

AI 양재 허브 AI 웹개발 과정 5조

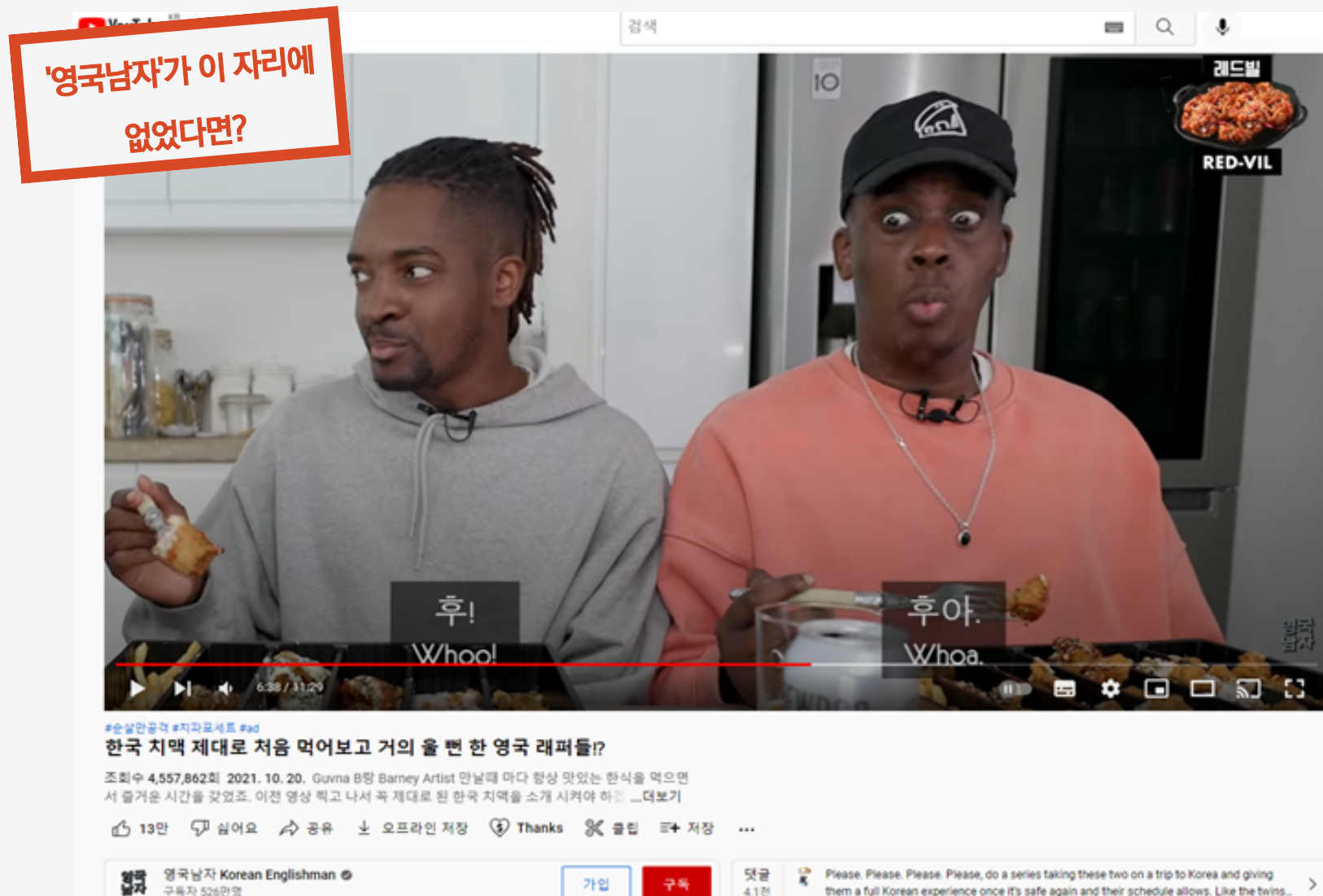


김홍래 박찬 조성우

---

# 이런 경우, 한 번씩 있으시죠?

사진 갈무리 : 유튜브 < 영국남자 >, '군대 뉴스'



해외여행을 가서 맛있는 음식을 먹었는데,  
그게 무슨 음식인지 모르겠다

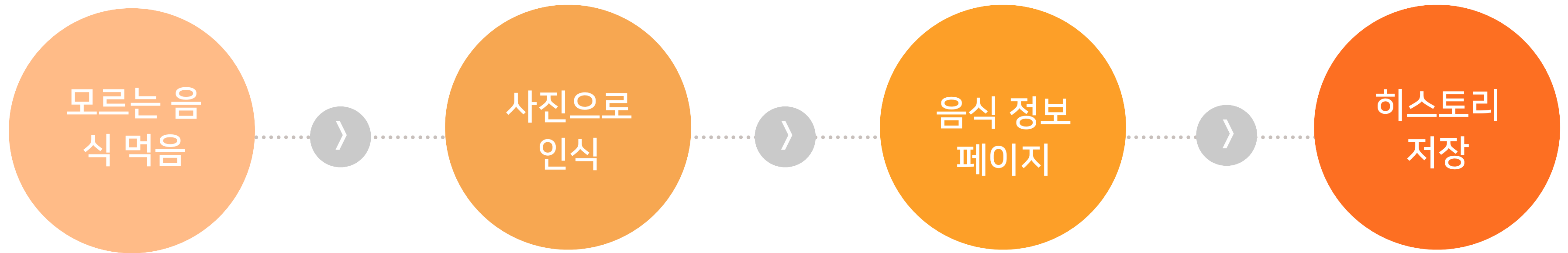


한국에 돌아와서도 그 맛을 잊지 못하고,  
소중한 기억으로 간직하고 싶다

한국음식, 제대로 알고, 먹고, 저장하자!

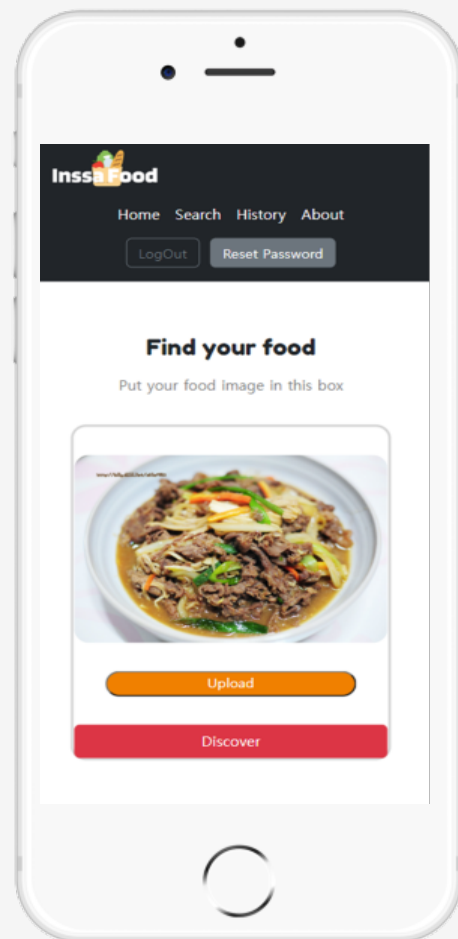
Ingredient Insight, **인싸푸드**

# 사용자 경험



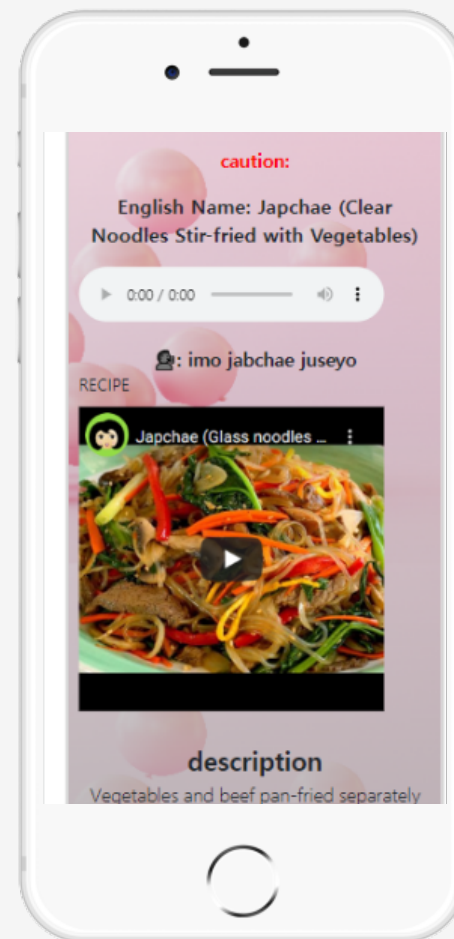
# 핵심 기능

## 음식 사진 분류기



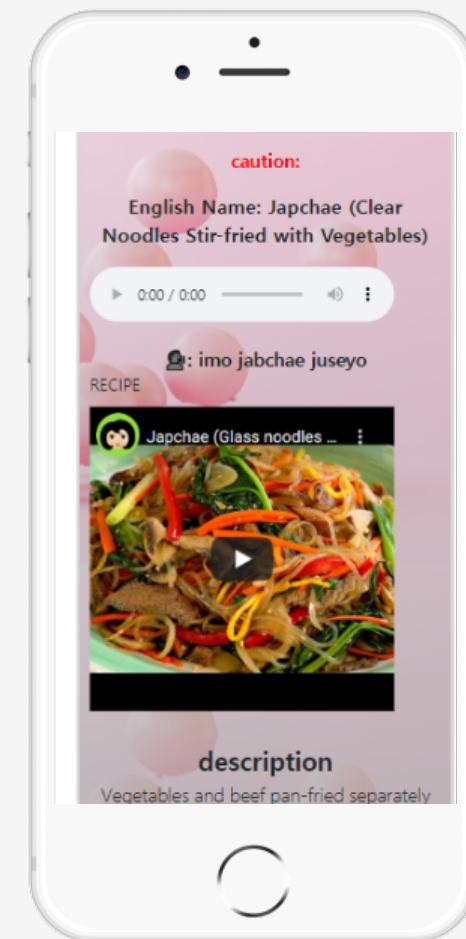
사용자가 사진을 집어넣음 → 어떤 음식인지 분류

## 음식 정보 제공



이름, 발음, 설명, 레시피, 재료, 맵기 정보 제공

## 히스토리 저장



먹은 음식 사진과 소감, 그 음식의 정보를 정리

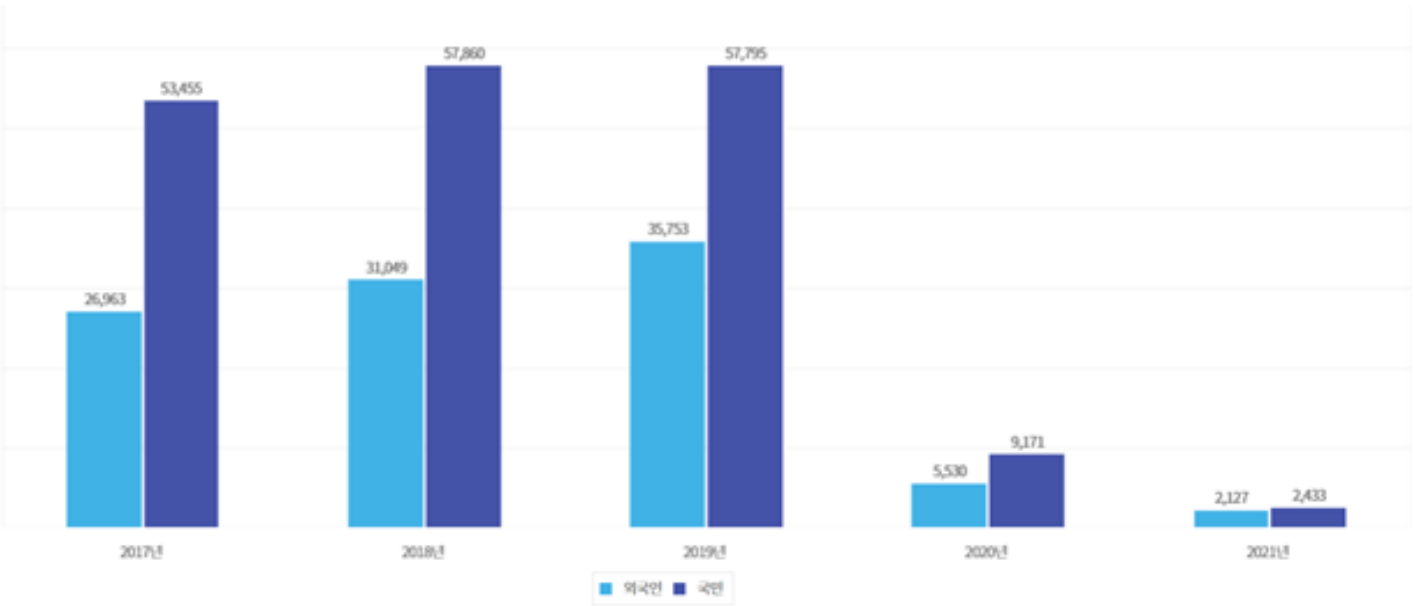
# Demo

웹사이트 시연

# 시장성 분석

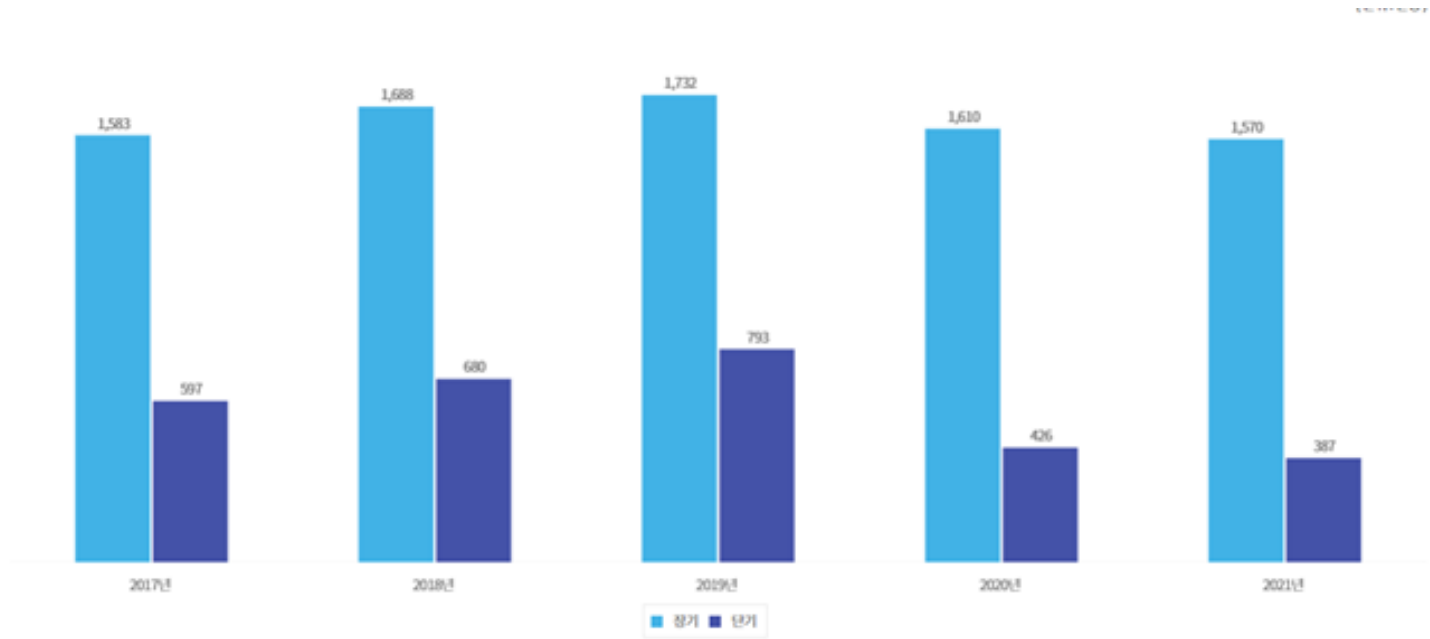
# TARGET

## 국내 방문 / 체류 외국인



(단위:명)					
구분	2017	2018	2019	2020	2021
외국인	26,962,672	31,048,752	35,752,704	5,530,350	2,127,176
국민	53,455,030	57,859,670	57,795,389	9,171,481	2,432,517

자료 출처 : 법무부 출입국통계 <https://www.moj.go.kr/moj/2411/subview.do>



(단위:명)					
구분	2017	2018	2019	2020	2021
장기 체류외국인	1,583,009	1,687,733	1,731,803	1,610,323	1,569,836
단기 체류외국인	597,399	679,874	792,853	425,752	386,945

## 연도별 출입국자 현황

코로나 19의 영향으로 2020년부터 출입국자가 급감.  
그러나 2019년까지의 국내 방문객은 꾸준한 증가 추세.  
코로나 19 유행이 끝나면 다시 외국인 방문객이 폭발적으로 증가할 것으로 보임.

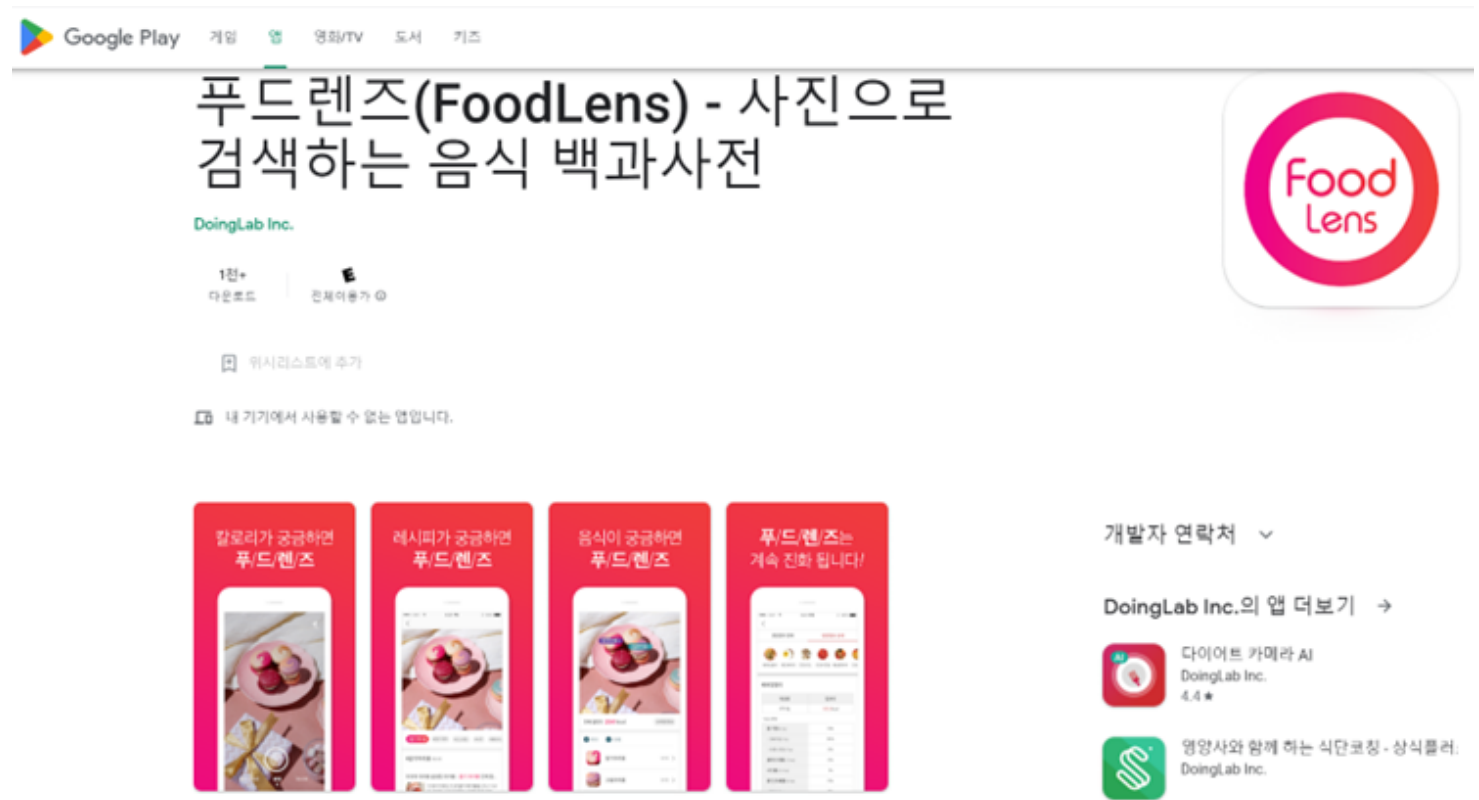
## 국내 체류 외국인

코로나 19에도 불구하고 국내 체류 외국인 수는 안정적으로 유지되고 있음.  
이들 중 많은 이용자를 유입시키면 빠르게 성장하고, 이 집단과 연계된 국내 방문  
외국인 고객 확보에도 유리할 것으로 생각됨



# 유사 서비스

## 푸드렌즈



## 유사한 기술, 다른 타겟

인공지능 기술로 음식 이미지 분류 후 영양정보 제공  
다이어트에 특화된 기능, 현재는 B2B 기업으로 피벗한 것으로 보임.  
기존 푸드렌즈 어플은 플레이스토어 기준 1000회 단위 다운로드 수 기록.

인싸푸드는 웹 기반 → 더 많은 사용자 유입 기대  
외국인 대상 음식 분류, 정보 제공, 추억 저장 기능으로 차별화된 타겟층

# 기술 스택

# TECH STACK

## FrontEnd



HTML, CSS, Javascript(ECMA 6)  
React  
Bootstrap, Material UI

## 개발환경



IDE : Visual Studio Code  
Tensorflow 모델 학습 : Colab,  
Jupyter Notebook

## 협업



Version control : Github  
To Do List : Github Project  
Messenger : Discord  
회의록 : Notion

## BackEnd



서버 : NodeJS (ExpressJS), Flask  
DB : MongoDB  
모델 : Tensorflow (python)

## 배포환경



Naver Cloud Platform  
[MICRO] 1vCPU, 1GB Mem [g1]

## OS



개발환경 : Windows 10, Windows 11  
배포환경 : Linux (Ubuntu 18.04)



# Model - MobileNet



## 데이터셋 : <한국 이미지(음식)> , 2018, AI 허브

한국 음식 150종(종별 약 1천 장)의 데이터를 구축한 이미지 데이터 제공

[https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&top](https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=realm&dataSetSn=79)

[Menu=100&aihubDataSe=realm&dataSetSn=79](https://www.aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=115&topMenu=100&aihubDataSe=realm&dataSetSn=79)

이 중 10개의 클래스 활용, 각 클래스 당 1000장의 이미지 학습

```
# x = tf.keras.layers.experimental.preprocessing.Resizing(224, 224)(inputs)
x = data_augmentation(inputs)
x = layers.experimental.preprocessing.Rescaling(1./225)(x)
# x = tf.keras.applications.vgg19.preprocess_input(inputs)
x = base_model(x, training = False)
x = Flatten()(x) # Fully Connected에 온전하게 학습을 위해 펼쳐준다
# x = Dense(2048, activation='relu')(x)
# x = Dropout(0.5)(x)
x = Dense(64, activation='relu')(x)
x = Dropout(0.5)(x)
outputs = Dense(10, activation = 'softmax')(x) # Softmax 함수로 10개 분류하는 분류기
model_res = tf.keras.Model(inputs, outputs) # model_res란 이름의 인풋과 아웃풋이 정해진 모델 생성
```

```
model_res.summary()
```

Model: "model\_6"

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_14 (InputLayer)	[(None, 224, 224, 3)]	0
sequential_4 (Sequential)	(None, 224, 224, 3)	0
rescaling_6 (Rescaling)	(None, 224, 224, 3)	0
mobilenet_v1_00_224 (Function)	(None, 7, 7, 1024)	3228864
flatten_6 (Flatten)	(None, 50176)	0
dense_13 (Dense)	(None, 64)	3211328
dropout_7 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_14 (Dense)	(None, 10)	650

## 모델 : MobileNet 기준으로 전이학습

Tensorflow.keras에서 MobileNet을 No Top 옵션으로 가져와,

64개의 노드를 가진 Dense Layer 1층과 Dropout Layer 1층을 컴파일.

Loss Function : sparse-cross-entropy

Optimizer : Adam

# Model - MobileNet

```
# 모델 컴파일 실행 - 이거와 같이 categorical_crossentropy 사용 > label이 숫자형 데이터이므로
model_res.compile(optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate= 0.000001),
                  loss = 'sparse_categorical_crossentropy',
                  metrics=['accuracy'])

# early stopping 설정
early = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=3)

# 모델 fitting
model_res.fit(train_dataset,
              epochs = 30,
              validation_data=validation_dataset,
              batch_size= 32,
              callbacks=[early],
              verbose=1)

Epoch 1/30
213/213 [=====] - 74s 171ms/step - loss: 0.3138 - accuracy: 0.8871 - val_loss: 0.4271 - val_accuracy: 0.8858
Epoch 2/30
213/213 [=====] - 33s 152ms/step - loss: 0.3152 - accuracy: 0.8875 - val_loss: 0.4277 - val_accuracy: 0.8817
Epoch 3/30
213/213 [=====] - 33s 152ms/step - loss: 0.3160 - accuracy: 0.8903 - val_loss: 0.4285 - val_accuracy: 0.8833
Epoch 4/30
213/213 [=====] - 34s 153ms/step - loss: 0.3108 - accuracy: 0.8844 - val_loss: 0.4279 - val_accuracy: 0.8825
<keras.callbacks.History at 0x7fc06be4a090>
```

성능 : train 88.44%, validation 88.25%

```
[ ] model_res.save('foodie_mobilenet_88_25.h5')
```

.h5 형식으로 저장 후 server 내 Flask Server 폴더에 저장.  
이후 Flask 내에서 model.load() 한 후 model.predict() 실행.

## MobileNet 선정 이유

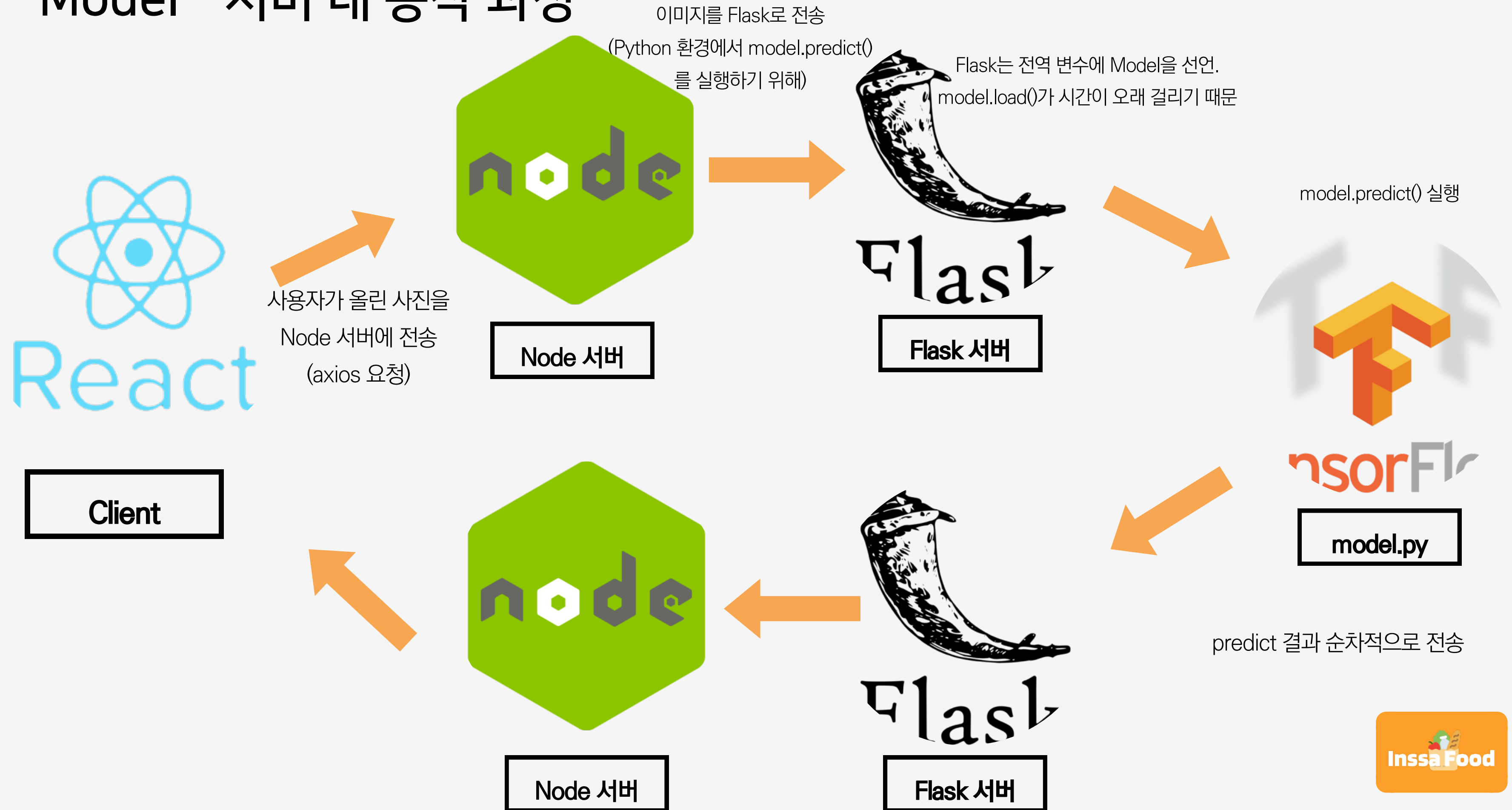
VGG19 모델을 이용한 전이학습 모델로 90% 이상의 정확도를 달성했음

그러나, h5 형식으로 저장하니 850MB에 달하는 용량

배포 환경의 메모리가 1GB인 관계로 OOM 에러 지속적으로 발생함

따라서 모델을 경량화 해야 한다는 결정

# Model - 서버 내 동작 과정



# 개발 과정

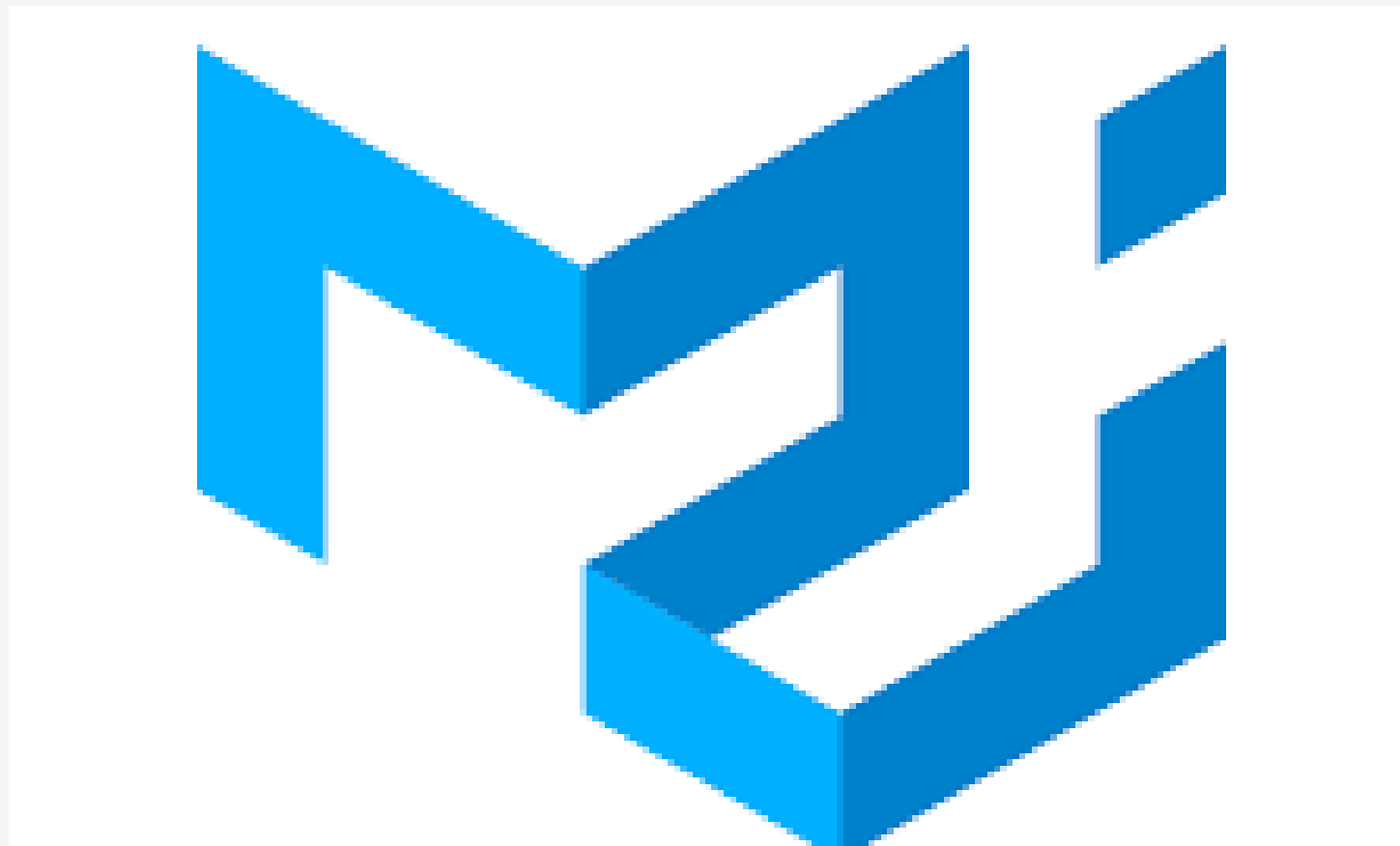
# PROCESS ROADMAP





# 어려움

## 01. Front-End



## Layout 관련 이슈

Mobile 기준 Layout과 Web 기준 Layout 간 호환성 : 반응형 웹

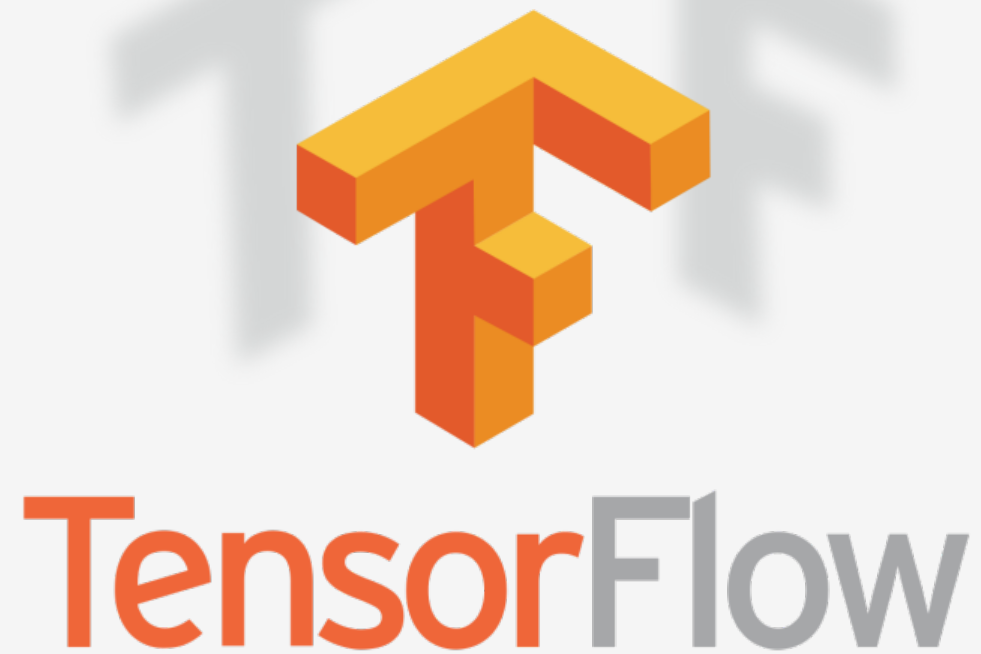
해결 : Client의 대부분이 Mobile로 사진을 찍어 올릴 것이라고 판단,  
모바일 보기에 최적화

Bootstrap, Material UI 동시에 적용

해결 : Bootstrap 요소들은 HTML 태그 내에서 스타일을 부여

# 어려움

## 02. TensorFlow



## Local 환경

TensorFlow JS 사용 시도 : Python 모델을 변환 실패

Python 도입 결정, nodeJS의 'child-process' 중 spawn() 메서드 도입 시도

로컬 환경 구성 이슈

spawn() 메서드 실행 시 가상환경에서 실행하기 어렵다는 점 깨달음.

Flask 서버를 열어 Tensorflow 모델만 실행 결정

# 어려움

## 03. Naver Cloud Platform



## 배포 이후

### Version Control

NodeJS, Python, Ubuntu, Flask, Tensorflow의 버전을 모두 맞춰줘야 함

### Out of Memory

무료인 micro 1GB 메모리 서버를 사용했기 때문에, 모델 Load 중 지속적으로 에러 발생 → 모델 경량화 결정

### 모델 학습

모델 경량화 (800MB → 50MB) 이후 Validation accuracy 88.25% 달성.  
그러나, 실제로 model.predict() 를 했을 때 모든 이미지가 같은 클래스를 return하는 결과 발견 → 사용자의 image를 preprocessing 하는 과정에서 오류 예상

# 발전 방향

# 발전 방향

## 1 메뉴판 OCR

**치명적인 약점** : 음식을 **주문하기 전에** 사용자에게 미리 정보를 알려줘야 한다! 기획 단계에서 메뉴판 OCR 기능은 구상되었지만, 기술적 한계에 직면함

## 2 분류 클래스 추가

현재는 한국 음식 10종에 대해 이미지 분류기가 완성된 상태.  
더 많은 음식이 추가되면 추가될수록 서비스의 퀄리티가 높아질 것으로 기대됨

## 3 정확도 향상

현재의 정확도는 Validation dataset 기준으로 88.25% 수준. 더 높은 정확도는 더 많은 사용자로 이어질 것으로 기대됨

## 4 외국음식 추가

한국 음식 뿐 아니라 **외국 음식**을 분류기에 추가해 서비스한다면, **해외에 나가는 한국인에게**까지 고객층을 확장시킬 수 있을 것으로 기대됨

## 5 Social Login

외국인들이 주 타겟인 것에 비해, **외국인들이 주로 사용하는 소셜 로그인 구현이 부족함**. 카카오톡 로그인만 국내 거주 외국인에게만 사용할 수 있다는 단점이 있음

## 6 History Export

기획 단계에서 History result 페이지를 작게 만들어서 **인스타그램에 바로 업로드할 수 있게끔 구상했음**. 자연스럽게 SNS를 통한 홍보 효과 기대.

# 감사합니다

인싸푸드