네이버 쇼핑렌즈 구현

LookUs

목차

- 1. 프로젝트개요
- 2. Look us Lens 알고리즘
- 3. Look us Lens 웹 구현하기
- 4. 프로젝트결과

1. 프로젝트개요

영화나 드라마, 혹은 거리에서 누군가가 입은 옷을 보고

'저 옷 어디서 팔지?','비슷한 디자인의 다른 옷 없나?'라고 궁금해 하신 적 있으신가요?

이러한 문제를 해결하기 위해 패션아이템을 사진으로 검색하고, 유사한 상품을 찾아볼 수 있는 패션 이미지 검색 기술을 구현하려 합니다.





1. 프로젝트 개요

LookUs Project Flow-Chart



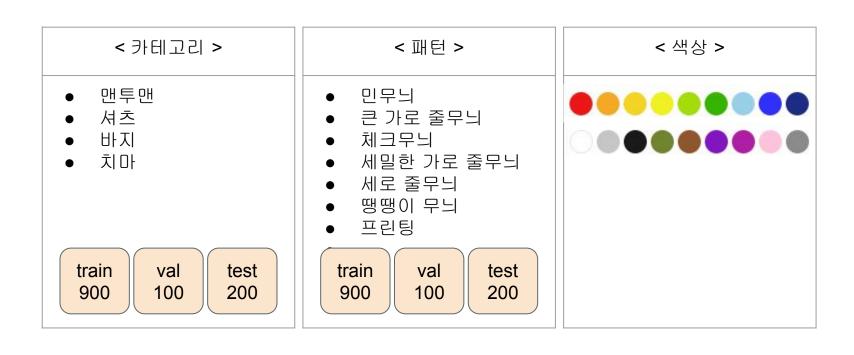
2. 쇼핑렌즈알고리즘구현하기

- 1. 이미지 수집
- 2. k-means 군집분석을 통한 색상추출
- 3. 카테고리 CNN 모델 학습
- 4. 패턴 CNN 모델 학습
- 5. 데이터베이스 벡터화하기
- 6. 코사인 유사도로 유사 상품 출력

2-1. 이미지 수집

카테고리 분류 cnn 모델을 학습시킬 때, 패턴이 영향을 안 미치도록, 패턴 분류 cnn 모델을 학습시킬 때, 카테고리가 영향을 안 미치도록 데이터를 수집

#(수집 방법) Chrome Crawler 자체 개발



자체 크롤러 개발

def cloths_crawler(name) : # 1. dirver 경로/파일 지정 driver = webdriver.Chrome("c://") # driver - 브라우저를 조정할수 있는 객체

2. 0/0/X/ 검색 url

driver.get("https://www.google.co.kr/imghp?hl=ko") # 구글에 이미지를 검색할 수 있는 참이 나온다.

카테고리









바지 셔츠 티셔츠 치마

패턴















민무늬 체크 큰 줄무늬 세밀 줄무늬 땡땡이 세로줄무늬 프린팅

2-2. K-means 군집분석을 통한 색상 추출







RGB 이미지의 픽셀들



K-means 알고리즘을 이용하여 픽셀들 클러스터링 하기



각 클러스터의 중심 좌표

< 각 클러스터의 중심 좌표 >

[[213.91598059 219.43220108 230.12752849]

[35.09403255 75.17049858 96.93929217]

[126.88448374 138.59697661 143.92498574]

[5.19160505 7.87103088 11.10961288]

7.0815678 124.23463983 175.61811441]]

kMeans 실행



각 클러스터에 해당하는 픽셀수 -히스토그램으로 그리기



각 군집의 상대적 비율 -barplot으로 그리기

```
# kMeans 실행
clt = KMeans(n_clusters = args["clusters"])
clt.fit(image)
```

```
4 - 2 - 0 - 2 - 4 - - 2 0 2 4
```

```
# 각 클러스터에 속한 픽셀 수 세고, 히스토그램 반한하는 함수

def centroid_histogram(clt):
  # 클러스터 수 파악
  # clt : k-means 클러스터링 객체
  numLabels = np.arange(0, len(np.unique(clt.labels_))+1)
  # 클러스터에 할당된 픽셀 수를 히스토그램으로 작성하기
  (hist,)=np.histogram(clt.labels_, bins = numLabels)

# 히스토그램의 합계가 1이 되도록 정규화하기
  hist = hist.astype("float")

hist /= hist.sum()

# 히스토그램 return
  return hist
```



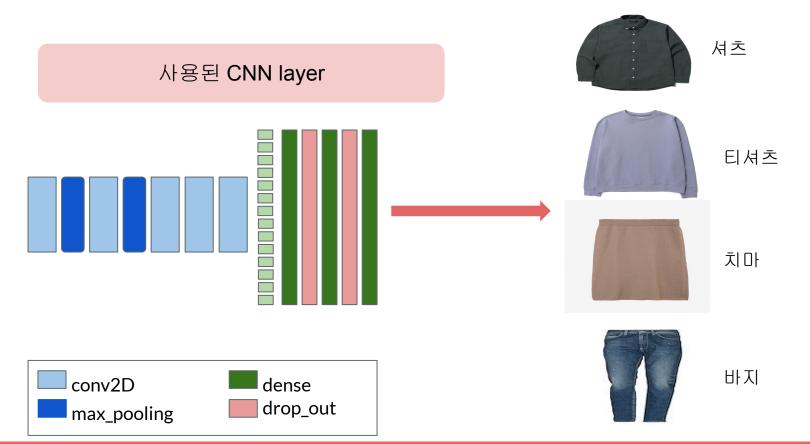




k-means의 <mark>군집수 1</mark>로 한 후 최대 비율 값을 추출하니 빨간색의 특징이 사라졌다.

k-means의 <mark>군집수 5</mark>로 바꿨더니 색깔 픽셀들이 평균을 띄며 좀 더 명확한 색상추출이 가능해졌다.

2-4. 카테고리 분류하는 cnn 모델 1



In [17]: model.summary()
Model: "sequential"

Non-trainable params: 0

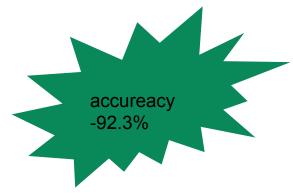
| Layer (type) | Output | Shape | Param # |
|------------------------------|--------|--------------|-----------|
| conv2d (Conv2D) | (None, | 56, 56, 96) | 34944 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, | 27, 27, 96) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, | 27, 27, 256) | 614656 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2 | (None, | 13, 13, 256) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, | 13, 13, 384) | 885120 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, | 13, 13, 384) | 1327488 |
| conv2d_4 (Conv2D) | (None, | 13, 13, 256) | 884992 |
| flatten (Flatten) | (None, | 43264) | 0 |
| dense (Dense) | (None, | 4096) | 177213440 |
| dropout (Dropout) | (None, | 4096) | 0 |
| dense_1 (Dense) | (None, | 4096) | 16781312 |
| dropout_1 (Dropout) | (None, | 4096) | 0 |
| dense_2 (Dense) | (None, | 4) | 16388 |

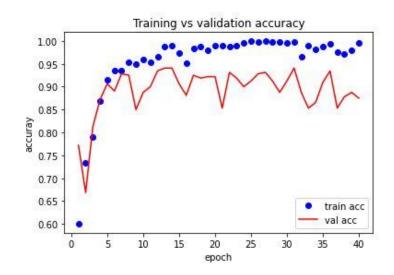
```
# Hyper parameters
img_h = 224 # height
img_w = 224 \# width
input_shape = (img_h, img_w, 3)
# 1. CNN Model laver
print('model create')
model = Sequential()
# Convolution laver1
model.add(Conv2D(96, kernel_size=(11, 11), activation='relu', strides=4, padding='same',
                 input_shape=input_shape))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(3, 3), strides=2, padding='valid'))
# Convolution laver2
model.add(Conv2D(256, kernel_size=(5, 5), activation='relu', strides=1, padding='same'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(3, 3) , strides=2, padding='valid'))
# Convolution layer3 : maxpooling() 제외
model.add(Conv2D(384, kernel_size=(3, 3), activation='relu', strides=1, padding='same'))
model.add(Conv2D(384, kernel_size=(3, 3), activation='relu', strides=1, padding='same'))
model.add(Conv2D(256. kernel_size=(3, 3), activation='relu', strides=1, padding='same'))
# Flatten layer : 3d -> 1d
model.add(Flatten())
# DNN hidden layer(Fully connected layer)
model.add(Dense(4096, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
model.add(Dense(4096, activation='relu'))
model.add(Dropout(0.2))
# DNN Output laver
model.add(Dense(4, activation='softmax'))
```

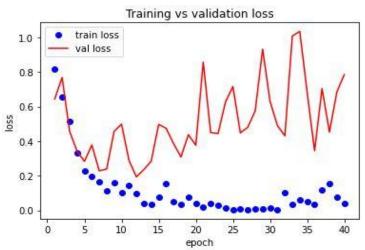
모델 환경설정에 따른 accuracy 비교

| <최적의 parameter > | | |
|------------------|----------------------------------|--|
| loss | sparse_categorical_crossentrophy | |
| metrics | ['sparse_categorical_accuracy'] | |
| epochs | 40 | |
| optimizer | adam | |
| batch_size | 32 | |

모델 학습과정







예측이 틀린 이미지 관찰 + 시사점

[] metrics.confusion_matrix(y_true, y_pred)

| | 셔츠 | 치마 | 바지 | 티셔츠 |
|-----|----|----|----|-----|
| 셔츠 | 78 | 0 | 2 | 0 |
| 치마 | 0 | 70 | 1 | 9 |
| 바지 | 2 | 3 | 69 | 6 |
| 티셔츠 | 0 | 6 | 1 | 73 |

치마와 바지에서 예측률이 낮았음



따라서, 데이터 베이스의 예측이 틀린 이미지를 보고자 함.

```
validation_generator.class_indices # {'가디건': 0, '점퍼': 1, '티셔츠': 2}
labels = ["셔츠", "치마", "바지", "티셔츠"]
# 성공여부
for i in range(1300) :
    if y_true[i] == y_pred[i]:
        print(i, "success :", labels[y_true[i]])
    else :
        print(i, "fail : real({}) -> pred({})".format(labels[y_true[i]])
        labels[y_pred[i]]))
```

```
46 success : 셔츠
47 success : 셔츠
48 success : 셔츠
49 success : 셔츠
50 success : 셔츠
51 fail : real(셔츠) -> pred(바지)
52 success : 셔츠
53 success : 셔츠
54 success : 셔츠
55 success : 셔츠
56 success : 셔츠
57 success : 셔츠
58 fail : real(셔츠) -> pred(바지)
59 success : 셔츠
60 success : 셔츠
61 success : 셔츠
62 success : 셔츠
63 success : 셔츠
64 success : 셔츠
65 success : 셔츠
```

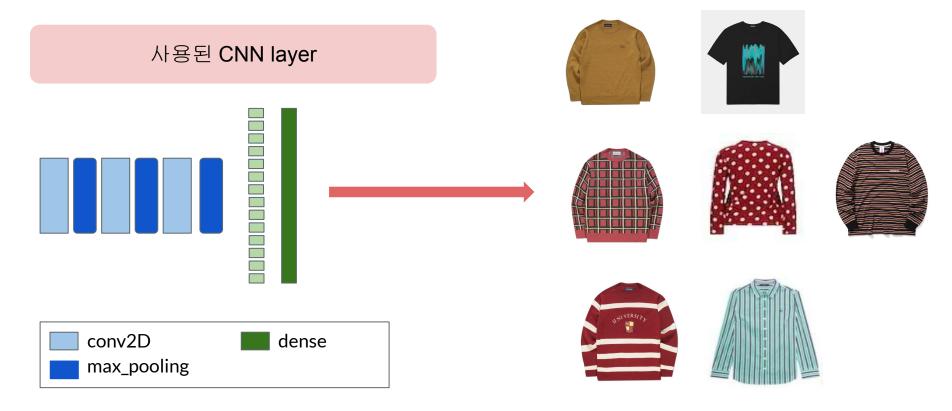






- 길이가 긴 치마를 바지로 예측하는 경향이 있다.
- 특징이 분명하지 않은 셔츠를 치마로 예측하는 경향이 있다.
- 이를 해결하기 위해 데이터셋을 조정

2-4. 패턴(무늬) 분류하는 cnn 모델 2



패턴 분류에서의 문제상황 : 팔 부분을 세로줄무늬로 인식 주름 부분을 세로 줄무늬로 인식



해결 : 적정한 위치로 **crop**













| Layer (type) | Output | Shape | Param # |
|------------------------------|--------|--------------|---------|
| conv2d (Conv2D) | (None, | 73, 73, 32) | 896 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, | 36, 36, 32) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, | 34, 34, 64) | 18496 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2 | (None, | 17, 17, 64) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, | 15, 15, 128) | 73856 |
| max_pooling2d_2 (MaxPooling2 | (None, | 7, 7, 128) | 0 |
| flatten (Flatten) | (None, | 6272) | 0 |
| dense (Dense) | (None, | 256) | 1605888 |
| dense_1 (Dense) | (None, | 7) | 1799 |

카테고리 분류모델보다 적은 노드수로 높은 성능을 보였다.

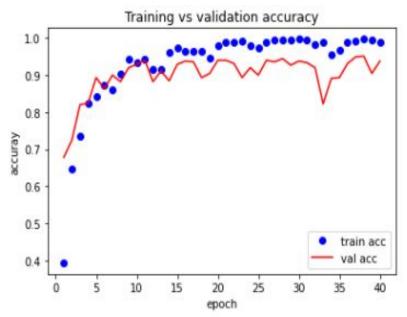
```
# Hyper parameters
img_h = 75 # height
img_w = 75 \# width
input_shape = (img_h, img_w, 3)
# 1. CNN Model layer
print('model create')
model = Sequential()
# Convolution layer1
model.add(Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu',
                input_shape = input_shape))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
# Convolution laver2
model.add(Conv2D(64,kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
# Convolution layer3 : maxpooling() 제외
model.add(Conv2D(128, kernel_size=(3, 3), activation='relu'))
model.add(MaxPool2D(pool_size=(2,2)))
# Flatten laver : 3d -> 1d
model.add(Flatten())
# DNN hidden layer(Fully connected layer)
model.add(Dense(256, activation = 'relu'))
# DNN Output laver
model.add(Dense(7, activation = 'softmax'))
# model training set : Adam or RMSprop
model.compile(optimizer = 'adam'.
              #loss = 'binary_crossentropy', # integer(generator가 integer로 읽어옴) + 이항분류
             #loss = 'categorical_crossentropy' # y:원핫인코딩
              loss = 'sparse_categorical_crossentropy', # Y=integer + 다항분류
              metrics = ['sparse_categorical_accuracy'])
```

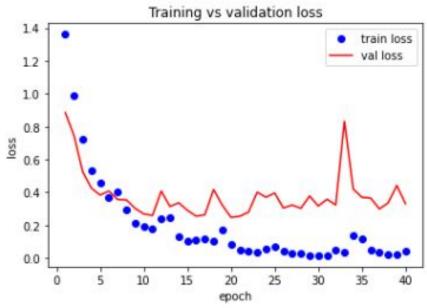
모델 환경설정에 따른 accuracy 비교

| <최적의 parameter > | | |
|---------------------------------------|---------------------------------|--|
| loss sparse_categorical_crossentrophy | | |
| metrics | ['sparse_categorical_accuracy'] | |
| epochs | 40 | |
| optimizer | adam | |
| batch_size | 32 | |

모델 학습과정







예측이 틀린 이미지 관찰 + 시사점

| | 민 무늬 | 빅 스트라이프 | 체크 | 도트 무늬 | 프린팅 | 세로 줄무늬 | 스트라이프 |
|------------|------|------------|----|-------|-----|-----------|-------|
| 민 무늬 | 58 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| 빅 스트라이프 | 1 | 51 | 2 | 1 | 0 | 0 | 5 |
| 체크 | 0 | 0 | 56 | 0 | 0 | 4 | 0 |
| 도트 무늬 | 0 | 1 | 2 | 55 | 2 | 0 | 0 |
| 프린팅 | 1 | 4 | 4 | 3 | 50 | 1 | 1 |
| 세로 줄무늬 | 0 | 0 | 3 | 0 | 1 | 56 | 0 |
| 스트라이프 | 0 | 7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 53 |

프린팅 무늬에서 예측률이 낮았음

가로 줄무늬들끼리 혼동하는 경우가 많음

0.9047

```
validation_generator.class_indices
labels = ["민무늬", "큰줄무늬", "체크", "도트", "프린팅", "세로", "가는 줄무늬"]
# 성공여부
for i in range(1300) :
    if y_true[i] == y_pred[i]:
        print(i, "success :", labels[y_true[i]])
    else :
        print(i, "fail : real({}) -> pred({})".format(labels[y_true[i]])
```

```
254 success : 프린팅
255 success : 프린팅
256 success : 프린팅
257 success : 프린팅
258 success : 프린팅
259 fail : real(프린팅) -> pred(큰줄무늬)
260 success : 프린팅
261 success : 프린팅
262 success : 프린팅
263 fail : real(프린팅) -> pred(민무늬)
264 success : 프린팅
265 success : 프린팅
266 success : 프린팅
267 fail : real(프린팅) -> pred(도트)
268 success : 프린팅
269 fail : real(프린팅) -> pred(큰줄무늬)
270 success : 프린팅
271 success : 프린팅
272 success : 프린팅
273 success : 프린팅
```







 프린팅 무늬 특성상 옷의 가운데 부분 이미지에 도트무늬이거나 줄무늬가 있는 것은 도트나, 줄무늬로 인식하였다.

2-5. 데이터베이스에 저장

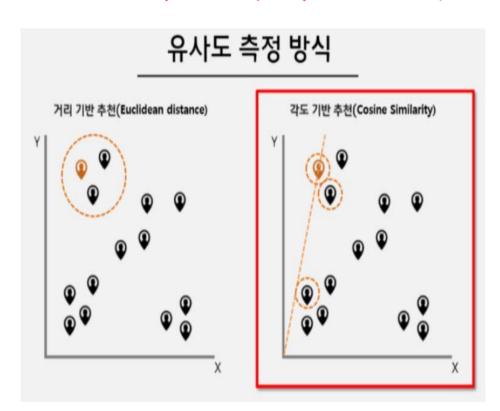


각 이미지를 for문을 돌려 카테고리 구분 모델, 패턴 구분 모델, 색상추출 함수에 넣어 각 값들을 데이터베이스에 삽입한다.

| id | category | pattern | color_R | color_G | color_B |
|----|----------|---------|---------|---------|---------|
| 1 | 0 | 1 | 125. | 126.5 | 134.3 |
| 2 | | | | | |

...

2-6. 코사인 유사도로 가장 가까운 색 이미지 출력



```
####### 3. find
# 1. input 1 = input color find
# 1) 코사인 유사도
dist={}
for i in range(1300) :
   data =list(rgb.iloc[i])
   d = cos sim(input color,data)
   dist[d] = i
a = sorted(dist.items(), reverse = True)
# 2. input_2 = input1_category_find
category dist=[]
for _,i in a :
   if category[i] == input category num :
       category dist.append(i)
# 3. input 3 = input2 pattern find
final index=[]
for i in category dist :
   if pattern[i] == input_pattern_num :
      final index.append(i)
final index[:5]
for i in final index[:5] :
   image = cv2.imread(f"C:~~~({i}).jpg")
   image = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR BGR2RGB)
   plt.imshow(image)
   plt.axis("off")
   plt.show()
```



코사인 유사도로 색상순으로 데이터 베이스 정렬







그 중에서 카테고리가 일치하는 것 색상순대로











그 중에서 패턴이 일치하는 것 색상순대로 추출

TOP 6 추출









3. FLASK 웹 구현하기

[작업환경]

- 파이썬:Flask
- html, css

Home 화면

LookUs의 제작자들이 선정한 각기 다른 16개의 테마를 주제로 선정한 룩을 경험해보세요. 룩의 이미지를 클릭하면 테마와 상세설명을 조회할수 있습니다.













LookUs' Special Look Edtions

LookUs 의 제작자들이 선정한 각기 다른 16 개의 테마를 주제로 선정한 룩을 경험해보세요. 룩의 이미지를 클릭하면 테마와 상세 설명을 조회할 수 있습니다.

USE ALPERSONAL COORDINATOR

AI COORDINATOR 는 당신이 찾고자 하는 스타일의 옷을 AI 알고리즘을 통하여 SEARCH 합니다. 옷의 이미지를 입력 해주세요

파일 선택

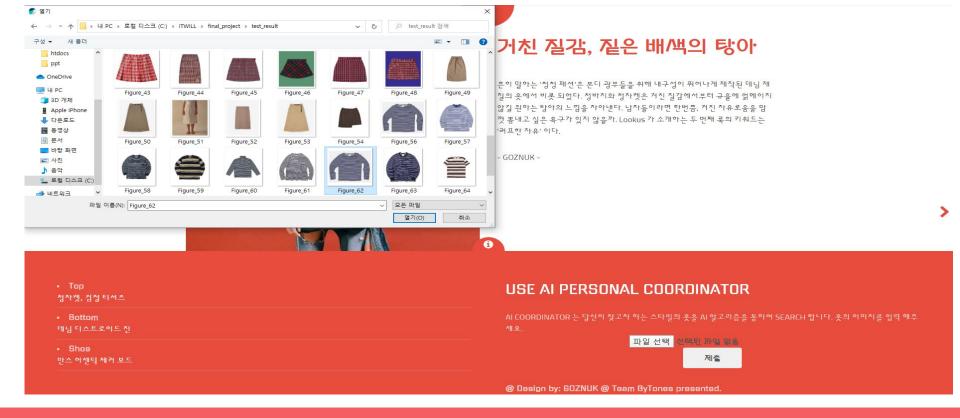
선택된 파일 없

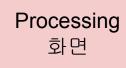
제출

@ Design by: GOZNUK @ Team ByTones presented. Who is in ByTones?

Search 화면

AI COORDINATOR는 당신이 찾고자 하는 스타일의 옷을 AI 알고리즘을 통하여 SEARCH합니다. 옷의 이미지를 입력해주세요.







Find 화면

LookUs AI 가 추천하는 결과는 다음과 같습니다.

- 이미지 & 쇼핑몰 링크



Lookus AI 가 추천하는 결과는 다음과 같습니다.





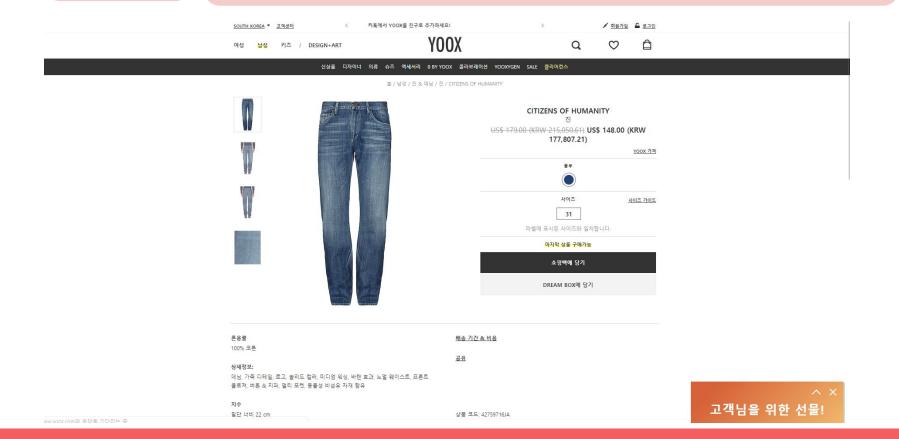




| | Shopping List |
|-------------------|---------------|
| • Item 1 쇼핑이러 가기! | |
| • Item 2 쇼핑아러 가기! | |
| • ltem 3 쇼핑이러 가기! | |
| • ltem 4 쇼핑하격 가기! | |
| • ltem 5 쇼핑이격 가기! | |
| • Item 6 쇼핑하면 기기! | |

Shopping 화면

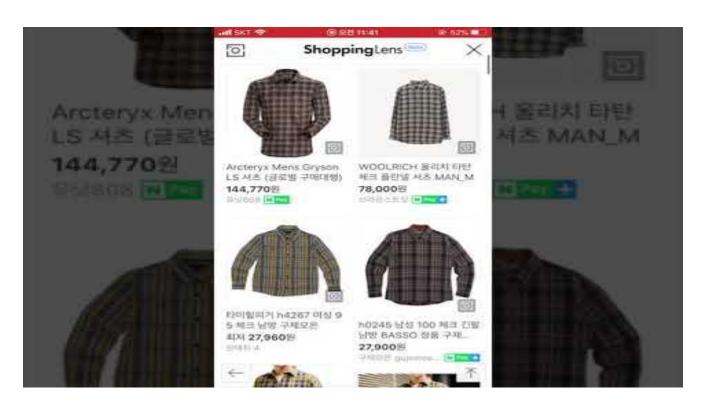
쇼핑몰 링크를 따라가 쇼핑을 즐기세요!



4. 프로젝트시연

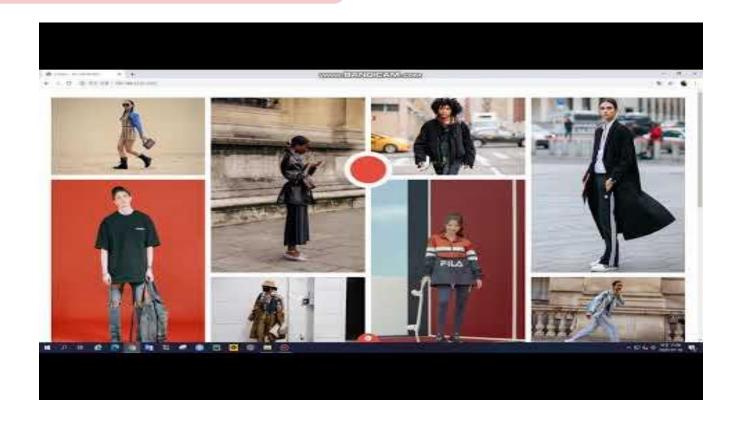
<u>네이버</u>의 쇼핑렌즈(아래 재생)

프로젝트를 진행하기전 주제선정에 많은 영감을 준 네이버의 쇼핑렌즈를 모바일앱에서 진행해본 영상입니다.



Look Us의 쇼핑렌즈(아래 재생)

LOOK US 만의 느낌으로 감각적이게 구현한 쇼핑렌즈 웹 시연 영상입니다.



5. 향후 계획

보완점

- 카테고리와 패턴의 종류 다양화
- DB 확장
- 입고 있는 사진도 정확하게 분류할 수 있도록 이미지 부분 인식 기술 적용
- 일시적으로만 연결 가능한 Flask를

 대체하기 위하여 아파치 서버와 연동

상업적 활용 가능성

개인 DB가 있는 쇼핑몰에 도입

사용자가 이미지 입력을 하면 쇼핑몰 DB에 있는제품 추천