

**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN KAMAR KOS DENGAN
METODE SAW DAN IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DENGAN
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING (STUDI KASUS :
WILAYAH KECAMATAN KEBON JERUK)**

SKRIPSI

ANANDA PRATAMA GHORINTA

171401049



**PROGRAM STUDI S1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN KAMAR KOS DENGAN
METODE SAW DAN IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DENGAN
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING (STUDI KASUS :
WILAYAH KECAMATAN KEBON JERUK)**

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi dan memenuhi syarat memperoleh ijazah

Sarjana Ilmu Komputer

ANANDA PRATAMA GHORINTA

171401049



**PROGRAM STUDI S1 ILMU KOMPUTER
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

PERSETUJUAN

Judul : SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN
KAMAR KOS DENGAN METODE SAW DAN
IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DENGAN
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING (
STUDI KASUS : WILAYAH KECAMATAN KEBON
JERUK)

Kategori : SKRIPSI

Nama : ANANDA PRATAMA GHORINTA

Nomor Induk Mahasiswa : 171401049

Program Studi : SARJANA (S-1) ILMU KOMPUTER

Fakultas : FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN
TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS
SUMATERA UTARA

Komisi Pembimbing :

Dosen Pembimbing I

Dosen Pembimbing II

Dewi Sartika Br Ginting S.Kom., M.kom.
NIP. 199005042019032023

Handrizal, S.Si., M.Comp.Sc
NIP. 197706132017061001

Diketahui/Disetujui oleh
Program Studi S1 Ilmu Komputer
Ketua,

Dr. Amalia S.T., M.T.
NIP. 197812212014042001

PERNYATAAN**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN KAMAR KOS DENGAN
METODE SAW DAN IMPLEMENTASI MACHINE LEARNING DENGAN
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING (STUDI KASUS :
WILAYAH KECAMATAN KEBON JERUK)****SKRIPSI**

Saya mengakui bahwa Skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, Maret 2024

Ananda Pratama Ghorinta

171401049

PENGHARGAAN

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan Skripsi ini sebagai syarat untuk menyelesaikan pendidikan pada program studi S1 Ilmu Komputer Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara serta mendapat gelar sarjana.

Pada kesempatan kali ini, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada pihak-pihak yang membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini, yaitu :

1. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
2. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
3. Ibu Dr. Amalia ST., M.T. selaku Ketua Program Studi Ilmu Komputer Universitas Sumatera Utara.
4. Ibu Dewi Sartika Br Ginting S.Kom., Mkom selaku Dosen Pembimbing I yang telah memberikan dukungan berupa bimbingan, kritik, serta saran, dan motivasi kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
5. Bapak Handrizal, S.Si., M.Comp.Sc selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan masukan, kritik serta saran kepada penulis sehingga skripsi ini dapat terselesaikan.
6. Ibu Sri Melvani Hardi S.Kom., M.Kom selaku Dosen Penguji I yang telah memberikan masukan dan saran kepada penulis dalam penulisan skripsi ini.
7. Bapak Pauzi Ibrahim Nainggolan S.Komp., M.Sc. selaku Dosen Penguji II yang telah memberikan masukan dan saran kepada penulis dalam penulisan skripsi ini.
8. Bapak Herriyance S.T., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah memberikan dukungan kepada penulis dalam penulisan skripsi ini.
9. Orangtua penulis, Rusman Ghorinta dan Yuly Ghorinta yang selalu mendoakan dan memberikan dukungan untuk penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

10. Saudara penulis, Arya Prakarsa Ghorinta dan Adhi Dharsana Ghorinta yang selalu memberikan dukungan dan motivasi untuk penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.

Medan, Maret 2024

Penulis,

Ananda Pratama Ghorinta

ABSTRAK

Di era online ini, calon penyewa kos bisa memanfaatkan internet untuk mencari kos untuk ditinggali. Namun calon penyewa kos membutuhkan banyak waktu untuk memilih kos yang akan dihuni karena banyak kriteria yang harus dicari. Solusi dari permasalahan tersebut adalah sistem pendukung keputusan. Pada penelitian ini, sistem pendukung keputusan menggunakan algoritma *Simple Additive Weighting*, dan sistem mengimplementasikan Extreme Gradient Boosting untuk memprediksi harga kos dan menggunakannya sebagai kriteria untuk proses penilaian. Hasil menunjukkan bahwa sistem penilaian kos ini dapat membantu calon penyewa kos untuk mendapatkan alternatif tempat kos yang diperoleh berdasarkan kriteria yang dipilih pengguna dalam memilih tempat kos dengan metode *Simple Additive Weighting* (SAW) dan kriteria prediksi harga kamar kos yang memiliki akurasi 80.22% .

Kata-kata kunci : *Simple Additive Weighting*, Kos, *Extreme Gradient Boosting*, Web

**SISTEM PENDUKUNG KEPUTUSAN PEMILIHAN KAMAR KOS DENGAN
METODE SAW DAN IMPELEMNTASI MACHINE LEARNING DENGAN
ALGORITMA EXTREME GRADIENT BOOSTING (STUDI KASUS :
WILAYAH KECAMATAN KEBON JERUK)**

ABSTRACT

In this online era, prospective tenants can use the internet to find a boarding house to live in. However, prospective tenants need a lot of time to choose a boarding house to live in because there are many criteria that must be sought. The solution to the problem is a decision support system. In this research, the decision support system uses the Simple Additive Weighting algorithm, and the system implements Extreme Gradient Boosting to predict boarding house prices and use them as criteria for the assessment process. The results show that this boarding house assessment system can help prospective boarding house tenants to get alternative boarding places obtained based on the criteria chosen by users in choosing a boarding place with the Simple Additive Weighting (SAW) method and the criteria for predicting boarding room prices which have 80.22% accuracy.

Keywords : Simple Additive Weighting, Flat, Extreme Gradient Boosting

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	i
PERNYATAAN	ii
PENGHARGAAN	iii
ABSTRAK	v
DAFTAR ISI	vii
TABEL	x
BAB 1	12
PENDAHULUAN	12
1.1. Latar Belakang	12
1.2. Rumusan Masalah	13
1.3. Batasan Masalah	14
1.4. Tujuan Penelitian	14
1.5. Manfaat Penelitian	15
1.6. Metodologi Penelitian	15
1.7. Sistematika Penulisan	17
BAB 2	19
LANDASAN TEORI	19
2.1. Sistem Pendukung Keputusan	19
2.2. Metode Simple Additive Weighting	19
2.3. Metode Extreme Gradient Boosting	19
2.4. Sistem Framework React	21
2.5. REST API	21
BAB 3	21
ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	22
3.1. Analisis Sistem	22
3.2. Analisis Data	22
3.3. Analisis Kebutuhan Sistem	22
3.3.1. Kebutuhan Fungsional	22
3.3.2. Kebutuhan non-fungsional	23
3.4. Perancangan Sistem	23
3.4.1. Perancangan Arsitektur Sistem	23
3.4.2. Perancangan Flowchart	24
3.5. Perancangan Antarmuka Sistem (Interface)	26
3.5.1. Tampilan Halaman Dashboard	26
3.5.2. Tampilan Halaman Data Kos	27

3.5.3.	Tampilan Halaman Submit Data Kos	27
3.5.4.	Tampilan Halaman Kriteria.....	28
3.5.5.	Tampilan Halaman Submit Data Kriteria	29
3.5.6.	Tampilan Halaman Penilaian SAW	30
3.5.7.	Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW	30
3.5.8.	Tampilan Halaman Penilaian SAW dan XGBoost	31
3.5.9.	Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW dan XGBoost.....	32
BAB 4		34
IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN		34
4.1.	Implementasi Sistem	34
4.1.1.	Aplikasi Pendukung	34
4.1.2.	Perangkat Pendukung.....	34
4.2.	Pengujian Sistem.....	35
4.2.1.	Pengujian Penilaian Metode SAW tanpa Extreme Gradient Boosting	35
4.2.2.	Pengujian Penilaian Metode SAW dengan Extreme Gradient Boosting	41
BAB 5		49
KESIMPULAN DAN SARAN.....		52
5.1.	Kesimpulan	52
5.2.	Saran	52
DAFTAR PUSTAKA		53

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Aplikasi Pendukung	34
Tabel 4.2 Perangkat Pendukung	34
Tabel 4.3 Tabel Kriteria dan Bobot	36
Tabel 4.4 Tabel Nilai Maksimum	37
Tabel 4.5 Tabel Normalisasi	37
Tabel 4.6 Tabel Total Skor	41
Tabel 4.7 Tabel Kriteria dan Bobot	43
Tabel 4.8 Tabel Nilai Maksimum	44
Tabel 4.9 Tabel Normalisasi	45
Tabel 4.10 Tabel Total Skor	49
Tabel 4.12 Tabel Hasil User Test	50
Tabel 4.13 Tabel Perhitungan MAPE	51

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Rumus Simple Additive Weighting	19
Gambar 3.1. Diagram Arsitektur Sistem.....	24
Gambar 3.2. Flowchart Sistem.....	25
Gambar 3.3. Tampilan Halaman Dashboard.....	26
Gambar 3.4. Tampilan Halaman Data Kos	27
Gambar 3.5. Tampilan Halaman Submit Data Kos	28
Gambar 3.6. Tampilan Halaman Kriteria	29
Gambar 3.7. Tampilan Halaman Submit Data Kriteria	30
Gambar 3.8. Tampilan Halaman penilaian SAW	30
Gambar 3.10. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW.....	31
Gambar 3.11. Tampilan Halaman Penilaian SAW dan XGBoost	32
Gambar 3.12. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW dan XGBoost.....	33
Gambar 4.1. (a) Tampilan Input Alternatif (b) Tampilan Hasil Perangkingan Metode SAW.....	36
Gambar 4.2. (a) Tampilan Input Alternatif Dengan Hasil Prediksi Harga Kos. (b) Tampilan Hasil Perangkingan Metode SAW.....	42
Gambar 4.3. Tampilan Kuesioner	50

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Usaha Kos adalah bisnis yang memberikan pelayanan sewa kamar dan fasilitas kepada penyewa sesuai perjanjian yang telah ditentukan bersama oleh pemilik kos dan penyewa kos. Saat ini banyak sekali ditemukan hunian kos. Hal ini didukung oleh harga properti yang semakin tinggi dan bisnis kos yang memiliki perawatan yang cukup murah.

Saat ini, calon penyewa kos dapat melakukan pencarian kos secara daring, namun banyak faktor yang perlu diperhatikan penyewa saat melakukan pemilihan kos. Karena bisnis kos menawarkan berbagai fasilitas dan harga yang berbeda, misalnya kos di sekitar kecamatan Kebon Jeruk di kota Jakarta barat. Kecamatan Kebon Jeruk merupakan daerah yang strategis karena banyaknya fasilitas publik yang lengkap seperti rumah sakit, pusat perbelanjaan serta fasilitas transportasi seperti halte bus dan stasiun kereta. Karena hal tersebut para pencari kos akan mempertimbangkan banyak kriteria dengan melakukan riset yang dapat merugikan pencari kos dari segi waktu. Ketersediaan kos yang disewa juga tidak dapat dijamin, sehingga calon penyewa kos harus dibantu oleh suatu sistem yang dapat mendukung pengambilan keputusan secara cepat (Rizki Fadillah , 2019).

Sistem Pendukung Keputusan adalah suatu konsep mengenai sistem yang menggunakan komputerisasi data yang digunakan oleh pengambil keputusan untuk memecahkan masalah secara efisien dan efektif. Sistem Pendukung Keputusan ini juga merupakan perangkat yang saling terkait untuk menghasilkan satu keputusan yang diambil bersama (Nurul Aisyah, 2021).

Sistem Pendukung Keputusan akan bermanfaat bagi pencari kos dalam menentukan sebuah keputusan pemilihan kamar kos, karena fungsi Sistem Pendukung Keputusan tidak hanya digunakan sebagai sistem database yang mengadopsi data mining dan analisis statistik, namun dapat digunakan sebagai *expert system* yang dapat membantu penggunaanya dalam menyelesaikan suatu masalah (Dimah Hussein Alahmadi, 2022).

Metode *Simple Additive Weighting* (SAW) adalah sebuah metode pengambilan keputusan yang menggunakan penjumlahan dari bobot kinerja pada setiap atribut yang telah ditentukan oleh pengambil keputusan. Metode ini merupakan metode yang paling banyak digunakan dalam kasus *Multiple Attribute Decision Making* (Arief Budiman, 2020).

Pada masa kini, banyak sistem yang menggunakan machine learning. Machine learning adalah sebuah studi yang memberikan komputer suatu kemampuan untuk mempelajari dan melakukan komputasi terhadap suatu permasalahan tanpa diprogram secara eksplisit (Batta Mahesh, 2019).

Extreme Gradient Boosting adalah algoritma pengembangan dari algoritma Gradient Boosting. Gradient Boosting adalah salah satu algoritma yang digunakan untuk menyelesaikan masalah *supervised learning*, data yang dipakai untuk training digunakan untuk memprediksi variable objektif. Algoritma *Extreme Gradient Boosting* bekerja dengan menguatkan model prediksi yang lemah menjadi model prediksi yang lebih kuat dari model prediksi yang random. *Extreme Gradient Boosting* memiliki bentuk yang lebih teregulasi dengan *Gradient Boosting*, sehingga memberikan model linear dan *tree learning* yang efisien (Adi Suryaputra Paramita, 2020).

Pada penelitian ini, Sistem Pendukung Keputusan mengimplementasikan *machine learning* dengan algoritma *Extreme Gradient Boosting*. *Extreme Gradient Boosting* memberikan hasil prediksi harga kamar yang digunakan sebagai kriteria yang dikalkulasi di Sistem Pendukung Keputusan Metode SAW, sehingga sistem dapat melakukan manajemen resiko dan mengoptimalkan proses pengambilan keputusan (Romaine Miller, 2023).

Penelitian mengenai sistem pendukung keputusan dengan implementasi machine learning *Extreme Gradient Boosting* ini sangat bermanfaat dalam membantu penyewa dalam melakukan pengambilan keputusan menentukan pilihan kos. Dengan adanya implementasi *machine learning* pada sistem pendukung keputusan ini juga membantu untuk menghasilkan suatu kesimpulan yang lebih akurat karena penentuan kriteria dibantu oleh prediksi harga sewa kamar yang dapat digunakan sebagai pembanding harga sewa kamar.

1.2. Rumusan Masalah

Saat ini usaha kos semakin bertambah sehingga membuat calon penyewa harus lebih banyak melakukan riset mengenai kos dengan kriteria terbaik. Hal tersebut menimbulkan masalah yaitu kerugian waktu bagi calon penyewa kos karena ketersediaan kos dengan kriteria terbaik tidak dapat dijamin dalam waktu yang lama. Hal ini dapat diatasi dengan suatu sistem pendukung keputusan yang membantu calon penyewa dengan cepat menentukan kos yang memiliki kriteria terbaik tanpa harus melakukan riset yang dapat merugikan waktu. Dengan adanya sistem pendukung keputusan yang didukung oleh machine learning, calon penyewa kos dapat menentukan pilihan kos yang paling sesuai dengan kriteria penyewa secara efisien.

1.3. Batasan Masalah

Beberapa batasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. Aplikasi Menggunakan metode SAW dan *Extreme Gradient Boosting*
2. Implementasi *Extreme Gradient Boosting* hanya digunakan untuk memprediksi harga kamar kos
3. Bahasa Pemograman yang digunakan adalah Typescript untuk *frontend*, Python untuk kalkulasi metode SAW, training data dan prediksi
4. Program hanya digunakan untk melakukan prediksi harga kamar kos di sekitar daerah kecamatan Kebon Jeruk
5. Program yang dirancang berbasis *Web*

1.4. Tujuan Penelitian

Saat ini usaha kos semakin bertambah sehingga membuat calon penyewa harus lebih banyak melakukan riset mengenai kos dengan kriteria yang dibutuhkan calon penyewa kos. Hal tersebut menimbulkan masalah yaitu kerugian waktu bagi calon penyewa kos karena ketersediaan kos dengan kriteria terbaik tidak dapat dijamin dalam waktu yang lama. Hal ini dapat diatasi dengan suatu sistem pendukung keputusan yang membantu calon penyewa dengan cepat menentukan kos yang memiliki kriteria yang dibutuhkan tanpa harus melakukan riset yang dapat merugikan waktu. Dengan adanya sistem pendukung keputusan yang didukung oleh *machine learning*, calon penyewa

kos dapat menentukan pilihan kos yang paling sesuai dengan kriteria penyewa secara efisien

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini yaitu sebagai berikut :

1. Memberikan informasi tentang penerapan Metode SAW dalam sistem pendukung Keputusan dalam penentuan kamar kos yang menggunakan *machine learning algoritma Extreme Gradient Boosting* untuk menghasilkan suatu prediksi harga kamar yang di pakai sebagai kriteria sistem pendukung keputusan
2. Memberikan informasi pilihan kamar kos yang terbaik sesuai dengan pencarian yang diinginkan pencari kos
3. Dapat dijadikan sebagai referensi dalam sistem pendukung keputusan dengan implementasi *machine learning*

1.6. Ruang Lingkup Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis penggunaan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost) dan Sistem Pendukung Keputusan (SPK) dengan metode *Simple Additive Weighting* (SAW) dalam memprediksi harga kamar kos di wilayah Kebon Jeruk, Jakarta Barat. Ruang lingkup penelitian mencakup beberapa aspek sebagai berikut :

1. Lokasi Penelitian

Penelitian ini difokuskan pada kamar kos yang berada di wilayah Kebon Jeruk, Jakarta Barat dengan radius 4 km. Pemilihan lokasi ini didasarkan pada data yang menunjukkan bahwa Kebon Jeruk merupakan salah satu daerah dengan pertumbuhan harga sewa kos yang signifikan, serta memiliki beragam fasilitas umum yang menarik minat penghuni kos.

2. Subjek Penelitian

Subjek penelitian ini adalah penghuni kos yang berada di wilayah Kebon Jeruk dalam radius 4 km. Responden dalam penelitian ini menilai akurasi prediksi harga kos yang dihasilkan oleh model XGBoost dan metode SAW.

3. Metode Pengumpulan Data

Penelitian ini mengidentifikasi dua kelompok variabel utama yang digunakan dalam analisis, yaitu variabel independen yang berupa fasilitas kos seperti AC, Wi-fi, Panjang dan lebar kamar ,tempat tidur dan *variable* dependen berupa harga sewa kamar kos.

4. Metode Pengumpulan Data

Data dikumpulkan melalui survei dan wawancara dengan penghuni kos untuk memperoleh informasi mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi harga sewa. Selain itu, kuesioner dibagikan kepada lima responden untuk menilai akurasi prediksi harga kamar kos yang dihasilkan oleh model XGBoost dan metode SAW. Akurasi prediksi akan dinilai berdasarkan skala Likert dari 1 (sangat tidak akurat) hingga 5 (sangat akurat). Hasil penilaian akan dihitung dengan menggunakan total skor akurasi (dalam persentase).

5. Prosedur Analisis Data

Adapun kebutuhan-kebutuhan tersebut adalah sebagai berikut

a. Model XGBoost

Model ini akan dilatih dengan data historis harga sewa dan variabel independen untuk memprediksi harga sewa kamar kos.

b. Metode SAW

Metode SAW akan digunakan untuk menggabungkan berbagai faktor dan menghasilkan keputusan akhir mengenai harga sewa.

c. Penilaian Akurasi

Hasil prediksi dari kedua metode tersebut akan dibandingkan dengan harga aktual.

6. Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi pada kos yang terdaftar secara resmi dan memiliki izin operasional. Kos yang tidak memiliki izin resmi tidak termasuk dalam penelitian ini untuk memastikan keakuratan dan validitas data yang dikumpulkan

1.7. Metodologi Penelitian

Adapun metode penelitian yang digunakan adalah sebagai berikut :

1. Studi Pustaka

Dalam penelitian ini, penulis menggunakan metode studi pustaka atau studi literature untuk meninjau, dan mengumpulkan berbagai referensi dari jurnal, laporan-laporan dan tinjauan pustaka lainnya yang memiliki hubungan dengan penelitian yang akan dilakukan

2. Pengumpulan Data

Setelah melakukan studi pustaka, maka langkah selanjutnya adalah mengumpulkan data-data kos di Kebon Jeruk dengan radius 4 km

3. Perancangan Sistem

Perancangan sistem dilakukan dalam bentuk *Flowchart*

4. Implementasi Sistem

Implementasi dari sistem dibangun sesuai dengan perancangan yang dibuat dengan bahasa TypeScript untuk pengembangan *frontend* yang berbasis *website*, dan Bahasa Python untuk pengembangan API metode SAW dan Extreme Gradient Boosting

5. Pengujian Sistem

Pada tahap ini, aplikasi *web* yang sudah selesai akan dilakukan pengujian dengan uji coba beberapa kasus untuk mengetahui kerusakan yang ada didalam sistem.

6. Aspek Etika

Dalam penelitian ini, dilakukan penyamaran nama kos untuk tidak menyebabkan kerugian atau merugikan subjek penelitian, menghormati hak-hak individu, dan memastikan bahwa keuntungan penelitian melebihi resiko yang mungkin ditimbulkan.

7. Dokumentasi

Pada tahap ini, penelitian yang telah dilakukan, didokumentasikan mulai dari tahap analisa sampai kepada pengujian dalam bentuk skripsi.

1.8. Sistematika Penulisan

Berikut langkah yang diambil untuk menyelesaikan penelitian ini :

BAB 1 PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang penulisan skripsi “Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Kamar Kos Dengan Metode SAW dan Implementasi *Machine Learning* dengan algoritma *Extreme Gradient Boosting* (Studi Kasus: Wilayah Kecamatan Kebon Jeruk)”, rumusan dan batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metode penelitian, dan sistematika penulisan.

BAB 2 LANDASAN TEORI

Bab ini Menjelaskan pengertian beberapa teori seperti Usaha Kos, Sistem Pendukung Keputusan, Metode *Simple Additive Weighting* dan metode *Extreme Gradient Boosting*.

BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Bab ini akan membahas analisis masalah yang diteliti dan perancangan sistem yang dibuat.

BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

Pada bab ini dibahas implementasi dan pelaksanaan desain sistem serta hasil analisis dan desain. Sistem yang dibangun akan diuji untuk menunjukkan hasilnya.

BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN

Bab terakhir dari penelitian ini mencakup temuan-temuan dari bab-bab sebelumnya, yang sebagian besar merupakan pengembangan dari bab-bab sebelumnya. Bab ini juga memuat rekomendasi yang mendukung hasil pengujian dan uji coba yang dilakukan terhadap sistem yang telah dibangun.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Sistem Pendukung Keputusan

Pada Tahun 1970-an Michael S. Scott Morton adalah orang yang pertama memperkenalkan Konsep Sistem Pendukung Keputusan yang dikenal dengan istilah *Management Decision System*. Sistem Pendukung Keputusan dirancang untuk mendukung semua tahapan pengambilan keputusan mulai dari pengidentifikasian masalah, memilah data yang relevan, menentukan pendekatan yang akan digunakan dalam proses pengambilan keputusan, hingga mengevaluasi pemilihan alternatif. (Limbong, et al., 2020)

Sistem Pendukung Keputusan (SPK) adalah konsep mengenai sistem yang menggunakan komputerisasi data yang digunakan oleh pengambil keputusan untuk memecahkan masalah secara efisien dan efektif.

2.2. Metode Simple Additive Weighting

Metode *Simple Additive Weighting* (SAW) adalah sebuah metode pengambilan keputusan yang menggunakan penjumlahan dari bobot kinerja pada setiap atribut yang telah ditentukan oleh pengambil keputusan. (Arief Budiman , 2020). Nilai Dari Metode ini dapat di definisikan sebagai berikut :

$$S_i = \sum_{j=1}^m w_j \times X_{ij}$$

Gambar 2.1. Rumus Simple Additive Weighting

Dimana :

S_i adalah score SAW untuk alternatif i .

w_j adalah bobot yang ditugaskan ke kriteria j .

X_{ij} adalah performa atau evaluasi skor alternatif i kepada kriteria j

2.3. Metode Extreme Gradient Boosting

Extreme Gradient Boosting adalah algoritma pengembangan dari algoritma *Gradient Boosting*. *Gradient Boosting* adalah salah satu algoritma yang

digunakan untuk menyelesaikan masalah supervised learning, data yang dipakai untuk training digunakan untuk memprediksi *variable objektif*. Algoritma *Extreme Gradient Boosting* bekerja dengan menguatkan model prediksi yang lemah menjadi model prediksi yang lebih kuat dari model prediksi yang random. *Extreme Gradient Boosting* memiliki bentuk yang lebih teregulasi dengan *Gradient Boosting*, sehingga memberikan model linear dan *tree learning* yang efisien (Adi Suryaputra Paramita, 2020).

Formula Algoritma *Extreme Gradient Boosting* ini terbagi kedalam 3 komponen:

1. *Objective Function (Loss Function)*:

Algoritma *Extreme Gradient Boosting* ini mengecilkan kombinasi dari *loss function* dan ketentuan regularisasi untuk membuat model yang baru yang tidak terlihat. *Objective function* adalah jumlah dari *loss function* dengan aturan regularisasi.

$$\text{Objective Function} = \text{Loss Function} + \text{Regularization Term}$$

2. Prediksi Dari *Weak Learners*

Model ini merupakan gabungan *weak learners*, seperti *decision trees*. Setiap prediksi dari setiap *tree* adalah jumlah nilai bobot didalam *leaves*, hal ini ditentukan dengan menelusuri *trees* dari *root* ke *leaves* berdasarkan inputan yang di masukkan.

$$\text{Prediction from Weak Learner} = \text{Weighted sum of leaf values in the tree}$$

3. Mengubah bobot disetiap iterasi

Tree yang dibangun akan di buat secara berurutan dan disetiap iterasi akan ditambah tree baru .Bobot setip tree akan di ubah untuk mengurangi keseluruhan dari *objective function*

$$\text{Updated Weight} = \text{Old Weight} - \text{Learning Rate} * \text{Gradient} + \text{Shrinkage}$$

2.4. Sistem *Framework React*

React adalah sebuah library *opensource javascript* yang dikembangkan oleh facebook. *Library* ini berfungsi untuk membangun *user interface* yang memiliki *response* yang cepat. *React* juga berguna untuk membuat modul *frontend* fleksibel yang dapat digunakan kembali pada komponen modul baru lainnya.

2.5. REST API

REST (*Representational State Transfer*) adalah sebuah architectural API (*Application Programming Interface*) yang menyediakan komunikasi dari client server dengan aplikasi web melalui HTTP protocol. Implementasi dari REST tidak terikat oleh transfer protocol sehingga sangat mudah diimplementasikan.

Pemanggilan *service* ini dapat dilakukan menggunakan beberapa Bahasa pemrograman seperti *Javascript*, *Java*, *Python*. Hasil yang diperoleh dari REST ini adalah data dalam bentuk JSON (*Javascript Object Notation*).

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1. Analisis Sistem

Analisis sistem adalah studi tentang sistem yang ada dengan tujuan merancang sistem baru atau yang diperbarui. Tahap analisis sistem ini merupakan langkah yang sangat kritis dan sangat penting karena kesalahan pada tahap ini akan menyebabkan kesalahan pada tahap selanjutnya. Fungsi analisis sistem pada tahap ini adalah menemukan kelemahan pada sistem sehingga dapat direkomendasikan perbaikan.

3.2. Analisis Data

Analisis data adalah proses sistematis yang dilakukan untuk menafsirkan, mendeskripsikan, dan mengolah data untuk membuat suatu kesimpulan. Analisa ini adalah langkah penting dalam mengubah data mentah menjadi data berguna. Proses analisis ini meliputi kegiatan pengelompokan data berdasarkan karakteristik data, pembersihan data, transformasi data, pembuatan model data.

3.3. Analisis Kebutuhan Sistem

Analisis kebutuhan adalah analisis yang dilakukan untuk mengetahui apa yang diperlukan untuk membangun aplikasi yang diinginkan. Analisis kebutuhan ini dibagi menjadi dua, yaitu:

3.3.1. Kebutuhan Fungsional

Kebutuhan fungsional adalah sebuah spesifikasi yang menggambarkan fitur yang harus dimiliki dan dijalankan oleh sistem untuk memenuhi tujuan dari pengguna. Adapun kebutuhan-kebutuhan tersebut adalah sebagai berikut

- a. Sistem mampu melakukan *create*, *update*, *delete*, *read* pada data kos
- b. Sistem mampu melakukan *create*, *update*, *delete*, *read* pada data kriteria
- c. Sistem mampu melakukan proses perhitungan *Simple Additive Weighting* menggunakan data kos dan kriteria yang aktif serta memberikan output ranking dari data kos yang dipilih
- d. Sistem mampu memprediksi harga dari data kos yang telah dipilih menggunakan *Extreme Gradient Boosting*

- e. Sistem mampu menggunakan hasil prediksi harga dari *Extreme Gradient Boosting* untuk dipakai dalam perhitungan model *Simple Additive Weighting* dan menampilkan *output* ranking dari data kos yang dipilih.

3.3.2. Kebutuhan non-fungsional

Kebutuhan non-fungsional adalah spesifikasi yang tidak berhubungan dengan fungsi dari fitur. Kebutuhan ini lebih berfokus kepada aspek kualitas sistem seperti keamanan, kecepatan, dan efisiensi sistem. Adapun kebutuhan-kebutuhan tersebut adalah sebagai berikut

- a. Sistem memberikan hasil prediksi harga kos dalam waktu yang singkat
- b. Sistem dapat mengolah banyak data kos dan data kriteria.
- c. Tampilan menu yang *user friendly*

3.4. Perancangan Sistem

Dalam proses merancang sistem, terdapat langkah-langkah yang dilakukan untuk memudahkan pemodelan sistem yang akan dibangun. Langkah ini bertujuan untuk menggambarkan kondisi serta komponen-komponen yang akan berperan dalam sistem tersebut. Proses pemodelan sistem ini meliputi perancangan Arsitektur Sistem, perancangan *Flowchart*, perancangan *Use-Case Diagram*, perancangan *Activity Diagram*, dan perancangan *Sequence Diagram*.

3.4.1. Perancangan Arsitektur Sistem

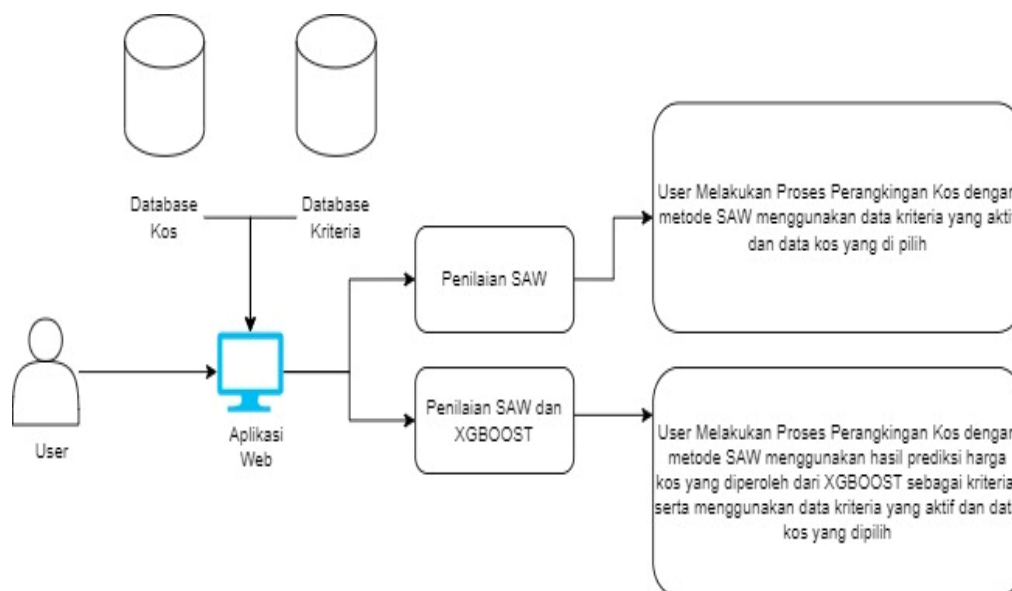
Perancangan Arsitektur Sistem adalah proses perencanaan dan pengembangan keseluruhan struktur sistem komputer atau perangkat lunak.

Hal ini melibatkan pembagian sistem menjadi bagian-bagian yang lebih kecil dan lebih mudah dikelola yang disebut subsistem dan menentukan bagaimana subsistem ini berinteraksi.

Tujuan merancang arsitektur sistem adalah untuk menciptakan desain yang efisien, terstruktur, dan mudah dipahami yang memfasilitasi pengembangan, pemeliharaan, dan evolusi sistem secara keseluruhan.

Dalam konteks teknologi informasi, desain arsitektur sistem sering kali melibatkan pemilihan platform perangkat keras, perangkat lunak, dan

infrastruktur jaringan yang sesuai untuk mendukung kebutuhan bisnis atau pengguna. Seluruh rancangan tersebut diilustrasikan dalam arsitektur sistem yang dijelaskan dalam Gambar 3.1.

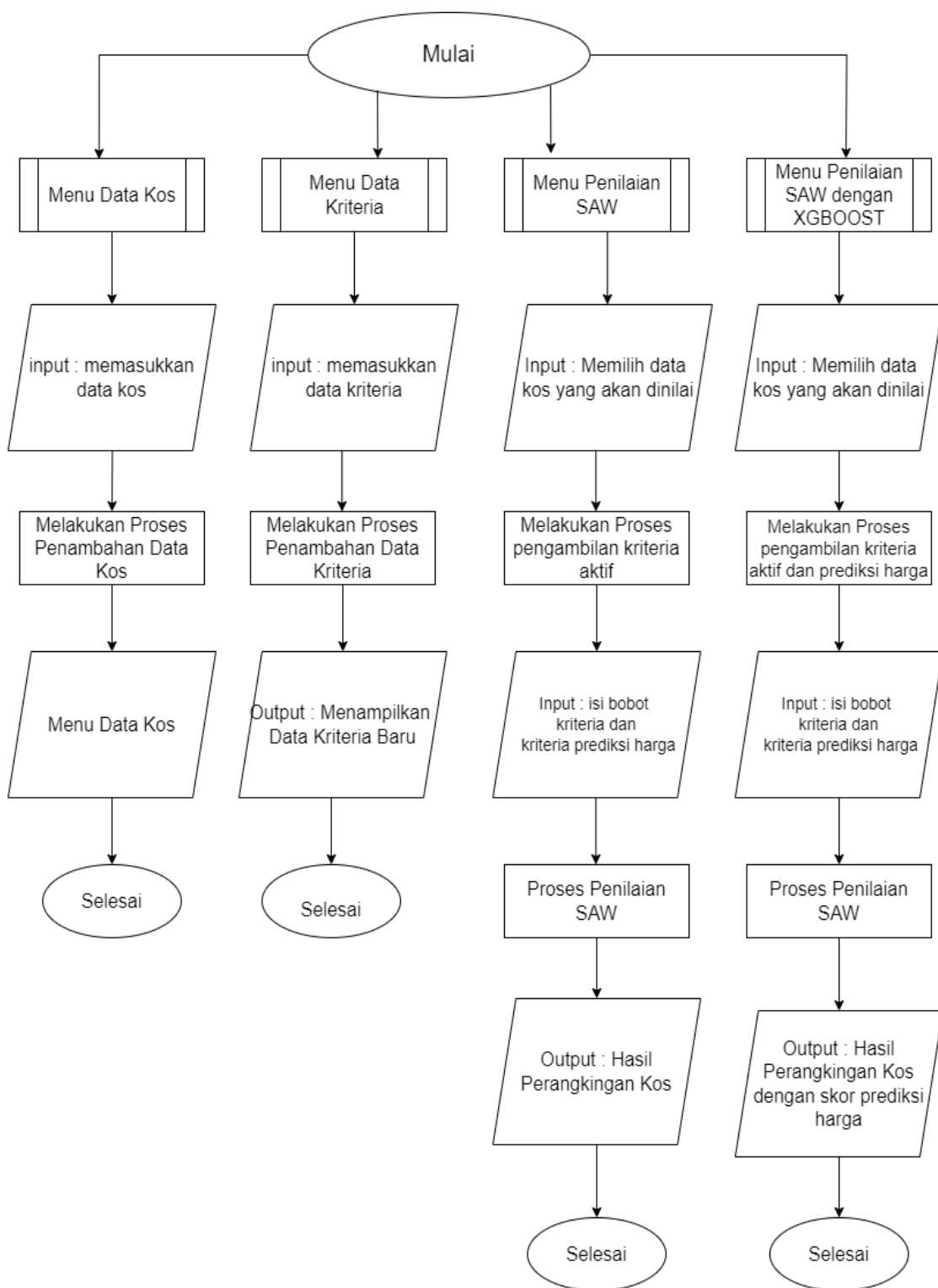


Gambar 3.1. Diagram Arsitektur Sistem

Pada gambar 3.1. dijelaskan bahwa aplikasi *web* yang di akses oleh user memiliki 2 database yang berisi data kos dan data kriteria. Kedua data tersebut akan digunakan untuk proses perhitungan SAW dan Perhitungan SAW dengan implementasi *Extreme Gradient Boosting*.

3.4.2. Perancangan Flowchart

Flowchart dalam perancangan sistem berfungsi untuk menjelaskan alur dan cara kerja sistem dengan rinci. *Flowchart* digunakan untuk menggambarkan langkah dan keputusan dalam proses yang akan diimplementasikan didalam program. Keseluruhan rancangan sistem akan diuraikan melalui *Flowchart* yang terdapat dalam Gambar 3.2.



Gambar 3.2. *Flowchart Sistem*

Pada gambar 3.2. dijelaskan bahwa terdapat empat *predefined process* yaitu Menu Data Kos untuk mengolah data kos, Menu Kriteria untuk mengolah

data kriteria yang aktif, Menu Penilaian SAW sebagai menu yang mengolah data kos dan kriteria yang aktif untuk menghitung ranking dari data kos yang dipilih, dan Menu Penilaian SAW dengan XGBOOST sebagai menu yang cara kerjanya sama dengan menu penilaian SAW dengan penambahan prediksi harga yang diproses oleh XGBOOST sehingga hasil dari prediksi digunakan sebagai kriteria perhitungan SAW.

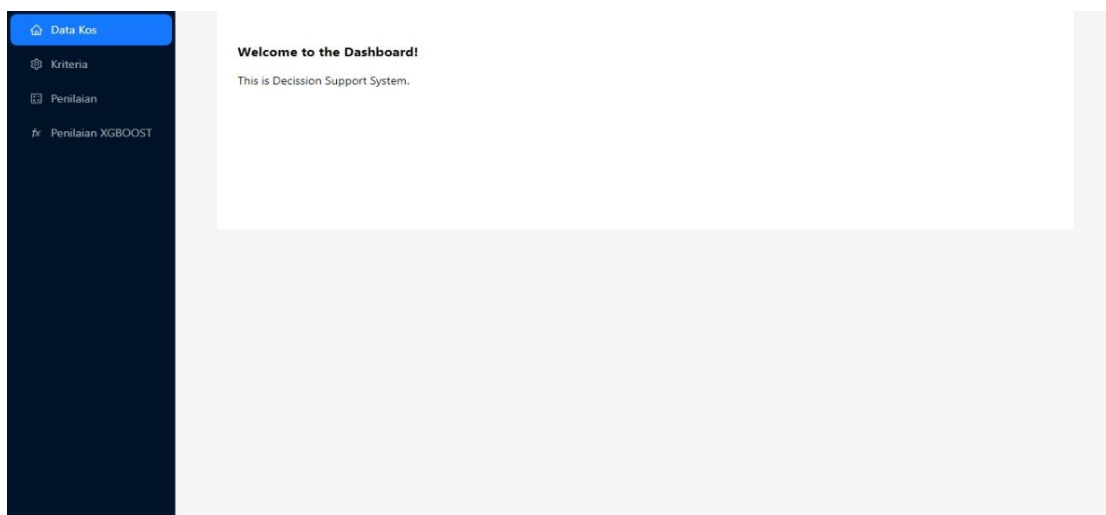
3.5. Perancangan Antarmuka Sistem (*Interface*)

Interface, yang juga dikenal sebagai antarmuka, telah menjadi komponen integral dalam sistem yang berfungsi sebagai medium interaksi antara sistem dan pengguna. Dalam merancang antarmuka, diperlukan pemahaman yang jelas tentang struktur sistem terkait dengan antarmuka yang dibangun sebelum memulai tahap implementasi.

Perancangan antarmuka sistem memerlukan tampilan yang sederhana agar memberikan kenyamanan dan kemudahan bagi pengguna dalam menggunakan sistem. Hal ini penting untuk memastikan bahwa hasil akhir sistem memberikan pengalaman yang baik bagi pengguna.

3.5.1. Tampilan Halaman Dashboard

Pada saat membuka aplikasi, aplikasi menampilkan halaman *dashboard* sebagai halaman awal.



Gambar 3.3. Tampilan Halaman Dashboard

3.5.2. Tampilan Halaman Data Kos

Pada saat memilih menu Data Kos maka ditampilkan halaman yang berisi data kos. Pada halaman ini kita dapat melakukan penambahan data melalui button *add*, kemudian kita dapat melakukan edit atau delete melalui button edit atau button *delete* yang ada di setiap baris. Data Kos ini muncul kembali di menu Penilaian dan menu Penilaian XGBoost.

Data Kos			
Search <input type="text"/> <input type="button" value="Q"/> <input type="button" value="Add"/>			
Nama Kos	Harga	Alamat	Actions
Kos FRT	2300000	Taman Sari Kota Jakarta Barat	<input type="button" value="Edit"/> <input type="button" value="Delete"/>
KOS KHR	1700000	Jl kartini 3 , sawah besar	<input type="button" value="Edit"/> <input type="button" value="Delete"/>
KOS ABM	1345000	Jl.Salam IV	<input type="button" value="Edit"/> <input type="button" value="Delete"/>
KOS STAR	1750000	Jalan Kemanggisan Raya B-3 Palmerah, Kec. Palmerah, Kota Jakarta Barat	<input type="button" value="Edit"/> <input type="button" value="Delete"/>
KOS MPH	1800000	Jln harun raya no 7	<input type="button" value="Edit"/> <input type="button" value="Delete"/>

< 1 >

Gambar 3.4. Tampilan Halaman Data Kos

3.5.3. Tampilan Halaman Submit Data Kos

Pada saat memilih button *add* atau button *edit*, Form *submit* ini muncul. Form ini berfungsi untuk menambah atau mengubah data kos.

Submit Kos
X

* Nama Kos

* Harga

* Alamat

Fasilitas

* Panjang Kamar

* Lebar Kamar

Kamar Mandi Dalam
☐ Kamar Mandi Dalam

Air Panas
☐ Air Panas

AC
☐ AC

Kasur
☐ Kasur

Meja
☐ Meja

Kursi
☐ Kursi

Lemari
☐ Lemari

Parkir Sepeda Motor
☐ Parkir Sepeda Motor

Gambar 3.5. Tampilan Halaman *Submit* Data Kos

3.5.4. Tampilan Halaman Kriteria

Pada Saat Memilih Menu Kriteria maka tampil halaman yang berisi data Kriteria. Pada Halaman ini kita dapat melakukan penambahan data melalui *button add* , kemudian kita dapat melakukan *edit* atau *delete* melalui *button Edit* atau *button delete* yang ada di setiap baris. Data Kriteria ini muncul kembali di menu Penilaian dan menu Penilaian XGBoost apabila status dari kriterianya aktif.

Kriteria

Notes

Range Input Untuk Bobot Kriteria Adalah 0 sampai 1.

Add

Kode	Nama	Bobot	Tipe	Status	Actions
C01	Harga	0.4	Cost	Active	Edit Delete
C02	Kamar Mandi Dalam	0.2	Benefit	Active	Edit Delete
C03	Air Panas	0.1	Benefit	Active	Edit Delete
C04	Panjang Kamar	0.2	Benefit	Active	Edit Delete
C05	Lebar Kamar	0.3	Benefit	Active	Edit Delete
C06	AC	0.3	Benefit	Active	Edit Delete
C07	Kursi	0.2	Benefit	Active	Edit Delete
C08	Kasur	0.2	Benefit	Active	Edit Delete

Gambar 3.6. Tampilan Halaman Kriteria

3.5.5. Tampilan Halaman Submit Data Kriteria

Pada Saat Memilih *button add* atau *button edit*, *Form submit* ini muncul. *Form* ini berfungsi untuk menambah atau mengubah data kriteria.

Submit Kriteria ×

* Kode

* Nama

* Bobot

* Tipe

* Status

[Cancel](#) [OK](#)

Gambar 3.7. Tampilan Halaman *Submit* Data Kriteria

3.5.6. Tampilan Halaman Penilaian SAW

Pada Menu Penilaian SAW, ditampilkan tabel kriteria yang aktif dan data kos yang dipilih oleh user untuk melakukan penilaian. Data kos yang sudah di tambah ke tabel data alternatif, nilai kriterianya untuk melakukan proses penilaian SAW.

The screenshot displays the SAW Evaluation interface. On the left is a dark sidebar with navigation links: 'Data Kos', 'Kriteria', 'Penilaian' (highlighted), and 'Penilaian XGBBOOST'. The main content area is divided into three sections:

- Kriteria Aktif:** A table listing active criteria with columns: Kode, Nama, Bobot, Tipe, and Status.

Kode	Nama	Bobot	Tipe	Status
C01	Harga	2	Cost	Active
C02	Kamar Mandi Dalam	0.2	Benefit	Active
C04	Panjang Kamar	0.3	Benefit	Active
C05	Lebar Kamar	0.4	Benefit	Active
- Data Kos:** A section with a search bar and a table of cost data. The table has columns: Nama Kos, Harga, and Alamat. Two items are selected with checkboxes.

Nama Kos	Harga	Alamat
<input type="checkbox"/> Kos Fortuna Residence Tamansari Jakarta Barat 156NN	2300000	Taman Sari Kota Jakarta Barat
<input type="checkbox"/> KOS Kartini House Reguler Sawah Besar Jakarta Pusat	1700000	Jl kartini 3 , sawah besar
<input type="checkbox"/> Kos Apik Binus Mandiri Tipe C	1345000	Jl.Salem IV
<input checked="" type="checkbox"/> Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 89SM9D1P	1750000	Jalan Kemanggisan Raya B-3 Palmerah, Kec. Palmerah, Kota Jakarta Barat
<input checked="" type="checkbox"/> KOS A	10000000	Jln A
- Data Alternatif:** A section with an 'Add Alternative' button and a table for alternative data. The table has columns: Nama Kos, Harga (C01), Kamar Mandi Dalam (C02), Panjang Kamar (C04), and Lebar Kamar (C05). Two rows are shown with input fields for each criterion.

Nama Kos	Harga (C01)	Kamar Mandi Dalam (C02)	Panjang Kamar (C04)	Lebar Kamar (C05)
Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 89SM9D1P	<input type="text" value="10000"/>	<input type="text" value="1"/>	<input type="text" value="2"/>	<input type="text" value="3"/>
KOS A	<input type="text" value="100000"/>	<input type="text" value="1"/>	<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="3"/>

At the bottom of the 'Data Alternatif' section is a 'Calculate' button.

Gambar 3.8. Tampilan Halaman penilaian SAW

3.5.7. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW

Pada saat penilaian selesai dilakukan, maka muncul *pop up* tampilan ranking kos yang berurutan secara *descending*.

Rangking X

Nama Kos	Harga	Kamar Mandi Dalam	Panjang Kamar	Lebar Kamar	Total Score
KOS A	0.02	0.002	0.003	0.004	0.028999999999999998
Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 89SM9D1P	0.002	0.002	0.002	0.004	0.01

< 1 >
Close Download

Gambar 3.10. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW

3.5.8. Tampilan Halaman Penilaian SAW dan XGBoost

Pada Menu Penilaian SAW, ditampilkan tabel kriteria yang aktif dan data kos yang dipilih oleh user untuk melakukan penilaian. Data kos yang sudah di tambah ke tabel data alternatif, dilakukan prediksi harga kos dengan API XGBoost. Halaman ini juga menyediakan inputan nilai bobot kriteria prediksi harga untuk melakukan proses penilaian SAW.

Data Kos

Kriteria

Penilaian

Penilaian XGBOOST

Kriteria Aktif

Kode	Nama	Bobot	Tipe	Status
C01	Harga	2	Cost	Active
C02	Kamar Mandi Dalam	0.2	Benefit	Active
C04	Panjang Kamar	0.3	Benefit	Active
C05	Lebar Kamar	0.4	Benefit	Active

Data Kos

Search

Nama Kos	Harga	Alamat
<input type="checkbox"/> Kos Fortuna Residence Tamansari Jakarta Barat 156NN	2300000	Taman Sari Kota Jakarta Barat
<input type="checkbox"/> KOS Kartini House Reguler Sawah Besar Jakarta Pusat	1700000	Jl kartini 3 , sawah besar
<input type="checkbox"/> Kos Apik Binus Mandiri Tipe C	1345000	Jl.Salam IV
<input checked="" type="checkbox"/> Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 895M9D1P	1750000	Jalan Kemanggisan Raya B-3 Palmerah, Kec. Palmerah, Kota Jakarta Barat
<input checked="" type="checkbox"/> KOS A	10000000	Jln A

Add Alternative

Data Alternatif

Bobot Prediksi Harga

3

Nama Kos	Prediksi Harga Kos	Harga (C01)	Kamar Mandi Dalam (C02)	Panjang Kamar (C04)	Lebar Kamar (C05)
Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 895M9D1P	1147169	<input type="text" value="1000000"/>	<input type="text" value="1"/>	<input type="text" value="2"/>	<input type="text" value="3"/>
KOS A	822221	<input type="text" value="1200000"/>	<input type="text" value="1"/>	<input type="text" value="3"/>	<input type="text" value="3"/>

Calculate

Gambar 3.11. Tampilan Halaman Penilaian SAW dan XGBoost

3.5.9. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW dan XGBoost

Pada saat penilaian selesai, rangking kos yang berurutan secara descending ditampilkan kedalam *layout pop-up*. Skor dari prediksi harga juga ditampilkan ke dalam tabel rangking kos.

Rangking ✕

Nama Kos	Prediksi Harga	Harga	Kamar Mandi Dalam	Panjang Kamar	Lebar Kamar	Total Score
Kost 5 Star Tipe Standar Palmerah Jakarta Barat 89SM9D1P	0.03	0.016666666666666666	0.002	0.002	0.004	0.05466666666666667
KOS A	0.021502176226868053	0.02	0.002	0.003	0.004	0.05050217622686805

< 1 >

Close Download

Gambar 3.12. Tampilan Halaman Rangking Penilaian SAW dan XGBoost

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1. Implementasi Sistem

Dalam implementasi sistem ini, penulis memanfaatkan sejumlah aplikasi pendukung yang mendukung pembuatan dan beberapa perangkat tambahan untuk merancang serta mengoperasikan aplikasi yang telah selesai dibuat. Adapun aplikasi dan perangkat tersebut dijelaskan sebagai berikut.

4.1.1. Aplikasi Pendukung

Berikut beberapa aplikasi pendukung tersebut yang digunakan dalam proses pembuatan aplikasi ini.

Tabel 4.1 Aplikasi Pendukung

Nama Aplikasi	Keterangan
Visual Studio Code	Aplikasi yang digunakan untuk melakukan pengembangan frontend dengan library react dan pengembangan backend dengan library flask
Postman	Aplikasi yang digunakan untuk melakukan testing API yang telah dibuat

4.1.2. Perangkat Pendukung

Adapun perangkat-perangkat pendukung yang digunakan dijelaskan dalam tabel berikut.

Tabel 4.2 Perangkat Pendukung

Nama Perangkat	Spesifikasi	Keterangan
Laptop	<ul style="list-style-type: none"> - Windows 10 - RAM 16 GB - Processor Intel i3 	Perangkat yang digunakan untuk merancang dan mengembangkan frontend dan backend aplikasi

4.2. Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem merupakan proses evaluasi sistem yang dibangun sesuai dengan rencana yang telah disusun sebelumnya. Berikut ini adalah proses pengujian sistematis yang penulis lalui saat membuat aplikasi ini dengan melakukan proses perangkingan kos dengan metode SAW tanpa implementasi *Extreme Gradient Boosting* dan proses perangkingan kos dengan metode SAW dengan implementasi *Extreme Gradient Boosting*.

4.2.1. Pengujian Penilaian Metode SAW tanpa Extreme Gradient Boosting

Metode *Simple Additive Weighting* adalah metode yang mencari penjumlahan terbobot dari penilaian kinerja pada setiap alternatif semua atribut. Dalam proses pengujian metode SAW tanpa *Extreme Gradient Boosting* ini, kriteria yang aktif dan data alternatif yang dimasukkan akan diproses untuk perangkingan kos. Untuk tampilan pengujian aplikasi adalah sebagai berikut.

Data Alternatif

Notes

Jika Kriteria sifatnya ada dan tidak ada maka
input 1 untuk kriteria yg tersedia dan input 0 untuk kriteria yang tidak tersedia

Nama Kos	Harga (C01)	Kamar Mandi Dalam (C02)	Air Panas (C03)	Panjang Kamar (C04)	Lebar Kamar (C05)	AC (C06)	Kursi (C07)	Kasur (C08)	Meja (C09)
Kos FRT	2300000	1	1	4	3	1	1	1	1
KOS KHR	1700000	1	1	3	4	1	1	1	1
KOS ABIM	1345000	1	0	3	3	1	1	1	1
KOS STAR	1750000	1	0	3	3	0	1	1	1
KOS MPH	1800000	1	1	2	3	1	1	1	1

< 1 >

Calculate

(a)

Rangking

Nama Kos	Harga	Kamar Mandi Dalam	Air Panas	Panjang Kamar	Lebar Kamar	AC	Kursi	Kasur	Meja	Total Score
Kos FRT	0.004	0.002	0.001	0.002	0.0022500000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.020250000000000004
KOS KHR	0.0029565217391304345	0.002	0.001	0.0015	0.003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.019456521739130435
KOS MPH	0.003130434782606696	0.002	0.001	0.001	0.0022500000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.016380434782606694
KOS ABIM	0.0023391304347826084	0.002	0	0.0015	0.0022500000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.017089130434782607
KOS STAR	0.003043478260669566	0.002	0	0.0015	0.0022500000000000003	0	0.002	0.002	0.002	0.014793478260669566

< 1 >

Close Download

(b)

Gambar 4.1. (a) Tampilan *Input* Alternatif (b) Tampilan Hasil Perangkingan Metode SAW

Gambar diatas akan menampilkan proses *input* data alternatif dan menampilkan hasil dari perangkingan. Untuk tahap pertama akan dilakukan proses identifikasi kriteria dan bobot seperti yang ditampilkan pada Tabel 4.3

Untuk isi data kriteria , aplikasi akan membatasi inputan user dari angka 0 sampai 1.

Tabel 4.3 Tabel Kriteria dan Bobot

Kriteria	Bobot
Harga	0.4
Kamar Mandi Dalam	0.2
Air Panas	0.1
Panjang Kamar	0.2
Lebar Kamar	0.3
AC	0.3
Kursi	0.2
Kasur	0.2
Meja	0.2

Tahap selanjutnya dilakukan identifikasi nilai maksimum setiap kriteria , berikut hasil identifikasi nilai maksimum pada tabel 4.4. Kriteria yang sifatnya tersedia dan tidak tersedia, user hanya menginput angka 1 jika kriteria tersebut tersedia dan angka 0 jika kriteria tersebut tidak tersedia.

Tabel 4.4 Tabel Nilai Maksimum

Kriteria	Nilai Maksimum
Harga	2300000
Kamar Mandi Dalam	1
Air Panas	1
Panjang Kamar	4
Lebar Kamar	4
AC	1
Kursi	1
Kasur	1
Meja	1

Selanjutnya dilakukan proses normalisasi nilai dengan rumus berikut.

$$R_{ij} = x_{ij} / \max(x_{ij})$$

- R_{ij} adalah nilai ternormalisasi untuk kos I dan kriteria j
- x_{ij} adalah nilai asli dari kos I dan kriteria j
- $\max(x_{ij})$.adalah nilai maksimum ukt kriteria ke j

Pada Tabel 4.5 ditampilkan proses perhitungan Normalisasi 5 data kos yang akan dipakai saat perhitungan skor.

Tabel 4.5 Tabel Normalisasi

	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	2300000	2300000	$2300000/2300000$ $= 1$
	Kamar Mandi	1	1	$1/1 = 1$

Kos FRT	dalam			
	Air panas	1	1	$1/1 = 1$
	Panjang kamar	4	4	$4/4 = 1$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	1	1	$1/1=1$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$
KOS KHR	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1700000	2300000	$1700000/2300000 = 0.7391$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	1	1	$1/1 = 1$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	4	4	$4/4 = 1$
	AC	1	1	$1/1=1$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$

Kos ABM	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1345000	2300000	$1345000 / 2300000 = 0.5848$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	0	1	$0/1 = 0$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	1	1	$1/1=1$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$
	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
Kost STAR	Harga	1750000	2300000	$1750000/2300000 = 0.7609$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	0	1	$0/1 = 0$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi

	AC	0	1	0/1=0
	Kursi	1	1	1/1=1
	Kasur	1	1	1/1=1
	Meja	1	1	1/1=1
KOS MPH	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1800000	2300000	1800000/2300000 = 0.7826
	Kamar Mandi dalam	1	1	1/1 = 1
	Air panas	1	1	1/1 = 1
	Panjang kamar	2	4	2/4 = 0.5
	Lebar kamar	3	4	3/4 = 0.75
	AC	1	1	1/1=1
	Kursi	1	1	1/1=1
	Kasur	1	1	1/1=1
	Meja	1	1	1/1=1

Setelah data ternormalisasi akan dilakukan proses perhitungan skor ranking dengan rumus berikut.

$$\text{Total Score}_i = \sum_j = 1n(R_{ij} \times W_j)$$

- Total Score_i adalah total skor kos i
- R_{ij} adalah nilai yang ternormalisasi untuk kos i dan kriteria j
- W_j is adalah bobot untuk kriteria j

Setelah proses perhitungan Total Skor , maka Hasil dari perhitungan akan ditampilkan seperti table 4.6.Hasil dari total skor ini akan digunakan untuk mengurutkan peringkat kos dari skor yang tertinggi ke skor yang terendah

Tabel 4.6 Tabel Total Skor

Nama Kos	Perhitungan Skor	Total Skor
Kos FRT	$1.000 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) + (1.000 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	2.025
Kos KHR	$(0.739 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) + (0.750 \times 0.2) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.9456
Kos ABM	$(0.585 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (0.000 \times 0.1) + (0.750 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.709
Kos STAR	$= (0.761 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (0.000 \times 0.1) + (0.750 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (0.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.479
Kos MPH	$0.783 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) + (0.500 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.8382

Berdasarkan Pengujian Aplikasi SAW tanpa penggunaan Extreme Gradient Boosting , maka kos yang paling direkomendasikan oleh sistem adalah Kos FRT

4.2.2. Pengujian Penilaian Metode SAW dengan Extreme Gradient Boosting

Pada Pengujian ini akan dilakukan proses SAW dengan implementasi Extreme Gradient Boosting untuk menghasilkan prediksi dari harga kos berdasarkan atribut setiap kos, sehingga hasil prediksi ini digunakan sebagai kriteria dalam perhitungan SAW. Berikut Tampilan Aplikasi Pengujian Penilaian Metode SAW dengan Extreme Gradient Boosting.

Data Alternatif

Notes

Jika Kriteria sifatnya ada dan tidak ada maka

input 1 untuk kriteria yg tersedia dan input 0 untuk kriteria yang tidak tersedia

Range input bobot prediksi harga adalah 0 sampai 1

Bobot Prediksi Harga

0.4

Nama Kos	Prediksi Harga Kos	Harga (C01)	Kamar Mandi Dalam (C02)	Air Panas (C03)	Panjang Kamar (C04)	Lebar Kamar (C05)	AC (C06)	Kursi (C07)	Kasur (C08)	Meja (C09)
Kos FRT	1867515	2300000	1	1	4	3	1	1	1	1
KOS KHR	2002179	1700000	1	1	3	4	1	1	1	1
KOS ABM	1694200	1345000	1	0	3	3	0	1	1	1
KOS STAR	1147169	1750000	1	0	3	3	1	1	1	1
KOS MPH	1833836	1800000	1	1	2	3	1	1	1	1

< 1 >

Calculate

(a)

Rangking											X
Nama Kos	Prediksi Harga	Harga	Kamar Mandi Dalam	Air Panas	Panjang Kamar	Lebar Kamar	AC	Kursi	Kasur	Meja	Total Score
Kos FRT	0.0037309651135088323	0.004	0.002	0.001	0.002	0.002250000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.023980965113508838
KOS KHR	0.004	0.0029565217391304345	0.002	0.001	0.0015	0.003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.023456521739130435
KOS MPH	0.0036636804201822114	0.003130434782608696	0.002	0.001	0.001	0.002250000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.022044115202790905
KOS STAR	0.0022918410391878047	0.0030434782608695656	0.002	0	0.0015	0.002250000000000003	0.003	0.002	0.002	0.002	0.02008631930005737
KOS ABM	0.0033847123558882596	0.0023391304347826084	0.002	0	0.0015	0.002250000000000003	0	0.002	0.002	0.002	0.01747384279067087

< 1 >

Close Download

(b)

Gambar 4.2. (a) Tampilan *Input* Alternatif Dengan Hasil Prediksi Harga Kos.
(b) Tampilan Hasil Perangkingan Metode SAW

Gambar diatas akan menampilkan proses input data alternatif dan menampilkan hasil dari perangkingan. Pada Halaman Tampilan *Input* juga

ditampilkan hasil prediksi harga setiap kos dengan inputan bobot kriteria prediksi. Untuk tahap pertama akan dilakukan proses identifikasi kriteria dan bobot seperti yang ditampilkan pada Tabel 4.7

Tabel 4.7 Tabel Kriteria dan Bobot

Kriteria	Bobot
Harga	0.4
Prediksi Harga Kos	0.4
Kamar Mandi Dalam	0.2
Air Panas	0.1
Panjang Kamar	0.2
Lebar Kamar	0.3
AC	0.3
Kursi	0.2
Kasur	0.2
Meja	0.2

Tahap selanjutnya dilakukan prediksi harga kos dengan metode *Extreme Gradient Boosting* berikut adalah tahap proses dari *Extreme Gradient Boosting* dalam memprediksi harga kos.

- **Initial Model:**
Model awal diinisialisasi dengan nilai rata-rata dari target, misalnya $y^i(0)$.
- **Gradient Calculation:**
Pada setiap iterasi, gradien dari fungsi loss dihitung terhadap prediksi saat ini. Misalkan, kita menggunakan Mean Squared Error (MSE) sebagai fungsi loss.
$$g_i(t) = \partial y^i(t-1) \partial l(y_i, y^i(t-1)) = 2(y^i(t-1) - y_i)$$
- **Fit Decision Tree:**
Pohon keputusan dibuat untuk memprediksi gradien negatif. Misalkan kita punya dua iterasi $t=1$ dan $t=2$:

Iterasi 1:

Gradien dihitung untuk setiap contoh.

Pohon keputusan $f1_{f1}$ dibuat untuk memprediksi gradien.

Prediksi diperbarui:

$$y^i(1) = y^i(0) + \eta f1(x_i)$$

Iterasi 2:

Gradien dihitung kembali terhadap prediksi yang diperbarui.

Pohon keputusan $f2_{f2}$ dibuat untuk memprediksi gradien baru.

Prediksi diperbarui:

$$y^i(2) = y^i(1) + \eta f2(x_i)$$

- **Regularization:**

Regularisasi diterapkan untuk menghindari overfitting, misalnya L2 regularization:

$$\Omega(f) = \gamma T + \lambda \|w\|_2^2$$

- **Final Prediction:**

Prediksi akhir adalah penjumlahan dari prediksi semua pohon:

$$y^i = \sum_{k=1}^K \eta f_k(x_i)$$

Setelah memperoleh prediksi harga kos, tahap selanjutnya dilakukan identifikasi nilai maksimum setiap kriteria, berikut hasil identifikasi nilai maksimum pada tabel 4.4.

Tabel 4.8 Tabel Nilai Maksimum

Kriteria	Nilai Maksimum
Harga	2300000
Prediksi Harga Kos	2002179
Kamar Mandi Dalam	1
Air Panas	1
Panjang Kamar	4
Lebar Kamar	4
AC	1
Kursi	1
Kasur	1
Meja	1

Selanjutnya dilakukan proses normalisasi nilai dengan rumus berikut.

$$R_{ij} = x_{ij} / \max(x_{ij})$$

- R_{ij} adalah nilai ternormalisasi untuk kos I dan kriteria j
- x_{ij} adalah nilai asli dari kos I dan kriteria j
- $\max(x_{ij})$ adalah nilai maksimum ukt kriteria ke j

Pada Tabel 4.9 ditampilkan proses perhitungan Normalisasi 5 data kos yang dipakai saat perhitungan skor.

Tabel 4.9 Tabel Normalisasi

	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
Kos FRT	Harga	2300000	2300000	$2300000/2300000 = 1$
	Prediksi Harga kos	1867515	2002179	$1867515/2002179 = 0.9327$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	1	1	$1/1 = 1$
	Panjang kamar	4	4	$4/4 = 1$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	1	1	$1/1 = 1$
	Kursi	1	1	$1/1 = 1$
	Kasur	1	1	$1/1 = 1$

	Meja	1	1	$1/1=1$
KOS KHR	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1700000	2300000	$1700000/2300000 = 0.7391$
	Prediksi Harga kos	2002179	2002179	$2002179/2002179 = 1$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	1	1	$1/1 = 1$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	4	4	$4/4 = 1$
	AC	1	1	$1/1=1$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$
Kos ABM	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1345000	2300000	$1345000 / 2300000 = 0.5848$
	Prediksi Harga kos	1694200	2002179	$1694200/2002179 = 0.8461$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$

	Air panas	0	1	$0/1 = 0$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	1	1	$1/1=1$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$
Kost STAR	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1750000	2300000	$1750000/2300000 = 0.7609$
	Prediksi Harga kos	1147169	2002179	$1147169/2002179=0.5729$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	0	1	$0/1 = 0$
	Panjang kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	0	1	$0/1=0$
	Kursi	1	1	$1/1=1$
	Kasur	1	1	$1/1=1$
	Meja	1	1	$1/1=1$

KOS MPH	Kriteria	Nilai Asli	Nilai Maksimum	Nilai Ternormalisasi
	Harga	1800000	2300000	$1800000/2300000 = 0.7826$
	Prediksi Harga kos	1833836	2002179	$1833836/2002179 = 0.9159$
	Kamar Mandi dalam	1	1	$1/1 = 1$
	Air panas	1	1	$1/1 = 1$
	Panjang kamar	2	4	$2/4 = 0.5$
	Lebar kamar	3	4	$3/4 = 0.75$
	AC	1	1	$1/1 = 1$
	Kursi	1	1	$1/1 = 1$
	Kasur	1	1	$1/1 = 1$
	Meja	1	1	$1/1 = 1$

Setelah data ternormalisasi dilakukan proses perhitungan skor ranking dengan rumus berikut.

$$\text{Total Score}_i = \sum_j 1n(R_{ij} \times W_j)$$

- Total Score i adalah total skor kos i
- R_{ij} adalah nilai yang ternormalisasi untuk kos i dan kriteria j
- W_j is adalah bobot untuk kriteria j

Setelah proses perhitungan Total Skor, maka hasil dari perhitungan akan ditampilkan seperti table 4.10. Hasil dari total skor ini akan digunakan untuk mengurutkan peringkat kos dari skor yang tertinggi ke skor yang terendah

Tabel 4.10 Tabel Total Skor

Nama Kos	Perhitungan Skor	Total Skor
Kos FRT	$(1.000 \times 0.4) + (0.9327 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) +$ $(1.000 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) +$ $(1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	2.0623
Kos KHR	$(0.739 \times 0.4) + (1.000 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) +$ $(0.750 \times 0.2) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) +$ $(1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.9456
Kos ABM	$(0.761 \times 0.4) + (0.5729 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (0.000 \times 0.1) +$ $(0.750 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (0.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) +$ $(1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.7428
Kos STAR	$(0.761 \times 0.4) + (0.5729 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (0.000 \times 0.1) +$ $(0.750 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (0.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) +$ $(1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.5019
Kos MPH	$(0.783 \times 0.4) + (0.9159 \times 0.4) + (1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.1) +$ $(0.500 \times 0.2) + (0.750 \times 0.3) + (1.000 \times 0.3) + (1.000 \times 0.2) +$ $(1.000 \times 0.2) + (1.000 \times 0.2)$	1.8382

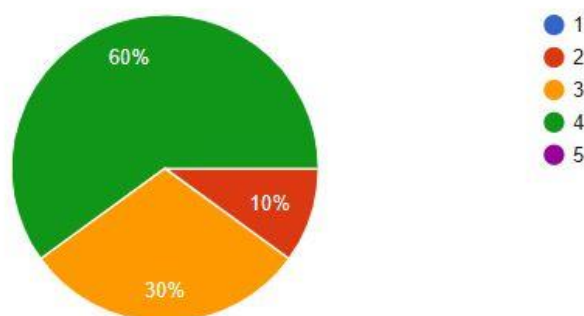
Berdasarkan Pengujian Aplikasi SAW dengan penggunaan *Extreme Gradient Boosting* , maka kos yang paling direkomendasikan oleh sistem adalah Kos FR

4.2.3. Pengujian Menggunakan User Acceptance Test

User acceptance test merupakan tahap selanjutnya dalam pengujian yang digunakan dalam penelitian ini. Penulis membuat kuisisioner dan menyebarkannya kepada responden yang berada di sekitar Kebon Jeruk. *User* Melakukan Pengujian Program dan mengisi kuesioner penilaian akurasi hasil prediksi harga kamar kos dengan skala nilai dari 1 sampai 5. Berikut ini detail hasil pengujian *user acceptance test* terhadap sistem ini.

Setelah Melakukan Pengujian Program Pemilihan Kamar kos Metode SAW dengan implementasi Extreme Gradient Boosting .Seberapa akurat hasil prediksi harga kamar kos dari implementasi Extreme Gradient Boosting ?

10 jawaban



Gambar 4.3. Tampilan Kuesioner

Pada gambar 4.3. menjelaskan bahwa 6 responden memilih skor 4,3 responden memilih skor 2 dan 1 responden memilih skor 1 untuk nilai akurasi prediksi harga kos dari sistem.

Tabel 4.12 Tabel Hasil User Test

Pilihan Skor	Responden	Jumlah Skor
1	0	0
2	1	2
3	3	9
4	6	24
5	0	0
Total Akhir Skor		35
Persentase Rata-Rata (Total Akhir Skor / Total Skor Maksimal x 100)		70%

Dari hasil perhitungan table 4.12 , persentase akhir dari akurasi prediksi harga kamar kos dari sistem menurut user adalah 70%/

4.2.4. Pengujian Akurasi Prediksi Harga Kos

Pada pengujian akurasi prediksi harga kos ini , digunakan metrik *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) untuk mengukur ketepatan model prediksi

dalam memprediksi nilai sebenarnya MAPE mengukur rata-rata absolut dari persentase kesalahan antara nilai sebenarnya dan nilai prediksi, sehingga memberikan gambaran seberapa jauh nilai prediksi dari nilai sebenarnya dalam bentuk persentase.

Rumus MAPE adalah sebagai berikut:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|Y_i - \hat{Y}_i|}{Y_i} \times 100\%$$

di mana:

- Y_i adalah nilai sebenarnya.
- \hat{Y}_i adalah nilai prediksi.
- n adalah jumlah data.

Hasil dari perhitungan akurasi ini ditampilkan pada tabel 4.13

Tabel 4.13 Tabel Perhitungan MAPE

Objek	Harga Asli	Harga Prediksi	MAPE
kos FRT	2300000	1867515	$\frac{ 2300000 - 1867515 }{2300000} \times 100\% = 18.717\%$
kos KHR	1700000	2002179	$\frac{ 1700000 - 2002179 }{1700000} \times 100\% = 17.78\%$
kos ABM	1345000	1694200	$\frac{ 1345000 - 1694200 }{1345000} \times 100\% = 25.96\%$
kos STAR	1750000	1147169	$\frac{ 1750000 - 1147169 }{1750000} \times 100\% = 34.45\%$
kos MPH	180000	1833836	$\frac{ 180000 - 1833836 }{180000} \times 100\% = 1.88\%$
Persentase Rata-Rata MAPE			19.774%
Akurasi (100% - Persentase Rata-Rata MAPE)			80.226 %

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan evaluasi, perancangan, dan pengujian yang telah dilakukan dalam penelitian ini, penulis mengambil kesimpulan bahwa:

1. Sistem pendukung keputusan menggunakan Metode SAW dan implementasi XGBoost yang dibangun berhasil menampilkan data kriteria Kos berdasarkan dengan peringkat setiap alternatif.
2. Hasil Prediksi XGBoost dapat memberikan hasil prediksi harga kamar kos dengan akurasi 80.226%.

5.2. Saran

Berikut beberapa saran yang penulis peroleh untuk pengembangan aplikasi ini :

1. Menambah dan melengkapi database kos
2. Menambahkan data kos untuk proses *training Extreme Gradient Boosting*

DAFTAR PUSTAKA

- Aisyah, Nurul.(2021).Sistem Pendukung Keputusan Rekomendasi Pemilihan Manajer Terbaik Menggunakan Metode AHP (Analytic Hierarchy Process).Jakarta:Universitas Bina Sarana Informatika.
- Batta Mahesh.(2019).Machine Learning Algorithms - A Review. International Journal of Science and Research, 381-386.
- Budiman, A & Lestari Y,D & Lubis , Y. F. A.(2020).Sistem Pendukung Keputusan Dalam Pemilihan Perguruan Tinggi Terbaik Dengan Menggunakan Metode SAW (Simple Additive Weighting). Medan:Universitas Harapan ,36-44.
- Chen, Z., & Wang, W. (2019). An Improved Forecasting Model Based on ELM and MAPE for Financial Time Series Prediction. Applied Sciences, 9(8),16.
- Dimah Hussein Alahmadi & Arwa A, Jamjoom.(2022).Decision Support System For Handling Control Decisions And Decision Maker Related To Supply Chain.Jeddah:King Abdulaziz Uniersity ,1-14 Abbas, I. (2016).
- Fadillah, Rizki dkk.(2019).Penerapan Metode Simple Multi-Attribute Rating Technique untuk Pemilihan Lokasi Kos Terbaik di Kawasan UIN Suska Riau.Pekan Baru:Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau ,86-92.
- Green, T. (2021). Regulatory Impact on Rental Housing Markets: Recent Trends. Journal of Housing Policy, 26(2), 102-117.
- Johnson, P. (2020). Trends in Urban Housing: A Focus on Jakarta. Urban Economics Review, 33(4), 45-58.
- Marco Febriadi Kokasih, Adi Suryaputra Paramita.(2020). Property Rental Price Prediction Using the Extreme Gradient Boosting Algorithm.Surabaya:Universitas Ciputra ,54–59.
- Romaine Miller .(2023).The Role of Machine Learning and Artificial Intelligence in Strategic Management. Oxford: University of Oxford, Department of Continuing Education.

- Smith, J. (2019). Understanding Tenant Preferences in Urban Rental Markets. *Housing and Society*, 29(2), 101-115.
- Syahrudin & Yunita, Selviana.(2021). Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Tempat Kost Menggunakan Metode Simple Addtive Weighting (SAW) Kotawaringin Timur.Kotawaringin Timur : Universitas Darwan Ali, 84-87.

