Deep Learning Dr. DavoodAbadi Fall 2022 Hoorieh Sabzevari - 98412004 HW1



۱) دیتاست MNIST مربوط به ارقام دستنویس است که ده کلاس ارقام ۱۰۱۰ دارد. این دیتاست شامل ۶۰۰۰۰ مجموعه ی آموزشی و ۱۰۰۰۰ مجموعه ی تست است که ورودی هرکدام یک عکس ۲۸*۲۸ پیکسل از رقم دستنویس و خروجی آن لیبل کلاس مربوطه است.

دیتاست CIFAR-10 دیتاست مربوط به حیوانات، شامل ۶۰۰۰۰ تصویر رنگی CIFAR-10 تحود کلاس با ۶۰۰۰ تصویر در هر کلاس است. ۵۰۰۰۰ تصویر آموزشی و ۱۰۰۰۰ تصویر تست وجود دارد. مجموعه داده به پنج دستهی آموزشی و یک مجموعهی تست تقسیم شده است که هر کدام دارای ۱۰۰۰۰ تصویر است. مجموعهی تست دقیقاً شامل ۱۰۰۰ تصویر انتخابی تصادفی از هر کلاس است. دستههای آموزشی شامل تصاویر باقیمانده به ترتیب تصادفی هستند، اما برخی از دستههای آموزشی ممکن است حاوی تصاویر بیشتری از یک کلاس نسبت به کلاس دیگر باشند. در بین آنها، دستههای آموزشی دقیقاً حاوی ۵۰۰۰ تصویر از هر کلاس هستند.

دیتاست FER_2013 شامل تصاویر ۴۸*۴۸ پیکسل در مقیاس خاکستری از چهره ها است. چهره ها به طور خودکار ثبت شده اند به طوری که صورت کم و بیش در مرکز قرار گرفته و تقریباً همان مقدار فضای هر تصویر را اشغال می کند. وظیفه این است که هر چهره را بر اساس احساسات نشان داده شده در حالت چهره به یکی از هفت دسته (\cdot = عصبانی، ۱ = انزجار، ۲ = ترس، ۳ = خوشحال، ۴ = غمگین، Δ = تعجب، Δ = خنثی) دسته بندی کنیم. مجموعه آموزشی شامل ۲۸۷۰ نمونه و مجموعهی تست شامل ۲۸۷۰ نمونه می باشد.

۲) این تابع لیبلهای خروجی را به صورت یک بردار با یک سطر و به تعداد کلاسها ستون تبدیل می کند. یعنی یک آرایهی numpy یک بردار که دارای اعداد صحیح است که دستههای مختلف را نشان می دهد، می تواند به یک آرایه numpy یا ماتریسی تبدیل شود که دارای مقادیر باینری ستونهایی برابر با تعداد دستهها در داده ها است. به این ترتیب کلاس مربوط به هر نمونه برابر است با ایند کسی که مقدار یک داشته باشد.

۳) ابعاد هر دیتاست نشان دهنده ی سایز نمونه ها و ابعاد هر عکس است.

مثلا در دیتاست MNIST ابعاد ورودی نشان دهنده ی تعداد دادههای آموزشی (۶۰۰۰۰)، و سایز هر عکس (۲۸*۲۸) است. ابعاد خروجی نشان دهنده ی تعداد دادههای آموزشی (۶۰۰۰۰) و تعداد لیبلها یا همان کلاسهای خروجی (۱۰کلاس) است.

در دیتاست CIFAR-10 نیز ۵۰۰۰۰ دیتای ورودی برای دادههای آموزشی داریم که ابعاد هر عکس ۳۲*۳۲ پیکسل است و دارای سه کانال میباشند. خروجی نیز به همین تعداد لیبل داریم که شامل ۱۰ کلاس هستند.

در دیتاست FER_2013 نیز ۲۸۷۰۹ دیتای آموزشی و ۷ کلاس داریم.

۴) کلاس ImageDataGenerator به ما این امکان را می دهد که تا زمانی که مدل ما هنوز در حال آموزش است، با ارائه یک مقدار صحیح در آرگومان rotation_range، تصاویر را به صورت تصادفی در هر درجه ای بین تا ۳۶۰ بچرخانیم. همچنین می توانیم هر تبدیل تصادفی را روی هر تصویر آموزشی که به مدل منتقل می شود اعمال کنیم. این نه تنها مدل ما را قوی تر می کند، بلکه در حافظه سربار نیز صرفه جویی می کند.

ب)

دل sequential مدل

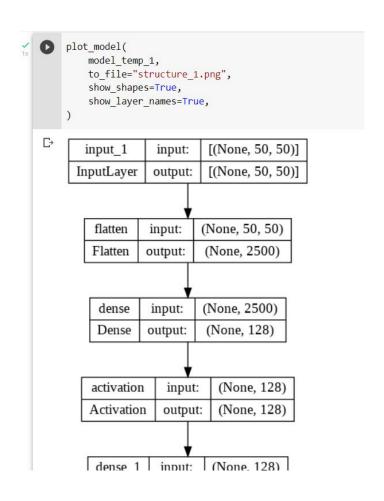
```
model_temp_1 = Sequential()
model_temp_1.add(layers.Input(shape=(50,50)))
model_temp_1.add(layers.Flatten())
model_temp_1.add(layers.Dense(units=128))
model_temp_1.add(layers.Activation('relu'))
model_temp_1.add(layers.Dense(units=5))
model_temp_1.add(layers.Activation('softmax'))
```

[6] model_temp_1.summary()

Model: "sequential"

Output Shape	Param #
(None, 2500)	0
(None, 128)	320128
(None, 128)	0
(None, 5)	645
(None, 5)	0
	(None, 2500) (None, 128) (None, 128) (None, 5)

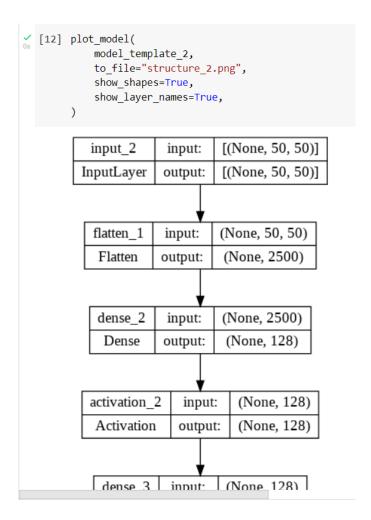
Total params: 320,773 Trainable params: 320,773 Non-trainable params: 0



عدل API Function مدل

```
def model_factory(input_shape, num_classes):
    input layer = Input(shape=input shape)
    layer_1 = layers.Flatten()(input_layer)
    layer 2 = Dense(128)(layer 1)
    layer 3 = layers.Activation("relu")(layer 2)
    layer_4 = Dense(num_classes)(layer_3)
    output layer = layers.Activation("softmax")(layer 4)
    return Model(inputs= input_layer, outputs=output_layer)
          [11] model_template_2.summary()
                Model: "model"
                 Layer (type)
                                         Output Shape
                 input_2 (InputLayer)
                                         [(None, 50, 50)]
                 flatten_1 (Flatten)
                                        (None, 2500)
                 dense_2 (Dense)
                                         (None, 128)
                                                               320128
                 activation_2 (Activation) (None, 128)
                 dense_3 (Dense)
                                         (None, 5)
                                                                645
                 activation_3 (Activation) (None, 5)
                 Total params: 320,773
                 Trainable params: 320,773
```

Non-trainable params: 0



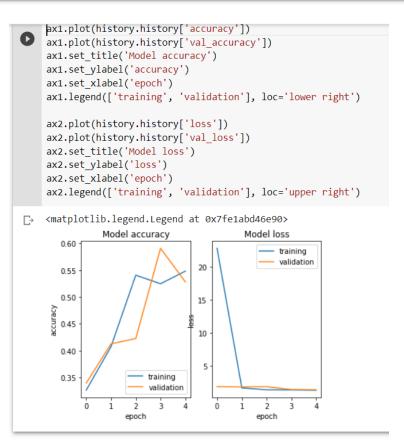
Summary اطلاعاتی شامل هر لایه، تعداد نورونهای آن، تعداد وزنها، ابعاد و اسامی لایهها را داراست.

ج)

```
# Write your code here
sgd_optimizer = SGD(learning_rate=0.01, momentum=0.0, name='SGD')
```

مدل اول:

```
# Write vour code here
   model_mnist = model_factory(input_shape = (28,28), num_classes = 10)
   # Write your code here
   model_mnist.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=sgd_optimizer, metrics=['accuracy'])
   # Write your code here
   history = model_mnist.fit(
      x_train_1, y_train_1,
   ····validation_data=(x_test_1, y_test_1),
      batch_size=64,
      epochs=5,
      validation_split=0.2,
      shuffle=True,
Epoch 1/5
   938/938 [=
                              ====] - 4s 4ms/step - loss: 22.7738 - accuracy: 0.3262 - val_loss: 1.8369 - val_accuracy: 0.3394
   Epoch 2/5
   938/938 [=====
                 Epoch 3/5
   938/938 [=
                                 =] - 3s 3ms/step - loss: 1.3607 - accuracy: 0.5408 - val_loss: 1.8325 - val_accuracy: 0.4226
   Epoch 4/5
   938/938 [=
                               :===] - 3s 4ms/step - loss: 1.3482 - accuracy: 0.5248 - val_loss: 1.4040 - val_accuracy: 0.5909
   Epoch 5/5
```



میزان دقت در دادههای آموزشی تا ایپاک دوم افزایش، در ایپاک سوم کاهش و در ایپاک سوم به بعد شاهد بعد دوباره افزایش یافته است. در دادههای تست تا ایپاک سوم افزایش دقت و از آن به بعد شاهد کاهش دقت هستیم.

Evaluating Test set

همانطور که قابل ملاحظه است دقت ما روی دادهی تست تقریبا ۵۳٪ است.

```
# Write your code here
for i in range(3):
 y_pred = model_mnist.predict(np.array([x_test_1[i]]))
  print("y_predicted: ",y_pred)
  print("y_test: ",y_test_1[i])
  print("-----
1/1 [======] - 0s 18ms/step
y_predicted: [[2.9803159e-15 2.6054654e-14 2.2730036e-07 0.0000000e+00 1.6583941e-26
 8.4005658e-12 0.0000000e+00 9.9999976e-01 0.0000000e+00 1.6570265e-28]]
y_test: [0. 0. 0. 0. 0. 0. 1. 0. 0.]
y predicted: [[0.04310832 0.02787286 0.07562907 0.1725867 0.04987936 0.06670731
 0.1648519 0.07415597 0.16431308 0.1608955 ]]
y test: [0. 0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
1/1 [=======] - 0s 17ms/step
y predicted: [[8.5071105e-26 9.9998546e-01 3.4676497e-16 3.6608537e-14 1.2498444e-08
 2.2267534e-09 1.1050079e-11 1.4579266e-05 7.9547084e-33 1.0461070e-14]]
y_test: [0. 1. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.]
```

Predicting Some samples from Test set

از سه نمونه یک نمونه با خطاست.

مدل دوم:

```
# Write your code here
  model_fer = model_factory(input_shape=(48,48,1), num_classes=7)
  model_fer.compile(loss='categorical_crossentropy', optimizer=sgd_optimizer, metrics=['accuracy'])
  # Write your code here
  history = model_fer.fit(
     train_set,
     validation_data=(train_set),
     batch_size=64,
     epochs=5
Epoch 1/5
  Epoch 2/5
  449/449 [:
                    :======] - 64s 143ms/step - loss: 1.7549 - accuracy: 0.2957 - val_loss: 1.7401 - val_accuracy: 0.3125
  Epoch 3/5
  449/449 [=
                 Epoch 4/5
                =========] - 43s 96ms/step - loss: 1.7230 - accuracy: 0.3159 - val_loss: 1.7277 - val_accuracy: 0.3105
  449/449 [=
  Epoch 5/5
```

```
ax1.plot(history.history['accuracy'])
ax1.plot(history.history['val_accuracy'])
ax1.set_title('Model accuracy')
ax1.set_ylabel('accuracy')
ax1.set_xlabel('epoch')
ax1.legend(['training', 'validation'], loc='lower right')
ax2.plot(history.history['loss'])
ax2.plot(history.history['val_loss'])
ax2.set_title('Model loss')
ax2.set_ylabel('loss')
ax2.set_xlabel('epoch')
ax2.legend(['training', 'validation'], loc='upper right')
<matplotlib.legend.Legend at 0x7fe1a38b9150>
          Model accuracy
                                      Model loss
  0.32
                            1.80
                                          validation
  0.31
                            178
  0.30
                         S 176
  0.29
  0.28
                            1.74
  0.27
                   training
                            1.72
                   validation
  0.26
```

دقت روی نمونه ی آموزشی در حال افزایش اما روی نمونه ی تست ابتدا در حال افزایش و پس از ایباک اول به صورت کاهشی است.

دقت مدل روی دادهی تست تقریبا ۳۳٪ است.

```
# use the created array to output your multiple images.
    axarr[0].imshow(np.squeeze(test set[0][0][5]))
    label 1 = label list[test set[0][1][5].argmax(axis=-1)]
    axarr[1].imshow(np.squeeze(test_set[0][0][29]))
    label_2 = label_list[test_set[0][1][29].argmax(axis=-1)]
    axarr[2].imshow(np.squeeze(test_set[0][0][10]))
    label_3 = label_list[test_set[0][1][10].argmax(axis=-1)]
    # Show predicted label for each image
    axarr[0].set_title(f'predicted: {label_list[labels[5]]} \n actual: {label_1}')
    axarr[1].set_title(f'label: {label_list[labels[29]]} \n actual: {label_2}')
    axarr[2].set_title(f'label: {label_list[labels[10]]} \n actual: {label_3}')
[→ 113/113 [=========] - 3s 23ms/step
    Text(0.5, 1.0, 'label: sad \n actual: fear')
    <Figure size 432x288 with 0 Axes>
       predicted: happy
                       label: surprise
                                         label: sad
        actual: neutral
                         actual: sad
                                        actual: fear
     20
```

همانطور که واضح است لیبل پیشبینیشده برای هر سه نمونه با لیبل واقعیشان متفاوت است. دلیل این موضوع این است که ما از دادههای آموزشی برای validation استفاده کردیم و مدل ما روی دادههای آموزشی overfit شده است و برای دادههای تست جدید دقت خوبی ندارد. در حالی که در مدل اول از دادههای تست برای validation استفاده کردیم و دقت بالاتری داشت.