

# **Final Project Presentation**

**Kelompok GaNi**

**Nama:**

<b>Daniel Andrew Ketaren</b>	<b>(211402062)</b>
<b>Sarmida Uli Sinaga</b>	<b>(211402071)</b>
<b>Muhammad Hatta Abdillah</b>	<b>(211402110)</b>
<b>Luthfi Muzhaffar Lubis</b>	<b>(211402119)</b>

# Petunjuk

- Waktu presentasi adalah 5 menit (tentatif, tergantung dari banyaknya kelompok yang mendaftarkan diri)
- Waktu tanya jawab adalah 5 menit
- Silakan menambahkan gambar/visualisasi pada slide presentasi
- Upayakan agar tetap dalam format poin-poin (ingat, ini presentasi, bukan esai)
- Jangan masukkan *code* ke dalam slide presentasi (tidak usah memasukan screenshot jupyter notebook)

- 1. Latar Belakang**
- 2. Explorasi Data dan Visualisasi**
- 3. Modelling**
- 4. Kesimpulan**

# Latar Belakang

# Latar Belakang Project

Sumber Data : [Singapore House & Development Board Resale Price](#)

Problem : **Regression**

Tujuan :

- Analisis data *Singapore HDB Resale Price* 2016 - 2020 untuk perspektif kontemporer.
- *Predictive Modeling* ; menggunakan analisis regresi untuk mengidentifikasi faktor-faktor penentu utama yang mempengaruhi harga jual kembali.
- *Geospatial Analysis* ; menemukan kawasan properti bernilai tinggi untuk investasi yang terinformasi
- *Property Features* ; mengkaji pengaruh tipe rumah, luas lantai, dan jangka waktu sewa terhadap harga jual kembali.
- *Trend Analysis* ; melihat perubahan volume transaksi untuk mengidentifikasi tren pasar.

# Explorasi Data dan Visualisasi

# Business Understanding

Dataset ini mencakup informasi mengenai harga jual kembali rumah Dewan Pengembangan Perumahan (HDB) di Singapura dari tahun 2015 hingga 2020. Singapura, sebagai negara dengan lahan yang terbatas, menghadapi tantangan dalam penyediaan perumahan bagi masyarakatnya. **Harga bersaing dan mahal nya rumah baru mendorong banyak individu untuk mempertimbangkan rumah susun HDB yang dijual kembali.**

Faktor lokasi, tipe rumah, luas, dan infrastruktur menjadi fokus utama analisis. Analisis harga jual kembali ini tidak hanya penting bagi calon pembeli, tetapi juga bagi pihak ekonomi dan pengembang properti yang berkepentingan memahami dinamika pasar perumahan.

# Data Cleansing

Guna memenuhi instruksi spesifik serta optimisasi model, **butuh dilakukan *data cleansing* pada dataset ini** (setelah digabungkan)

Setelah penggabungan 2 dataset yang ada, kami mendapati dimensi dari data ialah sebanyak **117527 rows × 11 columns**. Kemudian kami melakukan filtering dimana data yang digunakan hanya dalam rentang tahun 2016 - 2020. Setelah dilakukan tahapan-tahapan *data cleansing*, kami mendapati dimensi dari dataset yang siap ditelusuri pada tahapan EDA ialah **99501 rows × 11 columns**.

117524	2020-09	YISHUN	5 ROOM	835
117525	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	791
117526	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	387

117527 rows × 11 columns



99744	2020-09	YISHUN	5 ROOM	83
99745	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	79
99746	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	38

99527 rows × 11 columns



# Data Cleansing

1) Kendala 1 : **duplikasi data sejumlah 220 data**

Solusi 1 : menghapus data duplikat menggunakan fungsi *drop()*

99745	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	791
99746	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	387

99747 rows × 11 columns



99744	2020-09	YISHUN	5 ROOM	83
99745	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	79
99746	2020-09	YISHUN	EXECUTIVE	38

99527 rows × 11 columns

# Data Cleansing

2) Kendala 2 : **perbedaan *format value* pada kolom '*remaining\_lease*'**

Solusi 2 : mendefinisikan suatu fungsi untuk menyamakan *format value* dengan dilakukannya pembulatan, apabila hitungan bulan lebih dari 6 bulan maka akan dinaikkan menjadi tahun berikutnya dan sebaliknya apabila kurang dari 6 bulan.

ate	remaining_lease	resale_p
79	62	2300
78	61	2400
86	69	2760
80	63	2800
77	60	2850
...	...	...
87	66 years 03 months	4400
87	65 years 06 months	4580
87	66 years 04 months	4900
87	66 years 03 months	5580



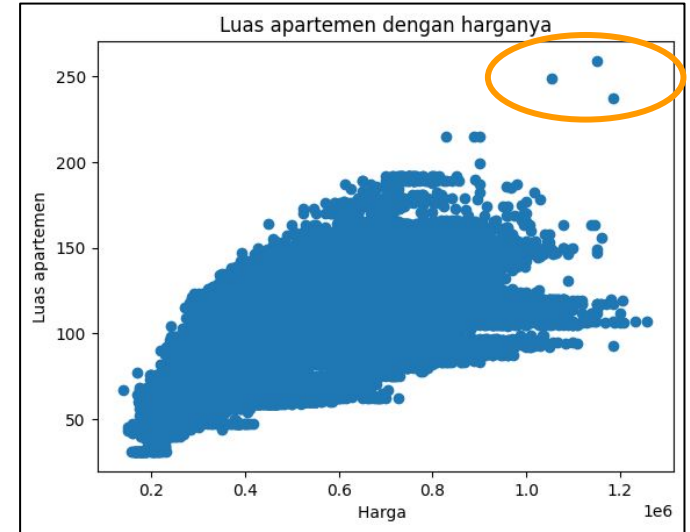
ate	remaining_lease	resale_p
079	62	2300
078	61	2400
086	69	2760
080	63	2800
077	60	2850
...	...	...
087	66	4400
087	65	4580
087	66	4900
087	66	4900

# Data Cleansing

3) Kendala 3 :  
**anomali data yang diindikasikan sebagai outlier**

Solusi 3 :

Melakukan pengecekan data yang outlier dengan menggunakan metode IQR (*Interquartile Range*) atau rentang akar kuartil dari sekumpulan data.



	month	town	flat_type	block	street_name	storey_range	floor_area_sqm	flat_model	lease_commence_date	remaining_lease	resale_price
18710	2016-12	KALLANG/WHAMPOA	3 ROOM	57	JLN MA'MOR	01 TO 03	259.0	Terrace	1972	54	1150000.0
39066	2017-12	KALLANG/WHAMPOA	3 ROOM	65	JLN MA'MOR	01 TO 03	249.0	Terrace	1972	53	1053888.0
55149	2018-09	KALLANG/WHAMPOA	3 ROOM	41	JLN BAHAGIA	01 TO 03	237.0	Terrace	1972	52	1185000.0

[+ Code](#) [+ Markdown](#)

# Data Cleansing

<jelaskan apakah data butuh dibersihkan' atau tidak usah>

<beri pemaparan dimensi dari data, brp baris, berapa kolom, berapa yang missing, dst>

<presentasikan problem yang Anda temui, dan bagaimana solusi Anda terhadap problem tersebut>

<misal: terdapat missing value pada kolom \_\_\_, solusi dari kami adalah \_\_\_>

<boleh didukung dengan visualisasi>

# Exploratory Data Analysis

Pada dataset ini terdapat 3 *insight* menarik yang dapat kami sajikan, antara lain :

- 1) Analisis lokasi properti di Singapura untuk menentukan nilai yang sepadan.
- 2) Identifikasi faktor-faktor penentu harga properti yang paling signifikan.
- 3) Eksplorasi tren dan volume transaksi properti dari tahun 2016 hingga 2020.

# Exploratory Data Analysis

- 1) Analisis lokasi properti di Singapura untuk menentukan nilai yang sepadan.

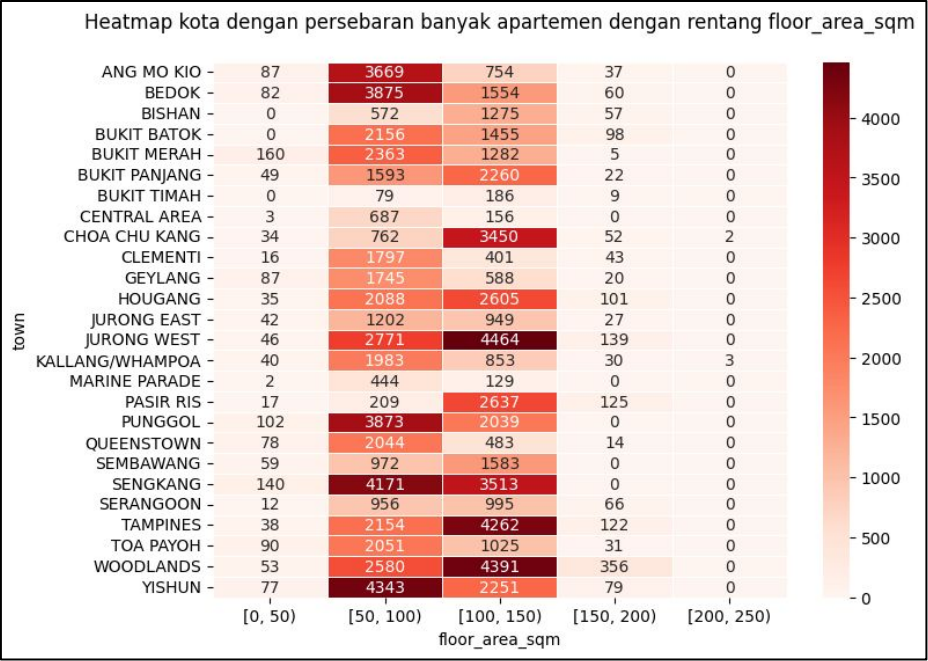
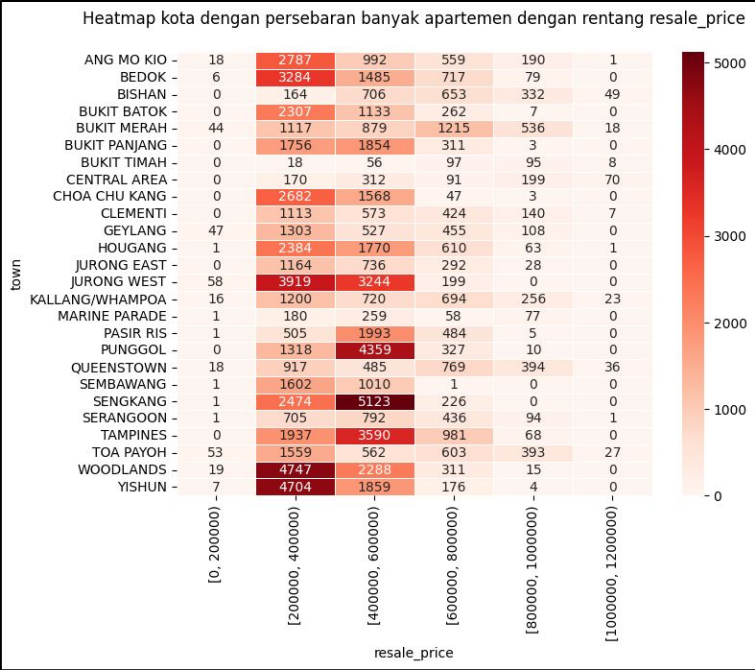
Adapun ketentuan daerah yang paling sepadan disini merujuk dari indikator:

1. Mahal atau tidaknya suatu apartemen di **daerah** tersebut
2. **Luas** atau tidaknya bangunan tersebut
3. Berapa harga rata rata dari bangunan berdasarkan **flat\_typenya**
4. Berapa harga rata rata dari bangunan berdasarkan **flat\_modelnya**

Dari data di atas, kita bisa memakai beberapa kolom antara lain ; *resale price, flat type, town, floor\_area\_sqm, flat\_model*

# Exploratory Data Analysis

1) Analisis lokasi properti di Singapura untuk menentukan nilai yang sepadan.



# Exploratory Data Analysis

- 2) Identifikasi faktor-faktor penentu harga properti yang paling signifikan.

dapat divisualisasikan dengan kolom kolom lain untuk melihat keterkaitan antara kolom kolom tersebut dengan **resale\_price**. Hal ini juga dapat membantu menemukan model yang tepat kedepannya.

Kolom kolom yang akan dicek antara lain pengaruhnya antara lain:

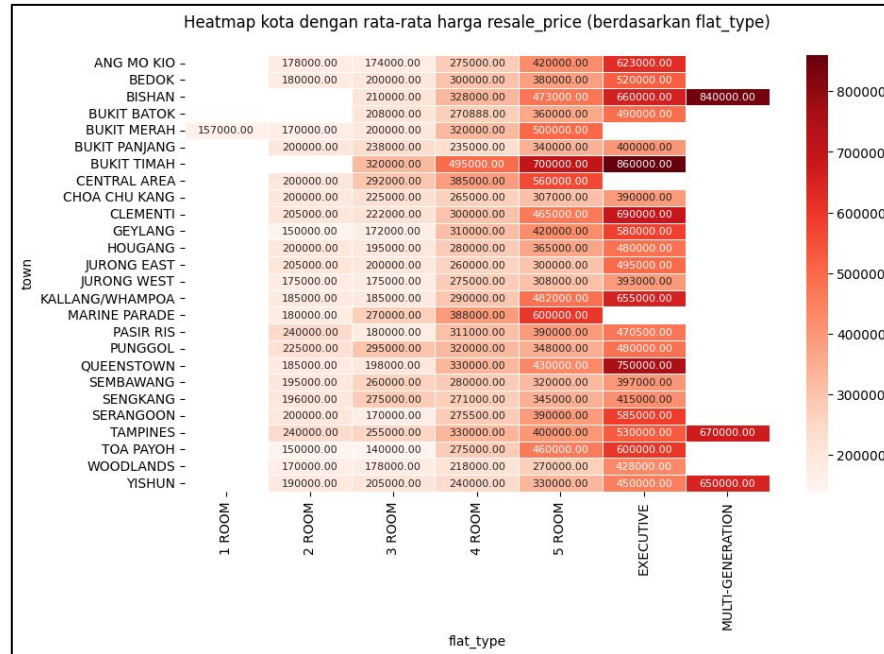
1. **flat\_type** terhadap **resale\_price**
2. **floor\_area** terhadap **resale\_price**
3. **flat\_model** terhadap **resale\_price**



# Exploratory Data Analysis

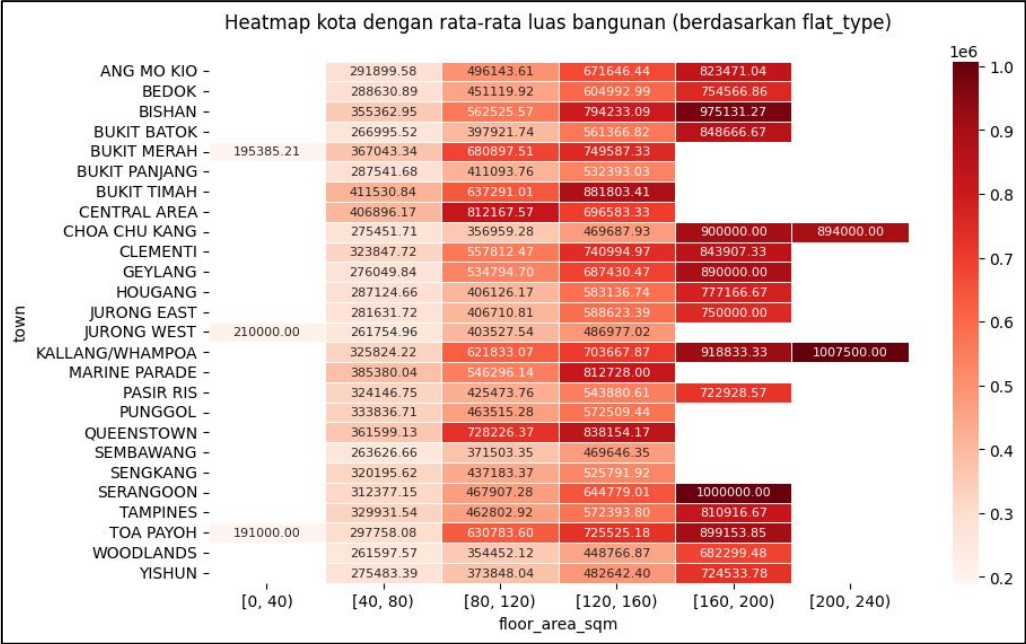
2) Identifikasi faktor-faktor penentu harga properti yang paling signifikan.

❖ Pengaruh flat\_type terhadap resale\_price



# Exploratory Data Analysis

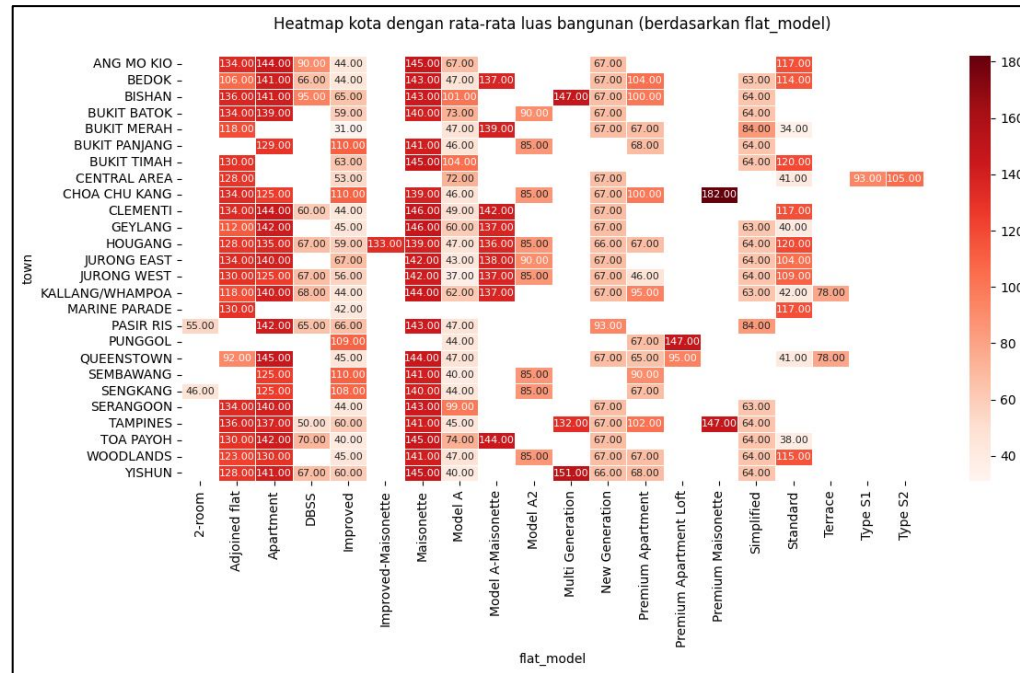
- 2) Identifikasi faktor-faktor penentu harga properti yang paling signifikan.
- ❖ Pengaruh floor\_area terhadap resale\_price



# Exploratory Data Analysis

2) Identifikasi faktor-faktor penentu harga properti yang paling signifikan.

❖ Pengaruh flat\_model terhadap resale\_price



# Exploratory Data Analysis

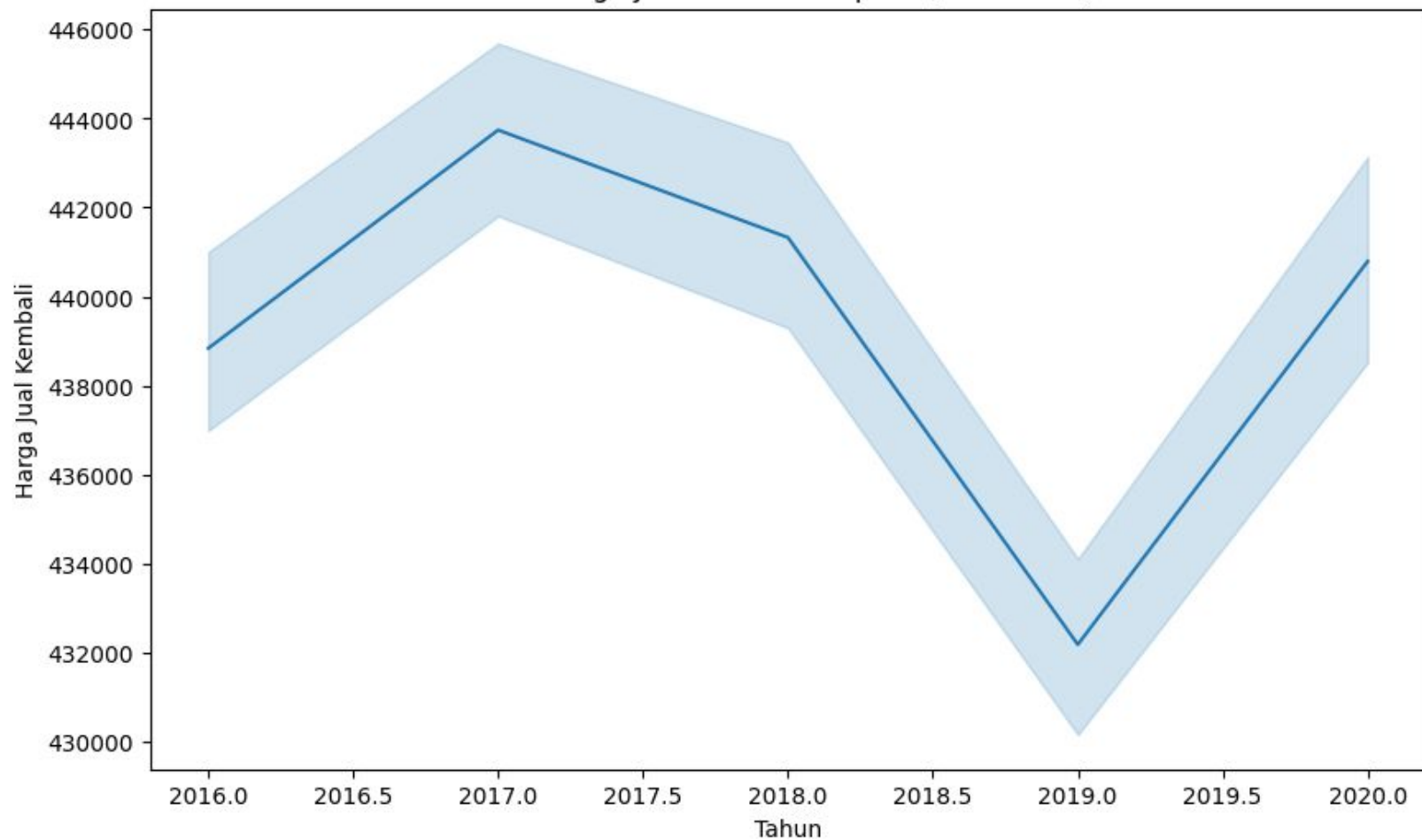
- 3) Eksplorasi tren dan volume transaksi properti dari tahun 2016 hingga 2020.



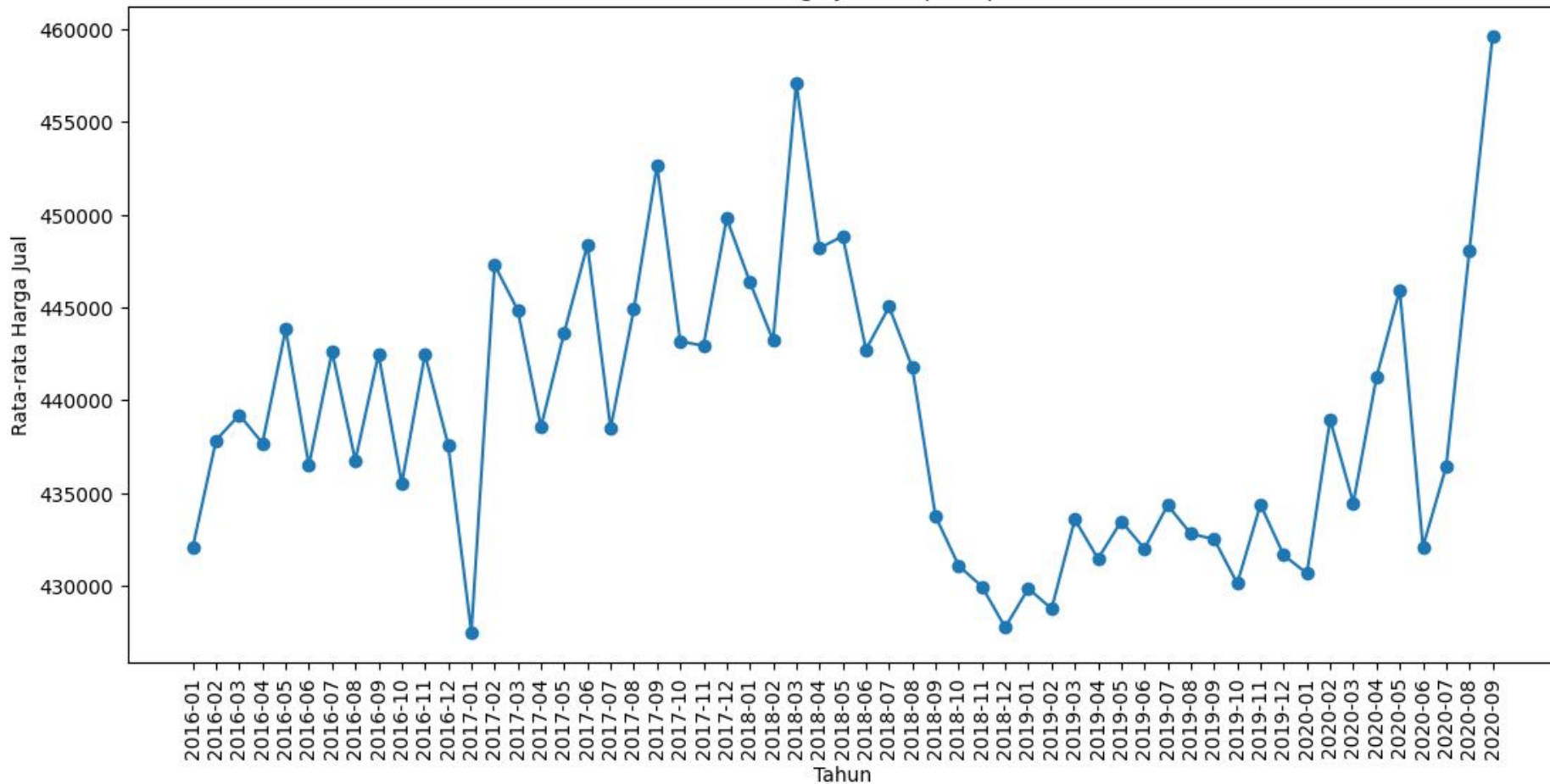
Heatmap kota dengan rata-rata harga setiap bulannya

2016-01	-413153.40	4204411.90	644086.90	406360.31	511390.14	398003.42	745000.00	730070.55	382854.82	406761.73	391620.33	416109.97	405155.52	403972.67	491741.70	496900.00	469743.00	448488.00	565760.00	405030.30	450080.00	514711.54	449120.89	450495.33	382052.74	367686.09		
2016-02	-420209.78	439066.91	565000.00	396306.12	579078.67	401762.00	684000.00	643197.17	388055.00	427908.33	417403.00	414262.42	393863.16	425613.69	491184.21	750657.14	419068.97	434995.23	531251.37	416090.37	451513.71	503451.15	454983.90	462224.74	341915.53	2034631.94		
2016-03	-398818.15	430699.73	580934.56	387194.98	518084.76	741409.175	741500.00	501810.20	402494.61	414382.67	391724.50	413368.00	447638.71	41211.26	543782.06	508580.50	503257.42	424946.63	565921.17	424303.17	4135963.37	491822.17	448058.28	393429.95	412922.09	381464.08		
2016-04	-430405.196	393820.28	604875.33	379857.48	559653.11	32517.70	676714.29	511740.67	394304.33	435957.55	476197.67	418268.39	407260.35	402602.40	552844.77	577100.00	467753.49	448030.44	519601.31	415025.66	440758.28	473367.65	450974.62	488353.51	403972.08	366117.87		
2016-05	-431903.45	411593.88	608113.30	392378.58	547952.51	405714.70	731833.33	643435.56	393496.61	473284.24	412509.46	428169.31	453848.65	405028.25	539976.46	584188.80	465344.15	451386.00	546197.97	402407.37	446898.63	487952.11	449512.63	426685.78	413691.12	371316.31		
2016-06	-397840.72	405817.86	591720.00	390608.00	564975.81	409935.88	63428.57	5073628.57	348459.31	437944.22	412619.50	404675.50	4302681.25	399321.67	529650.44	482490.67	491037.40	445996.08	575508.15	404548.95	437427.58	464195.92	405657.12	413778.12	406387.99	365571.58		
2016-07	-387884.42	388311.68	597365.30	414789.16	532108.65	416623.20	721500.00	627750.00	409108.00	446125.33	446554.37	446624.67	431402.75	401630.13	527119.93	538500.00	4773385.57	453086.41	580751.97	413463.87	444822.43	477664.17	445009.35	485972.95	391284.52	361668.63		
2016-08	-421375.62	408985.31	620991.91	395272.10	574370.10	413599.09	704114.29	702634.86	389471.99	478400.71	741401.34	416127.82	434558.14	406321.97	499935.63	512333.33	492184.54	446349.31	515314.81	404617.96	435865.28	467344.18	453235.34	436659.63	392369.48	358123.47		
2016-09	-419146.62	425786.71	613991.11	380372.02	595904.95	385395.24	626666.67	710062.50	396271.03	437026.64	38284.36	40677.53	482970.73	405273.92	533285.79	510333.33	481969.78	452020.80	543627.51	415883.05	435664.48	479496.23	462802.40	434969.83	385686.71	353600.72		
2016-10	-436764.82	394342.09	672767.00	390081.08	545435.93	417011.94	736929.33	648194.64	390522.70	438003.57	449270.76	401326.54	430432.43	401719.10	461808.88	564933.33	452210.16	446533.50	530844.00	409712.86	429852.85	474831.20	467731.43	392089.21	405022.53	368033.63		
2016-11	-431546.96	432697.89	652210.63	376764.87	537762.39	381651.31	658500.00	679388.88	389952.79	444250.00	440932.33	406698.92	416810.60	418088.94	475507.67	508222.00	492343.13	465483.85	496753.73	420114.46	435867.85	524585.22	459973.13	448251.13	413003.02	365652.52		
2016-12	-439659.40	407832.00	656040.12	382504.58	532351.89	406977.76	637000.00	624457.41	379593.66	476035.52	449424.33	415341.55	458645.16	390771.61	487518.50	508556.50	448444.46	473883.65	550034.34	404720.86	426313.72	432226.76	457093.79	462633.10	32197.96	363543.71		
2017-01	-413971.21	410027.36	636892.12	373450.81	513036.36	403851.11	722906.00	605309.09	392424.73	420814.32	397043.38	416568.85	387350.74	401508.68	473707.62	474550.00	455888.66	469878.74	474938.11	410043.48	421845.80	466450.40	449505.78	446057.21	390294.73	372318.97		
2017-02	-398604.29	401326.80	671604.66	355567.43	576042.67	419714.29	729000.00	681545.55	388410.35	426729.71	384473.83	414262.62	390337.37	460802.44	524333.33	494166.67	468588.82	643117.65	402367.97	441281.85	467335.65	500761.41	446455.76	393544.76	386762.98			
2017-03	-435649.03	411079.72	606181.81	385267.84	528883.19	426614.81	567666.67	587333.33	402986.26	503326.40	429346.12	425092.52	390974.70	394964.67	509713.92	524950.00	487074.53	453644.27	563637.59	401697.11	4130020.48	489870.12	446613.91	423231.62	384942.64	359846.00		
2017-04	-421945.91	405896.91	645081.10	373550.20	561843.10	414184.06	798777.60	71454.50	384815.92	470760.68	463299.68	468125.92	4241710.53	380973.34	5284811.07	528089.00	470064.34	464223.19	535949.91	387514.33	432914.06	463878.26	463112.21	472631.60	394328.97	343238.92		
2017-05	-444063.31	400064.35	727200.00	368405.83	596185.07	404309.63	873333.33	844400.00	383575.94	485805.88	40361.66	361254.30	397697.76	474043.85	506488.99	607571.43	492413.15	455050.42	564257.76	400131.03	429708.28	466617.82	489845.18	443555.37	380866.55	347867.53		
2017-06	-456342.43	417128.85	678963.00	388508.49	589296.00	400542.40	729600.00	708464.00	385012.95	531299.33	458161.76	405369.95	453550.00	398184.55	494050.00	536783.33	485125.00	403856.44	545474.74	407863.17	426278.51	515593.75	455691.95	495625.19	392861.84	355631.14		
2017-07	-429436.51	412494.10	616802.75	386222.21	539127.17	447426.45	613250.00	593181.82	388810.52	415165.03	39274.64	404458.09	429944.61	312148.44	504948.88	537677.78	49286.88	438578.69	566101.81	389005.52	431669.22	465552.60	467005.38	428983.33	384421.79	340099.17		
2017-08	-422186.71	455711.08	631957.12	380800.22	562147.46	422271.86	664482.67	396740.66	495698.33	339154.26	446629.94	433890.14	399396.39	347372.36	543768.88	577687.78	471687.74	477552.27	560673.20	383950.53	431187.79	500114.34	468453.50	520831.70	407002.77	342220.16		
2017-09	-421210.41	419811.10	634445.96	413392.22	607485.35	405736.84	693866.40	403174.67	396283.75	345857.21	429869.40	419596.55	399754.18	383945.79	531178.32	60785.71	471511.76	460711.91	568444.11	379492.92	425455.28	503592.96	474615.91	567474.60	381913.94	359682.62		
2017-10	-393771.33	403626.72	613195.11	386752.03	596777.17	473440.06	475629.33	36204.78	366604.72	275752.19	413225.00	406889.36	392418.67	488812.96	702454.55	512033.33	454892.00	532742.36	382988.10	452347.68	500820.00	489677.98	516946.10	381017.59	325862.64			
2017-11	-411593.23	404665.00	671227.67	380127.67	561511.93	400612.95	729600.00	708464.00	385012.95	531299.33	458161.76	405369.95	453550.00	398184.55	494050.00	536783.33	485125.00	403856.44	545474.74	407863.17	426278.51	515593.75	455691.95	495625.19	392861.84	355631.14		
2017-12	-382416.00	435209.89	710650.00	384613.33	579299.78	343612.33	676668.67	726600.00	387497.26	481892.15	479788.46	427788.99	416607.89	398430.49	495093.13	505611.00	478772.73	456782.79	539116.88	371625.30	450818.43	489226.00	479486.00	388643.15	355386.55			
2018-01	-402677.75	436644.34	588174.14	430044.97	549895.85	434935.14	784000.00	72692.31	380000.00	774462.27	362155.52	429788.93	409740.00	384882.59	492042.06	50567.00	488017.24	452734.34	488706.06	404841.85	421893.02	500424.75	498224.14	502532.34	385596.60	343312.00		
2018-02	-381908.62	439376.81	678918.00	396079.05	508616.46	425776.95	877666.67	747477.60	355060.00	603273.03	434340.97	442573.72	423736.59	384079.66	480827.59	515233.33	492785.71	453106.24	508658.64	381264.13	430835.15	520433.83	484558.09	522591.92	365211.76	354872.26		
2018-03	-435370.62	435416.69	686643.21	395611.06	560245.65	437239.29	737800.00	761470.86	375155.82	530319.10	494842.83	404413.33	39442262.22	295956.99	485606.07	507172.53	500572.62	416162.70	612323.93	375095.43	403308.60	493201.66	485607.89	566483.95	378927.03	355447.62		
2018-04	-446903.49	381602.45	664039.66	365018.19	580851.41	408070.29	726448.00	303562.50	390347.94	461683.20	505125.57	416159.97	445470.15	392101.41	480320.75	545181.82	514243.86	448256.16	606950.02	375006.00	418332.50	509805.53	495052.62	479430.38	376000.41	364476.37		
2018-05	-439163.82	457459.42	636009.03	379764.89	585391.41	416116.10	850000.00	641375.00	374421.26	473458.64	444393.94	416159.97	421648.65	403491.29	535260.68	516428.50	507565.33	394995.04	581153.07	329061.11	426432.35	485111.09	514304.76	494320.33	368052.59	305689.29		
2018-06	-430614.59	389546.37	677734.66	379441.50	557429.55	412827.57	764555.43	686187.10	398937.82	513757.85	480872.90	409462.80	396184.12	384011.01	5244682.84	51642.86	491265.52	435134.87	608084.06	387090.98	421011.17	468321.12	448461.53	513306.70	377598.19	348313.71		
2018-07	-442292.92	409447.10	580388.00	389240.71	587636.50	444786.39	697679.23	562307.30	384288.29	475293.73	385672.52	450693.95	456044.75	388691.05	406045.80	461810.00	501262.12	451280.57	539720.59	385149.37	432326.36	489196.36	498467.07	561630.46	347566.59	340083.94		
2018-08	-427889.44	396668.73	623636.00	386151.99	587946.47	429731.45	872029.33	336464.00	383947.60	551928.57	442079.31	460803.63	450368.92	362457.06	499671.24	594125.87	501224.43	441636.00	567533.49	383905.18	427383.57	476664.00						

Tren Harga Jual Kembali Properti (2016-2020)

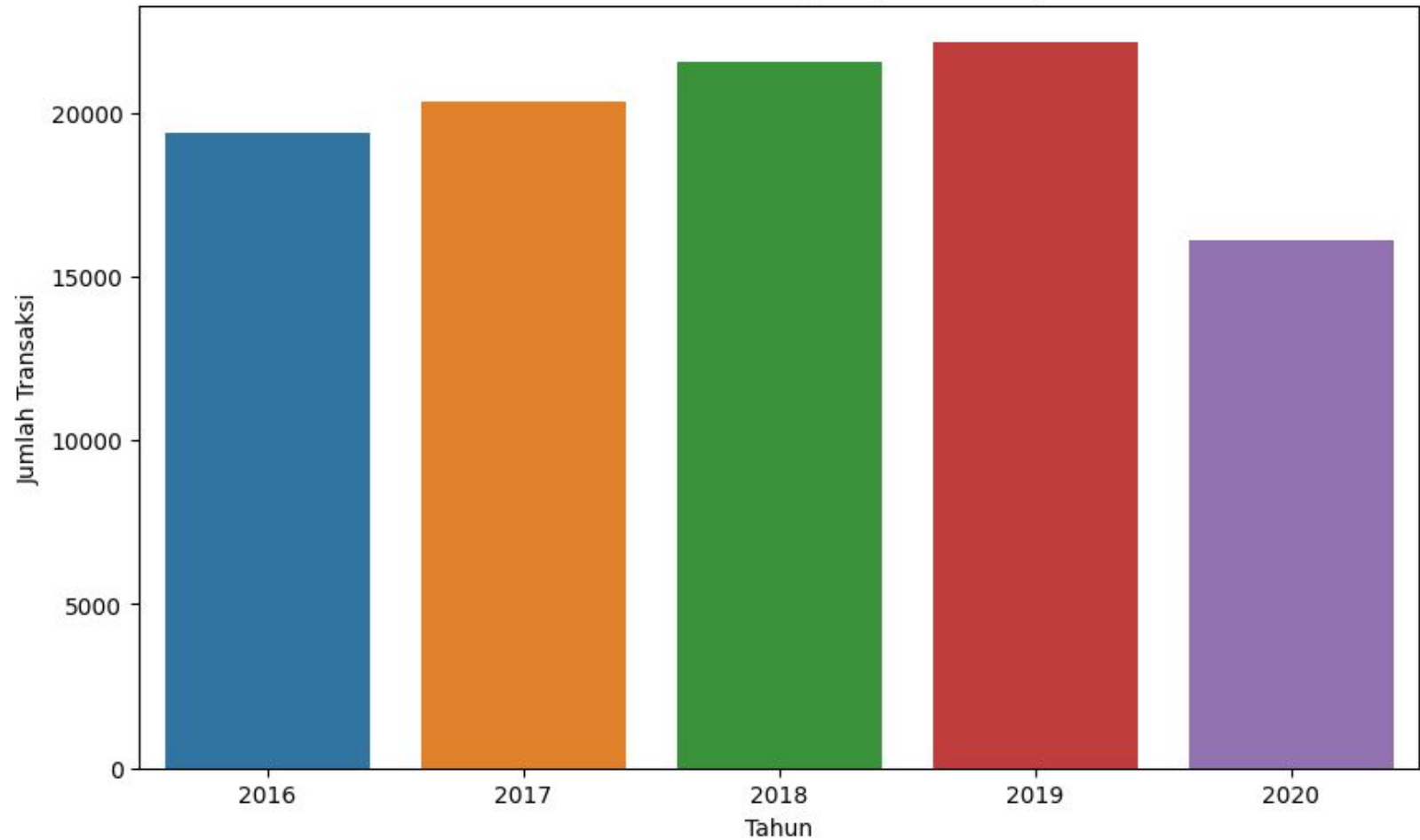


Tren Rata-rata Harga Jual Properti per Tahun





Volume Transaksi Properti (2016-2020)





# **Modelling**

# Singapore HDB Resale Price Modelling

→ Regression Modelling

→ Metode *train test split* :

- ◆ Untuk nilai variable dari **x** ialah seluruh kolom pada dataset **kecuali** *resale price*
- ◆ Untuk nilai variable dari **y** ialah kolom **resale price** (sebagai target)
- ◆ Dilakukan pembagian terhadap dataset dimana **80% data train** dan **20% data test**.

Adapun untuk **random state : 42**.

→ Model dievaluasi dengan melihat berapa besar masing - masing **skor** untuk masing - masing **MAE, MSE, dan RMSE**, dengan tujuan mencari selisih terkecil pada model.

# Singapore HDB Resale Price Modelling

- ***Linear Regression***, menjadi model pertama yang dicoba
- Selanjutnya ***XGBoost***, ***Random Forest***, dan ***Ridge***
- Untuk improvement terhadap model awal, memakai *Feature Engineering (One Hot Encoding)*, dan *Hyperparameter Tuning*
-

# Singapore HDB Resale Price Modelling

→ Model ; Linear Regression

```
Evaluation Metrics for Linear Regression:  
Training Mean Squared Error: 3648145211.614126  
Test Mean Squared Error: 3633060933.009406
```

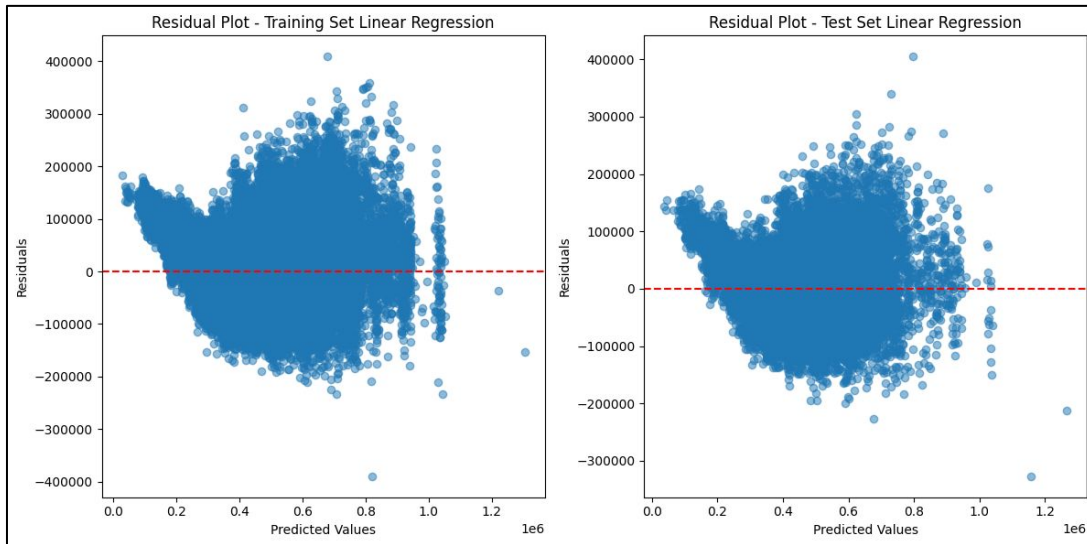
```
0.8394169683097157
```

Linear Regression:

MAE\_Linear: 46335.65032444496

MSE\_Linear: 3633060933.009406

RMSE\_Linear: 60274.87812521404



```
Linear Regression Test Score : 0.8394169683097157  
Linear Regression Train Score : 0.8397787052710466
```

# Singapore HDB Resale Price Modelling

→ Model ; XGBoost

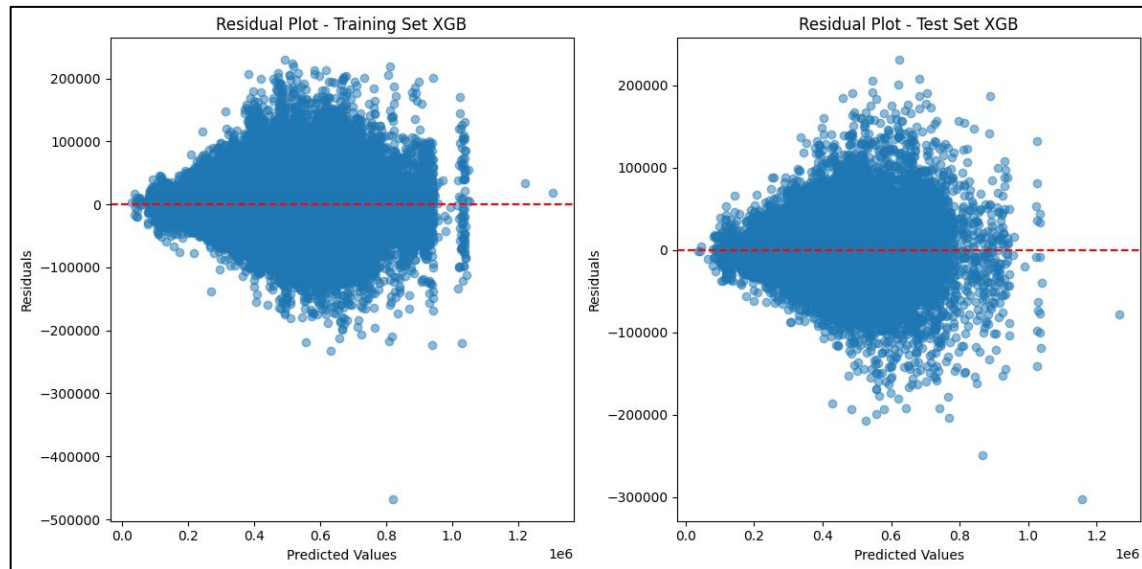
```
Evaluation Metrics for XGBoost Regressor:  
Training Mean Squared Error: 1336036003.3288689  
Test Mean Squared Error: 1455572736.0569136  
0.935662988562065
```

XGBoost:

MAE\_xgb: 27787.537198978695

MSE\_xgb: 1455572736.0569136

RMSE\_xgb: 38151.96896697356



XGBoost Test Score : 0.935662988562065

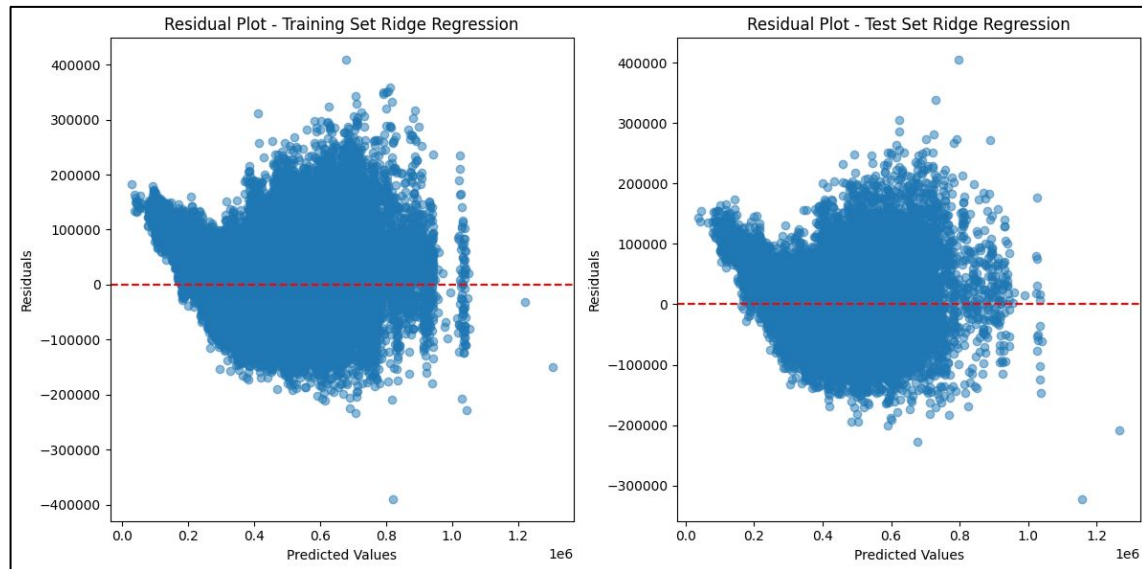
XGBoost Train Score : 0.9413232188301145

# Singapore HDB Resale Price Modelling

→ Model ; Ridge Regression

Evaluation Metrics for Ridge Regression:  
Training Mean Squared Error: 3648201070.528127  
Test Mean Squared Error: 3632830248.1277447  
0.8394271646918698

Ridge Regression:  
MAE\_ride: 46335.16036608969  
MSE\_ride: 3632830248.1277447  
RMSE\_ride: 60272.96448763529



Ridge Regression Test Score : 0.8394271646918698  
Ridge Regression Train Score : 0.8397762520278218

# Singapore HDB Resale Price Modelling

→ Model ; Random Forest → **FINAL MODEL**

```
Evaluation Metrics for Random Forest Regressor:  
Training Mean Squared Error: 793096948.8641349  
Test Mean Squared Error: 1322375793.6049771
```

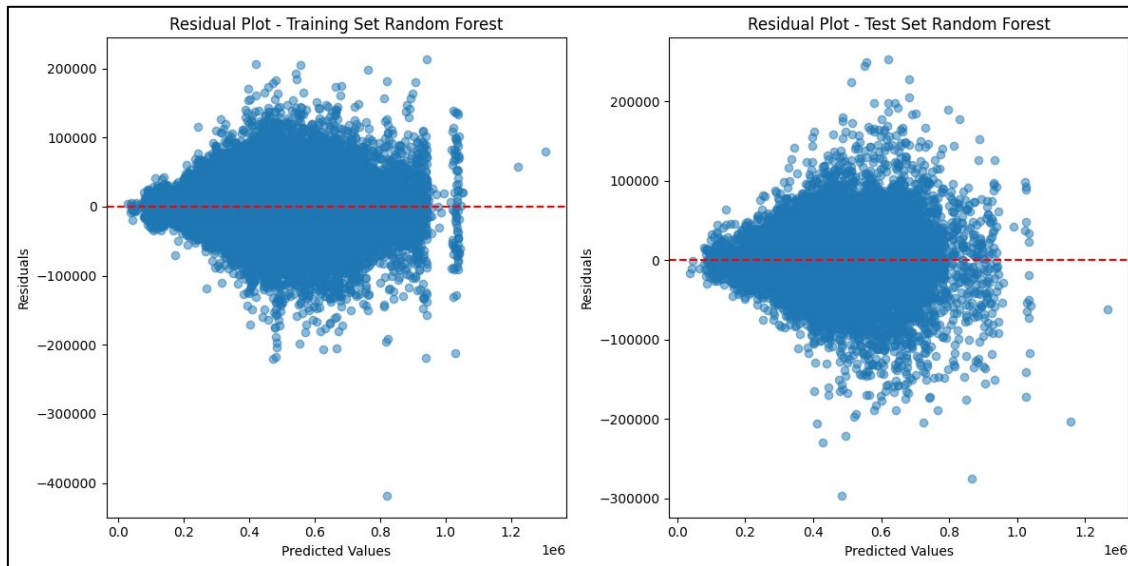
```
0.9415503571543364
```

Random Forest:

```
MAE_rf: 25866.844407430945
```

```
MSE_rf: 1320332194.8125448
```

```
RMSE_rf: 36336.37564222036
```



```
Random Forest Test Score : 0.9415503571543364
```

```
Random Forest Train Score : 0.9651683218123953
```

# Singapore HDB Resale Price Modelling

## *Hyperparameter Tuning* terhadap *Final Model*

Setelah mendapatkan **Final Model** (Random Forest), maka kita akan melakukan improvement kedua untuk mendapatkan akurasi yang lebih tinggi terhadap model dengan **Hyperparameter Tuning**. Algoritme yang kami gunakan adalah **GridSearchCV()**.

```
Hyperparameter terbaik: {'max_depth': None, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 10}  
Mean Squared Error: 1268429164.4677923  
R-squared: 0.9439348239761315
```

Mean Squared Error turun dari 1,3 miliar menjadi 1,2 miliar.

R-Squared meningkat dari 0.941 menjadi 0.943



# **Conclusion**

## Interesting Insights

1. Daerah **Woodlands** dan **Yishun** terdapat banyak sekali apartemen yang cukup murah dengan kisaran harga 200000 - 400000
2. **Bukit Merah** merupakan daerah yang didominasi oleh apartemen berharga menengah ke atas.
3. Untuk apartemen berukuran antara 50-100 sqm, pilihan terbanyak terdapat di **5** daerah, yaitu **Yishun** (terbanyak), **Sengkang**, **Punggol**, **Bedok**, dan **Ang Mo Kio**
4. Untuk apartemen berukuran sedang (100-150 sqm), pilihan terbanyak terdapat di 3 daerah, yaitu **Woodlands**, **Yishun**, dan **Jurong West**
5. Adapula **Woodlands** juga mendominasi apartemen besar dengan ukuran antara 150-200 sqm
6. Semakin banyak jumlah room pada apartemen, maka harga resale price semakin tinggi, terlebih lagi terhadap apartemen dengan tipe executive dan multi-generation

# Rekomendasi

1. Strategi Pemasaran yang Disesuaikan ; Sesuaikan strategi pemasaran untuk setiap daerah berdasarkan pada preferensi khusus yang diidentifikasi. Misalnya, beri penekanan pada harga terjangkau dalam materi promosi untuk Woodlands dan Yishun, dan soroti fitur desain minimalis untuk Yishun dan Sengkang.
2. Apartemen Terjangkau ; Pertimbangkan untuk mempromosikan apartemen di Woodlands dan Yishun kepada pelanggan yang mencari opsi terjangkau. Sorot keefisienan biaya di daerah ini dan ketersediaan apartemen berukuran standar.
3. Apartemen Minimalis ; Tekankan Yishun dan Sengkang sebagai pilihan ideal bagi pelanggan yang mencari apartemen minimalis. Sediakan informasi tentang beragam pilihan yang tersedia di daerah ini sesuai dengan gaya hidup minimalis.

**Terima kasih!**

**Ada pertanyaan?**