

미니프로젝트\_03

## 게임 분류모텔 제작

4조: 구본현, 김동현, 김성학

### 목차

- 1. 주제 선정 과정
- 2. 데이터 준비(크롤링)
- 3. 데이터 전처리 데이터 증식, 카테고리 재분류
- 4. 모델 제작 및 검증 CNN, VGG16, Reznet
- 5. 결과 및 개선할 점



### 0-1 조원 소개







**김성학** 국어국문창작학과 구본현 글로벌it경영학과 김동현 화학공학과

## 0-2 프로젝트 일정

5/23	5/24	5/25	5/26	5/27	5/28	5/29	5/30	5/31	6/1	6/2	6/3
	주제 선정	성 및 데이터	   수집 준비								
				CHO	터 수집(크	롤링)	 				
							모델	제작			
					J	L		모델 검증	등 및 보완		
							*		발표	준비	
											발표

### 1: 주제 선정 과정

-문제 제기

-프로젝트의 목표 설정



### 1-1 문제 제기

캐주얼 게임 매출 매년 증가

#### 2023년 한국 모바일 게임 수익 순위 및 수익 성장 순위 TOP 10



2023년 한국 모바일 게임 수익 순위 및 수익 성장 순위. / 이미지=센서타워

[시사저널e=박금재 기자] 엔데믹 이후 주춤했던 글로벌 모바일 게임 시장이 다시 기지개를 켜고 있다. 다만 트렌드는 많이 변화한 것으로 보인다. 과거 다중접속역할수행게임(MMORPG)이 매출 순위 상위권을 대부분 차지했던 것과 달리 현재 모바일 게임 시장에선 보드 게임과 퍼즐 게임의 활약이 두드러진다.

- -팬데믹 이후 주춤하던 글로벌 모바일 게임 시 장이 증가하는 흐름을 보이고 있다.
- -시기의 흐름에 따라 인기있는 게임들의 트렌 드가 변화하고 있다.
- 〉사용자의 성향의 변화가 계속해서 변하는 요즘 선호 게임 장르의 변화에 빠르게 맞춰주 는 시스템이 필요하다.

### 1-2 프로젝트의 목표



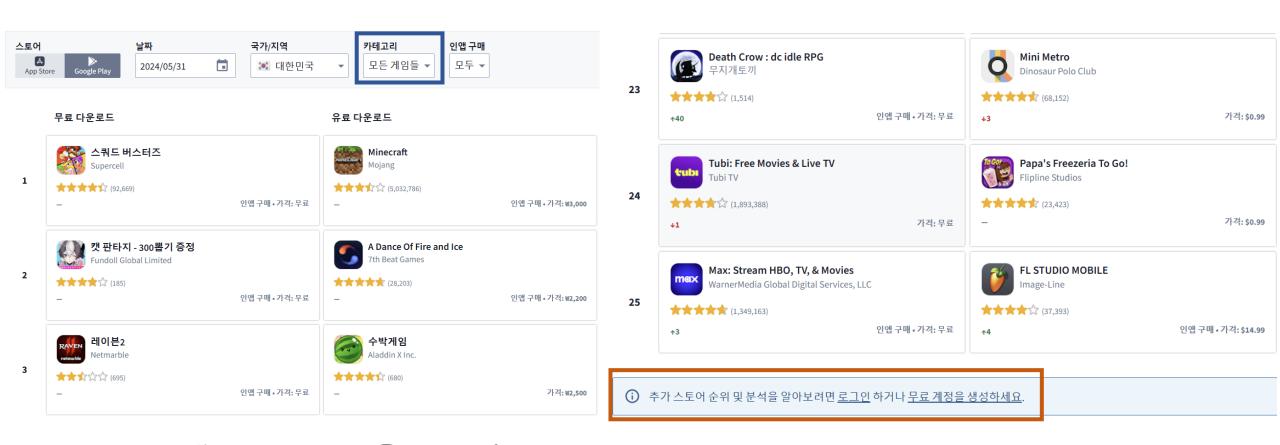
목표: 이미지, 텍스트, 수치를 통해 16개의 게임 카테고리 분류

### 2: 데이터 준비

- -데이터 수집 사이트 선택
- -이미지 크롤링
- -비이미지 크롤링
- -크롤링 결과



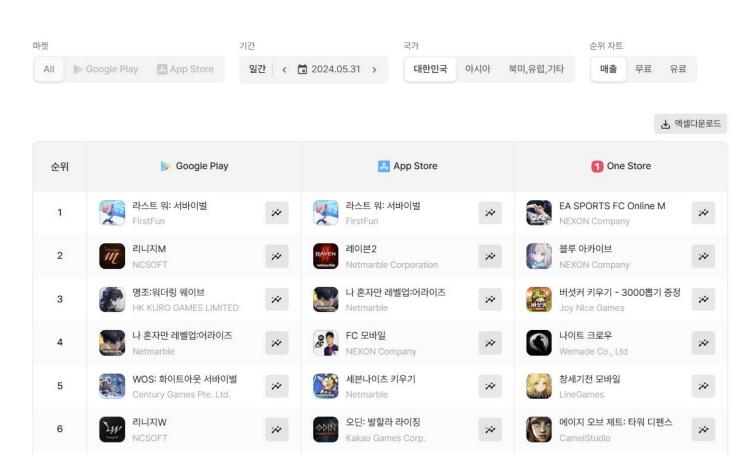
### 2-1 데이터 수집 사이트 선정 sensor tower

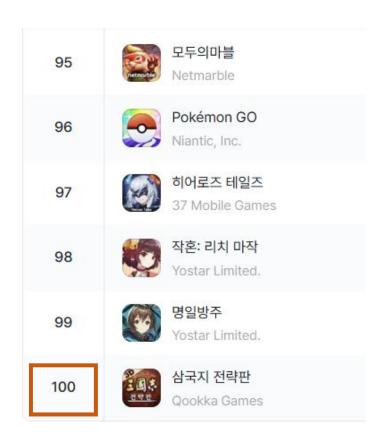


장점: 각 카테고리별로 많은 자료 수집 가능.

단점: 로그인 필요

### 2-1 데이터 수집 사이트 선정 모바일인덱스 GAME

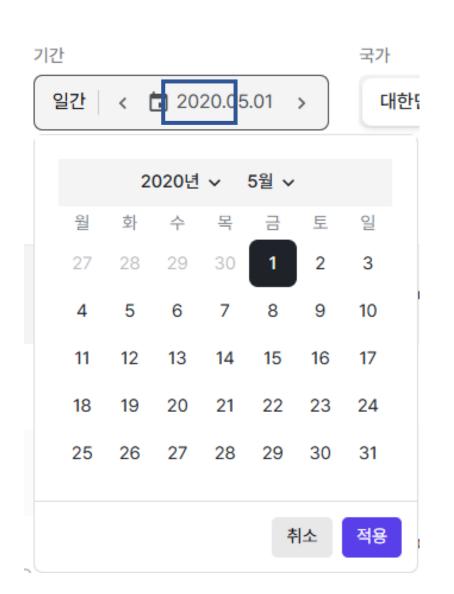




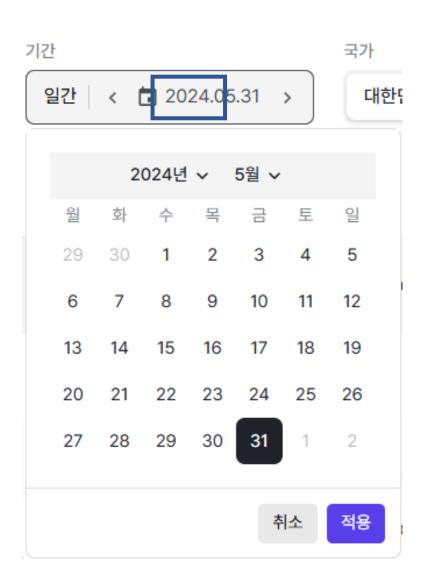
장점: 크롤링에 유리하고 로그인이 필요없음,

단점: 자료가 상대적으로 부족해 추가적인 조치가 필요.

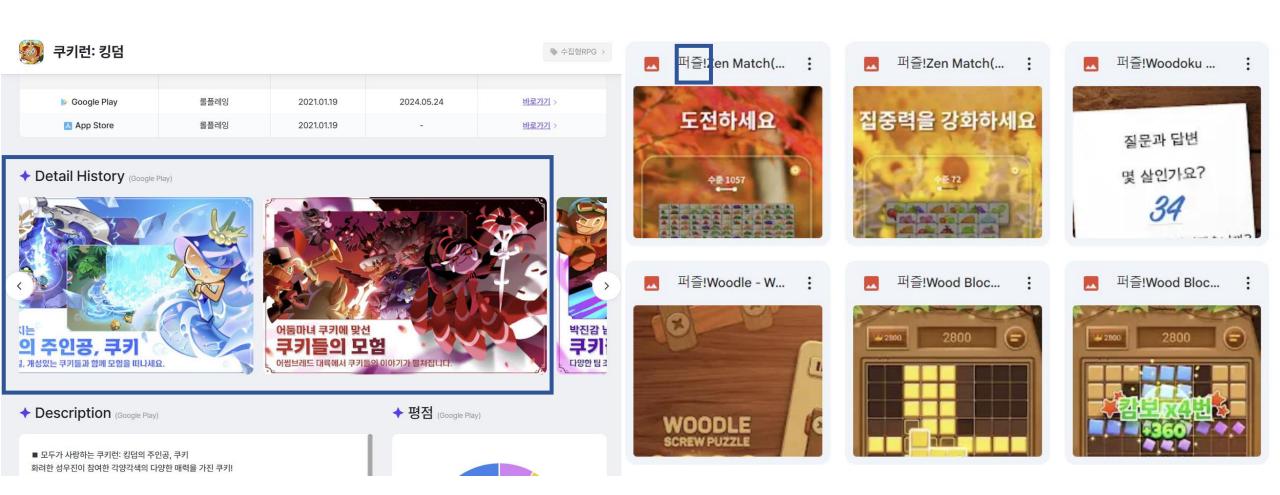
### 2-1 데이터 수집 사이트 선정 모바일인덱스 GAME



2020년부터 2024년까지 3개월 단위로 게임 데이터 최대 100개씩 수집



### 2-2 크롤링한 자료(이미지)



앱 내부 이미지 2개씩 확보 후 게임 카테고리 별로 분류

### 2-3 크롤링한 자료(텍스트, 수치)

```
title_lst.append(title) #게임 제목
appUrl_lst.append(appUrl) #게임 URL
comapny_lst.append(company) #게임 회사
gcategory_lst.append(gcategory) #대분류
dcategory_lst.append(dcategory) #소분류(태그)
description_lst.append(description) #설명
comment_rank_lst.append(comment_rank) #별점
comment_rank_num_lst.append(comment_rank_num) #별점 수
```

title	appUrl	company	gcategory	dcategory	description	comment_	comment_rank_num
	appUrl			dcategory 샌드박스/F	Minecraft 는 블록으 로 만든 게임으로 상상할 수 있는 모든 신할 수 있습니다. 자원을 무 제한으로 사용할 수 있는 크리 에이티브 모드에서		comment_rank_num 총 5,024,221 건

각 시기별 100개의 게임 데이터를 모아 데이터프레임으로 저장 후 훈련데이터로 활용.

#### 3: 데이터 전처리

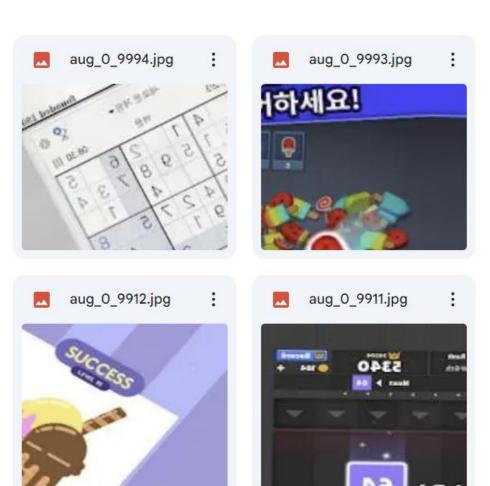
-이미지 증식

-카테고리 재분류



### 3-1 Image generator를 활용한 이미지 증강

```
# 데이터 증강을 위한 ImageDataGenerator 객체 생성
datagen = ImageDataGenerator(
   rotation_range=40, # 이미지 회전 범위 (degrees)
   width_shift_range=0.2, # 수평 이동 범위
   height_shift_range=0.2, # 수직 이동 범위
                  # 층밀리기 변환 범위
   shear range=0.2,
                        # 확대 축소 범위
   zoom range=0.2,
   horizontal flip=True, # 수평 반전
   fill mode='nearest' # 빈 공간을 채우는 방식
# 이미지가 저장된 디렉토리 경로와 출력 디렉토리 경로
input dir = '/content/퍼즐-20240529T081531Z-001/퍼즐'
output_dir = '/content/퍼즐-20240529T081531Z-001/퍼즐 테스트2'
```

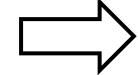


이미지를 변형한 복사본을 통해 자료를 늘렸다.

#### 3-2 카테고리 재분류

#### **BEFORE**

퍼즐, 롤플레잉, 액션 아케이드, 캐주얼 게임 시뮬레이션, 어드벤처, 보드, 전략 자동차 경주, 음악, 스포츠 교육, 퀴즈, 카드, 단어



#### **AFTER**

퍼즐, RPG(롤플레잉 등), 전략 러닝(자동차 경주 등) 시뮬레이션, 퀴즈

한정된 데이터로 16개 카테고리 중 1개를 구별하는 것은 현실적으로 어렵다. 따라서 비슷한 카테고리끼리 묶어 클래스를 줄임.

#### 4: 모델 제작 및 검증

- -CNN
- -Resnet
- **-UGG16**



### 4-1. CNN

```
model = Sequential([
   Conv2D(8, (3, 3), activation='relu', input shape=(150, 150, 3)),
   #8 >> 16 >> 32
   MaxPooling2D(pool size=(2, 2)),
   Dropout(0.5),
   Conv2D(16, (3, 3), activation='relu'), #16 >> 32 >> 64
   MaxPooling2D(pool size=(2, 2)),
   Dropout(0.5),
   Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'), #32 >> 64 >> 128
   MaxPooling2D(pool size=(2, 2)),
   Dropout(0.5),
   Flatten(),
   Dense(128, activation='relu'), #128 >> 256 >> 512
   Dropout(0.5),
   Dense(7, activation='softmax')
```

퍼셉트론 / 2

Total params: 4760615 (18.16 MB) Trainable params: 4760615 (18.16 MB) Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

기본 퍼셉트론

Total params: 19037255 (72.62 MB)
Trainable params: 19037255 (72.62 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)

------

퍼셉트론 \* 2

퍼셉트론 값을 2배 높이고 반으로 나누는 식으로 조정하여 비교분석 RELU를 활용했으며 드롭아웃을 통해 과적합을 방지

### 4-1. CNN

	퍼셉트론 / <b>2</b>	퍼셉트론(디폴트)	퍼셉트론 * 2
lmage enerator 미사용	loss: 1.7381  accuracy: 0.3359  val_accuracy: 0.3229	loss: 1.9850 accuracy: 0.3672 val_accuracy: 0.4107	loss: 2.5471  accuracy: 0.4062  val_accuracy: 0.5878
lmage generator 사용	loss: 1.7177 accuracy: 0.3149 val_accuracy: 0.3393	loss: 1.9329 accuracy: 0.3534 val_accuracy: 0.3750	loss: 2.9259 accuracy: 0.3125 val_accuracy: 0.3839

- -퍼셉트론이 늘어날 수록 정확도가 올라가는 한편 오차도 늘어나고 있다.
- -정확도가 가장 높으면서 상대적으로 오차가 적은 Image generator 사용하지 않고 퍼셉트론을 두 배로 높인 모델을 최적의 모델로 선정하였다.

### 4-2. Resnet

```
# 사전 학습된 ResNet50 모델 로드 (include_top=False로 최종 레이어 제외)
base_model = ResNet50(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(150, 150, 3))

# 사전 학습된 모델의 마지막 몇 개 레이어를 학습 가능하게 설정
for layer in base_model.layers[:143]: # ResNet50의 앞부분 레이어는 고정
layer.trainable = False
for layer in base_model.layers[143:]:
layer.trainable = True

# 새로운 레이어 추가
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(512, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)
```

- PreTrained 모델인 Resnet50을 사용.

	퍼셉트론 / 2	퍼셉트론(디폴트)	퍼셉트론 * 2
lmage generator 사용	· loss: 1.4483 accuracy: 0.4775 val_accuracy: 0.3281	loss: 1.9825 accuracy: 0.3104 val_accuracy: 0.3063	loss: 1.4285 accuracy: 0.4752 val_accuracy: 0.3656

- 퍼셉트론을 2로 나눈 값과 2배로 곱한 모델이 비슷한 성능을 보이고 있음.
- 오차가 더 작은 후자가 최적의 모델로 보임

### 4-3. UGG16

```
# 사전 학습된 VGG16 모델 로드 (include_top=False로 최종 레이어 제외)
base_model = VGG16(weights='imagenet', include_top=False, input_shape=(150, 150, 3))
# 새로운 레이어 추가
x = base_model.output
x = GlobalAveragePooling2D()(x)
x = Dense(512, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
predictions = Dense(num_classes, activation='softmax')(x)
```

PreTrained 모델인 VGG16을 사용.

	퍼셉트론 / 2	퍼셉트론(디폴트)	<b>퍼셉트론 * 2</b>
lmage generator 사용	loss: 1.3846 accuracy: 0.4952 val_accuracy: 0.4062	loss: 1.3972 accuracy: 0.4688 val_accuracy: 0.4028 -	loss: 1.3958 accuracy: 0.4639 val_accuracy: 0.3750

- 퍼셉트론 값을 2로 나눈 모델이 오차값이 가장 낮고 정확도가 높은 최적의 모델임.

### 5: 결과 및 개선할 점

-결과 및 총평

-개선할 점

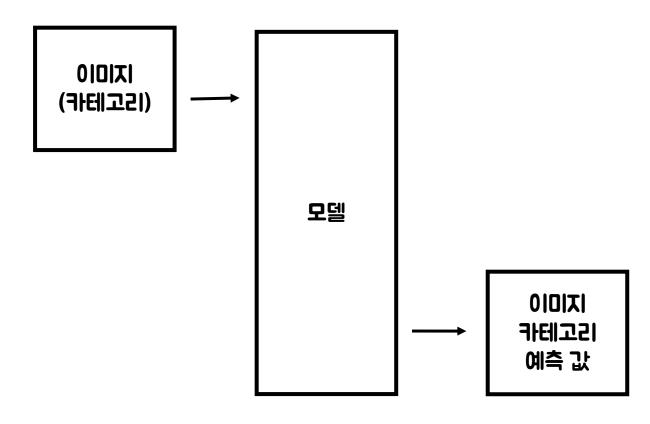


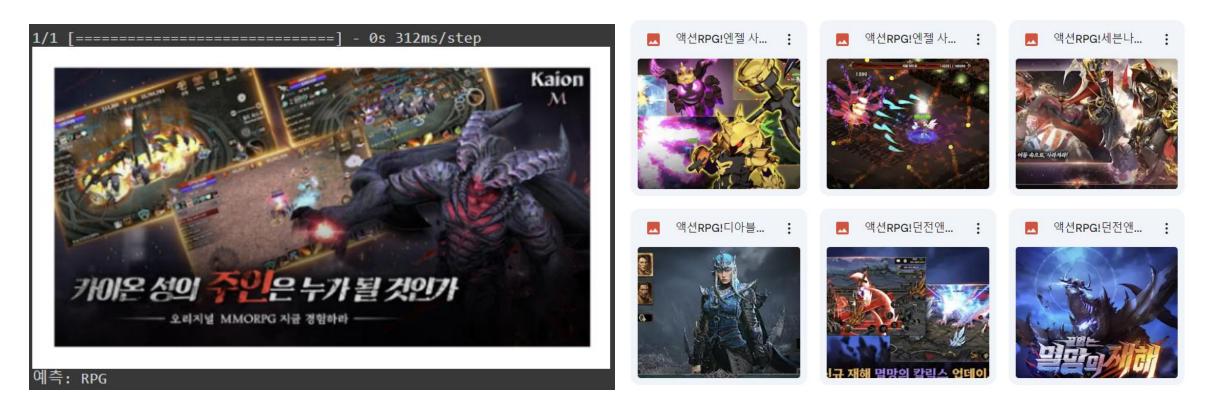
CNN	Resnet	VGG16
loss: 2.5471 accuracy: 0.4062 val_accuracy: 0.5878	loss: 1.4285 accuracy: 0.4752 val_accuracy: 0.3656	loss: 1.3846  accuracy: 0.4952  val_accuracy: 0.4062

결과적으로 정확도가 높으면서 오차가 작았던 VGG16모델이 가장 적합한 모델이라 할 수 있음.

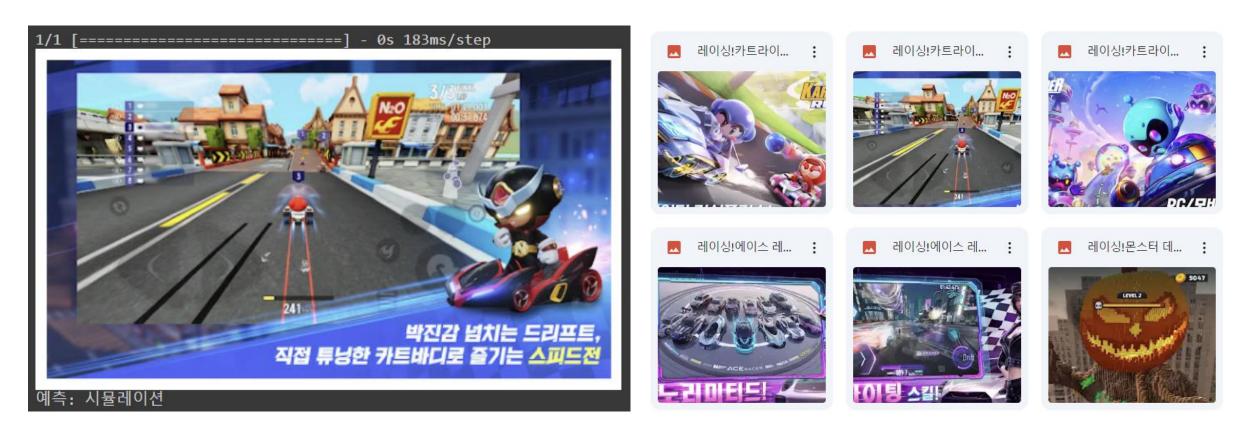
```
# 테스트할 이미지의 파일 경로 설정
image path = '/content/rpg.png'
# 이미지 로딩 및 전처리
test image = load and preprocess image(image path)
# 모델 로드
model = load model('game category classifier.h5')
# 예측 수행
predictions = model.predict(test image)
predicted class = np.argmax(predictions)
# 이미지 출력
img = load_img(image_path)
plt.imshow(img)
plt.axis('off') # 축 숨기기
plt.show()
# 예측 결과 출력
index = ['RPG', '러닝', '시뮬레이션', '전략', '퀴즈', '퍼즐']
print('예측: {}'.format(index[predicted_class]))
```

각 카테고리들의 학습 상황을 확인할 수 있는 프로그램을 별도로 마련했음.





퍼즐, 퀴즈, RPG의 경우 학습이 잘 되었음을 확인할 수 있었음. 이들의 경우 같은 카테고리 안의 이미지들 사이 유사성이 뚜렷한 것이 원인으로 보임.



러닝, 시뮬레이션, 하이퍼캐주얼, 전략의 경우 학습이 잘 되었음을 확인할 수 있었음. 해당 카테고리의 이미지들 사이 유사성이 적은 것이 원인인것으로 보임.

### 5. 개선할 점

크롤링을 하는 사이트에서 확보할 수 있는 데이터의 수에 대한 한계가 많았다. 더 많은 데이터를 확보할 수 있는 사이트를 찾는데 더 많은 투자가 필요하다.

단순 이미지 만으로는 게임의 장르를 구별하는 데에는 한계가 있었다.
> 이미지를 벗어나 텍스트, 수치형 자료를 통해 더욱 개선시킬 가능성이 있다.



# 감사합니다