

# DC PROPERTIES

## TEAM OMEGA

# OUR TEAM



**Faykel Nicandro Hattu**

 [linkedin.com/in/faykel-nicandro-hattu/](https://www.linkedin.com/in/faykel-nicandro-hattu/)

 [github.com/faykelnicandro](https://github.com/faykelnicandro)



**Muhammad Rafi Amiruddin**

 [linkedin.com/in/muhammad-rafi-amiruddin/](https://www.linkedin.com/in/muhammad-rafi-amiruddin/)

 [github.com/Muhrafix/](https://github.com/Muhrafix/)



**Tamara Coglitore**

 [linkedin.com/in/tamara-coglitore/](https://www.linkedin.com/in/tamara-coglitore/)

 [github.com/tamaracoglitore/](https://github.com/tamaracoglitore/)

# TABLE OF CONTENTS

1

**BUSINESS  
PROBLEM**

2

**DATA  
UNDERSTANDING &  
PREPROCESSING**

3

**PRICE  
PREDICTION**

4

**PROPERTY  
SEGMENTATION**

5

**CONCLUSION &  
RECOMMENDATION**



# INTRODUCTION

Tempat tinggal merupakan salah satu kebutuhan utama untuk manusia. Harga properti berbanding lurus dengan prospek area yang memiliki aksesibilitas tinggi, terutama di kota-kota besar.



1

# **BUSINESS PROBLEM**

# BACKGROUND

- Washington DC merupakan Ibu Kota sekaligus kota pemerintahan di Amerika.
- Biaya hidup dan harga tempat tinggal cukup tinggi (rata-rata USD 647.000/tempat tinggal).
- Harga properti turut diatur oleh pemerintah agar tidak mengganggu stabilitas ekonomi negara.



# CONDITION

Banyak sekali perusahaan Real Estate yang berlomba untuk memenangkan pasar properti di Washington, salah satunya adalah OMEGA CORP. Dengan persaingan yang cukup tinggi, perusahaan harus mampu bersaing dengan harga yang sesuai dengan aturan pemerintah dan dengan pelayanan yang efektif.

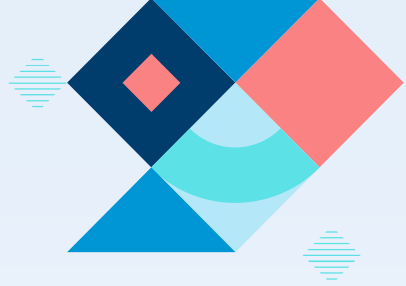
Namun ada beberapa masalah yang dimiliki oleh perusahaan yaitu:

- Subjektivitas surveyor yang dapat menyebabkan Underpriced dan Overpriced
- Survey memakan waktu yang lama dan biaya yang tinggi
- Proses marketing yang kurang efisien jika tidak ada segmentasi properti

Permasalahan tersebut dapat ditangani dengan lebih efisien menggunakan Machine Learning.



# MENGAPA MACHINE LEARNING?



## Tanpa Machine Learning:

1. Subjektivitas surveyor dapat menyebabkan Overpriced dan Underpriced yang bisa menimbulkan kerugian kedua belah pihak
2. Ada biaya untuk melakukan survey, yang juga memakan waktu cukup lama
3. Proses marketing tidak tepat sasaran, menyebabkan proses marketing yang lama dan adanya potensi kehilangan customer

## Dengan Machine Learning:

1. Menghilangkan subjektivitas dalam penentuan harga sehingga mampu meminimalisir adanya Overpriced dan Underpriced, dengan regulasi pemerintah sebagai acuan
2. Mampu memangkas biaya survey dan waktu survey
3. Proses marketing lebih tersegmentasi yang menyebabkan meningkatnya efektivitas perusahaan







# PROBLEM TREATMENT

## PRICE PREDICTION

- Membuat Model Machine Learning Regresi untuk price prediction yang memiliki Mean Absolut Error (MAE) serendah-rendahnya tanpa mengabaikan R-Squared atau Goodness of Fit.
- Mean Absolut Error merupakan rata-rata error yang didapatkan. Semakin rendah nilai MAE menunjukkan semakin rendah error pada model.
- R-Squared atau Goodness of Fit adalah nilai kesesuaian dari hasil prediksi dengan nilai aslinya. Hal ini menunjukkan akurasi model terhadap nilai sesungguhnya.

## PROPERTY SEGMENTATION

- Membuat Model Machine Learning Clustering untuk segmentasi properti dengan menggunakan jumlah cluster sesuai dengan Silhouette Score tertinggi pada cluster di setiap model.
- 



2

# **DATA UNDERSTANDING & PREPROCESSING**



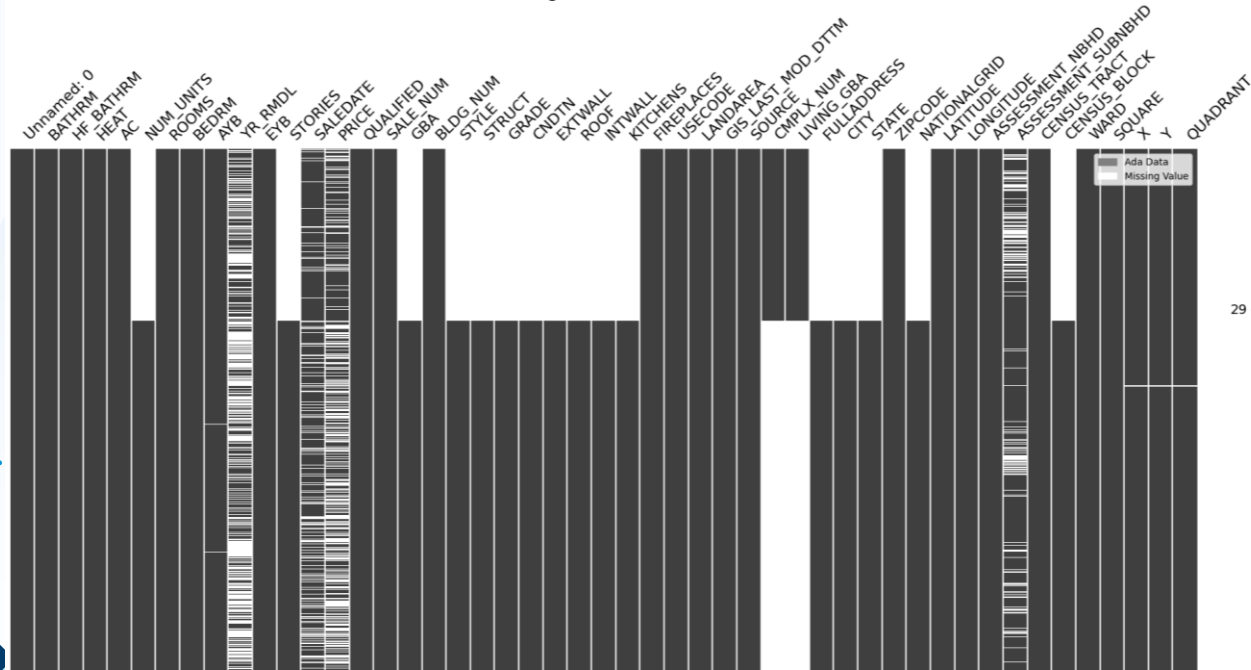
# DATA SOURCE

Data yang digunakan diunduh dari kaggle. Data tersebut merupakan gabungan 3 data yang masing-masing mengandung informasi fitur residential, fitur condominium dan lokasi properti.



# DATA CHECKING

Matrix Plot Missing Value Berdasarkan SOURCE



Condominium  
**16 kolom kosong**

Residential  
**2 kolom kosong**

Total Row = 158957, Total Column = 47

# DATA CHECKING

## SORT BY SOURCE

### JUMLAH DATA

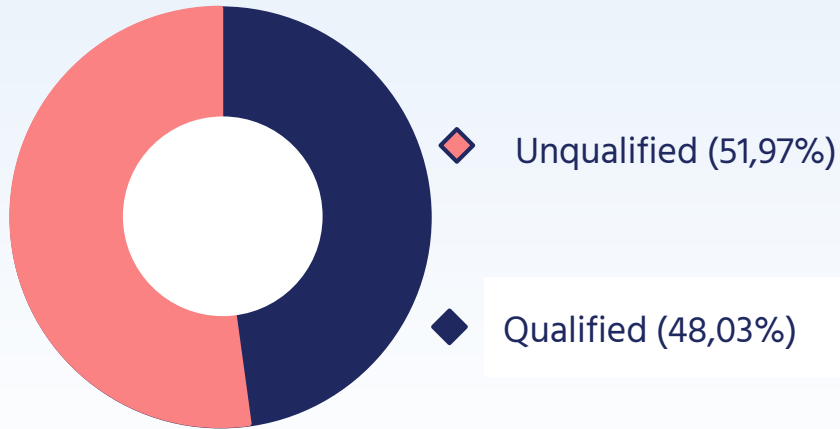


- ◆ Residential (67,12%)
- ◆ Condominium (32,88%)


- Dari perbedaan fitur berdasarkan missingness tersebut, dapat disimpulkan bahwa kedua tipe properti memiliki fitur yang berbeda
- Kedua tipe properti dinilai lebih baik memiliki **model yang berbeda** agar hasil prediksi lebih akurat
- Tipe **Residential** dipilih untuk digunakan dalam penelitian

# DATA CHECKING

## QUALIFIED



- Value pada kolom ini merupakan hasil **penilaian pemerintah** terhadap harga properti
- Dengan spesifikasi rumah yang hampir identik pada data Qualified dan Unqualified, **perbedaan harga cukup jauh**
- Data yang akan digunakan pada analisa hanya data yang **Qualified** berdasarkan pemerintah



Unqualified

AYB	WARD	GRADE	CNDTN	HEAT	AC	GBA	LANDAREA	QUALIFIED	PRICE
1800.0	Ward 2	Above Average	Good	Warm Cool	Y	2520.0	1853	U	339500.0
1800.0	Ward 2	Above Average	Average	Warm Cool	Y	2610.0	1971	Q	846000.0

Qualified

Dengan fitur yang hamper identik, perbedaan harga mencapai US\$506500





# DATA DESCRIPTION

## NUMERICAL

- BATHRM : Number of Bathroom
  - HF\_BATHRM : Number of Half Bathroom
  - NUM\_UNITS : Number of Unit
  - ROOMS : Number of Room
  - BEDRM : Number of Bedroom
  - AYB : Year the property was build
  - EYB : Most recent year the property have minor renovation
  - GBA : Gross Building Area (square feet)
  - SALEYEAR : Most recent year the property sold
  - BLDG\_NUM : Number of Building
  - KITCHENS : Number of Kitchen
  - FIREPLACES : Number of Fireplace
  - LANDAREA : Land surface area (square feet)
  - USECODE : Numeric code based on property function
  - ZIPCODE : Numeric code based on location
  - LATITUDE : Latitude
  - LONGITUDE : Longitude
  - SALEMONTN : Most recent month the property sold
- 





# DATA DESCRIPTION

## CATEGORICAL

- HEAT : Type of Heater
- AC : AC Availability
- STYLE : House Style/Stories
- STRUCT : House Structure
- EXTWALL : Exterior Wall Structure and Material
- ROOF : Roof Material and Structure
- INTWALL : Interior Wall Structure and Material
- WARD : Location Segmentation in District

- QUADRANT : City Quadrant (Northwest, Southwest, Northeast, Southeast)

## ORDINAL CATEGORIC

- GRADE : Property Grade
- CNDTN : Property Condition
- YR\_RMDL : Most recent range year the property have a Structural Renovation

## TARGET PREDICTION

- PRICE : Property value in USD
- 



# DATA CLEANING

- **REMOVING UNUSED AND IRRELEVANT FEATURES**
- **HANDLING DATA TYPE**  
SALEDATE, USECODE, ZIPCODE
- **GENERATE NEW FEATURES**  
SALEMONTH : Bulan dari kolom SALEDATE  
SALEYEAR : Tahun dari kolom SALEDATE
- **REMOVING TYPO**  
YR\_RMDL
- **REMOVING COLUMNS WITH MISSING VALUE**  
ASSESSMENT\_SUBNBHD
- **REMOVING ROWS WITH MISSING VALUE < 1%**  
PRICE, BATHRM, NUM\_UNITS, ROOMS, BEDRM, AYB, KITCHENS, FULLADDRESS, NATIONAL GRID, CENSUS\_BLOCK, QUADRANT
- **FILLING DATA ANOMALY WITH MODE**  
AC, HEAT, EXTWALL, INTWALL, STRUCT, STYLE
- **REMOVING ROWS WITH DATA ANOMALY**
  - AYB > SALEYEAR
  - AYB > EYB
  - YR\_RMDL > 2018
- **REMOVING ROWS WITH IRRATIONAL VALUE**  
PRICE

# DATA PREPROCESSING

- **BINNING COLUMN WITH MISSING VALUE**

YR\_RMDL

- **ONE HOT ENCODING**

AC, QUADRANT

- **ORDINAL ENCODING**

YR\_RMDL, GRADE, CNDTN

- **BINARY ENCODING**

ZIPCODE, WARD, USECODE, HEAT, STYLE, STURCT, EXTWALL, ROOF, INTWALL

- **SIMPLE IMPUTER WITH MODE**

AC, HEAT, EXTWALL, INTWALL

- **SPLITTING DATA**

- Target = PRICE
- Data train 80%, data test 20%





3

# PRICE PREDICTION

The slide features a light blue background with decorative geometric patterns in the corners. The top-left and top-right corners contain clusters of overlapping squares and diamonds in dark blue, teal, and coral, accompanied by small dotted circles and horizontal line patterns. The bottom-left corner has a large, soft, light blue curved shape.

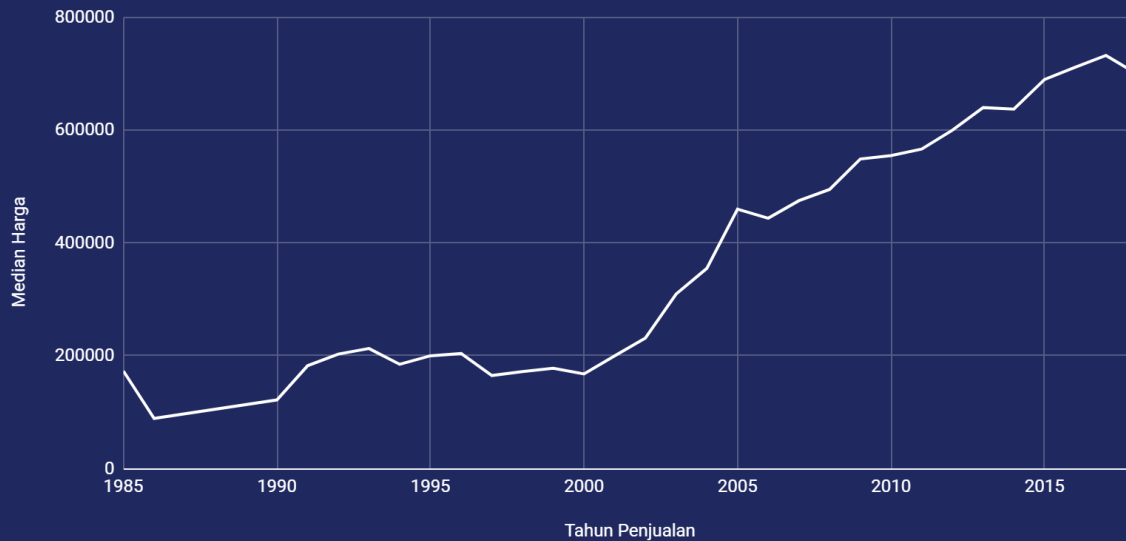
# **1. DATA ANALYSIS**

# PRICE ANALYSIS



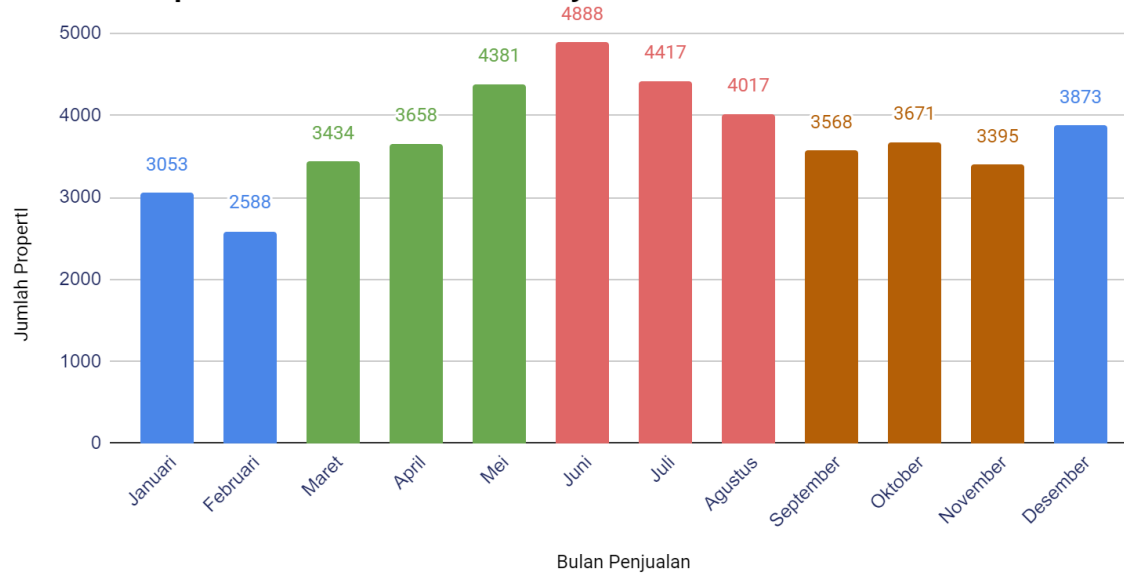
## TREN HARGA PROPRTI

Median Harga berdasarkan Tahun Penjualan Terakhir



# PRICE ANALYSIS

Jumlah Properti berdasarkan Bulan Penjualan



Winter



Spring



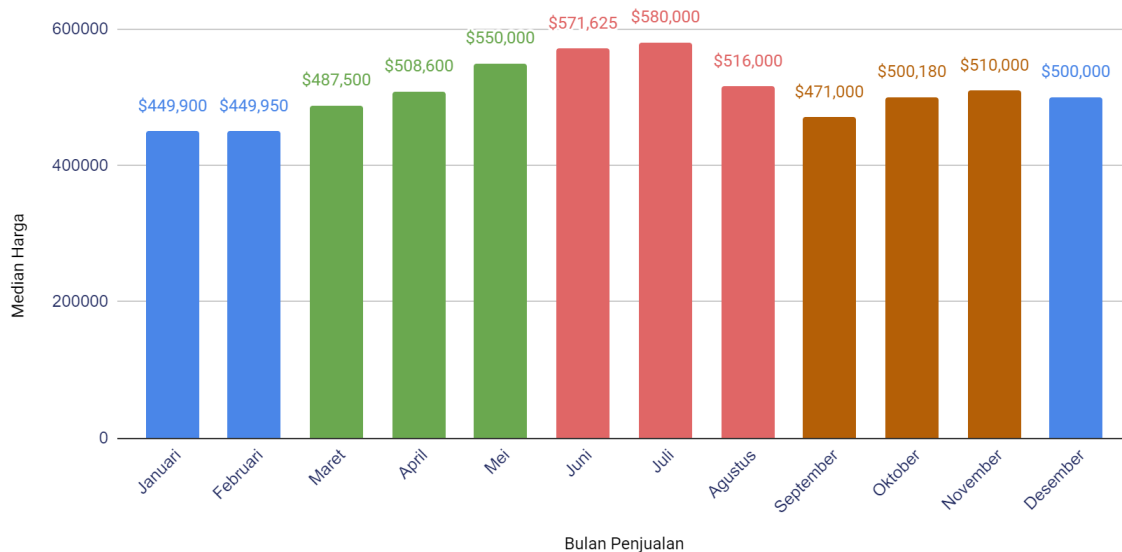
Summer



Fall

# PRICE ANALYSIS

Median Harga berdasarkan Bulan Penjualan



Winter



Spring



Summer

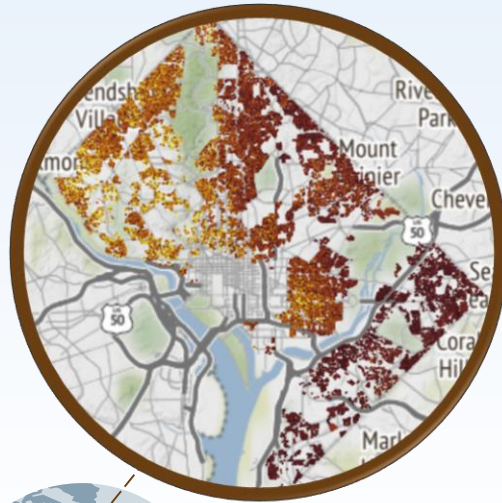


Fall



# PRICE ANALYSIS

 **LOKASI**



PRICE

1.6M

1.4M

1.2M

1M

0.8M

0.6M

0.4M

0.2M



The slide features decorative geometric patterns in the top-left and top-right corners. These patterns consist of overlapping squares and diamonds in shades of dark blue, teal, and coral, accompanied by clusters of small dots and horizontal line segments. A large, light blue curved shape is positioned in the bottom-left corner.

## 2. REGRESSION MODELING

# BASE MODEL

	Model	MAE	MAPE	R-squared
0	LinearRegression	122861.016884	0.215980	0.702317
1	KNN	251120.005164	0.537944	0.440221
2	Decision Tree	117040.363544	0.194586	0.809011
3	Random Forest	77243.563093	0.128169	0.906752
4	Gradient Boosting	86234.019718	0.148705	0.892287
5	XGBoost	72148.333202	0.122755	0.919081

- Pengujian untuk Benchmark Model dilakukan dengan menggunakan **Cross Validation** untuk melihat seberapa baik generalisasi pada model.
- Dengan menggunakan **data train**, model Random Forest dan XGBoost memiliki nilai MAE yang **paling rendah** dan nilai R-Square yang sama-sama **baik**.
- Kedua model ini akan dilanjutkan ke pengujian menggunakan data test.

# BASE MODEL

	MAE	MAPE	R-squared
XGBoost	74854.303014	0.131614	0.878719
Random Forest	77432.540281	0.129647	0.881790

- Dengan menggunakan **data test**, model Random Forest dan XGBoost memiliki nilai MAE dan R-Squared yang **cukup baik**.
- Kedua model ini akan dilanjutkan ke pengujian Hyperparameter Tuning untuk melihat parameter terbaik masing-masing model.

# HYPERPARAMETER TUNING

Hyperparameter Tuning dilakukan dengan menggunakan metode GridSearchCV agar mendapatkan hasil terbaik dengan mengeksplor semua parameter yang diuji.

Parameter yang digunakan untuk tahap ini antara lain:

## 1. Random Forest

Parameter	Value	Best Value
n_estimator	200, 250, 280, 300	300
max_depth	13, 15, 17	17
min_sample_split	2, 3, 5	2
min_sample_leaf	2, 3, 5	2

## 2. XGBoost

Parameter	Value	Best Value
n_estimator	100, 200, 250, 300	300
max_depth	2, 6, 9	9
learning_rate	0.01, 0.1, 0.3, 0.5	0.1

# HYPERPARAMETER TUNING

	MAE	MAPE	R-squared
XGBoost	74854.303014	0.131614	0.878719
Random Forest	77432.540281	0.129647	0.881790
XGBoost after Tuning	66680.164930	0.109857	0.859665
Random Forest after Tuning	77065.492001	0.124159	0.877516

- Setelah dilakukan Hyperparameter Tuning, didapatkan model **XGBoost after Tuning** yang memiliki nilai MAE paling baik dengan R-Squared yang cukup baik.
- Analisa selanjutnya akan menggunakan model XGBoost setelah Tuning.

# FEATURE SELECTION

Data **TRAIN** dengan  
Feature Selection

Model	MAE	MAPE	R-squared
XGBoost FS	72139.432484	0.124084	0.927662

Data **TEST** dengan  
Feature Selection

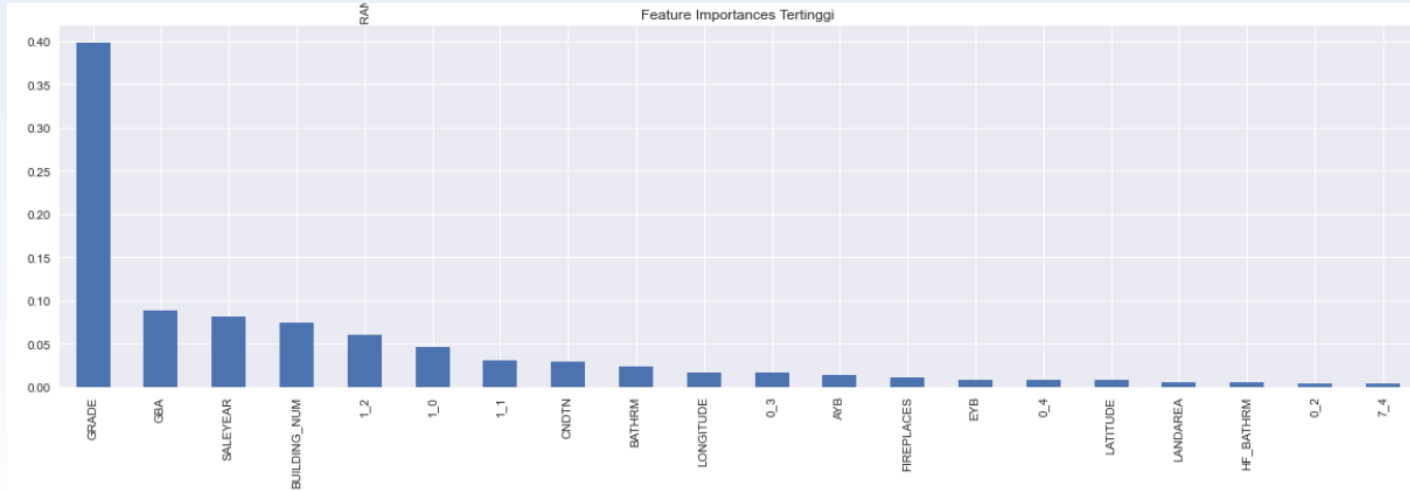
	MAE	MAPE	R-squared
XGBoostFS	76340.03574	0.135205	0.882712

Data **TEST tanpa**  
Feature Selection

	MAE	MAPE	R-squared
XGBoost	74854.303014	0.131614	0.878719

Dengan menggunakan Feature Selection K-Best Univariate dan melakukan beberapa percobaan, didapatkan K terbaik adalah 40 fitur. Nilai untuk data train lebih baik, namun pada data test kurang baik sehingga untuk analisa selanjutnya akan menggunakan data **tanpa** Feature Selection K-Best.

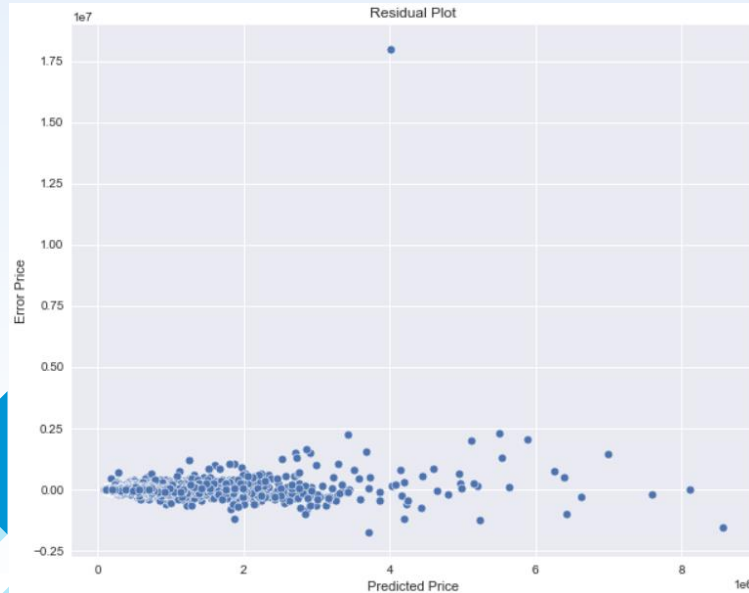
# FEATURE IMPORTANCES



Dari Feature Importance Model based, didapatkan feature dengan pengaruh tertinggi ada di kolom GRADE yang diikuti oleh GBA dan SALEYEAR.



# MODEL LIMITATION



- Pada harga prediksi dibawah USD 3,25 juta simpangan error masih dianggap baik (mendekati 0)
- Ditemukan kecenderungan peningkatan range error pada data dengan harga prediksi di atas USD 3,25 juta
- Terdapat 1 properti dengan harga outlier yang memiliki error hingga USD 17,5 juta

# MODEL LIMITATION

## Before Outlier Removal

MAE	MAPE	R-squared
66680.16493	0.109857	0.859665

## After Outlier Removal

MAE	MAPE	R-squared
65784.206418	0.113625	0.933461

- Didapatkan hasil data tanpa outlier lebih baik dengan hasil:
  - ✓ R-Squared yang meningkat signifikan
  - ✓ MAE berkurang USD 900
- Model tanpa outlier akan digunakan untuk model fitting
- Dengan adanya kecenderungan peningkatan range error pada prediksi harga diatas USD 3.25 juta, akan dilakukan analisa lebih lanjut

# MODEL LIMITATION

- Terdapat kecenderungan kelas 'Exceptional-B' sampai 'Exceptional-D' pada harga di atas USD 3,25 juta yang menunjukkan error yang cukup signifikan terjadi pada kelompok tersebut.
- Harga properti kelas 'Exceptional-B' sampai 'Exceptional-D' belum bisa diprediksi secara optimal menggunakan model ini.

Average	14010
Above Average	13368
Good Quality	9778
Very Good	4328
Excellent	1542
Superior	1246
Exceptional-A	287
Exceptional-B	62
Fair Quality	39
Exceptional-D	7
Exceptional-C	4
Low Quality	1

Name: GRADE, dtype: int64

Harga di bawah  
USD 3,25 juta

Exceptional-A	82
Exceptional-B	73
Superior	54
Exceptional-C	23
Exceptional-D	15
Excellent	11
Very Good	1

Name: GRADE, dtype: int64

Harga di atas  
USD 3,25 juta



4

# PROPERTY SEGMENTATION



The slide features decorative geometric patterns in the top-left and top-right corners. These patterns consist of overlapping squares, diamonds, and circles in shades of dark blue, teal, and coral, interspersed with clusters of small dots. A large, light blue curved shape is visible in the bottom-left corner.

# 1. CLUSTER MODELING

# DATA PREPARATION

- Fitur yang akan digunakan untuk Clustering adalah GBA, SALEYEAR, GRADE dan PRICE.
- Kolom GBA, SALEYEAR dan GRADE didapatkan dari hasil pengujian **Feature Importances**.
- Kolom PRICE digunakan karena perusahaan ingin berpatokan terhadap **harga/kemampuan financial** customer dalam melakukan segmentasi properti.



# DATA PREPARATION



- **REMOVING OUTLIER**  
PRICE, GBA
- **ORDINAL ENCODING**  
GRADE
- **SCALLING WITH MINMAX SCALLER**  
GBA, SALEYEAR, GRADE
- **DATA SAMPLING**  
20000 SAMPLE USED

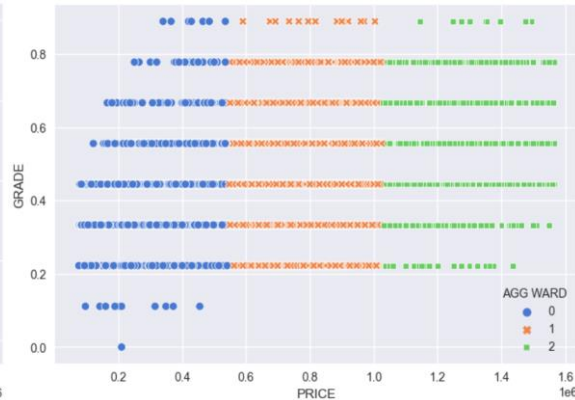
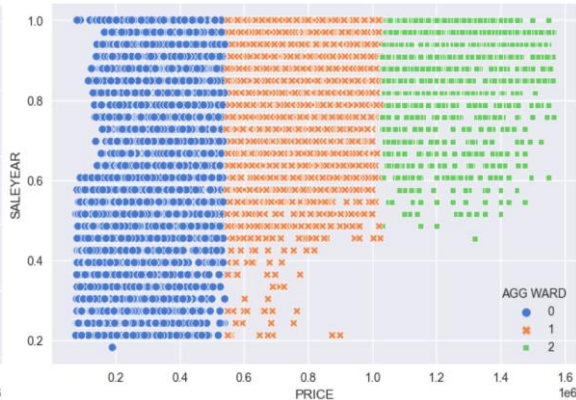
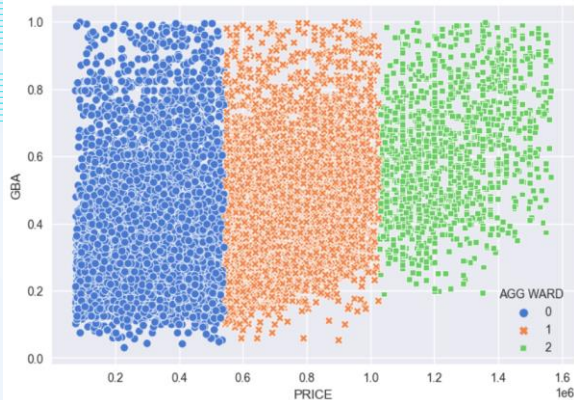
# MODELING

	Score	Jumlah Cluster
K-Means	0.587277	3
Ward	0.601539	3
Complete	0.577466	3
Average	0.598766	3

Setelah melalui percobaan dengan masing-masing model, jumlah cluster terbaik didapatkan dari Model **Agglomerative Ward** dengan Silhouette Score sebesar **0.601** pada **jumlah cluster 3**.

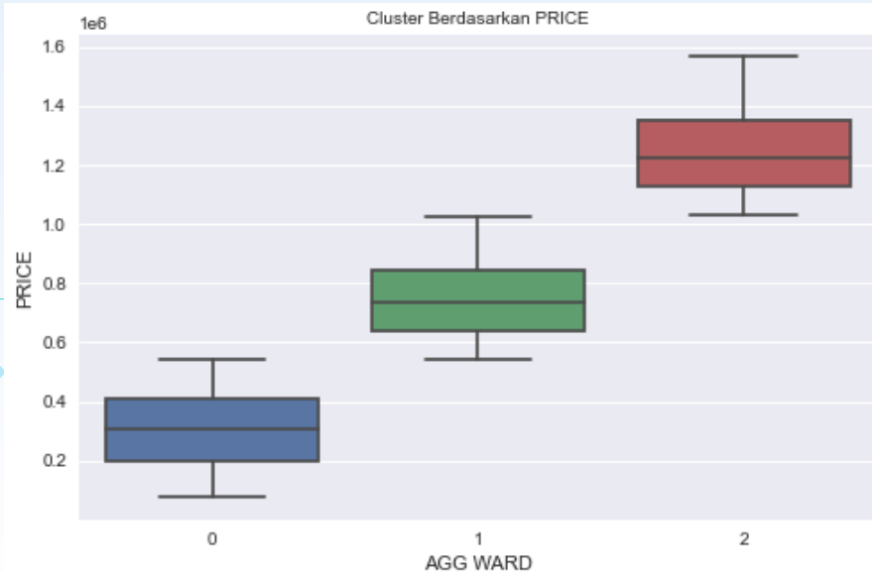


# MODELING



Dari Scatterplot diatas, didapatkan bahwa PRICE dapat membagi GBA, SALEYEAR dan GRADE dengan sangat baik, yang ditunjukkan dengan garis perbatasan yang cukup tegas dari masing-masing cluster.

# MODELING



Boxplot menunjukkan bahwa setiap cluster memiliki range harga yang berbeda. Sehingga distribusi harga akan digunakan sebagai acuan penentuan cluster dengan penjelasan sebagai berikut

- Cluster 0 = **Lower**  
memiliki range harga terendah
- Cluster 1 = **Middle**  
memiliki range harga tengah
- Cluster 2 = **Upper**  
memiliki range harga tertinggi

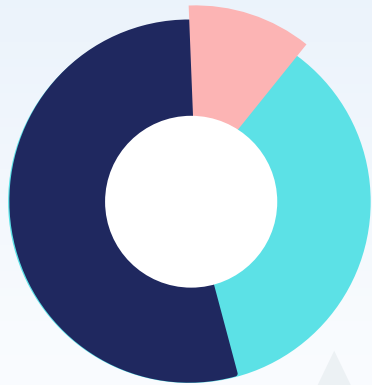
The slide features decorative geometric patterns in the top-left and top-right corners. These patterns consist of overlapping squares, diamonds, and circles in shades of dark blue, teal, and coral, interspersed with small clusters of dots. A large, light blue curved shape is visible in the bottom-left corner.

## 2. DATA ANALYSIS

# CLUSTER ANALYSIS



## SEGMENTASI PROPERTI



- ◆ Lower (56,22%)
- ◆ Middle (36,50%)
- ◆ Upper (8,28%)

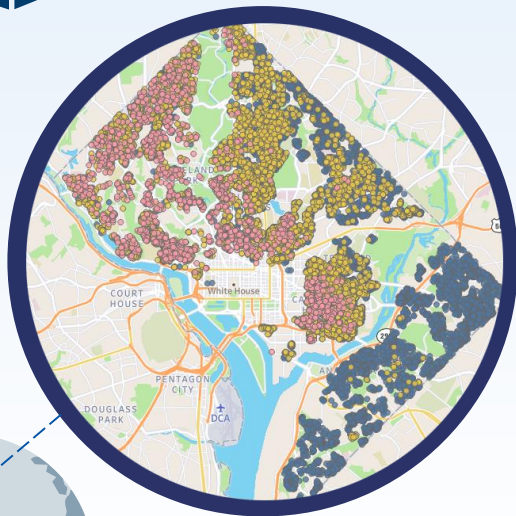


## KARAKTERISTIK CLUSTER

- **Location**
- **Condition**
- **Building Area**
- **Renovation**
  - » Year Remodeling
- **Features**
  - » Fireplaces, Half-Bathroom

# CLUSTER ANALYSIS

 **LOKASI**

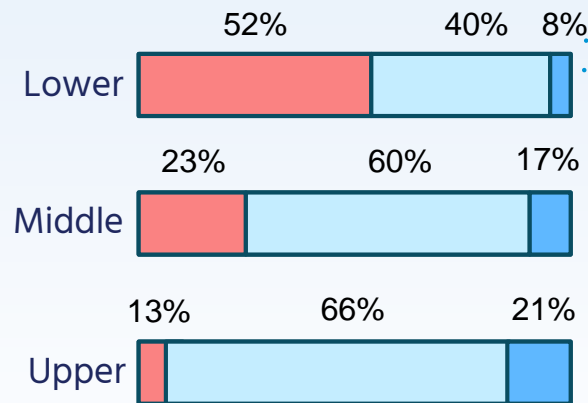


◆ Lower

◆ Middle

◆ Upper

 **KONDISI**



➤ Average

➤ Good

➤ Very Good

# CLUSTER ANALYSIS



## BUILDING AREA



### Lower

1100 – 1650 sqft



### Middle

1440 – 1950 sqft

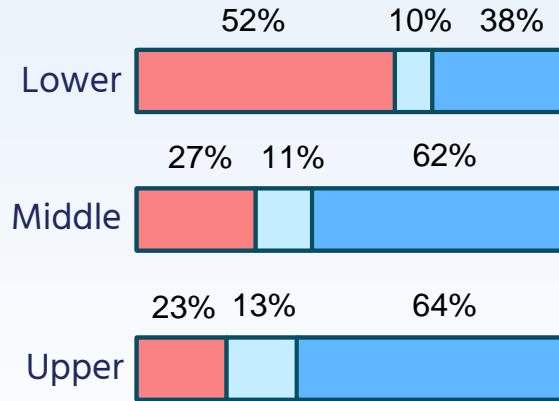


### Upper

1800 – 2550 sqft



## YEAR REMODELING



➤ No Remodeling

➤ 1971 – 2000

➤ > 2000

# CLUSTER ANALYSIS



## FIREPLACES

### Distribution

Lower



0 1 2 3

Middle



0 1 2 3

Upper



0 1 2 3



## HALF-BATHROOM

### Distribution

Lower



0 1 2 3

Middle



0 1 2 3

Upper



0 1 2 3

# MODEL LIMITATION

- Model sangat sensitif terhadap data outlier, sehingga data dengan outlier akan dihapus.
- Model memiliki sifat kompleks, sehingga membutuhkan waktu dan device yang mumpuni untuk menangani jumlah data yang besar.








5

# CONCLUSION & RECOMMENDATION



The slide features decorative geometric patterns in the corners. The top-left corner has a cluster of overlapping squares and diamonds in dark blue, light blue, and red, with a small light blue diamond and a cluster of dots below it. The bottom-right corner has a similar cluster of shapes, including a red diamond, a light blue diamond, and a cluster of dots. The background is a light blue gradient with a large, soft white arc in the top right and bottom left.

# 5.1

## CONCLUSION

# 1. PRICE PREDICTION

Model terbaik yang dipilih adalah XGBoost dengan Tuning tanpa Outlier dengan nilai MAE sebesar 65784.21 dan nilai R-Squared sebesar 0.933461.

## 1. MEMINIMALISIR ERROR

AYB	WARD	GRADE	CNDTN	HEAT	AC	GBA	LANDAREA	QUALIFIED	PRICE
1800.0	Ward 2	Above Average	Good	Warm Cool	Y	2520.0	1853	U	339500.0
1800.0	Ward 2	Above Average	Average	Warm Cool	Y	2610.0	1971	Q	846000.0

- Sebelum pemodelan  
Harga Qualified - Harga Unqualified = USD 846000 - USD 339500 = **USD 506500**
- Setelah pemodelan  
MAE = **USD 65784.21**
- Kerugian yang bisa dihindari adalah = **USD 440715.79**

# 1. PRICE PREDICTION

## 2. MEMOTONG BUDGET SURVEY

Harga rata-rata 1x survey = US\$500

Waktu rata-rata 1x survey = 3 jam + 1 jam untuk kelengkapan laporan dan perjalanan

Survey/minggu = 40jam/minggu : 4 jam = 10x survey

Survey/tahun = 10 x 52 minggu = 520 survey

Biaya jasa surveyor per tahun = 520 x 500 = US\$260.000

Perusahaan bisa menghemat sebesar **US\$260.000/surveyor** setiap tahun

## 3. FITUR-FITUR PENTING DAN LIMITASI

Fitur paling berpengaruh:

- GRADE : Property Grade
- GBA : Gross Building Area (square feet)
- SALEYEAR : Most recent year the property sold

Limitasi:

- Harga properti kelas Exceptional B hingga Exceptional D belum bisa diprediksi dengan optimal

## 2. PROPERTY SEGMENTATION

Model yang dipilih adalah Agglomerative Ward dengan Silhouette Score 0.601 pada jumlah cluster 3.

### 1. HASIL SEGMENTASI

CLUSTER	CHARACTERISTICS
LOWER	Tidak memiliki FIREPLACE, luas bangunan berada di rentang 1100-1650 sqft, kondisi properti average
MIDDLE	Telah melakukan proses remodeling, memiliki half bathroom, luas bangunan berada di rentang 1400-1950 sqft, kondisi properti good
UPPER	Terdapat FIREPLACE, telah melakukan proses remodeling, memiliki half bathroom, luas bangunan lebih dari 1800 sqft, kondisi properti Good & Very Good, berlokasi di kuadran Northwest (Ward 2 & 3)

# 2. PROPERTY SEGMENTATION

## 2. BUSINESS APPROACH

- Menurunkan Lead Time hingga 67%, mengurangi 2 range pilihan dari 3 range pilihan yang ada
- Perusahaan bisa meningkatkan efisiensi dari Departemen Marketing dengan memanfaatkan 67% spare time

## 3. LIMITASI

- Sensitif terhadap outlier sehingga outlier harus mengalami penanganan terlebih dahulu
- Dengan kompleksnya model, maka perlu device yang lebih mumpuni untuk handle data yang besar

A cluster of overlapping geometric shapes in the top-left corner, including a dark blue diamond with a red square inside, a red square, a light blue circle, a dark blue triangle, and a light blue diamond with a dotted pattern.


# 5.2

## RECOMMENDATION

A cluster of overlapping geometric shapes in the bottom-right corner, including a red square, a light blue diamond with a dotted pattern, a dark blue triangle, a light blue circle, a dark blue diamond with a red square inside, and a light blue diamond with a dotted pattern.




# MODEL RECOMMENDATION

- Membuat pemodelan untuk properti Condominium
  - Memastikan bahwa tidak terjadi kesalahan-kesalahan input data
  - Menambahkan fitur lain yang mempengaruhi harga properti
  - Melakukan improvement pada parameter tuning model price prediction dengan tuning yang ada sebagai benchmark
  - Melakukan pemodelan price prediction ulang setelah dilakukan feature importance
  - Dengan limitasi pada model yang dimiliki, hal yang bisa dilakukan yaitu:
    - **Price Prediction** - Menambah jumlah data, khususnya pada GRADE Exceptional-B hingga Exceptional-D
    - **Clustering** - Mencoba menggunakan pemodelan DBScan pada Properti Segmentation
- 





# BUSINESS RECOMMENDATION

- Menggunakan model machine learning price prediction yang telah dibuat
  - Memberikan rekomendasi berdasarkan tren bulan yang dapat membantu untuk menyarankan waktu beli terbaik.
  - Menyediakan informasi segmentasi properti yang disesuaikan dengan target market, berdasarkan karakteristik properti
  - Menyarankan Department Marketing untuk membuat iklan berdasarkan kelompok rumah
  - Membuat sebuah aplikasi dengan model yang telah dibuat untuk mempermudah prediksi dan segmentasi
- 



# THANK YOU!

## OMEGA CORP

- Faykel Nicandro Hattu
- Muhammad Rafi Amiruddin
- Tamara Coglitore

# Dashboard Descriptive Analytics

[Link to Tableau Dashboard](#)

