بسمه تعالى



دانشكده مهندسي كامپيوتر

یادگیری عمیق

نام استاد: دکتر محمدی

تمرين دوازدهم

آرمان حيدري

شماره دانشجویی: ۹۷۵۲۱۲۵۲

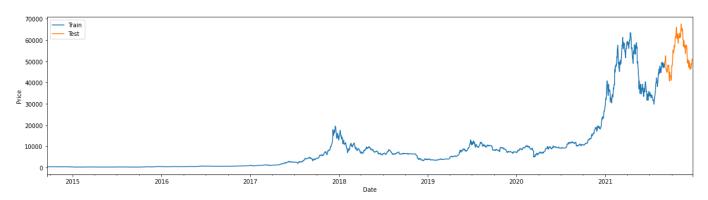
آذر ۱۴۰۰

ياسخ سوال اول

مراحل مختلف این سوال در نوتبوک HW12.ipynb (لینک گوگل کولب)، قسمت question 1 پیاده سازی شده است.

توضیحات مرحله به مرحله ی کد، بین سلول های نوتبوک داده شده اند. که شامل لود کردن دیتاست و نمایش قسمت آموزشی و آزمایشی، پیش پردازش داده، تعریف مدل و آموزش آن و در نهایت دیدن نتیجه روی داده های آزمیشی است.

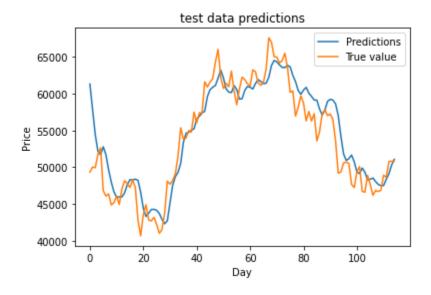




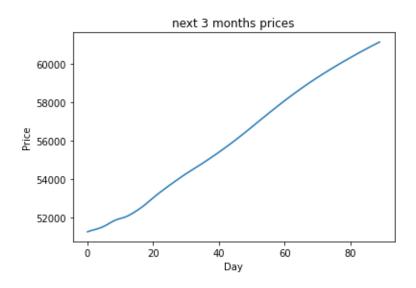
در اینجا چون معیار دقیقی برای accuracy تعریف نمیکنیم و طبیعتا نمیتواند قیمت را با دقت ۴ رقم اعشار پیشبینی کند و به همین دلیل نتایج accuracy غیر منطقی خواهند بود، با همان سنجیدن loss و روند کاهشی مطلوبی که دارد میفهمیم که مدل به خوبی آموزش دیده است:

```
Epoch 1/100
80/80 [==
                                        - 22s 61ms/step - loss: 0.0050
Epoch 2/100
                                          5s 60ms/step - loss: 0.0018
80/80 [====
Epoch 3/100
80/80
                                          5s 60ms/step - loss: 0.0013
Epoch 4/100
                                          5s 61ms/step - loss: 0.0016
80/80 [=====
Epoch 5/100
                                        - 5s 61ms/step - loss: 0.0013
80/80 [=====
Epoch 6/100
80/80 [===
                                        - 5s 61ms/step - loss: 0.0010
Epoch
                                          5s 60ms/step - loss: 9.9566e-04
80/80
Epoch 8/100
                                          5s 60ms/step - loss: 8.5756e-04
80/80
Epoch
      9/100
                                        - 5s 60ms/step - loss: 7.2087e-04
80/80
      10/100
                                          5s 61ms/step - loss: 6.8993e-04
80/80 [===
Epoch
      11/100
80/80
                                          5s 61ms/step - loss: 9.9726e-04
      12/100
Epoch
                                          5s 61ms/step - loss: 6.6609e-04
80/80
      13/100
Epoch
                                          5s 64ms/step - loss: 6.1974e-04
80/80
      14/100
Epoch
                                        - 5s 61ms/step - loss: 6.5841e-04
80/80
```

و نتیجه پیشبینی مدل برای ۱۱۵ روز داده تست هم در مقایسه با داده های واقعی به این صورت بود:



که میبینیم نتایج معقولی است و شکل کلی حرکت قیمت را تا حد خوبی پیشبینی کرده است. برای سه ماه آینده هم با استفاده از مدل پیشبینی میکنیم که به این صورت به دست آمد:



میبینیم که نمودار غیرواقعی به نظر میرسد. به دلیل این است که این شبکه برای داده unsupervised چندان مناسب نیست و نتیجه ای که در هر روز بر اساس ۶۰ روز گذشته گرفته فقط بر اساس قیمت هایی است که داریم و همواره عددی کمی بیشتر از قبل به دست می آید و نوسانات را پیشبینی نمیکند.

به نظر شما افزایش یا کاهش متغیر تعریف شده در مرحله تهیه داده مورد نیاز برای آموزش مدل یعنی تعداد داده های گذشته برای پیشبینی داده های مشخص چه مزایا یا معایبی دارد؟ شرح دهید.

این متغیر که در کد من به اسم PAST_VALUES تعریف شده است، پارامتر مهمی در این مسئله است. چون هرچقدر مقدار آن را کمتر کنیم، درواقع ویژگی هایی کمتری را برای پیشبینی در اختیار مدل قرار داده ایم و مزیتش قطعا سرعت بیشتر مدل خواهد بود. چون ابعاد ورودی به لایه LSTM کاش میابد و به خصوص چون در شبکه های بازگشتی محاسبات ناچارا ترتیبی هستند و نه موازی، این تغییر محسوس خواهد بود. عیب اصلی کم کردن این عدد هم قطعا کم شدن دقت (افزایش ضرر) خواهد بود. چون به هرحال به مدل داده کمتری را داده ایم.

با زیاد کردن این پارامتر، سرعت شبکه کاهش میابد و دقت هم بیشتر می شود. البته باید دقت داشته باشیم که خیلی زیاد کردن آن حتی میتواند در برخی مسائل مدل را به اشتباه هم بیندازد. چون مثلا قیمت ۱ سال پیش بیت کوین احتمالا اهمیت چندانی برای پیشبینی قیمت فردا نخواهد داشت. و همچنین زیادی بزرگ شدن شبکه میتواند باعن پدیده gradient vanishing شود، که البته به علت استفاده ما از LSTM به جای simple RNN این قضیه کمتر خواهد بود.

منابع

https://seaborn.pydata.org/generated/seaborn.lineplot.html

https://compucademy.net/getting-stock-data-using-python-and-yfinance/

ياسخ سوال دوم

مراحل مختلف این سوال در نوتبوک HW12.ipynb (لینک گوگل کولب)، قسمت question 2 پیاده سازی شده است.

در ابتدا برای ذخیره کردن مدل، google drive را google drive میکنیم تا وزن ها و سایر موارد مدل ها را پس از هر epoch در یک فایل my_model.h5 دایرکتوری DL_HW12 ذخیره کنیم. این ذخیره کردن را با استفاده از تابع ()save. که در کراس برای مدل ها پیاده سازی شده است انجام داده ایم. برای خواندن مدل ذخیره شده هم، در هنگام تست کردن و بعضا اگر آموزش نصفه ماند و خواستیم ادامه دهیم، میتوانیم از تابع load_model پیاده سازی شده در keras.models استفاده کنیم.

در این مسئله با مدل sequence to sequence سروکار داریم. و درواقع با یک لایه GRU به عنوان sequence در این مسئله با مدل GRU به عنوان sequence to many استفاده میکنیم. تعداد واحدهای هر لایه میتواند هر to one و یک یا چند لایه GRU به عنوان ۱۲۸ و ۱۲۸ و ۲۵۶ را امتحان میکنیم تا ببینیم کدام نتایج بهتری دارد.

با پیشپردازش روی داده های ورودی آن ها را به صورت one hot coding در می آوریم. داده تست را هم ۱۰ تا ۱۰ تا جدا کرده و به همین صورت در میآوریم تا بتوانیم به مدل تعریف شده بدهیم و خروجی بگیریم. توابع مختلف در نوتبوک توضیح داده شده اند. هایپریارامترهای مسئله را به این صورت تعریف میکنیم:

```
optimizer = 'adam'
loss = 'categorical_crossentropy'
epochs = 10
batch_size=32
save_path = '/content/gdrive/MyDrive/DL_HW12/my_model.h5'
```

مدل اول به همراه نتیجه روی داده آموزشی و جمله تست:

```
Layer (type) Output Shape Param #

gru (GRU) (None, 128) 60288

repeat_vector (RepeatVector (None, 10, 128) 0
)

gru_1 (GRU) (None, 10, 128) 99072

dense (Dense) (None, 10, 27) 3483
```

```
4759/4759 [====
     4759/4759 [===
4759/4759 [==
      =========] - 53s 11ms/step - loss: 0.1954 - accuracy: 0.9425
=========] - 53s 11ms/step - loss: 0.1491 - accuracy: 0.9553
test_model(load_model(save_path))
   love
     deep
       slearring
```

در مدل دوم تعداد unit هارا از ۱۲۸ به ۲۵۶ افزایش دادیم. میبینیم که آموزش کمی بهتر انجام شده است که به علت پارامترهای بیشتر مدل طبیعیست. نتیجه روی جمله تست اما تغییر کیفیت چندانی نداشته است:

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru_2 (GRU)	(None, 256)	218880
<pre>repeat_vector_1 (RepeatVect or)</pre>	(None, 10, 256)	0
gru_3 (GRU)	(None, 10, 256)	394752
dense_1 (Dense)	(None, 10, 27)	6939

حالا سعی میکنیم با عمیقتر کردن شبکه به نتایج بهتری برسیم. البته در شبکه های RNN مانند CNN صحبت از صد لایه نمیکنیم و معمولا زیر ۵ لایه هستند. لایه dense آخر را هرگز تغییر نمیدهیم چون برای تصمیم گیری

نهایی بین ۲۷ کاراکتر (۲۶ حرف انگلیسی+space) است و به همین دلیل تابع فعالسازی softmax دارد. نتایج مدل سوم:

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru_7 (GRU)	(None, 128)	60288
<pre>repeat_vector_3 (RepeatVect or)</pre>	(None, 10, 128)	0
gru_8 (GRU)	(None, 10, 128)	99072
gru_9 (GRU)	(None, 10, 128)	99072
dense_3 (Dense)	(None, 10, 27)	3483

```
4759/4759 [============= ] - 81s 15ms/step - loss: 2.1821 - accuracy: 0.3453
4759/4759 [============== ] - 72s 15ms/step - loss: 1.2724 - accuracy: 0.5855
4759/4759 [=====
          4759/4759 [==
                  =======] - 72s 15ms/step - loss: 0.3166 - accuracy: 0.8984
4759/4759 [==
                     ====] - 71s 15ms/step - loss: 0.2815 - accuracy: 0.9104
                      ====] - 79s 17ms/step - loss: 0.2531 - accuracy: 0.9203
4759/4759 [===
           4759/4759 [============= ] - 71s 15ms/step - loss: 0.2169 - accuracy: 0.9324
test model(load model(save path))
       love
             deep
                  alearning
```

علی رغم این که مدل دیرتر همگرا شده است و حتی از مدل اول هم دقتش روی داده آموزشی کمتر است، به نتیجه ای عالی روی جمله تست میرسد. و استفاده از دولایه با ۱۲۸ واحد در قسمت one to many به نظر به نتیجه خوبی میرسد.

در مدل چهارم سعی کردم با ۶۴ واحد در ۳ لایه GRU مسئله را حل کنم اما نتیجه روی داده آموزشی و تست جالب نبود:

Layer (type)	Output Shape	Param #
gru_10 (GRU)	(None, 64)	17856
<pre>repeat_vector_4 (RepeatVect or)</pre>	(None, 10, 64)	0
gru_11 (GRU)	(None, 10, 64)	24960
gru_12 (GRU)	(None, 10, 64)	24960
dense_4 (Dense)	(None, 10, 27)	1755