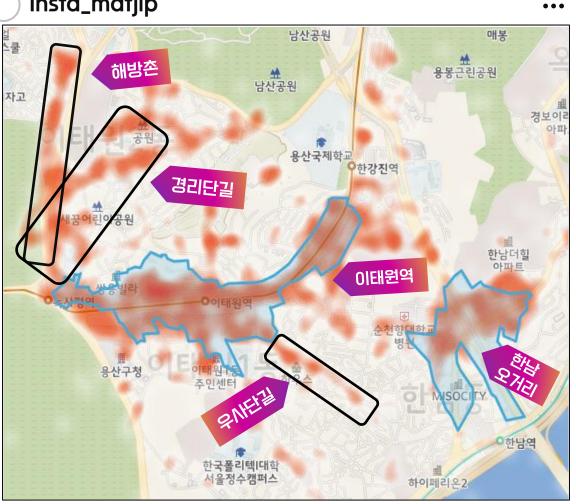
Page, 21



### **INSTAGRAM**







- \*공데 상권 지도와 인스타 지도 데이터의 차이점 1.경리단길, 해방촌을 발달 상권으로 추가
- 2.0|태원역 근처 발달상권 구체적으로 넓게 재구획화
- 3.한남동 발달상권 아래부분은 잘라내고 위에 붉어진 부분을 더 넓게 구획화
- 4.우사단길을 발달 상권으로 추가
- 5.다른 옅은 부분들은 아파트나 상가지역으로 상권보 다는 배달로 인한 위치 태그로 판단되어 제외





위치기반서비스(LBS), GIS 이용하여 사용하는 스타트업 회사들은 데이터 수가 적기 때문에 공공기반 상권데이터 를 사용할 수 밖에 없다. 공공기반 상권데이터는 실제 와 맞지 않는 부분들이 있기 때문에 우리가 만든 상권 지도 를 사용하면 실질적인 상권 구 역을 이용하게 되는 것이므로 비즈니스적으로 더 높은 활용 가치가 있을 것으로 예상된다.

F1 score보다는 재현율 높여서 사용하기: 재현율이 실제 중 예측 이 맞는 비율이기 때문에

EX) 맛집 추천 어플 사이트 🚈



[말 사이트



데이트 코스 추천 어플



결혼정보회사 등











### 한계점

- · 인스타를 직접 가지고 오지 못 한 것이 아쉬웠다.
- 2017년 인스타 데이터였기 때문에 코로나로 인해 폐업한 곳들도 있고 현재와 달라진 곳 들이 존재한다.
- · 라벨링을 더 많이 못 해서 아 쉬웠다.

#### 개선방향

- 단어별, 좋아요수, 댓글 수로 가 중치를 두어 계산을 할 수 있었 다면 좋았을 것 같다.
- 단어 유사도를 활용한 Word2vec 이용해서 돌려보면 좋을 것 같다.





팔로잉

내 소식



2\_조님이 회원님을 팔로우 하기 시작했습니다.

팔로잉



2\_조님이 댓글에서 회원님을 언급했습니다:

@insta\_matjip Q&A /\\Z\C\L\L\





2\_쪼님이 댓글을 남겼습니다 :

질문이 있으시다면 질문해주세요





MEDICI님이 회원님을 팔로우 하기 시작했습니다.

팔로우



# THANK YOU





#메디치

#수고하셨습니다:D