FDA

```
import os
import pandas as pd
import numpy as np
import datetime as dt
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

pd.set_option('display.max_rows', 1000)
pd.set_option('display.max_columns', 100)

INPUT_FOLDER = './data/input'
OUTPUT_FOLDER = './data/output'
os.listdir(INPUT_FOLDER)
```

Зчитування данних

```
In [14]:
          dateparser = lambda x: dt.datetime.strptime(x, '%Y-%m-%d')
          df_train = pd.read_csv(
              os.path.join(INPUT_FOLDER, 'train_final.csv'),
              index_col='ID',
              parse_dates = ['date'],
              date_parser=dateparser)
          df_train.shape
In [15]:
          df_test = pd.read_csv(
              os.path.join(INPUT FOLDER, 'test data.csv'),
              index_col='ID',
              parse_dates = ['date'],
              date_parser=dateparser
          df test.shape
In [11]:
          sku = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_FOLDER, 'sku_final.csv'))
          geo_params = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_FOLDER, 'geo_params.csv'))
```

Пропущені значення

Отакої! Бачимо, що більше ніж 90% значень price і sales датасету - це насправді пропущенні значення. В чаті пояснили, з чим це пов'язано. Пропущенні значення в sales - це насправді нулі. Пропущенні значення в price виникають у цьому випадку через те, що якщо продажів не було в цей день, то і ціну не заносять до таблиці.

Тому далі пропущенні значення в price будуть заповнюватися останнім відомим значенням ціни в таблиці для відповідного geoCluster та SKU, а пропущенні sales - нулями.

Супер, в тестовому датасеті все заповнено. Насправді, саме те, як заповнені ціни, дозволить нам набрати високий скор на leaderboard, хоча це рішення й не підходить для справжнього прогнозування 📆 🐼. Але про це пізніше.

Порівняння тренувальних та тестових даних

Для початку, поглянемо, яким часовим проміжкам відповідають тренувальна та тестова вибірка.

```
In [7]: df_train['date'].describe()

/tmp/ipykernel_83825/2324214180.py:1: FutureWarning: Treating datetime data as categoric
```

al rather than numeric in `.describe` is deprecated and will be removed in a future vers ion of pandas. Specify `datetime_is_numeric=True` to silence this warning and adopt the future behavior now.

df_train['date'].describe()

```
Out[7]:

count
27956445

unique
566

top
2021-07-19 00:00:00

freq
115831

first
2020-01-01 00:00:00

last
2021-07-19 00:00:00

Name: date, dtype: object
```

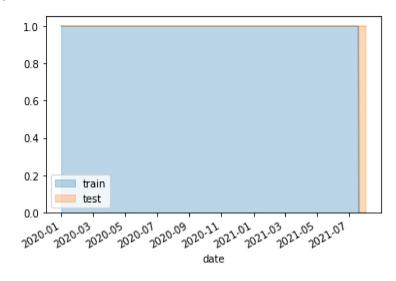
```
In [8]: df_test['date'].describe()
```

/tmp/ipykernel_83825/1304132669.py:1: FutureWarning: Treating datetime data as categoric al rather than numeric in `.describe` is deprecated and will be removed in a future vers ion of pandas. Specify `datetime_is_numeric=True` to silence this warning and adopt the future behavior now.

last 2021-08-02 00:00:00 Name: date, dtype: object

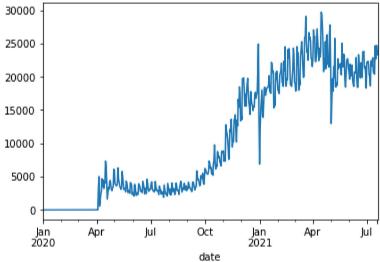
```
pd.concat([
    pd.DataFrame(index=df_train.date.drop_duplicates(), data={'train':1, 'test':np.nan}
    pd.DataFrame(index=df_test.date.drop_duplicates(), data={'train':np.nan, 'test':1})
]).plot(kind='area',alpha=0.3)
```

Out[9]: <AxesSubplot:xlabel='date'>



Маємо дані за 2020-01-01 - 2021-07-19 в тренувальному датасеті, але ... (дивимося нижче)

```
In [21]: df_train.groupby('date')['sales'].sum().plot()
Out[21]: <AxesSubplot:xlabel='date'>
```



... насправді маємо значно менше даних. Мабуть, магазини тільки почали відкриватися в 2020 році, або дані по них почали збирати тільки тоді, але стає зрозуміло, що 2020 рік для тренування використовувати не варто. Методом проб і помилок ми дійшли до того, що краще брати дані починаючи з 2020-05-01, що і зробили для нашої моделі.

Подивимося, чи ϵ в тестовому датасеті нові geoCluster та SKU

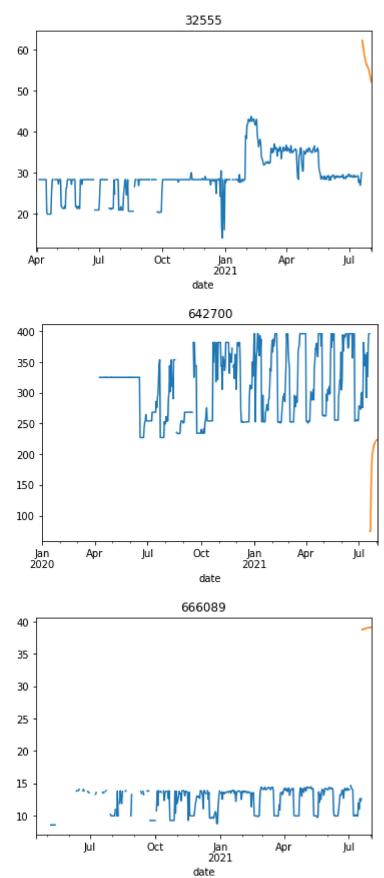
```
geoCluster
n train values 512
n test values 515
train & test n values 512
train only values set()
test only values {2292, 285, 3159}

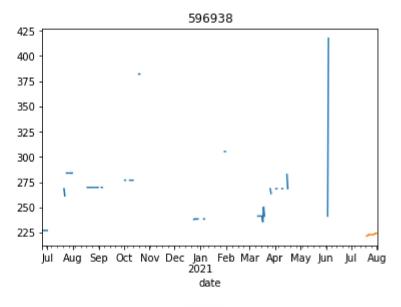
SKU
n train values 1925
n test values 1961
train & test n values 1925
train only values set()
test only values set()
test only values {848259, 618500, 867715, 830984, 859657, 803605, 441758, 723491, 87410
9, 803626, 863682, 727362, 868167, 873804, 873805, 725838, 775501, 552921, 725338, 72840
9, 774878, 763745, 545761, 711138, 785378, 852329, 672233, 759658, 827628, 761066, 85962
6, 783088, 791922, 570488, 874108, 803581}
```

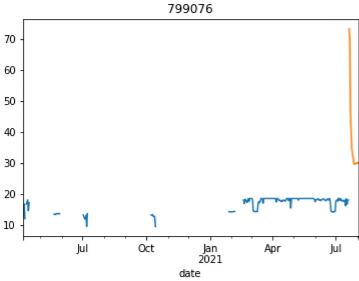
Декілька нових артикулів є, але небагато.

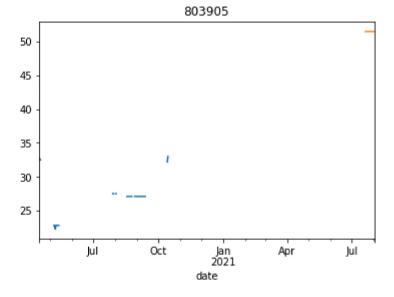
Подивимося на ціни декількох випадкових артикулів в обох вибірках.

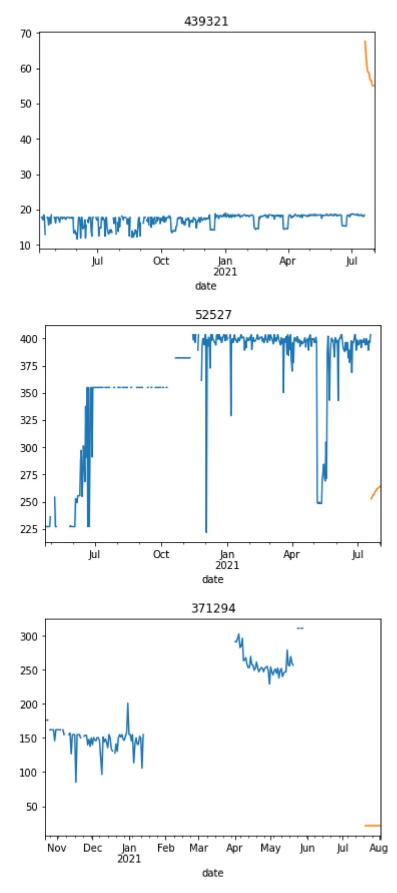
```
for sku in df_train['SKU'].sample(10).unique():
    df_train[df_train['SKU'] == sku].groupby('date')['price'].mean().plot()
    df_test[df_test['SKU'] == sku].groupby('date')['price'].mean().plot()
    plt.title(sku)
    plt.show()
    plt.close()
```

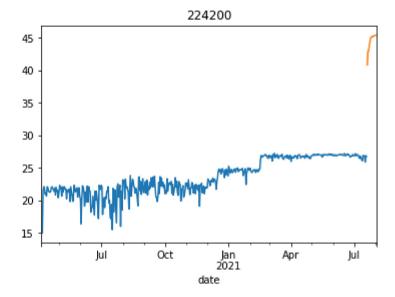












Не знаємо, що сталося в ніч між 2021-07-19 та 2021-07-20, але бачимо, що ціни дууууже сильно "стрибають" від трейну до тесту. Пробували різними способами прибрати викиди з датасету, але це нічим не допомогло. Пробували взагалі прибрати їх з датасетів, але скор став трохи гіршим. Тому залишили як є.

Розподіли

Поглянемо на розподіли.

```
In [31]:
    df_train['dataset'] = 'train'
    df_test['dataset'] = 'test'

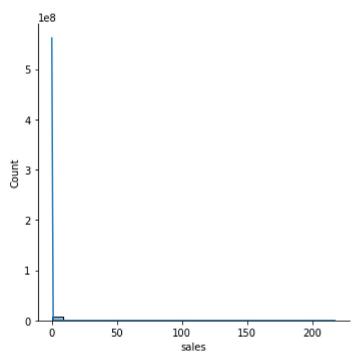
    df_all = pd.concat([df_train, df_test]).reset_index(drop=True)
```

Відсіємо дані до 2021-05-01, оскільки самк цей шматок даних ми використовуємо для побудови моделі.

```
In [43]: df_all = df_all[df_all['date'] >= '2021-05-01']

In [44]: sns.displot(data=df_all[df_all['dataset'] == 'train']['sales'].fillna(0), kde=True)

Out[44]: 
Cout[44]:
```



```
In [46]:

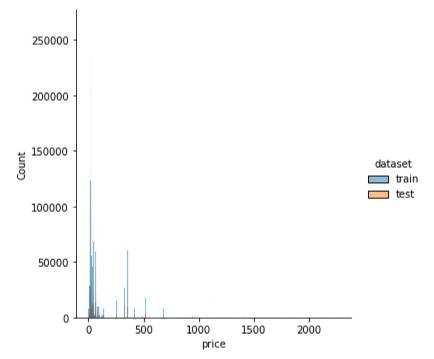
df_all['price'] = df_all.groupby(['geoCluster', 'SKU'], sort=False)['price'].apply(lamb
```

/tmp/ipykernel_83825/3795478985.py:1: SettingWithCopyWarning:
A value is trying to be set on a copy of a slice from a DataFrame.
Try using .loc[row_indexer,col_indexer] = value instead

See the caveats in the documentation: https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/user_guide/indexing.html#returning-a-view-versus-a-copy df_all['price'] = df_all.groupby(['geoCluster', 'SKU'], sort=False)['price'].apply(lambda x: x.ffill().bfill())

```
In [47]: sns.displot(data=df_all, hue='dataset', x='price')
```

Out[47]. <seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7ff8b7afeca0>



```
print('Worst geoCluster by sales:', df_all.groupby(['geoCluster'])['sales'].sum().sort_
print('Best geoCluster by sales:', df_all.groupby(['geoCluster'])['sales'].sum().sort_v
```

```
Worst geoCluster by sales: geoCluster
        0.0
285
2292
        0.0
1690
        0.0
459
        0.0
479
        0.0
2668
        0.0
1619
        0.0
367
        0.0
2065
        0.0
1747
        0.0
3095
        0.0
1774
        0.0
3159
        0.0
2905
        0.0
1781
        0.0
496
        0.0
        0.0
736
508
        0.0
318
        0.2
2953
        0.2
260
        0.7
434
        1.0
445
        1.0
682
        1.0
440
        1.0
1865
        1.0
1850
        1.0
149
        1.0
2368
        1.0
744
        1.0
Name: sales, dtype: float64
Best geoCluster by sales: geoCluster
        14451.800
2259
```

```
2045
                  14452.000
          2233
                  14589.170
          2171
                  14936.562
          2041
                  14952.337
          2231
                  15023.630
          2252
                  15638.200
          2908
                  15882.800
          2158
                  16043.400
          2064
                  16387.350
          2042
                  16721.350
          2635
                  16746.110
                  17492.350
          2069
          2262
                  17545.700
          2482
                  19241.650
          3097
                  19445.611
          2077
                  20871.764
          2031
                  21531.130
          2149
                  21532.365
          2735
                  22932.850
          2022
                  23186.356
          2033
                  23191.600
          2049
                  23420.050
                  24252.500
          2023
          2054
                  24321.250
          2056
                  25358.560
          2021
                  25689.569
                  29300.050
          2001
          2043
                  29641.155
          3209
                  33853.350
          Name: sales, dtype: float64
In [56]:
           print('Worst SKU by sales:', df_all.groupby(['SKU'])['sales'].sum().sort_values().head(
           print('Best SKU by sales:', df_all.groupby(['SKU'])['sales'].sum().sort_values().tail(3
          Worst SKU by sales: SKU
                    0.0
          17
          734569
                    0.0
          728409
                    0.0
          727362
                    0.0
          726767
                    0.0
          726612
                    0.0
          725838
                    0.0
          725338
                    0.0
          724108
                    0.0
          724107
                    0.0
          723491
                    0.0
          722449
                    0.0
          719934
                    0.0
          719932
                    0.0
          718197
                    0.0
          711138
                    0.0
          708035
                    0.0
          703195
                    0.0
          702058
                    0.0
          699411
                    0.0
          699410
                    0.0
          696970
                    0.0
          690798
                    0.0
          689800
                    0.0
          682379
                    0.0
```

```
0.0
680212
679045
          0.0
          0.0
679042
734570
          0.0
679041
          0.0
Name: sales, dtype: float64
Best SKU by sales: SKU
32549
            9488.026
552812
            9813.000
474025
           10008.000
567970
           10008.000
233272
           10320.000
819150
           10444.000
838137
           10597.000
711838
           10776.000
219078
           11738.000
437495
           11776.000
666058
           12012.000
221793
           12654.000
67802
           12774.000
219149
           14043.000
           14970.000
49207
787133
           15998.000
375210
           17987.000
552806
           18002.000
819149
           18026.000
1008
           19154.000
           19581.000
534443
20872
           20017.000
369071
           20777.000
32550
           24547.515
32490
           26074.000
32546
           27316.666
208
           27321.000
39465
           62615.000
32485
          108350.210
          121484.000
16649
```

Name: sales, dtype: float64

На цьому огляд даних закінчений, але найбільший інсайт, який дозволить набрати 0.81 на public leaderboard буде нижче.