산학연계 SW프로젝트

SNS 정보를 활용한 소상공인 발전 가능성 평가 서비스

TEAM INT

- 2018204035 한정수
- ① 2018204036 윤서안
- ① 2018204046 조민경
- 2018204021 권나현

연구 주제 주제 변경 이유 및 소개

INDEX

2 데이터셋 데이터 수집 및 전처리 방법

3 분석 및 모델링 데이터 분석 및 모델 구축

최종 결과물 비설명 및 시연

1

연구 주제

주제 변경 이유 및 소개

회사 소개 및 팀원별 역할

8PERCENT 주식회사 에잇퍼센트 (8PERCENT, Inc.)



한정수 (팀장)

Python, R 코드 작성 게시글, 좋아요 관련 코드 관리 데이터 수집 및 데이터베이스 관리 데이터 전처리 및 모델링 UI - JS 및 계정별 그래프 제작









연구 주제 소개



기존 주제

SNS 정보를 활용한 개인 신용 평가 서비스



SNS만을 통한 개인 정보 수집의 한계 신용 평가 관련 데이터를 구할 수 없음



변경된 주제

SNS 정보를 활용한 소상공인 발전 가능성 평가 서비스

소상공인 계정 개인 사업자 또는 작은 규모의 사업자가 상품 판매를 위해 운영하는 SNS 계정

신용 평가를 하는 방향으로 진행하기보다는 SNS를 통해 얻을 수 있는 인지도, 신뢰도 등의 데이터를 활용하여 소상공인들의 현재 활동과 추후 발전 가능성을 평가하려고 함

왜 인스타그램을 선택했는가?

해시태그를 이용한 검색이 용이

한국인이 가장 오래 사용하는 SNS 앱 1위를 기록 (지난 11월 기준)

미디어 이용자 수에 관하여 인스타그램이 다양한 연령층의 상위권을 차지

SNS 매체 중 홍보 효과가 탁월



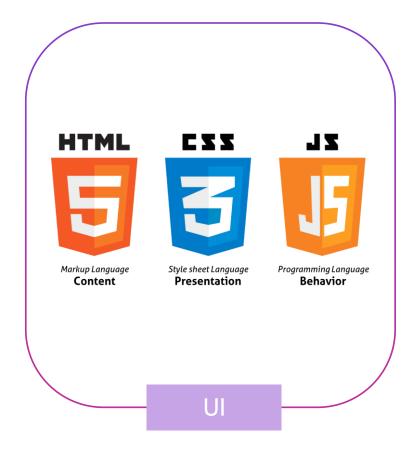




SNS중 가장 향후 이용 확대 가능성이 높아 보이고, 기업의 마케팅 전략에 수월하게 이용될 수 있으며, 이용자들 또한 기업 브랜드 광고에 대한 거부감이 덜한 인스타그램을 연구대상으로 삼았다. (이지영, '2019, 인스타그램 정보원 유형에 따른 지각된 정보원 속성이 광고효과에 미치는 영향')







2

데이터셋

데이터 수집 및 전처리 방법

소상공인 계정 판별

다음과 같은 방법으로 소상공인의 계정 판별

- 1 마켓, 쇼핑몰, 패션, 주문제작 등 인스타 마켓과 관련도가 높은 23개의 해시태그로 게시물 검색
- 2 게시물을 업로드한 계정이 소상공인 계정이 맞는지 아래와 같이 확인

큰 회사나 유명인을 거르기 위해 😻 '인증됨' 마크가 있는 계정 제외

이미 성공하여 자리를 잡아 대출 가능성이 별로 없는 계정을 거르기 위 팔로워 수가 100,000명이 넘는 계정 제외

소개글에 문의, 이벤트, 주문, 판매 등 상품 판매 계정이 자주 사용하는 35개의 단어 중 하나를 사용하면 계정 ID 수집

크롤링한 데이터

Profile 계정 기본 정보 크롤링

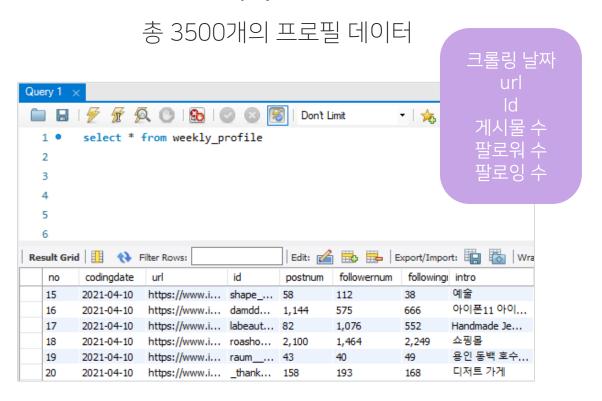


Post 해당 계정의 게시물들 크롤링



데이터 수집 방법

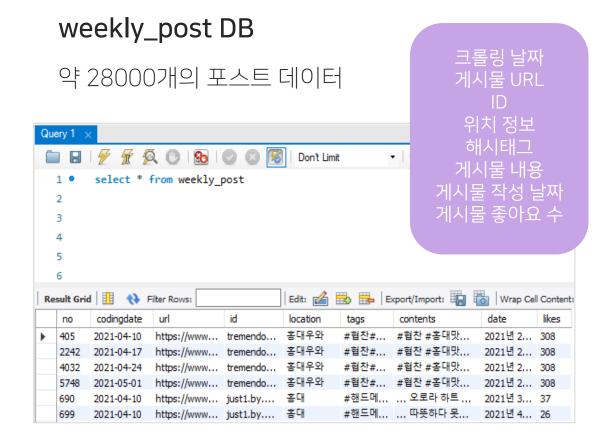




3500개 계정의 프로필을 주 1회, 약 8주 동안 크롤링

→ 프로필 정보의 변동을 보기 위함

데이터 수집 방법



3500명 중 이상치 제거 진행하고 가계정들을 걸러냄

→ 박스 플롯으로 이상치 제거 후

팔로워 수에 비해 팔로잉 수가 심히 큰 경우 가계정이라 판단하고 팔로워/팔로잉 값이 0.25 미만인 값 제거

> 이 중 200개의 계정을 랜덤 샘플링하고 주 1회, 4주 동안 게시물 약 30개씩 크롤링

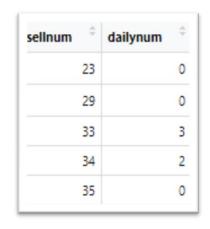
> → 게시물 관련 정보에 대한 데이터를 얻기 위함

새로운 컬럼 추가(R 사용)

mean_all	like_mean_7
47.043478	35.000000
104.275862	135.400000
108.055556	99.750000
58.222222	53.000000
6.828571	11.500000

like_mean_7 최근 7일 이내의 게시글의 좋아요 평균 like_mean_all 수집한 게시글 전체의 좋아요 평균

location_num ~	hashtag_average	post_upload
0	21.227273	9.850000
19	22.727273	14.857143
34	20.172414	3.137931
31	23.166667	1.055556
0	27.200000	4.285714



일상글 / 판매글 내용 주 트전 다어가 들어?

게시글 본문 내용 중 특정 단어가 들어갔는지 유무에 따라 구분

location num 계정 별 위치정보를 사용한 게시글의 수
hashtag_average 계정 별 게시글 당 사용 해시태그 개수 평균
post_upload 계정 별 게시글 업로드 주기

새로운 컬럼 추가 및 결측치 제거

all_tags	max_tags	max_tags_num
#에그타르트#취미#홈베이킹#베이킹#おかしづくり#ベー	#디저트	28
#맞팔#맞팔선팔#맞팔환영#맞팔해요#좋반#맞팔그램#맞팔	#맞팔해요#맞팔좋아요	6
#오름에게#제주도게스트하우스#함덕게스트하우스#김녛게	#제주도게스트하우스#서점숙소	27
#음식냄새제거#어라운드제이#어라운드제이캔들#어라운드	#어라운드제이캔들앤솝	33
#블루라밍#instagram#instagood#쇼핑베이비#베이비스타	#좋아요	36

all_tags 계정 별 전체 게시글의 모든 해시태그 max_tags 계정 별 가장 많이 사용한 해시태그 max_tags_num 계정 별 가장 많이 사용된 해시태그의 사용 횟수

#결측치 모두 0으로 처리 post[is.na(post)] <- 0 profile[is.na(profile)] <- 0

결측치 없음을 확인

최종 데이터

id	no	codingdate	url	postnum	followernum.x	followingnum	intro	sellnum "	dailynum
0baking0	215	2021-05-01	https://www.instagram.com/0baking,_0 /	23	75	42	얼렁뚱땅 취미생활과 얼레벌레 사진실력 맞팔은 편하게 댓	23	(
530ee	230	2021-05-01	https://www.instagram.com/530ee /	259	1302	831	예술가	29	
a.bookhome	232	2021-05-01	https://www.instagram.com/a.bookhome /	656	1765	744	서점	33	
around,j_candle.soap	257	2021-05-01	https://www.instagram.com/around.j_candle.soap /	1290	1497	500	지역 비즈니스	35	
blue_raming	227	2021-05-01	https://www.instagram.com/blue_raming /	44	293	606	유아 및 어린이 의류 상점	35	(
bong_pot	262	2021-05-01	https://www.instagram.com/bong_pot /	162	263	254	김포시 김포대로1199 일봉도예 **100% 수제로 만들어지는	35	(
by.eva92	241	2021-05-01	https://www.instagram.com/by.eva92 /	50	1361	773	여성복 상점	32	

ke_mean_7	like_mean_all	location_num	hashtag_average	post_upload	all_tags	max_tags	max_tags_num
35.000000	47.043478	0	21.227273	9.850000	#에그타르트#취미#홈베이킹#베이킹#おかしづくり#ベー	#디저트	28
142.000000	112.655172	19	23.307692	12.857143	#온더선셋#인스타그램#친스타그램#럽스타그램#줄스타그	#좋아요#맞팔해요	
76.500000	109.472222	34	19.866667	3.862069	#제주도게스트하우스#함덕게스트하우스#김녕게스트하우	#제주도게스트하우스	28
58.909091	60.250000	28	20.861111	1.000000	#불명#점화식#캔들포장#카네이션캔들#어버이날선물#어	#어라운드제이캔들앤숍	30
11.500000	6.828571	0	27.200000	4.285714	#블루라밍#instagram#instagood#쇼핑베이비#베이비스타	#좋아요	36
36.428571	40.200000	0	20.900000	2.235294	#수제화분#다육화분#도자기화분#분재화분#화분#예쁜화	#일봉도예#봉팟	29
76.333333	88.606061	21	9.850000	11.700000	#대구#대구핫플#수성못#수성못카페#고바슨#데이트#유부	#수성못	

총 18개의 컬럼

약 200개의 계정을 1달간 주 1회마다 수집

3

분석 및 모델링

데이터 분석 및 모델 구축

미래 팔로워 수를 종속 변수로

논문 발췌

인스타그램 계정 <u>팔로워 수는 해당 계정의 신뢰성과 호감에 유의한 영향을 미치는 것</u>으로 밝혀졌다. 즉, 팔로워 수가 높을수록 이용자에 대한 신뢰감과 호감을 높 게 인지하였다. 이는 게시글을 보는 이용자의 게시글 태도와 구매의도에서도 유의미한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

소비자 92%는 일반광고보다 인플루언서가 언급한 내용에 신뢰감을 가진다고 한다.

<u>많은 팔로워 수를 보유하고 있는 브랜드는 이용자들의 관심을 받는 만큼 인기 있는 브랜드</u>라는 것이 증명된다. (김린아, 2017; Iconsquare, 2016)



미래(다음주) 팔로워 수를 예측하여 발전가능성을 평가하기로 결정

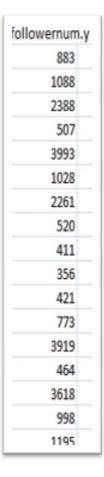
05/08의 팔로워 수 (= 현재 05/01 기준 다음주 팔로워 수) 이전 3주간의 데이터 (04/10 04/17 04/24)를 이용

학습을 위해 사용할 데이터

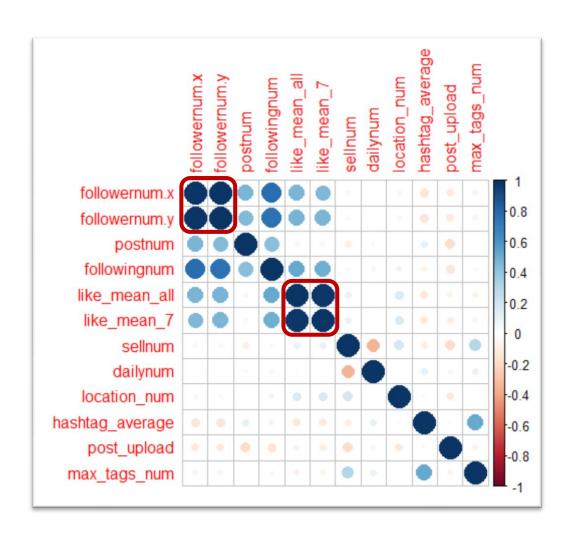
이번주 프로필 데이터에 다음주 팔로워 수를 붙임

ex) 4/10의 profile 데이터(현재 데이터) + 4/17 팔로워 수(미래 팔로워 수) 4/17의 profile 데이터(현재 데이터) + 4/24 팔로워 수(미래 팔로워 수) 4/24의 profile 데이터(현재 데이터) + 5 / 1 팔로워 수(미래 팔로워 수)

0	no	codingdate	uri	postnum	tollowernun to	ollowingnuintro	sellnum	dailynum	like_mean_/	like_mean_alo	cation_nur	nasntag_ave	post_upload all_tags max_tags max_ta
kong_mi_		23 2021-04-10	https://www	440	872	304 모든문의 키	36	0	12.4545455	16.9444444	35	30	2.3 #공자매#원!#공자매#신:
ramitage_		25 2021-04-10	https://www	354	1090	478 빈티지 스토	. 32	0	15.125	21.96875	0	15.7931034	5 #빈티지선글#빈티지선글
yesalpha		21 2021-04-10	https://www	540	2373	1883 블로거	36	0	293	143.638889	28	3.22222222	1.03448276 #나인블럭##알파양투0
rdhand_jev	,	36 2021-04-10	https://www	139	505	979 서드핸드_은	24	0	42	47.25	24	24.1666667	2.05882353 #아트클레0#영종도
youl.mom		44 2021-04-10	https://www	5686	3972	5268 17년 딸 18년	19	0	17.9333333	22.1052632	0	21.5263158	3 #협찬#광고#이벤트
ing_star030	4	7 2021-04-10	https://www	360	998	373 0	32	1	31.4	31.5151515	0	20.4848485	1.38461538 #생후369일##육아스타그
abybo_91		4 2021-04-10	https://www	661	1397	1135 의류(브랜드	36	0	15.2777778	15.2777778	1	8.78947368	1 #생애첫베0 #공구#고민;
ebedudu_		11 2021-04-10	https://www	321	512	264 의류	35	0	19.25	15.9428571	1	7.85714286	1.47368421 #나염원피스#나염원피스
enign99		31 2021-04-10	https://www	1239	408	308 비나인 카톡	24	0	9.42857143	11.125	0	25.7083333	1.52380952 #반팔셔츠로#ootd#분당
ingha_net		50 2021-04-10	https://www	36	351	319 시즌2 OPEN	36	0	82	111.111111	0	24.3793103	3.1 #다이어리푸#다꾸스타그
lackholej_c	c	33 2021-04-10	https://www	575	420	273 쇼핑 및 유통	36	0	8.4	8.75	0	27.5833333	1.66666667 #BOTTOM#O #ACC
ori0806		38 2021-04-10	https://www	77	770	738 이름 : 보리	36	0	65.5	54.6388889	0	7	6 #보리#자기##맹스타그겉
y_yiso		19 2021-04-10	https://www	693	3922	5184 쇼핑 및 유통	12	. 0	39.2	23.5	1	29.3333333	3.11111111 #by_yiso#데 #데일리룩#
harming_h	c	26 2021-04-10	https://www	388	463	123 패션개미지	35	0	20	14.2571429	34	29.4	3.75 #짐머만원표#쿱스타그램
herrying_0:	1	18 2021-04-10	https://www	272	3595	1096 패션모델	36	0	113.666667	209.638889	0	6.56521739	1.22727273 #형찬#형찬#형찬
ayyoons_		24 2021-04-10	https://www	130	909	666 쇼핑 및 유용	36	0	106.375	101.777778	0	32.5	1.32 #데이뮨즈#:#스타일
nore relim		25 2021 04 10	https://www	1027	1107	0.41 Th7)	26		02	04 1300000	0	0 07141057	1 1A20571A # W III III - W III III I



상관성 분석



<u>follower.x</u> - <u>follower.y</u>

<u>like mean 7 - like mean all</u>

위와 같이 높은 상관관계를 보이는 컬럼들을 함께 두면

과적합이 발생할 수 있음

따라서 해당 컬럼들의 다중공선성 확인이 필요

다중공선성 확인

다중공선성(Multicollinearity)

모형의 일부 예측 변수가 다른 예측 변수와 상관되어 있을 때 발생하는 조건 중대한 다중공선성은 회귀계수의 분산을 증가시켜 불안정하고 해석하기 어렵게 만듦

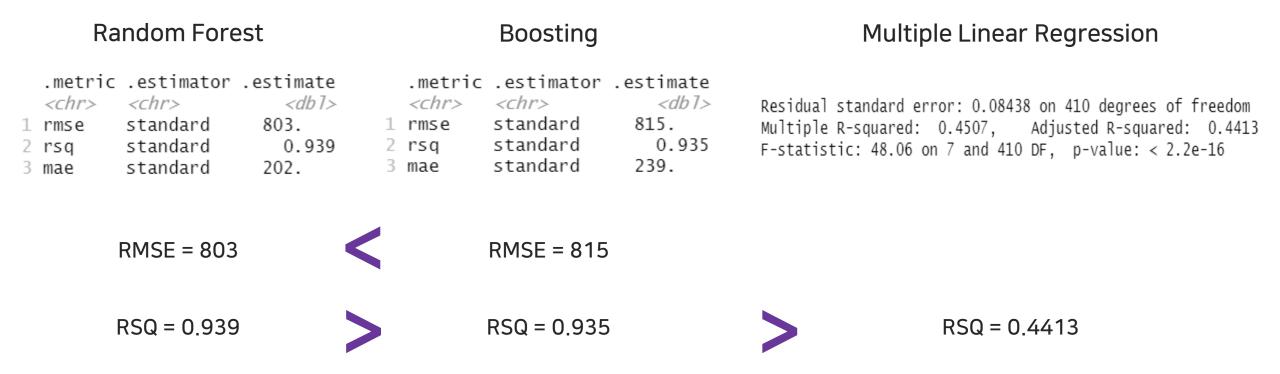
like_mean_7 - like_mean_all의 다중공선성이 높으므로 둘 중 하나 제거

다중공선성이 모두 낮음을 확인할 수 있음

```
result1 <- lm(followernum.y ~ postnum + followernum.x + followingnum +
                                                                                          result2 <- lm(followernum.y ~ postnum + followernum.x + followingnum +
               sellnum + dailynum +like_mean_7 + like_mean_all + location_num +
                                                                                                           sellnum + dailynum +like_mean_7 + location_num +
               hashtag_average + post_upload+ max_tags_num, data=data)
                                                                                                           hashtag_average + post_upload+ max_tags_num, data=data)
vif(result1)
                               followingnum
                                                   sellnum
                                                                                           vif(result2)
     postnum
              followernum.x
                                                                  dailynum
                                                                                                                             followingnum
                    2.972341
    1.701636
                                   3.192245
                                                  1.597886
                                                                  1.215484
                                                                                                           followernum.x
                                                                                                                                                   sellnum
                                                                                                                                                                   dailynum
                                                                                                 postnum
              like_mean_all
                                                               post_upload
 like mean 7
                               location_num hashtag_average
                                                                                                1.646818
                                                                                                                 2.969070
                                                                                                                                  2.968434
                                                                                                                                                  1.590330
                                                                                                                                                                   1.207347
                   31.467250
   29.516719
                                   1.071740
                                                  1.692178
                                                                  1.138432
                                                                                             like mean 7
                                                                                                             location_num hashtag_average
                                                                                                                                               post_upload
                                                                                                                                                               max_tags_num
 max_tags_num
                                                                                                1.639745
                                                                                                                1.071632
                                                                                                                                 1.687525
                                                                                                                                                  1.128709
                                                                                                                                                                   1.900614
    1.924389
                                                                      like mean all 제거
```

종속변수 y = 미래(다음주) 팔로워 수 독립변수 x = 다중공선성을 보이는 변수를 제거한 변수 전부

모델 성능 비교



RMSE값은 작을수록, R-Square(결정계수)값은 클수록 좋은 모델

93.9%의 설명력을 가지는 Random Forest가 가장 예측력이 좋다고 판단

Random Forest 결과

현재 팔로워 수

계정 아이디

예측된 미래 팔로워 수

followernum.x [‡]	id ÷	.pred 🗦
592	_e_room_	586.96167
890	_ggomzi	933.34017
901	_kong_mi_	854.83100
237	_maison_de_thread	249.44583
1127	_ramitage_	1062.59883
1209	_s.label_	1210.49217
1069	_sian.7	1127.63467
1025	_tembox	1058.05133
330	_thanks_more	463.18383

Random Forest 결과

follower_Rate_of_change	Rate_rank	rank_percent
1.0000000	146	73.3668342
1.0144231	51	25.6281407
1.0028620	110	55.2763819
1.0027119	111	55.7788945
0.9901316	197	98.9949749
1.0286885	32	16.0804020
1.0022288	120	60.3015075

Rate_rank 전체 계정 중 해당 계정의 순위 rank_percent 순위를 백분율로 표현 (상위 %)

follower_Rate_of_change (팔로워 변화율)

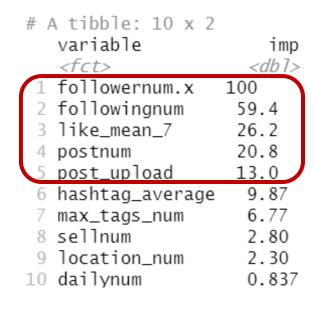
= 미래 팔로워 수 / 현재 팔로워 수

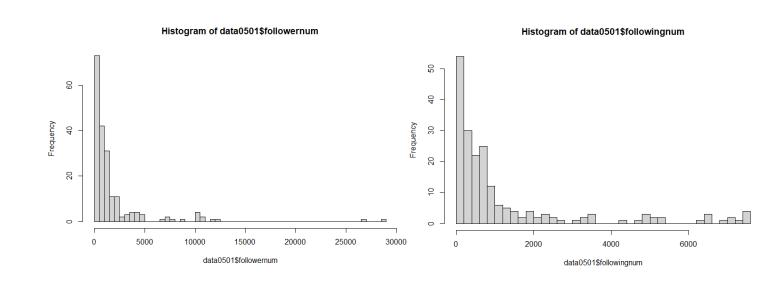
팔로워 변화율 < 1 : 값이 작아질수록 미래 팔로워 수가 줄어듦

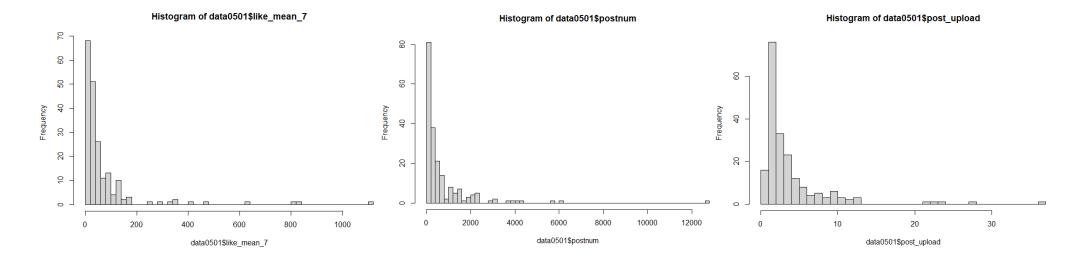
팔로워 변화율 = 1: 팔로워 수 변화 없음

팔로워 변화율 > 1 : 값이 커질수록 미래 팔로워 수가 늘어남

유의한 변수들의 가치와 분포







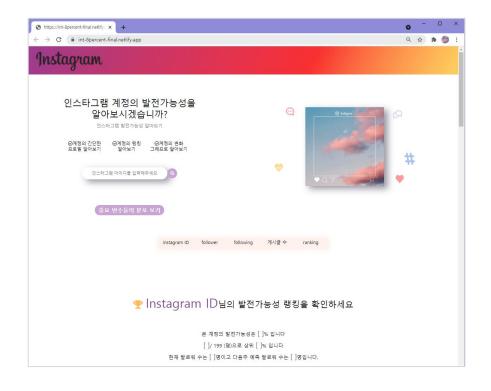
4

최종 결과물

UI 설명 및 시연

UI 설명

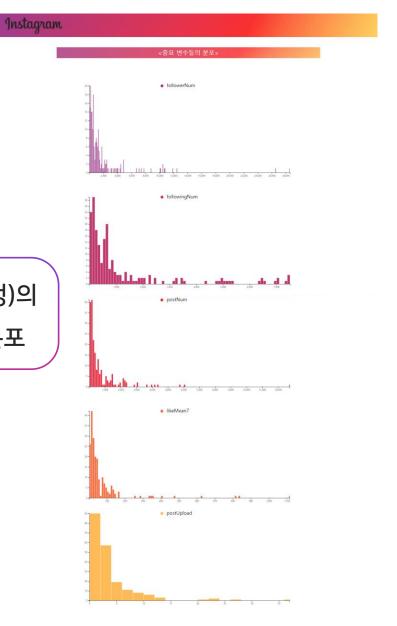
메인 페이지



스크롤 다운



전체 데이터(계정)의 주요 Factor 분포



UI 설명

계정 ID 입력 후



스크롤 다운

하나의 계정을 입력했을 때의 데이터 분석

Instagram



UI시연

https://int-8percent-final.netlify.app/

Thank You