تمرین سری نهم یاسین عسکریان

بخش1:

الف)

feature map) . داده های ورودی 3 بعد دارد طول و عرض و تعداد کانال ها. (**2D-convolution** مثل:rgb) هر کانال بر جنبه های مختلف تصویر اصلی تاکید دارد به اینصورت که یک کرنل تعریف می شود که وزن داده های دوبعدی(طول و عرض) را برای هر کانال تعریف می کند این convolution اغلب برای استخراج میژگی از تصاویر استفاده می شود مثل:

image classification ,face recognition

. داده های ورودی 4 بعد دارد طول و عرض تعداد کانال ها و عمق3D-convolution

درواقع 3d convolution در واقع تعمیم یافته 2d convolution هست فیلتر 3d در هر 3 جهت (طول و element-wise multiplication and) عرض و کانال) حرکت میکند که در هر موقعیت که با ضرب و جمع (addition 3d medical images, event عرض و کانال) حدد تولید می کند از کاربر های این مدل میتوان به detection in video

منبع: <u>towardsdatascience</u>

(ب

به طور معمول از ماتریس مربعی استفاده می شود چرا که هم میتوان ان را در شرایط خاص مثل تشخیص لبه ای افقی و عمودی ان را به ماتریس مستطیلی تعریف کرد و همچنین یک سری عملیات ریاضی برروی ماتریس های مربعی قابل انجام است و اگر ماتریس مربعی متقارن باشد نیز بهتر است تا محدودیت خاصی در یک جهت خاص ایجاد نکند.

برای تعیین سایز کرنل/فیلتر بهتر است زیاد نباشد چون یکی از دلایل استفاده از cnn ها اشتراک وزن ها و کاهش محاسبات هست و از این مهمتر اینکه به دنبال استخراج ویژگی های محلی هستیم که اگر سایز کرنل با توجه به سایز ورودی نسبتا بزرگ باشد امکان استخراج این ویژگی ها را ندارد.

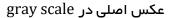
درحالت کلی کرنل با سایز کوچک تر ویژگی های جزیی تری استخراج میکند و با سایز بزرگ تر ویژگی های کلی تر که بهتر است در لایه های اولیه کانولوشنی از کرنل با سایز بزرگ تر استفاده کنیم و تا ابتدا ویژگی های کلی تر را استخراج کنیم سپس سایز کرنل را کمتر کنیم سایز کرنل بسیار وابسته به سایز تصویر ورودی است .



در max pooling بزرگ ترین مقداری که در کرنل وجود دارد را انتخاب می کنیم به این منظور که ان مقدار تاثیر بیشتری دارد و باقی کانال ها تاثیر ناچیزی یا مخربی برای استخراج ویژگی دارند

در min pooling برعکس max pooling کوچک ترین مقدار را انتخاب می کنیم از لحاظ کاربر شبیه هم هست که بسیار وابسته به داده های ما هست مثلا اگر مقدار پیکسل ها را ریورس کنیم min pooling همان تاثیر max pooling را دارد در average pooling می ایم میانگین هر کرنل را حساب می کنیم تا تاثیر همه موقعیت ها حفظ شود همچنین کاهش ابعاد را نیز داشته باشیم در adaptive pooling ما فقط ابعاد خروجی را می دهیم و hyper parameter ها در خود مدل اموزش داده می شود

بخش2:





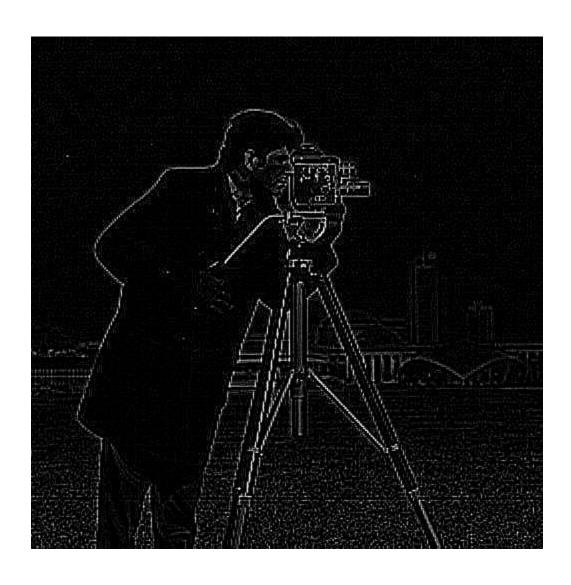
فیلتر blur که باعث می شود نویز عکس کم شود با جمع کردن با مقدار یکسان پیکسل ها به اندار کرنل سایز

```
box_blur = (1/9) * np.array(
   [[1, 1, 1],
   [1, 1, 1],
   [1, 1, 1]])
```



فیلتر edge detector تمام لبه ها را تشخیص میدهد

```
edge_detector = np.array(
   [[-1, -1, -1],
   [-1, 8, -1],
   [-1, -1, -1]])
```



فیلتر sobel_y می شود اختلاف پیکسل های پایین از بالا برای یافتن لبه های افقی

```
sobel_y = np.array(
  [[-1, -2, -1],
  [0, 0, 0],
  [1, 2, 1]])
```



فیلتر $sobel_x$ می شود اختلاف پیکسل های راست از چپ برای یافتن لبه های عمودی

```
sobel_x = np.array(

[[-1, 0, 1],

[-2, 0, 2],

[-1, 0 , 1]])
```



بخش3)

الف) keras tuner به ما کمک میکند تا بهترین hyper parameter ها را پیدا کنیم در حالت عادی ما بصورت دستی و a/b testing به انتخاب hyper parameter ها می پرداختیم که اتلاف زمان زیادی داشت و همینطور ممکن بود بهترین ان ها را نیز پیدا نکنیم اما با keras tune می توانیم hyper parameter ها را کنیم کنیم

ب)

RandomSearch Tuner: در این مدل یک فضای جستجو وجود دارد که به صورت رندوم از این فضا parameter ها را بهینه می کند

Hyperband Tuner؛ این مدل بهبود یافته randomsearch tuner است با این تفاوت در random Tuner بعضی از hyper parameter ها در چند epoch اول مشهود است که بهینه نمی شود اما تا اخر ادامه arly stopping از early stopping استفاده می کند تامدل با این hyperparameter بد hyperparameter نشود .

BayesianOptimization Tuner: مدلی است که به صورت احتمالی hyper parameter ها را به score ها را به hyperparameter احتمالی objective function وصل می کند و برخلاف دو مدل قبل که از hyperparameter هایی که در ازمایش های قبل تنظیم شده استفاده نکردند از انها برای ایجاد مدل احتمالی جدید استفاده می کند. در این سوال از این مدل استفاده می کنیم چون از hyperparameters های مدل هایی که قبلا evaluate شده استفاده می کند.

منبع: towardsdatascience

ج)

```
[35] def build model(hp):
         model = keras.Sequential()
         # Tune the number of layers.
         for i in range(hp.Int("cn_num_layers", 2, 5)):
             model.add(
                 layers.Conv2D(
                     # Tune number of units separately.
                     filters=hp.Int(f"filters_{i}", min_value=32, max_value=256, step=16),
                     kernel size=(3, 3),
                     activation=hp.Choice("cn_activation", ["relu", "tanh"]),
         if hp.Boolean("cn_dropout"):
             model.add(layers.Dropout(rate=0.25))
         model.add(layers.Flatten())
         for i in range(hp.Int("num layers", 1, 5)):
             model.add(
                 layers.Dense(
                     # Tune number of units separately.
                     units=hp.Int(f"units_{i}", min_value=32, max_value=256, step=32),
                     activation=hp.Choice("activation", ["relu", "tanh"]),
         if hp.Boolean("dropout"):
             model.add(layers.Dropout(rate=hp.Float("dropout_rate", min_value=0, max_value=0.7, step=0.1)))
         model.add(layers.Dense(10, activation="softmax"))
         learning_rate = hp.Float("lr", min_value=1e-4, max_value=1e-2, sampling="log")
         model.compile(
             optimizer=keras.optimizers.Adam(learning_rate=learning_rate),
             loss="categorical_crossentropy",
             metrics=["accuracy"],
         return model
```

با مشخصات بالا که غالب hyperparameter را به عهده keras tuner قرار دادیم و BayesianOptimization مقدار

در نهایت در بهترین ازمایش به دقت 70 درصد رسیدبم

```
tuner.search(
    x_train, y_train,
    epochs=15,
    validation_data=(x_test, y_test)
)

Trial 5 Complete [00h 02m 24s]
val_accuracy: 0.6690000295639038

Best val_accuracy So Far: 0.7059999704360962
Total elapsed time: 00h 11m 36s
INFO:tensorflow:Oracle triggered exit
```