인공지능론 최종보고서

필기 한자 인식모델 구현 및 히라가나 변환

산업경영공학과 2018100922 이승건

Contents

1. 주제 선정

2. 기술 수준 및 동향

3. 데이터 수집 및 전처리

4. 적용 기법 및 모델

5. 결과

6. 논의

주제 선정



주제 선정

佐藤

일본어 손글씨 학습

佐藤

손글씨 인식

さとう

히라가나 변환

일본어 손글씨를 학습하여 손글씨 인식, 히라가나로 변환하는 모델

기술 수준 및 동향 OCR (Optical Character Recognition)

여러 검출 방법에 따른 기술 모델 구현 수준

Methods	Models	
Bounding box regression	TextBoxes, TextBoxes++, DMPNet, SSTD, RRD, EAST, DeRPN	
Part-based methods	SegLink, SegLink++	
Segmentation- based methods	Mask TextSpotter, PSENet, TextSnake, Pixellink	
Fast scene text detection method	TextBoxes, TextBoxes++, SegLink, RRD, EAST, DBNet, DENet++, CentripetalText(CT)	

출처 Reproduced from [7].

필요한 상황 별 다양한 모델을 통해 정확도 향상 가능 왜곡된 글자 형태 처리 가능



데이터 수집방안

etlcdb

ETL문자 데이터베이스

http://etlcdb.db.aist.go.jp/?lang=ja

ETL8G

956 문자의 한자, 히라가나 손글씨 153916개 데이터

여러 손글씨가 포함된 사진과 그에 맞는 값 txt 파일로 구성

데이터 분리

히라가나 데이터 제거 후

train: test

97791:44050

직접 분리하였음

Y는 히라가나 제거 후 범위 변경

 $(0 \sim 880)$

데이터 추출

X = (153916, 127, 128) Y = (153916,) 넘파이 배열로 추출 X는 127*128 문자 데이터 Y는 각 데이터를 구분하는 값 (0~955)

데이터 수집방안

파이썬 코드를 통해 데이터 추출, 분류 구현

```
print(x_train.shape)
print(y_train.shape)
print(x_test.shape)
print(y_test.shape)

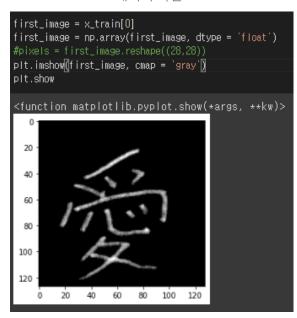
(97791, 127, 128)
(97791,)
(44050, 127, 128)
(44050,)

Ien(np.unique(y_test))

881
```

데이터 추출 및 분리

데이터 확인



etlcdb 데이터베이스 - ETL8G 데이터

_ 적용 기법 및 모델

CNN 모델 코드 및 모델 설계

파라미터	값
num_classes	881
epochs	20
batch_size	128
learning_rate	0.001

```
with tf.device('/device:GPU:0'):
  model = tf.keras.Sequential()
  model.add(layers.Conv2D(16, (3, 3), activation='relu', input_shape = input_shape))
  model.add(layers.Conv2D(32, (3, 3), activation='relu'))
  model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
  model.add(Dropout(0.25))
  model.add(layers.Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
  model.add(layers.MaxPooling2D((2, 2)))
  model.add(Dropout(0.25))
  model.add(layers.Conv2D(128, (3, 3), activation='relu'))
  model.add(Dropout(0.25))
  model.add(layers.Flatten())
  model.add(layers.Dense(2048, activation = 'relu'))
  model.add(Dropout(0.25))
  model.add(layers.Dense(1024, activation = 'relu'))
  model.add(layers.Dense(num_classes, activation = 'softmax'))
  model.compile(loss = tf.keras.losses.categorical_crossentropy,
                optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate = learning_rate),
                metrics = ['accuracy'])
  early_stop = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val_loss', patience = 5)
  hist = model.fit(x_train, y_train,
                  batch_size = batch_size, epochs = epochs,
                  validation_split = 0.2, callbacks = [early_stop]
  score = model.evaluate(x_test, y_test, verbose=1)
  print(' - test_loss:', score[0], ' - test_acc:', score[1])
  #model.save("cnn_japanese.h5")
```

7.

적용 기법 및 모델

학습시간, 메모리 문제와 해결방안

학습 데이터 크기가 큼 모델의 파라미터가 많음

> Colab에서 메모리 문제로 진행할 수 없음

많은 학습 시간 소요 (한 epochs 당 5분) 문 제 점

정규화를 진행하지 않고 모델 학습 진행

작은 feature map에서 커지는 방향으로 학습 진행

한 epochs 당 1분 30초 정도로 학습 시간 단축

X 데이터의 정규화과정에서 많은 데이터 소모 확인 해 결 방 악

적용 기법 및 모델

CNN 모델 코드 및 모델 설계

기존 학습에 계속 발생하던 Overfitting 문제를 Dropout을 통해 해결

Model: "sequential"			
Layer (type)	Output Shape	Param #	
conv2d (Conv2D)	(None, 125, 126, 16)	160	
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 123, 124, 32)	4640	
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 61, 62, 32)	0	
dropout (Dropout)	(None, 61, 62, 32)	0	
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 59, 60, 64)	18496	
max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)	(None, 29, 30, 64)	0	
dropout_1 (Dropout)	(None, 29, 30, 64)	0	
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 27, 28, 128)	73856	
dropout_2 (Dropout)	(None, 27, 28, 128)	0	
flatten (Flatten)	(None, 96768)	0	
dense (Dense)	(None, 2048)	198182912	
dropout_3 (Dropout)	(None, 2048)	0	
dense_1 (Dense)	(None, 1024)	2098176	
dense_2 (Dense)	(None, 881)	903025	
======================================			

-4

적용 기법 및 모델

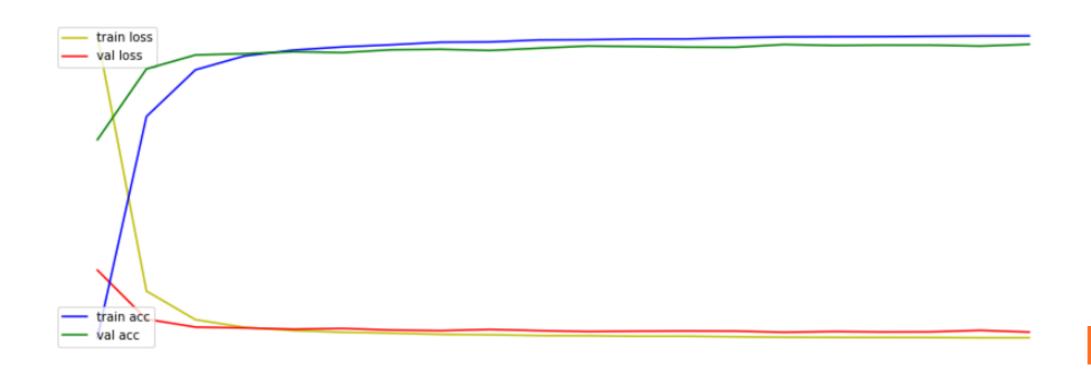
CNN 모델 학습 과정

```
612/612 [==:
                                       -- 105s 157ms/step - loss: 4.9755 - accuracy: 0.1855 - val_loss: 1.1545 - val_accuracy: 0.7097
Epoch 2/20
                                        - 102s 167ms/step - loss: 0.8134 - accuracy: 0.7712 - val_loss: 0.3547 - val_accuracy: 0.8971
                                        - 103s 169ms/step - loss: 0.3461 - accuracy: 0.8947 - vallloss: 0.2252 - vallaccuracy: 0.9341
Epoch 4/20
612/612 [==:
                                        - 99s 162ms/step - Loss: 0.2204 - accuracy: 0.9314 - val_loss: 0.2115 - val_accuracy: 0.9374
                                        - 99s 162ms/step - loss: 0.1693 - accuracy: 0.9470 - val_loss: 0.1916 - val_accuracy: 0.9425
612/612 [==
Epoch 6/20
                                       -- 104s 169ms/step - loss: 0.1410 - accuracy: 0.9553 - val_loss: 0.2033 - val_accuracy: 0.9403
                                        - 100s 163ms/step - loss: 0.1265 - accuracy: 0.9610 - val_loss: 0.1769 - val_accuracy: 0.9479
Epoch 8/20
                                        - 99s 162ms/step - loss: 0.1063 - accuracy: 0.9677 - val_loss: 0.1673 - val_accuracy: 0.9491
Epoch 9/20
                                       -- 99s 162ms/step - loss: 0.0996 - accuracy: 0.9684 - val_loss: 0.1871 - val_accuracy: 0.9459
Epoch 10/20
                                        - 99s 162ms/step - loss: 0.0863 - accuracy: 0.9738 - val_loss: 0.1676 - val_accuracy: 0.9519
                                       -- 99s 162ms/step - loss: 0.0750 - accuracy: 0.9765 - val_loss: 0.1587 - val_accuracy: 0.9564
Epoch 13/20
612/612 [====
                                        - 99s 162ms/step - Loss: 0.0754 - accuracy: 0.9764 - vallloss: 0.1628 - vallaccuracy: 0.9549
Epoch 14/20
                                       -- 99s 162ms/step - loss: 0.0667 - accuracy: 0.9798 - val_loss: 0.1600 - val_accuracy: 0.9544
                                       - 99s 162ms/step - loss: 0.0595 - accuracy: 0.9818 - val_loss: 0.1416 - val_accuracy: 0.9617
612/612 [==:
Epoch 16/20
612/612 [===
                                        - 99s 162ms/step - loss: 0.0571 - accuracy: 0.9824 - val_loss: 0.1532 - val_accuracy: 0.9592
                                       - 99s 162ms/step - Loss: 0.0558 - accuracy: 0.9827 - val_loss: 0.1468 - val_accuracy: 0.9601
Epoch 18/20
                                        - 99s 162ms/step - loss: 0.0549 - accuracy: 0.9834 - val_loss: 0.1486 - val_accuracy: 0.9600
612/612 [==:
Epoch 19/20
612/612 [===
                                       -- 99s 162ms/step - loss: 0.0516 - accuracy: 0.9842 - val_loss: 0.1722 - val_accuracy: 0.9576
Epoch 20/20
612/612 [≕
                                       - 99s 162ms/step - Loss: 0.0518 - accuracy: 0.9844 - val_loss: 0.1445 - val_accuracy: 0.9622
```

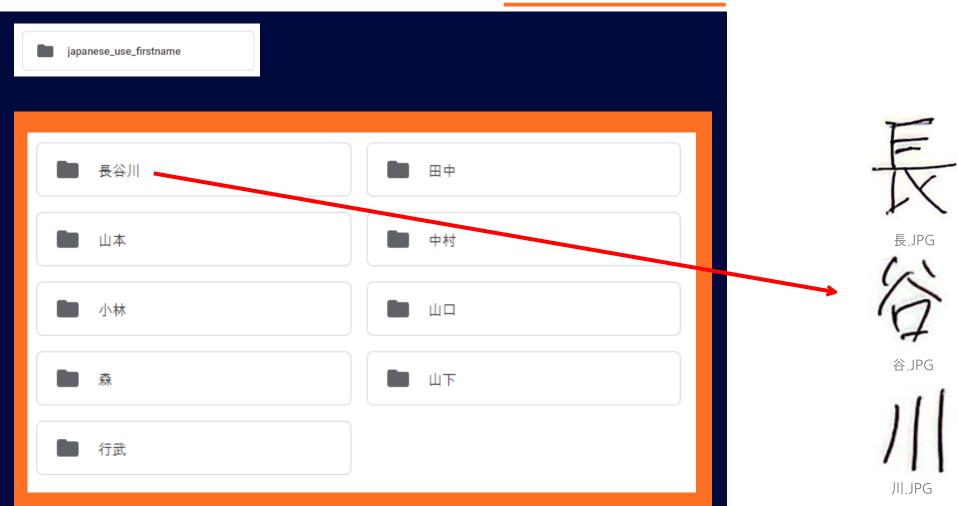
test	값	
test_loss	0.1867	cnn_japanese_96_19.h5 모델 저장
test_accuracy	0.9555	

적용 기법 및 모델

CNN 모델 학습 결과



모델에 사용할 데이터



모델 사용하기 (use 파일)

from tensorflow.python.keras.models import load_model

model = load_model("<u>/content/gdrive/MyDrive</u>/인공지능론/텀프/cnn_japanese_96_19.h5")
model.summary()

Model: "sequential"			
Layer (type)	Output	Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None,	125, 126, 16)	160
conv2d_1 (Conv2D)	(None,	123, 124, 32)	4640
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None,	61, 62, 32)	0
dropout (Dropout)	(None,	61, 62, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None,	59, 60, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2	(None,	29, 30, 64)	0
dropout_1 (Dropout)	(None,	29, 30, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None,	27, 28, 128)	73856
dropout_2 (Dropout)	(None,	27, 28, 128)	0
flatten (Flatten)	(None,	96768)	0
dense (Dense)	(None,	2048)	198182912
dropout_3 (Dropout)	(None,	2048)	0
dense_1 (Dense)	(None,	1024)	2098176
dense_2 (Dense)	(None,	881)	903025
Total params: 201,281,265 Trainable params: 201,281,265 Non-trainable params: 0	5		

데이터 예측하기 (use 파일)

file_names = os.listdir(subdir) 과정에서 파일 순서 변경되는 문제 발생 -> 폴더 이름과 인덱스 대조하여 해결

```
import os
dir = "/content/gdrive/MyDrive/인공지능론/텀프/japanese_use_firstname"
subdir_names = os.listdir(dir)
X_test = []
<u>y_test = []</u>
ignore_data = []
predict_data = []
#subdir_name = 폴더 단위
for subdir_name in subdir_names:
 count = 0
 subdir = dir +"/" + subdir_name
 predict_data_add = []
 #file names 순서 오류 해결
 file_names = os.listdir(subdir)
 file_names_sort = []
  for k in subdir_name:
   if len(file_names) != 0:
      index_sort = [i for i in range(len(file_names)) if k in file_names[i]]
     file_names_sort.append(file_names[index_sort[0]])
 #file_name = 파일단위
 for file_name in file_names_sort:
   if len(np.where(y_train_char == subdir_name[count])[0]) == 0:
      ignore_data.append(subdir_name[count])
     path = subdir +"/" + file_name
     print('filename:', file_name)
     arr = jpg_image_to_array(path, 128, 127)
     arr_1c = image_array_to_1channel(arr)
     print(arr_1c.shape)
      if len(X_test) == 0:
       X_{\text{test}} = [arr_1c]
       y_test = int(y_train[np.where(y_train_char == subdir_name[count])[0][0][0]])
       predict_data_add.append(subdir_name[count])
       print(subdir_name[count])
       X_test = np.concatenate((X_test, [arr_1c]))
       y_test = np.append(y_test, int(y_train[np.where(y_train_char == subdir_hame[count])[0][0]]))
       predict_data_add.append(subdir_name[count])
       print(subdir_name[count])
    count += 1
  if predict_data_add != []:
   predict_data.append(predict_data_add)
```

```
y_test 실제값
array([608, 577, 515, 633, 593, 316, 788, 593, 558, 430, 861, 316, 260, 459, 316, 57, 275, 744])

y_pred = model.predict_classes(X_test)
y_pred
array([608, 577, 515, 581, 593, 316, 788, 593, 736, 430, 861, 316, 260, 459, 316, 57, 736, 744])
```

실제 값 predict_data [['長', '谷', '川'], ['田', '中'], ['田', '本'], ['中', '村'], ['마', '村'], ['마', '자'], ['파', '다'], ['휴'], ['대', '正'], ['行', '武']]

데이터 예측 결과 (use 파일)

```
#예측 값
y_pred_real
[array(['長',
              '谷', '川'], dtype='<U32'),
               '中'], dtype='<U32'),
 array(
                     |dtype='<U32'),
              '付'], dtype='<U32'),
 array(['中',
                     dtype='<U32'),
 arrav(
                     dtype='<U32'),
               dtype='<U32'),
 array([ˈ森]
                下'], dtype='<U32'),
 arrav(
               '武'], dtype='<U32')]
```

5

결과

데이터 예측 평가 (use 파일)

test	값
test_loss	1.3544
test_accuracy	0.8333

田 ----> 団 村 ----> 付 行 ----> 付

모양이 비슷한 다른 한자로 잘못된 예측이 발생함

5

결과

히라가나 변환 (use 파일)

일본 성씨 빈도 5000위 데이터

		300011 -11-1-1		
	name	reading	num	difficult
0	佐藤	さとう	1894000	0.96
1	鈴木	すずき	1809000	0.99
2	高橋	たかはし	1425000	1.20
3	田中	たなかしでんちゅう	1346000	0.98
4	伊藤	いとう	1084000	1.43
4995	治田	はるだ	2100	300.00
4996	岡上	おかうえ	2100	324.32
4997	韮沢	にらさわ	2100	501.90
4998	行武	ゆきたけゆくたけ	2100	543.21
4999	井戸川	いどかわ	2100	6947.37
5000 rows × 4 columns				

히라가나 변환 진행

```
for i in y_pred_real:
 string_join = '.join(i)
 hiragana = df['reading'].values[df['name'] == string_join]
 if hiragana.size == 0:
   print(string_join, '=', "학습 결과가 올바르지 않습니다.")
   if '|' in hiragana[0]:
    index = hiragana[0].find('|')
    print(string_join, '=', hiragana[0][:index], '또는', hiragana[0][index+1:], '입니다.')
    print(string_join, '=', hiragana[0], '입니다.')
長谷川 = はせがわ 입니다.
団中 = 학습 결과가 올바르지 않습니다.
山本 = やまもと 입니다.
中付 = 학습 결과가 올바르지 않습니다.
小林 = こばやし 입니다.
山口 = やまぐち 입니다.
森 = もり 입니다.
山下 = やました 입니다.
付武 = 학습 결과가 올바르지 않습니다.
```

논의

메모리 문제로 한정된 모델 내 학습 진행함

2 정규화 진행하지 못해서 학습 향상에 어려움을 겪음

한자 881개 데이터셋 -> 실생활에 사용하기에는 부족함

한글 번역까지 진행하고 싶었지만 시간 관계 상 진행하지 못함

휴리스틱으로 파라미터를 설정하는 것에 어려움을 느낌

감사합니다