

LAPORAN TESIS

**ANALISA FAKTOR-FAKTOR PREDIKSI
HARGA RUMAH MENGGUNAKAN
METODE REGRESI**

Hadnan Hardiansyah
NIM. 2256102007

Pembimbing

Ananda, S.Kom, M.T., Ph.D.

Dr. Eng. Yoanda Alim Syahbana, S.T., M.Sc.

**PROGRAM STUDI
MAGISTER TERAPAN TEKNIK KOMPUTER
POLITEKNIK CALTEX RIAU
2025**

Politeknik Caltex Riau

TESIS

ANALISA FAKTOR-FAKTOR PREDIKSI HARGA RUMAH MENGGUNAKAN METODE REGRESI

Hadnan Hardiansyah

NIM. 2256102007

DOSEN PEMBIMBING

Ananda, S.Kom, M.T., Ph.D.

Dr. Eng. Yoanda Alim Syahbana, S.T., M.Sc.

PROGRAM STUDI

MAGISTER TERAPAN TEKNIK KOMPUTER

POLITEKNIK CALTEX RIAU

2025

HALAMAN PENGESAHAN

ANALISA FAKTOR-FAKTOR PREDIKSI HARGA RUMAH MENGUNAKAN METODE REGRESI

Oleh:
Hadnan Hardiansyah
NRP. 2256102007

Tesis ini digunakan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
Gelar Magister Terapan (M.Tr.Kom.)
Di Politeknik Caltex Riau 2025

Disetujui oleh:

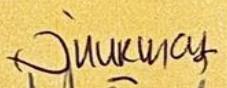
Pembimbing
Utama : Ananda, S.Kom., M.T., Ph.D
NIP. 108501



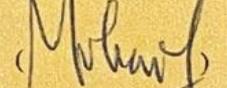
Pembimbing
Pendamping : Dr. Eng. Yoanda Alim Syahbana, S.T., M.Sc.
NIP. 148809



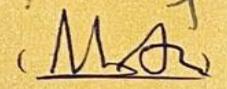
Penguji : Dr. Juni Nurma Sari, S.Kom., M.MT.
NIP. 017218



Penguji : Dr. Yohana Dewi Lulu Widyasari, S.Si., M.T.
NIP. 007717



Penguji : Memem Akbar, S.Si., M.T.
NIP. 078313



Mengetahui,

Ketua Program Studi Magister Terapan Teknik Komputer
Politeknik Caltex Riau


Dr. Emrah Hasni Putra, S.T., M.Eng.
NIP. 075017501

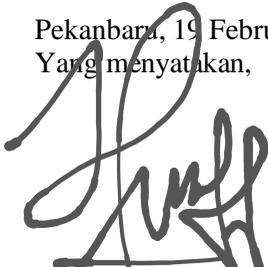
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS

Dengan ini saya menyatakan bahwa bagian atau keseluruhan tesis ini:

1. Adalah hasil karya sendiri dan tidak mengandung unsur plagiat dari pihak lain.
2. Tidak pernah diajukan untuk mendapatkan gelar akademis pada suatu perguruan tinggi.
3. Tidak pernah dipublikasikan atau ditulis oleh pihak lain.
4. Mencantumkan rujukan dan kutipan dengan jujur dan benar terhadap sumber referensi lain yang menunjang pembahasan pada tesis.

Apabila ditemukan bukti bahwa pernyataan saya diatas tidak benar, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku di Politeknik Caltex Riau.

Pekanbaru, 19 Februari 2025
Yang menyatakan,



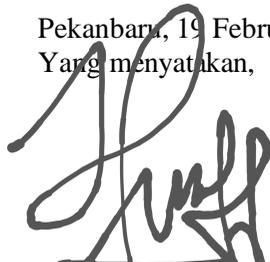
Hadnan Hardiansyah

HALAMAN KESEPAKATAN PUBLIKASI

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, dengan ini saya menyatakan:

1. Memberikan persetujuan kepada Politeknik Caltex Riau untuk menyimpan, mengolah dalam bentuk pangkalan data, merawat, mengalih media/formatkan dan mempublikasikan tesis ini selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.
2. Tidak melakukan alih media/format dan publikasi dalam bentuk makalah ilmiah dari bagian atau keseluruhan tesis ini ke suatu publikasi ilmiah, pada seminar ataupun jurnal, skala nasional maupun internasional, kecuali ada persetujuan dari saya dan Dosen Pembimbing Utama, dan mencantumkan nama saya, Dosen Pembimbing Utama dan nama-nama lain (jika ada) yang berkontribusi pada makalah.

Pekanbaru, 19 Februari 2025
Yang menyatakan,



Hadnan Hardiansyah

KATA PENGANTAR

Segala puja dan puji syukur kepada Allah Azza Wa Jalla Tuhan yang Maha Pencipta, Sholawat serta salam atas Nabi Muhammad Shallallahu Alaihi Wasallam beserta keluarganya dan para sahabatnya serta pengikutnya sampai akhir zaman. Penulis dapat menyelesaikan penulisan Tesis yang berjudul Analisa Faktor-Faktor Prediksi Harga Rumah Menggunakan Metode Regresi. Tesis ini disusun sebagai salah satu syarat untuk menyelesaikan jenjang Pendidikan Magister Terapan pada Program Studi Teknik Komputer Politeknik Caltex Riau. Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada pihak yang telah banyak memberikan bantuan dan dukungan yang tiada terhingga baik secara langsung maupun tidak langsung. Ucapan terima kasih tersebut penulis tujukan kepada :

1. Kedua orang tua dan keluarga penulis atas dukungan dan kasih sayang tak terhingga, sehingga penulis mampu menyelesaikan tesis ini tepat waktu.
2. Pak Dr. Dadang Syarif Sihabudin, S.Si,M.Sc. selaku Direktur Politeknik Caltex Riau.
3. Pak Dr. Emansa Hasri Putra, S.T., M.Eng. selaku ketua program studi Magister Terapan Teknik Komputer.
4. Pak Dr. Ananda, S.Kom., M.T. selaku Dosen Pembimbing I dan Pak Dr. Eng. Yoanda Alim Syahbana, S.T., M.Sc. selaku Dosen Pembimbing II penulis yang telah banyak memberikan bimbingan dan arahan serta bantuan untuk menyelesaikan tesis ini dengan penuh kesabaran.
5. Ibu Dr. Juni Nurma Sari, S.Kom.,M.MT, Ibu Dr. Yohana Dewi Lulu Widayarsi, S.Si., M.T. dan Pak Memen Akbar, S.Si., M.T. selaku dosen penguji, yang telah memberikan masukan dan saran dalam menyelesaikan tesis ini.
6. Seluruh dosen khususnya Program Studi Magister Terapan Teknik Komputer dan seluruh dosen di Politeknik Caltex Riau pada umumnya yang telah memberikan bekal ilmu kepada penulis dalam menyelesaikan penulisan tesis ini.

7. Teman seperjuangan angkatan kelima (22MTTKA) Program Studi Magister Terapan Teknik Komputer yang telah memberikan semangat dan masukkan dalam penulisan tesis ini.

Penulis sangat menyadari sepenuhnya bahwa laporan ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu segala jenis kritik, saran dan masukan yang membangun sangat penulis harapkan agar dapat memberikan wawasan bagi pembaca dan yang paling utama penulis sendiri.

Pekanbaru, 19 Februari 2025
Yang menyatakan,



Hadnan Mardiansyah

ABSTRAK

Perkembangan pembangunan di wilayah perkotaan di Indonesia sangat pesat salah satunya di Kota Pekanbaru mengalami peningkatan yang signifikan, dengan 58,84% masyarakat memiliki rumah sendiri berdasarkan data Susenas 2022. Pada tahun 2023, jumlah penduduk mencapai 1.123.348 jiwa dengan pertumbuhan tahunan sebesar 2,99%. PT XYZ, pengembang properti di Pekanbaru, sedang mengembangkan 200 unit rumah komersial dan menghadapi tantangan dalam menentukan harga rumah yang dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar, garasi, jenis rumah, serta fasilitas umum dan sosial. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi harga rumah dikota Pekanbaru dengan mempertimbangkan spesifikasi rumah, ketersediaan fasilitas umum (fasum), dan fasilitas sosial (fasos), serta menentukan metode prediksi yang paling optimal antara *Regresi Linier*, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression*. Berdasarkan hasil evaluasi yang sudah dilakukan, *Gradient Boosted Trees Regression* menunjukkan performa terbaik dengan R^2 sebesar 97,99 dan RMSE sebesar 8.637, mengungguli *Random Forest Regression* (R^2 93,74, RMSE 15.257) dan *Linear Regression* (R^2 74,42, RMSE 30.844). Dengan demikian, *Gradient Boosted Trees Regression* dipilih sebagai model terbaik untuk memprediksi harga rumah. Untuk variable yang memiliki korelasi tinggi terhadap harga rumah maka didapatkan variabel luas bangunan (LB) memiliki korelasi tertinggi terhadap harga rumah dengan nilai 0,92, diikuti oleh jumlah kamar tidur (JKT) sebesar 0,69 dan jumlah kamar mandi (JKM) sebesar 0,61, yang menegaskan bahwa spesifikasi fisik rumah memiliki pengaruh signifikan terhadap harga. Selain itu, luas tanah (LT) dengan korelasi 0,44 juga berkontribusi terhadap tingginya harga rumah. Temuan ini dapat membantu PT XYZ dalam menentukan harga rumah secara lebih efektif dan tepat.

Kata Kunci : *Harga, Machine Learning, Perumahan, Penetapan Harga Jual Rumah*

ABSTRACT

Urban development in Indonesia is growing rapidly, particularly in Pekanbaru, which has experienced significant growth. Based on the 2022 Susenas data, 58.84% of residents own their own homes. In 2023, the city's population reached 1,123,348 people, with an annual growth rate of 2.99%. PT XYZ, a property developer in Pekanbaru, is developing 200 commercial housing units and faces challenges in determining house prices influenced by various factors, such as land area, building area, number of rooms, garage, house type, and the availability of public and social facilities. This study aims to predict house prices in Pekanbaru by considering house specifications, public facilities (fasum), and social facilities (fasos), as well as to determine the most optimal predictive method among Linear Regression, Random Forest Regression, and Gradient Boosted Trees Regression. Based on the evaluation results, Gradient Boosted Trees Regression demonstrated the best performance, achieving an R^2 score of 97,99 and an RMSE of 8,637, outperforming Random Forest Regression (R^2 93,74, RMSE 15,257) and Linear Regression (R^2 74,42, RMSE 30,844). Consequently, Gradient Boosted Trees Regression was selected as the best model for predicting house prices. Among the variables with the highest correlation to house prices, building area (LB) exhibited the highest correlation at 0.92, followed by the number of bedrooms (JKT) at 0.69 and the number of bathrooms (JKM) at 0.61, confirming that physical house specifications significantly influence pricing. Additionally, land area (LT), with a correlation of 0.44, also contributed to higher house prices. These findings can assist PT XYZ in determining house prices more effectively and accurately.

Keywords: House Price, Machine Learning, Housing, House Price Determination

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN ORISINALITAS.....	iv
HALAMAN KESEPAKATAN PUBLIKASI	i
KATA PENGANTAR	ii
ABSTRAK.....	iv
<i>ABSTRACT</i>	v
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR GAMBAR.....	x
DAFTAR TABEL.....	xii
BAB 1 PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Permasalahan	2
1.3 Tujuan.....	3
1.4 Manfaat.....	3
1.5 batasan masalah.....	3
1.6 Sistematika Penulisan.....	4

BAB 2 KAJIAN PUSTAKA	6
2.1 TEORI PENUNJANG.....	6
2.1.1 Rumah	6
2.1.2 Harga	8
2.1.3 <i>Machine Learning</i>	9
2.1.4 Tahapan Machine Learning.....	10
2.1.5 <i>Supervised Learning</i>	15
2.1.6 <i>Linear Regression</i>	16
2.1.7 <i>Random Forest Regression</i>	17
2.1.8 <i>Gradient Boosted Trees Regression</i>	19
2.1.9 <i>Evaluasi Kinerja Model</i>	20
2.1.10 Aplikasi Web.....	22
2.2 PENELITIAN TERKAIT.....	22
BAB 3 DESAIN SISTEM.....	28
3.1 Diagram Alir penelitian.....	28
3.2 Model penelitian.....	29
3.2.1 <i>Data Collection</i>	30
3.2.2 <i>Data Pre-pocessing</i>	33

3.3	Perancangan sistem	46
3.3.1	<i>Use Case Diagram</i>	46
3.3.2	<i>Prototype</i> Desain Antar Muka.....	48
BAB 4 PENGUJIAN DAN ANALISIS		49
4.1	Implementasi model	49
4.1.1	Eksplorasi <i>Split Data</i>	49
4.1.2	Pemodelan	51
4.1.3	Evaluasi Model.....	60
4.2	Aplikasi web.....	63
4.3	Analisis Hasil Prediksi	64
4.3.1	Analitik data	66
4.3.2	Pengaruh Variabel Baru	70
BAB 5.....		71
KESIMPULAN DAN SARAN.....		71
5.1	Kesimpulan.....	71
5.2	Saran.....	72
DAFTAR PUSTAKA		73
LAMPIRAN A.....		77

LAMPIRAN B	97
-------------------------	-----------

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Tahapan <i>Machine Learning</i>	11
Gambar 2.2 <i>Supervised Learning</i>	16
Gambar 2.3 <i>Flowchart</i> dari Algoritma <i>Random Forest Regression</i>	18
Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian.....	28
Gambar 3.2 <i>Importing Library</i>	34
Gambar 3.3 <i>Reading Dataset</i> harga rumah dipekanbaru.....	34
Gambar 3.4 Informasi <i>dataset</i>	35
Gambar 3.5 cek <i>missing value</i>	36
Gambar 3.6 Tampilan GRS yang telah di <i>encoder</i>	37
Gambar 3.7 Melihat distribusi <i>dataset</i>	42
Gambar 3.8 <i>Ceking Outlier</i>	43
Gambar 3.9 Korelasi antar variable.....	43
Gambar 3.10 <i>Use case Diagram</i>	47
Gambar 3.11 Tampilan Aplikasi web prediksi.....	48
Gambar 4.1 Split Data.....	49
Gambar 4.2 Program Model <i>Linear Regression</i>	51
Gambar 4.3 Visualisasi data 80:20.....	52
Gambar 4.4 Visualisasi data 70:30.....	53
Gambar 4.5 Visualisasi data 60:40.....	54
Gambar 4.6 Program model <i>Random Forest Regression</i>	55

Gambar 4.7 Visualisasi split data 80:20 <i>Random Forest Regression</i>	55
Gambar 4.8 Visualisasi split data 70:30 <i>Random Forest Regression</i>	56
Gambar 4.9 Visualisasi split data 60:40 <i>Random Forest Regression</i>	56
Gambar 4.10 model <i>Gradient Boosted Trees Regression</i>	57
Gambar 4.11 Visualisasi data <i>Gradient Boosted Trees Regression</i> 80:20.....	58
Gambar 4.12 Visualisasi data <i>Gradient Boosted Trees Regression</i> 70:30	59
Gambar 4.13 Visualisasi 60:40	60
Gambar 4.14 Model terbaik split data 60:40	60
Gambar 4.15 Model terbaik split data 70:30	61
Gambar 4.16 Model terbaik split data 80:20	61
Gambar 4.17 Aplikasi website Prediksi Harga Rumah	63

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Interpretasi nilai R^2	21
Tabel 2.2 Tinjauan Penelitian Terdahulu	22
Tabel 3.1 Dataset harga rumah di Pekanbaru.....	30
Tabel 3.2 Daftar Fasilitas Sosial dan Fasilitas Umum.....	32
Tabel 3.3 Variabel Kecamatan	38
Tabel 3.4 Variabel Jenis Rumah.....	38
Tabel 3.5 Variabel Garasi.....	39
Tabel 3.6 Variabel Mall.....	39
Tabel 3.7 Variabel Jalan Toll	40
Tabel 3.8 Variabel Rumah Sakit	40
Tabel 3.9 Variabel Stadion.....	40
Tabel 3.10 Variabel Bandara.....	41
Tabel 3.11 Variabel Terminal Bus	41
Tabel 3.12 Identifikasi aktor <i>use case</i> diagram.....	46
Tabel 4.1 Hasil Split Data	49
Tabel 4.2 Perbandingan antara Harga Rumah Asli dengan Harga Prediksi Rumah	64

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 LATAR BELAKANG

Perkembangan pembangunan di wilayah perkotaan di Indonesia sangat pesat. Hal ini dapat dilihat dengan meningkatnya pembangunan di berbagai bidang pada daerah-daerah yang ada di Kota Pekanbaru. Hal yang dapat dilihat salah satunya yaitu pembangunan perumahan. Berdasarkan data (BPS Riau, 2023a), masyarakat di Kota Pekanbaru rumah berstatus milik sendiri sebesar 58.84% sedangkan bukan milik sendiri sebesar 41.16%. Sedangkan jumlah penduduk Kota Pekanbaru pada tahun 2023 telah mencapai 1.123.348 jiwa, dengan tingkat pertumbuhan dari 2020-2023 sebesar 2.99%. Dari data tersebut menunjukkan masyarakat bahwa kebutuhan akan membeli suatu rumah semakin besar (BPS Riau, 2023b). Menurut (Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 4 Tahun, 1992) tentang pemukiman dan Perumahan, Perumahan adalah kelompok rumah yang berfungsi sebagai lingkungan tempat tinggal atau lingkungan hunian yang dilengkapi dengan prasarana dan sarana lingkungan.

PT XYZ merupakan salah satu pengusaha properti di kota Pekanbaru. Saat ini, Pengembang Perumahan PT XYZ sedang mengembangkan pembangunan perumahan di wilayah Kota Pekanbaru. Perumahan ini merupakan salah satu perumahan dengan tipe komersil dengan total rumah yang akan dibangun sebanyak 200 unit. Dengan adanya ini, dapat membuka peluang berinvestasi bagi pengembang (*Pengembang Perumahan*) untuk mewujudkan solusi dan memenuhi kebutuhan perumahan. Namun banyaknya pengembangan perumahan di kota Pekanbaru, membuat pengusaha properti kesulitan dalam menentukan harga rumah. Harga rumah setiap tahun selalu meningkat, peningkatan harga ini dapat diukur melalui faktor dan aspek pendukung perihal harga yang akan ditawarkan (Fitri, 2023). Faktor dan aspek pendukung tersebut terbagi dalam tiga kelompok utama yaitu kondisi fisik, konsep dan lokasi. Kondisi fisik meliputi bentuk yang bisa dilihat dengan indra manusia seperti luas bangunan,

luas tanah, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, ukuran dapur dan garasi, sementara konsep adalah ide yang ditawarkan oleh Pengembang Perumahan untuk menarik calon nasabah seperti adanya fasilitas sosial (fasos) dan fasilitas umum (fasum). Harga rumah tidak selalu pasti dan dapat diprediksi dengan akurat yang membuat investor atau pembeli rumah membutuhkan sistem dalam memprediksi harga rumah berdasarkan faktor dan aspek pendukung (Febrion Rahayuningtyas et al., 2021).

Penelitian oleh (Labib Mu'tashim et al., n.d.) menunjukkan bahwa harga rumah dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur dan kamar mandi, keberadaan garasi, serta lokasi, dengan menggunakan *Multiple Linear Regression* yang menghasilkan akurasi prediksi sebesar 66%. Sementara itu, pada penelitian (Febrion Rahayuningtyas et al., 2021) melihat pengaruh tanggal transaksi, umur rumah, dan letak geografis terhadap harga rumah dengan metode *General Regression Neural Network (GRNN)*, menghasilkan MSE sebesar 58,72, RMSE sebesar 7,66, dan MAE sebesar 5,99. Di sisi lain, (Chairunisa et al., 2024) meneliti prediksi angka harapan hidup sebagai bagian dari indeks pembangunan manusia menggunakan model *Decision Tree Regression, Random Forest Regression, Gradient Boosted Trees Regression*, dengan temuan bahwa *Random Forest Regression* memiliki kinerja terbaik berdasarkan nilai RMSE terendah dan R^2 tertinggi.

Dengan demikian, penelitian ini melakukan Analisa Faktor-Faktor Prediksi Harga Rumah Menggunakan Metode Regresi untuk mendapatkan algoritma yang paling tepat dalam memprediksi harga rumah sehingga nantinya akan membantu pihak PT XYZ dalam mengatasi permasalahan yang dimiliki.

1.2 PERMASALAHAN

Berdasarkan latar belakang diatas pengembang perumahan di Pekanbaru, menghadapi tantangan dalam menentukan harga rumah. Kesulitan ini timbul karena kenaikan harga rumah yang terus meningkat disetiap tahun menambah kompleksitas dalam

memprediksi harga yang sesuai. Selain itu, kebutuhan akan sistem yang dapat memprediksi harga rumah secara akurat, berdasarkan faktor-faktor pendukung seperti kondisi fisik, konsep, dan lokasi rumah.

1.3 TUJUAN

Tujuan penelitian ini adalah untuk memprediksi harga rumah dikota Pekanbaru dengan mempertimbangkan spesifikasi rumah, ketersediaan fasilitas umum (fasum), dan fasilitas sosial (fasos), serta menentukan metode prediksi yang paling optimal antara *Regresi Linier*, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression*.

1.4 MANFAAT

Penelitian ini memiliki beberapa manfaat :

1. Penelitian ini bermanfaat bagi pengembang perumahan dalam menentukan harga jual rumah yang sesuai dengan daya beli calon konsumen yang lebih kompetitif, sekaligus menyusun strategi pemasaran yang lebih efektif dan tepat sasaran.
2. Untuk masyarakat, penelitian ini dapat membantu calon pembeli untuk memprediksi harga rumah berdasarkan spesifikasi yang diinginkan.
3. Untuk akademik, penelitian ini menambah literatur dan referensi mengenai metode prediksi harga rumah dengan menggunakan metode regresi.

1.5 BATASAN MASALAH

Berdasarkan permasalahan tersebut, peneliti membuat batasan sebagai berikut:

1. Penelitian hanya dilakukan pada proyek perumahan dikota Pekanbaru dengan variabel harga, luas tanah(lt/m^2), luas bangunan(lb/m^2), jumlah kamar tidur(jkt /m^2), jumlah kamar mandi(jkm/m^2) garasi(grs), jenis rumah(jr), kota, kecamatan, mall, kampus, jalan toll, hotel, rumah sakit, stadion, bandara dan terminal bus.
2. *Dataset* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data perumahan dari tahun 2022 sampai 2023.
3. Penelitian ini berfokus pada pembuatan model prediksi harga rumah.
4. Model prediksi yang digunakan yaitu *Regresi Linier, Random Forest Regression dan Gradient Boosted Trees Regression*.
5. *Output* yang dihasilkan berupa *Aplikasi web* prediksi harga rumah.

1.6 SISTEMATIKA PENULISAN

Bab 1 Pendahuluan

Pada bab 1 akan dibahas tentang latar belakang, permasalahan, tujuan, manfaat dan sistematika penulisan.

Bab 2 Kajian Pustaka

Pada bagian kajian Pustaka ini berisi tentang pendekatan penelitian yaitu alasan mengapa memilih algoritma *regresi linear, Random Forest Regression dan gradient boosted regression* untuk penelitian. landasan penelitian ini dimulai dari rumah, Harga, *machine learning, supervised learning, Linear Regression, Random Forest Regression dan Gradient Boosted Trees Regression*. dan pada bab ini juga terdapat 10 penelitian terdahulu yang digunakan untuk mendukung penelitian ini..

Bab 3 Desain Sistem

Dalam bab ini dijelaskan tentang *design system* yang akan dibuat termasuk diagram alir penelitian, model penelitian dan aplikasi web penelitian.

Bab 4 Pengujian dan Analisis

Bab ini berisi tentang Bab 4 membahas pengujian dan analisis performa model *regresi linier*, *Random Forest Regression*, dan *gradient boosted trees regression* dalam memprediksi harga rumah di Pekanbaru berdasarkan variabel-variabel yang telah ditentukan, termasuk evaluasi menggunakan metrik seperti RMSE dan R^2 , serta perbandingan hasil pada berbagai rasio pembagian data.

Bab 5 Kesimpulan dan Saran

Bab 5 berisi kesimpulan dari hasil penelitian mengenai prediksi harga rumah di Pekanbaru, saran untuk pengembang perumahan dan penelitian selanjutnya.

BAB 2

KAJIAN PUSTAKA

2.1 TEORI PENUNJANG

Pada bab ini dijelaskan tentang teori teori yang mendasari permasalahan dan penyelesaian tesis.

2.1.1 Rumah

Rumah adalah sebuah bangunan yang digunakan sebagai tempat tinggal atau hunian serta berfungsi sebagai wadah untuk pembinaan keluarga (Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 4, 1992). Sedangkan perumahan adalah kumpulan rumah yang berperan sebagai lingkungan tempat tinggal atau hunian, lengkap dengan prasarana dan sarana lingkungan yang memadai seperti fasilitas umum, lapangan *volly* atau ruang terbuka hijau dan fasilitas sosial seperti masjid atau sarana ibadah (Sunarti, 2019).

Perumahan tidak hanya sebagai tempat fisik untuk berteduh dengan fasilitasnya, tetapi juga sebagai cermin dari individu dan komunitasnya. Fungsi-fungsi perumahan mencerminkan tidak hanya kehidupan pribadi tetapi juga ekspresi dalam lingkungan alam, mencerminkan taraf hidup, kesejahteraan, kepribadian, dan peradaban manusia yang mendiaminya (Sunarti, 2019).

Tipologi perumahan dapat dibagi menjadi 2 kategori, *single family housing* (perumahan satu keluarga) contohnya seperti: Rumah tunggal, rumah petak (*townhouse*), sedangkan rumah vila dan *multi family housing* (perumahan banyak keluarga) contohnya seperti : Apartemen, kondominium, flat, atau blok perumahan. Tipe rumah dibagi menjadi berdasarkan ukuran yaitu rumah tipe kecil (21-45) m^2 pada gambar 2.2, Rumah tipe sedang (54-70) m^2 pada gambar 2.3, dan Rumah tipe besar (>70m) m^2 pada gambar 2.4.



Gambar 2. 2 Rumah kecil



Gambar 2. 3 Rumah sedang (Sunarti, 2019)



Gambar 2. 4 Rumah besar(Sunarti, 2019)

2.1.2 Harga

Harga adalah sejumlah uang yang dibebankan atas suatu produk atau jasa, atau jumlah nilai yang ditukarkan konsumen untuk memperoleh manfaat dari memiliki atau menggunakan produk atau jasa tersebut (Kotler Philip et al., 2003). Harga sangat penting bagi pemasar karena dari harga itulah perusahaan memperoleh pendapatan dan keuntungan, yang pada dasarnya memastikan kelangsungan hidup perusahaan. Sebuah perusahaan memiliki satu atau lebih tujuan dalam penetapan harga diantaranya :

- a. Mempertahankan kelangsungan hidup Perusahaan cenderung menetapkan harga rendah jika menghadapi masalah seperti kapasitas produksi yang berlebihan, tingkat persaingan yang meningkat, atau perubahan keinginan konsumen. Harga ditetapkan oleh perusahaan berdasarkan biaya dan laba yang diharapkan. Sepanjang harga masih dapat menutup sejumlah biaya tetap dan variable telah dikeluarkan, bisnis masih dapat bertahan.
- b. Mengejar keuntungan (*profit oriented*) Perusahaan dapat menentukan harga yang bersaing untuk mendapatkan keuntungan terbaik.

- c. Pertumbuhan perusahaan yang tinggi, maka perusahaan dapat menetapkan harga rendah pada target sasaran untuk menaikkan meningkatkan penjualan.
- d. Merebut pangsa pasar perusahaan bisa memberikan harga yang rendah untuk menarik lebih banyak konsumen dan bisa merebut pangsa pasar dari *competitor*.
- e. Memperoleh pengembalian atas modal, juga dikenal sebagai *return on investment* (ROI). Perusahaan dapat menetapkan harga yang tinggi jika mereka ingin segera menutup biaya investasi.
- f. Kepemimpinan kualitas produk perusahaan yang ingin menjadi pemimpin pasar dalam hal kualitas produk dapat menetapkan harga yang tinggi. Sony, yang mengkampanyekan kualitas produknya dengan slogan "*It's a Sony*", berani menetapkan harga yang tinggi untuk barang elektroniknya.
- g. Tujuan sosial suatu organisasi nirlaba dan lembaga publik mengadopsi berbagai kebijakan penetapan harga. Misalnya, sebuah lembaga pendidikan yang berupaya menutup sebagian biaya operasionalnya mungkin mengandalkan sumbangan dari masyarakat untuk menutupi biaya lainnya.

2.1.3 Machine Learning

Machine learning adalah proses pemrograman komputer untuk meningkatkan kinerja berdasarkan kriteria tertentu dengan menggunakan data contoh atau data historis (Ethem Alpaydin, 2014). Model yang diperoleh akan ditentukan dari beberapa parameter, model ini bisa rumus atau struktur yang akan digunakan untuk memproses data. sebuah model dengan parameter-parameter tertentu yang perlu dioptimalkan.

Proses pembelajaran melibatkan program komputer untuk menyesuaikan parameter-parameter ini berdasarkan data pelatihan atau data historis, sehingga model bekerja dengan baik. Model ini dapat digunakan untuk membuat prediksi di masa depan (prediktif) atau untuk mendapatkan wawasan dan pengetahuan dari data yang ada

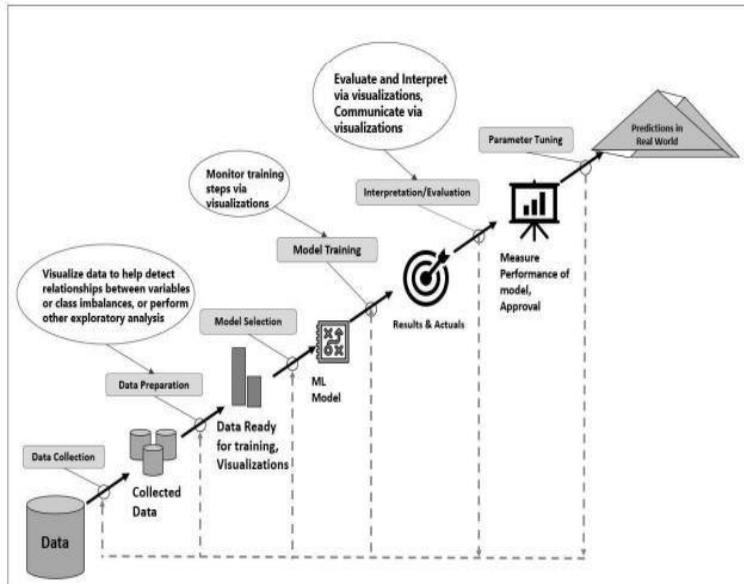
(deskriptif), atau bahkan dapat melakukan kedua fungsi tersebut sekaligus. *Output* dari proses ini sering berupa program komputer dengan aturan dan struktur data tertentu, atau yang biasa dikenal dengan *Machine learning* model seperti :

1. *Supervised Learning* : *Supervised learning* bekerja dengan cara mempelajari pola dari data yang diberikan sehingga dapat menghasilkan output yang sesuai dengan input. Proses pembelajaran dalam model *supervised* meliputi pembuatan fungsi yang dilatih menggunakan data latihan. Fungsi ini kemudian diaplikasikan pada data baru untuk membuat prediksi. Tujuan akhirnya adalah membangun fungsi yang dapat menggeneralisasi dengan baik terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ada dua sub kategori pada *supervised learning model*, yaitu *regression* dan *classification*. Berikut beberapa jenis *regression* yang biasa digunakan praktisi data seperti *Linear Regression*, *decision tree*, sedangkan beberapa jenis *classification* seperti *Logistic regression*, *support vector machine* dan *naïve bayes*
2. *Unsupervised Learning* : *Unsupervised learning* adalah teknik dalam machine learning yang digunakan untuk membuat kecerdasan buatan. Dalam pendekatan ini, algoritma tidak perlu dilatih untuk mengenali pola. Model dirancang agar bisa “belajar sendiri” dengan mengumpulkan informasi dan mengenali data yang tidak berlabel. Disebut “*unsupervised*” karena model ini tidak memerlukan pelatihan awal. Pengimplementasian *unsupervised learning* biasanya menggunakan beragam algoritma, termasuk *k-means clustering* dan *adaptive resonance theory (ART)*.
3. *Reinforcement Learning* : *Reinforcement Learning* dikenal sebagai model yang belajar menggunakan sistem reward dan *penalty*. *Reinforcement learning* memiliki empat komponen, yaitu *action*, *agent*, *environment*, dan *reward*.

2.1.4 Tahapan Machine Learning

Tahapan *Machine Learning* melibatkan serangkaian langkah yang ditempuh untuk mengembangkan dan menerapkan model *machine learning*. Proses ini melibatkan pemilihan dan pengumpulan

data, pemahaman karakteristik dataset, persiapan data, pembagian data, pemilihan model, pelatihan model, evaluasi model, dan dapat melibatkan iterasi untuk penyempurnaan. Berikut adalah tahapan *Machine Learning* yang dilakukan oleh (Eisler & Meyer, 2020a) dapat dilihat pada Gambar 2.2 berikut.



Gambar 2.1 Tahapan *Machine Learning*(Eisler & Meyer, 2020b)

1. *Data Collection*

Tahap pengumpulan data merupakan proses pengumpulan berbagai informasi yang dapat berasal dari berbagai sumber seperti database, file CSV, atau sensor. Data yang telah dikumpulkan dapat digunakan sebagai solusi *machine learning* dan mengembangkan *Artificial Intelligence* (kecerdasan buatan). Langkah ini sangat penting yang berkaitan dengan kuantitas dan kualitas data yang akan digunakan untuk membangun model prediksi nantinya.

2. *Data Preparation*

Setelah data terkumpul, tahap berikutnya adalah persiapan data. tahap ini mencakup membersihkan data dari nilai yang hilang atau anomali, dll. Tujuan utama dari tahap ini adalah memastikan bahwa data yang digunakan dalam model *machine learning* dapat diinterpretasikan dan diproses dengan baik. *Data Preparation* memiliki dampak besar terhadap kinerja dan akurasi model *machine learning*. Dengan memastikan bahwa data yang digunakan bersih, terstruktur, dan sesuai dengan kebutuhan model, hasil prediksi dapat menjadi lebih akurat. Beberapa langkah dalam *Data Preparation*:

- a. *Pembersihan Data (Data Cleaning)*: Identifikasi dan penanganan nilai-nilai yang hilang, *Outlier*, atau kesalahan dalam dataset. Hal ini melibatkan penghapusan atau penggantian nilai yang tidak valid.
- b. *Transformasi Data*: Modifikasi variabel-variabel tertentu agar sesuai dengan kebutuhan model. Ini bisa termasuk normalisasi, pengkodean kategori, atau pengubahsuaian format data.
- c. *Pemilihan Fitur (Feature Selection)*: Identifikasi dan pemilihan fitur-fitur yang paling relevan dan signifikan untuk dimasukkan ke dalam model. Hal ini dapat membantu mengurangi dimensi dataset dan meningkatkan efisiensi model.
- d. *Penggabungan Data (Data Integration)*: Menggabungkan data dari beberapa sumber atau tabel menjadi satu dataset yang lengkap dan terstruktur.
- e. *Pembagian Data (Data Splitting)*: Membagi dataset menjadi set pelatihan dan set pengujian untuk melatih dan menguji model.
- f. *Penanganan Data Tidak Seimbang*: Jika terdapat ketidakseimbangan dalam kelas target, perlu dilakukan strategi penanganan seperti *oversampling* atau *undersampling*.
- g. *Manajemen Skala dan Nilai (Scaling and Imputation)*: Memastikan bahwa semua variabel memiliki skala yang seragam dan menangani nilai yang hilang dengan tepat.

3. *Model Selection*

Pemilihan model merupakan proses memilih model *machine learning* yang paling sesuai untuk masalah tertentu. Hal ini melibatkan evaluasi dan perbandingan model yang berbeda untuk menentukan model yang paling sesuai dengan masalah yang dihadapi. Proses pemilihan dapat melibatkan pemisahan data ke dalam set pelatihan, validasi, dan pengujian, menyesuaikan model kandidat pada set pelatihan, mengevaluasi dan memilihnya pada set validasi, dan melaporkan kinerja model akhir pada set pengujian. Kriteria untuk pemilihan model dapat mencakup ukuran-ukuran seperti akurasi, kemampuan interpretasi, kompleksitas, waktu pelatihan, dan skalabilitas. Tujuan dari pemilihan model adalah untuk menemukan keseimbangan antara kompleksitas model dan generalisasi untuk membuat prediksi yang akurat pada data yang baru dan tidak terlihat.

4. *Model Training*

Model training merupakan proses di mana algoritma *machine learning* diberi data latihan yang cukup untuk belajar dari data tersebut. Data latihan ini terdiri dari data masukan dan keluaran yang sesuai dengan masalah yang ingin dipecahkan. Proses training model dilakukan dengan menjalankan data masukan melalui algoritma *machine learning* dan membandingkan hasil keluaran dengan keluaran yang diharapkan. Hasil ini digunakan untuk memodifikasi model dan meningkatkan akurasi prediksi. Proses training model dilakukan secara iteratif dan berulang-ulang hingga model mencapai tingkat akurasi yang diinginkan. Tahap training model merupakan tahap penting dalam pembuatan model *machine learning* karena hasil dari tahap ini akan mempengaruhi kinerja model pada tahap evaluasi dan pengujian

5. *Prediction*

Prediksi merupakan proses di mana model *machine learning* menggunakan data masukan yang telah latih untuk membuat prediksi pada data baru yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya. Dalam hal prediksi, model mengambil input dan mencoba

menghasilkan hasil yang diharapkan berdasarkan data yang ada. Prediksi melibatkan penerapan model yang telah latih pada data baru untuk membuat kesimpulan yang tidak telah dilihat sebelumnya

6. *Evaluation*

Tahap Evaluasi merupakan proses di mana kinerja model *machine learning* diukur dan dikorelasi. Evaluasi melibatkan pengiraan metrik yang sesuai dengan jenis masalah yang dihadapi, seperti akurasi, precision, dll. Evaluasi model dilakukan pada setelah model telah latih dan validasi, dan hasilnya digunakan untuk membandingkan dan memilih model yang paling efektif. Beberapa metode yang umum digunakan dalam evaluasi meliputi split data pelatihan (*train/test/validation*). Dalam split data pelatihan, sebagian data dikira untuk pelatihan model, sebagian untuk validasi model, dan sebagian untuk pengujian model. Evaluasi model membantu mengidentifikasi area yang perlu ditingkatkan dan memastikan bahwa model yang dihasilkan merupakan solusi yang baik untuk masalah yang dihadapi.

7. *Deployment*

Jika model telah berhasil dievaluasi, tahap terakhir adalah implementasi model ke dalam lingkungan produksi atau aplikasi yang sesuai dengan kebutuhan. *Deployment* merupakan proses dalam yang membuat model *machine learning* tersedia untuk digunakan dalam aplikasi bisnis atau sistem pengendalian. Model *machine learning* yang telah dikembangkan dan dioptimalkan sebelumnya digunakan untuk membuat prediksi dan memantau kinerja pada lingkungan produksi. *Deployment* melibatkan beberapa langkah, seperti:

- a. *Model Inference*: *Model inference* adalah proses di mana model *machine learning* mengambil input dan menghasilkan hasil berdasarkan model yang telah latih sebelumnya. *Model inference* digunakan untuk membuat prediksi pada data baru yang belum pernah dilihat oleh model sebelumnya.
- b. *Model Deployment Techniques*: Ada beberapa teknik *deployment* yang umum digunakan, seperti *model inference*

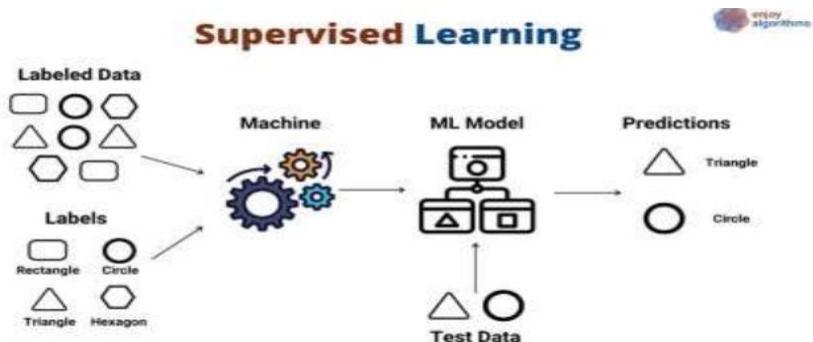
- over the web (serving), model inference with a REST API, model inference on a mobile device, and batch processing.*
- c. *Deployment Tools:* Beberapa alat yang populer untuk *deployment model machine learning* meliputi *Azure Machine Learning*. *Azure Machine Learning* memungkinkan untuk mengimplementasikan model *machine learning* di *cloud* dengan mudah.
 - d. *Continuous Model Evaluation and Re-training:* Setelah model sampai di *deployment*, penting untuk terus mengujicobakan dan mengoptimalkan model untuk menghasilkan hasil yang lebih baik sesuai dengan perubahan dalam sistem bisnis atau perubahan data. Jika model menunjukkan hasil yang tidak baik, mungkin perlu melatih model dengan menambahkan lebih banyak data latihan atau menggunakan metode *feature engineering* yang berbeda.

2.1.5 *Supervised Learning*

Algoritma *Supervised Learning* merupakan bagian dari pembelajaran *machine learning* yang menggunakan data berlabel untuk melatih model, memprediksi output, dan membandingkan output apakah sesuai dengan yang diinginkan (Santoso et al., 2021). Dapat dikatakan bahwa algoritma *supervised learning* adalah pembelajaran *machine learning* yang harus diawasi karena *supervised learning* bergantung pada kecocokan input dan output pada dataset yang diberikan. *Supervised learning* biasanya digunakan untuk melakukan prediksi yang akan terjadi di masa mendatang berdasarkan pada kumpulan data di masa lalu.

Supervised learning adalah sebuah metode dengan menggunakan data yang telah diberi label atau sebuah data yang sudah diketahui oleh perancangannya. Tujuan dari metode ini adalah agar mesin dapat mengidentifikasi label input baru dengan menggunakan fungsi yang ada untuk membuat prediksi dan klasifikasi. Dengan mengamati data tersebut, metode ini dapat membuat model yang dapat memetakan masukan baru menjadi sebuah keluaran yang sesuai. (Angga Aditya

Permana et al., 2023). Gambaran *supervised learning* dapat dilihat pada gambar 2.3.



Gambar 2.2 Supervised Learning (Metehan Kozan, 2021)

Berikut adalah jenis dari *Supervised Learning* yang terdiri dari Regresi Teknik regresi dapat memprediksi nilai hasil tunggal dengan menggunakan data pelatihan. Analisis regresi merupakan salah satu analisis yang paling populer dan banyak digunakan. Analisis regresi umumnya digunakan untuk peramalan, dengan penggunaan yang saling melengkapi dengan bidang *machine learning*. Analisis ini juga dapat digunakan untuk memahami variabel bebas mana saja yang berhubungan dengan variabel terikat dan untuk mengetahui bentuk dari hubungan tersebut.

2.1.6 Linear Regression

Regresi linier adalah metode yang dapat digunakan untuk dua hal. Pertama, analisis regresi biasanya digunakan untuk peramalan dan prediksi, di mana penerapannya terkait *machine learning*. Kedua, analisis regresi dapat digunakan dalam beberapa kasus untuk menentukan hubungan kausal antara variabel independen dan dependen

Berdasarkan model regresi, variabel *independent* memprediksi variabel *dependent*. Analisis regresi memperkirakan nilai variabel 'y' dependen berdasarkan nilai variabel independent 'x'.

Regresi linier dapat berupa regresi linier sederhana atau regresi berganda.

1. Multiple *Linear Regression*/Regresi Linier Berganda .

Regresi Linier Berganda terbentuk apabila jumlah variabel bebas/independen dari suatu persamaan regresi lebih dari satu (x_1, x_2, \dots, x_k) dan semuanya mempengaruhi variabel terikat/dependen (y). (Labib Mu'tashim et al., n.d.). Regresi Linier Berganda dimodelkan dengan persamaan:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_n X_n + e \quad (2.1)$$

Dimana:

Y = Variabel terikat (Dependen)

X = Variabel bebas (Independen)

α = Konstanta (Intercept)

β = *Slope* atau *Koefisien estimate*.

e = *Error*

2.1.7 *Random Forest Regression*

Model *Random Forest Regression* adalah salah satu teknik *Machine Learning* yang digunakan untuk menangani masalah klasifikasi dan regresi. Teknik ini bekerja dengan membangun beberapa pohon keputusan berdasarkan subset acak dari data pelatihan, kemudian menghasilkan prediksi akhir dengan menggabungkan hasil dari pohon-pohon tersebut (Tantyoko et al., 2023). *Random Forest Regression* akan memilih kelas yang paling populer (Chairunisa et al., 2024).

Berikut adalah formula untuk menentukan kelas yang paling umum atau populer :

$$f(x) = \text{Rata - rata}(f_x(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \quad (2.2)$$

Keterangan:

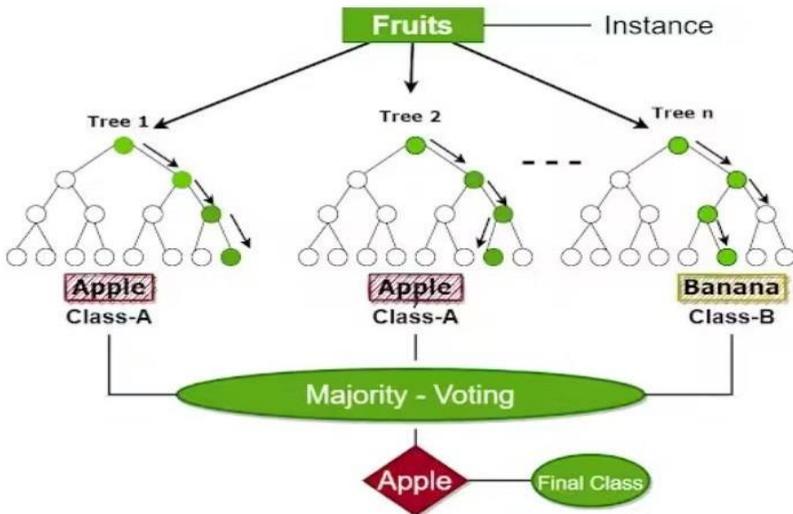
$f(x)$: hasil prediksi

$f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)$: hasil prediksi dari setiap pohon keputusan

x : input

Berikut ini adalah *pseudocode* untuk algoritma *Random Forest Regression* :

1. Algoritma memilih sampel acak dari dataset yang disediakan
2. Membuat *decision tree* untuk setiap sampel yang dipilih. Kemudian akan didapatkan hasil prediksi dari setiap *decision tree* yang dibuat.
3. Melakukan proses voting terhadap semua keputusan *decision tree* yang sudah dibuat.
4. Algoritma akan memilih prediksi yang paling sering muncul sebagai keputusan akhir.



Gambar 2.3 Flowchart dari Algoritma *Random Forest Regression* (Mohit Chaudhary, 2024)

Pada gambar 2.4 *Random Forest Regression* juga memiliki keunggulan untuk menangani data yang memiliki banyak fitur dan dapat mengurangi risiko *overfitting* yang sering terjadi dalam model pohon keputusan tunggal. (Sujono et al., 2023).

2.1.8 *Gradient Boosted Trees Regression*

Model *Gradient Boosted Regression Trees* (GBRT), juga dikenal sebagai *Gradient Boosted Machine* atau GBM, adalah salah satu model pembelajaran mesin yang paling efektif untuk analisis prediktif, menjadikannya salah satu model utama dalam industri untuk *machine learning*. (Sam Hemingway, 2024)

Algoritma *Gradient Boosted Trees Regression tree* adalah pendekatan di mana beberapa model digabungkan untuk meningkatkan kekuatan prediksi. Pendekatan ini melibatkan pembentukan model peramalan yang kuat dengan mengintegrasikan beberapa pohon regresi individu, yang juga dikenal sebagai pembelajar yang lemah. Pembelajar yang lemah ini biasanya memiliki bias tinggi terhadap *dataset* pelatihan, tetapi memiliki varians dan keteraturan rendah, menghasilkan output sedikit lebih baik daripada tebakan acak. Secara umum, algoritma *boosting* berisi tiga komponen, yaitu model *aditif*, *weak learner*, dan *loss function*. Algoritma ini dapat merepresentasikan hubungan *non-linear* seperti kurva tenaga angin dan menggunakan berbagai fungsi kerugian yang dapat dibedakan dan secara kemampuannya dapat belajar selama iterasi antara fitur input (Chairunisa et al., 2024) *Gradient Boosted Trees Regression* dapat didefinisikan sebagai penjumlahan dari n pohon-pohon regresi.

$$f_n(x_t) = \sum_{i=1}^n f_i(x_t) \quad (2.3)$$

Setiap $f_i(x_t)$ adalah sebuah pohon keputusan (pohon regresi). Ensemble dari pohon-pohon tersebut dibangun secara

berurutan dengan mengestimasi pohon keputusan baru $f_{n+1}(x_t)$ dengan bantuan persamaan sebagai berikut.

$$\text{Argmin} \sum_t L(y_t, f_n(x_t) + f_{n+1}(x_t)) \quad (2.4)$$

Model *boosted trees* sangat baik dalam menangani data yang berbentuk tabel dengan baris dan kolom dengan fitur *numerik* atau fitur kategorikal yang memiliki kurang dari ratusan kategori. Berbeda dengan model *linear*, model *boosted trees* mampu menangkap interaksi non-linear antara fitur-fitur dan target (Sam Hemingway, 2024). Namun, *Gradient Boosted Trees Regression* juga memerlukan *tuning* parameter yang hati-hati, rentan terhadap *overfitting*, tidak ideal untuk dataset kecil, dan sulit untuk diinterpretasikan. Dalam aplikasinya, *Gradient Boosted Trees Regression* digunakan luas dalam prediksi harga saham, analisis risiko kredit, analisis sentimen, dan deteksi fraud. (Trivusi, 2023)

2.1.9 Evaluasi Kinerja Model

Dalam bidang *machine learning*, evaluasi model sangatlah penting untuk memastikan bahwa model yang dibuat memiliki performa yang optimal. Terdapat berbagai metrik yang digunakan untuk mengukur kinerja model dan membandingkannya dengan model lainnya (Bunga Dea Laraswati, 2024). Metrik juga membantu membandingkan performa berbagai model atau pendekatan, memungkinkan pemilihan model yang paling sesuai dengan kebutuhan dan tujuan yang diinginkan. Oleh karena itu, metrik sangat penting untuk menentukan apakah model layak untuk diproduksi atau digunakan secara luas, serta sebagai acuan dalam memilih algoritma atau model *machine learning* yang tepat.

Berikut evaluasi metrik yang akan digunakan:

- a. *Root Mean Squared Error* (RMSE)

$$RSME = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(2.5)

RMSE mengukur seberapa baik model dapat memprediksi nilai aktual dengan menghitung akar dari rata-rata kuadrat dari selisih antara nilai prediksi dan nilai aktual. RMSE memberikan bobot yang lebih besar pada kesalahan yang signifikan dan dapat memberikan gambaran tentang sejauh mana *deviasi absolut* antara prediksi dan observasi. Nilai hasil RMSE akan baik hasil perkiraan (prediksi) apabila nilai RMSE semakin rendah.

- b. *R-Squared* merupakan suatu nilai yang menampilkan seberapa besar variabel independen mempengaruhi variabel dependen. Angka yang berkisar sekitar 0 sampai 1 yang mengindikasikan besar kombinasi variabel independen secara bersama-sama mempengaruhi nilai variabel dependen. Jenis hubungan koefisien determinasi dinyatakan pada Tabel 2.1 Rumus R-Squared adalah (Nurani et al., 2023):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (y_t - \bar{y})^2}$$

(2.6)

Keterangan :

- y_t = Data yang diuji respon ke- t ($t = 1, \dots, n$)
 \hat{y}_t = Ramalan respon ke- t ($t = 1, \dots, n$)
 \bar{y} = Rata-rata
 n = Banyaknya data yang diuji.

Tabel 2.1 Interpretasi nilai R^2

Interval Koefisien	Hubungan
1 – 0,8	Sangat kuat
0,6 – 0,79	Kuat
0,4 – 0,59	Cukup kuat

0,2 – 0,39	Lemah
0 – 0,19	Sangat lemah

2.1.10 Aplikasi Web

Aplikasi berbasis web merupakan perangkat lunak yang dibuat menggunakan bahasa pemrograman seperti *HTML*, *PHP*, *CSS*, dan *JS*, yang memerlukan *web server* serta browser seperti *Chrome*, *Firefox*, *Opera*, *Internet Explorer*, *Microsoft Edge*, dan lainnya untuk menjalankannya. Aplikasi ini dapat beroperasi baik di jaringan lokal (LAN) maupun di internet. Salah satu keunggulan utama dari aplikasi web adalah data yang tersentralisasi serta kemudahan akses dan dapat diakses darimana saja (Novria Rahman et al., 2022).

2.2 PENELITIAN TERKAIT

Penelitian ini merupakan studi literatur yang merujuk pada beberapa penelitian terdahulu diantaranya terdapat pada Tabel 2.2 berikut.

Tabel 2.2 Tinjauan Penelitian Terdahulu

No	Judul, Nama, Tahun	Model	Hasil penelitian	Keterkaitan
1.	<i>Life Expectancy Prediction Using Decision Tree, Random Forest Regression, Gradient Boosted Trees Regression, and XGBoost Regressions.</i>			

	(Chairunisa et al., 2024)	<i>Decision Tree, Random Forest Regression, Gradient Boosted Trees Regression, and XGBoost Regressions</i>	Memprediksi angka harapan hidup dengan menggunakan beberapa model regresi, Model <i>Random Forest Regression</i> adalah yang paling akurat untuk memprediksi angka harapan hidup, dan variabel kematian bayi serta rasio kematian ibu adalah faktor yang paling signifikan dalam menentukan angka harapan hidup.	Pada penelitian ini menggunakan evaluasi <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) dan nilai R^2 untuk menilai kinerja model prediksi. RMSE mengukur akurasi prediksi dengan menghitung seberapa jauh hasil prediksi model dari nilai aktual, sedangkan nilai R^2 menunjukkan seberapa baik model menjelaskan variabilitas dalam data.
2.	Analisis Prediksi Harga Rumah Sesuai Spesifikasi Menggunakan <i>Multiple Linear Regression</i>			
	(Labib Mu'tashim et al., 2021)	<i>Multiple Linear</i>	Penelitian ini menggunakan algoritma regresi	Penelitian ini menilai harga rumah dengan

		<i>Regressio n</i>	<p>untuk menganalisis faktor-faktor yang mempengaruhi harga rumah, seperti luas bangunan, luas tanah, jumlah kamar tidur, garasi, dan kota. Berdasarkan analisis tersebut, ditemukan bahwa model regresi yang digunakan memiliki nilai akurasi sebesar 66%. Dengan kata lain, model tersebut mampu memprediksi harga rumah dengan tingkat akurasi yang cukup baik, meskipun tidak sempurna.</p>	<p>mempertimbangkan faktor-faktor seperti luas bangunan, luas tanah, jumlah kamar tidur, dan garasi, serta mencapai akurasi 66% dalam prediksi harga.</p>
3	<p>Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Harga Rumah di Jabodetabek Menggunakan Metode Regresi Probit</p>			
	(Febyanti, 2022)	<i>Regresi Probit</i>	<p>Hasil penelitian yang dideskripsikan menunjukkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi harga rumah di Jabodetabek adalah tipe rumah, sertifikat, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, dan lantai. Dari analisis yang dilakukan, penelitian tersebut menghasilkan</p>	<p>Penelitian ini memiliki keterkaitan terutama hal tujuan untuk memahami faktor-faktor yang mempengaruhi harga rumah. Penelitian yang dideskripsikan</p>

			ketepatan klasifikasi sebesar 25,6% dan nilai Pseudo R ² McFadden sebesar 57,57%.	mengidentifikasi faktor-faktor seperti tipe rumah, sertifikat, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, dan lantai sebagai penentu harga rumah di Jabodetabek dengan menggunakan metode regresi probit ordinal.
4.	Prediksi Harga <i>Real Estate</i> Menggunakan Metode Regresi Linear Berbasis <i>Machine Learning</i>			
(Khalijah Zainal, 2024)	<i>Linear Regression</i> , <i>Support Vector Regression</i> – <i>Linear Support Vector Regression</i> – <i>RBF</i> <i>Decision Tree</i>	Hasil penelitian menunjukkan bahwa dari tujuh metode regresi yang diuji, dua metode terbaik adalah <i>Random Forest Regression</i> dan <i>MLP-Regressor</i> . <i>Random Forest Regression</i> menunjukkan akurasi tertinggi pada rasio 90:10 dengan nilai akurasi sebesar 98%, sementara <i>MLP-Regressor</i> memberikan	Penelitian ini juga menggunakan metode regresi untuk memprediksi harga rumah, menggunakan metode regresi seperti <i>Linear Regression</i> , <i>Random Forest Regression</i> , dan <i>Gradient Boosted Trees Regression</i> .	

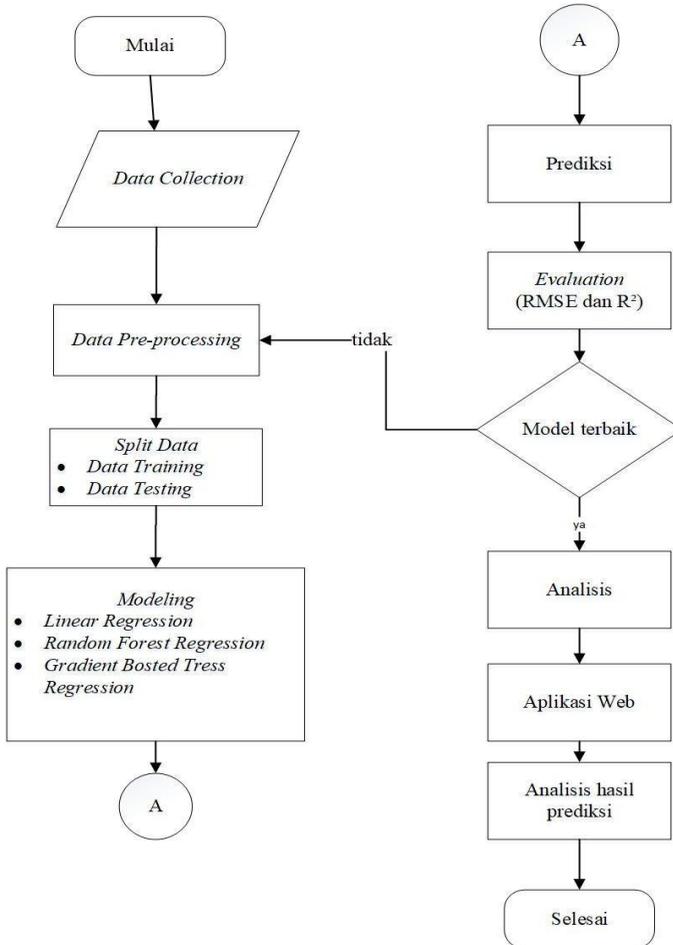
		<p><i>Regression</i></p> <p><i>Random Forest Regression</i></p> <p><i>MLP-Regressor</i></p> <p><i>Gradient Boosted Trees Regression</i></p> <p><i>MLP-Regressor</i></p>	<p>performa yang sangat baik pada rasio 80:20, 70:30, dan 60:40 dengan akurasi antara 95% hingga 97%. Meskipun kedua metode ini menunjukkan kinerja yang baik, <i>MLP-Regressor</i> dipilih sebagai metode terbaik karena konsistensinya dalam menghasilkan nilai akurasi terbaik pada berbagai rasio data..</p>	<p>Ketiganya bertujuan untuk menentukan metode regresi yang paling akurat untuk prediksi harga rumah. Pada penelitian ini mengevaluasi metode regresi berdasarkan MSE dan RMSE untuk menentukan akurasi prediksi</p>
5.	<p>Analisis Faktor Aksesibilitas, Fasum Dan Faso Terhadap Harga Bidang Tanah Serta Visualisasi Berbasis Webgis (Studi Kasus : Kelurahan Tlogosari Kulon, Kecamatan Pedurungan, Kota Semarang)</p>			
	<p>(Arumingtyas et al., 2019)</p>	<p>Regresi linear berganda</p>	<p>Penelitian ini mengkaji pengaruh faktor aksesibilitas, fasilitas umum (fasum), dan fasilitas sosial (fasos) terhadap harga tanah di Kelurahan Tlogosari Kulon, Semarang, menggunakan model regresi linier berganda. Dengan memanfaatkan data harga tanah pasar</p>	<p>Keterkaitan antara penelitian ini dengan penelitian yang sedang dilakukan terletak pada faktor yang mempengaruhi harga properti yang sama, yaitu penggunaan</p>

			<p>wajar dan Nilai Jual Objek Pajak (NJOP), penelitian ini menemukan bahwa aksesibilitas, fasum, dan fasos secara signifikan mempengaruhi harga tanah, dengan kontribusi sebesar 67,1% terhadap harga pasar wajar dan 18,1% terhadap NJOP. Hasil analisis menunjukkan bahwa jalan arteri sekunder merupakan faktor aksesibilitas yang paling berpengaruh, sementara pasar dan kantor kelurahan menjadi fasum utama, serta mall sebagai fasos yang dominan mempengaruhi harga tanah.</p>	<p>model regresi linier berganda untuk menganalisis pengaruh berbagai faktor terhadap harga properti. Penelitian ini menyoroti pentingnya variabel aksesibilitas, fasilitas umum (fasum), dan fasilitas sosial (fasos) dalam mempengaruhi nilai properti.</p>
--	--	--	---	---

BAB 3 DESAIN SISTEM

3.1 DIAGRAM ALIR PENELITIAN

Proses prediksi harga rumah menggunakan *machine learning* dapat dijelaskan pada digaram alir penelitian pada Gambar 3.1 berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir Penelitian

Proses dimulai dengan pengumpulan data, di mana data yang diperlukan untuk analisis dan prediksi dikumpulkan yang berasal dari PT XYZ. Setelah data terkumpul, langkah selanjutnya adalah *pre-processing* data, yang melibatkan pembersihan dan transformasi data untuk mempersiapkannya agar model siap untuk digunakan. Hal ini meliputi penanganan data yang hilang, mengoreksi data yang tidak konsisten, dan melakukan *Encoding* pada variabel kategorikal. Selanjutnya, data dibagi menjadi dua bagian: data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih model, sementara data testing digunakan untuk menguji model dan mengevaluasi kinerjanya. Setelah data dibagi, langkah berikutnya adalah modeling, di mana tiga model *machine learning* diterapkan: *Linear Regression*, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression*.

Setelah model dilatih, model digunakan untuk melakukan prediksi menggunakan data uji. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *Root Mean Squared Error* (RMSE) dan *R-squared* (R^2) untuk menilai seberapa baik model memprediksi data sebenarnya. Jika model belum mencapai performa yang diinginkan, proses kembali ke tahap *pre-processing* untuk mencoba pendekatan lain, sehingga iterasi dapat dilakukan sampai menemukan model terbaik. Jika model terbaik telah ditemukan, dilakukan analisis mendalam terhadap hasil dan performa model untuk memahami dan menyajikan *insight* yang berguna. Setelah proses analisis selesai maka akan dilakukan pembuatan Aplikasi web untuk melakukan proses prediksi.

3.2 MODEL PENELITIAN

Pada bagian ini akan diuraikan secara singkat langkah-langkah yang akan di jalankan dalam proses penelitian. Berikut adalah tahapan metodologi yang dilakukan pada penelitian ini.

3.2.1 Data Collection

Data *Collection* merupakan tahap awal dengan mengumpulkan data yang diperlukan untuk dianalisis. Data yang digunakan pada penelitian ini yaitu data penjualan beserta spesifikasi rumah di beberapa pengembang perumahan di pekanbaru dengan jumlah data sebanyak 200 baris data, data bersumber dari PT XYZ. Berikut data yang digunakan pada Tabel 3.1 berikut.

Tabel 3.1 Dataset harga rumah di Pekanbaru (Syukri, 2024)

HARGA	LT	LB	JKT	JKM	GRS	jr	kota	kecamatan	mall	kampus	jalan toll	hotel	rumah sakit	stadion	bandara	terminal bus
600000000	120	65	3	2	ada	sedang	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
785000000	138	80	3	2	ada	besar	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
420000000	121	56	3	2	tidak	sedang	pekanbaru	kuilm	tidak ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
785000000	138	80	3	2	ada	besar	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
850000000	150	100	4	3	ada	besar	pekanbaru	binawidya	ada	ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
360000000	112	45	2	1	ada	kecil	pekanbaru	tenayan raya	tidak ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
295000000	100	40	2	1	ada	kecil	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
166000000	100	36	2	1	tidak	kecil	pekanbaru	marpoyan damai	ada	ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada

Dari Tabel 3.1 diatas memiliki 16 variabel. Dari variabel tersebut dibagi menjadi variabel dependen dan independen. Variabel dependen yaitu harga, sedangkan variabel independen yaitu luas tanah(lt/m^2), luas bangunan(lb/m^2), jumlah kamar tidur(jkt /m^2), jumlah kamar mandi(jkm/m^2) garasi(grs), jenis rumah(jr), kota, kecamatan, mall, kampus, jalan toll, hotel, rumah sakit, stadion, bandara dan terminal bus. Variabel-variabel ini dipilih berdasarkan keterkaitan dan dampaknya terhadap penentuan harga rumah yang diambil dari penelitian terdahulu dan wawancara oleh developer perumahan.

Adapun variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini meliputi:

1. Luas tanah (It)
Luas tanah adalah salah satu komponen utama dalam penentuan harga properti. Semakin besar luas tanah, semakin tinggi nilai properti karena luas tanah memberikan potensi penggunaan yang lebih fleksibel, baik untuk ruang terbuka, pembangunan tambahan, maupun ekspansi properti (Satria et al., 2024).
2. Luas bangunan (Ib)
Luas bangunan menggambarkan ukuran total bangunan yang tersedia untuk penghuni. Properti dengan luas bangunan yang lebih besar biasanya dihargai lebih tinggi karena menyediakan ruang hidup yang lebih luas dan fasilitas yang lebih lengkap (Satria et al., 2024).
3. Jumlah Kamar Tidur (jkt) dan Kamar Mandi (jkm)
Jumlah kamar tidur dan kamar mandi merupakan indikator utama dari fungsionalitas rumah. Properti dengan lebih banyak kamar tidur dan kamar mandi biasanya lebih diminati oleh keluarga besar, yang dapat meningkatkan nilai properti (Febyanti, 2022).
4. Garasi (grs)
Garasi rumah berfungsi sebagai pelindung kendaraan dari cuaca buruk dan potensi pencurian, serta memiliki pengaruh signifikan terhadap penentuan harga properti. Nilai tambah garasi dipengaruhi oleh tipe, ukuran, dan fasilitas perumahan (Febyanti, 2022).
5. Jenis rumah (jr)
Jenis rumah dapat memengaruhi harga rumah karena setiap jenis rumah memiliki karakteristik, fasilitas, dan keunggulan yang berbeda yang dapat menentukan nilai pasarnya
6. Kota
Semakin dekat lokasi tanah dengan pusat kota akan semakin tinggi nilainya. Hal ini dimungkinkan karena disamping

aksesibilitas yang tinggi juga lokasinya dianggap strategis karena kemudahan mencapai pusat kota.

7. Fasum dan fasos

Fasilitas Umum (Fasum): Ini mencakup fasilitas yang disediakan untuk kepentingan umum, seperti taman, pusat komunitas, dan fasilitas olahraga. Keberadaan fasum yang baik dapat meningkatkan kualitas hidup dan daya tarik sebuah area, sehingga berpotensi meningkatkan harga jual properti di sekitarnya. Misalnya, properti yang dekat dengan taman atau pusat rekreasi biasanya memiliki nilai jual yang lebih tinggi. Sedangkan fasos ini merujuk pada infrastruktur yang mendukung kegiatan sosial, seperti sekolah, rumah sakit, dan tempat ibadah. Fasos yang berkualitas dan mudah diakses meningkatkan kenyamanan dan kemudahan bagi penduduk, yang dapat berkontribusi pada peningkatan harga jual properti (LPPM Universitas Hindu Indonesia, 2022).

Tabel 3.2 Daftar Fasilitas Sosial dan Fasilitas Umum (LPPM UHI, 2022)

Fasos & Fasum
Pasar
Warung makan
Pos kesehatan
Balai banjar
Wantilan
Taman hiburan
Bank sampah
Lapangan olahraga
Balai subak
TPU/makam/setra
Pos pengamanan

Halte
Papan pengumuman
Rumah sakit
Puskesmas
Pasar hewan
Sekolah tingkat dasar
Gedung serbaguna
Hotel
Stadion
Warung
Kelontong/minimarket
Tempat peribadatan
Panti asuhan/wedha

Tabel 3.2 di atas mencantumkan berbagai jenis fasilitas sosial (fasos) dan fasilitas umum (fasum) yang dapat ditemukan di suatu wilayah. Fasilitas ini mencakup kebutuhan dasar masyarakat, seperti pasar, warung makan, pos kesehatan, dan puskesmas, yang menyediakan layanan kesehatan dan kebutuhan pangan. Selain itu, terdapat pula fasilitas hiburan dan olahraga seperti taman hiburan dan lapangan olahraga, yang mendukung aktivitas rekreasi dan kesehatan fisik warga. Beberapa fasilitas lain, seperti sekolah, gedung serbaguna, hotel, dan tempat ibadah, berperan dalam mendukung kebutuhan pendidikan, sosial, dan spiritual masyarakat. Keberadaan fasilitas-fasilitas ini memainkan peran penting dalam meningkatkan kualitas hidup dan daya tarik suatu daerah sebagai tempat tinggal atau investasi.

3.2.2 *Data Pre-pocessing*

Exploratory Data Analysis (EDA) merupakan suatu pendekatan dalam analisis data yang bertujuan untuk memahami karakteristik, mengeksplorasi dan menganalisa data yang akan digunakan, berikut tahapan EDA yang dilakukan:

1. Importing Library

Mengimpor perpustakaan (*library*) atau modul-modul yang diperlukan untuk melakukan analisis data dan manipulasi *dataset*. Beberapa perpustakaan yang digunakan dalam untuk tujuan ini adalah *pandas*, *numpy*, *seaborn*, *dll*. *Library* yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 3.2 berikut.

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

Gambar 3.2 *Importing Library*

2. Reading Dataset

Library *pandas* diimport dengan alias *pd*. Selanjutnya, *dataset* yang tersimpan dalam format *excel* diakses menggunakan fungsi *read_excel* dari *pandas*, dan hasilnya dimuat ke dalam variabel *DataFrame* yang disebut *df*. Terakhir, beberapa baris pertama dari *DataFrame* tersebut ditampilkan menggunakan metode *head()*. Proses *reading dataset* dapat dilihat pada Gambar 3.3 berikut.

	HARGA	LT	LB	JKT	JKM	GRS	jr	kota	kecamatan	mall	kampus	jalan toll	hotel	rumah sakit	stadion	bandara	terminal bus
0	600000000	120	65	3	2	ada	sedang	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada
1	785000000	138	80	3	2	ada	sedang	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada
2	420000000	121	56	3	1	tidak	sedang	pekanbaru	kulim	tidak ada	ada	tidak ada	ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada	tidak ada
3	785000000	138	80	3	2	ada	besar	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada
4	420000000	121	56	3	1	tidak	sedang	pekanbaru	binawidya	ada	ada	tidak ada	ada	ada	ada	tidak ada	tidak ada

Gambar 3.3 *Reading Dataset harga rumah dipekanbaru*

3. Melihat Informasi *Dataset*

Melihat informasi seperti nama kolom, jumlah *non-null* (nilai yang tidak kosong) dalam setiap kolom, dan tipe data dari setiap kolom untuk mengetahui jenis dan tipe data pada data yang digunakan. Dan juga terdapat informasi tentang penggunaan memori oleh *DataFrame*. Proses melihat informasi *dataset* dapat dilihat pada Gambar 3.4 berikut.

```
3 df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 200 entries, 0 to 199
Data columns (total 17 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   HARGA                 200 non-null    int64
1   LT                   200 non-null    int64
2   LB                   200 non-null    int64
3   JKT                  200 non-null    int64
4   JKM                  200 non-null    int64
5   GRS                  200 non-null    object
6   jr                   200 non-null    object
7   kota                 200 non-null    object
8   kecamatan            200 non-null    object
9   mall                 200 non-null    object
10  kampus               200 non-null    object
11  jalantoll            200 non-null    object
12  hotel                200 non-null    object
13  rumah sakit         200 non-null    object
14  stadion              200 non-null    object
15  bandara             200 non-null    object
16  terminal bus        200 non-null    object
dtypes: int64(5), object(12)
memory usage: 26.7+ KB
```

Gambar 3.4 Informasi *dataset*

4. Cek *Missing Value*

Untuk mengecek *Missing Value* dapat menggunakan *df.isna().sum()* untuk melakukan penghitungan jumlah nilai *null* (NaN) dalam setiap kolom *DataFrame*. Hasilnya akan memberikan informasi tentang

jumlah nilai null yang ada dalam setiap kolom dataset dan dapat dilihat terdapat beberapa *missing* pada data, untuk itu data akan di bersihkan pada tahapan *preprocessing*. Proses pengecekan *missing value* dapat dilihat pada Gambar 3.5 berikut.

	0
harga	0
lt	0
lb	0
jkt	0
jkm	0
grs	0
jr	0
kota	0

Gambar 3.5 cek *missing value*

5. Data *encoder*

Teknik yang digunakan untuk mengubah data dari format *object* ke format *int* sehingga dapat digunakan dalam analisis dan model *machine learning*. Proses data *encoder* dapat dilihat pada Gambar 3.6 berikut.

```

1 import pandas as pd
2 from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
3
4 le = LabelEncoder()
5
6 for col in ['GRS', 'jr', 'kota', 'kecamatan', 'mall', 'kampus', 'jalantoll', 'hotel', 'rumah sakit', 'stadion', 'bandana', 'terminal bus']:
7     df[col] = le.fit_transform(df[col])

```

```

1 df.info()

```

```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 200 entries, 0 to 199
Data columns (total 17 columns):
#   Column          Non-Null Count  Dtype
---  ---          ---
0   HARGA           200 non-null    int64
1   LT              200 non-null    int64
2   LB              200 non-null    int64
3   JKT             200 non-null    int64
4   JKM             200 non-null    int64
5   GRS             200 non-null    int64
6   jr              200 non-null    int64
7   kota           200 non-null    int64
8   kecamatan      200 non-null    int64
9   mall            200 non-null    int64
10  kampus         200 non-null    int64
11  jalantoll      200 non-null    int64
12  hotel          200 non-null    int64
13  rumah sakit    200 non-null    int64
14  stadion        200 non-null    int64
15  bandana        200 non-null    int64
16  terminal bus   200 non-null    int64
dtypes: int64(17)
memory usage: 26.7 KB

```

Gambar 3.6 Tampilan GRS yang telah di *encoder*

Dalam penelitian ini, data kategorikal pada variabel Garasi, jenis rumah, kecamatan, mall, jalan toll, hotel, rumah sakit, stadion, bandara, terimal bus diubah menjadi data numerik melalui proses *Encoding*. Hal ini dilakukan untuk memudahkan pengolahan data oleh algoritma machine learning yang membutuhkan input dalam bentuk numerik. Berikut adalah hasil *Encoding* untuk masing-masing variabel:

1. Variabel Kecamatan

Variabel kecamatan merepresentasikan lokasi perumahan yang menjadi objek penelitian. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori (nama kecamatan), sebagaimana dirangkum dalam Tabel 3.3 berikut:

Tabel 3.3 Variabel Kecamatan

No	Nama kecamatan	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Binawidya	0
2.	Bukit Raya	1
3.	Kulim	2
4.	Marpoyan Damai	3
5.	Payung Sekaki	4
6.	Pekanbaru Kota	5
7.	Rumbai	6
8.	Sukajadi	7
9.	Tenayan Raya	8
10	Tuah Madani	9

2. Variabel Jenis Rupiah

Variabel jenis rumah merepresentasikan kategori tipe rumah berdasarkan luas bangunan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori jenis rumah, sebagaimana dirangkum dalam Tabel 3.4 berikut:

Tabel 3.4 Variabel Jenis Rumah

No	Jenis Rumah	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Besar (70-119)	0
2.	Elit (120)	1
3.	Kecil (36-45)	2
4.	Sedang (46-69)	3

3. Variabel Garasi

Variabel garasi (grs) merepresentasikan ketersediaan garasi pada rumah yang menjadi objek penelitian. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori bisa dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Variabel Garasi

No	Variabel Garasi	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

4. Variabel Mall

Variabel mall merepresentasikan keberadaan pusat perbelanjaan (mall) di sekitar lokasi perumahan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Variabel Mall

No	Variabel Mall	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

5. Variabel Jalan Toll

Variabel Jalan Toll merepresentasikan keberadaan akses jalan tol di sekitar lokasi perumahan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Variabel Jalan Toll

No	Variabel Jalan Toll	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

6. Variabel Rumah Sakit

Variabel Rumah Sakit merepresentasikan keberadaan fasilitas rumah sakit di sekitar lokasi perumahan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.8.

Tabel 3.8 Variabel Rumah Sakit

No	Variabel Rumah Sakit	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

7. Variabel Stadion

Variabel Stadion merepresentasikan keberadaan fasilitas stadion di sekitar lokasi perumahan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Variabel Stadion

No	Variabel Stadion	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0

2.	Tidak	1
----	-------	---

8. Variabel Bandara

Variabel Bandara merepresentasikan keberadaan fasilitas stadion di sekitar lokasi perumahan. *Encoding* dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.10.

Tabel 3.10 Variabel Bandara

No	Variabel Bandara	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

9. Variabel Terminal Bus

Variabel Terminal Bus merepresentasikan keberadaan fasilitas Terminal Bus di sekitar lokasi perumahan. Encoding dilakukan dengan memberikan nilai numerik unik pada setiap kategori yang dapat dilihat pada Tabel 3.11

Tabel 3.11 Variabel Terminal Bus

No	Variabel Terminal Bus	Nilai <i>Encoding</i> (encoded)
1.	Ada	0
2.	Tidak	1

6. Melihat Distribusi Dataset

Dengan menggunakan *df.describe()*, akan menampilkan ringkasan statistik deskriptif dari *dataset*. Hasil outputnya memberikan

informasi seperti nilai rata-rata (*mean*), standar deviasi (*std*), nilai minimum (*min*), kuartil bawah (25%), median (50% atau kuartil tengah), kuartil atas (75%), dan nilai maksimum (*max*) dari setiap kolom numerik dalam *DataFrame*. Dapat dilihat pada Gambar 3.7 berikut.

```
1 df.describe()
```

	HARGA	LT	LB	JKT	JKM	GRS	jr	kota	kecamatan	mall	kampus	jalantoll	hotel	rumah sakit	stadion	bandara	terminal bus
count	2.000000e+02	200.000000	200.000000	200.000000	200.000000	200.000000	200.000000	200.0	200.000000	200.000000	200.0	200.000000	200.0	200.000000	200.000000	200.000000	200.000000
mean	7.544500e+08	130.070000	77.665000	2.575000	1.950000	0.525000	1.780000	0.0	3.315000	0.400000	0.0	0.960000	0.0	0.080000	0.520000	0.885000	0.955000
std	5.640639e+08	30.564293	45.707204	0.637501	0.819057	0.889038	1.256781	0.0	3.59589	0.491127	0.0	0.196451	0.0	0.271974	0.500854	0.319823	0.207824
min	1.620000e+08	96.000000	36.000000	2.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
25%	4.000000e+08	117.000000	50.000000	2.000000	1.000000	0.000000	0.000000	0.0	0.000000	0.000000	0.0	1.000000	0.0	0.000000	0.000000	1.000000	1.000000
50%	5.500000e+08	120.000000	65.000000	3.000000	2.000000	0.000000	2.000000	0.0	2.000000	0.000000	0.0	1.000000	0.0	0.000000	1.000000	1.000000	1.000000
75%	8.525000e+08	135.000000	85.000000	3.000000	2.000000	2.000000	3.000000	0.0	7.000000	1.000000	0.0	1.000000	0.0	0.000000	1.000000	1.000000	1.000000
max	3.650000e+09	390.000000	400.000000	6.000000	6.000000	3.000000	3.000000	0.0	9.000000	1.000000	0.0	1.000000	0.0	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000

Gambar 3.7 Melihat distribusi *dataset*

7. Ceking Outlier

Gambar 3.8 Menunjukkan hasil analisis *outlier* menggunakan metode Interquartile Range (IQR) menunjukkan bahwa variabel Luas Bangunan (LB) memiliki 19 *outlier* dan Harga Rumah (HARGA) memiliki 18 *outlier*, yang mengindikasikan adanya beberapa rumah dengan ukuran atau harga yang jauh lebih besar dibandingkan dengan rumah lainnya. Sementara itu, variabel Luas Tanah (LT) memiliki 12 *outlier*, Jumlah Kamar Mandi (JKM) sebanyak 10 *outlier*, dan Jumlah Kamar Tidur (JKT) hanya 1 *outlier*, yang menunjukkan bahwa sebagian besar rumah memiliki jumlah kamar tidur yang relatif seragam. Variabel Garasi (GRS) tidak memiliki *outlier*, yang berarti distribusi data pada fitur ini lebih konsisten dibandingkan dengan variabel lainnya.

```

1 # Menghitung jumlah outlier untuk setiap variabel
2 for column in ['LT', 'LB', 'JKT', 'JKM', 'GRS', 'HARGA']:
3     IQR = df[column].quantile(0.75) - df[column].quantile(0.25) # Menghitung IQR
4     jumlah_outlier = ((df[column] < (df[column].quantile(0.25) - 1.5 * IQR)) |
5                       (df[column] > (df[column].quantile(0.75) + 1.5 * IQR))).sum()
6     print(f"Jumlah outlier pada variabel {column}: {jumlah_outlier}")
7

```

```

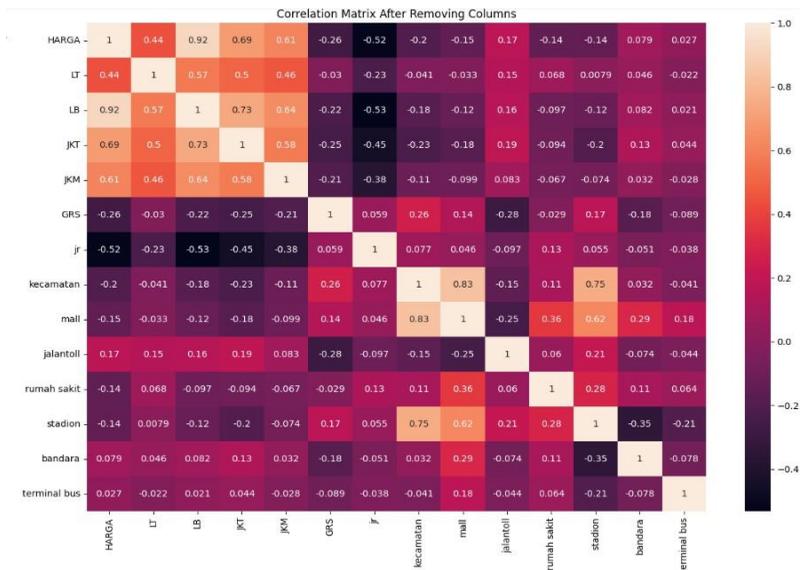
Jumlah outlier pada variabel LT: 12
Jumlah outlier pada variabel LB: 19
Jumlah outlier pada variabel JKT: 1
Jumlah outlier pada variabel JKM: 10
Jumlah outlier pada variabel GRS: 0
Jumlah outlier pada variabel HARGA: 18

```

Gambar 3.8 *Ceking Outlier*

Penanganan *outlier* tidak dilakukan dikarenakan nilai dari variabel tersebut adalah data anomali, Dimana data tersebut adalah nilai asli dari variabel yang di teliti, adapun model-model yang digunakan seperti random forest regression dan gradient boosted trees regression memiliki ketahanan yang tinggi terhadap pengaruh *outlier*.

8. Korelasi antar variable



Gambar 3.9 Korelasi antar variable

Berdasarkan matriks korelasi yang ditampilkan pada Gambar 3.10, variabel-variabel yang memiliki korelasi tinggi dengan harga rumah kolom “HARGA” adalah:

1. Luas Tanah (LT) : Korelasi sebesar 0.44, menunjukkan bahwa semakin besar luas tanah, semakin tinggi harga rumah.
2. Luas Bangunan (LB) : Korelasi sangat tinggi sebesar 0.92, ini berarti luas bangunan sangat mempengaruhi harga rumah.
3. Jumlah Kamar Tidur (JKT) : Korelasi sebesar 0.69, menunjukkan bahwa jumlah kamar tidur memiliki pengaruh signifikan terhadap harga rumah.
4. Jumlah Kamar Mandi (JKM) : Korelasi sebesar 0.61, juga cukup berpengaruh terhadap harga rumah.
5. Variabel lain seperti jalan toll, mall, rumah sakit, dan stadion menunjukkan korelasi yang lebih rendah, dibandingkan dengan luas tanah, luas bangunan, atau jumlah kamar.

9. *Split Data*

Pada penelitian ini *dataset* dibagi menjadi 3 skenario partisi data *training* dan *testing*, yaitu 60:40, 70:30 dan 80:20.

10. *Modeling*

Modeling merupakan langkah pelatihan dan pemodelan data. *Modeling* adalah inti dari proses *machine learning*. Pemodelan prediksi harga rumah dengan membandingkan beberapa model yaitu *Regresi Linier*, *Random Forest Regression* dan *Gradient Boosted Trees Regression*.

11. *Prediksi*

Proses prediksi ini memungkinkan untuk memperoleh nilai perkiraan harga rumah berdasarkan model dari data pelatihan. Setelah melakukan prediksi maka akan dilakukan proses evaluasi guna melihat performa dari model yang telah dibuat.

12. *Evaluation*

Langkah selanjutnya setelah pemodelan data selesai adalah mengevaluasi performa model yang telah diimplementasikan dengan menguji model tersebut pada data yang belum pernah digunakan dalam pelatihan. Performa model diukur menggunakan beberapa metrik, salah satunya adalah RMSE dan R^2 . Nilai RMSE dipengaruhi oleh model yang digunakan, karena model yang lebih baik akan menghasilkan prediksi yang lebih dekat dengan nilai aktual, sehingga menghasilkan RMSE yang lebih rendah. RMSE memberikan gambaran tentang seberapa jauh prediksi model menyimpang dari nilai aktual data dalam satuan yang sama dengan data tersebut. Semakin rendah nilai RMSE, semakin baik model dalam memprediksi data dengan akurasi yang tinggi. Sedangkan nilai R^2 juga dipengaruhi oleh model yang digunakan, karena model yang lebih tepat akan menjelaskan lebih banyak variabilitas dalam data, yang tercermin dalam nilai R^2 yang lebih tinggi. R^2 menampilkan seberapa besar variabel independen mempengaruhi variabel dependen, dengan angka yang berkisar dari 0 sampai 1, mengindikasikan seberapa besar kombinasi variabel independen secara bersama-sama mempengaruhi nilai variabel dependen. Model yang baik akan menghasilkan nilai R^2 yang mendekati 1, menunjukkan bahwa model tersebut dapat menjelaskan sebagian besar variabilitas dalam data. dependen (Nurani et al., 2023).

13. Model Terbaik

Selanjutnya setelah *modeling* dengan perbandingan model *Regresi Linier*, *Random Forest Regression* dan *Gradient Boosted Trees Regression* kemudian dipilih model terbaik diantara model tersebut.

14. Analisis hasil dan kesimpulan

Tahapan ini dilakukan analisis hasil terhadap model yang dipilih kemudian dilakukan pembuatan kesimpulan dari analisis hasil model.

15. *Aplikasi web*

Pada tahap terakhir yaitu pembuatan *Aplikasi web*, hasil prediksi model terbaik disajikan secara visual melalui antarmuka pengguna yang bersifat informatif. *Aplikasi web* ini dirancang untuk memberikan pemahaman yang cepat dan jelas terhadap kinerja model serta hasil prediksi yang dihasilkannya.

16. Analisis hasil prediksi

setelah membuat Aplikasi web yang menampilkan hasil prediksi, selanjutnya adalah membandingkan hasil prediksi tersebut dengan data actual dari perusahaan, tujuan dari perbandingan ini adalah untuk melihat seberapa akurat model dalam memprediksi data asli. untuk mengukur kesalahan prediksi, akan dilakukan penghitungan RMSE untuk mengukur kesalahan prediksi. RMSE akan menunjukkan seberapa jauh prediksi model apakah model tersebut menyimpang dari nilai sebenarnya. dengan menghitung RMSE antara data prediksi dan data perusahaan dapat mengevaluasi kinerja model dan menentukan seberapa baik model tersebut dapat menangani data baru.

3.3 PERANCANGAN SISTEM

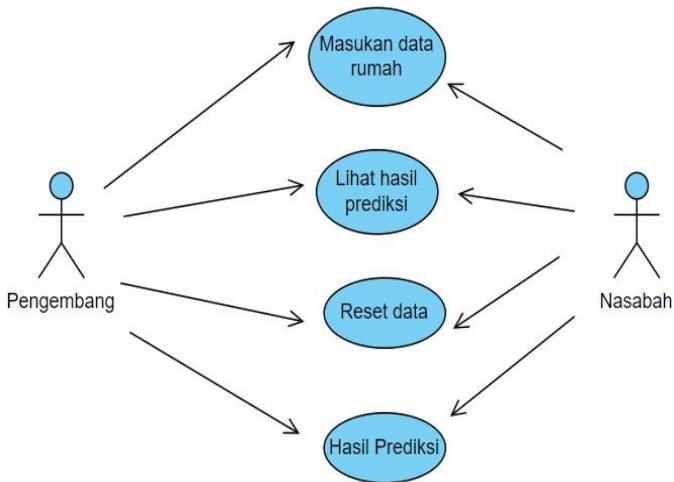
3.3.1 *Use Case Diagram*

Use Case Diagram pada penelitian ini menjelaskan hubungan pengguna terhadap modul-modul sistem yang akan dibangun. Pada Tabel 3.3 menunjukkan idenfikasi aktor pada *use case* dan Gambar 3.11 menampilkan Use Case Diagram pada penelitian ini.

Tabel 3.12 Identifikasi aktor *use case diagram*

Use Case	Deskripsi	Aktor
Masukkan Data Rumah	Pengguna memasukkan data spesifikasi rumah seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, informasi garasi, jenis rumah, kota, mall, kampus, jalan tol, hotel, rumah sakit, stadion, bandara, dan terminal bus	Pengembang, Calon Nasabah

	mempengaruhi harga. untuk memulai prediksi.	
Lihat Hasil Prediksi	Setelah data rumah dimasukkan, pengguna dapat melihat hasil prediksi harga jual rumah berdasarkan spesifikasi yang telah diinputkan.	Pengembang, Calon Nasabah
Reset Data	Pengguna dapat mereset atau menghapus semua data yang telah diinputkan untuk memulai prediksi baru.	Pengembang, Calon Nasabah
Hasil Prediksi	Sistem memberikan hasil prediksi harga rumah yang dapat digunakan oleh pengguna untuk menentukan langkah selanjutnya.	Pengembang, Calon Nasabah



Gambar 3.10 Use case Diagram

3.3.2 *Prototype* Desain Antar Muka

Sistem yang akan dirancang yaitu berbasis *web* dengan *framework flask Python*. Perancangan desain antar muka sistem terdiri dari 1 halaman yaitu halaman aplikasi web Prediksi harga rumah. halaman aplikasi web prediksi harga rumah berisi luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, garasi, jenis rumah, kecamatan, mall, jalan toll, rumah sakit, stadion, bandara dan terminal bus. Desain prototipe halaman aplikasi web dapat dilihat pada Gambar 3.12 berikut

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	<input type="text"/>	Luas Bangunan (m ²):	<input type="text"/>
Jumlah Kamar Tidur:	<input type="text"/>	Jumlah Kamar Mandi:	<input type="text"/>
Garasi:	<input type="text" value="Ada"/>	Jenis Rumah:	<input type="text" value="Kecil(type 36-45)"/>
Kecamatan:	<input type="text" value="Binawidya"/>	Mall:	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	<input type="text" value="Ada"/>	Rumah Sakit:	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	<input type="text" value="Ada"/>	Bandara:	<input type="text" value="Ada"/>
Terminal Bus:	<input type="text" value="Ada"/>		

Gambar 3.11 Tampilan Aplikasi web prediksi

BAB 4 PENGUJIAN DAN ANALISIS

4.1 IMPLEMENTASI MODEL

4.1.1 Eksplorasi *Split Data*

Pembagian data merupakan langkah penting dalam proses pengembangan model prediksi, khususnya dalam *machine learning*. Tujuan dari pembagian ini adalah untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan dapat belajar dari data yang ada dan kemudian menguji kemampuannya untuk membuat prediksi pada data baru yang tidak dikenalnya. Koding split data dapat dilihat pada Gambar 4.1 berikut.

```
1 #Kedua, kita split data kita menjadi training and testing dengan porsi 80:20
2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size = 0.2, random_state =42)
3 #x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.2, random_state=4)
```

Gambar 4.1 Split Data

Pada tahap ini, data dibagi ke dalam beberapa rasio untuk membandingkan pengaruh pembagian data terhadap akurasi model. Rasio yang digunakan adalah 80:20, 70:30, dan 60:40 di mana persentase pertama menunjukkan proporsi data latih dan persentase kedua menunjukkan proporsi data uji. Pemilihan rasio ini bertujuan untuk menganalisis bagaimana variasi jumlah data latih dan data uji memengaruhi kinerja model dalam memprediksi harga rumah. Hasil dari setiap rasio akan dievaluasi menggunakan metrik RMSE dan R^2 untuk menentukan rasio mana yang menghasilkan model dengan performa terbaik. Hasil split data dapat dilihat pada Tabel 4.1 berikut.

Tabel 4.1 Hasil Split Data

Rasio Pembagian	Jenis Data	X (Jumlah Sampel)	y (Jumlah Sampel)
-----------------	------------	-------------------	-------------------

80:20	Training	160	160
	Testing	40	40
70:30	Training	140	140
	Testing	60	60
60:40	Training	120	120
	Testing	80	80

Dalam penelitian ini, model dibangun untuk memprediksi harga rumah dengan menggunakan tiga metode regresi yang berbeda yaitu *Regresi Linier*, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression*. Untuk mengevaluasi performa model, data dibagi menjadi tiga rasio pembagian yang berbeda, yaitu 80:20, 70:30 dan 60:40. Pada Tabel 4.1 dilihat bahwa:

1. Pembagian 80:20: Dalam rasio ini, 80% data digunakan untuk pelatihan, yang terdiri dari 160 sampel untuk X_{train} dan y_{train} , serta 20% data untuk pengujian, yaitu 40 sampel untuk X_{test} dan y_{test} . Pembagian ini bertujuan untuk memberikan keseimbangan yang baik antara data pelatihan dan pengujian, memungkinkan model untuk belajar dan menguji kinerjanya secara efektif.
2. Pembagian 70:30: pada pembagian ini, 70% data dialokasikan untuk pelatihan, yang terdiri dari 140 sampel untuk X_{train} dan y_{train} , dan 30% untuk pengujian, yaitu 60 sampel untuk X_{test} dan y_{test} . Meskipun proporsi data pelatihan lebih kecil dibandingkan dua rasio sebelumnya, pembagian ini tetap memberikan kesempatan bagi model untuk belajar dari data yang ada dan menguji kemampuannya pada data yang tidak terlihat.
3. Pembagian 60:40 pada pembagian ini, 60% data dialokasikan untuk pelatihan, yang terdiri dari 120 sampel untuk X_{train}

dan `y_train`, dan 40% untuk pengujian, yaitu 80 sampel untuk `X_test` dan `y_test`.

4.1.2 Pemodelan

Pada bagian ini, dilakukan pengembangan model prediksi harga rumah menggunakan tiga metode regresi, yaitu Regresi Linier, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression*. Pemilihan metode ini didasarkan pada karakteristik masing-masing model dan kemampuannya dalam menangkap pola yang kompleks dari data. Selain itu, kesamaan antara model, *Linear Regression*, *Random Forest Regression*, dan *Gradient Boosted Trees Regression* adalah bahwa ketiganya termasuk dalam metode regresi yang digunakan untuk memodelkan hubungan antara variabel dependen dengan variabel independen. Meskipun teknik-teknik tersebut berbeda dalam pendekatannya, mereka memiliki tujuan yang sama, yaitu untuk memprediksi nilai kontinu (dalam hal ini, harga rumah) berdasarkan variabel yang diberikan.

4.2.1 *Linear Regression*

Pada implementasi model *Linear Regression* proses yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 4.2 berikut.

```
1 #linear regresi
2 lin_reg = LinearRegression()
3 lin_reg.fit(X_train, y_train)
4
5 y_pred_ln=lin_reg.predict(X_test)
```

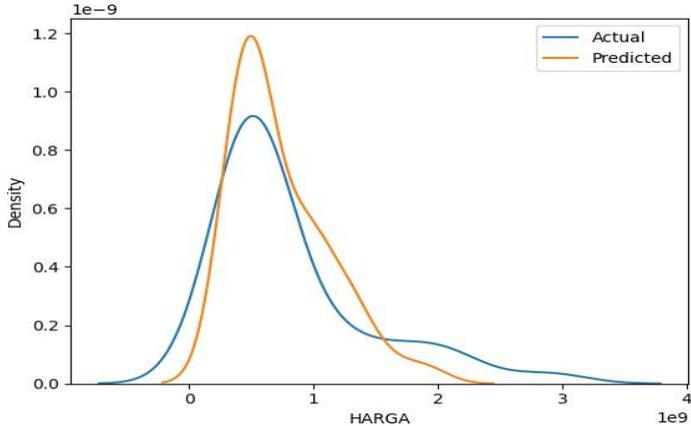
Gambar 4.2 Program Model *Linear Regression*

Kode di atas adalah bagian dari implementasi model *Linear Regression* untuk memprediksi variabel target menggunakan data pelatihan dan pengujian. Pada baris pertama, objek `lin_reg` dibuat dengan menginisialisasi kelas *LinearRegression()*. Model ini kemudian dilatih menggunakan data pelatihan `X_train` dan `y_train` dengan metode `fit`. Setelah pelatihan selesai, model digunakan untuk

membuat prediksi pada data uji X_{test} , dan hasil prediksi disimpan dalam y_{pred_ln} .

Dalam melakukan prediksi, model dilakukan beberapa proses split data. Berikut hasil visualisasinya.

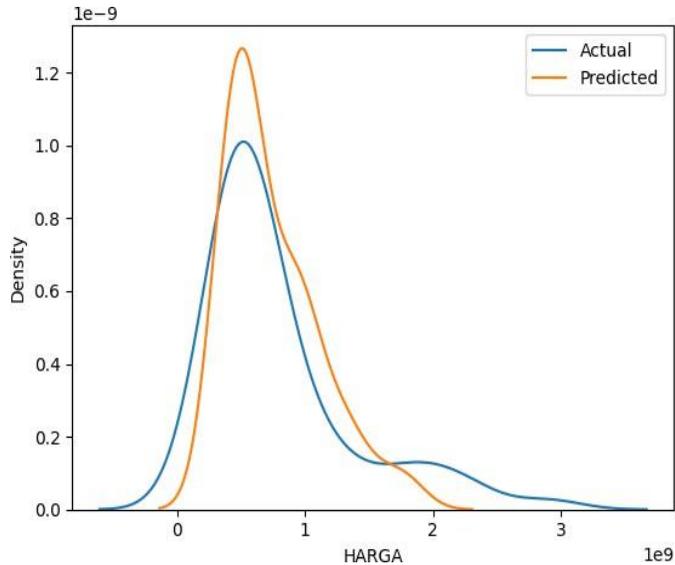
1. Hasil visualisasi data 80:20



Gambar 4.3 Visualisasi data 80:20

Visualisasi di atas menunjukkan kurva kepadatan (*density plot*) dari harga aktual dan harga prediksi untuk model prediksi harga rumah. Sumbu x mewakili harga rumah dalam satuan rupiah (Rp) yang dikalikan dengan skala $1e9$ ($1e9 = 1 \times 10^9 = 1.000.000.000$), sedangkan sumbu y menunjukkan kepadatan dari distribusi harga tersebut. Garis biru menggambarkan distribusi harga aktual, sedangkan garis oranye menunjukkan distribusi harga prediksi. Kedua kurva memiliki pola yang mirip, yang mengindikasikan bahwa model berhasil mengikuti distribusi harga rumah secara umum. Namun, terdapat sedikit perbedaan antara harga aktual dan prediksi, terutama di beberapa area harga yang lebih tinggi, yang menunjukkan adanya perbedaan antara nilai prediksi dan nilai sebenarnya di beberapa titik.

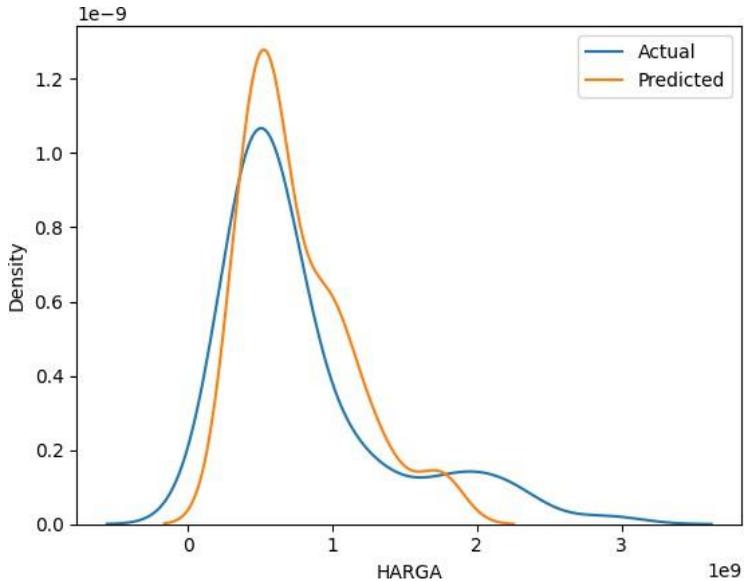
2. Hasil visualisasi data 70:30



Gambar 4.4 Visualisasi data 70:30

Pada visualisasi split 70:30, terdapat sedikit perbedaan pada puncak distribusi antara garis prediksi dan aktual, yang menunjukkan bahwa model pada split ini kurang akurat dalam memprediksi harga rumah pada nilai-nilai tersebut dibandingkan split 80:20. Di area ekor pada harga tinggi, terlihat perbedaan yang lebih mencolok antara garis prediksi dan aktual, menandakan bahwa model pada split 70:30 kurang akurat dalam memprediksi harga rumah yang tinggi. Dengan split ini, model menunjukkan sedikit ketidaksesuaian dalam mengikuti pola harga rumah secara keseluruhan, membuat hasil prediksi menjadi kurang konsisten dibandingkan split 80:20.

3. Hasil visualisasi data 60:40



Gambar 4.5 Visualisasi data 60:40

Pada visualisasi split 60:40, terdapat sedikit perbedaan pada puncak distribusi antara garis prediksi dan aktual, yang menunjukkan bahwa model pada split ini kurang akurat dalam memprediksi harga rumah pada nilai-nilai tersebut dibandingkan split 70:30.

4.2.2 *Random Forest Regression*

Pada implementasi model *Random Forest Regression* proses yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 4.6 berikut.

```

1 # RandomForest
2 RF = RandomForestRegressor(n_estimators=50, max_depth=16, random_state=55, n_jobs=-1)
3 RF.fit(X_train, y_train)
4
5 y_pred_rf=RF.predict(X_test)
6 models.loc['train_mse', 'RandomForest'] = mean_squared_error(y_pred=RF.predict(X_test), y_true=y_test)

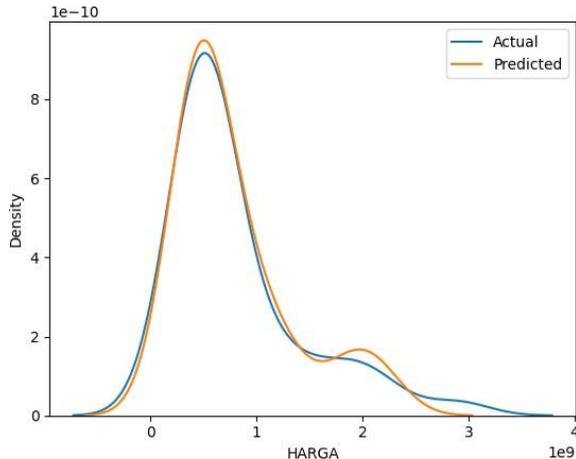
```

Gambar 4.6 Program model *Random Forest Regression*

Pada program Gambar 4.6 diatas program melatih model *Random Forest Regression* dengan parameter tertentu pada data latih (X_{train} , y_{train}), memprediksi nilai pada data uji (X_{test}), dan kemudian menghitung serta menyimpan nilai *mean squared error* (MSE) dari hasil prediksi untuk mengevaluasi performa model.

Dalam melakukan model dilakukan beberapa proses split data. Berikut hasil visualisasi.

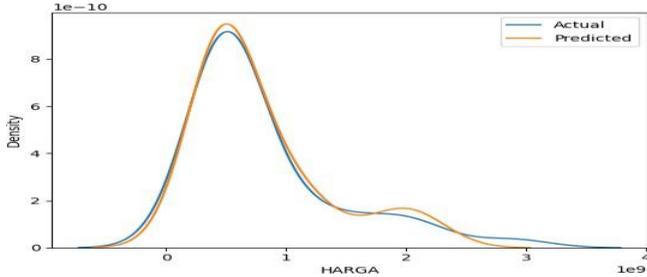
1. Hasil visualisasi data 80:20



Gambar 4.7 Visualisasi split data 80:20 *Random Forest Regression*

Pada Gambar 4.7 menunjukkan bahwa distribusi harga prediksi oleh model *Random Forest Regression* mendekati distribusi harga aktual, meskipun terdapat sedikit perbedaan terutama pada kisaran harga yang lebih tinggi.

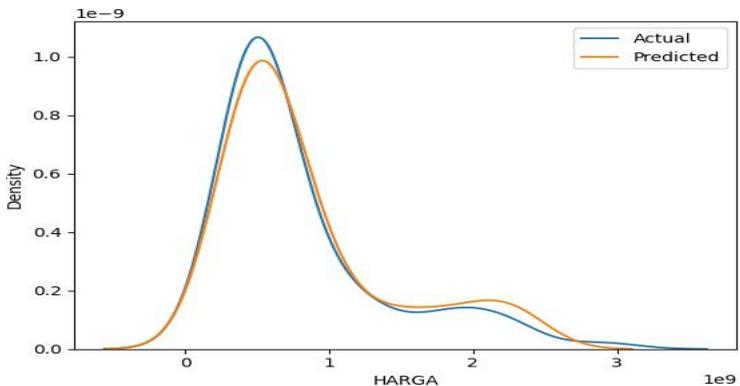
2. Hasil visualisasi data 70:30



Gambar 4.8 Visualisasi split data 70:30 *Random Forest Regression*

Grafik menunjukkan bahwa prediksi harga rumah dengan model *Random Forest Regression* pada split data 70:30 berhasil mengikuti distribusi harga aktual dengan baik, meskipun ada sedikit perbedaan pada beberapa titik harga.

3. Hasil Visualisasi 60:40



Gambar 4.9 Visualisasi split data 60:40 *Random Forest Regression*

Pada Gambar 4.9 Visualisasi menunjukkan distribusi harga rumah aktual (garis biru) dan harga prediksi (garis oranye) menggunakan metode *Random Forest Regression* dengan rasio split data 60:40. Secara umum, pola kedua kurva hampir serupa, menunjukkan bahwa model mampu memprediksi harga rumah dengan baik. Puncak distribusi harga prediksi mendekati harga aktual, meskipun terdapat sedikit deviasi di beberapa rentang harga. Misalnya, pada rentang sekitar Rp. 500 juta hingga Rp.1 miliar, prediksi cenderung sedikit lebih rendah dari harga aktual, sementara pada harga di atas Rp1,5 miliar, prediksi lebih mendekati. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang andal, namun masih terdapat ruang untuk penyempurnaan, terutama pada rentang harga tertentu.

4.2.3 *Gradient Boosted Trees Regression*

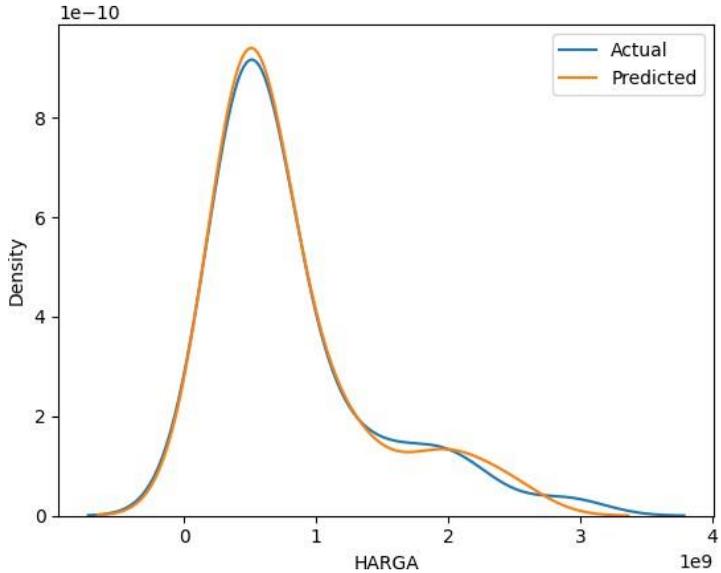
Pada implementasi model *Random Forest Regression* proses yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 4.10 berikut.

```
1 from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
2 GBReg = GradientBoostingRegressor(n_estimators=200, max_depth=5, random_state=0)
3 GBReg.fit(X_train, y_train)
4
5 y_pred_gbreg=GBReg.predict(X_test)
6 models.loc['train_mse', 'Boosting'] = mean_squared_error(y_pred=GBReg.predict(X_test), y_true=y_test)
```

Gambar 4.10 model *Gradient Boosted Trees Regression*

Dalam melakukan model dilakukan beberapa proses split data. Berikut hasil visualisasinya.

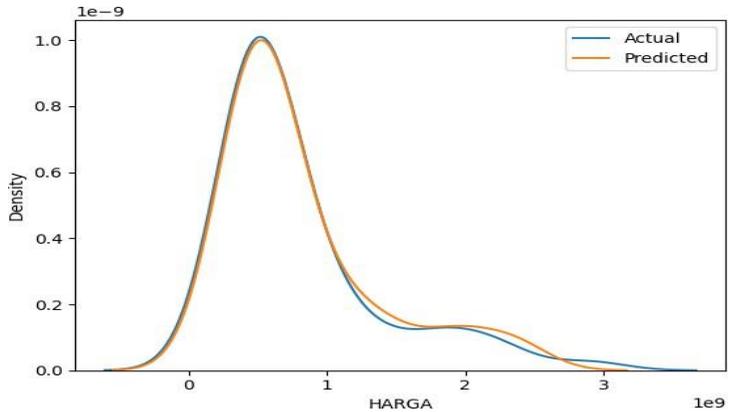
1. Hasil visualisasi Data 80:20



Gambar 4.11 Visualisasi data *Gradient Boosted Trees Regression* 80:20

Pada Gambar 4.11 menunjukkan hasil visualisasi density plot di atas menggambarkan distribusi harga rumah aktual (garis biru) dan prediksi (garis oren) menggunakan *Gradient Boosted Trees Regression* dengan rasio split data 80:20. Grafik menunjukkan bahwa distribusi harga prediksi mendekati distribusi harga aktual, menandakan performa prediksi model yang baik. Puncak distribusi prediksi hampir sejajar dengan puncak distribusi aktual, terutama pada rentang harga sekitar Rp500 juta hingga Rp1 miliar. Namun, terdapat sedikit deviasi pada bagian tertentu, terutama pada rentang harga di atas Rp1,5 miliar, di mana prediksi model sedikit berbeda dengan data aktual.

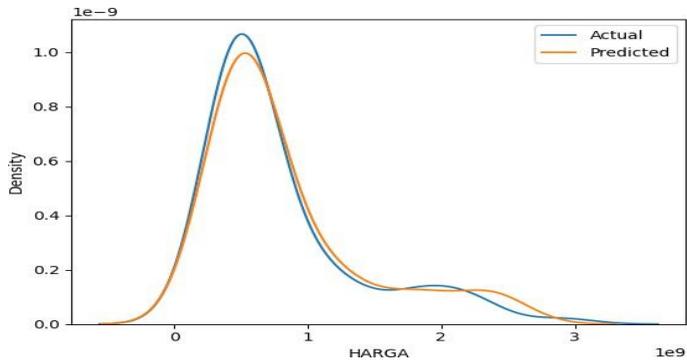
2. Hasil visualisasi Data 70:30



Gambar 4.12 Visualisasi data *Gradient Boosted Trees Regression* 70:30

Gambar 4.12 menunjukkan visualisasi distribusi densitas harga aktual dan harga prediksi menggunakan model *Gradient Boosted Trees Regression* dengan rasio pembagian data 70:30. Kurva densitas harga prediksi (garis oranye) hampir berimpit dengan kurva harga aktual (garis biru), yang mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola data dengan baik. Distribusi harga prediksi cenderung mengikuti tren harga aktual, terutama pada rentang harga yang lebih umum, meskipun terdapat sedikit perbedaan pada ekor distribusi. Hal ini menunjukkan bahwa model *Gradient Boosted Trees Regression* memberikan performa prediksi yang akurat untuk sebagian besar data, namun pada beberapa kasus ekstrem, prediksi model mungkin tidak sepenuhnya sesuai dengan harga aktual.

3. Visualisasi 60:40



Gambar 4.13 Visualisasi 60:40

Pada Gambar 4.13 menunjukkan densitas harga prediksi berhimpit dengan kurva yang mengidentifikasi bahwa model mempelajari pola data dengan baik tetapi prediksi harga dibawah Rp. 500 juta mengalami sedikit perbedaan dengan harga asli.

4.1.3 Evaluasi Model

Dari proses split data model dengan menggunakan 3 metode, berikut hasil evaluasi dari masing masing metode.

1. Model terbaik 60:40

	R2-score	RMSE
Gradient Boosting	92.008801	162267909.656561
Random Forest	90.191432	179775076.739705
Linear Regression	71.244952	307810705.632727

Gambar 4.14 Model terbaik split data 60:40

Model *Gradient Boosted Trees Regression* menunjukkan performa dengan R^2 -score sebesar 92,00 dan RMSE sebesar 16.226, yang menunjukkan kemampuan prediksi

yang paling akurat di antara model-model yang diuji. Sementara itu, model *Linear Regression* memperoleh R^2 -score sebesar 71,24 dan RMSE 30.78, menjadikan model ini memiliki akurasi rendah dibandingkan dengan *Random Forest Regression* dengan R^2 -score 92.00 dan RMSE sebesar 17.977.

2. Model terbaik 70:30

	R2-score	RMSE
Gradient Boosting	93.949172	141477891.210545
Random Forest	88.837430	192160123.414793
Linear Regression	74.982914	287673277.955909

Gambar 4.15 Model terbaik split data 70:30

Gradient Boosted Trees Regression dan *Random Forest Regression* memiliki R^2 yang tidak terlalu jauh perbedaannya, yaitu masing-masing 93,94 dan 88,83, yang menunjukkan keduanya mampu menjelaskan sekitar 88% sampai 93% variabilitas data. Namun, *Gradient Boosted Trees Regression* sedikit lebih unggul dengan RMSE sebesar 14.147, yang lebih rendah dibandingkan dengan *Random Forest Regression* yang memiliki RMSE sebesar 19.216. Sementara itu, *Linear Regression* menunjukkan performa terendah dengan R^2 sebesar 74,98 dan RMSE 28.767, mengindikasikan bahwa model linear kurang efektif dalam menangkap kompleksitas data jika dibandingkan dengan model non-linear seperti *Gradient Boosted Trees Regression* dan *Random Forest Regression*.

3. Model terbaik 80:20

	R2-score	RMSE
Gradient Boosting	97.993981	86378033.320196
Random Forest	93.741033	152576302.660028
Linear Regression	74.421483	308441935.182393

Gambar 4.16 Model terbaik split data 80:20

Pada Gambar 4.16 dapat dilihat rasio data yang lebih besar, *Gradient Boosted Trees Regression* mengalami peningkatan performa yang signifikan dengan R^2 mencapai 97,99 dan RMSE sebesar 8.637, yang menunjukkan kemampuan prediksi yang jauh lebih baik dibandingkan pada rasio 70:30. Model ini mampu menjelaskan hampir 98% variabilitas data dengan kesalahan prediksi yang jauh lebih kecil. Sementara itu, *Random Forest Regression* juga menunjukkan peningkatan dengan R^2 sebesar 93,74 dan RMSE 15.257, meskipun masih berada di bawah *Gradient Boosted Trees Regression* baik dalam hal akurasi maupun kesalahan prediksi. Di sisi lain, *Linear Regression* tetap tertinggal dengan R^2 sebesar 74.421 dan RMSE 30.844, yang menunjukkan bahwa model linear ini kurang mampu meningkatkan performanya secara signifikan pada rasio data yang lebih besar.

4. Pemilihan model terbaik

Berdasarkan hasil eksplorasi yang dilakukan didapatkan hasil pemilihan model terbaik secara sebagai berikut:

1. *Gradient Boosted Trees Regression* secara konsisten memberikan performa terbaik pada semua rasio data, dengan R^2 yang semakin meningkat dan RMSE yang semakin menurun seiring bertambahnya ukuran data pelatihan (80:20). Model ini paling cocok untuk memprediksi harga rumah dalam dataset ini karena mampu menangkap kompleksitas data dengan lebih baik.
2. *Random Forest Regression* juga memiliki performa yang baik, namun masih berada di bawah *Gradient Boosted Trees Regression*. Meski demikian, model ini tetap memberikan hasil yang jauh lebih baik dibandingkan *Linear Regression*.
3. *Linear Regression* tertinggal di belakang kedua model lainnya, baik dari segi R^2 yang lebih rendah maupun RMSE yang lebih tinggi. Ini menunjukkan bahwa model linear kurang efektif dalam menangani hubungan non-linear di data harga rumah.

4.2 APLIKASI WEB

Setelah mendapatkan hasil evaluasi model terbaik dari ketiga metode, dilakukan implementasi model pada aplikasi web. Model yang digunakan yaitu *algoritma Gradient Boosted Trees Regression* (GBTR) untuk memprediksi harga rumah. Dataset dibagi dengan rasio 80:20, di mana 80% digunakan untuk melatih model dan 20% untuk evaluasi. Pembagian ini penting untuk memastikan model dapat belajar dari data yang cukup dan menguji akurasi pada data yang belum pernah dilihat. Dengan integrasi GBTR, aplikasi ini memberikan estimasi harga yang lebih akurat, mendukung pengembang dan calon pembeli dalam pengambilan keputusan di pasar properti Pekanbaru.

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): 140	Luas Bangunan (m ²): 65
Jumlah Kamar Tidur: 2	Jumlah Kamar Mandi: 1
Garasi: Tidak Ada	Jenis Rumah: Sedang(46-69)
Kecamatan: Binawidya	Mall: Ada
Jalan Tol: Tidak Ada	Rumah Sakit: Ada
Stadion: Ada	Bandara: Tidak Ada
Terminal Bus: Tidak Ada	

Prediksi Harga Rumah: Rp 631.168.867

Gambar 4.17 Aplikasi website Prediksi Harga Rumah

Pada Gambar 4.17 diatas adalah tampilan dari aplikasi website prediksi harga rumah di Pekanbaru ini menyediakan fitur yang memungkinkan pengguna untuk memperkirakan nilai properti berdasarkan sejumlah faktor. Pengguna dapat mengisi informasi seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, dan kamar mandi. Selain itu, pengguna juga dapat memilih opsi terkait fasilitas

dan lokasi, seperti keberadaan garasi, jenis rumah, serta kedekatan dengan mall, rumah sakit, stadion, jalan tol, bandara, dan terminal bus. Setelah semua data diisi, pengguna dapat menekan tombol “Prediksi Harga” untuk mendapatkan estimasi harga rumah dalam Rupiah. Misalnya, dengan spesifikasi yang diinput, harga rumah diprediksi sebesar Rp 631.168.867. *Website* ini memudahkan calon pembeli atau penjual rumah untuk mendapatkan gambaran harga properti secara cepat dan sederhana.

4.3 ANALISIS HASIL PREDIKSI

Pada tahap ini, fokus utama adalah membandingkan hasil prediksi model terbaik yang telah ditanamkan di dalam web aplikasi dengan nilai hasil pengujian menggunakan data asli (test data).

Tabel 4.2 Perbandingan antara Harga Rumah Asli dengan Harga Prediksi Rumah

No.	Harga Rumah Asli	Harga Rumah yang diprediksi	Error	Persen Error (%)
1	Rp. 625.000.000	Rp. 631.168.867	-Rp. 6.168.867	-0,99%
2	Rp. 1.400.000.000	Rp. 1.494.053.323	-Rp. 94.053.323	-6,72%
3	Rp. 655.000.000	Rp. 646.200.930	Rp. 8.799.070	1,34%
4	Rp. 1.500.000.000	Rp. 1.426.486.920	Rp. 73.513.080	4,90%
5	Rp. 380.000.000	Rp. 438.692.309	Rp. 58.692.309.	15,44%
6	Rp. 600.000.000	Rp. 712.242.159	-Rp. 112.242.159	-18,71%
7	Rp. 1.040.000.000	Rp. 1.055.354.495	-Rp. 15.354.495	-1,48%
8	Rp. 950.000.000	Rp. 943.459.176	Rp. 6.540.824	0,69%

9	Rp. 750.000.000	Rp. 611.670.398	Rp. 138.329.602	18,44%
10	Rp. 162.000.000	Rp. 162.596.875	-Rp. 596.875	-0,37%
11	Rp. 1.500.000.000	Rp. 1.421.346.613	Rp. 78.653.387	5,24%
12	Rp. 1.800.000.000	Rp. 1.531.489.939	Rp. 268.510.061	14,92%
13	Rp. 1.250.000.000	Rp. 1.249.751.740	Rp. 248.260	0,02%
14	Rp. 1.171.000.000	Rp. 1.121.980.205	Rp. 49.019.795	4,19%
15	Rp. 695.000.000	Rp. 679.484.721	Rp. 15.515.279	2,23%
16	Rp. 550.000.000	Rp. 545.610.588	Rp. 4.389.412	0,80%
17	Rp. 750.000.000	Rp. 749.319.096	Rp. 680.904	0,09%
18	Rp. 400.000.000	Rp. 400.101.478	-Rp. 101.478	-0,03%
19	Rp. 470.000.000	Rp. 442.972.526	-Rp. 27.027.474	-5,75%
20	Rp. 600.000.000	Rp. 602.357.338	-Rp. 2.357.338	-0,39%

Berdasarkan tabel perbandingan antara Harga Rumah Asli dan Harga Prediksi Rumah, dapat dilakukan analisis kesalahan prediksi sebagai berikut:

1. Analisis Kesalahan Prediksi
 - a. Dari 20 data uji, terdapat 12 prediksi lebih rendah dibanding harga asli, dan 8 prediksi lebih tinggi dari harga asli.
 - b. Prediksi paling melenceng ke bawah terjadi pada rumah dengan harga asli Rp. 600.000.000, di mana model memprediksi harga Rp. 712.242.159 dengan persentase error sebesar -18,71%.
 - c. Prediksi paling melenceng ke atas terjadi pada rumah dengan harga asli Rp. 750.000.000, di mana model memprediksi harga Rp. 611.670.398 dengan persentase error sebesar 18,44%.

2. Perhitungan Error Rata-Rata

$$\text{Mean Absolute Percentage Error (MAPE)} = \frac{1}{n} \sum \frac{|\text{Harga Asli} - \text{Harga Prediksi}|}{\text{Harga Asli}} \times 100\%$$
$$\text{MAPE} = \frac{(0,99+6,72+1,34+4,90+15,44+18,71+1,48+0,69+18,44+0,37+5,24+14,92+0,02+4,19+2,23+0,80+0,09+0,03+5,75+0,39)}{20} =$$
$$\text{MAPE} = \frac{97,94}{20} \times 100\% = 4,90\%$$

3. Kesimpulan

Rata-rata kesalahan sebesar 4,90% yang dihitung menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang sangat baik, terutama dalam konteks prediksi harga rumah.

4.3.1 Analitik data

1. *Descriptive Analytic*

Pada tahap ini, dilakukan analisis deskriptif untuk memahami pola error antara harga rumah asli dan hasil prediksi. Berdasarkan hasil dari 20 data uji, didapatkan beberapa temuan berikut:

- a. Rata-rata *error absolut*: Model menghasilkan rata-rata error absolut sebesar Rp 60.947.956, menunjukkan tingkat kesalahan prediksi rata-rata terhadap harga asli.
- b. Distribusi persentase error: Sebagian besar prediksi memiliki persentase error antara 1% hingga 6%. Namun, terdapat beberapa data dengan persentase error yang cukup signifikan, yaitu lebih dari 15%.
- c. Persentase error terbesar dan terkecil: Persentase error terbesar terjadi pada data ke-6 dengan nilai sebesar -18,71%, sedangkan persentase error terkecil terjadi pada data ke-18 dengan nilai -0,03%.
- d. Tingkat kesalahan positif dan negatif: Dari 20 data uji, terdapat prediksi dengan error negatif (prediksi lebih besar dari harga asli) dan error positif (prediksi lebih kecil dari harga asli).
- e. Tingkat kesalahan positif dan negatif: Dari 20 data uji, terdapat prediksi dengan error negatif (prediksi lebih

besar dari harga asli) dan error positif (prediksi lebih kecil dari harga asli).

Berdasarkan hasil analisis deskriptif, model secara umum memiliki tingkat prediksi yang baik, terutama pada rumah dengan harga dalam kisaran Rp 750 juta hingga Rp 1,25 miliar. Namun, untuk data dengan harga ekstrem, baik rendah maupun tinggi, terdapat tingkat error yang relatif lebih besar.

2. *Diagnostic Analytics* (Analitik Diagnostik)

Tahap ini bertujuan untuk menganalisis penyebab dari tingkat error yang dihasilkan oleh model. Beberapa temuan berdasarkan hasil analisis adalah sebagai berikut:

- a. Hubungan antara error dan harga rumah: Data menunjukkan bahwa error terbesar terjadi pada rumah dengan harga sangat rendah (Rp 380 juta) atau sangat tinggi (Rp 1,8 miliar). Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki keterbatasan dalam memprediksi harga di luar distribusi data pelatihan.
- b. Kesesuaian model terhadap distribusi data: Model menunjukkan performa yang lebih baik pada data dengan harga mendekati median atau rata-rata (Rp 750 juta hingga Rp 1,25 miliar).
- c. Faktor penyebab error: Kemungkinan penyebab error yang tinggi meliputi kurangnya variabel penjelas yang relevan dalam data, seperti fitur lokasi spesifik, atau adanya noise dalam data. Selain itu, model juga mungkin kurang optimal dalam menangani data *outlier*. Dengan demikian, error yang terjadi cenderung disebabkan oleh distribusi data yang tidak merata, kurangnya representasi variabel penting, dan keterbatasan model dalam menangani harga rumah ekstrem.

3. *Predictive Analytics* (Analitik Prediktif)

Tahap ini bertujuan untuk memproyeksikan performa model di masa depan berdasarkan hasil analisis. Beberapa kesimpulan yang dapat ditarik adalah:

- a. Keakuratan prediksi: Dengan performa saat ini, model diharapkan mampu mempertahankan tingkat prediksi yang sama pada data baru. Persentase error rata-rata dapat digunakan sebagai acuan tingkat keakuratan model, yaitu 6,02%.
 - b. Area perbaikan: Model cenderung memberikan hasil yang lebih akurat pada kisaran harga rumah menengah. Namun, pada harga rumah yang sangat rendah atau sangat tinggi, model memerlukan peningkatan untuk mengurangi error yang signifikan.
 - c. Prediksi di masa depan: Berdasarkan performa model, prediksi harga rumah di masa depan dapat dilakukan dengan akurasi yang cukup baik, terutama pada kisaran harga yang telah terwakili dengan baik dalam data pelatihan.
4. Prescriptive Analytics (Analitik Preskriptif)
- Pada tahap ini, dilakukan analisis untuk memberikan rekomendasi dalam meningkatkan performa model dan mengoptimalkan penggunaan hasil prediksi. Beberapa rekomendasi yang dapat diberikan adalah:
- a. Peningkatan fitur model dapat dilakukan dengan menambahkan variabel penjelas baru, seperti tipe properti, kedekatan dengan fasilitas umum, atau faktor ekonomi makro (contoh: inflasi atau tingkat suku bunga), untuk meningkatkan akurasi prediksi.
 - b. Pengelolaan data dapat ditingkatkan dengan melakukan pelatihan ulang model menggunakan lebih banyak data yang mencakup harga rumah dalam kisaran ekstrem, baik sangat rendah maupun sangat tinggi, untuk memastikan model mampu menangani berbagai jenis distribusi harga.
 - c. Penggunaan hasil prediksi secara praktis dapat dioptimalkan pada harga rumah dalam kisaran Rp 750 juta hingga Rp 1,25 miliar, di mana model menunjukkan tingkat akurasi yang lebih tinggi. Namun, untuk data dengan harga rumah di luar kisaran tersebut, disarankan untuk menerapkan analisis tambahan atau mengembangkan model yang lebih spesifik agar mampu

menangkap karakteristik unik dari harga rumah di luar rentang tersebut secara lebih akurat.

- d. Validasi hasil prediksi dapat ditingkatkan dengan melakukan validasi tambahan menggunakan data uji yang lebih besar dan memiliki distribusi harga rumah yang lebih merata. Pendekatan ini bertujuan untuk memastikan bahwa model memiliki keandalan yang tinggi dan mampu memberikan prediksi yang konsisten pada berbagai rentang harga rumah, sehingga hasilnya dapat digunakan secara lebih luas dalam berbagai kondisi pasar.

Keempat jenis analitik ini memberikan perspektif komprehensif terhadap evaluasi kinerja model prediksi harga rumah. *Descriptive Analytics* berfungsi untuk mengidentifikasi pola kesalahan yang muncul dari hasil prediksi, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai karakteristik error yang terjadi. *Diagnostic Analytics* digunakan untuk menganalisis faktor utama yang menyebabkan kesalahan tersebut, seperti relevansi variabel independen yang digunakan atau ketidakseimbangan distribusi data yang dapat memengaruhi performa model.

Selanjutnya, *Predictive Analytics* berperan dalam memproyeksikan tingkat akurasi model di masa mendatang berdasarkan evaluasi performa saat ini, sehingga dapat memberikan estimasi mengenai keandalan model dalam memprediksi harga rumah. Sementara itu, *Prescriptive Analytics* berfokus pada formulasi strategi perbaikan guna meningkatkan akurasi model, seperti penambahan variabel penjelas yang lebih representative untuk meningkatkan kestabilan prediksi. Dengan penerapan keempat jenis analitik ini, proses pengambilan keputusan dalam pemodelan prediksi harga rumah dapat dilakukan secara lebih sistematis dan berbasis data.

4.3.2 Pengaruh Variabel Baru

Penambahan variabel baru berpotensi meningkatkan akurasi model prediksi harga rumah Penelitian ini tidak hanya menggunakan variabel standar seperti luas tanah, luas bangunan, jumlah kamar tidur, dan kamar mandi, tetapi juga mempertimbangkan faktor eksternal seperti fasilitas umum dan aksesibilitas fasilitas sosial.

1. Peran variabel baru dalam analisis
 - a. Mall, Kampus, Hotel : Faktor ini mempengaruhi harga rumah karena kedekatan dengan fasilitas komersial dan pendidikan meningkatkan nilai properti.
 - b. Jalan Toll, Bandara, Terminal Bus : Aksesibilitas merupakan faktor penting karena rumah yang dekat dengan sarana transportasi lebih diminati dan memiliki harga lebih tinggi.
 - c. Rumah Sakit, Stadion : Kedekatan dengan fasilitas kesehatan dan hiburan dapat meningkatkan harga rumah karena meningkatkan kenyamanan penghuni.
2. Dampak Penambahan Variabel terhadap Model Prediksi
Penambahan variabel aksesibilitas dan fasilitas umum secara empiris terbukti meningkatkan performa model prediksi harga rumah. Hal ini juga didukung oleh wawancara dengan pengembang perumahan yang menyatakan bahwa rumah dengan akses mudah ke fasilitas utama memiliki nilai jual lebih tinggi.
3. Kesimpulan
Dibandingkan dengan penelitian sebelumnya yang hanya menggunakan variabel luas bangunan, luas tanah, jumlah kamar tidur, dan garasi, serta mencapai akurasi 66% dalam prediksi harga rumah, penelitian ini menunjukkan bahwa dengan mempertimbangkan faktor eksternal, akurasi model dapat ditingkatkan secara signifikan. Hal ini mengonfirmasi bahwa fasos dan fasum memainkan peran penting dalam menentukan harga rumah di Pekanbaru.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini menjelaskan kesimpulan dari analisis penelitian dan saran untuk penelitian yang akan datang.

5.1 KESIMPULAN

1. Berdasarkan hasil evaluasi model, *Gradient Boosted Trees Regression* menunjukkan performa terbaik dengan R^2 sebesar 97,99 dan RMSE sebesar 8.637. *Random Forest Regression* menempati posisi kedua dengan R^2 sebesar 93,74 dan RMSE sebesar 15.257, sementara *Linear Regression* menunjukkan performa terendah dengan R^2 sebesar 74,42 dan RMSE sebesar 30.844. dengan demikian, metode gradient boosted trees regression menjadi model terbaik dalam memprediksi harga rumah.
2. Rata-rata kesalahan sebesar 4,90% yang dihitung menggunakan Mean Absolute Percentage Error (MAPE) menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang sangat baik, terutama dalam konteks prediksi harga rumah..
3. Berdasarkan hasil analisis, variabel luas bangunan(LB) memiliki korelasi tinggi terhadap harga rumah dengan nilai 0,92, diikuti oleh jumlah kamar tidur (JKT) dan jumlah kamar mandi(JKM), masing masing memiliki nilai 0.69 dan 0.61, menunjukkan bahwa spesifikasi fisik rumah memiliki pengaruh signifikan terhadap harga, dan luas tanah(LT) juga memiliki nilai 0.44 semakin luas tanah juga akan berpengaruh terhadap tingginya harga rumah.

5.2 SARAN

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian lanjutan terkait dengan penelitian ini adalah:

1. Penerapan pada skala yang lebih luas dapat menguji model pada lokasi atau kota lain untuk mengetahui apakah model tetap efektif atau perlu disesuaikan dengan karakteristik regional yang berbeda.
2. Pengembang properti dapat memprioritaskan lokasi pembangunan di dekat fasilitas umum seperti pusat perbelanjaan dan jalan tol, mengingat faktor ini memiliki pengaruh terhadap harga rumah.
3. Penggunaan metode lain, seperti algoritma deep learning, dapat dieksplorasi untuk melihat peningkatan akurasi prediksi.

DAFTAR PUSTAKA

- Angga Aditya Permana, Wahyuddin S, Leo Willyanto Santoso, Gentur Wahyu Nyipto Wibowo, Anindya Khrisna Wardhani, Rahmaddeni, Ahmad Jurnaidi Wahidin, Gusti Eka Yuliasuti, & Elisawati. (2023). *Machine Learning*.
- Arumingtyas, O., Subiyanto, S., & Firdaus, H. S. (2019). Analisis Faktor Aksesibilitas, Fasum Dan Fasos Terhadap Harga Bidang Tanah Serta Visualisasi Berbasis Webgis (Studi Kasus : Kelurahan Tlogosari Kulon, Kecamatan Pedurungan, Kota Semarang). In *Jurnal Geodesi Undip Oktober* (Vol. 8). Jurnal Geodesi Undip.
<http://kecpedurungan.semarangkota.go.id>
- BPS Riau. (2023a). *Distribusi Rumah Tangga Menurut Status Penguasaan Bangunan Tempat Tinggal*.
<https://riau.bps.go.id/id/statistics-table/3/VmtsVFpXcGFWazR6WjNWQ1ZHbHjSFJLVm14d1FUMDkjMw==/distribusi-persentase-rumah-tangga-menurut-kabupaten-kota-dan-status-penguasaan-bangunan-tempat-tinggal-di-provinsi-riau--2022.html?year=2022>
- BPS Riau. (2023b). *Jumlah Penduduk Kota Pekanbaru*.
<https://riau.bps.go.id/id/statistics-table/2/MzIjMg==/jumlah-penduduk-menurut-kabupaten-kota.html>
- Bunga Dea Laraswati. (2024). *8 Metrik untuk Mengukur Performa Model Machine Learning*.
<https://blog.algorit.ma/metrik-mengukur-performa-model-machine-learning/>

- Chairunisa, G., Najib, M. K., Nurdiati, S., Imni, S. F., Sanjaya, W., Andriani, R. D., P Putri, R. S., Ekaputri, D., Matematika, D., & Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, F. (2024). Life Expectancy Prediction Using Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, and XGBoost Regressions. *Jurnal Sintak*, 2(2), 79–80.
- Eisler, S., & Meyer, J. (2020a). *Visual Analytics and Human Involvement in Machine Learning*.
- Eisler, S., & Meyer, J. (2020b). *Visual Analytics and Human Involvement in Machine Learning*. 3–4. <http://arxiv.org/abs/2005.06057>
- Ethem Alpaydin. (2014). *Introduction to Machine Learning* (3rd ed.). The MIT Press.
- Febriion Rahayuningtyas, E., Novia Rahayu, F., Azhar, Y., & Artikel, I. (2021). Prediksi Harga Rumah Menggunakan General Regression Neural Network. *Jurnal Informatika*, 8(1), 2. <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Real>
- Febyanti, F. (2022). Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Harga Rumah di Jabodetabek Menggunakan Metode Regresi Probit. *Jurnal Riset Statistika*, 2, 50–56. <https://doi.org/10.29313/jrs.vi.905>
- Fitri, E. (2023). Analisis Perbandingan Metode Regresi Linier, Random Forest Regression dan Gradient Boosted Trees Regression Method untuk Prediksi Harga Rumah. *Journal Of Applied Computer Science And Technology (Jacost)*, 4(1), 2723–1453. <https://doi.org/10.52158/jacost.491>
- Khalijah Zainal, N. (2024). Prediksi Harga Real Estate Menggunakan Metode Regresi Linear Berbasis Machine Learning. *Journal Of Artificial Intelligence Application (Jaia)*, 1(1), 19–27.

- Kotler Philip, Gary Armstrong, & Alexander Sindoro. (2004). *Dasar-dasar pemasaran*.
- Labib Mu'tashim, M., Damayanti, S. A., Zaki, H. N., Muhayat, T., & Wirawan, R. (n.d.). *Analisis Prediksi Harga Rumah Sesuai Spesifikasi Menggunakan Multiple Linear Regression*. 3, 2021.
- Labib Mu'tashim, M., Damayanti, S. A., Zaki, H. N., Muhayat, T., & Wirawan, R. (2021). *Analisis Prediksi Harga Rumah Sesuai Spesifikasi Menggunakan Multiple Linear Regression*. 3, 7.
- LPPM Universitas Hindu Indonesia. (2022). *Kajian pengelolaan fasilitas sosial dan fasilitas umum dan draf rancangan peraturan daerah tentang pengelolaan fasilitas sosial dan fasilitas umum di kota Denpasar 2022*.
- Metehan Kozan. (2021, September 2). *Supervised and Unsupervised Learning (an Intuitive Approach)*. <https://medium.com/@metehankozan/supervised-and-unsupervised-learning-an-intuitive-approach-cd8f8f64b644>
- Mohit Chaudhary. (2024). *Random Forest Algorithm - How It Works & Why It's So Effective*. <https://www.turing.com/kb/random-forest-algorithm>
- Novria Rahman, Kurniawan Budi, & Suryanto. (2022). *Aplikasi Pemesanan Makanan Di Bebek dan Ayam Tekaeng Menggunakan Php dan Mysql*. 13, 2–3.
- Nurani, A. T., Setiawan, A., & Susanto, B. (2023). Perbandingan Kinerja Regresi Decision Tree dan Regresi Linear Berganda untuk Prediksi BMI pada Dataset Asthma. *Jurnal Sains Dan Edukasi Sains*, 6(1), 34–43. <https://doi.org/10.24246/juses.v6i1p34-43>

- Sam Hemingway. (2024). *Gradient Boosted Regression Trees*.
- Santoso, P., Abijono, H., & Anggreini, N. L. (2021). *Algoritma Supervised Learning Dan Unsupervised Learning Dalam Pengolahan Data*. 4(2), 2–3.
- Satria, D., Putra, W., Keuangan, K., & Indonesia, R. (2024). Pengaruh Luas Tanah, Luas Bangunan, Jarak Menuju Pusat Perekonomian, dan Jumlah Penduduk terhadap Harga Properti. *Jurnal Acitya Ardana*, 4(1), 4–5.
- Sujono, M. R., Bahtiar, A., & Irawan, B. (2023). Analisis Model Machine Learning Untuk Jenis Aspal Di Jawa Barat Menggunakan Algoritma Decision Tree Dan Random Forest. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(6), 2–3.
- Sunarti. (2019). *Buku Ajar Perumahan dan Permukiman*. 75–76.
- Tantyoko, H., Kartika Sari, D., & Wijaya, A. R. (2023). Prediksi Potensial Gempa Bumi Indonesia Menggunakan Metode Random Forest Dan Feature Selection. *Idealis: Indonesia Journal Information System*, 6(2), 3–5.
- Trivusi. (2023, March 12). *Gradient Boosting: Pengertian, Cara Kerja, dan Kegunaannya*. <https://www.trivusi.web.id/2023/03/algoritma-gradient-boosting.html>
- UNDANG-UNDANG REPUBLIK INDONESIA NOMOR 4 TAHUN 1992*. (1992).

LAMPIRAN A

PENGUJIAN DATA

Lampiran
Penguujian 1
Harga actual

RUMAH MEWAH TYPE 65 DI RAJAWALI RESIDENCE PANAM

JL. RAJAWALI SAKTI 1, PANAM, Tampan, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)

2 Kamar Tidur 1 Kamar Mandi 140 m² Luas Tanah 65 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan	Rajawali Residence	Sertifikat	SHM
Carpets	1	Daya Listrik	1300 Watt
Tipe Properti	Rumah	Tipe Iklan	Salé

[Lihat Selengkapnya](#) ▾

Rp 625.000.000
Cicilan Mulai Rp.3.3 Juta/bulan

Della Delvina
PT. Bahtera Puan Property
NIB: 053021424***

WhatsApp

+62831...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-6250jt-tampan-1006586133?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=srp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="140"/>	<input type="text" value="65"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="2"/>	<input type="text" value="1"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Sedang(46-69)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Binawidya"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 631.168.867

Pengujian 2

Harga actual

Beli Rumah sekarang bonus besar, di cipta karya panam

Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

3

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

154 m²

Luas Tanah

108 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Sertifikat	SHM	Carpots	2
Interior	Unfurnished	Jumlah Lantai	1
Tipe Properti	Rumah	Tipe Iklan	Sale

Lihat Selengkapnya

Rp 1.400.000.000

Cicilan Mulai Rp.7.39 Juta/bulan



Radit Property
Radit Property

WhatsApp

+62852...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-pekanbaru-kota-1000836159?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=srp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): 154	Luas Bangunan (m ²): 108
Jumlah Kamar Tidur: 3	Jumlah Kamar Mandi: 2
Garasi: Ada	Jenis Rumah: Besar(70-119)
Kecamatan: Tuah Madani	Mall: Ada
Jalan Tol: Tidak Ada	Rumah Sakit: Ada
Stadion: Tidak Ada	Bandara: Tidak Ada
Terminal Bus: Tidak Ada	

Prediksi Harga Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.494.053.323

Pengujian 3

Harga actual

Tipe 96/131 di rawa bening 40 jt sampai akad

Tampam, Pekanbaru

Lihat di Peta

3	3	131 m ²	96 m ²
Kamar Tidur	Kamar Mandi	Luas Tanah	Luas Bangunan

Detail Properti

Sertifikat	SHM	Carpots	1
Interior	Unfurnished	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iklan	Sale	Kamar Tidur	3

Lihat Selengkapnya ▾

Rp 655.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,45 Juta/bulan

Radit Property
Radit Property

WhatsApp

+62852...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-6550jt-tampam-1001467355?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=srp Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): 131	Luas Bangunan (m ²): 96
Jumlah Kamar Tidur: 3	Jumlah Kamar Mandi: 3
Garasi: Ada	Jenis Rumah: Besar(70-119)
Kecamatan: Tuah Madani	Mall: Tidak Ada
Jalan Tol: Tidak Ada	Rumah Sakit: Ada
Stadion: Tidak Ada	Bandara: Tidak Ada
Terminal Bus: Tidak Ada	

Prediksi Harga Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 646.200.930

Pengujian 4

Harga actual

RAIH IMPIAN ANDA UNTUK MILIKI RUMAH MEWAH YANG ELEGAN, DIJL. CEMARA KIPAS - PEKANBARU

Kompek Pemda, Tampan, Pekanbaru

Lihat di Peta

3 Kamar Tidur 3 Kamar Mandi 116 m² Luas Tanah 100 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan	Cemara Suites	Sertifikat	SHM
Garasi	2	Carpets	2
Daya Listrik	2199 Watt	Interior	Unfurnished

Lihat Selengkapnya

Rp 1.500.000.000
Cicilan Mulai Rp.7,91 Juta/bulan


yuliani syahfitri
PT. Bahtera Puan Property
NIB : 812021624****

Whatsapp
+62882...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-tampan-1006859077?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): 116	Luas Bangunan (m ²): 100
Jumlah Kamar Tidur: 3	Jumlah Kamar Mandi: 3
Garasi: Tidak Ada	Jenis Rumah: Besar(70-119)
Kecamatan: Binawidya	Mall: Ada
Jalan Tol: Tidak Ada	Rumah Sakit: Ada
Stadion: Ada	Bandara: Tidak Ada
Terminal Bus: Tidak Ada	

Prediksi Harga Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.426.486.920

Pengujian 5

Harga actual

Tumah cluster di parit indah baru 380 jt harga promo

Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

2

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

130 m²

Luas Tanah

50 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Sertifikat SHM

Carpots 1

Interior Unfurnished

Tipe Properti Rumah

Tipe Iklan Sale

Kamar Tidur 2

Lihat Selengkapnya

Rp 380.000.000

Cicilan Mulai Rp.2 Juta/bulan



Radit Property
Radit Property

Whatsapp

+62852...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-3800jt-pekanbaru-kota-1000836297?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=srp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

130

Luas Bangunan (m²):

50

Jumlah Kamar Tidur:

2

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Sedang(46-69)

Kecamatan:

Bukit Raya

Mall:

Tidak Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Tidak Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Tidak Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 438.692.443

Pengujian 6

Harga actual

RUMAH CLUSTER MEWAH DI DELIMA GRENVILLE PEKANBARU

Panam, Tampan, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)

3 Kamar Tidur 2 Kamar Mandi 120 m² Luas Tanah 70 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan	Delima Granville	Sertifikat	SHM
Carpots	1	Daya Listrik	2200 Watt
Tipe Properti	Rumah	Tipe Iklan	Sale

[Lihat Selengkapnya](#) ▾

Rp 600.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,16 Juta/bulan

Delta Delvina
PT. Bahtera Fuari Property
NIB: 812021624****

[Whatsapp](#)

[+62831...](#)

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-6000jt-tampan-1007041378?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="120"/>	<input type="text" value="70"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="2"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Binawidya"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

[Prediksi Harga](#) [Clear](#)

Prediksi Harga Rumah: Rp 712.242.159

Pengujian 7

Harga actual

Rumah Mewah di Royal Afista Jalan Tiung 2 Sukajadi

SUKAJADI, Sukajadi, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)

3 Kamar Tidur

2 Kamar Mandi

115 m² Luas Tanah

85 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan [Royal Afista Sukajadi](#)

Sertifikat SHM

Carpets 1

Daya Listrik 2200 Watt

Tipe Properti Rumah

Tipe Iklan Sale

[Lihat Selengkapnya](#)

Rp 1.040.000.000
Cicilan Mulai Rp.5,49 Juta/bulan

Della Delvina
PT. Bahana Puan Property
NIB: 812021621****

[Whatsapp](#)

[+62831...](#)

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-sukajadi-1006945797?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="115"/>	<input type="text" value="85"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="2"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Sukajadi"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

[Prediksi Harga](#)

[Clear](#)

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.055.354.495

Pengujian 8

Harga actual

Rumah Mewah di Royal Afista

SUKAJADI, Sukajadi, Pekanbaru

Lihat di Peta

3

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

112 m²

Luas Tanah

75 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan Royal Afista Sukajadi

Sertifikat SHM

Carpets 1

Daya Listrik 2200 Watt

Tipe Properti Rumah

Tipe Iklan Sale

Lihat Selengkapnya ▾

Rp 950.000.000

Cicilan Mulai Rp.5,01 Juta/bulan



Della Delvina

PT. Bahtera Puan Property

NIB : 812021624****

Whatsapp

+62831...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-9500jt-sukajadi-1006945601?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

112

Luas Bangunan (m²):

75

Jumlah Kamar Tidur:

3

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Besar(70-119)

Kecamatan:

Sukajadi

Mall:

Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Tidak Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 943.459.176

Pengujian 9

Harga actual

Rumah Minimalis Modren di Cipta Karya

Pekanbaru kota , Pekanbaru Kota, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)

3 Kamar Tidur 2 Kamar Mandi 155 m² Luas Tanah 90 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Carpets 1 Interior Unfurnished
Jumlah Lantai 1 Tipe Properti Rumah
Tipe Iklan Sale Kamar Tidur 3

[Lihat Selengkapnya](#)

Rp 750.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,96 Juta/bulan


Radit Property
Radit Property

[WhatsApp](#)

[+62852...](#)

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-7500jt-pekanbaru-kota-1006404501?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="155"/>	<input type="text" value="90"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="2"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Tuah Madani"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 611.670.398

Pengujian 10

Harga actual Rp. 162.000.000

Rumah Type 36 Subsidi Lokasi Strategis di Umban Sari Rumbai dekat Pasar, Dekat Sekolah, Dekat Pasar dan Bebas Banjir

rumbai, Rumbai, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)



2

Kamar Tidur



1

Kamar Mandi



36 m²

Luas Tanah



96 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan	Umban sari	Sertifikat	HGB
Garasi	1	Carpets	1
Daya Listrik	1200 Watt	Interior	Unfurnished

[Lihat Selengkapnya](#) ▾

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-5jt-rumbai-1006861149?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	<input type="text" value="96"/>	Luas Bangunan (m ²):	<input type="text" value="36"/>
Jumlah Kamar Tidur:	<input type="text" value="2"/>	Jumlah Kamar Mandi:	<input type="text" value="1"/>
Garasi:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>	Jenis Rumah:	<input type="text" value="Kecil(type 36-45)"/>
Kecamatan:	<input type="text" value="Rumbai"/>	Mall:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Jalan Tol:	<input type="text" value="Ada"/>	Rumah Sakit:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Stadion:	<input type="text" value="Ada"/>	Bandara:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>		

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 162.596.875

Pengujian 11

RAIH IMPIAN ANDA UNTUK MILIKI RUMAH MEWAH YANG ELEGAN, DIJL. CEMARA KIPAS - PEKANBARU

Komplek Pemda, Tampan, Pekanbaru

Lihat di Peta

3 Kamar Tidur	3 Kamar Mandi	116 m ² Luas Tanah	100 m ² Luas Bangunan
------------------	------------------	----------------------------------	-------------------------------------

Detail Properti

Nama Perumahan	Cemara Suites	Sertifikat	SHM
Garasi	2	Carpets	2
Daya Listrik	2199 Watt	Interior	Unfurnished

Lihat Selengkapnya

Rp 1.500.000.000
Cicilan Mulai Rp.7.91 Juta/bulan

yuliani syahfitri
PT. Bahiera Puan Property
NIB: 812021624****

WhatsApp
+62882...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-tampan-1006859077?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): <input type="text" value="116"/>	Luas Bangunan (m ²): <input type="text" value="100"/>
Jumlah Kamar Tidur: <input type="text" value="3"/>	Jumlah Kamar Mandi: <input type="text" value="3"/>
Garasi: <input type="text" value="Ada"/>	Jenis Rumah: <input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan: <input type="text" value="Binawidya"/>	Mall: <input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Rumah Sakit: <input type="text" value="Ada"/>
Stadion: <input type="text" value="Ada"/>	Bandara: <input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.421.346.613

Pengujian 12

RUMAH MEWAH DESAIN BEBAS REQUEST DI KOMPLEK ROYAL AFISTA

SUKAJADI, Sukajadi, Pekanbaru

Lihat di Peta

3

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

147 m²

Luas Tanah

150 m²

Luas Bangunan

Rp 1.800.000.000

Cicilan Mulai Rp,9,5 Juta/bulan



Della Delvina

PT. Bahtera Puan Property

NIB: 812021604***

Whatsapp

+62831...

Detail Properti

Nama Perumahan Royal Avista Sukajadi

Sertifikat SHM

Carpets 1

Daya Listrik 2200 Watt

Tipe Properti Rumah

Tipe Iklan Sale

Lihat Selengkapnya

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-sukajadi-1006859044?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

147

Luas Bangunan (m²):

150

Jumlah Kamar Tidur:

3

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Elit(120)

Kecamatan:

Sukajadi

Mall:

Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Tidak Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Tidak Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.531.489.939

Pengujian 13

RUMAH IDAMAN, BEBAS BANJIR, DATARAN TINGGI, JL. CEMARA KIPAS - PEKANABRU

Komplek permda, Tampan, Pekanbaru

Lihat di Peta

3 Kamar Tidur 2 Kamar Mandi 102 m² Luas Tanah 90 m² Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan	Cemara Suites	Sertifikat	SHM
Garasi	2	Carpets	2
Daya Listrik	2199 Watt	Interior	Unfurnished

Lihat Selengkapnya ▾

Rp 1.250.000.000
Cicilan Mulai Rp.6,6 Juta/bulan


yuliani syahfitri
PT. Bahera Puan Property
NIB : 012023424****

WhatsApp

+62882...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-tampan-1006858864?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="102"/>	<input type="text" value="90"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="2"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Binawidya"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.249.751.740

Pengujian 14

DI JUAL RUMAH MEWAH DESAIN BEBAS REQUEST DI KOMPLEK ROYAL AFISTA

SUKAJADI, Sukajadi, Pekanbaru

Lihat di Peta

3

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

116 m²

Luas Tanah

90 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Nama Perumahan [Royal Afista Sukajadi](#)

Sertifikat SHM

Carpots 1

Daya Listrik 2200 Watt

Tipe Properti Rumah

Tipe Iklan Sale

Lihat Selengkapnya

Rp 1.171.000.000

Cicilan Mulai Rp.6,18 Juta/bulan



Della Delvina

PT. Bahtera Puan Property

NIB: 612021604***

WhatsApp

+62831...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-1mily-sukajadi-1006858951?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

116

Luas Bangunan (m²):

90

Jumlah Kamar Tidur:

3

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Besar(70-119)

Kecamatan:

Sukajadi

Mall:

Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Tidak Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Tidak Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 1.121.980.205

Pengujian 15

Dekat Jalan HR Soebrantas Type 70

Panam, Pekanbaru Kota, Pekanbaru

[Lihat di Peta](#)

3 Kamar Tidur	2 Kamar Mandi	124 m ² Luas Tanah	70 m ² Luas Bangunan
------------------	------------------	----------------------------------	------------------------------------

Detail Properti

Carpets	1	Interior	Unfurnished
Jumlah Lantai	1	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iktan	Sale	Tahun Dibangun	2024

[Lihat Selengkapnya](#) ▾

Rp 695.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,66 Juta/bulan

Mey Property
Agen

[Whatsapp](#)

[+62823...](#)

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-6950jt-pekanbaru-kota-1006745335?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	<input type="text" value="124"/>	Luas Bangunan (m ²):	<input type="text" value="70"/>
Jumlah Kamar Tidur:	<input type="text" value="3"/>	Jumlah Kamar Mandi:	<input type="text" value="2"/>
Garasi:	<input type="text" value="Ada"/>	Jenis Rumah:	<input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan:	<input type="text" value="Binawidya"/>	Mall:	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>	Rumah Sakit:	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	<input type="text" value="Ada"/>	Bandara:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	<input type="text" value="Tidak Ada"/>		

[Prediksi Harga](#) [Clear](#)

Prediksi Harga Rumah: Rp 679.484.721

Pengujian 16

Lokasi Sangat Strategis di Jalan Fajar

Pekanbaru kota , Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

2

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

120 m²

Luas Tanah

60 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Carpots 1

Jumlah Lantai 1

Tipe Iklan Sale

Lihat Selengkapnya

Interior Unfurnished

Tipe Properti Rumah

Kamar Tidur 2

Rp 550.000.000
Cicilan Mulai Rp.2,9 Juta/bulan



RadIt Property
RadIt Property

WhatsApp

+62852...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-5500jt-pekanbaru-kota-1006430742?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

120

Luas Bangunan (m²):

60

Jumlah Kamar Tidur:

2

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Sedang(46-69)

Kecamatan:

Payung Sekaki

Mall:

Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Tidak Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 545.610.588

Pengujian 17

Berpagar Pribadi di Jalan Cipta Karya

Pekanbaru kota , Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

3 Kamar Tidur	3 Kamar Mandi	155 m ² Luas Tanah	90 m ² Luas Bangunan
------------------	------------------	----------------------------------	------------------------------------

Detail Properti

Carpets	1	Interior	Unfurnished
Jumlah Lantai	1	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iklan	Sale	Kamar Tidur	3
Lihat Selengkapnya ▾			

Rp 750.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,96 Juta/bulan

Mey Property
Agen

Whatsapp

+62823...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-7500jt-pekanbaru-kota-1006745720?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): <input type="text" value="155"/>	Luas Bangunan (m ²): <input type="text" value="90"/>
Jumlah Kamar Tidur: <input type="text" value="3"/>	Jumlah Kamar Mandi: <input type="text" value="3"/>
Garasi: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Jenis Rumah: <input type="text" value="Besar(70-119)"/>
Kecamatan: <input type="text" value="Tuah Madani"/>	Mall: <input type="text" value="Tidak Ada"/>
Jalan Tol: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Rumah Sakit: <input type="text" value="Ada"/>
Stadion: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Bandara: <input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 749.319.096

Pengujian 18

Lokasi Rumah di Rumbai Type 54

Pekanbaru kota , Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

2 Kamar Tidur	2 Kamar Mandi	120 m ² Luas Tanah	54 m ² Luas Bangunan
------------------	------------------	----------------------------------	------------------------------------

Detail Properti

Carpets	1	Interior	Unfurnished
Jumlah Lantai	1	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iklan	Sale	Tahun Dibangun	2024

Lihat Selengkapnya ▾

Rp 400.000.000
Cicilan Mulai Rp.2.111 Juta/bulan

Mey Property
Agen

Whatsapp

+62823...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-4000jt-pekanbaru-kota-1006750067?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²): <input type="text" value="120"/>	Luas Bangunan (m ²): <input type="text" value="54"/>
Jumlah Kamar Tidur: <input type="text" value="2"/>	Jumlah Kamar Mandi: <input type="text" value="2"/>
Garasi: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Jenis Rumah: <input type="text" value="Sedang(46-69)"/>
Kecamatan: <input type="text" value="Rumbai"/>	Mall: <input type="text" value="Tidak Ada"/>
Jalan Tol: <input type="text" value="Ada"/>	Rumah Sakit: <input type="text" value="Ada"/>
Stadion: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	Bandara: <input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus: <input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 400.101.478

Pengujian 19

DIJUAL RUMAH CLUSTER LOKASI JL CIPTA KARYA

Tampan, Pekanbaru, Riau

Lihat di Peta

3

Kamar Tidur

2

Kamar Mandi

140 m²

Luas Tanah

65 m²

Luas Bangunan

Detail Properti

Sertifikat	SHM	Carpets	1
Daya Listrik	1298 Watt	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iklan	Sale	Kamar Tidur	3

Lihat Selengkapnya

Rp 470.000.000

Cicilan Mulai Rp 1,9 Juta/bulan



yola property

Agan

NIB: 147102850093****

Whatsapp

+62852xxxx

<https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-4700jt-tampan-1006924006>

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m²):

140

Luas Bangunan (m²):

65

Jumlah Kamar Tidur:

3

Jumlah Kamar Mandi:

2

Garasi:

Ada

Jenis Rumah:

Sedang(46-69)

Kecamatan:

Tuah Madani

Mall:

Tidak Ada

Jalan Tol:

Tidak Ada

Rumah Sakit:

Ada

Stadion:

Tidak Ada

Bandara:

Tidak Ada

Terminal Bus:

Tidak Ada

Prediksi Harga

Clear

Prediksi Harga Rumah: Rp 442.972.526

Pengujian 20

rumah cluster di jalan delima

Panam, Pekanbaru Kota, Pekanbaru

Lihat di Peta

3 Kamar Tidur	1 Kamar Mandi	120 m ² Luas Tanah	65 m ² Luas Bangunan
------------------	------------------	----------------------------------	------------------------------------

Detail Properti

Sertifikat	SHM	Tipe Properti	Rumah
Tipe Iklan	Sale	Tahun Dibangun	2024
Kamar Tidur	3	Kamar Mandi	1

Rp 600.000.000
Cicilan Mulai Rp.3,16 Juta/bulan

Mutiara
Agen
NIB:111122006****

Whatsapp

+62822...

https://www.99.co/id/properti/rumah-dijual-6000jt-pekanbaru-kota-1006586280?utm_source=copy-link&utm_medium=social&utm_campaign=ldp

Harga prediksi

Prediksi Harga Rumah di Pekanbaru

Luas Tanah (m ²):	Luas Bangunan (m ²):
<input type="text" value="120"/>	<input type="text" value="65"/>
Jumlah Kamar Tidur:	Jumlah Kamar Mandi:
<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="1"/>
Garasi:	Jenis Rumah:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Sedang(46-69)"/>
Kecamatan:	Mall:
<input type="text" value="Binawidya"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Jalan Tol:	Rumah Sakit:
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	<input type="text" value="Ada"/>
Stadion:	Bandara:
<input type="text" value="Ada"/>	<input type="text" value="Tidak Ada"/>
Terminal Bus:	
<input type="text" value="Tidak Ada"/>	

Prediksi Harga Rumah: Rp 602.357.338

LAMPIRAN B

LAMPIRAN B

WAWANCARA

Wawancara Developer ke 1

No.	Pertanyaan	Jawaban
1.	Apa saja faktor yang mempengaruhi harga rumah di Pekanbaru?	Faktor utama yang mempengaruhi harga rumah di Pekanbaru adalah luas tanah (LT), lokasi, dan luas bangunan (LB). Selain itu, jumlah kamar tidur, kamar mandi, dan fasilitas seperti garasi dan tipe rumah juga berperan.
2.	Seberapa penting peran lokasi dalam menentukan harga rumah?	Lokasi sangat penting, terutama kedekatannya dengan fasilitas umum seperti pusat perbelanjaan, universitas, rumah sakit, dan akses jalan utama.
3.	Apakah ada variabel lain yang turut berpengaruh?	Ya, faktor sosial dan infrastruktur seperti keberadaan fasilitas umum dan sosial (kampus, hotel, mall, jalan toll) juga mempengaruhi harga rumah.
4.	Bagaimana Anda menilai pengaruh luas tanah dan luas bangunan terhadap harga rumah?	Luas tanah dan luas bangunan merupakan dua faktor yang sangat dominan dalam menentukan harga rumah. Semakin besar ukuran tanah dan bangunan, biasanya semakin tinggi pula harga rumah tersebut.
5.	Apakah ada jenis rumah tertentu yang lebih diminati di Pekanbaru?	Jenis rumah elit atau besar cenderung lebih diminati oleh pembeli dengan anggaran yang lebih besar, sedangkan rumah dengan ukuran sedang dan kecil lebih terjangkau untuk pembeli dengan anggaran yang lebih terbatas.
6.	Fasilitas sosial(fasos) dan Fasilitas umum(fasum) apa saja yang berpengaruh terhadap harga rumah?	Variabel yang berpengaruh terhadap harga rumah antara lain: luas tanah (LT), luas bangunan (LB), lokasi (seperti kedekatan dengan fasilitas umum), jumlah kamar tidur, jumlah kamar mandi, keberadaan garasi, dan tipe rumah. Fasilitas sosial seperti mall, kampus, dan akses ke jalan tol juga mempengaruhi harga

Pekanbaru, 5 Oktober 2024



Syukri Fadhlul Hardi S.T., M.M.

Developer Perumahan

Wawancara Developer ke 2

Wawancara Developer ke 2

No.	Pertanyaan	Jawaban
1.	Apa saja faktor yang mempengaruhi harga rumah di Pekanbaru?	Faktor yang mempengaruhi harga rumah yaitu, type rumah, luas tanah luas bangunan, jumlah kamar mandi dan kamar tidur bisa mempengaruhi harga rumah, faktor Lokasi juga.
2.	Seberapa penting peran lokasi dalam menentukan harga rumah?	Lokasi sangat berpengaruh dalam menentukan harga rumah karena aksesibilitas, fasilitas umum, keamanan, pengembangan infrastruktur, permintaan dan penawaran, status sosial, serta lingkungan alami yang menarik dapat meningkatkan nilai properti secara signifikan.
3.	Apakah ada variabel lain yang turut berpengaruh?	Tentu, kedekatan dengan fasum dan fasos juga berpengaruh dalam menaikkan harga rumah.
4.	Bagaimana Anda menilai pengaruh luas tanah dan luas bangunan terhadap harga rumah?	Luas tanah dan luas bangunan dapat mempengaruhi harga rumah
5.	Apakah ada jenis rumah tertentu yang lebih diminati di Pekanbaru?	Ada, Jenis rumah yang diminati di pekanbaru biasanya tipe 36-45 dang ada juga yang milih di tipe besar
6.	Fasilitas sosial(fasos) dan Fasilitas umum(fasum) apa saja yang berpengaruh terhadap harga rumah?	Fasilitas fasum dan fasos yang berpengaruh terhadap harga rumah antara lain seperti masjid, rumah sakit, sekolah, kampus, bandara, mall, tempat olahraga juga bisa mempengaruhi harga rumah, dikarnakan lokasi tersebut sangat strategis dan ramai.

Pekanbaru, 10 Oktober 2024



GUSRIALDI

Developer Perumahan

Wawancara Developer ke 3

Wawancara Developer ke 3

No.	Pertanyaan	Jawaban
1.	Apa saja faktor yang mempengaruhi harga rumah di Pekanbaru?	Faktor yang mempengaruhi harga rumah adalah, luas tanah, luas bangunan, type rumah, serta spesifikasi rumah dan pemilihan Lokasi perumahan.
2.	Seberapa penting peran lokasi dalam menentukan harga rumah?	Lokasi sangat berpengaruh dalam menentukan harga rumah, semakin strategis maka harga tanah akan mahal dan harga rumah pun juga akan mahal
3.	Apakah ada variabel lain yang turut berpengaruh?	Fasum dan fasos bisa mempengaruhi harga rumah,
4.	Bagaimana Anda menilai pengaruh luas tanah dan luas bangunan terhadap harga rumah?	Semakin luas tanah maka harga rumah juga semakin mahal karna dan beda tipe rumah juga dapat mempengaruhi harga rumah.
5.	Apakah ada jenis rumah tertentu yang lebih diminati di Pekanbaru?	Ada, Jenis rumah yang diminati di pekanbaru biasanya tipe 36-45 tergantung dari Lokasi perumahan yang dibuat.
6.	Fasilitas sosial(fasos) dan Fasilitas umum(fasum) apa saja yang berpengaruh terhadap harga rumah?	Fasilitas fasum dan fasos yang berpengaruh terhadap harga rumah antara lain seperti masjid rumah sakit, sekolah, kampus, terminal, stadion bahkan mall dapat membuat harga rumah semakin tinggi

Pekanbaru, 2 Oktober 2024



Vidhea Yuanita

Developer Perumahan

Wawancara
Marketing

No.	Pertanyaan	Jawaban
1.	Apa yang biasanya menjadi pertimbangan utama calon pembeli saat memilih rumah?	Yang jadi pertimbangan adalah lokasi, harga, aksesibilitas, dan fasilitas di sekitar perumahan seperti dekat dengan pusat perbelanjaan, sekolah, atau tempat kerja. Desain dan ukuran rumah juga sering menjadi pertimbangan penting.
2.	Faktor apa yang paling sering menarik minat pembeli untuk membeli rumah di Pekanbaru?	Faktor yang paling menarik biasanya adalah lokasi strategis dekat fasilitas umum seperti mall atau bandara, serta harga yang kompetitif dengan fasilitas yang memadai, seperti taman, keamanan 24 jam, dan dekat dengan pusat pendidikan.
3.	Apakah tipe rumah tertentu lebih banyak diminati oleh konsumen?	Tipe rumah yang paling diminati tergantung kemampuan, saya mencari harga yang lebih terjangkau. Yang paling penting akses ke Lokasi strategis dekat
4.	Seberapa besar peran fasilitas umum (fasum) dan fasilitas sosial (fasos) dalam menarik pembeli?	Fasum dan fasos seperti masjid, sekolah, rumah sakit, dan mall sangat penting.
5.	Menurut Anda, apakah harga rumah yang lebih tinggi sulit dibeli dibandingkan rumah dengan harga terjangkau?	Menurut saya semua itu tergantung kualitas bangunan, type rumah dan Lokasi rumah. Ada harga dan ada kualitas.

Pekanbaru, 2 Oktober 2024



Diah Fitri

Marketing Perumahan

Wawancara

Wawancara

Marketing

No.	Pertanyaan	Jawaban
1.	Apa yang mendorong Anda untuk mencari rumah saat ini?	Saya ingin memiliki tempat tinggal yang lebih permanen untuk keluarga, dan melihat bahwa harga rumah di Pekanbaru masih terjangkau dibandingkan dengan kota lain. Selain itu, perkembangan infrastruktur di sini juga pesat
2.	Apa saja faktor yang Anda pertimbangkan saat memilih rumah?	Saya mempertimbangkan beberapa faktor, seperti lokasi, luas tanah, dan harga. Saya juga memperhatikan jenis rumah dan spesifikasi bangunannya.
3.	Seberapa pentingnya lokasi rumah bagi Anda?	Lokasi sangat penting bagi saya. Saya ingin rumah yang dekat dengan tempat kerja dan fasilitas umum seperti sekolah, rumah sakit, dan pusat perbelanjaan. Ini memudahkan kehidupan sehari-hari.
4.	Apa pengaruh fasilitas umum (fasum) dan fasilitas sosial (fasos) terhadap keputusan Anda untuk membeli rumah?	Fasilitas umum dan sosial sangat berpengaruh. Misalnya, jika ada masjid, sekolah, atau pusat kesehatan yang dekat, itu menjadi nilai tambah dan membuat saya lebih tertarik untuk membeli.
5.	Apakah Anda memiliki kekhawatiran tertentu sebelum membeli rumah?	Saya khawatir mengenai cicilan yang akan membebani keuangan bulanan saya. Selain itu, saya juga ingin memastikan bahwa investasi ini dapat memberikan keuntungan di masa depan.

Pekanbaru, 3 Oktober 2024


Ani Marlin
Calon Nasabah