

MACHINE LEARNING





PROJECT REPORT

- CRISP-DM Methodology
- Business Understanding and Data Understanding
- Data Preparation and Modelling
- Evaluation

Daftar Isi

| CRISP-DM Methodology | 3 |
|------------------------|----|
| Business Understanding | 4 |
| Data Understanding | 4 |
| Data Exploration | 4 |
| Data Preparation | 8 |
| Missing Values | 10 |
| Data Transformation | 11 |
| Feature Engineering | 17 |
| Modelling | 18 |
| Evaluation | 22 |
| Team Profiles | 23 |

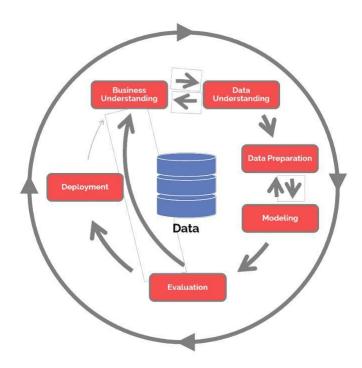
CRISP-DM METHODOLOGY

CRoss Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) adalah model proses dengan enam fase yang secara alami menggambarkan life cycle data science yang menggunakan Machine Learning. Metodologi ini akan membantu anda merencanakan, mengatur, dan mengimplementasikan proyek.

CRISP-DM dan Metodologi Data science dari IBM diawali dengan kegiatan Business Understanding yang merupakan proses pemahaman terhadap masalah yang akan diselesaikan. Di dalam kegiatan tersebut juga dilakukan proses pemetaan antara masalah bisnis dengan tugas analitiks (tugas data science yang sesuai).

Berikutnya kegiatan pemahaman terhadap data (Data Understanding) yang meliputi penentuan kebutuhan data, pengumpulan data dan eksplorasi data. Pada Metodologi IBM masing-masing sub kegiatan dijadikan proses tersendiri.

Langkah berikutnya adalah Data Preparation yang dilakukan untuk memperbaiki kualitas data agar sesuai dengan proses Modeling yang akan dilakukan berikutnya. Kualitas model yang dihasilkan di evaluasi (Evaluation) sebelum dideploy menjadi sistem operasional. Rangkaian kegiatan diakhiri dengan proses feedback dan pelaporan.



Gambar 1. Siklus Metode CRISP-DM

BUSINESS UNDERSTANDING

Sejak peluncurannya di tahun 2007, Airbnb telah menjadi pilihan yang sangat populer di kalangan pelancong mancanegara karena menawarkan pengalaman yang unik dan alternatif yang relatif lebih murah dibandingkan dengan hotel. Saat ini, Airbnb sudah memiliki lebih dari 5.6 juta properti yang tersebar di lebih dari 220 negara di dunia dalam katalognya. Jasa dari Airbnb bisa diakses oleh usernya baik melalui webapp, dan aplikasi di platform Android dan iOS.

Masalah yang diharapkan akan diselesaikan dari proyek ini adalah memprediksi harga dari properti yang akan di-listing. Prediksi harga yang akurat diharapkan bisa ditambahkan menjadi fitur rekomendasi harga di Airbnb sehingga bisa membantu para host terutama yang baru mulai mencoba untuk menyewakan propertinya sehingga mereka tidak kesulitan dalam menentukan harga yang sesuai untuk properti yang mereka miliki.

Untuk melakukan prediksi harga ini, metode yang akan digunakan adalah metode Support Vector Machine dan juga Artificial Neural Network. Selain itu dalam melakukan prediksi harga, seringkali prediksi yang diberikan bisa melenceng sangat jauh. Oleh karena itu, evaluation metric yang akan digunakan adalah Mean Absolute Percentage Error (MAPE) yang tidak terlalu dipengaruhi apabila ada prediksinya melenceng cukup jauh.

DATA UNDERSTANDING

Data yang akan digunakan merupakan dataset dari Airbnb Singapura. Dataset ini terdiri dari 2 file yaitu file "listings.csv" yang berisi tabel utama dan juga file "neighbourhoods.csv" yang berisi tabel bantuan yang memberi informasi mengenai daerah yang ada di sekitar suatu lokasi tertentu.

DATA EXPLORATION

Berikut adalah seluruh kolom dari tabel yang ada di file "listings.csv":

- Id: ID dari tempat penginapan
- Listing url: URL dari tempat penginapan
- Scrape id: ID dari data yang di scrape dari AirBNB
- Last scraped: Tanggal terakhir kali proses scrape dilakukan
- Name: Nama dari tempat penginapan
- Description : Deskripsi dari tempat penginapan
- Neighborhood_overview : Gambaran sekilas dalam bentuk deskripsi mengenai lingkungan sekitar daerah penginapan
- Picture url : URL dari foto tempat penginapan
- Host id: ID dari pemilik tempat penginapan
- Host url: URL dari profile pemilik tempat penginapan
- Host_name: Nama dari profile pemilik tempat penginapan
- Host_since: Tanggal dari saat pemilik tempat penginapan mendaftar di AirBNB
- Host location: Lokasi dari pemilik tempat penginapan
- Host about: Deskripsi dari pemilik tempat penginapan

- Host_response_time: Waktu yang dibutuhkan oleh pemilik tempat penginapan untuk membalas calon customer
- Host_response_rate : Persentase pembalasan chat oleh pemilik tempat penginapan kepada calon customer
- Host_acceptance_rate : Persentase penerimaan customer untuk menyewa tempat penginapan
- Host_is_superhost : Info bahwa pemilik dari tempat penginapan ini adalah superhost atau tidak (True/False)
- Host_thumbnail_url : URL untuk foto profile dari pemilik tempat penginapan dalam ukuran thumbnail
- Host_picture_url : URL untuk foto profile dari pemilik tempat penginapan
- Host neighbourhood: Lingkungan dari pemilik tempat penginapan
- Host_listings_count : Jumlah dari banyaknya penyewaan tempat penginapan yang dimiliki oleh pemilik tempat penginapan
- Host_total_listings_count : Jumlah total dari banyaknya penyewaan tempat penginapan yang dimiliki oleh pemilik tempat penginapan
- Host_verification : Daftar informasi mengenai pemilik tempat penginapan yang dapat memverifikasi dirinya
- Host_has_profile: Info mengenai pemilik tempat penginapan ini memiliki profile atau tidak (True/False)
- Host_identity_verification: Info bahwa pemilik dari tempat penginapan ini sudah terverifikasi atau tidak (True/False)
- Neighbourhood : Linkungan
- Neighbourhood cleansed: Lingkungan yang lebih spesifik
- Neighbourhood group cleansed: Grup dari lingkungan yang lebih spesifik
- Latitude : Garis lintang dari lokasi tempat penginapan
- Longitude : Garis bujur dari lokasi tempat penginapan
- Property_type : Tipe properti dari tempat penginapan
- Room type: Tipe kamar dari tempat penginapan
- Accommodates: Jumlah tamu yang dapat diterima oleh tempat penginapan
- Bathrooms: Jumlah kamar mandi yang ada di tempat penginapan
- Bathrooms_text : Deskripsi mengenai kamar mandi yang ada di tempat penginapan
- Bedrooms: Jumlah kamar tidur yang ada di tempat penginapan
- Beds: Jumlah kasur yang ada di tempat penginapan
- Amenities: Daftar fasilitas yang disediakan oleh tempat penginapan
- Price : Harga dari penyewaan tempat penginapan
- Minimum nights: Jumlah minimum malam yang harus dipesan saat penyewaan
- Maximum nights: Jumlah maximum malam yang harus dipesan saat penyewaan
- Has_availability: Available atau tidaknya tempat penginapan
- Availability 30: Available atau tidaknya tempat penginapan dalam waktu 30 hari
- Availability 60: Available atau tidaknya tempat penginapan dalam waktu 60 hari
- Availability 90: Available atau tidaknya tempat penginapan dalam waktu 90 hari
- Availability_365: Available atau tidaknya tempat penginapan dalam waktu 365 hari

- Number_of_reviews : Jumlah review dari customer yang pernah menginap
- Number of reviews Itm: Jumlah review dari customer dalam waktu 12 bulan yang lalu
- Number_of_reviews_I30d : Jumlah review dari customer dalam waktu 30 hari yang lalu
- First review: Tanggal pertama adanya review
- Last_review : Tanggal terakhir adanya review
- Review_scores_rating : Rating penilaian review secara keseluruhan
- Review_scores_accuracy: Rating penilaian review dari segi akurasi
- Review_scores_cleanliness : Rating penilaian review dari segi kebersihan
- Review scores checkin: Rating penilaian review dari segi check-in
- Review scores communication: Rating penilaian review dari segi komunikasi
- Review_scores_location : Rating penilaian review dari segi lokasi
- Review_scores_value : Rating penilaian review dari segi value
- License : Lisensi
- Instant_bookable: Info mengenai proses booking bisa instan atau tidak (True/False)
- Calculated_host_listings_count : Jumlah total transaksi penyewaan dari pemilik penginapan
- Calculated_host_listings_count_entire_homes : Jumlah total transaksi penyewaan dari pemilik penginapan tipe rumah
- Calculated_host_listings_count_private_rooms : Jumlah total transaksi penyewaan dari pemilik penginapan tipe kamar pribadi
- Calculated_host_listings_count_shared_rooms: Jumlah total transaksi penyewaan dari pemilik penginapan tipe kamar berbagi
- Reviews per month: Rata-rata review yang di dapat per bulan

Dalam tabel ini, secara keseluruhan terdapat 4387 data tempat penginapan dengan 74 atribut. Dari sekian banyak atribut yang ada dapat ditemukan beberapa kolom yang kosong(Null) sepenuhnya. Contohnya seperti yang ditunjukan dalam gambar berikut

| ilost_lu | 4307.0 | 1.1027000+00 | 1.0002020 | 2.2110000000 | 2.0422000+07 | 1.104/04670/ | 1.0041406+00 | J.010J10C+00 |
|---------------------------|--------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| host_listings_count | 4376.0 | 4.710032e+01 | 7.247388e+01 | 0.000000e+00 | 2.000000e+00 | 1.300000e+01 | 5.300000e+01 | 2.750000e+02 |
| host_total_listings_count | 4376.0 | 4.710032e+01 | 7.247388e+01 | 0.000000e+00 | 2.000000e+00 | 1.300000e+01 | 5.300000e+01 | 2.750000e+02 |
| latitude | 4387.0 | 1.313209e+00 | 3.173796e-02 | 1.245300e+00 | 1.293215e+00 | 1.310420e+00 | 1.322170e+00 | 1.453280e+00 |
| longitude | 4387.0 | 1.038474e+02 | 4.093549e-02 | 1.036469e+02 | 1.038373e+02 | 1.038495e+02 | 1.038622e+02 | 1.039686e+02 |
| accommodates | 4387.0 | 2.956006e+00 | 2.395966e+00 | 1.000000e+00 | 2.000000e+00 | 2.000000e+00 | 4.000000e+00 | 1.600000e+01 |
| bathrooms | 0.0 | NaN |
| bedrooms | 3994.0 | 1.337757e+00 | 7.188504e-01 | 1.000000e+00 | 1.000000e+00 | 1.000000e+00 | 1.000000e+00 | 8.000000e+00 |
| beds | 4328.0 | 1.877311e+00 | 2.563267e+00 | 0.000000e+00 | 1.000000e+00 | 1.000000e+00 | 2.000000e+00 | 5.800000e+01 |
| minimum_nights | 4387.0 | 2.987987e+01 | 5.613981e+01 | 1.000000e+00 | 2.000000e+00 | 7.000000e+00 | 3.000000e+01 | 1.100000e+03 |

Selain dari beberapa kolom yang seluruh valuenya memiliki nilai Null. Ada beberapa kolom yang sebagian valuenya memiliki nilai Null dengan contoh seperti yang ditunjukan dalam gambar berikut

```
pd.set_option('max_rows', 99999)
data.isnull().sum()
                                                       a
listing_url
                                                       0
scrape_id
                                                       0
last scraped
name
description
                                                     141
neighborhood_overview
                                                    1518
picture_url
                                                       0
host_id
                                                       0
host_url
host_name
                                                      11
host_since
host_location
                                                      11
                                                      12
host_about
                                                    1273
host_response_time
                                                     581
host_response_rate
                                                     581
host_acceptance_rate
                                                     719
host_is_superhost
                                                      11
host_thumbnail_url
                                                      11
host_picture_url
                                                      11
host_neighbourhood
                                                     424
host_listings_count
                                                      11
host total listings count
                                                      11
host_verifications
host_has_profile_pic
                                                       0
                                                      11
host_identity_verified
                                                      11
neighbourhood
                                                    1518
```

Jika ditotal, dari 74 atribut yang ada terdapat 34 atribut yang masih memiliki Null value di dalamnya. Selanjutnya akan dijelaskan mengenai tabel yang ada dalam file "neighbourhoods.csv". Atribut-atribut yang ada dalam tabel dari file tersebut adalah sebagai berikut:

- Neighbourhood group: Grup dari lingkungan
- Neighbourhood : Lingkungan

Berikut merupakan contoh dari isi tabel

```
# load the data set ans show the first five transaction
url2 = 'https://raw.githubusercontent.com/sirjvp/housesales/main/neighbourhoods.csv'
data2 = pd.read_csv(url2)
data2.head()
```

| | neighbourhood_group | neighbourhood |
|---|---------------------|---------------|
| 0 | Central Region | Bishan |
| 1 | Central Region | Bukit Merah |
| 2 | Central Region | Bukit Timah |
| 3 | Central Region | Downtown Core |
| 4 | Central Region | Geylang |

Dalam tabel ini, tidak ditemukan adanya Null value di atribut manapun

```
data2.isna().any()

neighbourhood_group
neighbourhood
dtype: bool

False
```

DATA PREPARATION

Dalam pembuatan model yang baik, data-data yang ada perlu dipilah dan dibersihkan terlebih dahulu. Oleh karena itu, langkah pertama yang dilakukan adalah memilih atribut mana saja yang akan dipakai. Atribut yang dipilih hanyalah atribut yang dirasa oleh penulis akan mempengaruhi atribut target.

```
dataset = data[['host_since', 'host_response_time', 'host_response_rate', 'host_acceptance_rate', 'host_listings_count',

'host_identity_verified', 'neighbourhood_cleansed', 'property_type', 'accommodates', 'bathrooms_text', 'bedrooms',

'beds', 'number_of_review_scores_rating','review_scores_accuracy','review_scores_cleanliness', 'review_scores_checkin'

'review_scores_location','review_scores_value','instant_bookable', 'amenities', 'price']]

dataset.head()
```

| | host_since | host_response_time | host_response_rate | host_acceptance_rate | host_listings_count | host_identity_verified | neighbourhood_cleansed] |
|---|------------|--------------------|--------------------|----------------------|---------------------|------------------------|--------------------------|
| 0 | 2010-10-20 | within a day | 100% | NaN | 2.0 | | Woodlands |
| 1 | 2010-09-08 | a few days or more | 0% | NaN | 1.0 | | Bukit Timah |
| 2 | 2010-10-20 | within a day | 100% | NaN | 2.0 | | Woodlands |
| 3 | 2011-01-29 | within a few hours | 100% | 100% | 8.0 | | Tampines |
| 4 | 2011-01-29 | within a few hours | 100% | 100% | 8.0 | | Tampines |

| property_type | accommodates | bathrooms_text | bedrooms | beds | number_of_reviews | review_scores_rating | review_scores_accuracy : |
|------------------------------|--------------|------------------|----------|------|-------------------|----------------------|--------------------------|
| Private room in apartment | | 1 bath | 1.0 | 1.0 | | 94.0 | 10.0 |
| Private room in apartment | | 1 bath | 1.0 | 1.0 | | 91.0 | 9.0 |
| Private room in apartment | | 1 bath | 1.0 | 1.0 | 20 | 98.0 | 10.0 |
| Private room in villa | | 1 private bath | 2.0 | 3.0 | 20 | 89.0 | 9.0 |
| Private room in house | | Shared half-bath | 1.0 | 1.0 | 24 | 83.0 | 8.0 |
| < | | | | | | | |

| review_scores_cleanliness | review_scores_checkin | review_scores_communication | review_scores_location | review_scores_value | instant_bookable |
|---------------------------|-----------------------|-----------------------------|------------------------|---------------------|------------------|
| 10.0 | 10.0 | 10.0 | 8.0 | 8.0 | f |
| 10.0 | 10.0 | 10.0 | 9.0 | 9.0 | f |
| 10.0 | 10.0 | 10.0 | 8.0 | 9.0 | f |
| 8.0 | 9.0 | 10.0 | 9.0 | 9.0 | f |
| 8.0 | 9.0 | 9.0 | 8.0 | 8.0 | |

| amenities | price |
|--|----------|
| ["Elevator", "Cable TV", "Washer", "Wifi", "TV | \$79.00 |
| ["Elevator", "Essentials", "Shampoo", "TV", "W | \$80.00 |
| ["Dryer", "Elevator", "Wiff", "TV", "Cable TV" | \$66.00 |
| ["Dryer", "Dedicated workspace", "Shampoo", "W | \$174.00 |
| ["Dryer", "Essentials", "Shampoo", "Wiff", "TV | \$93.00 |

MISSING VALUES

Setelah memilih kolom yang kemungkinan akan berpengaruh terhadap nilai variabel target, maka yang dilakukan selanjutnya adalah pengecekan mengenai kolom-kolom yang memiliki value Null

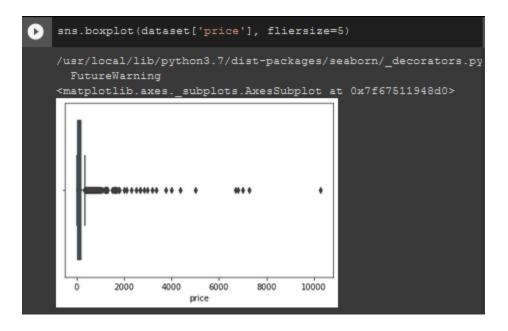
```
host_since 11
host_response_time 581
host_response_rate 581
host_acceptance_rate 719
host_listings_count 11
host_identity_verified 11
neighbourhood_cleansed 0
property_type 0
accommodates 0
bathrooms_text 15
bedrooms 393
beds 59
number_of_reviews 0
review_scores_rating 1905
review_scores_cleanliness 1909
review_scores_cleanliness 1909
review_scores_communication 1910
review_scores_communication 1910
review_scores_value 1912
instant_bookable 0
amenities 0
price 0
dtype: int64
```

Dikarenakan banyaknya jumlah instance yang memiliki value Null dalam tabel yang digunakan, maka penulis memutuskan untuk tidak langsung menghapus semua instance yang memiliki value Null tetapi mengganti instance tersebut ke nilai lainnya. Untuk melakukan itu, Data Transformation perlu dilakukan terlebih dahulu.

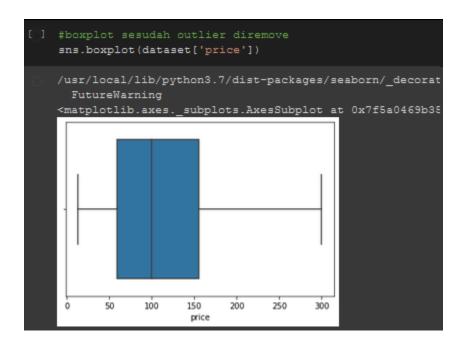
DATA TRANSFORMATION

Hal pertama yang dilakukan adalah menghilangkan *outlier* terlebih dahulu. Oleh karena itu penulis mulai melakukan transformasi data dari variabel target yaitu kolom "price".

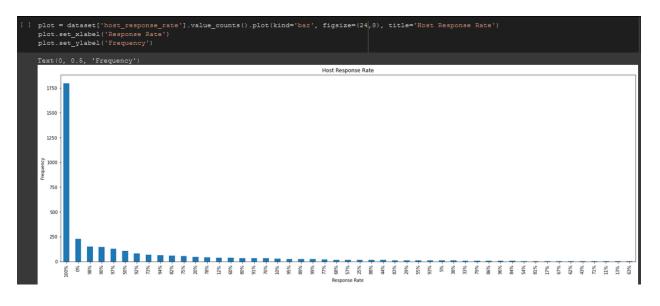
Setelah itu kolom price ditampilkan menggunakan boxplot dan semua outlier dihilangkan



```
#remove outlier
dataset = dataset[dataset['price'] <= 300]</pre>
```



Selanjutnya, atribut-atribut numerik yang memiliki nilai Null diperiksa satu per satu dan diganti dengan value yang sesuai.



data NA diganti dengan 100 karena modus dari atribut ini sangat jauh dibandingkan dengan frekuensi angka-angka lain
dataset['host_response_rate'] = dataset['host_response_rate'].astype(str).str[:-1].str.replace('na', '100').astype(float)

```
# data NA diganti 100 karena modus dari atribut ini sangat jauh dibandingkan dengan frekuensi angka-angka lain dataset['host_acceptance_rate'] = dataset['host_acceptance_rate'].stype(str).str[:-1].str.replace('na', '100').astype(float)

# mengganti host since menjadi sudah berapa tahun menjadi host dataset['host_since'] = 2021 - dataset['host_since'].astype(str).str[:4].astype(float)

# NA handling untuk continous variabel dataset.host_since.mean(), inplace= True)

dataset.host_since.fillna(value= dataset.host_since.mean(), inplace= True)

dataset.bedrooms.fillna(value= dataset.bedrooms.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_cleanliness.fillna(value= dataset.review_scores_cleanliness.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_value.fillna(value= dataset.review_scores_value.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_checkin.fillna(value= dataset.review_scores_checkin.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_checkin.fillna(value= dataset.review_scores_checkin.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_caccuracy.fillna(value= dataset.review_scores_accuracy.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_location.fillna(value= dataset.review_scores_accuracy.mean(), inplace= True)

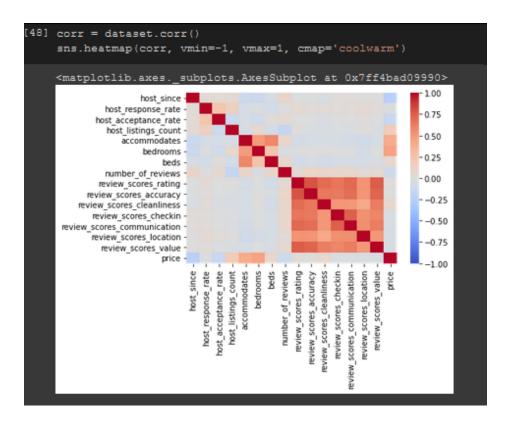
dataset.review_scores_location.fillna(value= dataset.review_scores_accuracy.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_location.fillna(value= dataset.review_scores_accuracy.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_location.fillna(value= dataset.review_scores_accuracy.mean(), inplace= True)

dataset.review_scores_communication.fillna(value= dataset.review_scores_communication.mean(), inplace= True)
```

Selanjutnya, masing-masing atribut dilihat korelasinya dengan variabel target



```
[49] corr['price']
                                 -0.237725
    host_since
    host_response_rate
                                 -0.013782
                                 -0.141571
    host_acceptance_rate
                                  0.193776
    host_listings_count
                                  0.401382
    accommodates
    bedrooms
                                  0.458789
                                  0.073862
    beds
    number_of_reviews
    review_scores_rating
                                 0.004404
    review_scores_accuracy
    review_scores_cleanliness
    review_scores_checkin
    review_scores_communication -0.028655
    review_scores_location
                                 -0.033870
    review_scores_value
                                 -0.035848
    price
    Name: price, dtype: float64
```

Karena korelasi yang didapatkan sangat kecil pada seluruh atributnya, maka penulis memutuskan hanya mengambil atribut yang memiliki nilai korelasi di atas 0.1 atau kurang dari -0.1.

```
[50] # drop data dengan correlation kecil (0.1 s.d. -0.1)
    drop_1 = set(corr.index[corr['price'] <= 0.1])
    drop_2 = set(corr.index[corr['price'] >= -0.1])
    drop = list(drop_1.intersection(drop_2))
    dataset.drop(drop, axis=1, inplace=True)
    drop

['beds',
    'review_scores_value',
    'review_scores_checkin',
    'review_scores_rating',
    'host_response_rate',
    'review_scores_accuracy',
    'review_scores_location',
    'review_scores_communication',
    'review_scores_cleanliness']
```

Setelah atribut-atribut bernilai numerik sudah selesai diatasi, selanjutnya yang akan diatasi adalah atribut-atribut yang sifatnya *categorical*. Pertama, penulis memutuskan untuk menghapus semua instance yang masih memiliki nilai Null.

```
[66] dataset.dropna(axis = 0, how ='any', inplace=True)
```

Selanjutnya, atribut-atribut yang sifatnya categorical, diolah dengan menggunakan Label Encoding.

```
[ ] label_encoder = preprocessing.LabelEncoder()
   dataset['neighbourhood_cleansed'] = label_encoder.fit_transform(dataset['neighbourhood_cleansed'])
   dataset['property_type'] = label_encoder.fit_transform(dataset['property_type'])
   dataset['bathrooms_text'] = label_encoder.fit_transform(dataset['bathrooms_text'].astype(str).str.replace('<','less than'))

   response_dict = {'within a day':0, 'a few days or more':1, 'within a few hours':2, 'within an hour':3}
   identity_dict = {'f':0, 't':1}
   instant_dict = {'f':0, 't':1}
   dataset.host_response_time = dataset.host_response_time.replace(response_dict)
   dataset.host_identity_verified = dataset.host_identity_verified.replace(identity_dict)
   dataset.head()</pre>
```

| hos | t_since | host_response_time | host_acceptance_rate | host_listings_count | host_identity_verified | neighbourhood_cleansed | property_type acc |
|-----|---------|--------------------|----------------------|---------------------|------------------------|------------------------|-------------------|
| | 11.0 | 0.0 | 100.0 | 2.0 | 1.0 | | |
| | 11.0 | 1.0 | 100.0 | 1.0 | 1.0 | | |
| | 11.0 | 0.0 | 100.0 | 2.0 | 1.0 | | |
| | 10.0 | 2.0 | 100.0 | 8.0 | 1.0 | | |
| 4 | 10.0 | 2.0 | 100.0 | 8.0 | 1.0 | 35 | 22 |

Khusus untuk kolom "amenities" karena value di dalamnya berupa list, maka dilakukan One-Hot Encoding untuk bisa mendapatkan semua isinya.

```
One Hot encoding
[52] # Ubah tipe data dari kolom 'amenities' dari string menjadi list
    def remove_petik(isi):
      jadi = ''
      for letter in isi:
        if letter != '"':
         jadi += letter
      return jadi
    test = dataset['amenities'].copy()
    for i in range (len(test.index)):
      data = test.iloc[i]
      data = data[1:-1]
      items = data.split(',')
      for item in items:
        item = remove_petik(item)
      test[i] = items
```

| | | | "32\" HDTV" | "Air conditioning" | "Baby bath" | "Baby monitor" | "Baby safety gates" | "Babysitter recommendations" | "Baking sheet" | "Barbecue utensils" | "Bathtub" | "Beach essentials" | "Beachfront" | "Bed linens" |
|---------|-----|------|----------------|-----------------------|----------------|-------------------|---------------------------|---------------------------------|-------------------|------------------------|-----------|-----------------------|--------------|-----------------|
| 0 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 1 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 2 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 3 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 4 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| | | | | | | | | | | | | | | |
| 3429 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 3430 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 3435 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 3439 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 3461 | | | | | | | | | | | | | | 0 |
| 4229 rd | ows | × 23 | 5 column | s | | | | | | | | | | |

```
[ ] # Menghilangkan kolom-kolom yang tidak perlu dari dataframe
    drop=[]
    for col in res:
        if len(col) == 1:
            drop.append(col)
    res.drop(drop, axis=1, inplace=True)
```

Hasil dari One-Hot Encoding kemudian digabungkan ke dataset awal.

| | | op('ameni | ([dataset, res], a: ties', axis=1, inp | | | | | , <u></u> <u>*.</u> 17. | |
|---|----------|-------------|---|----------------------|---------------------|------------------------|------------------------|-------------------------|-------|
| D | hos | st_since h | nost_response_time | host_acceptance_rate | host_listings_count | host_identity_verified | neighbourhood_cleansed | property_type | accom |
| | | 11.0 | 0.0 | 100.0 | 2.0 | 1.0 | 39.0 | 13.0 | |
| | | 11.0 | 1.0 | 100.0 | 1.0 | 1.0 | 6.0 | 13.0 | |
| | | 11.0 | 0.0 | 100.0 | 2.0 | 1.0 | 39.0 | 13.0 | |
| | | 10.0 | 2.0 | 100.0 | 8.0 | 1.0 | 35.0 | 27.0 | |
| | | 10.0 | 2.0 | 100.0 | 8.0 | 1.0 | 35.0 | 22.0 | |
| | 5 rows × | 190 columns | | | | | | | |

Ternyata setelah digabungkan, beberapa kolom didapati memiliki nilai Null. Maka dari itu untuk terakhir kalinya, instance-instance yang masih memiliki nilai Null akan dihilangkan.

```
host_since 774
host_response_time 774
host_acceptance_rate 774
host_listings_count 774
host_identity_verified 774
"Smart lock" 0
"TV" 0
"Washer \u2013\u00a0In building" 0
"Washer" 0
"Wifi" 0
Length: 189, dtype: int64
```

```
new.dropna(axis = 0, how ='any', inplace=True)
```

FEATURE ENGINEERING

Sebelum masuk ke modeling, variabel target perlu dipisahkan terlebih dahulu dari atribut-atribut lainnya.

```
[ ] # split data as X and y
x, y = new.loc[:,new.columns != 'price'], new.loc[:, 'price']
```

Selanjutnya, supaya model yang dihasilkan bisa lebih akurat, maka dilakukan scaling terhadap semua variabel independen. Untuk itu tim penulis memilih metode standard scaling terhadap seluruh variabel tersebut.

```
## standardize feature set scaler = StandardScaler()
standard = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(x))
standard.head()

## 0 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16

## 0 2.603454 -1.821622 0.736244 -0.679637 0.3951 2.296451 -0.073356 -0.809715 -0.722359 -0.451283 -0.381891 0.995387 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.603454 -0.927957 0.736244 -0.699386 0.3951 -1.369473 -0.073356 -0.809715 -0.722359 -0.451283 0.120280 0.995387 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.603454 -1.821622 0.736244 -0.679637 0.3951 2.296451 -0.073356 -0.809715 -0.722359 -0.451283 0.179359 0.995387 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.2063454 -1.821622 0.736244 -0.679637 0.3951 2.296451 -0.073356 -0.809715 -0.722359 -0.451283 0.179359 0.995387 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 -0.451283 0.297517 -1.150861 -0.705119 -0.051024 -0.016988 0.554909 -0.293564 1 2.710627 -0.034292 0.736244 -0.595942 0.3951 1.852097 0.768846 0.063487 3.751768 0.451283 0.297
```

Terakhir dataset akan dipisahkan menjadi training data dan testing data.

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.25, random_state=32)
```

MODELLING

Dalam memilih metode regresi yang digunakan, tim penulis memilih 2 metode yaitu Artificial Neural Network dan juga Support Vector Machine.

1. Artificial Neural Network

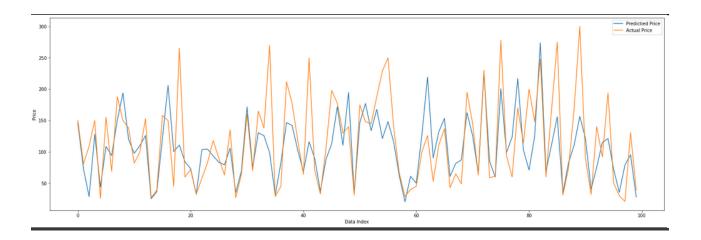
Artificial Neural Network adalah sekumpulan algoritma yang dibuat untuk mencari pola atau informasi dari dataset dengan cara yang mirip dengan cara otak manusia bekerja. Neural network sendiri merupakan sistem dari neuron baik organik maupun buatan. Neural network tersusun dari lapisan node yang saling berkaitan. Masing-masing node adalah perceptron dan cara kerjanya mirip dengan Multiple Linear Regression. Perceptron ini memasukkan input ke dalam activation function. Dalam Multi-Layered Perceptron, akan ada input layer yang mengumpulkan data yang diinputkan. Setelah melalui lapisan node yang disebut hidden layer, nilai yang dihasilkan akan tercermin dari output dari output layer yang merupakan layer terakhir.

Dalam membuat model Artificial Neural Network, penulis menggunakan class dari library sklearn yaitu MLPRegressor dengan jumlah 2 hidden layer dengan layer pertama terdiri dari 256 node dan layer kedua terdiri dari 128 node. Solver yang digunakan adalah 'adam', activation function yang digunakan adalah rectified linear unit function (relu), batch size 128, dan memiliki learning rate 0.001 dan nilainya tidak berubah sampai akhir.

Hasil dari prediksi harga dari model yang dibuat dengan menggunakan Artificial Neural Network ditampilkan dan dibandingkan dengan harga sebenarnya. Dari keseluruhan data yang dipakai untuk testing, diambil 100 sampel data untuk ditampilkan menggunakan grafik.

```
[67] y_pred = model.predict(x_test)
    compare = pd.DataFrame({'prediction': y_pred, 'actual': y_test})
    compare.head()
          prediction actual
     2778
             72.683547
                         135.0
             77.379153
                          98.0
            164.630145
                         147.0
     4036
     1933
             55.539522
                          48.0
     1043
             59.831487
                          65.0
```

```
compare_plt = compare.sample(n=100)
compare_plt.reset_index(drop=True, inplace=True)
plt.figure(figsize=[25,8])
plt.plot(compare_plt.index,compare_plt['prediction'], label='Predictied Price')
plt.plot(compare_plt.index, compare_plt['actual'], label='Actual Price')
plt.xlabel('Data Index')
plt.ylabel('Price')
plt.legend()
plt.show()
```



Dari grafik diatas bila dilihat secara visual dapat disimpulkan bahwa harga hasil prediksi dari model cukup akurat dibandingkan dengan harga sebenarnya. Selain menggunakan line chart, model juga dievaluasi dari nilai Mean Absolute Percentage Error (MAPE) nya. Nilai MAPE yang didapatkan dari model ini adalah 32.08.

2. Support Vector Machine

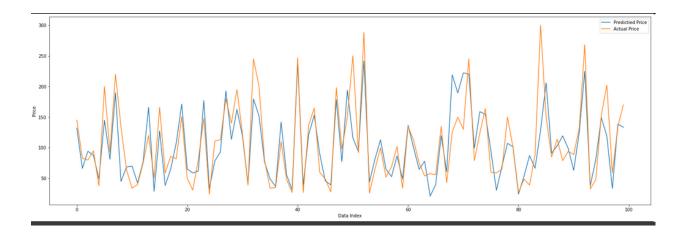
Support Vector Machine adalah seperangkat metode supervised learning. Metode ini menggunakan teknik yang disebut kernel trick untuk transform data yang nanti dapat ditemukan optical boundary antara possible output. Metode ini menggunakan nonlinear mapping untuk mengubah original data training menjadi dimensi yang lebih tinggi. Kemudian menemukan cara untuk memisahkan data berdasarkan label atau output yang telah kita tentukan. Keuntungan dari metode ini mampu menangani kelangkaan data dan dapat mempelajari decision boundaries yang kompleks dalam feature space dimensi yang lebih tinggi secara efisien

Dalam pembuatan model Support Vector Machine, tim penulis menggunakan class dari library sklearn yaitu SVR. Model ini dibuat dengan menggunakan kernel 'linear'.

Hasil dari prediksi harga dari model yang dibuat dengan menggunakan Support Vector Machine ditampilkan dan dibandingkan dengan harga sebenarnya. Dari keseluruhan data yang dipakai untuk testing, diambil 100 sampel data untuk ditampilkan menggunakan grafik.

```
[92] y_predsvm = svmRBF.predict(x_test)
    comparesvm = pd.DataFrame({'prediction': y_predsvm, 'actual': y_test})
    comparesvm.head()
           prediction actual
     2778
                        135.0
              88.618911
             78.146579
     2056
                          98.0
                        147.0
     4036
            158.079155
     1933
              82.758411
                          48.0
      1043
              50.686332
                          65.0
```

```
comparesvm_plt = compare.sample(n=100)
comparesvm_plt.reset_index(drop=True, inplace=True)
plt.figure(figsize=[25,8])
plt.plot(comparesvm_plt.index, comparesvm_plt['prediction'], label='Predictied Price')
plt.plot(comparesvm_plt.index, comparesvm_plt['actual'], label='Actual Price')
plt.xlabel('Data Index')
plt.ylabel('Price')
plt.legend()
plt.show()
```



Dari grafik diatas bila dilihat secara visual dapat disimpulkan bahwa harga hasil prediksi dari model cukup akurat bahkan lebih sesuai bila dibandingkan dengan menggunakan Artificial Neural Network dalam memprediksi harga. Namun, jika dilihat dari nilai MAPE nya, nilai MAPE model ini lebih tinggi dibandingkan model yang menggunakan Neural Network yaitu 46.44

EVALUATION

Dari model machine learning yang kami buat, meskipun belum bisa memprediksi dengan tepat 100%, tapi model tersebut bisa memperkirakan harga properti dari host yang ada di data testing dengan cukup baik. Mungkin dengan model ini, Airbnb bisa menambahkan fitur baru yang memudahkan host-host pemula yaitu dengan memberikan rekomendasi harga. Hal tersebut paling tidak bisa memberikan gambaran dan mempermudah host terutama host-host yang baru pertama kali mencoba masuk di bisnis serupa untuk memasang harga untuk propertinya. Karena sifatnya hanya berupa rekomendasi, maka keputusan akhirnya tetap ada di tangan masing-masing host. Sehingga jika harganya dirasa terlalu tinggi atau terlalu rendah, cukup disesuaikan lagi dengan keinginan host.

Dalam project yang kelompok kami pada kali ini telah selesaikan terdapat beberapa kendala yang kami alami dalam prosesnya, seperti saat mempersiapkan data terdapat beberapa yang memiliki nilai NaN sehingga perlu kami proses. Selain itu, nilai-nilai outlier yang ada sangat jauh dari nilai-nilai yang lain. Untuk nilai outlier tersebut, seluruh instance yang memilikinya kami hapus. Ada juga data-data yang masih tidak sesuai format sehingga tidak bisa kami gunakan dalam kalkulasi. Untuk data yang seperti itu,

perlu kami lakukan konversi dengan dari satu jenis data ke jenis data lainnya ataupun dengan cara penghapusan karakter yang tidak dapat diproses sehingga hanya menyisakan data yang berupa angka.

TEAM PROFILES



Terrence Pramono adalah mahasiswa Information System for Business (ISB) Universitas Ciputra, Surabaya. Lahir di Salatiga pada tanggal 11 November 2001, Terrence menempuh masa kecilnya di Semarang sebelum melanjutkan kuliah di Surabaya. Tujuannya belajar Machine Learning adalah karena bisnis mulai banyak yang membutuhkan analisis data sehingga belajar Machine Learning bukanlah sesuatu yang merugikan. Malah mungkin bisa menguntungkan di masa yang akan datang.



Marshall Ovierdo Kurniawan adalah mahasiswa Informatics (IMT) Universitas Ciputra, Surabaya. Lahir di Tangerang pada tanggal og Oktober 2000. Marshall melewati masa kecilnya di Denpasar, Bali kemudian meneruskan masa remajanya di Surabaya hingga di masa perkuliahan. Tujuannya dalam mendalami Machine Learning adalah untuk menambah wawasannya dalam dunia Artificial Intelligence yang dimana jika dipelajari lebih mendalam, terdapat banyak aspek yang masih memiliki potensi untuk digunakan seperti analisa data dan bahkan hingga proses automasi pada berbagai sektor pekerjaan.



Jonathan Valentino adalah mahasiswa Informatics (IMT) Universitas Ciputra, Surabaya. Lahir di Surabaya pada tanggal og Maret 2001. Jonathan melalui masa kecilnya di Surabaya hingga kuliah. Tujuan Belajar Machine learning karena Machine Learning di masa sekarang sangat dibutuhkan dan dapat digunakan di berbagai aspek suatu bisnis atau usaha yang dibutuhkan untuk memproses dan mempelajari data yang dapat digunakan kelanjutannya di Artificial Intelligence sehingga dapat menciptakan sebuah sistem yang pintar.dalam mengambil sebuah keputusan.