

#이태원 맛집



#이태원

#ITEWON

#맛스타그램





인스타그램 태그를 이용한 실제 상권과 인스타그램 맛집의 위치 비교 분석







분석 계획 수립

데이터 분석 및 결과

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









INSTAGRAM



Insta_matjip

•••

	전체				성별		연령별				
■■ 주 이용 ■■ 최근 한달 내 이용	2018년	2019년	2020년	주 이용 ('20-'19)	남 (310)	Q (310)	10대 (120)	20대 (124)	30대 (126)	40 ^{CH} (124)	50대 (126)
Base	(500)	(500)	(500)								
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	12.9	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 이요 미 즈 이요 ㅅ셔미디어

평소 자주 보거나 공유하는 게시물

	전체		성별		연령별				
			여	10대	20대	30대	40년	50대	
Base	1383)	(174)	(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/감화	25.6	16.7	33.0	31.1	24.7	27.0	27.6	13.2	
리빙/라이프스타일	리벵/라이프스타일 19.3		23.0	4.4	19.4	27.0	24.1	26.4	
TV/연예	TV/연예 18.0		17.2	27.8	20.4	10.1	20.7	7.5	
뷰티	県E ■ 13.8		23.0	22.2	15.1	10.1	12.1	5.7	
동물	동물 13.3		15.8	17.8	8.6	16.9	12.1	9.4	
스포츠	스포츠 11.7		3.3	12.2	8.6	13.5	12.1	13.2	
유머/개그	유머/개그 11.0		9.1	14.4	15.1	9.0	6.9	5.7	
음악/뮤직비디오	음악/뮤직비디오 10.7		8.6	18.9	10.8	10.1	1.7	7.5	
운동/건강	운동/건강 10.4			6.7	8.6	13.5	12.1	13.2	
도서/공연/문화	도서/공연/문화 7.8			7.8	7.5	5.6	12.1	7.5	
	육아/교육 7.8		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%P 이상인 데이터

문제점:

길 건너 가면 가게가 있는데 지리적인 문제로 상권으로 포함되지 않은 경우가 다수이다.

즉, 국가 지정 발달 상권과 소비자 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 인스타그램에 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 시점 상권 지역 차이 확인

2. 실질적인 인스타그램 맛집 지도 예상

3. 맛집 지도의 비즈니스적 활용 방안 도출



Instagram





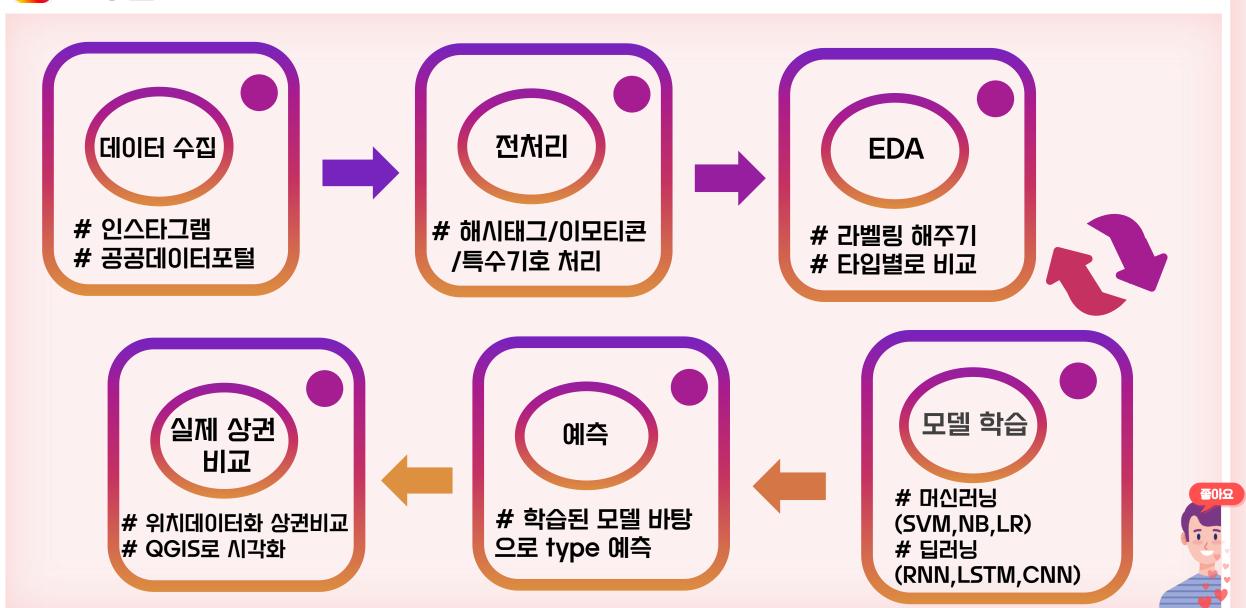
◎ 분석 환경 및 사용 기술













Instagram







- ◆필수 게시 -사진
- ◆선택 게시
 - -위치
 - -본문
 - -태그
 - -댓글





왜 쿰쿰한 크레파스 맛이 나지 (아기 때 먹어봐서 안다ㅋㅋㅋㅋ)

 \oplus \oslash \bigcirc

미쿡에서 잡숴본 캘리 우니는 이런 맛 이 아니였는데요 된장녀의 허세 업신

#성게알 #うに #uni #이태원맛집 #해 방촌맛집 #미수식당 #해방촌미수식당 #이건맛없다그램 #Koreanfood #서울 맛집 #술스타그램 #안주스타그램 #먹 방 #맛스타그램 #ソウル #ソウルグル #Seoulfoodie #Seouleats

수정됨 - 270주

jz.chelin @lefabuleuxdestind_amelie 언니가 안내해준 우니토라는 참말 꼬 숩고 녹진하였는데 😩

270주 답글 달기





4월 13, 2017



⊙ 댓글 달기...























실제 상권 데이터







"#" 해시태그 빼주기

#

이모티콘 배주기 ۵۱۷۱: <U+653C>

특수기호 들어간 것들 배주기







"#" 해시태그 포함되지 않은 데이터 라벨링 0 이태원맛집, 경리단길맛집, 관련X 해방촌맛집 등 이태원 주변 맛집을 태그 하지 않은 관련 없는 데이터 나머지 라벨링 1 라벨링 이에 해당되지 않은

쩍벌녀,호빠,출장마사지, ...등 선정적인 글

광고성

1. 상담, 문의, 전화, 프로필링크, 택배, 플러스친구,공구,대관, .. 2. 다이어트, 디톡스, 젤네일, 속눈썹, 강아지옷, 맛집 외 다른 광고글 3. 다른 지역 태그 EX) 홍대,강남,

부산 건대, 마포, 광화문, …

데이터들은 라벨링 1



◎ 라벨링 - Train set 라벨 구성 확인





이태원

이태원맛집

먹스타그램

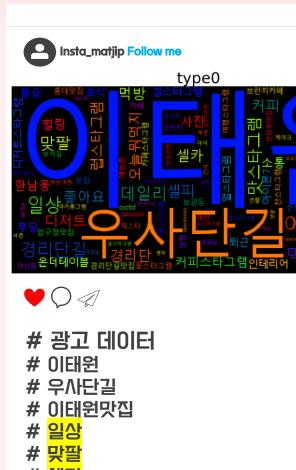
우사단길

이태원카페

일상







<mark>셀카</mark>















[O] 라벨링 - Validation 성능 확인

Train: Validation = 8:2

Random Forest

XG Boost

Logistic Regression

XGBoost가 가장 높은 성능을 가지는 이유가 뭘까? 여러 개의 약한 의사결정나무 (Decision Tree)를 조합해서 사용하는 앙상블 (Ensemble) 기법 중 하나 이기 때문이다.

accuracy: 0.9608

precision: 0.9793

recall: 0.9653

fl score: 0.9722

accuracy : 0.9511

precision: 0.9723

recall: 0.9585

fl score: 0.9653









1 RandomForest분류 모델

```
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
clf = RandomForestClassifier()
RF_clf = clf.fit(X_train_padded, y_train)
RF_pred = RF_clf.predict(X_test_padded)
RF_pred
print(accuracy_score(y_test, RF_pred))
print(precision_score(y_test, RF_pred))
print(recall_score(y_test, RF_pred))
print(fl_score(y_test, RF_pred))
```

executed in 3.02s, finished 15:30:36 2022-06-22

```
0.9169844529187445
0.9389312977099237
0.9573758339510748
0.9480638649293448
```

XGBOOST 분류 모델

```
xgb = XGBClassifier()
xgb.fit(train_X_vect,train_Y)
pred_Y = xgb.predict(test_X_vect)
print(accuracy_score(test_Y, pred_Y))
print(precision_score(test_Y, pred_Y))
print(recall_score(test_Y, pred_Y))
print(f1_score(test_Y, pred_Y))
```

C:#Users#medici#anaconda3#lib#site-packages# and will be removed in a future release. To g XGBClassifier object; and 2) Encode your I warnings.warn(label_encoder_deprecation_ms

[15:19:16] WARNING: C:/Users/Administrator/w It evaluation metric used with the objective like to restore the old behavior.

0.9608446986361636 0.9792713567839196

0.9653250773993808

0.9722482070470845

로지스틱회귀모델

Ir = LogisticRegression()
Ir.fit(train_X_vect,train_Y)
pred_Y = Ir.predict(test_X_vect)
print(accuracy_score(test_Y, pred_Y))
print(precision_score(test_Y, pred_Y))
print(recall_score(test_Y, pred_Y))
print(f1_score(test_Y, pred_Y))

0.9511658600967884

0.9723618090452262

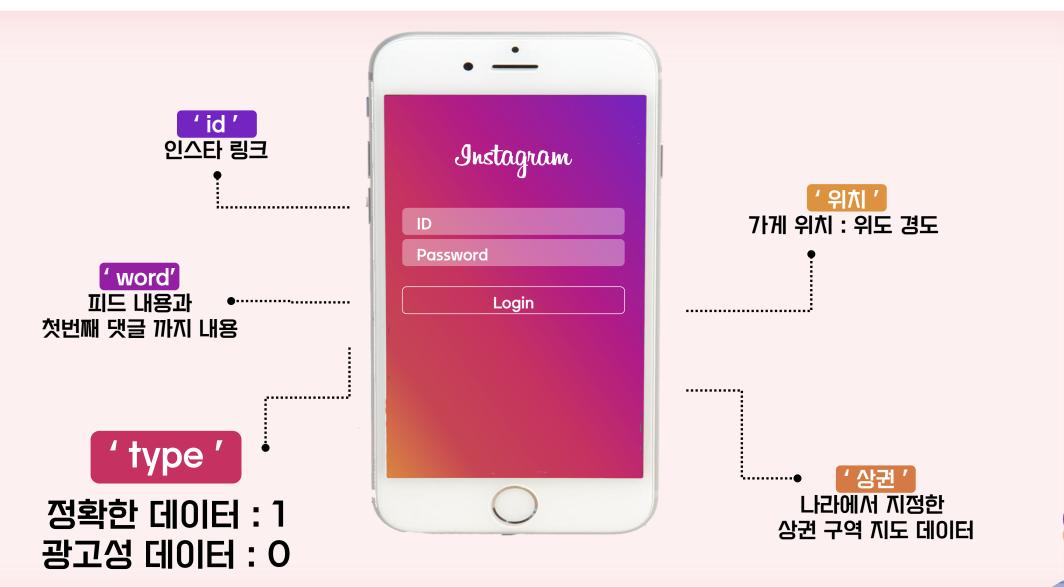
0.958513931888545

0.9653882132834425





◎ 최종 데이터 구성도







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

CNN (Convolutional Neural Network)

accuracy: 0.8678

precision: 0.8768

recall: 0.9226

f1 score: 0.8970

accuracy: 0.8875

precision: 0.8872

recall: 0.9414

f1 score: 0.9117

accuracy: 0.8894

precision: 0.8897

recall: 0.9424

f1 score: 0.9134







SVM (Support Vector Machine)

Naive Bayes Classifier Logistic Regression

accuracy: 0.8905

precision: 0.8942

recall: 0.9395

f1 score: 0.9163

accuracy : 0.8568

precision: 0.8452

recall: 0.9494

f1 score: 0.8943

accuracy: 0.8848

precision: 0.8915

recall: 0.9320

f1 score: 0.9113









2 RNN from tensorflow.keras.layers import SimpleRNN, Embedding, Dense from tensorflow.keras.models import Sequential import tensorflow as tf embedding_dim = 30 hidden units = 50 tf.random.set_seed(1234) model = Sequential() model.add(Embedding(vocab size, embedding dim)) model.add(SimpleRNN(hidden units)) model.add(Dense(1, activation='sigmoid')) model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy', precision, recall, f1score]) history = model.fit(X_train_padded, y_train, epochs=4 ,batch_size=64, validation_split=0.3) executed in 5.79s, finished 09:24:14 2022-06-13 print("\n 테스트 f1score: %.4f" % (model.evaluate(X_test_padded, y_test)[4])) executed in 366ms, finished 09:24:15 2022-06-13 98/98 [======== 0.3685 - accuracy: 0.8678 - precision: 0.8768 - recall: 0.9226 - f1 score: 0.8970 테스트 f1score: 0.8970

```
3 LSTM
 from tensorflow.keras.models import Sequential
 from tensorflow.keras.layers import Dense, SimpleRNN, LSTM, Embedding
 from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
 tf.random.set seed(1234)
 model = Sequential()
 model.add(Embedding(vocab_size, 60))
 model.add(LSTM(60))
 model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
 # 테스트 데이터 손실함수값(val_loss)이 patience회 이상 연속 증가하면 학습을 조기 종료하는 콜백 early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=5)
 # 훈련 도중 테스트 데이터 정확도(val_acc)가 높았던 순간을 체크포인트로 저장해 활용하는 콜백
 model_check = ModelCheckpoint('the_best.h5', monitor='val_acc', mode='max', verbose=1, save_best_only=True)
 model.compile(loss='binary_crossentropy', optimizer='adam', metrics=['accuracy', precision, recall, f1score])
 model.fit(X_train_padded, y_train, validation_split=0.3 ,epochs=5, batch_size=64, callbacks=[early_stop, model_check])
executed in 18.5s, finished 09:47:44 2022-06-13
 print("\n 테스트 f1score: %.4f" % (model.evaluate(X_test_padded, y_test)[4]))
executed in 5.66s, finished 15:49:01 2022-06-02
                      :========] - 6s 57ms/step - loss: 0.3912 - accuracy: 0.8875 - precision: 0.8872 - recall: 0.9414 - f
1score: 0.9117
 테스트 f1score: 0.9117
```

```
5 CNN
  from tensorflow.keras.layers import Dense, Conv1D, GlobalMaxPooling1D, Embedding, Dropout, MaxPooling1D
  from tensorflow, keras, models import Sequential
  from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
  import tensorflow as tf
  embedding dim = 70
  dropout ratio = 0.2
  num_filters = 60
  kernel_size = 20
  tf.random.set_seed(1234)
  model = Sequential()
  model.add(Embedding(vocab_size, embedding_dim))
  model.add(Dropout(dropout_ratio))
  model.add(Conv1D(num filters, kernel size, padding='valid', activation='relu'))
  model.add(GlobalMaxPooling1D())
  model.add(Dropout(dropout_ratio))
  model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
  model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy', precision, recall, f1score])
  es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=3)
  mc = ModelCheckpoint('best_model.h5', monitor = 'val_acc', mode='max', verbose=1, save_best_only=True)
  history = model.fit(X_train_padded, y_train, epochs=4, batch_size=64, validation_split=0.2, callbacks=[es, mc])
executed in 11.7s, finished 10:13:00 2022-06-13
  print("\n 테스트 f1score: %.4f" % (model.evaluate(X_test_padded, y_test)[4]))
executed in 371ms, finished 10:29:19 2022-06-13
98/98 [========= 0.3ms/step - loss: 0.3176 - accuracy: 0.8894 - precision: 0.8897 - recall: 0.9424 - f1
score: 0.9134
 테스트 f1score: 0.9134
```









SVC 모델링

```
from sklearn.svm import SVC
svc = SVC(probability=True)
svc.fit(train_X_vect, train_V)
pred_Y_svc = svc.predict(test_X_vect)
print("절확도 : ".accuracy_score(test_Y, pred_Y_svc))
print("절밀도 : ".precision_score(test_Y, pred_Y_svc))
print("재현율 : ".recall_score(test_V, pred_V_svc))
print("fl스코어 : ".fl_score(test_Y, pred_Y_svc))
```

정확도 : 0.890549662467946 정밀도 : 0.8942446043165467 재현율 : 0.9395313681027967 f1스코어 : 0.9163287873203096

NB 모델링

재현율: 0.9493575207860923

f1스코어 : 0,8942684229263084

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
nb = MultinomialNB()
nb.fit(train_X_vect, train_Y)
pred_Y_nb=nb.predict(test_X_vect)
print("정확도 : ",accuracy_score(test_Y, pred_Y_nb))
print("정밀도 : ",precision_score(test_Y, pred_Y_nb))
print("재현율 : ",recall_score(test_Y, pred_Y_nb))
print("fl스코머 : ",fl_score(test_Y, pred_Y_nb))
정확도 : 0.8567984570877532
정밀도 : 0.845222072678331
```

LR 모델링

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
# 문류용 평가 팔수
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.metrics import precision_score
from sklearn.metrics import recall_score
from sklearn.metrics import fl_score
from sklearn.metrics import roc_auc_score

Ir = LogisticRegression()
Ir.fit(train_X_vect,train_V)
pred_V = Ir.predict(test_X_vect)
print('정확도 : ",accuracy_score(test_V, pred_V))
print('정말도 : ",precision_score(test_V, pred_V))
print('재현물 : ",recall_score(test_V, pred_V))
print('fl스코어 : ",fl_score(test_V, pred_V))

정확도 : 0.8842815814850531
```

정밀도: 0.8915401301518439 정밀도: 0.8915401301518439 패현율: 0.9319727891156463 f1스코머: 0.9113082039911309







SVM

(Support Vector Machine) + CountVectorizer

f1 score: 0.9163

CNN (Convolutional Neural Network) + Tokenízer

f1 score: 0.9134

Naïve Bayes Classifier

각 토큰의 확률값을 곱해서 라벨을 결정하는 알고리즘으로 토큰이 많아지면 0으로 판단할 확률이 높아진다.

Logistic Regression 평면에 선형으로 데이터를 시상한다.

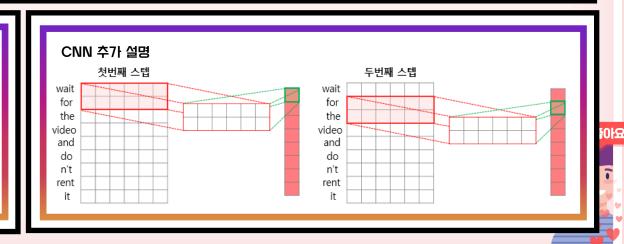
SVM은 고차원의 공간에 데이터를 시상할 수 있다.

RNN & LSTM

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

CNN은 이미지 처리에 탁월한 성능을 보이는 신경망이지만, 텍스트 처리도 가능하다. CNN의 첫 단계는 '특징'에 대해 학습하고, 두 번째 단계는 학습한 특징을 기반으로 '분류' 한다.

불균형 데이터라서 정확도는 사용하기 힘들고, 정밀도와 재현율은 trade off 관계라서 둘 다 좋은 점수를 맞아야 좋 은 모델이므로 fl score를 선택했다.





프로젝트 데이터

- 1. 시계열 데이터가 아님
- 2. 문장이 아님
- → Word2Vec, GloVe, FastText, ELMo, GPT, BERT 등을 사용하지 않은 것은 문맥을 고려하는 임베딩 방법에 적합한 데이터가 아니기 때문이다.
- → CountVectorizer 방법 사용 or Tokenizer 방법 사용

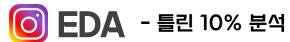
TDIDFVectorizer vs CountVectorizer

TDIDF 방식은 한 문서 당(인스타 글 하나 당) 자주 나오는 단어가 다른 문서 (인스타 글)들에서도 자주 나오면 해당 단어의 가중치를 줄여버린다. 하지만, 우리의 데이터는 맛집, 카페 와 같이 다른 문서들에도 자주 나오는 단어들이 오히려 중요한 단어이므로 가중치가 줄어들면 안된다.

→ 오히려 자주 나올수록 가중치를 더 주는 CountVectorizer 임베딩 방법이 더 적합하다.

Out Of Vocabulary (OOV)가 있는데에도 머신이 제대로 돌아간 이유 CountVectorizer 같은 경우: train으로 학습하고 test에 적용할 때, OOV가 나오면, 그 단어는 무시한 채 처리해주는 형태의 알고리즘

Tokenizer 같은 경우: oov_Token라는 파라미터를 이용해서 전부 해당 인덱스로 임베딩 시킨다.



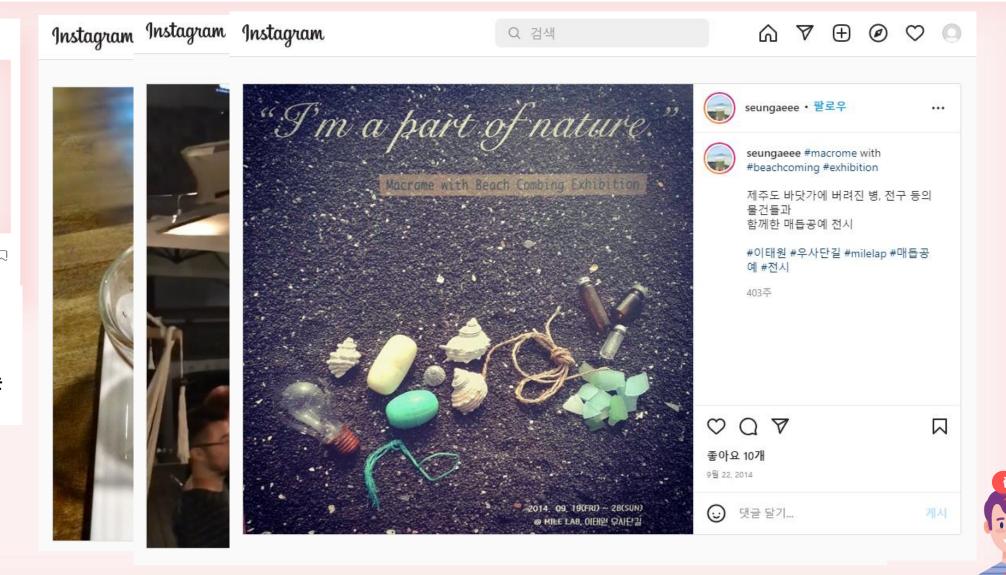




Type 설정 오류 예시

• • •

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









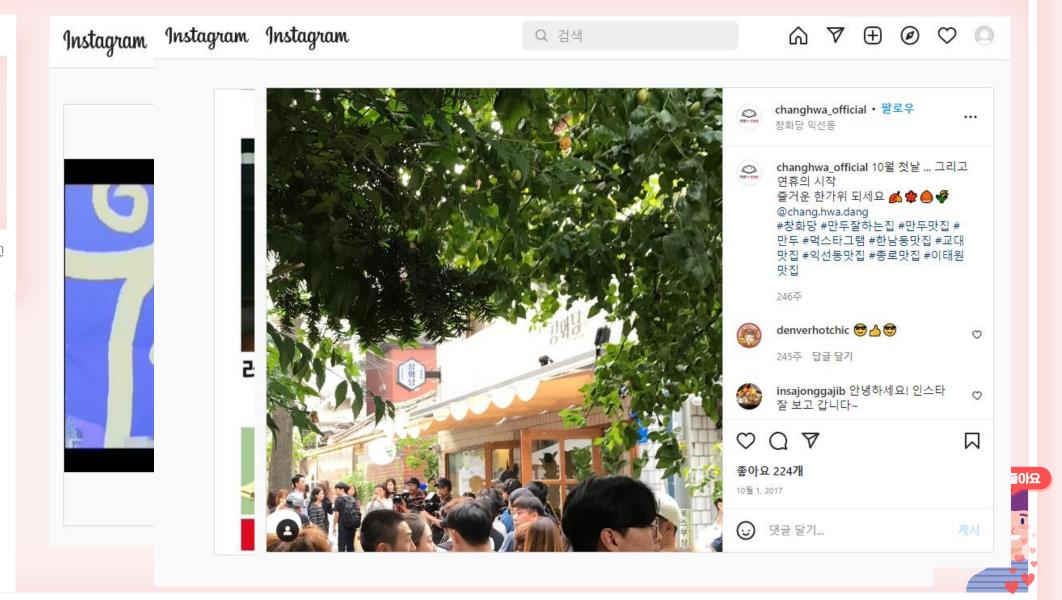
Instagram

내용 오류 Test type 0 예측 1 해시태그 키워드

• • •

□> 페스티벌 홍보 인데 해시 태그에는 카페 내용을 적어서 "1"이라 잘못 예측 □> 본문 내용은 고양이를 찾는 것인 데 사람들 많이 보게 하기 위해 이태원 맛집들을 태그해서 "1" 이라 잘못 예측 □> 익선동 맛집인데 이태원맛집, 한남동

맛집 태그해서 "1" 이라 잘못 예측









Instagram

내용 오류 Test type 1 예측 O 해시태그 키워드

V D A

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

└> 댓글에는 태그내 용이 추가되어 있지만 본문 내용에는 이태원 관련 없어 "O"이라 잘못 예측

└> 실제는 "1"이지 만 댓글에는 광고성 태그를 달아서 "O" 으로 잘못 예측



Instagram Instagr Instagram

STUDIO

CONCRETE

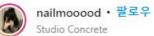
Q 검색

A











nailmooood -

솔직하게 할 말 다 하는게 마음에 들어 #유아인 #유아인카페

@hongsick

수정됨 - 238주



nailmooood #청주#네일#청주네일 #선팔#nail #nails #nailart #daily#청 주봉명동네일#fff#f4f#follow#한남 동카페#스튜디오콘크리트







좋아요 44개

11월 26, 2017

₩ 댓글 달기...

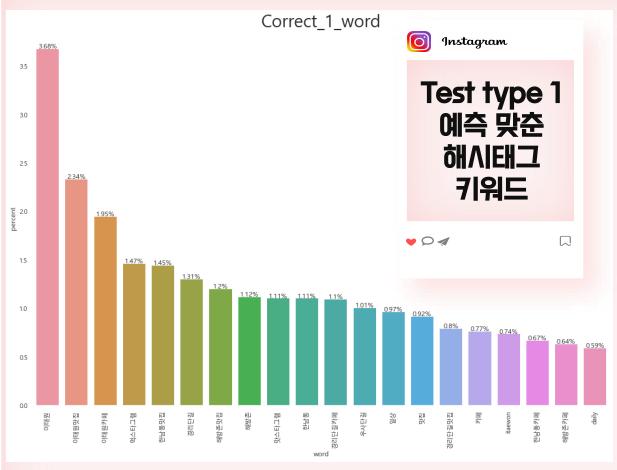
게시

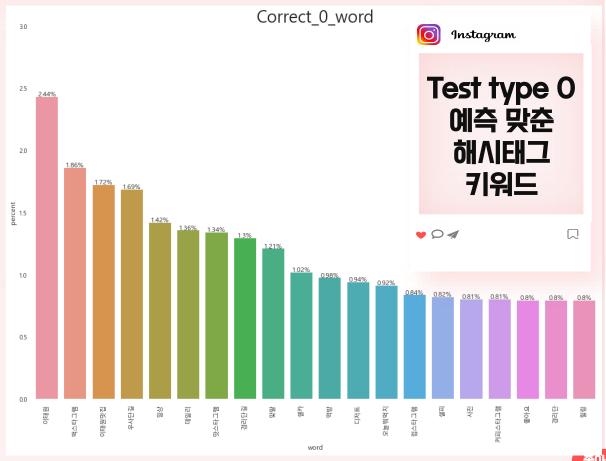




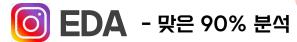


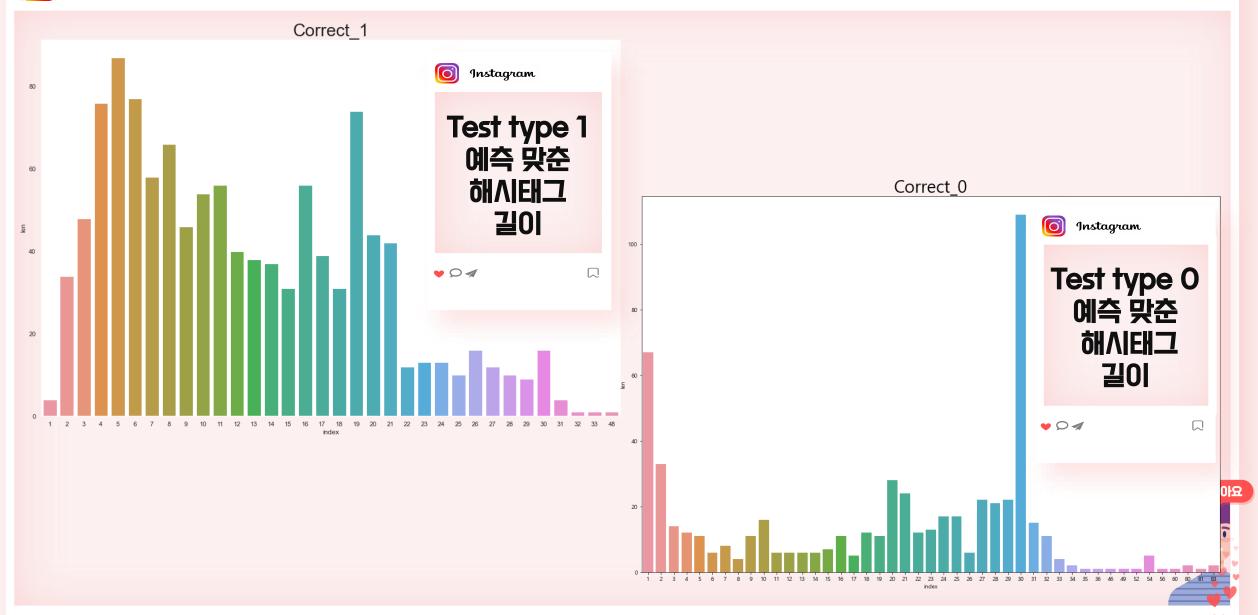






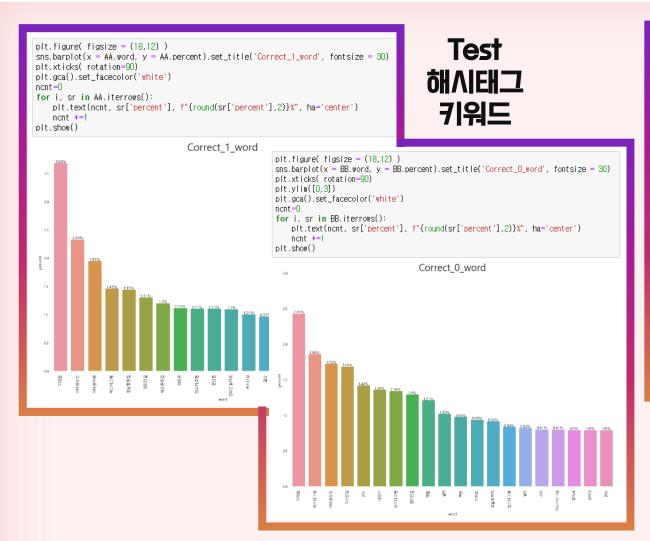


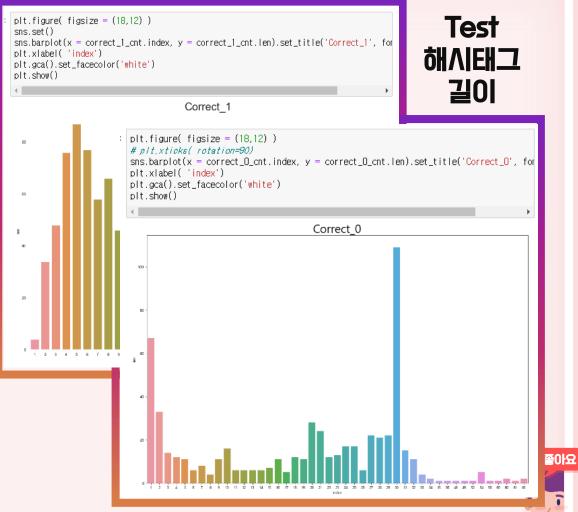


















결론(실제 상권과 인스타그램 맛집 비교)

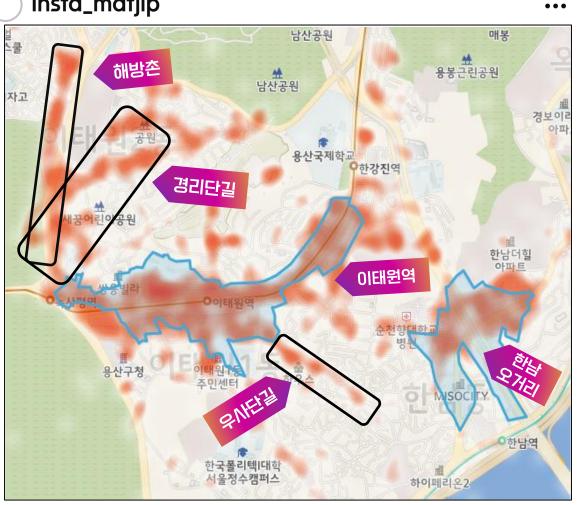




INSTAGRAM







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





◎ 결론(제도 시각화 코드 - 포리움)

```
In [38]: from folium.plugins import HeatMap
       map = folium.Map(location=( sum(location['latitude'])/len(location['latitude']), sum(location['longitude'])/len(location['lon
                                 zoom_start=15)
       # 의스타 지도
       # for j in range(len(location)) :
       # folium.Circle(
            | location = [location.latitude[j], location.longitude[j]],
            popup = location.name[i], color='black', radius=5), add_to(map)
       folium.GeoJson(roads,
                    style_function=lambda feature:{'fillColor': '#44a9db',
                                                 'color': '#44a9db'}).add_to(map)
       vworld_key='3542FD13-9702-395C-87E3-FEBB361F057B'
       layer='Base'
       tileType = 'png'
       tiles = f"http://api.vworld.kr/req/wmts/1.0.0/{vworld_key}/{layer}/{{z}}/{{x}}.{tileType}"
       folium.TileLayer(
       tiles=tiles.
       attr=attr,
       overlay=True,
       control=True).add_to(map)
       # 히트맵으로 시각화 하기
       heatmap = HeatMap(location.drop(['link','name'],axis=1), radius=8, blur=13, gradient={0.4:'white',0.65:'#e8430c',1:'red'})
       map.add_child(heatmap)
       # 누르면 위,경도 불 수 있게 하기
       map.add_child(folium.LatLngPopup())
       # 지도 저장하기
       # map.save('공데지도vs인스타지도.html')
```







◎ 결론 및 시사점

위치기반서비스(LBS), GIS 이용하는 스타트업 회사들은 내부 데이터가 쌓이지 않았기 때문에 공공기반 상권데이터 를 사용할 수 밖에 없다. 공공기반 상권데이터는 실제 와 맞지 않는 부분들이 있기 때문에 우리가 만든 상권 지 도를 사용하면 실질적인 상권 구역을 이용하게 되는 것이므 로 비즈니스적으로 더 높은 활용 가치가 있을 것으로 예상된다.

혹은 경쟁력이 약화되고 있는 소상공인 분들에게 신뢰도 높고 정확한 트렌드 정보를 제공해 창업, 마케팅 등에 실질적으로 도움이 될 수 있다. 지역적 잠재력을 발굴하여 경쟁력을 확보하고, 지역 발전에 기여할 수 있을 것으로 예상된다.

EX) 맛집 추천 어플 사이트 🚜



[말 사이트



데이트 코스 추천 어플



결혼정보회사 등





Instagram





한계점

- 인스타그램 데이터를 직접 가지
 고 오지 못 한 것이 아쉬웠다.
- 2017년 인스타그램 데이터였기 때문에 코로나로 인해 폐업한 곳 들도 있고 현재와 달라진 곳들이 존재한다.
- 라벨링을 더 많이 못 해서 아쉬 웠다.

개선방향

- 단어별 혹은 좋아요 수, 댓글 수 로 가중치를 두어 SVD 계산을 할 수 있었다면 좋았을 것 같다.
- 인스타 맛집 지도가 히트맵이 아니라 폴리곤(Polygon) 형식 으로 변환하여 표현하였으면 좋았을 것 같다.





THANK YOU





#메디치

#수고하셨습니다:D

Page. 31

내 소식





마지막_조님이 회원님을 팔로우 하기 시작했습니다.

팔로잉



마지막_쪼님이 댓글에서 회원님을 언급했습니다 :

@insta_matjip Q&A ハン입니다





마지막_조님이 댓글을 남겼습니다 :

질문이 있으시다면 질문해주세요





MEDICI님이 회원님을 팔로우 하기 시작했습니다.

팔로우