notebook

April 23, 2024

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
import xgboost as xgb
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.ensemble import BaggingRegressor
import warnings
pd.set_option('display.max_columns',None)
pd.options.display.float_format='{:.3f}'.format
warnings.filterwarnings('ignore')
```

```
[199]: data = pd.read_csv('ShopeeData.csv')
```

[200]: data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3867 entries, 0 to 3866
Data columns (total 15 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype	
0	itemid	3867 non-null	int64	
1	shopid	3867 non-null	int64	
2	liked_count	3867 non-null	int64	
3	cmt_count	3867 non-null	int64	
4	discount	3842 non-null	object	
5	shop_location	3867 non-null	object	
6	shop_rating	3867 non-null	float64	
7	name	3867 non-null	object	
8	historical_sold	3867 non-null	int64	
9	price	3867 non-null	float64	
10	rating_star	3867 non-null	float64	
11	rating_count	3867 non-null	int64	
12	rcount_with_context	3867 non-null	int64	
13	status	3867 non-null	object	
14	Date	3867 non-null	object	
<pre>dtypes: float64(3), int64(7), object(5)</pre>				

```
Côt Discount có giá tri null và theo em xem qua dữ liêu thì những ô không có giá tri thì em nghĩ
      là nó không có giảm giá nên em sẽ fill vào là 60\% và chuẩn hoá lại kiểu dữ liệu integer
[201]: data['discount'].fillna('0%', inplace=True)
      data['discount'] = data['discount'].str.replace('%', '').astype(int)
[202]: data['status'].value_counts()
[202]: status
      normal
                3867
      Name: count, dtype: int64
[203]: data['shop_location'].value_counts()
[203]: shop_location
      HÃ Ná≫i
                   3867
      Name: count, dtype: int64
[204]: data['name'].value counts()
[204]: name
      Sá≫¯a Rá≫a Mặt CeraVe SA Smoothing, Hydrating, Foaming Cleanser - Cho Da
      DáºŞu Má≫¥n, Khô, Nhạy Cảm 88ml â€" 236ml â€" 473ml
      Nưá»>c Táº@y Trang L'Oreal Paris 3in1 Micellar Water 95ml - 400ml, Là m Sạch,
      Dưá»;ng áº"m Cho Má» i Loáº;i Da Loreal
      SỠa RỠa Mặt Giảm Má» ¥n Ngá» «a Khuáº@n - Ziaja Med Anti Imperfections
      Formula Cleansing Gel 200ml
      Kem Dưá»;ng SVR SEBIACLEAR Active Gel 40ml, Là m Giảm Mụn Và Giúp Loáº;i
      Bá≫ DáºSu Cho Da
      Kem Giá°£m Má≫¥n và Nhá≫n Eucerin Pro Acne A.I Clearing Treatment 40ml - Má≫
      Váº;t Thâm, TÃ;i Táº;o Da, Tinh Chất
      Xá≫<t Dưỡng Cân Bằng Da Ziaja Manuka Tree Purifying Astringent Face Toner
      200ml - Giúp Se KhÃt Lá»- Chân Lông
      SỠa RỠa Mặt Ziaja Manuka Cho Da Dầu Má» ¥n Trá» ©ng CÃ; Tree Purifying
      Normalising Cleansing Gel 200ml
      Mặt Náº; Tóc Tsubaki Phá≫¥c Há≫"i Tóc Hư Tá≫•n Tsubaki Premium EX Repair
      Mask 180g
      LÄfn Khá» Mùi Perspi-Guard 30ml NgÄfn Má»" HÃ′i Cao Cấp 3-5 ngà y
      Kem chá≫'ng náº-ng SPF 50 UVA+UVB Vichy Capital Soleil Mattifying Dry Touch Face
      Fluid 50ml
      Name: count, Length: 201, dtype: int64
```

Trong tất cả các côt thì có các côt 'discount', 'shop location', 'name', 'status' và 'Date' kiểu object,

memory usage: 453.3+ KB

nên em sẽ xử lý những côt này

- 0.0.1 Ở đây, 2 cột 'status' và 'shop_location' đều có một giá trị không đổi, và cột 'name' thì sẽ tương ứng với cột 'itemid' khi mà truy xuất muốn biết là vật phẩm gì thì có thể xem id của nó thì sẽ truy xuất được.
- 0.0.2 Sau đó, em sẽ chuẩn hoá lại cột 'Date' cho đúng định dạng ngày/tháng

```
[205]: data['Date'] = pd.to_datetime(data['Date'])
    data['day'] = data['Date'].dt.day

[206]: data['shopid'].value_counts()

[206]: shopid
    18363975    3867
    Name: count, dtype: int64
```

0.0.3 Tiếp theo là loại bỏ những cột không cần thiết

```
[207]: data = data.drop(columns=['shop_location', 'name', 'status', 'shopid'])
    data.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 3867 entries, 0 to 3866
Data columns (total 12 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype	
0	itemid	3867 non-null	int64	
1	liked_count	3867 non-null	int64	
2	cmt_count	3867 non-null	int64	
3	discount	3867 non-null	int64	
4	shop_rating	3867 non-null	float64	
5	historical_sold	3867 non-null	int64	
6	price	3867 non-null	float64	
7	rating_star	3867 non-null	float64	
8	rating_count	3867 non-null	int64	
9	rcount_with_context	3867 non-null	int64	
10	Date	3867 non-null	datetime64[ns]	
11	day	3867 non-null	int32	
${\tt dtypes: datetime64[ns](1), float64(3), int32(1), int64(7)}$				

0.1 Mô tả bài toán

memory usage: 347.6 KB

Theo yêu cầu là dự đoán số lượng sản phẩm sẽ được bán ra vào ngày hôm sau thì em chọn cách là sẽ dư đoán số lương bán ra dưa vào côt 'historical' sold'

Theo bộ dữ liệu em đọc và phân tích thì theo cách hiểu của em là cột 'historical_sold' số lượng sản phẩm đã bán được của một ngày cụ thể theo một sản phẩm cụ thể.

Thì em sẽ dư đoán dư đoán số lương sẽ bán được tiếp theo dựa vào 'historical sold'

0.1.1 Bước đầu tiên là lấy ra được số lượng đã bán của một sản phẩm trong một ngày

```
[208]: data sorted = data.sort values(by=['itemid', 'Date'])
       # Sử dung groupby để nhóm dữ liêu theo 'itemid'
       grouped = data_sorted.groupby('itemid')
       # Tính toán sự khác biệt giữa các giá trị 'historical_sold' của các ngày liên_
       data_sorted['num_sold'] = grouped['historical_sold'].diff()
       data_sorted['num_sold'] = data_sorted['num_sold'].fillna(method='bfill')
[209]: data_sorted.sort_index(inplace=True)
       data_sorted.head()
[209]:
               itemid liked_count cmt_count discount
                                                         shop_rating \
         20030969576
                             25677
                                         9675
                                                      11
                                                                4.931
                             20032
                                         6504
                                                      40
                                                                4.931
       1 19527695224
       2 21407947288
                             18760
                                         2611
                                                      4
                                                                4.931
       3 14185378989
                                                                4.931
                             14582
                                         8600
                                                      47
       4 10001549800
                             29919
                                        19065
                                                                4.931
                                                      22
          historical sold
                                          rating_star rating_count
                                    price
       0
                    35701 9200000000.000
                                                  4.907
                                                                 9675
                    23141 6600000000.000
                                                  4.922
                                                                 6504
       1
       2
                     8489 11500000000.000
                                                  4.933
                                                                 2611
       3
                    28022 7900000000.000
                                                  4.923
                                                                 8602
                    69948 1090000000.000
                                                  4.916
                                                                19068
          rcount_with_context
                                    Date day num_sold
       0
                         5639 2024-03-10
                                           10
                                                  60.000
       1
                         4034 2024-03-10
                                           10
                                                 79.000
       2
                         1441 2024-03-10
                                                 10.000
                                           10
                                           10
       3
                         5430 2024-03-10
                                                 102.000
       4
                        10715 2024-03-10
                                                 159.000
                                           10
[210]: | df = data_sorted.drop(columns=['Date', 'historical_sold'])
[211]: data_train_to_29 = df[df['day'] < 30]
       data_test_to_29 = df[df['day'] >= 30]
[212]: data_day_30 = df[df['day'] == 30]
[213]: x train = data train to 29.drop(columns=['num sold'])
       y_train = data_train_to_29['num_sold']
```

```
x_test = data_test_to_29.drop(columns=['num_sold'])
       y_test = data_test_to_29['num_sold']
[214]: def model(x_train, y_train, x_test, y_test):
           model_rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
           model_rf.fit(x_train, y_train)
           y_pred_rf = model_rf.predict(x_test)
           mse_rf = mean_squared_error(y_test, y_pred_rf)
           model_e = GradientBoostingRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
           model_e.fit(x_train, y_train)
           y_pred_e = model_e.predict(x_test)
           mse_e = mean_squared_error(y_test, y_pred_e)
           model_b = BaggingRegressor(n_estimators=10, random_state=0)
           model_b.fit(x_train, y_train)
           y pred b = model b.predict(x test)
           mse_b = mean_squared_error(y_test, y_pred_b)
           model_xgb = xgb.XGBRegressor(n_estimators=100, learning_rate=0.12005)
           model_xgb.fit(x_train, y_train)
           y_pred_xgb = model_xgb.predict(x_test)
           mse_xgb = mean_squared_error(y_test, y_pred_xgb)
           model_name = ['Random Forest', 'Gradient Boosting', 'Bagging', 'XGBoost']
           mse = [mse_rf, mse_e, mse_b, mse_xgb]
           score = [model_rf.score(x_test, y_test), model_e.score(x_test, y_test),_u
        →model_b.score(x_test, y_test), model_xgb.score(x_test, y_test)]
           dataframe = pd.DataFrame({'Model': model_name, 'MSE': mse, 'Score': score})
           return dataframe
```

1 Dự đoán ngày 30

1.1 Dự đoán 2 ngày gồm ngày 30 và 31

```
[216]: model(x_train, y_train, x_test, y_test)
[216]:
                      Model
                               MSE Score
       0
              Random Forest 70.482 0.955
         Gradient Boosting 96.946 0.939
       1
                    Bagging 67.584 0.957
       2
       3
                    XGBoost 70.311 0.955
      1.2 Lấy dữ liệu đến ngày 30 để dự đoán cho ngày 31
[217]: x_train = df[df['day'] < 31].drop(columns=['num_sold'])</pre>
       y_train = df[df['day'] < 31]['num_sold']</pre>
       x_test = df[df['day'] == 31].drop(columns=['num_sold'])
       y_test = df[df['day'] == 31]['num_sold']
[218]: model(x_train, y_train, x_test, y_test)
```

```
[218]: Model MSE Score
0 Random Forest 36.967 0.963
1 Gradient Boosting 53.970 0.946
2 Bagging 52.782 0.947
```

XGBoost 59.730 0.940

1.2.1 Kết quả mô hình dự đoán Random Forest cho sự sai số thấp nhất, có nghĩa là sự chênh lệch về số lượng sản phẩm sẽ được bán thực tế và dự đoán có sự chênh lệch thấp nhất trong các mô hình còn lại.

1.2.2 So sánh chênh lệch

3

```
[219]: model_rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
    model_rf.fit(x_train, y_train)
    y_pred_rf = model_rf.predict(x_test)

model_e = GradientBoostingRegressor(n_estimators=100, random_state=42)
    model_e.fit(x_train, y_train)
    y_pred_e = model_e.predict(x_test)

model_b = BaggingRegressor(n_estimators=10, random_state=0)
    model_b.fit(x_train, y_train)
    y_pred_b = model_b.predict(x_test)

model_xgb = xgb.XGBRegressor(n_estimators=100, learning_rate=0.12005)
    model_xgb.fit(x_train, y_train)
    y_pred_xgb = model_xgb.predict(x_test)
```

```
[255]: plt.figure(figsize=(10, 6))

plt.plot(compare['Actual'], label='Actual')

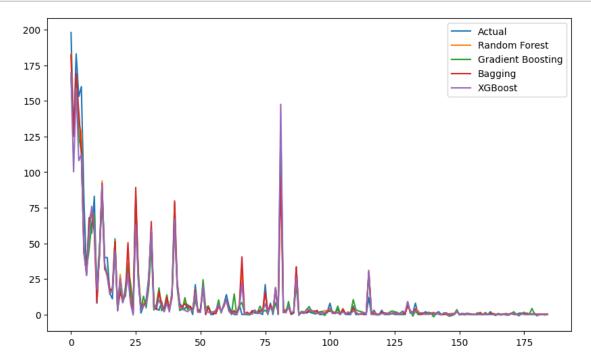
plt.plot(compare['Random Forest'], label='Random Forest')

plt.plot(compare['Gradient Boosting'], label='Gradient Boosting')

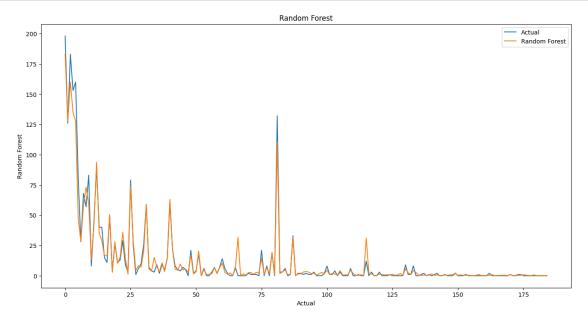
plt.plot(compare['Bagging'], label='Bagging')

plt.plot(compare['XGBoost'], label='XGBoost')

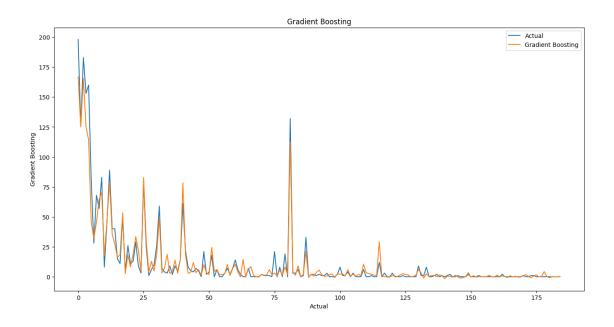
plt.legend()
plt.show()
```



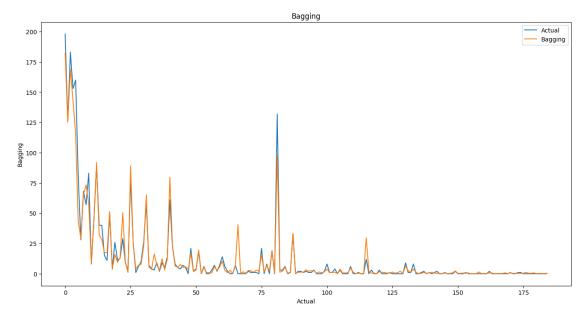
```
[274]: plt.figure(figsize=(16, 8))
  plt.plot(compare['Actual'], label='Actual')
  plt.plot(compare['Random Forest'], label='Random Forest')
  plt.title('Random Forest')
  plt.xlabel('Actual')
  plt.ylabel('Random Forest')
  plt.legend()
  plt.show()
```



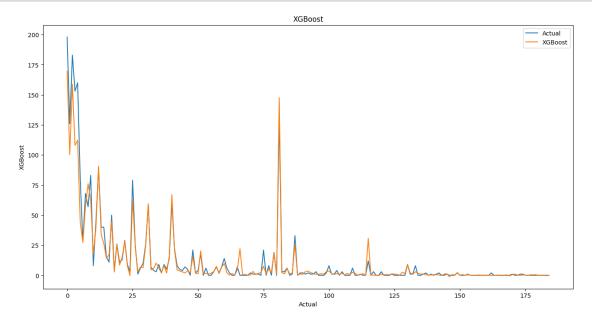
```
[275]: plt.figure(figsize=(16, 8))
   plt.plot(compare['Actual'], label='Actual')
   plt.plot(compare['Gradient Boosting'], label='Gradient Boosting')
   plt.title('Gradient Boosting')
   plt.xlabel('Actual')
   plt.ylabel('Gradient Boosting')
   plt.legend()
   plt.show()
```



```
[276]: plt.figure(figsize=(16, 8))
   plt.plot(compare['Actual'], label='Actual')
   plt.plot(compare['Bagging'], label='Bagging')
   plt.title('Bagging')
   plt.xlabel('Actual')
   plt.ylabel('Bagging')
   plt.legend()
   plt.show()
```



```
[277]: plt.figure(figsize=(16, 8))
   plt.plot(compare['Actual'], label='Actual')
   plt.plot(compare['XGBoost'], label='XGBoost')
   plt.title('XGBoost')
   plt.xlabel('Actual')
   plt.ylabel('XGBoost')
   plt.legend()
   plt.show()
```



Đây là file notebook em rút trích tóm gọn để tiến hành xây dựng mô hình để dự đoán số lượng sản phẩm theo mô hình Machine Learning.

Trong quá trình phân tích dữ liệu thì em nghĩ bài toán này sẽ là phát triển theo hướng time series forecasting. Và em có train thử tập dữ liệu theo mô hình LSTM. Tuy nhiên hiện tại thì hàm loss(file loss.png) của mô hình vẫn còn khá cao nên em sẽ không đem mô hình này vào để nộp bài. Em nghĩ nguyên nhân là dữ liệu còn ít và em tiền xử lý dữ liệu chưa được tốt.

Em cảm ơn anh chị đã dành thời gian để đọc bài của em.