

OpenAl 및 머신러닝기반 멀티모달레시피추천앱

22110119 권영호 지도교수 박구만교수님



Content

1. 작품 제작 동기 & 차별성

2. 프로젝트 설계 및 구현

3. 결론 및 데모영상





작품제작동기

- 식품 낭비는 전 세계적으로 큰 문제로 꾸준히 대두되어 왔다.
- 코로나, 우크라이나 사태 이후로 식자재 물가 상승으로 전세계는 유례없는 인플레이션을 맞이하였다.
- 일반 가정에서 식재료를 효율적으로 관리하지 못해 자주 버리거나, 잊혀져 불필요한 식재료 구매가 이루어 지곤 한다.
- 식재료 관리와 이를 활용한 레시피에 대한 효율적 솔루션의 부재를 인지하였다.
- 보다 스마트한 식재료 관리, 활용을 할 수 있도록 하고 이를 기반으로 레시피를 추천 하는 모바일 앱을 제작하게 되었다.



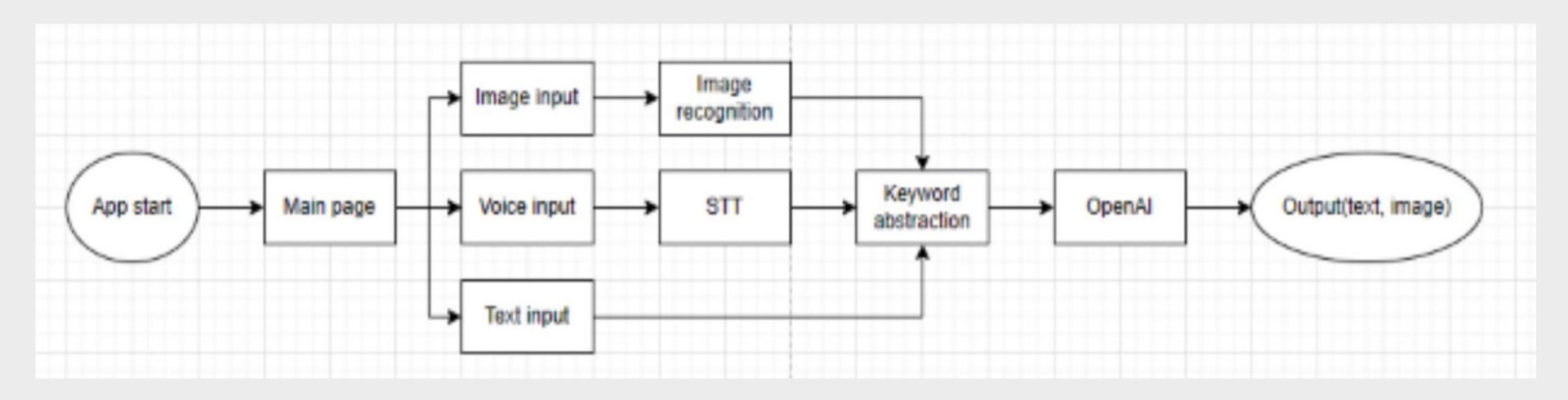
차별성

- 기존 비슷한 목적을 위한 여러 앱, 솔루션이 있었다.
- 대부분 수동으로 식재료 입력, 관리가 필요하며 이를 기반으로한 레시피 추천은 제 한적이었다.
- 위 기능을 위한 서버, 데이터베이스의 구축은 필수적이었다.
- 이러한 수동적 접근은 사용자로 하여 많은 시간과 노력을 요구하는 단점이 있음과 동시에 확장 가능성과 다양성에 상당한 제약을 주었다.
- 이미지 인식 기술과 STT를 활용하여 식재료 자동 분류 기능을 활용 한다.
- OpenAI를 활용하여 분류된 식재료 기반의 레시피와 그 예시 사진을 추천해 준다.
- 이렇게 함으로써 사용자의 편의성을 대폭 향상 시키고, 실시간으로 개인화된 레시피 추천을 하여 식재료 낭비를 줄인다.



Flow chart

이 프로젝트는 Flutter앱 프론트엔드를 통해 이미지 인식, 음성인식(STT), 텍스트로 식재료를 입력 받아 OpenAI의 GPT-3, DALL-E를 활용하여 레시피를 제공한다. 이에 대한 Flow chart는 다음과 같다.





이미지 인식 : 데이터 수집, 라벨링

36가지 야채, 과일에 대한 이미지 데이터를 수집하고 라벨링을 진행하였다. 다음은 수집 방식 중 하나였던 Web Crawling에 대한 코드 및 결과에 대한 내용이다.

```
import shutil
from bing image downloader.bing image downloader import downloader
classes list = ['apple', 'banana', 'beetroot', 'bell pepper', 'cabbage', 'capsicum', 'carrot', 'cauliflower',
                 'chilli pepper', corn', 'cucumber', 'eggplant', 'garlic', 'ginger', 'grapes', 'jalepeno',
                'pear', 'peas', 'pineapple', 'pomegrante', 'potato', 'raddish', 'soy beans',
                'spinach', 'sweetcorn', 'sweetpotato', 'tomato', 'turmip', 'watermelon']
query 1 = ' as a ingredient'
query_2 = ' with white background'
query_list = [query_1, query_2]
for directory in directory_list:
    if not os.path.isdir(directory):
        os.makedirs(directory)
def dataset split(query, train_cnt, val cnt):
    for directory in directory_list:
        if not os.path.isdir(directory + '/' + query):
            os.makedirs(directory + "/" + query)
    for file_name in os.listdir(query):
       if cnt < train cnt:
           print(f'[Train Dataset] (file name)')
           shutil.move(query + '/' + file_name + query + '/' + file_name)
        elif (train_cnt + val_cnt) > cnt and cnt > val_cnt:
           print(f'[Validation Dataset] {file_name}')
           shutil.move(query + '/' + file_name + query + '/' + file_name)
           print(f'[Test Dataset] {file_name}')
            shutil.move(query + // + file_name + query + // + file_name)
        cnt += 1
    shutil.rmtree(query)
for keyword in classes_list:
        downloader.download(query, limit=60, output dir='./', adult filter off=True, force replace=False, timeout=60)
        dataset_split(query, 100,10)
```





이미지 인식 : 데이터 전처리, 모델 학습

```
batch size = 32
#image size = 256
target size = (256,256)
input_shape = (256, 256, 3)
#Fetching train data and validation data and processing the data
train_datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1.00 / 255.0)
val datagen = ImageOstaGenerator(rescale = 1.00 / 255.0)
test datagen = ImageDataGenerator(rescale = 1.00 / 255.0)
train dir = "
test dir -
val dir
train generator - train datagen.flow from directory(
   train dir,
   target size - target size,
   batch_size = batch_size
validation_generator = val_datagen.flow_from_directory(
   val dir
   target size = target size
   batch size - batch size
test generator = test datagen.flow from directory(
   test dir.
   target size - target size
   batch_size = batch_size
```

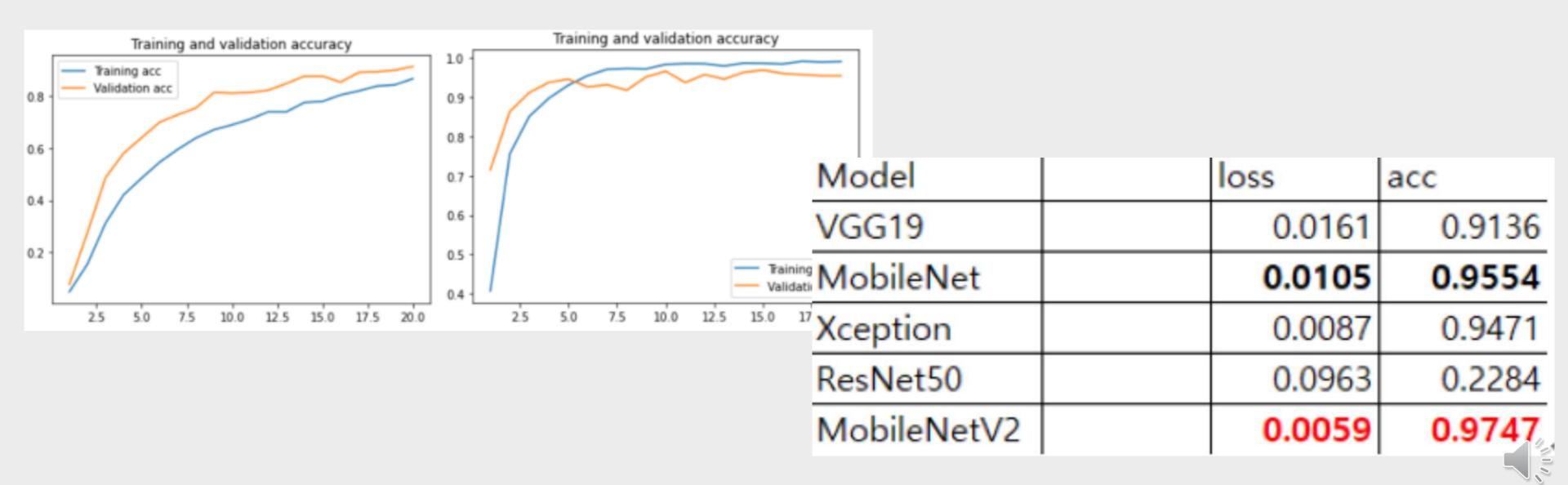
```
# add new classifier layers
flat1 = model_mobilenetV2.layers[-1].output
flat1 = GlobalAveragePooling2D()(flat1)
class1 = layers.Dense(1024, activation='relu')(flat1)
class1 = layers.Dense(512, activation='relu')(class1)
class1 = layers.Dense(256, activation='relu')(class1)
# class1 = layers.Dense(128, activation='relu')(class1)
# class1 = layers.Dense(64, activation='relu')(class1)
output = layers.Dense(36, activation='sigmoid')(class1)
# define new model
modelMobileNetV2 = Model(inputs=model mobilenetV2.inputs, outputs=output)
modelMobileNetV2.compile(
  loss = "binary_crossentropy",
  optimizer="adam",
  metrics = ["acc"]
# summarize
modelMobileNetV2.summary()
```

```
#Training the model with train data and judging this training with validation data
es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', verbose=1, patience=5)
historyMNV2 = modelMobileNetV2.fit(
    train_generator,
    batch_size=batch_size,
    epochs = 25,
    validation_data = validation_generator,
    callbacks=[es],
    verbose=1)
```



이미지 인식 : 정확도 비교, 모델 채택

위의 데이터 및 모델 구조 조건으로 VGG19, MobileNet, Xception, ResNet50, MobileNetV2 모델들의 학습을 하였고 정확도를 평가 지표로 하여 비교하였다. 그 결과 MobileNetV2를 이 프로젝트의 이미지 분류 모델로써 활용하기로 결정하였다.



Tensorflow lite:개요

- TensorFlowLite(TFLite)를 사용하여 훈련된 모델을 모바일 환경에서 실행 가능 한 형태로 변환하였다.
- TFLite는 개발자가 모바일, 내장형기기, IoT기기에서 모델을 실행할 수 있도록 지원하여 기기 내 머신러닝을 사용할 수 있도록 하는 도구 모음이다.
- TFLite는 TFLite Converter와 TFLite Interpreter로 구성되어있다.
- TFLite Converter는 TensorFlow 모델을 Interpreter가 사용할 수 있도록 최적 화하는 역할을 하며 효율적이고, 적은 용량, 성능은 유지하도록 한다.
- TFLite Interpreter은 최적화된 모델을 다양한 하드웨어에서 구동 될 수 있도록 도 와주는 역할로 모바일폰, 임베디드 리눅스 디바이스, 마이크로 컨트롤러 등에서 동 작한다.



Tensorflow lite: 구현

- TFLite의 개발 진행 순서는 다음과 같이 정리 된다.
- 1. 모델 훈련
- 2. 모델 변환
- 3. 모델 통합
- 4. 모델 추론
- 5. 하드웨어 가속



Tensorflow lite: 모델 변환

```
™ D+ D₁ 日 ··· 🛊
   import tensorflow as tf
   # Load the model
   model = tf.keras.models.load_model('./models/modelMobileNetV2.h5')
   # Convert the model.
   converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
   tflite_model = converter.convert()
   # Save the model.
   with open('model.tflite', 'wb') as f:
     f.write(tflite_model)
WARNING:absl:Found untraced functions such as _jit_compiled_convolution_op, _jit_compiled_convolution_op, _jit_compiled_convo
INFO:tensorflow:Assets written to: <a href="C:\Users\YOUNGH">C:\Users\YOUNGH</a>\AppData\Local\Temp\tmp_xd3axr4\assets
INFO:tensorflow:Assets written to: C:\Users\YOUNGH~1\AppData\Local\Temp\tmp_xd3axr4\assets
```



Tensorflow lite: 모델통합

```
Future<void> processImage() async {
 if (imagePath != null) {
   final imageData = File(imagePath!).readAsBytesSync();//List<int>
   image = img.decodeImage(imageData);
   setState(() {});
   final imageInput = img.copyResize(
     width: 256,
     height: 256,
   final imageMatrix = List.generate(
     imageInput.height,
     (y) => List.generate(
       imageInput.width,
       (x) {
         final pixel = imageInput.getPixel(x, y);
         return [pixel.r, pixel.g, pixel.b];
```

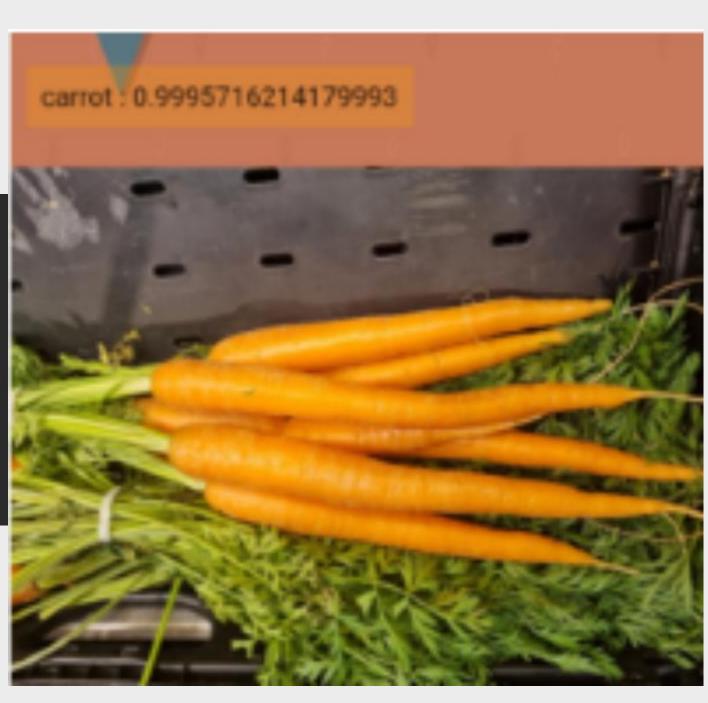
- 1. 갤러리, 카메라를 통한 이미지 입력
- 2. 이미지의 픽셀 읽음 및 디코딩
- 3. 모델에 입력하기 위한 resize(256, 256)
- 4. (1, 256, 256, 3) 크기의 matrix 생성



Tensorflow lite: 모델추론

```
Run inference
future<void> runInference(List<List<List<num>>> imageMatrix) async {
 final input = [imageMatrix];
 final output = [List<double>.filled(36, 6)];
 // Run inference
 interpreter.run(input, output);
 // Get first output tensor
 // result : [probabilities]
 final result = output.first;
 final resultIndex = argmax(result);
 // label : classified ingredient
 final label = labels[resultIndex];
 showConfirmationDialog(File(imagePath!), label);
 setState(() {});
```

```
int argmax(List<dynamic> X) {
   int idx = 0;
   int l = X.length;
   for (int i = 0; i < l; i++) {
      idx = X[i] > X[idx] ? i : idx;
   }
   return idx;
}
```





Tensorflow lite:하드웨어 가속

```
Future<void> loadModel() async {
 final options = InterpreterOptions();
 // Use XNNPACK Delegate
 if (Platform.isAndroid) {
   options.addDelegate(XNNPackDelegate());
 if (Platform.isAndroid) {
   options.addDelegate(GpuDelegateV2());
 // Use Metal Delegate
 if (Platform.isIOS) {
   options.addDelegate(GpuDelegate());
```

TFLite는 특정 장치에서 하드웨어 가속을 지원한다. 이는 장치가 머신러닝 작업을 가속화할 수 있는 하드웨어(예: GPU 또는 Neural Processing Unit)를 가지고 있다면, TFLite 가 이를 활용해 추론을 더 빠르게 실행할 수 있다는 것을 의미한다.



Speech To Text(STT)

● Flutter와 호환되는 STT 라이브러리를 선별하여 앱에 적용하였다.

```
Text(_text),
const SizedBox(height: 40,),
FloatingActionButton(
  onPressed: _listen,
  child: Icon(_isListening ? Icons.stop : Icons.mic),
), // FloatingActionButton
```

```
void _listen() async {
 if (!_isListening) {
  bool available = await _speech.initialize(
    onStatus: (val) => print('onStatus: $val')
    onError: (val) => print('onError: $val'),
  if (available) {
     setState(() => _isListening = true);
     _speech.listen(
       onResult: (val) => setState(() {
        _text = val.recognizedWords;
        // ingredients.add(_text);
        splitTextBySpace();
       1),
       localeId: localeId
 } else {
   setState(() => _isListening = false);
   _speech.stop();
```



OpenAI: GPT3 API

```
lass ApiService
//request for openAI GPT
static Future<List<String>> postRecipes(List<String> ingredients) async {
  try {
     var response = await http.post(Uri.parse(API_URL),
          headers: {
             'Authorization': 'Bearer $API_KEY',
          body: jsonEncode({
            "prompt": "suggest 3 recipes base on those:\n\n$ingredients"
            "temperature": 0.83,
            "max_tokens": 997.
                              Map jsonResponse = jsonDecode(response.body);
                              String recipes = jsonResponse["choices"][8]["text"];
                             String recipe1 = recipes.substring(recipes.indexOf('1. '), recipes.indexOf('2. '));
                             String recipe2 = recipes.substring(recipes.indexOf('2. '), recipes.indexOf('3. '));
                              String recipe3 = recipes.substring(recipes.indexOf('3. '));
                              return [recipe1, recipe2, recipe3];
                             } catch (error) {
                              print("error-postRecipes-response: $error");
```

 OpenAl API reference를 참조 하여 구현하였다. GPT-3와 DALL-E를 사용하였다. GPT-3 에 원하는 질의를 하기 위해 request body에 prompt문을 작성해야한다. suggest 3 recipes base on those + \$ingredients(분류된 라벨 List)의 요청문을 만들어 사용하 였다. 받게 될 response에는 세 가지 레시피가 1.2.3.으로 시작 하게 된다. 이를 기준으로 response를 자르고 반환하도록 하였다.



OpenAI: DALL-EAPI

```
// api request for Image Generation Model
static Future<String> postImage(String recipe1) async {
 try {
    var response = await http.post(Uri.parse(API_IMG_URL),
        headers: {
          'Authorization': 'Bearer $API_KEY',
          "Content-Type": "application/json"
        body: jsonEncode({"prompt": recipe1, "n": 1, "size": "256x256"}));
    Map jsonResponse = jsonDecode(response.body);
    // print("getImage: $jsonResponse");
    String img_url = jsonResponse["data"][0]["url"];
    // print("img url: $img_url");
    return img_url;
   catch (error) {
    print("error-postImage-response: $error");
    return 'image request failed';
```

 DALL-E의 경우 역시 request body에 prompt문을 사용하여 생성할 이미지를 요청한다.





결론

- 본 프로젝트에서는 식재료 인식을 기반으로 레시피를 추천하는 모바일 앱을 성공적으로 개발하였다. 이를 위해 다양한 기술, 논문, 그리고 도구를 종합적으로 연구하고 적용하였다. 특히, TensorFlow와 MobileNetV2를 활용한 이미지 인식 모델은 약 97%의 높은 정확도를 보였다. 또한, 사용자의 음성을 텍스트로 변환하는 STT 기술, 그리고 OpenAI의 GPT-3와 DALL-E를 이용한 레시피 생성 및 시각적 피드백도 원활하게 구현할 수 있었다.
- 향후 개선 및 확장 계획으로는 다음과 같은 사항들이 있다:
- 1. 더 다양한 종류의 식재료를 인식할 수 있도록 모델을 업그레이드 할 계획이다.
- 2. 사용자의 특정 건강 상태나 질병에 따른 식습관 가이드라인을 제공하는 기능을 추가 할 예정이다.
- 3. 다이어트를 위한 칼로리 계산 기능을 통해 사용자에게 더 많은 정보를 제공할 계획이다.

데모영상

