인공지능응용 2조

# SNS 계정을 활용한 MBTI예측

# 大大大大

201627539 이현부 201727523 박산하 201727542 정유나 201727528 표지원 201827559 서아림

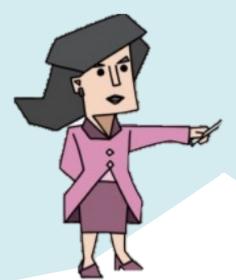






# 0. 조원 소개

### MBTI



이현부(ENTJ)

인스타그램 크롤링 자연어 처리



박산하(ESTP)

EDA 모델링



정유나(ISFJ)

데이터 시각화 모델링



표지원(ENFP)

EDA 모델링



서아림(ENFP)

인스타그램 크롤링 PPT 제작

# 목차

- 1 프로젝트 배경 및 필요성
- 2 프로젝트 목적
- 3 프로젝트 방법론 및 데이터
- 4 진행된 내용 및 결과
- 5 기대효과



## 1. 프로젝트 배경 및 필요성

# 현대인들의 주 관심사인 **MBTI** 많은 마케팅에 MBTI가 활용되고 있는 상황 → 'MBTI식 마케팅'







제품 홍보 - 공차



MBTI 성향에 따라 주스 추천 - 웅진식품



# 1. 프로젝트 배경 및 필요성

## 자주(JAJU)



**개인의 생활 유형을 파악해 맞춤형 상품을 제안**하는 '일상재질테스트' 진행

- → 온라인 매출이 전년 동기 대비 96% 증가
- → 고객들은 결과 분석과 상품 추천 정확도에 대해 큰 만족도를 나타냄

## 이렇듯 개인별 성향에 따라 마케팅 하는 것이 중요



# 2. 프로젝트 목적

MBTI 검사방법

MBTI 정식 검사 / 무료 성격유형검사(16Personalities)

### 목적

- MBTI를 마케팅, 트렌드 분석에 활용하기 위해 Instagram의 여러 요소를 독립변수로 설정하여 종속변수인 MBTI 예측 <sup>팔로잉 수, 팔로워 수, 게시글 수, 게시글, 해시태그, 댓글 등</sup>
- XGBoost를 활용한 Random Forest 모델에 대한 학습과 자연어 처리(NLP)에 대한 학습
- → 현대인들의 성향별 관심사를 분석 가능
- → INSTAGRAM의 게시글을 통해 MBTI를 예측할 수 있는 모델을 만들고 이를 마케팅, 트렌드 분석에 적용 및 활용할 수 있음







### 1. 데이터 수집 방법론

### 20~30대 남녀가 응답한 설문조사결과

인스타그램의 어떤 요소들이 MBTI에 영향을 미칠 수 있을지를 파악

### 20~30대 남녀 Instagram 프로필/게시글

인스타그램 웹 크롤링 후 프로필, 게시글 등의 요소를 모델을 구축하는데 사용

XGBoost 기반의 Random Forest/SVM, 혹은 성능을 최적화할 수 있는 딥러닝 모델



### 2. 데이터 수집 - 설문조사 진행

#### 'SNS 활용방식에 따른 MBTI예측' 설문조사

안녕하세요

저희는 부산대학교 산업공학과 '인공지능응용' 과목에서 'SNS 활용방식에 따른 MBTI예측'을 주제로 텀 프로젝트를 하고있는 대대대대(大大大)입니다. 사람들의 MBTI에 따라 SNS 활용 방식이 어떻게 달라지는지, 인공지능 모델에 SNS 활용 방식 설문조사 결과를 학습시켜 정확한 모델을 아들 예정이니다

본인이 인스타그램을 사용할 때 주로 어떤지 생각하며 답해주시면 되고, 마지막에 본인의 MBTI와 인스타그램 ID를 적어주시면 더욱 도움이 됩니다! 예상 시간은 3~5분입니다.

여러분의 정성어린 설문 결과가 많아질수록 더 좋은 모델이 나올 수 있으니 많은 참여 부탁드립니다:)

Google에 로그인하여 진행상황을 저장하세요. 자세히 알아보기

\* 필수항목



'SNS 활용방식에 따른 MBTI예측' 설문조사 (google.com)

추가 설문조사 진행!

1차: 2021.11.11~16

2차: 2021.11.28~12.10

추가 200여개의 설문조사 결과를 얻음

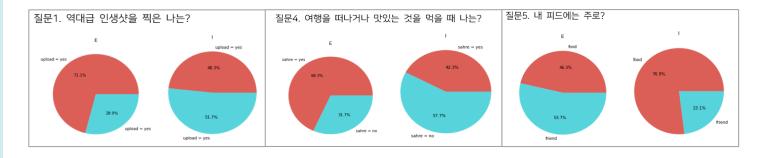
### 설문조사 내용 시각화

① 질문별로 설정된 MBTI 요소 시각화 :질문 작성시 생각해둔 MBTI요소로 시각화 진행

MBTI 요소	질문 문항
I/E	1,2,4,5,12번
S/N	7,13,15,16,17,18번
F/T	3,6,8,9,10,11번
J/P	14,19,20번



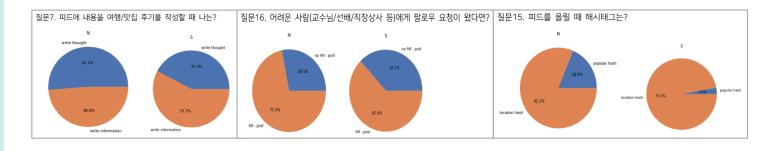
### ① 질문별로 설정된 MBTI요소 시각화



#### <I/E>

- 인스타에 게시된 글 수에 따라 I/E 판단가능
- 피드 사진이 주로 사람/사물·음식인가에 따라 I/E 판단가능

게시글 수나 피드 사진을 모델에 활용가능



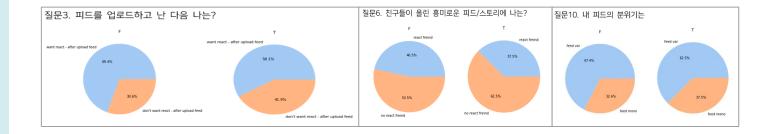
#### <S/N>

- 피드 내용이 정보/감상인가에 따라 N/S 판단가능
- 해시태그나 팔로우상태는 다른 요소도 고려해볼 필요

피드 내용을 모델에 활용가능



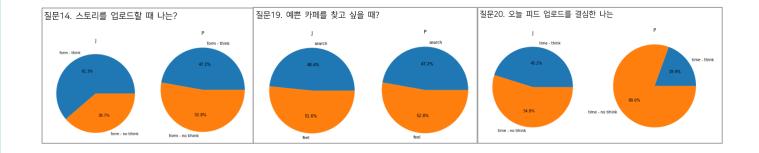
### ① 질문별로 설정된 MBTI요소 시각화



#### <F/T>

- 피드 분위기가 정돈/다양한가는 다른 요소도 고려할 필요

F/T를 구분할만한 다른 요소를 추가적으로 고민



#### <J/P>

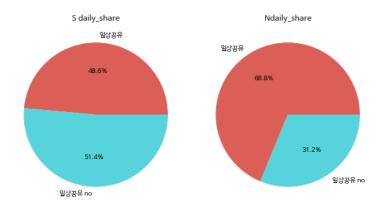
- 스토리 업로드 시 구성을 고민하는가에 따라 J/P판단 가능(크롤링 가능한 영역인지 고민)

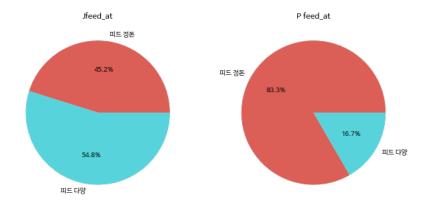
J/P를 구분할 만한 요소 추가적으로 고민



② 질문별로 전체 MBTI요소 시각화

: 이전과정을 통해 다른 요소를 고려해봐야 하는 질문들이 있음을 파악





4번. 피드 사진이 사람/사물인가 I/E외에도 S/N도 영향을 미칠 수 있음을 파악 10번. 피드가 다양/정돈인가 F/T로는 파악 불가 – J/P로 판단가능성 확인

MBTI의 여러 요소에 의한 교호작용이 있을 수 있음을 고려하고 모델구성!!



### 2. 데이터 수집 - 인스타그램 크롤링

### 수집 데이터

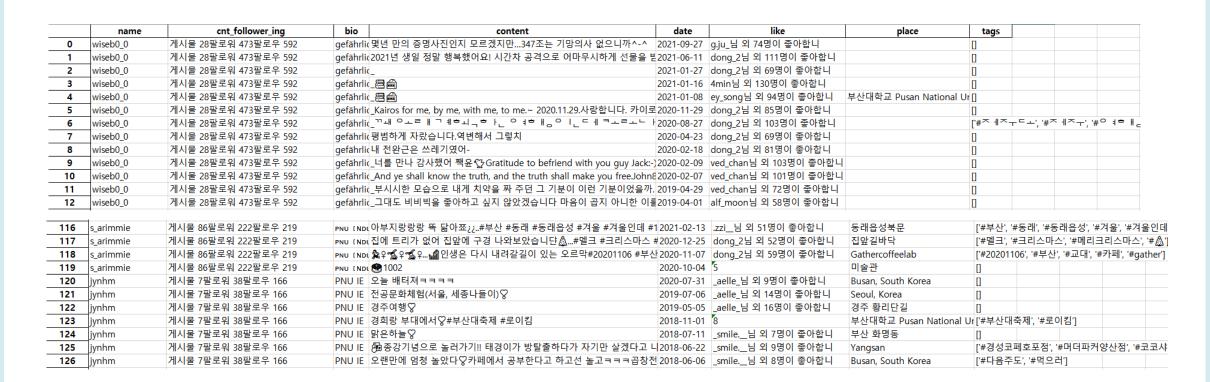
- 팔로잉, 팔로워 수
- 게시글 수
- 해시태그
- 프로필 바이오
- 게시글 내용 및 날짜
- 좋아요 수
- 비공개 여부

: 팀원들 모두가 크롤링한 후, 차이가 있는 계정을 비공개 계정으로 판단



#### 1. 인스타그램 웹 크롤링 결과

: 약 300명의 사람을 대상으로 진행



크롤링 영상



### 2. 데이터 전처리

인당 30개의 게시글(row)를 하나의 row로 바꾸는 과정

- 게시글 -> 글자 수 평균
- Like -> 좋아요 수 평균
- Tag\_cnt -> 태그 수의 평균
- Timediff -> 시간 간격의 평균
- Mbti -> 0~15로 범주화

#### Column별 데이터

계정, bio내용 길이, 게시물 수, 팔로워 수, 팔로우 수, 게시글 길이, 좋아요 수, 태그 개수, 장소입력 수, 게시물 날짜 간격, MBTI, 공개/비공개 여부

	name	bio_len	cnt	followers	follows	content_len	like	tag_cnt	place	timediff	mbti	i/e	s/n	f/t	j/p	open
0	1000_jaeni	14	9	214	192	73.88888889	41.88888889	6.44444444	5	115.8888889	ISFJ	0	0	0	0	1
1	2021.happiest_man	1	3	183	262	54.33333333	49.66666667	1	3	137	ESTP	1	0	1	1	1
2	7h.34min	9	2	312	512	54.5	43	4.5	1	37.5	ENFJ	1	1	0	0	0
3	acoustic_string_cow	50	45	329	327	118.3793103	38.06896552	10.79310345	0	18.24137931	ENTP	1	1	1	1	1
4	annn_aelle_	1	138	1420	645	89.02941176	185.0294118	9.058823529	19	7.147058824	ENFP	1	1	0	1	1
5	azu_c.e_re	1	45	121	85	128.9333333	73.4	16.4	25	21.96666667	ESFJ	1	0	0	0	0
6	dal_sxxu	10	85	138	160	0	100	1	0	167	ENFP	1	1	0	1	1
7	deogun04	48	21	567	443	29.06666667	145.0333333	1	27	26.36666667	ESFP	1	0	0	1	1
8	dreamer_cha	82	1	238	227	53	54	8	1	37	ENTJ	1	1	1	0	1
9	eastshine96	1	0	158	194	0	0	1	0	1000000	ESFJ	1	0	0	0	0
10	f_ishfo_od	33	2	272	280	13.5	78	1	2	194	ESTJ	1	0	1	0	0
11	garden_0908	1	0	99	112	0	0	1	0	1000000	INFP	0	1	0	1	1
12	geon_t.b	1	10	94	107	24.6	33.4	1	1	72.8	INFJ	0	1	0	0	1
13	ggggg_geo	1	33	207	110	107.2580645	46.09677419	11.22580645	9	24.90322581	INFP	0	1	0	1	1
14	gimume	1	3	154	151	0	0	1	0	1000000	ENFP	1	1	0	1	0
15	gwak.nayeon	10	21	320	325	36.28571429	42.19047619	1.666666667	1	45.33333333	ESFP	1	0	0	1	1

0

85	j_h0ung	3	0	60	115	0	0	0	0	1000000	ISFJ	0	0	0	0	0
	kjj917	6	0	48	116	0	0	0	0	1000000	ISFJ	0	0	0	0	0
87	1_2x11	9	7	245	94	7	28	0	5	69	ESTP	1	0	1	1	1
88	ji_e.s	17	15	328	35	7	102	0	4	6	ESTP	1	0	1	1	1
89	dear_ssu	11	13	513	278	9	123	0.2	2	8	ESTP	1	0	1	1	1
90	liyanwxx	19	31	836	288	6	237	0.1	20	4	ESTP	1	0	1	1	1
91	suk_is_	1	(	585	364	0	0	0	0	1000000	INTP	0	1	1	1	1
92	jinsolp	16	140	171	174	10	37	0.8	0	11	INTP	0	1	1	1	1
93	sxxkvely	10	360	87	27	8	13	0.1	22	1	INTP	0	1	1	1	1
94	d20_ny	9	(	90	163	0	0	0	0	1000000	INTP	0	1	1	1	1
95	yeaeaun	0	0	33	40	0	0	0	0	1000000	ISFP	0	0	0	1	0
96	jeewonyee	0	7	80	167	222.71	30.42857143	4	5	37	INTP	0	1	1	1	1
97	jehui	0	19	96	123	41.11	31.57	2.8	18	95	ISFP	0	0	0	1	1



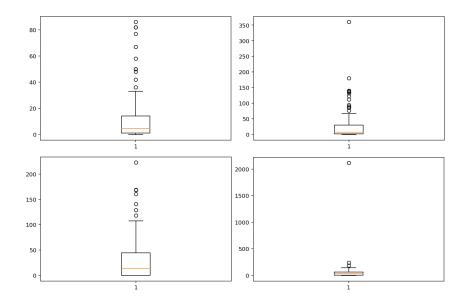
### 3. 자연어 처리

- 대중적 태그(#f4f, #ootd, #선팔하면맞팔 등)를 자주 사용하는지의 여부 확인 (I/E, S/N)
  - → 대중적 태그 자주 쓰는 사람 : E, N
- 복수 명사 및 접미사('들')와 부사(우리, 함께, 같이) 등의 명사 사용빈도(I/E)
  - → 사용빈도 높은 사람 : E
- 감정 형용사(정말, 진짜, 완전, 진심)를 수식하는 부사 빈도 (T/F)
  - → 사용빈도 높은 사람 : F
- 음식 게시물 태그의 빈도(I/E)
  - → 사용빈도 높은 사람 : E

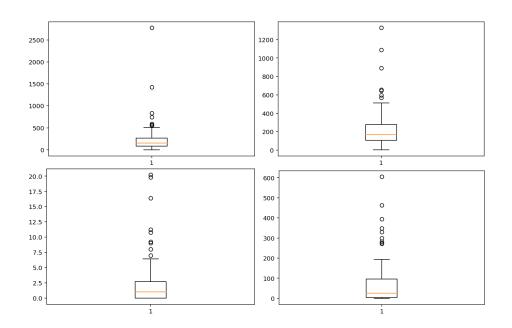
index	name	tag_catego	avg_specialenN	len\	/V len\	/A lenN	MAG OftenTags
0	0 z0_heon	1	1	57	13	4	3 [(카스탄탄화명정: 1), (북구맛집:, 1)]
1	1 yun_ss_	1	3.4	72	45	24	27 [('말레이시아', 2), ('pulaispringsresort', 2), ('해동용궁사', 1), ('오션뷰부동산투기', 1), ('바다는언제나맑은뒤흐림백만년만에', 1), ('happybirthday', 1), ('malaysia', 1), ('금산', 1), ('급
2	2 yuoni	0	0.666667	94	60	12	33 []
3	3 yeon_smil€	0	0	0	0	0	0 0
4	4 xxco_verm	2	9.9	194	57	60	27 [('종반', 13), ('종아요반사', 11), ('오오티디', 11), ('고양국제고', 10), ('Iff, 10), ('교복스타그램', 9), ('첫줄반사', 9), ('likeforfollow', 9), ('likeforfikes', 9), ('교복', 8)]
5	5 x_sit0	1	2.566667	238	125	39	51 [('서영in제주', 5), ('서영in경주', 3), ('제주', 2), ('제주도', 2), ('경주월드', 1), ('싏', 1), ('도두동무지개해안도로', 1), ('도두봉', 1), ('무지개해안도로', 1), ('제주노형수퍼마켙', 1)]
6	6 wjdvkdgns	0	0	4	0	0	0 []
7	7 wiseb0_0	2	6.862069	314	438	129	141 [('일본', 9), ('여행스타그램', 8), ('여행', 8), ('japan', 8), ('本통', 7), ('교토', 7), ('kyoto', 7), ('선팔하면맞팔', 7), ('tenryuji', 6), ('은각사', 6)]
8	8 tjddnr	0	0	0	0	0	0 0
9	9 ssung_ho	0	0	0	0	0	0 0
10	10 serom_dal	1	3.233333	569	921	291	516 [('폰카메라', 5), ('갤럭시s105g', 4), ('캠퍼스', 3), ('나홀모출사', 3), ('출사', 3), ('폰카', 2), ('갤럭시노트20올트라', 2), ('달', 2), ('보름달', 2), ('광안리해수옥장', 2)]
11	11 seongyeor	0	0.5	0	0	0	0 0
12	12 s_arimmie	1	3.1	188	78	9	51 [('부산', 5), ('카페', 3), ('광안리', 2), ('零', 1), ('태제', 1), ('수플레팬케이크', 1), ('온천천', 1), ('온천천카페', 1), ('카페맛집', 1)]
13	13 ppaeng_gi	1	4.5	174	144	39	96 [('木', 4), ('일본', 4), ('sonya6000', 3), ('turkey', 3), ('日本', 3), ('橋浜, 3), ('happy_jaeeuns_day⑧', 2), ('720', 2), ('터키', 2), ('트키', 2), ('트키', 2)]
14	14 perfect.k.j	0	0.1	31	21	6	15[]
15	15 park_9000.		0	0	0	0	0 0
16	16 opti_min_	0	0.285714	105	99	39	45 []
17	17 my_0_o	0	0.423077	40	30	0	3 []
18	18 mjstagra		3.333333	26	12	0	6 [(부산대학교산업공학과, 1), (청년', 1), (끝났다', 1), (산공으로끝까지', 1), (엽사그만', 1), (산공이면', 1), (필드하자', 1), (금주', 1)]
19	19 mina0_011	1	3.428571	34	51	15	36 [('nan', 1), ('20190209', 1), ('행복해', 1)]
20	20 kosori71	1	0.6	190	99	6	33 [('saladeo10days', 1), (세종시맛집샐러드로', 1), ('부산대카페', 1), ('묘한다방', 1), ('고양이뭇봤어', 1), ('북떡와플세트', 1), ('치즈팥빙수', 1), ('묘한알바ㅋㅋㅋㅋ', 1), ('미나리', 1), ('
21	21 klmiuhan	n	0.290323	74	90	12	aain



### 4. EDA - boxplot



- 1. Bio의 길이는 보통 10자 이내임을 확인, 그러나 꽤 많은 수의 예외 또한 분포
- 2. 게시글 수는 평균 20~30개 내에 분포
- 3. 1 개의 게시글 당 30 자 내외임을 확인
- 4. 게시글 1개 당 평균 좋아요 수는 약 62개
- 5. 공개 계정/ 전체 계정 = 75.5%



- 1. 팔로워의 수는 평균 200 명 내외
- 2. 팔로우 수는 평균 200명 이하
- 3. 평균 태그의 수는 1~2개
- 4. 평균 게시글 간격은 ~~일

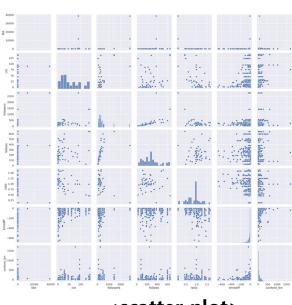


### 4. EDA - correlation



<변수간의 상관관계>

대체적으로 변수끼리의 상관관계가 낮음 -> 전체 데이터를 활용하여 학습에 사용



<scatter plot>



### 5. 모델 구축

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
import sklearn.preprocessing
scaler = sklearn.preprocessing.StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(df_mbti_1row_1211_cate_X1)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, df_mbti_1row_1211_cate_y, test_size=0.15, random_state=41,shuffle=True)
res = []
for i in range(30):
  model = RandomForestClassifier(n_estimators = i+20,
                               max_depth = 6,
                               min_samples_leaf = 2,
                               min_samples_split = 6,
                               random_state = 42,
                               n jobs = -1
  model = model.fit(X_train, y_train)
  pred_test = model.predict(X_test)
  m = confusion_matrix(y_test, pred_test)
  acc = np.sum(np.diag(m))/len(y_test)
  res.append(acc)
  print('n_estimators {} 결과의 정확도는 {:4f}% 입니다'.format(i+21,acc*100))
```

- -> Standard Scaler 사용하여 스케일링
- -> Date set 분할(Train/test)

->Random Forest Classifier 이용 Accuray 기반 최적 파라미터 찾기



### 5. 모델 구축

```
n_estimators 29 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n_estimators 30 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n estimators 31 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n estimators 32 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n_estimators 33 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n estimators 34 결과의 정확도는 60.000000% 입니다
n estimators 35 결과의 정확도는 53.333333% 입니다
n estimators 36 결과의
                   정확도는 60.000000% 입니다
n_estimators 37 결과의 정확도는 66.66<u>66667</u>%
n estimators 38 결과의 정확도는 60.000000% 입니디
n estimators 39 결과의 정확도는 53.333333% 입니디
n_estimators 40 결과의 정확도는 53.333333% 입니다
n estimators 41 결과의 정확도는 53.333333% 입니다
n estimators 42 결과의 정확도는 53.333333% 입니디
n estimators 43 결과의 정확도는 60.000000% 입니디
n estimators 44 결과의 정확도는 66.66667% 입니디
n estimators 45 결과의 정확도는 66.66667% 입니디
n_estimators 46 결과의 정확도는 66.666667% 입니다
n_estimators 47 결과의 정확도는 66.666667% 입니디
n_estimators 48 결과의 정확도는 66.666667% 입니디
n estimators 49 <u>결과의</u>
```

### • Accuracy 66.7일 때의 Hyper Parameter

- n\_estimators = 37
- $max_depth = 6$
- min\_samples\_leaf = 2
- min\_samples\_split = 6
- random\_state = 42
- $n_{jobs} = -1$



### 사회적 기대효과



- 개인 성향 분석에 대한 새로운 관점에서의 접근효과
- 사회에 편재한 성격 별 구매 성향 정보, 데이터를 활용해 개인에게 맞춤화 된 마케팅, 광고효과

### 학문적기대효과



- 개인성향을 분석할 수 있는 자연어 처리 노하우 정립
- Random Forest 모델에 대한 심화학습

# THANK YOU