명화 분석기



(산대특) 스마트 팩토리 혁신을 위한 AI 솔루션 개발 양성과정

2025.02.17 ~ 2025.03.07



임세현



김형진



오시윤

목차

서론

CONTENTS 01

데이터 전처리

CONTENTS 02

CNN

CONTENTS 03

Machine Learning

CONTENTS 04

웹 페이지

CONTENTS 05

결론

CONTENTS 06



프로젝트 배경

명화 이미지를 분석해 그림의 화가, 장르 및 스타일 예측 시스템 개발

> 예술 작품에 대한 인공지능 기반의 자동 분류 모델 구출

이미지 인식 기술을 활용하여 미술 작품에 대한 이해도를 높임



팀 구성 및 역할

임세현 - 팀장

원본 csv 파일 가공 데이터 시각화 PPT 작업

+

style part

김형진

데이터 형식 변환

╇

artist part

오시윤

이미지 크기 조정

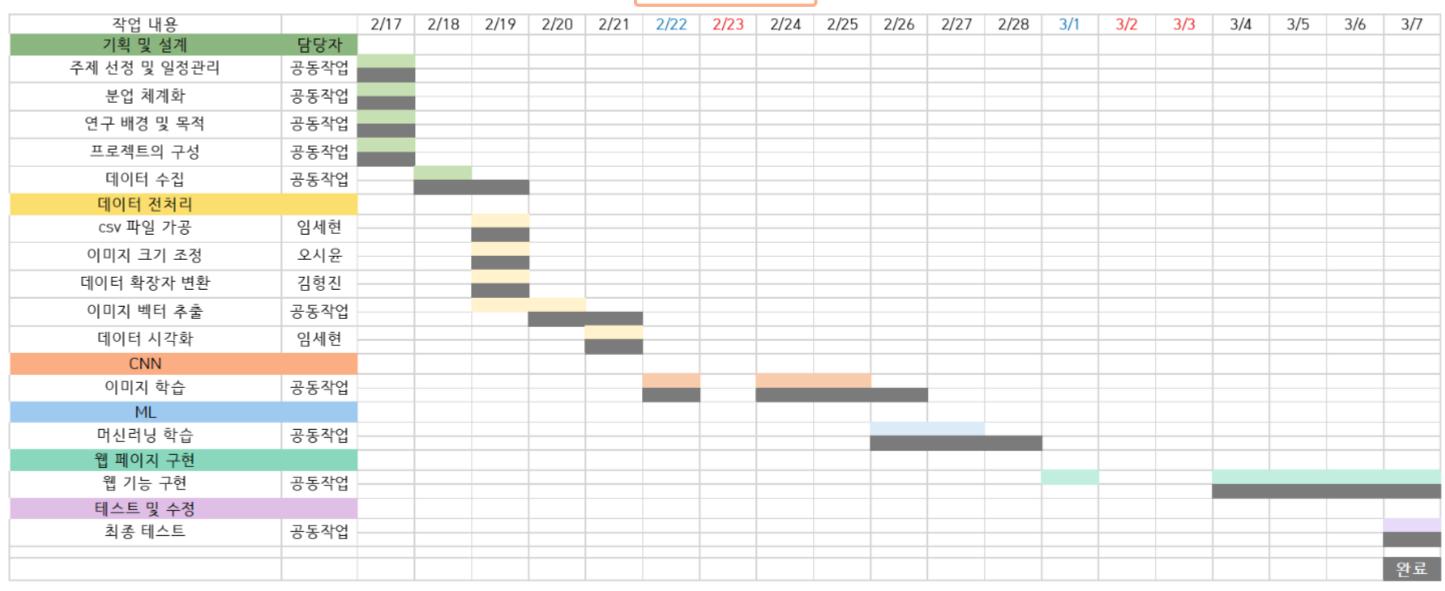


genre part

CNN, Machine Learning, Web 페이지 구현

프로젝트 일정

Gantt Chart



개발환경

Language

Python 3.10

Open Source

tensorflow 2.10.0 numpy 1.23.5 pandas 1.5.3 scikit-learn 1.2.1 beautifulsoup 4.13.3

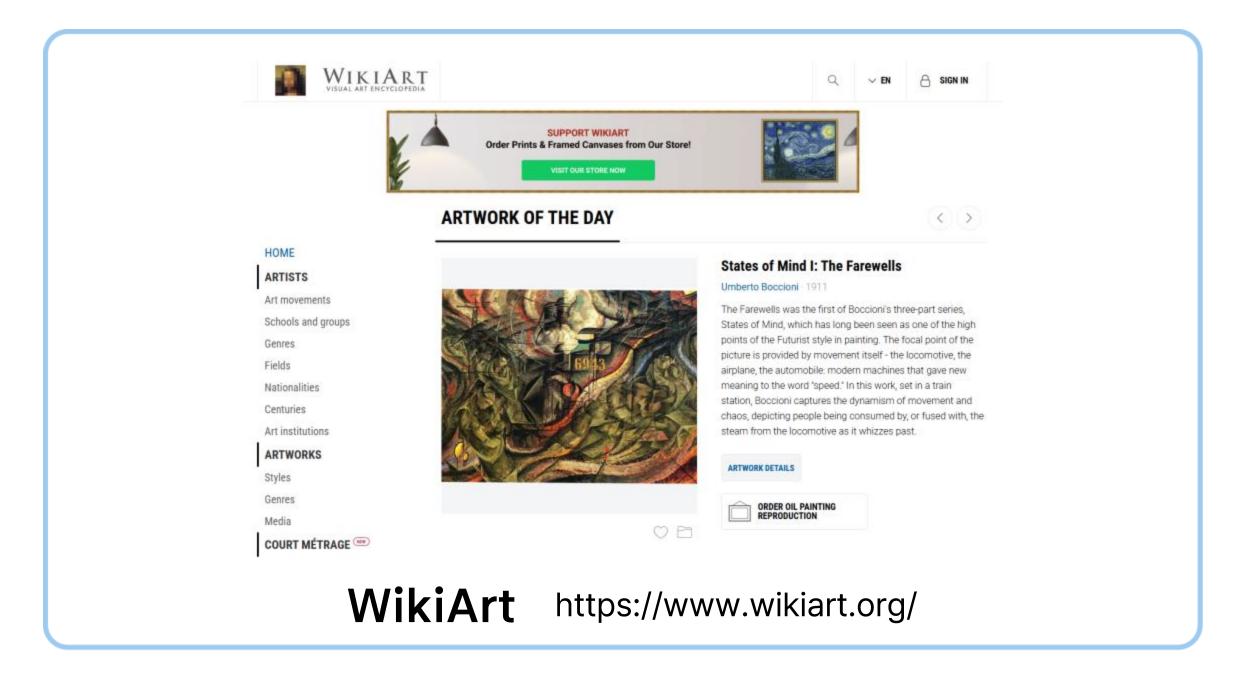
Web Framework

django 5.1.6

IDE

Anaconda jupyter notebook, pycharm 3.1.1

자료 수집



CSV 파일 가공

	file	artist	genre	style
0	Realism/vincent-van-gogh_pine-trees-in-the-fen	22	133	161
1	Baroque/rembrandt_the-angel-appearing-to-the-s	20	136	144
2	Post_Impressionism/paul-cezanne_portrait-of-th	16	135	160
3	Impressionism/pierre-auguste-renoir_young-girl	17	131	152
4	Romanticism/ivan-aivazovsky_morning-1851.jpg	9	139	163

style	genre	artist	title	file	
Realism	landscape	vincent-van-gogh	pine-trees-in-the-fen-1884	Realism/vincent-van-gogh_pine-trees-in- the-fen	0
Baroque	religious painting	rembrandt	the-angel-appearing-to-the- shepherds-1634	Baroque/rembrandt_the-angel-appearing- to-the-s	1
Post_Impressionism	portrait	paul-cezanne	portrait-of-the-artist-s-son	Post_Impressionism/paul-cezanne_portrait- of-th	2
Impressionism	genre painting	pierre-auguste- renoir	young-girl-seated-in-a- meadow-1916	Impressionism/pierre-auguste- renoir_young-girl	3
Romanticism	marina	ivan-aivazovsky	morning-1851	Romanticism/ivan-aivazovsky_morning- 1851.jpg	4

split, map, lambda 함수를 이용해 최종 painting.csv 파일 생성

이미지 크기 조정 > numpy 배열로 변환

```
os.makedirs(output_folder, exist_ok=True) # 저장 플더 없으면 생성
data_size=(128,128) # 사이즈 조절
# 플더별로 처리
for folder in os.listdir(root_folder):
    folder_path = os.path.join(root_folder, folder)
    if os.path.isdir(folder_path): # 플더 인지 확인
       save_folder = os.path.join(output_folder, folder)
       os.makedirs(save_folder, exist_ok=True)
       # 파일 변환
       for file in os.listdir(folder_path):
           if file.lower().endswith(('.png','jpg','jpeg')):
               file_path = os.path.join(folder_path, file)
               save_path = os.path.join(save_folder, file)
               img = Image.open(file_path)
               img = img.resize(data_size)
               img.save(save_path)
       print(f'{folder} 폴더 변환 완료')
print('변환 완료')
```

```
data_list = []

for i in range(len(data_csv)): #또는 data_osv.shape[0]
    file_path = os.path.join(filepath, data_csv.loc[i, 'file'])

try:
    img = Image.open(file_path)
    img_array = np.array(img) # NumPy 배열로 변환
    data_list.append(img_array) # 변환된 데이터 저장

except Exception as e:
    print(f"파일 {file_path}을(를) 여는 중 오류 발생: {e}")

if i % 50 == 0:
    print(f'{i} 번째 완료')

print("모든 데이터 로딩 완료!")
np.save('data.npy',data_list)
```

data.npy 파일 생성

CNN을 위한 이미지 확장자 변환

이미지 벡터 추출

VGG16, ResNet50, EfficientNetB0 모델 사용

```
def extract_features_batch(image_batch):
   """이미지 배치를 받아 특징 벡터 추출"""
   image_batch = preprocess_input(image_batch) # EfficientNet 전체리 적용
   features = model.predict(image_batch, verbose=0) # 특징 벡터 추출
   return features # shape: (batch_size, 1280)

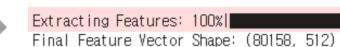
for i in tqdm(range(0, num_samples, batch_size), desc="Extracting Features"):
   batch = painting_lst[i:i+batch_size] # 배치 단위로 데이터 가져오기
   features = extract_features_batch(batch) # 특징 벡터 추출
   feature_list.append(features)

# 모든 특징 벡터를 하나의 배열로 결합
   feature_vectors = np.vstack(feature_list) # 최종 결과 (80158, 1280)
```

이용한 3가지 모델 중 가장 가벼운 VGG16 모델을 이용해 머신러닝에 적용

painting_lst = np.load(os.path.join(filepath,'data.npy'))
painting_lst.shape

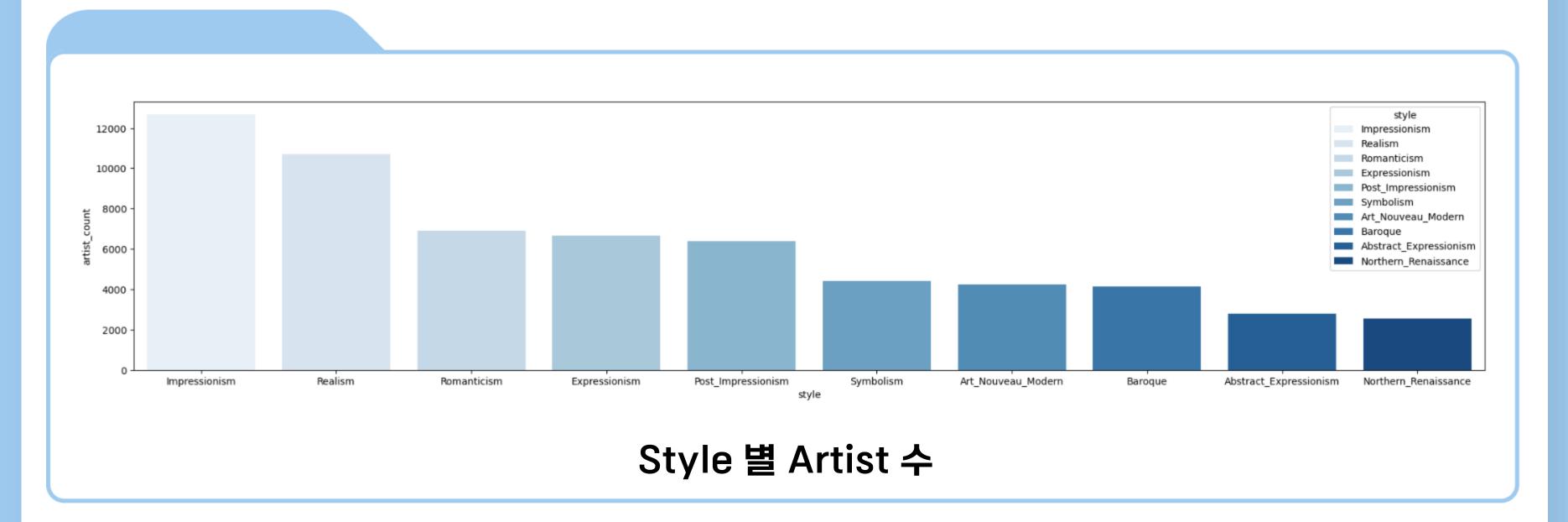
VGG_vectors.npy 생성



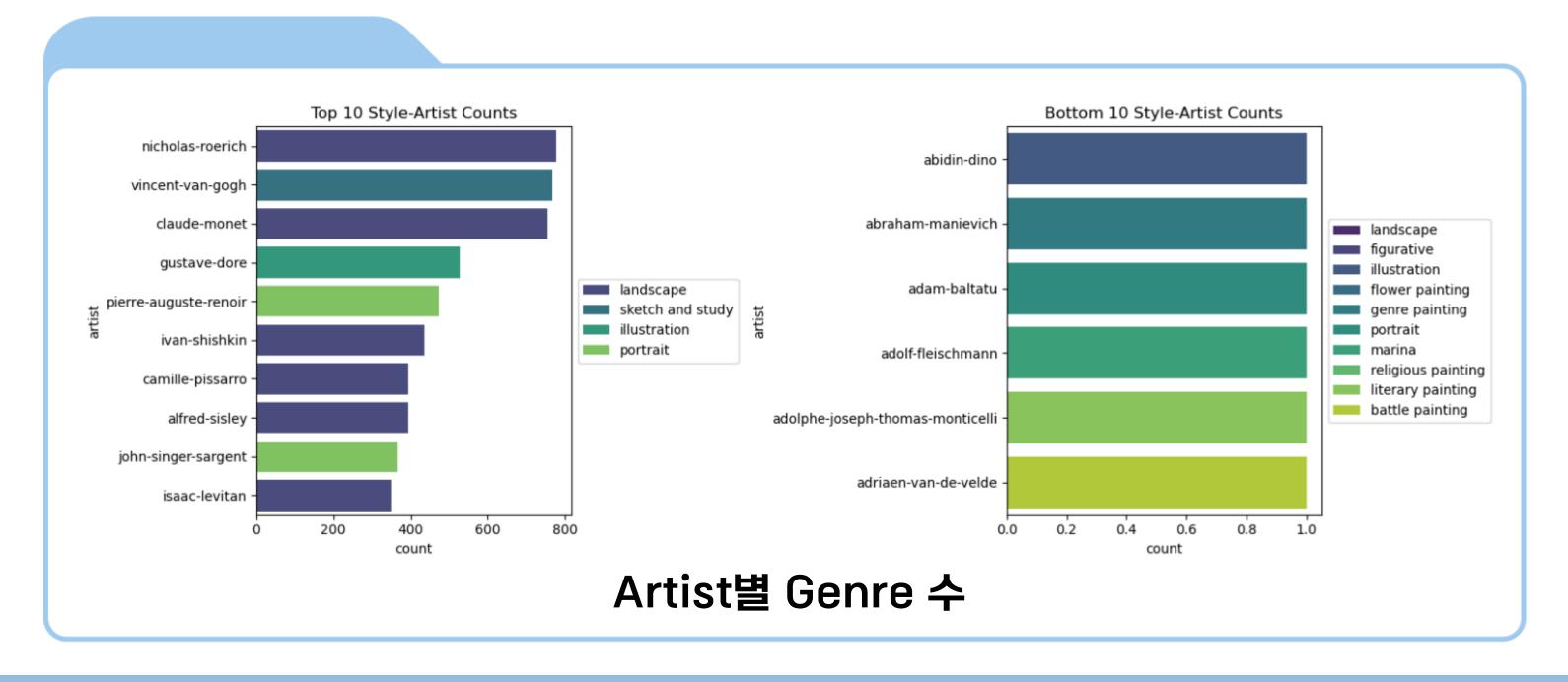
627/627 [04:58<00:00, 2.10it/s]

(80158, 128, 128, 3)

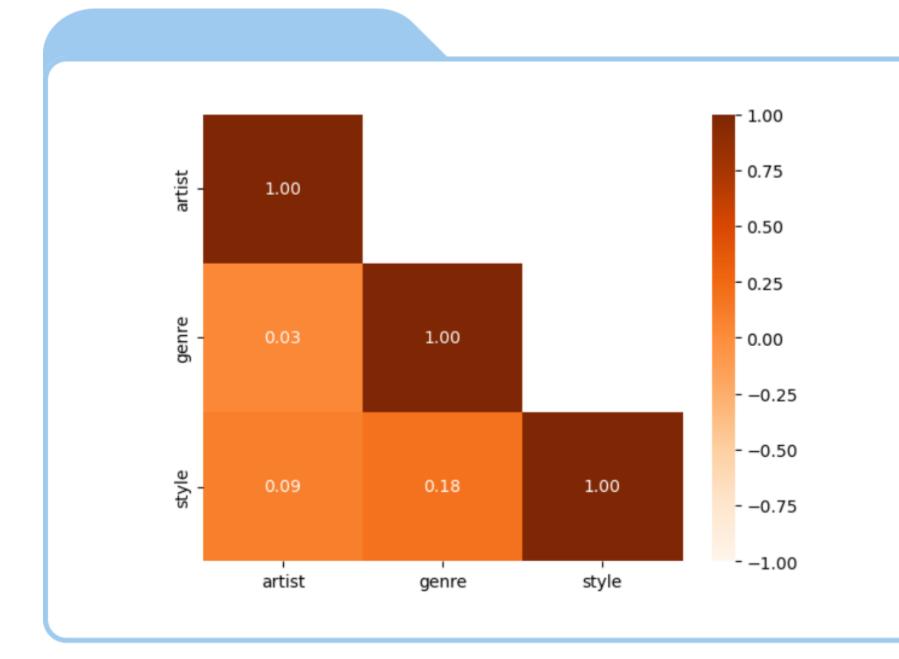
데이터시각화



데이터시각화



데이터시각화



종속변수 별 상관관계

artist, genre, style 라벨인코딩

데이터 준비

독립변수 data.npy 종속변수 artist, genre, style 라벨인코딩 및 원핫인코딩



데이터 40,000개 유지 및 샘플링할 종속변수의 비율 유지



train 데이터 및 test 데이터 분리



ImageDataGenerator를 이용한 학습 데이터 증강

학습시키기

Model: "sequential_4"

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_16 (Conv2D)	(None, 128, 128, 16)	448
batch_normalization_12 (BatchNormalization)	(None, 128, 128, 16)	64
max_pooling2d_12 (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 16)	0
dropout_16 (Dropout)	(None, 64, 64, 16)	6
conv2d_17 (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	4,640
batch_normalization_13 (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 32)	128
max_pooling2d_13 (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 32)	6
dropout_17 (Dropout)	(None, 32, 32, 32)	6
conv2d_18 (Conv2D)	(None, 32, 32, 64)	18,496
batch_normalization_14 (BatchNormalization)	(None, 32, 32, 64)	256
max_pooling2d_14 (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 64)	(
dropout_18 (Dropout)	(None, 16, 16, 64)	6
flatten_4 (Flatten)	(None, 16384)	(
dense_8 (Dense)	(None, 128)	2,097,280
dropout_19 (Dropout)	(None, 128)	(
dense_9 (Dense)	(None, 27)	3,483

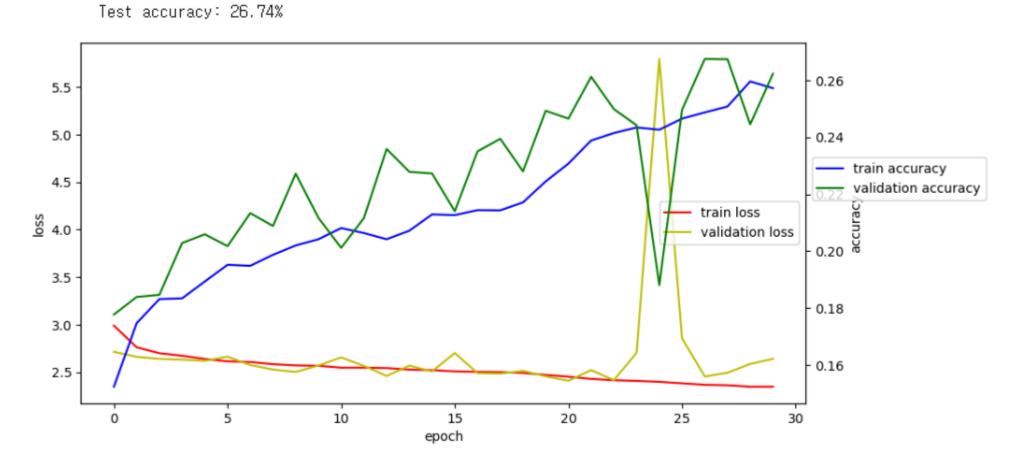
Total params: 2,124,795 (8.11 MB)

Trainable params: 2,124,571 (8.10 MB)

Non-trainable params: 224 (896.00 B)

```
# 8. 모델 평가
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
print('Test accuracy: {:,2f}%'.format(accuracy * 100))
```

375/375 ----- **7s** 20ms/step - accuracy: 0.2694 - loss: 2.4343



학습시키기

Mode I	"sequential"	
PIUUGEI	SEGUELLUL	

nodor. ooqdoricrar						
Layer (type)	Output Shape	Param #				
conv2d (Conv2D)	(None, 128, 128, 32)	896	flatten (Flatten)	(None,	32768)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 128, 128, 32)	9248	dense (Dense)	(None,	512)	16777728
batch_normalization (BatchN ormalization)	(None, 128, 128, 32)	128	batch_normalization_3 (Batc hNormalization)	(None,	512)	2048
max_pooling2d (MaxPooling2D	(None, 64, 64, 32)	0	leaky_re_lu (LeakyReLU)	(None,	512)	0
,		10100	dropout (Dropout)	(None,	512)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 64, 64, 64)	18496	dense_1 (Dense)	(None,	256)	131328
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 64, 64, 64)	36928	_ , ,		•	
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(None, 64, 64, 64)	256	batch_normalization_4 (Batc hNormalization)	(None,	. 256)	1024
			leaky_re_lu_1 (LeakyReLU)	(None,	256)	0
max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)	(None, 32, 32, 64)	0	dropout_1 (Dropout)	(None,	256)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 32, 32, 128)	73856	dense_2 (Dense)	(None,	27)	6939
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 32, 32, 128)	147584	Takal namena 17, 200, 071			
batch_normalization_2 (Batc hNormalization)	(None, 32, 32, 128)	512	Total params: 17,206,971 Trainable params: 17,204,987 Non-trainable params: 1,984			
max_pooling2d_2 (MaxPooling 2D)	(None, 16, 16, 128)	0				

```
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
     print('accuracy : {:.2f}%'.format(accuracy*100))
   accuracy : 47.29%
 3.5
 3.0
                                                                          0.8
                                                                          0.7
 2.5
                                                             train accuracy
                                                             validation accuracy
SSO 2.0 -

    train loss

                                                                          accar.
                                                               validation loss
 1.5
                                                                          0.4
 1.0
                                                                          0.3
 0.5
                                                                          0.2
                                 15
                                          20
                                                  25
                                                           30
                                     epoch
```

같은 VGGNet을 사용해도 model을 어떻게 만드냐에 따라 accuracy가 달라짐

데이터 준비

STEP 01

독립변수

....

STEP 02

종속변수

....

STEP 03

스케일조정

•

STEP 04

데이터 분리

이미지 벡터 추출 VGG_vectors.npy

artist, genre, style 3종류

SMOTE와 NearMiss 사용 train 데이터 test 데이터

DecisionTreeClassifier

precision recall f1-score support

Classification Report:

Abstract_Expressionism Action_painting Analytical_Cubism Art_Nouveau_Modern Baroque Color_Field_Painting Contemporary_Realism Cubism Early_Renaissance Expressionism Fauvism High_Renaissance Impressionism Mannerism_Late_Renaissance Minimalism Naive_Art_Primitivism Nev_Realism Northern_Renaissance Pointillism Pop_Art Post_Impressionism Realism Recood Roocco Romanticism	0.5375 0.9597 0.9659 0.4398 0.4895 0.7781 0.5943 0.6797 0.2819 0.6853 0.6618 0.2487 0.6880 0.8169 0.5331 0.8258 0.5502 0.7926 0.6664 0.3120 0.2329 0.6188 0.3552	0.5419 0.9756 0.9821 0.4202 0.4781 0.8034 0.5921 0.6870 0.2668 0.7057 0.6857 0.7224 0.8163 0.5351 0.8710 0.5648 0.8607 0.6762 0.2926 0.2079 0.6420 0.3372	0.5397 0.9675 0.9739 0.4298 0.4837 0.7981 0.8017 0.5932 0.6833 0.2741 0.6953 0.6736 0.2351 0.7048 0.8166 0.5341 0.8478 0.5574 0.8252 0.6713 0.3020 0.2197 0.6302	3805 3805 3805 3805 3805 3805 3805 3805
Romanticism Symbolism	0.3552 0.4195	0.3372 0.3997	0.3460 0.4094	3805 3805
Synthetic_Cubism Ukiyo_e	0.9374 0.7704	0.9566 0.7777	0.9469 0.7740	3805 3805
accuracy macro avg weighted avg	0.6161 0.6161	0.6240 0.6240	0.6240 0.6198 0.6198	102733 102733 102733

Ø Precision: 0.6161 ○ Recall: 0.6240

♠ F1-score: 0.6198

MLPClassifier

Classification Report:

V Orassi reactor report.	precision	recall	f1-score	support
Abstract_Expressionism	0.6690	0.6980	0.6832	3805
Action_painting	0.9880	0.9963	0.9921	3805
Analytical_Cubism	0.9961	0.9942	0.9951	3805
Art_Nouveau_Modern	0.5048	0.4297	0.4642	3805
Baroque	0.5135	0.5448	0.5287	3805
Color_Field_Painting	0.9092	0.8838	0.8963	3805
Contemporary_Realism	0.9350	0.9493	0.9421	3805
Cubisn	0.7073	0.7451	0.7257	3805
Early_Renaissance	0.7920	0.8728	0.8305	3805
Expressionism	0.3102	0.2717	0.2897	3805
Fauvisn	0.8202	0.8778	0.8480	3805
High_Renaissance	0.7903	0.7982	0.7942	3805
Impressionism	0.4596	0.3782	0.4149	3805
Mannerism_Late_Renaissance	0.7972	0.8247	0.8107	3804
Minimalism	0.9120	0.9204	0.9162	3805
Naive_Art_Primitivism	0.6341	0.6662	0.6498	3805
Nev_Realism	0.9583	0.9551	0.9567	3805
Northern_Renaissance	0.7130	0.6360	0.6723	3805
Pointillism	0.9315	0.9721	0.9514	3805
Pop_Art	0.7608	0.8770	0.8148	3805
Post_Impressionism	0.3550	0.3699	0.3623	3804
Realism	0.3741	0.2978	0.3316	3805
Rococo	0.6149	0.8394	0.7099	3805
Romanticism	0.5259	0.3204	0.3982	3805
Symbolism	0.4457	0.4715	0.4582	3805
Synthetic_Cubism	0.9834	0.9947	0.9890	3805
Ukiyo_e	0.8974	0.9472	0.9216	3805
accuracy			0.7234	102733
macro avg	0.7148	0.7234	0.7166	102733
weighted avg	0.7148	0.7234	0.7166	102733

Precision: 0.7148

Recall: 0.7234

♠ F1-score: 0.7166

앙상블 모형

RandomForestClassifier, XGBClassifier, LGBMClassifier

```
le = LabelEncoder()
train_y = le.fit_transform(train_y)
test_y = le.fit_transform(test_y)

def model_measure(model, train_X=train_X, train_y=train_y, test_X=test_X, test_y=test_y):
    model.fit(train_X, train_y)
    pred = model.predict(test_X)
    accuracy = model.score(test_X, test_y)
    precision = precision_score(test_y, pred, average="macro")
    recall = recall_score(test_y, pred, average="macro")
    flscore = fl_score(test_y, pred, average="macro")
    return '정확도:{:.3f}, 정밀도:{:.3f}, 재현율:{:.3f}, fl_score:{:.3f}'.format(accuracy, precision, recall, flscore)
```

```
# 🖊 경량화된 랜덤포레스트 모델
rf_model = RandomForestClassifier(
   n_estimators=50,
                    # 트리 개수 줄이기
   max_depth=5,
                    #트리 깊이 제한
   max_features='sqrt', #최적의 특징 개수 자동 선택
   random_state=42
# 🖊 경량화된 XGBoost 모델
xgb_model = XGBClassifier(
   max_depth=4,
                    #트리 깊이 제한
   n_estimators=50.
                    # 트리 개수 줄이기
   learning_rate=0.1, # 학습 속도 증가
   subsample=0.8,
                    # 데이터 일부 샘플림
   colsample_bytree=0.8, # 일부 특성만 사용
   tree_method='hist', # 히스토그램 기반 트리 (베모리 절약)
   eval_metric='logloss',
  use_label_encoder=True,
   random_state=42
# 🖊 경량화된 LightGBM 모델
lgb_model = LGBMClassifier(
   n_estimators=50,
                    # 트리 개수 줄이기
   max_depth=4,
                    #트리 깊이 제한
   num_leaves=16,
                    # 리프 개수 줄이기
   subsample=0.8.
                    # 데이터 일부 샘플링
   colsample_bytree=0.8, # 일부 특성만 사용
   verbose=-1,
                    # 불필요한 출력 제거
   random_state=42
```

투표를 이용한 앙상블

VotingClassifier

```
voting_model_hard.predict(test_X[0].reshape(1, -1))
array(['Northern_Renaissance'], dtype=object)

voting_model_soft.predict(test_X[0].reshape(1, -1))
array(['Northern_Renaissance'], dtype=object)

model_measure(voting_model_hard)
'Vorthern_Renaissance']
'Northern_Renaissance'

model_measure(voting_model_soft)

'Sance'
'Assore:0.588, 정밀도:0.576, 재현율:0.588, f1_score:0.568' '정확도:0.619, 정밀도:0.604, 재현율:0.619, f1_score:0.605'
```

voting_model_hard < voting_model_soft</pre>

웹 페이지 구현

1 navigator bar

원하는 예측 선택

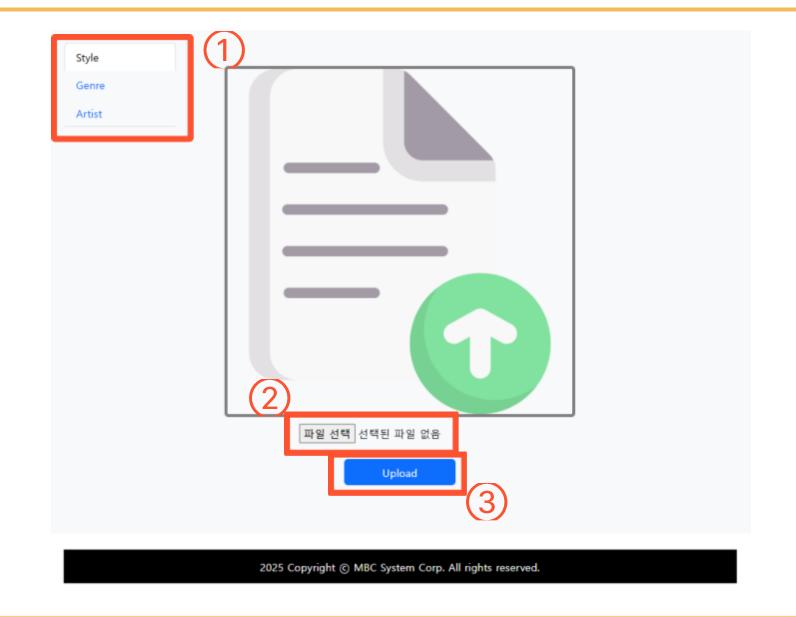
 ② file 업로드

 이미지 선택



3 Upload

결과 페이지



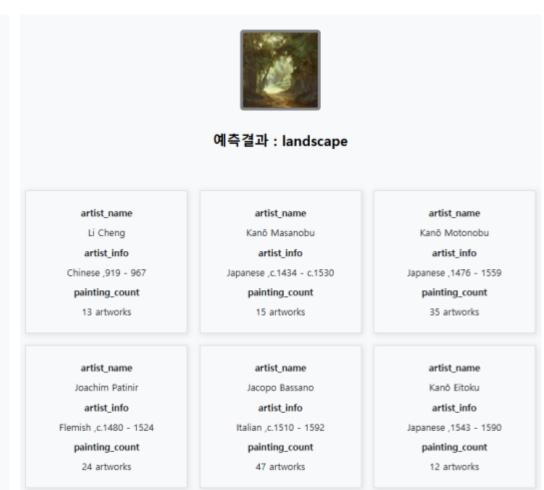
웹 페이지 구현



Style 예측 결과 : [Romanticism]

Wikipedia Description:

Romanticism (also known as the Romantic movement or Romantic era) was an artistic and intellectual movement that originated in Europe towards the end of the 18th century. The purpose of the movement was to advocate for the importance of subjectivity, imagination, and appreciation of nature in society and culture in response to the Age of Enlightenment and the Industrial Revolution.



Abdullah Suriosubroto

- · Born: 1878; Semarang, Indonesia
- Died: 1941; Yogyakarta, Indonesia
- · Nationality: Indonesian
- · Art Movement: Realism
- Genre: landscape
- · Field: painting
- Wikipedia:

id.wikipedia.org/wiki/Abdullah Suriosubroto

Style 예측 결과

Genre 예측 결과

Artist 예측 결과

결론

기능적 측면

이미지에 대한 style, genre, artist 별 예측

예측 모델을 이용한 웹 페이지 구현

개선 방안

데이터의 다양성

특정 출처의 데이터 뿐만 아니라 공공 데이터셋 활용

모델 성능 향상

학습 결과에 대한 정확도 높이기

웹 페이지 기능 구체화

예측 결과에 대한 신뢰도(accuracy) 제공