



E-ISSN : 2962-7095

Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi

Volume 3 Nomor 1 Juni 2024



*Program Studi Sistem Informasi
Universitas Mulawarman*



DAFTAR ISI

- 1. Implementasi Business Intelligence Dalam Analisa Penjualan Mobil Mitsubishi Menggunakan Visualisasi Data** 1-11
Yuvanda Ramadhani, Dyna Marisa Khairina, Septya Maharani
- 2. Perancangan Sistem Informasi Jadwal Kegiatan Pegawai Pada PT. Bank Muamalat Cabang Medan Berbasis Web** 12-16
Muhammad Ferry Hidayat, Armansyah
- 3. Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier** 17-27
Aji Akbar Mirinda Putra, Islamiyah, Muhammad Labib Jundillah
- 4. Manajemen Proyek Sistem Informasi Reservasi Servis Kendaraan** 28-36
Kaila Azahra, Yahfizham
- 5. Analisis Perbandingan User Experience Aplikasi E-Commerce Shopee Dan Tokopedia Menggunakan Metode User Experience Questionnaire (UEQ)** 37-44
Muhammad Dhiya Ulhaq, Amin Padmo Azam Masa, Hario Jati Setyadi
- 6. Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi ZenPro dengan Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM)** 45-52
Muhammad Indra Buana, Dede Brahma Arianto
- 7. Model Delone & Mclean pada Evaluasi Kesuksesan Perpustakaan Digital Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara** 53-63
Nadya Puspita Sari, Putut Pamilih Widagdo, Vina Zahrotun Kamila
- 8. Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Machine Learning untuk Identifikasi Konten Negatif** 64-73
Amalia Kartika Sari, Akhmad Irsyad, Dinda Nur Aini, Islamiyah, Stephanie Elfriede Ginting

**JURNAL ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)
PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MULAWARMAN**

Jl. Sambaliung No.9 Sempaja Selatan Samarinda Utara, Sempaja Sel., Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda,
Kalimantan Timur Kode Pos 75117. / No HP : 085740181270 (Vina Zahrotun Kamila)

E-Mail : jurnal.atasi@gmail.com / OJS : <https://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>

DEWAN REDAKSI JURNAL ATASI

PELINDUNG

Dr. Ir. H. Abdunnur, M.Si

Rektor Universitas Mulawarman (Unmul)

PENANGGUNG JAWAB

Prof. Dr. Ir. Tamrin, S.T., M.T

Dekan Fakultas Teknik Unmul

EDITOR IN CHIEF

Vina Zahrotun Kamila, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

DEWAN REDAKSI / EDITOR SECTION / REVIEWER

Nurul Chamidah, S.Kom., M.Kom

UPN. Veteran Jakarta

Trihastuti Yuniati, S.Kom., M.T

IT Telkom Purwokerto

Rahadian Bisma, S.Kom., M.Kom

Universitas Negeri Surabaya

Fajar Ramadhani

Politeknik Pertanian Negeri Samarinda

Dwi Arief Prambudi

Institut Teknologi Kalimantan Balikpapan

Islamiyah, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Hario Jati Setyadi, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Dyna Marisa Khairina, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Septya Maharani, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Putut Pamilih Widagdo, S.Kom., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Amin Padmo Azam Masa, S.Kom., M.Cs.

Sistem Informasi FT-Unmul

Muhammad Labib Jundillah, S.Kom., M.Kom.

Sistem Informasi FT-Unmul

Akhmad Irsyad, S.T., M.Kom

Sistem Informasi FT-Unmul

Tina Tri Wulansari, S.Kom., M.T.I

Sistem Informasi, Universitas Mulia

Galih Yudha Saputra

Pendidikan Komputer FKIP Unmul

Ramaulvi muhammad akhyar

Pendidikan Komputer FKIP Unmul

DESIGN JURNAL

Reza Wardhana, S.Kom., M.Eng

Informatika FT-Unmul

JURNAL ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)
PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MULAWARMAN
Jl. Sambaliung No.9 Sempaja Selatan Samarinda Utara, Sempaja Sel., Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda,
Kalimantan Timur Kode Pos 75117. / No HP : 085740181270 (Vina Zahrotun Kamila)
E-Mail : jurnal.atasi@gmail.com / OJS : <https://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>

INDEXING JURNAL :



PKP|INDEX



ARJUNA
Akreditasi Jurnal Ilmiah Nasional



JURNAL ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MULAWARMAN

Jl. Sambaliung No.9 Sempaja Selatan Samarinda Utara, Sempaja Sel., Kec. Samarinda Ulu, Kota Samarinda, Kalimantan Timur Kode Pos 75117. / No HP : 085740181270 (Vina Zahrotun Kamila)

E-Mail : jurnal.atasi@gmail.com / OJS : <https://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>

Format Penulisan Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI)

Umum :

1. Kertas : HVS A4 (21,0 x 29,7 cm)
2. Pengaturan Halaman : Kiri 3 cm, Bawah, Kanan dan atas 2 Cm
3. Alfabet : Times New Roman, 10 pt, Hitam, 1 spasi
4. Nomor halaman : Kanan Atas
5. Format file : .doc, docx
6. Bahasa Penulisan : Bahasa Indonesia dan Bahasa Inggris
Dalam satu naskah hanya satu bahasa (kecuali abstrak) yang jelas tidak ada campuran antara Bahasa Indonesia dan Bahasa Inggris atau bahasa lainnya.
7. Struktur : Abstrak; Pendahuluan; Bahan dan Metode / Review Pustaka; Hasil dan Diskusi; Kesimpulan; Daftar Pustaka (ditulis dalam Times New Roman, Capital bold, 10pt, left).

Isi :

1. Panjang naskah maksimal 12 halaman (termasuk gambar dan tabel) ditulis justifikasi.
2. Parafase paragraf kiri baris dengan jarak transisi paragraf baru 6pt (awal paragraf tidak menjorok ke dalam)
3. Judul maksimal 12 kata (pilih kata dan istilah yang padat makna, kata kunci yang unik, dan mampu mencirikan seluruh isi naskah). Ditulis dalam Times New Roman, Kapital setiap kata dicetak tebal, 14 pt, Kiri.
4. Garis kepemilikan terdiri dari dua unsur, yaitu nama pengarang dan instansi asal (Jurusan, Fakultas, Lembaga, email).
5. Nama penulis ditulis dengan Times New Roman, Capital bold, 12 pt, center. Nama institusi ditulis dengan Times New Roman, kapital, dan kecil, 10 pt, Kiri.
6. Abstrak (ringkasan) disajikan dalam satu paragraf dengan menggunakan tidak lebih dari 250 kata. Ditulis dalam bahasa Indonesia dan bahasa Inggris. Ada masalah utama dan alasan penelitian dan tujuan utama yang ingin dicapai. Menginformasikan juga pendekatan, bahan, dan metode yang digunakan, serta ungkapan hasil dan kesimpulan penting yang diperoleh.
7. Kata kunci terdiri sekitar 8 (delapan) kata atau panjangnya tidak lebih satu baris & maksimal 8 kata kunci
8. Artikel Lengkap Termasuk:
 - **PENDAHULUAN** : yang mengarahkan pembaca langsung ke inti esai dengan membahas secara gamblang masalah yang dihadapi.
 - **TINJAUAN PUSTAKA** : berisi teori-teori dasar yang digunakan, semua landasan teori harus mengacu pada daftar pustaka dan dengan menyebutkan jumlah penulis yang tidak disebutkan namanya, bagian ini juga dapat menambah cara metode penelitian dikembangkan.
 - **METODE PENELITIAN** : cara ilmiah untuk memperoleh data dengan tujuan mampu mendeskripsikan, membuktikan, mengembangkan dan menemukan pengetahuan, teori, memahami, memecahkan, dan mengantisipasi masalah
 - **HASIL DAN PEMBAHASAN** : merupakan inti dari penulisan ilmiah. Bagian ini menyajikan data dan informasi yang ditemukan oleh peneliti dan digunakan sebagai dasar untuk penarikan kesimpulan bahkan penyusunan teori-teori baru. Secara umum disajikan secara bertahap dalam beberapa bagian yaitu deskripsi data dan informasi yang dikumpulkan, analisis sesuai dengan desain penelitian,

interpretasi dan penjelasan sintesisnya, termasuk data pendukung dalam bentuk tabel, grafik, gambar atau alat bantu lainnya untuk memperjelas dan mempersingkat deskripsi yang diberikan.

- **KESIMPULAN** : disampaikan sesuai dengan hasil yang diperoleh peneliti dan ditulis secara singkat dan jelas dalam dua atau tiga kalimat.
 - **DAFTAR PUSTAKA** : penulis daftar pustaka mengacu pada kutipan tulisan, buku, jurnal, dan penyesuaian internet.
10. Judul tabel (times new roman, center, 10 pt) diberi nomor dan ditulis di atas tabel. (contoh: Tabel 3. Perbandingan Web Service dan Web Server)
 11. Judul gambar : (times new roman, center, 10 pt) diberi nomor dan ditulis di bawah gambar.
 12. Sumber gambar dan tabel harus dicantumkan, jika bukan karya penulis sendiri.

Ilustrasi :

Gambar (grafik dan diagram) dan tabel selain yang tercantum pada tempatnya, juga dibuat secara terpisah pada Halaman teks lain dengan kualitas ketajaman dan tingkat kehitaman yang cukup, Foto dalam format glossy atau warna-warni bila diperlukan, ukuran minimal 3 R (9 X 13,5 cm) Tabel, tidak ada garis pemisah vertikal, dan 3 garis batas horizontal.

Daftar Pustaka

Setiap kutipan dalam teks artikel harus mengacu pada nomor dalam Referensi dan ditulis sesuai dengan gaya APA (American Psychological Association) dengan situs web: <http://www.apastyle.org> dan urutan nomor yang sesuai dengan kutipan.

Buku :

Beckham, D. 2005. Buku Pintar Penyuntingan Naskah. Jakarta : Penerbit Mulawarman offset.

Jurnal:

Gonzales, C., dan Bachdim, I. 2007. Penerapan Teknologi Komputer. ATASI : Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi, Vol 2, No 1 halaman 101-112

Artikel dari situs internet :

Ronaldo. C. 2005. Deteksi Mata Jamur Dengan Metode Fuzzy Inference System. Diakses 1 Januari 2006:
<http://ft.unmul.ac.id/artikel/information/fuzzy.pdf>

(artikel yang didapat dari internet harus ada nama penulis dan judulnya, tidak boleh hanya memuat alamat situs saja)

Identitas Penulis :

Termasuk dalam surat penerimaan artikel (LoA) , berisi:

Nama lengkap (dengan gelar akademik), bidang keahlian, instansi asal, alamat, nomor telepon, nomor fax, dan alamat e-mail.

Batas Pengiriman Artikel :

- Untuk Edisi Mei (Nomor 1) Terakhir pada 10 April
- Untuk Edisi November (Nomor 2) Terakhir pada 10 Oktober

Alamat Redaksi :

Program Studi Sistem Informasi - Fakultas Teknik Universitas Mulawarman
Jl. Sambaliung No.9 Sempaja Selatan Samarinda Utara, Sempaja Sel., Kec. Samarinda Ulu,
Kota Samarinda, Kalimantan Timur 75117

Naskah dikirim ke Dewan Redaksi Jurnal :

e-mail : atasi.jurnal@gmail.com - OJS : <https://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi>



“PINDAI SAYA”





Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Implementasi Business Intelligence Dalam Analisa Penjualan Mobil Mitsubishi Menggunakan Visualisasi Data

Yuvanda Ramadhani ^{1)*}, Dyna Marisa Khairina ²⁾, Septya Maharani ³⁾

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

E-Mail : yuvandaramadhani7@gmail.com ¹⁾; dyna.ilkom@gmail.com²⁾; septyamaharani@gmail.com ³⁾;

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 14 January 2023

Revised : 27 June 2024

Accepted : 29 June 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Business Intelligence

Dashboard

Data Visualization

Tableau

Mitsubishi

ABSTRACT

Using company product data in business is very important in making decisions in a company. The speed and accuracy of product data processing affect the collection of information that will be used for decision-making in a company, making the company able to overcome and avoid high levels of losses. This study aims to implement business intelligence in processing Mitsubishi car sales data from 2020 to 2021 by visualizing data using the Tableau application to find out the quality and quantity of sales and produce suggestions for new business strategies for the company. Business Intelligence (BI) is a technology consisting of theory, methodology, architecture, and processes used to manage data into information that has business value.. The resulting research results are a data visualization dashboard using the Tableau application. Based on information from the data visualization dashboard generated, sales of Mitsubishi products in 2021 experienced a significant increase, and the low sales of Mitsubishi products in 2020 were caused by one of the factors, namely the COVID-19 pandemic that hit Indonesia and resulted in a declining economy. The following business strategy suggestions that can be generated from the data visualization dashboard information are to increase the quantity of several types of models and add security features to each type of model on Mitsubishi products.

ABSTRAK

Menggunakan data produk perusahaan untuk bisnis memiliki peran sangat penting dalam membuat keputusan dalam sebuah perusahaan. Kecepatan dan ketepatan pengolahan data produk berpengaruh dalam pencarian informasi yang digunakan untuk pengambilan keputusan di perusahaan, membuat perusahaan mampu menanggulangi dan menghindari tingkat kerugian yang tinggi. Pada penelitian ini memiliki tujuan yaitu, untuk mengimplementasikan *Business Intelligence* dalam mengolah data penjualan mobil Mitsubishi tahun 2020 sampai 2021 dengan visualisasi data menggunakan aplikasi tableau untuk mengetahui kualitas dan kuantitas penjualan sehingga menghasilkan saran strategi bisnis baru bagi perusahaan. *Business Intelligence* (BI) merupakan sebuah teknologi yang terdiri atas teori, metodologi, arsitektur, dan proses untuk mengelola sebuah data menjadi informasi yang memiliki nilai bisnis. Hasil penelitian yang dihasilkan merupakan *dashboard* visualisasi data menggunakan aplikasi tableau. Berdasarkan informasi dari *dashboard* visualisasi data yang dihasilkan bahwa penjualan produk Mitsubishi pada tahun 2021 mengalami kenaikan cukup signifikan dan rendahnya penjualan produk Mitsubishi pada tahun 2020 disebabkan oleh salah satu faktor yaitu pandemi Covid-19 yang melanda Indonesia mengakibatkan ekonomi menurun. Saran strategi bisnis yang dapat dihasilkan dari

Kata Kunci :

Business Intelligence

Dashboard

Visualisasi Data

Tableau

Mitsubishi

APA style in citing this article:

Ramadhani, Y., Dyna Marisa Khairina, & Septya Maharani. Implementasi Business Intelligence Dalam Analisa Penjualan Mobil Mitsubishi Menggunakan Visualisasi Data. Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI). Retrieved from <https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.435>

*) Correspondenting Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.435>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

informasi *dashboard* visualisasi data tersebut yaitu meningkatkan kuantitas beberapa *type model* dan penambahan fitur keamanan pada setiap *type model* pada produk Mitsubishi.

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Bisnis industri di Indonesia saat ini sangat meningkat terutama pada di bidang otomotif. Bidang industri otomotif merupakan sektor bidang bisnis yang sangat penting dalam kontribusi terhadap perekonomian nasional. Terdapat kurang lebih 22 (dua puluh dua) perusahaan industri kendaraan bermotor roda empat atau lebih yang ada di Indonesia (Kementerian Perindustrian, 2021). Mitsubishi Group merupakan salah satu perusahaan otomotif yang memiliki pengaruh dan komitmen terhadap perekonomian Indonesia (Kementerian Perindustrian, 2022).

Mitsubishi Group memiliki peran besar sebagai salah satu penggerak ekonomi nasional, oleh karena itu perusahaan Mitsubishi Group memiliki strategi bisnis dalam menjalankan operasional bisnisnya. (Langapa et al., 2021) melakukan analisis terkait tingkat penjualan mobil pada Mitsubishi xpander ultimate PT Sinar Gorontalo Berlian Motor Manado karena kualitas dan kuantitas penjualan produk merupakan salah satu tolak ukur dalam keberhasilan suatu strategi bisnis perusahaan, dengan menggunakan *people* (pegawai), *process* (proses pembelian), dan *physical evidence* (fasilitas fisik) dalam perusahaan sebagai variabel pengukuran tingkat penjualan, analisis data menggunakan metode regresi linier berganda.

Business Intelligence (BI) digunakan untuk memahami situasi bisnis dengan melakukan analisis pada data yang dimiliki oleh perusahaan maupun data eksternal dari pihak ketiga untuk membantu menentukan, meningkatkan, atau mengubah strategi bisnis, keputusan bisnis yang taktis, operasional bisnis dan mengambil yang diperlukan tindakan untuk meningkatkan kinerja bisnis dalam perusahaan (Akbar, Oktaviani, et al., 2017). Secara singkat *Business Intelligence* (BI) merupakan suatu konsep dari implementasi teknologi dalam menganalisis masalah berdasarkan analisis data dari organisasi, instansi, atau perusahaan untuk mendapatkan dalam pengambilan keputusan solusi masalah (Zikri et al., 2017).

Berdasarkan penjelasan latar belakang dan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini menggunakan konsep *Business Intelligence* (BI) pada data penjualan mobil Mitsubishi, bertujuan untuk mengevaluasi analisis yang telah dilakukan sebelumnya dengan menggunakan implementasi teknologi yaitu *Business Intelligence* (BI) sebagai konsep yang lebih efektif dan efisien dalam menganalisis penjualan pada produk Mitsubishi Group.

TINJAUAN PUSAKA

A. Business Intelligence

Secara ringkas *Business Intelligence* (BI) adalah konsep mengumpulkan data, menyimpan data, dan mengelola data untuk menghasilkan informasi berkualitas dalam pengambilan keputusan bisnis. (Ariani et al., 2016)

B. Visualisasi Data

Visualisasi data merupakan bagian dari hasil dalam menganalisis suatu kumpulan data untuk lebih mudah menyampaikan informasi kepada pembaca karena sebagian besar orang lebih tertarik melihat secara visual sebagai informasi daripada teks, dengan begitu lebih mudah, efektif, dan efisien dalam memahami suatu informasi dari data (Galahartlambang et al., 2021)

C. Aplikasi Tableau

Tableau merupakan *tools* atau *platform* untuk merancang, membuat, dan menyajikan hasil analisis suatu data berupa visualisasi data yang lebih interaktif, mudah dibaca, dan mudah dianalisa. Visualisasi yang dilakukan dengan mengolah data tabel yang ada menjadi bentuk visualisasi seperti grafik, diagram, geo mapping, dan sebagainya yang bisa menginformasikan tentang hasil analisis yang berkaitan dengan perubahan dan perbedaan data menjadi lebih mudah dibaca dan dipahami (Saepuloh, 2020).

2. METODE PENELITIAN

A. Metode Analisis dan Validasi Data

Metode analisis data dalam penelitian ini menggunakan metode *Business Intelligence* dengan menghasilkan *dashboard* visualisasi data. Pada penelitian ini menggunakan *tools* tableau dalam mengolah dan menganalisis data yang didapatkan sehingga menjadi informasi berupa visualisasi.

Dalam penelitian ini menggunakan salah satu triangulasi teknik dalam memvalidasi sumber data yaitu dengan penelusuran dokumentasi. Berdasarkan penelusuran dari berbagai sumber seperti situs resmi milik Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia (GAIKINDO), gaikindo merupakan asosiasi resmi kendaraan bermotor di Indonesia.

B. Tahapan Analisis Data

Penelitian ini menggunakan data yang diperoleh dengan mengunduh data dari gaikindo.or.id dengan format pdf berisikan data penjualan beberapa perusahaan kendaraan bermotor tahun 2020 dan 2021, kemudian mengumpulkan data yang terkait dengan produk Mitsubishi group sebanyak 156 data dalam format csv atau excel. Beberapa tahapan analisis data menggunakan aplikasi tableau yaitu mengunduh sumber data, mengubah data ke dalam format excel atau csv, pengkoneksian data ke tableau, dan analisis data.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Analisis Data

Pada tahapan analisis data menggunakan proses *data cleansing* yaitu memilah data yang ingin digunakan dan mengubah ke format berbeda sehingga menjadikan data untuk siap digunakan. Mengunduh data mentah penjualan kendaraan di Indonesia tahun 2020 dan 2021 dalam format *pdf* langsung dari *sumber data* yaitu laman resmi milik Gabungan Industri Kendaraan Bermotor Indonesia (GAIKINDO), <https://www.gaikindo.or.id/>.

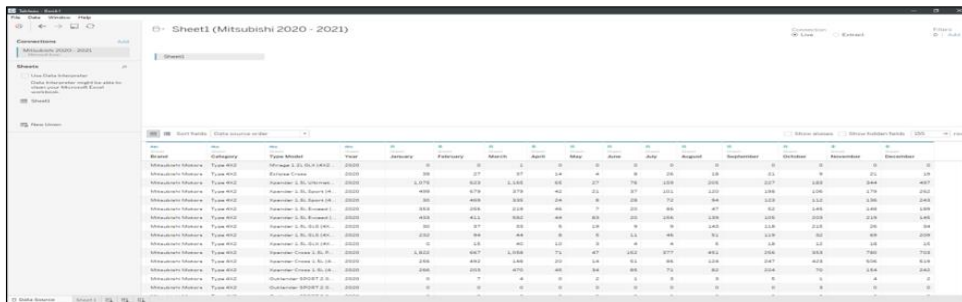
Tahapan selanjutnya yaitu melakukan proses *data cleansing* pada data mentah dan mengubah ke dalam format *excel* untuk bisa dengan mudah diolah dalam aplikasi *tableau*. Data yang digunakan merupakan data terkait penjualan produk Mitsubishi Group. Seperti pada Gambar 1 yang merupakan sample data penjualan produk Mitsubishi tahun 2020 sampai 2021 dan untuk data lengkapnya terdapat pada lampiran 1 yang berjumlah 156 data. Dalam data tersebut terdapat *brand*, kategori, *type model*, tahun, dan keterangan total penjualan per bulan.

Brand	Kategori	Type Model	Tahun	Januari	Februari	Maret	April	Mai	Juni	Juli	Agustus	September	Oktober	November	Desember
Mitsubishi Motors	Type 02	Mirage 1.2i GLX (4x2) MT	2020	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 02	Scorpio Cross	2020	39	27	37	14	4	0	26	15	21	9	21	19
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i Ultimate (4x2) A/T	2020	1075	623	1365	65	27	76	159	205	227	183	344	487
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i Sporti (4x2) A/T	2020	499	679	379	42	21	37	101	120	190	106	179	262
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i Sporti (4x2) M/T	2020	30	469	335	24	0	28	72	94	123	112	136	243
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i Ecoeas (4x2) A/T	2020	353	256	219	46	7	20	86	47	52	145	148	189
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i Ecoeas (4x2) M/T	2020	433	411	582	44	83	20	156	139	105	203	229	145
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i GLS (4x2) A/T	2020	30	37	33	5	19	9	9	143	118	215	26	34
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i GLS (4x2) M/T	2020	232	94	44	8	9	11	46	51	119	32	69	109
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander 1.5i GLX (4x2) M/T	2020	0	15	40	10	0	0	4	5	18	12	18	15
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander Cross 1.5i PREMIUM (4x2) A/T	2020	1822	667	1056	71	47	152	377	451	256	89	780	703
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander Cross 1.5i (4x2) A/T	2020	256	492	148	20	14	51	86	124	247	423	506	519
Mitsubishi Motors	Type 02	Xpander Cross 1.5i (4x2) M/T	2020	266	203	470	45	34	85	71	82	224	70	154	242
Mitsubishi Motors	Type 02	Outlander SPORT 2.0i P.K.A Traction	2020	0	7	4	0	0	2	1	3	0	1	4	2
Mitsubishi Motors	Type 02	Outlander SPORT 2.0i P.K.A AT	2020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 02	Outlander SPORT 2.0i GLS AT	2020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 02	Outlander SPORT 2.0i GLS MT	2020	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 02	Pajero Pajero Sport 2.4i DAKAR (4x2) SAT	2020	1204	971	764	42	84	241	601	542	679	612	736	913
Mitsubishi Motors	Type 02	Pajero Sport 2.4i DAKAR Ultimate (4x2) SAT	2020	86	76	71	13	11	34	31	74	154	222	261	361
Mitsubishi Motors	Type 02	Pajero Sport 2.5i 4P (4x2) SAT - DAKAR	2020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 02	Pajero Sport 2.5i LENCIED (4x2) SAT	2020	34	11	29	2	5	6	17	6	15	49	58	22
Mitsubishi Motors	Type 02	Pajero Sport 2.5i LENCIED (4x2) SMT	2020	5	11	15	3	3	7	4	6	16	18	14	14
Mitsubishi Motors	Type 04	Pajero Sport 2.4i DAKAR (4x4) SAT	2020	59	67	34	5	15	11	25	26	26	40	19	4
Mitsubishi Motors	Type 04	Pajero Sport 2.4i DAKAR (4x4) SMT	2020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 04	Pajero Sport 2.5i GLX (4x4) SMT	2020	29	25	35	18	21	25	25	14	27	20	43	35
Mitsubishi Motors	Type 04	Pajero Sport 2.5i GLX (4x4) SMT	2020	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Mitsubishi Motors	Type 04	Outlander PHEV	2020	2	2	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Mitsubishi Pajero	Bus	FE 71 BC - 4 W	2020	41	51	54	35	2	4	7	15	5	12	6	4
Mitsubishi Pajero	Bus	FE 55 BC - 6 W	2020	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 1. Sample Data Penjualan Mitsubishi dalam Format Excel

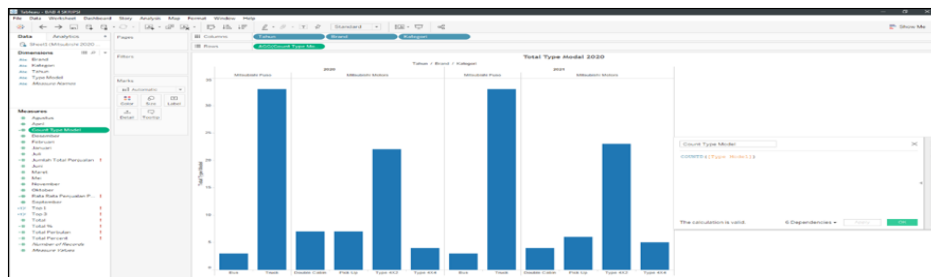
B. Implementasi Metode

Tahap implementasi metode *Business Intelligence* (BI) pada penelitian ini menggunakan aplikasi *tableau* untuk menghasilkan visualisasi data seperti pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Koneksi Data Penjualan Mitsubishi Tahun 2020 dan 2021 Dalam Aplikasi Tableau

Setelah itu, melakukan pengkoneksian data ke dalam aplikasi *Business Intelligence* yaitu *tableau* untuk kemudian mengolahnya menjadi visualisasi data seperti pada Gambar 2. Pengkoneksian data dilakukan dengan mengimport file sumber data dalam format *excel* yang sudah melalui proses *cleansing* ke dalam aplikasi *tableau* kemudian dalam *tableau* akan terlihat isi dari sumber data tersebut.



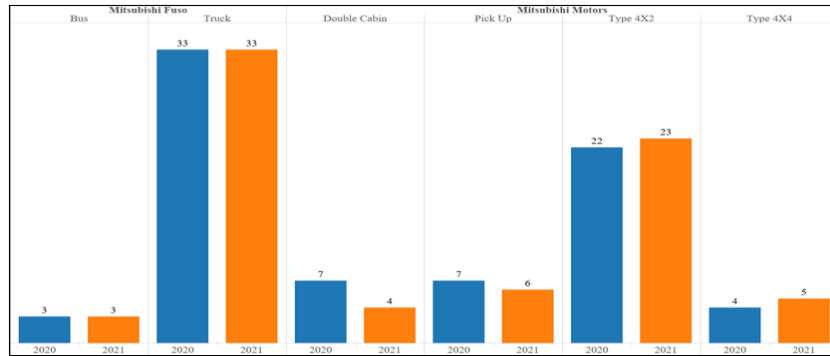
Gambar 3. Worksheet Tableau

Setelah melakukan pengkoneksian data dengan *tableau*, data yang ada sudah masuk akan diolah di dalam *worksheet* atau ruang kerja *tableau* seperti pada Gambar 3, dalam *worksheet* *tableau* dilakukan proses pengolahan data seperti menghitung total penjualan, rata – rata penjualan, total penjualan per bulan, dan persentase total penjualan yang kemudian ditampilkan dalam bentuk visualisasi data.

C. Visualisasi Data

Hasil pengolahan data merupakan visualisasi data analisis penjualan mobil Mitsubishi tahun 2020 dan 2021 seperti dijelaskan pada Gambar 4 sampai Gambar 13.

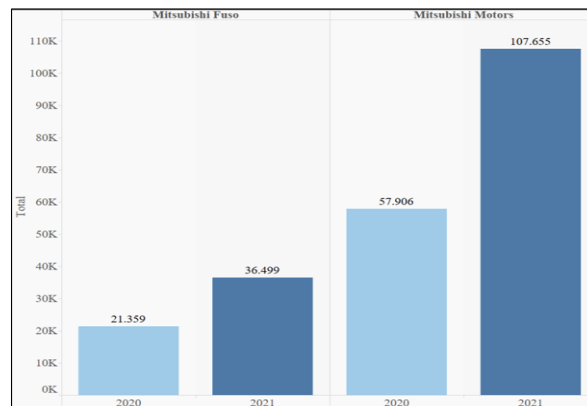
1. Visualisasi Perbandingan Jumlah Type Model Produk Tahun 2020 dan 2021



Gambar 4. Visualisasi Perbandingan Jumlah Type Model Tahun 2020 dan 2021

Pada Gambar 4 dijelaskan bahwa pada tahun 2020 sampai 2021 perusahaan Mitsubishi Group melakukan pengurangan dan juga penambahan *type model* untuk produksi. Jadi, Mitsubishi Group mengeluarkan total 76 *type model* pada tahun 2020 dan Mitsubishi group mengeluarkan total 74 *type model* pada tahun 2021.

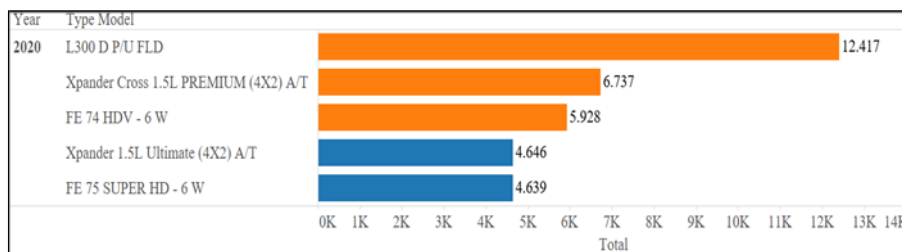
2. Visualisasi Perbandingan Penjualan Berdasarkan Brand Produk Tahun 2020 dan 2021



Gambar 5. Visualisasi Perbandingan Penjualan Berdasarkan Brand Tahun 2020 dan 2021

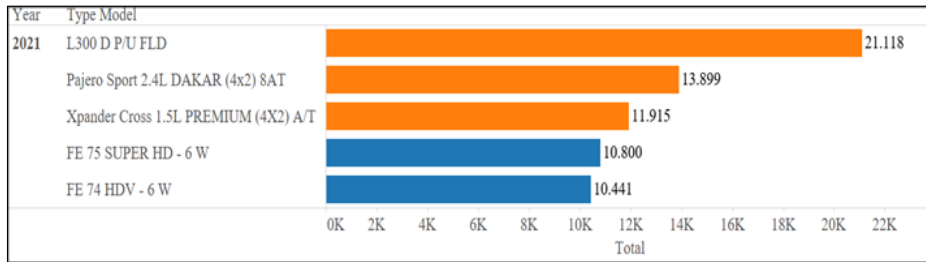
Pada Gambar 5 dijelaskan bahwa penjualan produk Mitsubishi dari tahun 2020 sampai 2021 mengalami kenaikan penjualan cukup signifikan dari setiap *brand* baik dalam Mitsubishi Fuso maupun Mitsubishi Motors.

3. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Type Model Tahun 2020 dan 2021



Gambar 6. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Type Model Tahun 2020

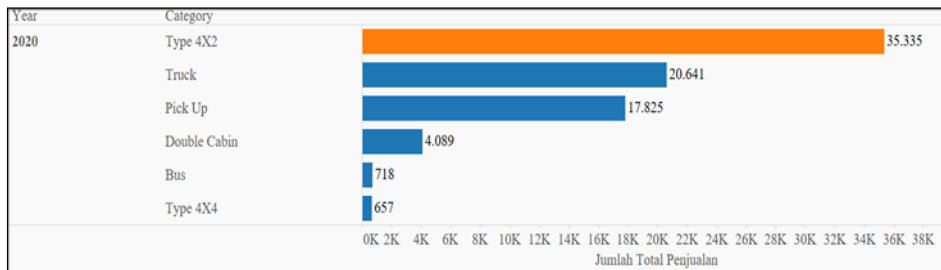
Pada Gambar 6 merupakan lima *type model* dari semua brand yang memiliki tingkat penjualan tertinggi pada tahun 2020.



Gambar 7. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Type Model Tahun 2021

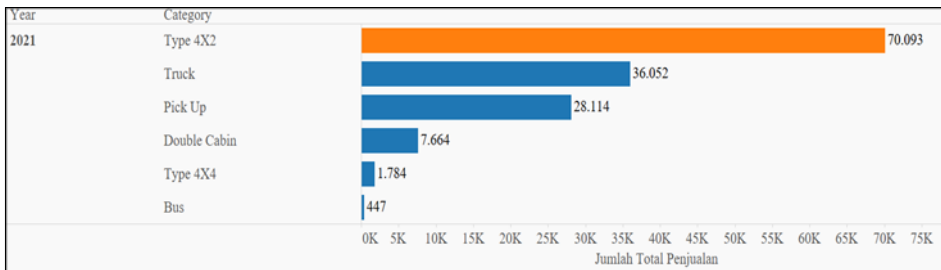
Pada Gambar 7 merupakan lima *type model* dari semua brand yang memiliki tingkat penjualan tertinggi pada tahun 2021.

4. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Kategori Tahun 2020 dan 2021



Gambar 8. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Kategori Tahun 2020

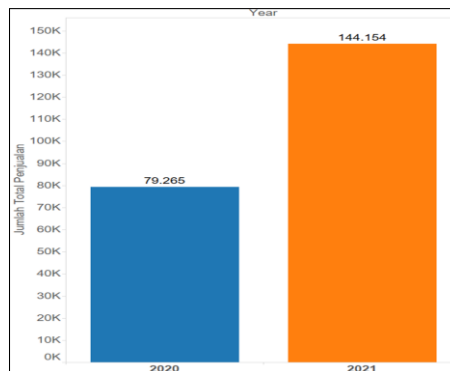
Pada Gambar 8 merupakan tingkat penjualan tertinggi berdasarkan kategori pada tahun 2020.



Gambar 9. Visualisasi Penjualan Tertinggi Berdasarkan Kategori Tahun 2021

Pada Gambar 9 merupakan tingkat penjualan tertinggi berdasarkan kategori pada tahun 2021.

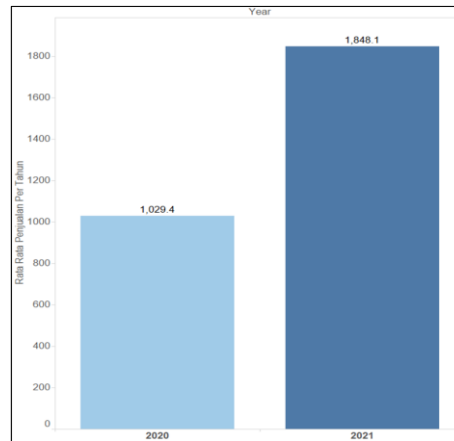
5. Visualisasi Total Penjualan Tahun 2020 dan 2021



Gambar 10. Visualisasi Total Penjualan Tahun 2020 dan 2021

Gambar 10 merupakan perbandingan total penjualan pada tahun 2020 dan 2021 terlihat penjualan produk Mitsubishi mengalami kenaikan penjualan. Pada tahun 2020 total penjualan produk Mitsubishi Group mencapai 79.265 unit sedangkan pada tahun 2021 total penjualan produk Mitsubishi Group mencapai 144.154 unit.

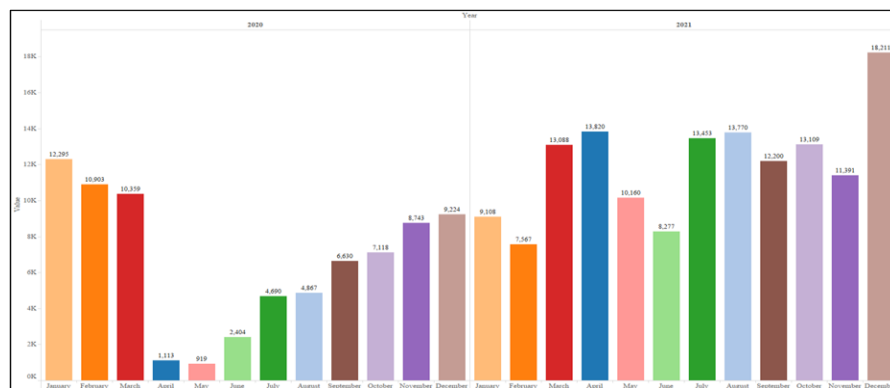
6. Visualisasi Rata - Rata Penjualan Tahun 2020 dan 2021



Gambar 11. Visualisasi Perbandingan Rata – Rata Penjualan Tahun 2020 dan 2021

Gambar 11 merupakan perbandingan rata – rata total penjualan tahun 2020 dan 2021. Seperti dijelaskan sebelumnya Mitsubishi group mengalami kenaikan penjualan pada tahun 2021. Pada tahun 2020 rata – rata penjualan Mitsubishi group mencapai 1.029 unit dan tahun 2021 mencapai 1.848 unit.

7. Visualisasi Perbandingan Penjualan Berdasarkan Bulan Tahun 2020 dan 2021



Gambar 12. Visualisasi Perbandingan Penjualan Berdasarkan Bulan Tahun 2020 dan 2021

Gambar 12 merupakan perbandingan total penjualan berdasarkan bulan tahun 2020 dan 2021. Dalam tahun 2020 mengalami kondisi fluktuatif yaitu penjualan mengalami keadaan naik dan turun pada setiap bulannya. Pada tahun 2021 juga mengalami keadaan fluktuatif artinya penjualan mengalami naik dan turun dalam total penjualan per bulannya.

Year	January	February	March	April	May	June	July	August	September	October	November	December
2021	42,55%	40,97%	55,82%	92,55%	91,71%	77,49%	74,15%	73,89%	64,79%	64,81%	56,58%	66,38%
2020	57,45%	58,03%	44,18%	7,45%	8,28%	22,51%	25,85%	26,11%	35,21%	35,19%	43,42%	33,62%

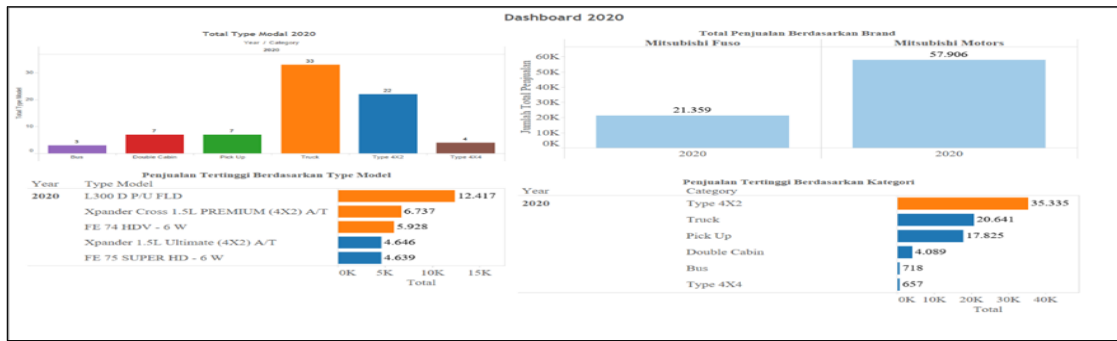
Gambar 13. Visualisasi Perbandingan Penjualan Berdasarkan Bulan Dalam Persen Tahun 2020 dan 2021

Gambar 13 merupakan perbandingan total penjualan antar bulan pada tahun 2020 dan 2021 dengan satuan persen. Perbandingan yang memiliki tingkat perbedaan paling tinggi yaitu pada bulan April tahun 2020 dan 2021 dengan mempunyai selisih sebesar 85,1% dan perbandingan tingkat perbedaan paling rendah pada bulan Maret pada tahun 2020 dan 2021 yang memiliki perbedaan sebesar 11,64%.

D. Dashboard Visualisasi Data

Berdasarkan proses pengolahan data, dapat dihasilkan *dashboard* analisis seperti dijelaskan pada Gambar 14 sampai Gambar 16

1. Dashboard Analisis Penjualan Mitsubishi Tahun 2020

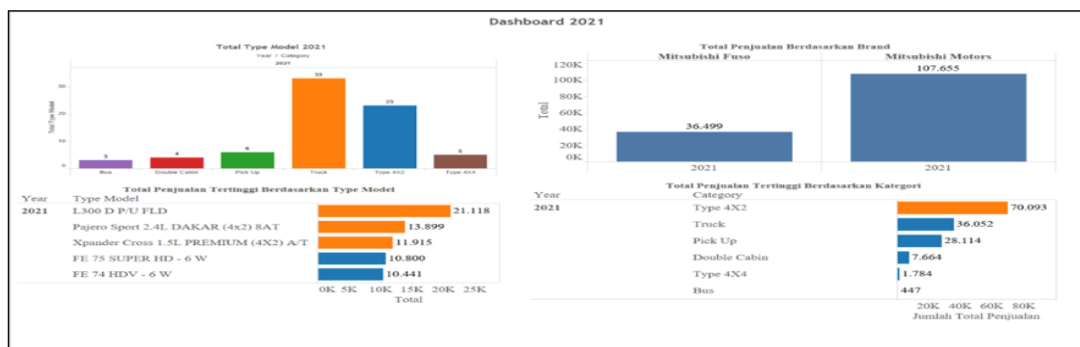


Gambar 14. Dashboard Analisis Penjualan Mitsubishi Tahun 2020

Berdasarkan Gambar 14 yang merupakan *dashboard* analisis penjualan Mitsubishi group tahun 2020 dapat dijelaskan sebagai berikut :

- 1) Pada tahun 2020, Mitsubishi group mengeluarkan total 76 *type model* secara keseluruhan yang terbagi dalam enam kategori.
- 2) Pada tahun 2020 penjualan tertinggi diperoleh dari *brand* Mitsubishi Motors dengan perbedaan kurang lebih 46,01%, Mitsubishi Motors merupakan brand dari Mitsubishi group yang berfokus pada produksi mobil penumpang dan kendaraan niaga ringan.
- 3) Penjualan tertinggi berdasarkan *type model* berada di *type model* L300 D P/U FLD yang merupakan *type model* dari kategori *Pick Up* sebanyak 12.417 unit terjual dilanjutkan dengan Xpander Cross 1.5L Premium (4x2) A/T yang berada pada posisi kedua dengan 6.737 unit terjual merupakan *type model* dari kategori 4x2 dan pada posisi ketiga ditempati oleh FE 74 HDV - 6W dengan 5.928 unit terjual merupakan *type model* kategori Truck.
- 4) Penjualan tertinggi berdasarkan kategori pada posisi pertama ditempati oleh kategori 4x2 dengan total penjualan sebesar 35.335 unit. Kategori 4x2 merupakan kategori kendaraan hanya dua roda saja yang menerima saluran tenaga dari mesin. Roda yang digerakkan oleh mesin bisa melalui roda depan maupun roda belakang tergantung pabrikan.

2. Dashboard Analisis Penjualan Mitsubishi Tahun 2021



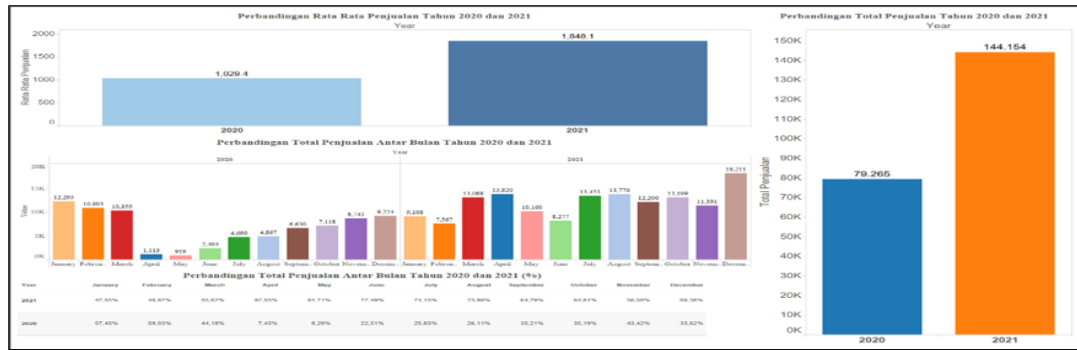
Gambar 15. Dashboard Analisis Penjualan Mitsubishi Group Tahun 2021

Berdasarkan Gambar 15 yang merupakan *dashboard* analisis penjualan Mitsubishi group tahun 2021 dapat dijelaskan sebagai berikut :

- 1) Pada tahun 2021, Mitsubishi group mengeluarkan total 74 *type model* yang terbagi dalam enam kategori atau 2% lebih sedikit pada tahun 2020. Mitsubishi group melakukan pergantian dan penghapusan pada beberapa *type model*.
- 2) Pada tahun 2021 penjualan tertinggi masih diperoleh dari *brand* Mitsubishi Motors dengan perbedaan cukup signifikan kurang lebih 50,36%, Mitsubishi Motors merupakan brand dari Mitsubishi group yang berfokus pada produksi mobil penumpang dan kendaraan niaga ringan.
- 3) Penjualan tertinggi berdasarkan *type model* masih tetap berada di *type model* L300 D P/U FLD yang merupakan *type model* dari kategori *Pick Up* sebanyak 21.118 unit terjual dilanjutkan dengan *type model* Pajero Sport 2.4L DAKAR (4x2) 8AT yang berada pada posisi kedua dengan 13.899 unit terjual merupakan *type model* dari kategori 4x2 dan pada posisi ketiga ditempati oleh XpanderCross 1.5L Premium (4X2)A/T dengan 11.915 unit terjual merupakan *type model* kategori 4x2.
- 4) Penjualan tertinggi berdasarkan kategori pada posisi pertama ditempati oleh kategori 4x2 dengan total penjualan sebesar 70.093 unit. Kategori 4x2 merupakan kategori kendaraan hanya dua roda saja yang

menerima saluran tenaga dari mesin. Roda yang digerakan oleh mesin bisa melalui roda depan maupun roda belakang tergantung pabrikan.

3. Dashboard Analisis Perbandingan Penjualan Mitsubishi Tahun 2020 dan 2021



Gambar 16. Dashboard Analisis Perbandingan Penjualan Mitsubishi Tahun 2020 dan 2021

Berdasarkan gambar 16 yang merupakan *dashboard* analisis perbandingan penjualan Mitsubishi group tahun 2020 dan 2021 dapat dijelaskan sebagai berikut :

- 1) Tahun 2020 penjualan tertinggi terjadi pada bulan Januari dengan total penjualan sebesar 12.295 unit atau memiliki persentase paling tinggi yaitu sebesar 15,51%.
- 2) Tahun 2020 penjualan terendah terjadi pada bulan Mei dengan total penjualan sebesar 919 unit atau memiliki paling rendah yaitu sebesar 1,15%.
- 3) Tahun 2021 penjualan tertinggi terjadi pada bulan Desember dengan total penjualan sebesar 18.211 unit atau memiliki persentase paling tinggi yaitu sebesar 12,63%.
- 4) Tahun 2021 penjualan terendah terjadi pada bulan Februari dengan total penjualan sebesar 7.567 unit atau memiliki persentase paling rendah sebesar 5,24%.
- 5) Perbandingan total penjualan antara tahun 2020 dan 2021, tahun 2021 memiliki total penjualan paling tinggi yaitu sebesar 144.154 unit dan tahun 2020 memiliki total penjualan sebesar 79.265 unit. Total penjualan pada tahun 2020 dan 2021 memiliki perbedaan sekitar 29.04%.
- 6) Perbandingan rata – rata total penjualan antara tahun 2020 dan 2021 yaitu tahun 2020 memiliki rata – rata penjualan sebesar 1.029 sedangkan pada tahun 2021 memiliki rata – rata penjualan sebesar 1.848. Tahun 2020 dan 2021 memiliki perbedaan rata – rata total penjualan sebesar 56.8%.
- 7) Perbandingan total penjualan antar bulan pada tahun 2020 dan 2021 dengan persentase menunjukkan bahwa bulan April menempati posisi pertama karena memiliki perbedaan paling besar yaitu 90,26%, diikuti bulan Mei dengan memiliki perbedaan sebesar 83,42%, dan bulan Juni dengan memiliki perbedaan sebesar 54,98%.

4. PEMBAHASAN

Berdasarkan penjelasan dashboard visualisasi analisis penjualan Mitsubishi tahun 2020 menghasilkan pernyataan sebagai berikut :

1. Tingginya Penjualan *brand* Mitsubishi Motors pada tahun 2020 menandakan masyarakat indonesia lebih banyak membeli kendaraan roda empat dengan tipe mobil penumpang dan kendaraan niaga ringan. Mobil penumpang untuk keperluan pribadi dan mobil niaga ringan untuk keperluan bisnis.
2. Tingginya penjualan mobil dengan *type model* L300 D P/U FLD pada tahun 2020 menandakan masyarakat khususnya pebisnis memiliki minat tinggi untuk mempunyai kendaraan dengan kategori Pick Up untuk membantu menjalankan usaha.
3. Tingginya penjualan mobil dengan kategori 4x2 pada tahun 2020 menandakan masyarakat lebih memilih mobil dengan sistem penggerak dua roda saja karena dengan tipe ini kendaraan menjadi lebih ringan dan mudah dikendalikan.

Berdasarkan penjelasan dashboard visualisasi analisis penjualan Mitsubishi 2021 menghasilkan pernyataan sebagai berikut :

1. Tingginya penjualan *brand* Mitsubishi Motors pada tahun 2021 menandakan masyarakat indonesia tetap memiliki minat yang tinggi terhadap kendaraan roda empat dengan tipe mobil penumpang dan kendaraan niaga ringan. Mobil penumpang untuk keperluan pribadi dan mobil niaga ringan untuk keperluan bisnis.
2. Tingginya penjualan mobil dengan *type model* L300 D P/U FLD pada tahun 2021 tetap memberikan informasi bahwa masyarakat khususnya pebisnis memiliki minat tinggi untuk mempunyai kendaraan dengan kategori *Pick Up* untuk membantu menjalankan usaha.

3. Tingginya penjualan mobil dengan kategori 4x2 pada tahun 2021 menandakan bahwa masyarakat tetap lebih memilih mobil dengan sistem penggerak dua roda saja karena dengan tipe ini kendaraan menjadi lebih ringan dan mudah dikendalikan.

Berdasarkan penjelasan dashboard visualisasi analisis perbandingan penjualan Mitsubishi tahun 2020 dan 2021 menghasilkan pernyataan sebagai berikut :

1. Berdasarkan data tahun 2020 dan 2021 sebagian penjualan tertinggi terjadi pada akhir tahun yaitu di bulan Desember dan awal tahun di bulan Januari. Berdasarkan survey yang dilakukan Managing Partner Inventure pada tahun 2020, Managing Partner Inventure merupakan perusahaan yang bergerak dalam bidang jasa konsultasi marketing tersebut menyebutkan bahwa masyarakat Indonesia sebanyak 53,01% di antaranya mengatakan berencana membeli mobil ketika mendapatkan vaksin pada kala itu.
2. Pada tahun 2020 angka total penjualan lebih rendah daripada tahun 2021 karena efek dari pandemi Covid-19 pada kala itu. Akibatnya, terjadi penurunan drastis pada perekonomian Indonesia pada tahun 2020 karena perkembangan ekonomi Indonesia yang tidak stabil.

Berdasarkan beberapa penjelasan dashboard visualisasi menghasilkan saran strategi bisnis yaitu :

1. Menambah *type model* pada setiap kategori yang ada pada *brand* Mitsubishi Motors.
2. Memperbanyak *type model* dengan kategori 4x2, karena mobil dengan penggerak dua roda memiliki beberapa keuntungan seperti lebih ringan dikemudikan, lebih hemat bahan bakar, dan harga lebih terjangkau.
3. Memberikan fitur keselamatan *Active Stability Control* (ASC) pada setiap produk karena fitur ini sangat penting untuk keselamatan berkendara..
4. Memberikan penambahan fitur *Active Stability Control* (ASC) pada *type model* Pajero Series berdasarkan informasi dari Mitsubishi bahwa pada *type model* Pajero Series belum ada fitur tersebut.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penjelasan hasil penelitian, dihasilkan beberapa kesimpulan yaitu :

1. Implementasi konsep *Business Intelligence* (BI) pada analisis penjualan produk Mitsubishi dengan menggunakan aplikasi tableau menghasilkan hasil analisis berupa visualisasi data sangat memudahkan pembaca dalam memahami kuantitas dan kualitas penjualan produk Mitsubishi tahun 2020 sampai 2021.
2. Penggunaan aplikasi *Business Intelligence* (BI) yaitu tableau dimulai dari melakukan pengkoneksian sumber data berupa format *excel* ke aplikasi tableau dengan mengimportkan file sumber data tersebut kemudian melakukan pengolahan data didalam *worksheet* tableau berupa menghitung total penjualan per tahun dan per bulan, menghitung persentase total penjualan, menghitung rata – rata penjualan dan membuat grafik visualisasi .
3. Penjualan produk Mitsubishi selama tahun 2020 sampai 2021 mengalami kenaikan cukup signifikan. Rendahnya tingkat penjualan pada tahun 2020 dibandingkan dengan tahun 2021 diakibatkan oleh adanya pandemi Covid-19 yang menjadikan ekonomi saat itu mengalami penurunan sehingga daya beli masyarakat menjadi menurun.
4. Beberapa saran strategi bisnis untuk meningkatkan kuantitas dan kualitas penjualan produk Mitsubishi yaitu menambahkan *type model* pada setiap kategori pada *brand* Mitsubishi Motors, menambahkan lebih banyak *type model* pada kategori 4x2, dan menambahkan fitur teknologi keamanan yaitu *Active Stability Control* (ASC) pada setiap kategori dan *type model*. *Active Stability Control* (ASC) merupakan sistem yang berguna untuk menjaga keseimbangan kendaraan ketika menikung dan bermanuver.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, R., Alfari, V., Amarta, T. B., Ardian, N. N., & Ibrahim, M. J. (2018). Implementasi Business Intelligence untuk Mendapatkan Pola Penerbangan Penumpang Pesawat dari atau ke Bandara Internasional Minangkabau. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 4(1), 65. <https://doi.org/10.26418/jp.v4i1.25580>
- Akbar, R., Arif Deliyus, F., Adeli, F., & Olyana, Z. (2017). Implementasi Bussineesee Intelligence Pada Analisis Peningkatan Sarana Perairan Kota Padang Tahun 2013 – 2015 Menggunakan Aplikasi Tableau. *KOPERTIP : Jurnal Ilmiah Manajemen Informatika Dan Komputer*, 1(2), 59–62. <https://doi.org/10.32485/kopertip.v1i02.11>
- Akbar, R., Oktaviani, R., Tamimi, S., Shavira, S., & Rahmadani, T. W. (2017). Implementasi Business Intelligence Untuk Menentukan Tingkat Kepopuleran Jurusan Pada Universitas. *Jurnal Ilmiah Informatika*, 2(2), 135–138. <https://doi.org/10.35316/jimi.v2i2.465>
- Akbar, R., Rasyiddah, D., Anrasya, M., Julyazti, N. F., & Syaputri, S. (2018). Penerapan Aplikasi Power Business Intelligence Dalam Menganalisis Prioritas Pekerjaan di Indonesia. *Jurnal Edukasi Dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 4(1), 54. <https://doi.org/10.26418/jp.v4i1.25497>
- Angreini, S., & Supratman, E. (2021). Visualisasi Data Lokasi Rawan Bencana Di Provinsi Sumatera Selatan Menggunakan Tableau. *Jurnal Nasional Ilmu Komputer*, 2(2), 135–147. <https://doi.org/10.47747/jurnalnik.v2i2.528>

- Ariani, T. R., Tania, K. D., & Indah, D. R. (2016). Penerapan Business Intelligence Pada Sistem Informasi Penjualan Barang PT. WINSA (Studi Kasus Di PT. Winsa Palembang). *Jurnal Sistem Informasi*, 103–110.
- Bühler, P., Schlaich, P., & Sinner, D. (2017). *Infografik*. Prosiding Makalah Seminar Nasional, 43–60. https://doi.org/10.1007/978-3-662-53850-0_5
- Camila, C., Akbar, R., Sutria, M. I., Suri, N., & Chairunnissa D. A, S. (2019). Visualisasi Perbandingan Apbd Dan Realisasi Anggaran Kabupaten/Kota Se-Sumatra Barat Menggunakan Tableau Public. *Jurnal Teknologi Informasi MURA*, 10(2), 75. <https://doi.org/10.32767/jti.v10i2.390>
- Darman, R. (2018). Pembangunan Dashboard Lokasi Rawan Tanah Longsor di Indonesia Menggunakan Tableau | Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sitem Informasi (JuTISI)*, 4(2), 256. <https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/1493>
- Dewanto, H. A. (2021). *Sifat Mekanik Produk Metalurgi Serbuk Dari Proses Ball Milling Dengan Bahan Baku Al7075 Terhadap Variasi Temperatur Sinter Dan Tekanan Kompaksi*, 5(1). SPECTA Journal of Technology, 13–21.
- Djamaludin, D., Oemar, H., & Rachmani T, A. (2021). Implementasi Business Intelligence dalam Peningkatan Kinerja Manajemen Baitul Mal Unisba. *JIE Scientific Journal on Research and Application of Industrial System*, 6(2), 140. <https://doi.org/10.33021/jie.v6i2.1629>
- Fatharani, A., Darmawan, I., Syahrina, A., & Sc, M. (2020). Perancangan Dan Evaluasi Visualisasi Informasi Interaktif Data Multidimensional Pada Studi Kasus Rumah Sakit Tiara Bekasi. *E-Proceeding of Engineering*, 7(3), 9670–9679.
- Galahartlambang, Y., Khotiah, T., & Jumain, J. (2021). Visualisasi Data Dari Dataset COVID-19 Menggunakan Pemrograman Python. *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, 3(01), 58–64. <http://jurnal.umus.ac.id/index.php/intech/article/view/417>
- Gaikindo.or.id. Januari 2020. Indonesian Automobile Industry Data. Diakses pada 1 Agustus 2022, dari https://files.gaikindo.or.id/my_files/
- Gaikindo.or.id. Januari 2021. Indonesian Automobile Industry Data. Diakses pada 1 Agustus 2022, dari https://files.gaikindo.or.id/my_files/
- Gaikindo.or.id. Januari 2020. Sebagian Masyarakat Berencana Membeli Mobil setelah ada Vaksin Covid-19. Diakses pada 5 Agustus 2022, dari <https://www.gaikindo.or.id/sebagian-masyarakat-berencana-membeli-mobil-setelah-ada-vaksin-covid-19/>
- Handika, I. P. S. (2022). Penerapan Data Warehouse dan Business Intelligence Untuk Analisa Persediaan Barang Di Gudang Pt. Abc. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Komputer*, 8, 10.
- Hartama, D. (2018). Analisa Visualisasi Data Akademik Menggunakan Tableau Big Data. *Jurasik (Jurnal Riset Sistem Informasi Dan Teknik Informatika)*, 3(3), 46. <https://doi.org/10.30645/jurasik.v3i0.65>
- Hasan, F. N. (2019). Implementasi Sistem Business Intelligence Untuk Data Penelitian di Perguruan Tinggi. *Prosiding Seminar Nasional Teknoka*, 4(2502), 11–110. <https://doi.org/10.22236/teknoka.v4i1.3943>
- Khanam, F., Nowrin, I., & Mondal, M. R. H. (2020). Data Visualization and Analyzation of COVID-19. *Journal of Scientific Research and Reports*, April, 42–52. <https://doi.org/10.9734/jsrr/2020/v26i330234>
- kemenperin.go.id. 19 Februari 2021. Menperin: Industri Otomotif Jadi Sektor Andalan Ekonomi Nasional. Diakses pada 10 Agustus 2022, dari <https://www.kemenperin.go.id/artikel/22297/Menperin:-Industri-Otomotif-Jadi-Sektor-Andalan-Ekonomi-Nasional>
- kemenperin.go.id. 27 Juni 2022. Di Hadapan Menperin, Mitsubishi Berkomitmen Jadikan Indonesia Basis Produksi dan Hub Ekspor. Diakses pada 12 Desember 2022, dari <https://kemenperin.go.id/artikel/23382/Di-Hadapan-Menperin,-Mitsubishi-Berkomitmen-Jadikan-Indonesia-Basis-Produksi-dan-Hub-Ekspor>
- Langapa, B. V, Mandagie, Y., Ekonomi, F., Bisnis, D., Manajemen, J., Sam, U., & Manado, R. (2021). *B . V . Langapa ., W . J . F . A . Tumbuan ., Y . Mandagie . Analisis People , Process , Dan Physical Evidence Terhadap Tingkat Penjualan Mobil Mitsubishi Xpander Ultimate Di Masa Pandemi Covid 19 Pada Pt Sinar Gorontalo Berlian Motor Manado Analysis Of P*. 9(3). *Jurnal Ekonomi dan Pembangunan*, 1225–1234.
- Marvaro, E., & Sefina Samosir, R. (2021). Penerapan Business Intelligence dan Visualisasi Informasi di CV. Mitra Makmur Dengan Menggunakan Dashboard Tableau. *Kalbiscientia Jurnal Sains Dan Teknologi*, 8(2), 37–46. <https://doi.org/10.53008/kalbiscientia.v8i2.197>
- mitsubishi-motors.co.id. 2022. Sejarah Perusahaan dan Restrukturisasi Bisnis PT Mitsubishi Motors Krama Yudha Sales Indonesia (MMKSI). Diakses pada 10 Agustus 2022, dari <https://www.mitsubishi-motors.co.id/sejarah-perusahaan>.
- mitsubishi-motors.co.id. 2022. Mengenal Understeer Atau Oversteer Dan Peran Stability Control. Diakses pada 2 Desember 2022, dari <https://www.mitsubishi-motors.co.id/news-events/mengenal-understeer-atau-oversteer-dan-peran-stability-control>.
- Nabila, achmad wildan. (2019). Pimpinan Redaksi Faizal Mahananto Dewan Redaksi Eko Wahyu Tyas Darmaningrat Tata Pelaksana Usaha Achmad Syaiful Susanto Rini Ekowati Sekretariat. *Inspirasi Profesional Sistem Informasi*, 8(2), 109–116.
- Purnamasari, S. D., Sawit, D., & Wijaya, C. (2020). Dashboard Business Intelligence untuk mendukung Strategi Pemasaran Vitamin Karet Dan Sawit. *Bina Dharma Conference on Computer Science*, 2(4), 393–399.
- Riyanda, M. D., & Suyanto, S. (2020). Implementasi Business Intelligence Pada Analisis Perkembangan Hasil Pertanian Provinsi Sumatera Selatan. *Journal of Computer and Information Systems Ampera*, 1(3), 174–184. <https://doi.org/10.51519/journalcisa.v1i3.44>

- Saepuloh, D. (2020). Visualisasi Data Covid 19 Provinsi Dki Jakarta Menggunakan Tableau Data Visualization Of Covid 19 Province Dki Jakarta Using Tableau bernama *Severe Acute Respiratory Syndrome* Perbedaan Tableau Desktop Tableau Public Open Source Berbayar (bukan open source). *Jurnal Riset Jakarta*, 13(2), 55–64.
- Sebaran, P., & Dengan, P. (2021). Analisa Big Data Penyebaran Covid-19 Berdasarkan Peta Sebaran dan Peraturan Protokol Dengan Business Intelligence (BI). *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 20(3), 291–297. <https://doi.org/10.32409/jikstik.20.3.2775>
- Shaadan, N., Azhar Suhaimi, M. I. K., Hazmir, M. I., & Hamzah, E. N. (2021). Road accidents analytics with data visualization: A case study in Shah Alam Malaysia. *Journal of Physics: Conference Series*, 1988(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1988/1/012043>
- Silvana, M., Akbar, R., & Tifani, R. (2017). Penerapan Dashboard System di Perpustakaan Universitas Andalas Menggunakan Tableau Public. *Seminar Nasional Sains Dan Teknologi 2017, November*, 1–6.
- Zikri, A., Adrian, J., Soniawan, A., Azim, R., Dinur, R., & Akbar, R. (2017). Implementasi Business Intelligence untuk Menganalisis Data Persalinan Anak di Klinik Ani Padang dengan Menggunakan Aplikasi Tableau Public. *Jurnal Online Informatika*, 2(1), 20. <https://doi.org/10.15575/join.v2i1.70>



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



PERANCANGAN SISTEM INFORMASI JADWAL KEGIATAN PEGAWAI PADA PT. BANK MUAMALAT CABANG MEDAN BERBASIS WEB

Muhammad Ferry Hidayat¹, Armansyah²

¹⁾ Ilmu Komputer, Fakultas Sains Dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara
mferryhidayat481@gmail.com, ¹⁾; armansyah@uinsu.ac.id ²⁾;

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 29 June 2024

Revised : 27 June 2024

Accepted : 27 July 2023

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Scheduling

Planning

System Information Web

ABSTRACT

Information system is an innovation in the field of information technology that involves data entry activities, data processing, and display of output results with the aim of helping to provide precise and accurate information to users of the system. An employee activity schedule information system is one of the supporting elements in the company to help make it easier for employees to know the activities of the company as a whole. With the support of information systems implemented in PT. Bank Muamalat cabang Medan, manually controlled scheduling can become a more efficient, effective and easy-to-use operating system by the administrator and all employees. This web-based information system is designed as a means of information for all employees, and the programming language used is HTML, PHP, CSS, and MySQL as a database. The purpose of this research is to design an information system that makes it easier for employees to learn about the company's activities that will be carried out by the company as a whole.

ABSTRAK

Sistem informasi merupakan sebuah inovasi teknologi informasi yang terdapat kegiatan input data, pengolahan data dan menampilkan hasil keluaran dengan tujuan membantu memberikan informasi yang tepat dan akurat kepada pengguna sistem tersebut. Sistem informasi jadwal kegiatan pegawai merupakan salah satu elemen pendukung dalam sebuah perusahaan untuk membantu mempermudah pegawai dalam mengetahui kegiatan perusahaan secara keseluruhan. Dengan dukungan sistem informasi yang diimplementasikan pada PT. Bank Muamalat cabang Medan ini, penjadwalan yang sebelumnya dikendalikan secara manual dapat menjadi sistem pengoperasian yang lebih efisien, efektif dan mudah digunakan oleh admin dan semua pegawai. Sistem Informasi ini dirancang dengan berbasis Web sebagai media untuk informasi kepada seluruh pegawai. Bahasa Pemrograman yang digunakan adalah HTML, PHP, CSS dan MySQL sebagai database. Tujuan dari penelitian ini adalah merancang sebuah sistem informasi untuk memudahkan pegawai dalam mengetahui kegiatan perusahaan yang akan dilaksanakan oleh perusahaan secara keseluruhan.

Kata Kunci :

Penjadwalan

Perencanaan

Sistem Informasi

Web

APA style in citing this article:

Hidayat, M. F. A

PERANCANGAN SISTEM

INFORMASI JADWAL

KEGIATAN PEGAWAI

PADA PT. BANK

MUAMALAT CABANG

MEDAN BERBASIS WEB:

Abstrak, Pendahuluan,

Tinjauan Pustaka, Metode

Penelitian, Hasil dan

Pembahasan, Kesimpulan,

Ucapan Terima Kasih, Daftar

Pustaka. Adopsi Teknologi Dan

Sistem Informasi (ATASI).

Retrieved from

[https://doi.org/10.30872/atasi.v](https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817)

3i1.817

2022 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Sistem informasi berbasis web telah menjadi bagian integral dari kehidupan kita sehari-hari. Di era digital saat ini, banyak organisasi, perusahaan, dan individu mengandalkan sistem informasi berbasis web untuk memenuhi kebutuhan informasi, berkomunikasi, dan melakukan berbagai tugas lainnya secara efisien. Salah satu contoh kasus pada penelitian kali ini adalah sistem informasi penjadwalan kegiatan karyawan pada PT. Bank Muamalat cabang Medan. Sistem Informasi Berbasis Web mengacu pada aplikasi dan layanan informasi yang diakses melalui web browser atau antarmuka web, sistem informasi ini dirancang untuk memberikan aksesibilitas dan penggunaan yang mudah bagi pengguna.

Penelitian ini akan sangat berguna bagi pihak perusahaan untuk mempermudah dan meningkatkan efisiensi kerja pegawai pada PT. Bank Muamalat cabang Medan dengan merancang sebuah sistem informasi untuk dalam mengetahui kegiatan perusahaan yang akan dilaksanakan oleh perusahaan secara keseluruhan.

Seperti penelitian (Haranti & Gunawan, 2020) (Gusti & Santiputri, 2022), yang didesain mempunyai beberapa fitur yaitu fitur halaman login, fitur halaman admin, fitur menu utama, fitur tanggal kegiatan, fitur penjadwalan dan fitur hasil laporan. Perbedaan yang didapat dari kedua penelitian sebelumnya yaitu terdapat dua pendekatan yang berbeda diantara keduanya salah satunya menggunakan pendekatan analisis dan satunya hanya berfokus di desain. Metode Sebaiknya yang digunakan adalah analisis terhadap pengaruh sistem informasi tersebut terhadap pengguna serta kemudahan user.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Sistem informasi merupakan sekumpulan dua atau lebih bagian yang saling berhubungan dan berinteraksi untuk mencapai tujuan. Sistem informasi dengan memerlukan komputer pribadi sering dimaksud dengan Computer Based Information System (CBIS). Dalam merancang sistem penjadwalan pekerjaan di BANK MUAMALAT terdapat hal yang wajib dilaksanakan yaitu antara lain (Widiyanto, 2022):

1. Memisahkan jenis suatu kegiatan penjadwalan.

Kegiatan perlu dikenalkan baik dalam hubungan dan suatu kegiatan perlu jelas dan terperinci. umumnya pemecahan tersebut sesuai standar umum maupun logika secara khusus. Dalam klasifikasi tersebut, bisa juga dilaksanakan distribusi sumber daya dan waktu. Oleh karena itu, penjadwalan dapat di garis besarkan sebagai kegiatan segala sesuatu yang akan dilakukan untuk menyelesaikan kegiatan tersebut yang bertujuan untuk keberhasilan suatu penjadwalan (Maligomang et al., 2022).

2. Merencanakan schedule/jadwal pada suatu kegiatan

Segala sesuatu kegiatan bersamaan tujuan ketika suatu perorangan melakukan aktivitas tersebut, bisa disusun dalam suatu rencana yang komprehensif, sehingga mampu dievaluasi kapan kegiatan tercatat dapat segera tuntas dan bisa bekerja. Penjadwalan kerja bisa dapat mencapai suatu tingkat keberhasilan dan ketepatan waktu yang tinggi dari sumber daya yang akan digunakan selama pelaksanaan kegiatan penjadwalan (Sistem et al., n.d.).

Sebelum lebih detail memahami penelitian tersebut, misalnya diketahui lebih dahulu pengertian maupun deskripsi lebih ringkas perihal rancangan website yang bersamaan perihal penelitian tersebut.

Website adalah sebuah kelompok peralatan yang terdapat dalam pembukaan yang berisikan informasi, siaran, serta program aplikasi. Internet server merupakan sesuatu di dalam komputer yang terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak. web browser adalah aplikasi perangkat lunak yang dipergunakan untuk menangkap dan menampilkan awal dari informasi. Website juga lokasi pusat halaman web yang saling terhubung dan diakses dengan mengunjungi halaman rumah dari website menggunakan browser (Novendri, 2019).

PHP Hypertext Preprocessor atau disingkat dengan (personal home page) tersebut merupakan satu bahasa scripting eksklusif yang berfungsi untuk web improvement (Jihad et al., 2023). Seperti kelakuannya yang server side scripting, sehingga bisa mengaplikasikan Hypertext Preprocessor dengan memanfaatkan web server. Hypertext Preprocessor juga bisa digabungkan dengan HTML, JavaScript, JQuery, Ajax. Akan tetapi, pada dasarnya Hypertext Preprocessor makin melimpah dimanfaatkan yang berhubungan dengan document bertipe HTML. Dalam pemanfaatan php kita dapat memakai website powerful dan dinamis dan bisa juga dengan manajemen database-nya.

Hypertext Markup Language atau HTML merupakan bahasa markup yang dapat dimanfaatkan dalam membuat halaman website. Isinya terdiri dari berbagai kode yang dapat menyusun struktur suatu web, HTML terdiri dari kombinasi antara teks dan simbol lalu disimpan kedalam sebuah file (Noviantoro et al., 2022).

CSS (Cascading Style Sheets) adalah bahasa yang digunakan untuk mengatur tampilan dan tata letak halaman web. CSS memisahkan presentasi visual dari struktur dan konten HTML, memungkinkan pengguna untuk secara terpisah mengontrol bagaimana elemen HTML ditampilkan di browser. Dengan menggunakan CSS, pengembang web dapat mengubah warna, font, ukuran, tata letak, dan elemen visual lainnya dari elemen HTML. CSS memungkinkan pengguna untuk membuat tampilan yang konsisten dan seragam di seluruh situs web dengan mengaplikasikan aturan gaya yang sama pada beberapa elemen HTML (Firmansyah & Herman, 2023).

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

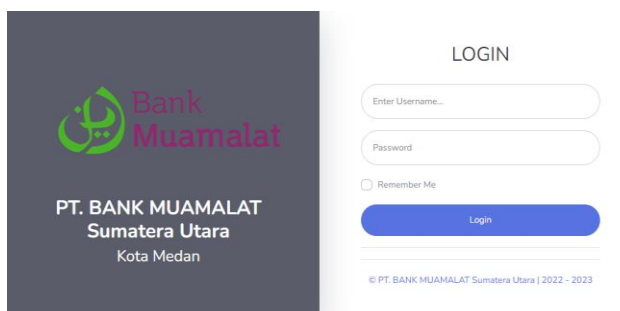
MySQL adalah sistem manajemen basis data relasional (RDBMS) yang populer dan open-source (Widiyanto, 2022). RDBMS adalah sistem yang digunakan untuk mengelola basis data relasional, yang terdiri dari tabel yang terhubung melalui kunci relasional. MySQL dikembangkan oleh perusahaan Oracle Corporation. MySQL menggunakan bahasa query SQL (Structured Query Language) untuk berinteraksi dengan basis data. SQL digunakan untuk membuat, mengubah, menghapus, dan mengambil data dari tabel dalam basis data (Winanjar & Susanti, 2021)

3. METODE PENELITIAN

Sistem informasi jadwal kegiatan pegawai membantu mempermudah pegawai dalam mengetahui kegiatan perusahaan secara keseluruhan. Maka dari itu metode yang digunakan yaitu bahasa pemrograman HTML sebagai front-end atau *user-interface*, PHP digunakan untuk menghubungkan antara HTML dan MySQL, CSS digunakan untuk membenahi serta menghiasi tampilan depan ataupun *user-interface* dan MySQL sebagai tempat penyimpanan data berupa database yang dapat menginput data, merubah data dan menghapus data yang bisa disimpan.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil implementasi sistem penjadwalan sesuai perancangan yang sudah didesain didefinisikan sebagai berikut, Sistem berita ini mempunyai satu sisi. Gambar 1 menampilkan pertama halaman log in admin, yang dimana admin diharuskan log in untuk memasuki halaman data kegiatan pegawai yang disediakan, dengan user/pengguna, yaitu hanya admin. di tampilan awal bagian admin melakukan login sebelum mengakses page input data kegiatan pegawai buat melakukan pengolahan data.



Gambar 1. Login admin

Selanjutnya admin akan diarahkan ke halaman utama dimana admin dapat melakukan input data kegiatan pegawai yang akan dilaksanakan oleh perusahaan berupa nama kegiatan, tujuan kegiatan, lokasi kegiatan serta jadwal dan waktu dari kegiatan yang akan dilaksanakan oleh perusahaan. Di halaman mengolah data atau input data, admin dapat melakukan update/simpan data kegiatan dengan tujuannya masing-masing



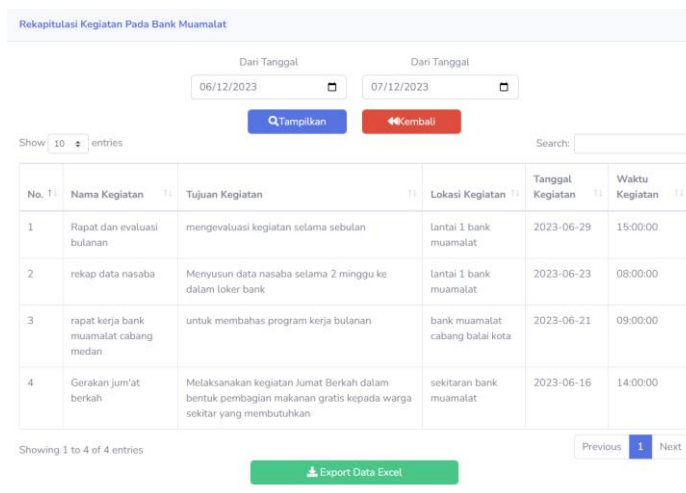
Gambar 2. Halaman input data kegiatan pegawai

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817>

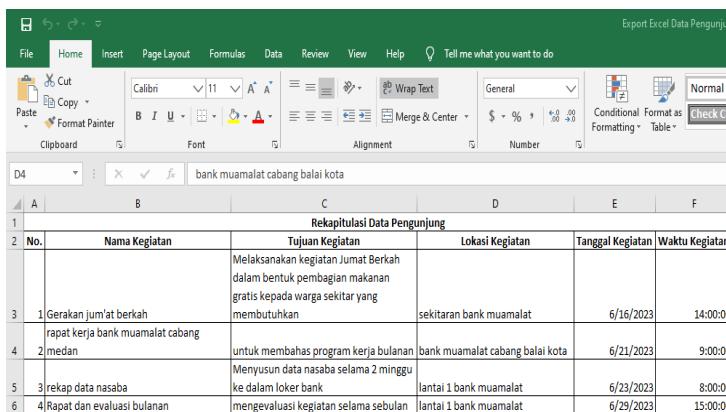
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

Data yang tadi telah di-input kemudian ditampilkan dalam bentuk list dan admin dapat melakukan rekapitulasi jadwal kegiatan selama waktu yang ingin ditentukan untuk kemudian diringkas menjadi laporan jadwal kegiatan pegawai secara keseluruhan dalam bentuk Excel dengan menggunakan tombol Export Data Excel.



Gambar 3. Tampilan input data kegiatan pegawai serta tombol Export Data Excel

Data kegiatan pegawai di Bank Muamalat yang telah di download dalam bentuk Excel, kemudian ditampilkan atau disajikan dalam bentuk tabel berdasarkan nama kegiatan, tujuan kegiatan, lokasi kegiatan dan jadwal kegiatan yang telah diinput di dalam website. Pada data kegiatan rekapitulasi tersebut, admin dapat mendownload hasil rekapitulasi sesuai tanggal yang ditentukan oleh admin. Data kegiatan juga disediakan dalam jarak waktu setiap hari atau setiap bulan.



Gambar 4. Tampilan rekapitulasi kegiatan pegawai Bank Muamalat dalam bentuk Excel

3.

5. KESIMPULAN

Dapat disimpulkan dari uraian diatas bahwa sistem informasi data kegiatan penjadwalan kegiatan pada BANK MUAMALAT dibangun dengan menggunakan software visual studio code, bahasa pemrograman php dengan menggunakan database mysql. Sistem informasi ini digunakan untuk mendata jadwal kegiatan pegawai pada BANK MUAMALAT. Sistem tersebut dirancang dengan fitur – fitur yang dapat menampilkan statistik jumlah data kegiatan pegawai yang akan dilaksanakan dalam harian, mingguan, bulanan dan jumlah keseluruhan. Penjadwalan kegiatan pegawai sangatlah penting untuk diketahui agar tidak terjadi bentrok waktu dan lokasi. Sistem jadwal kegiatan pegawai pada BANK MUAMALAT ini dapat mempermudah pegawai untuk melihat jadwal kegiatan yang dibutuhkan dalam melaksanakan tugas kerja dan sistem jadwal kegiatan pegawai ini dapat mempermudah dan mempercepat kinerja pegawai dan mengurangi kesalahan dalam penjadwalan kegiatan.

Sistem informasi jadwal kegiatan pegawai pada BANK MUAMALAT diharapkan dapat dikembangkan dan diperbaiki pada penelitian selanjutnya, seperti memperbaharui desain yang lebih menarik, dapat menambah fitur

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

– fitur atau menu baru untuk pengolahan kategori kegiatan pegawai pada BANK MUAMALAT. Sistem yang dirancang harus terus diperbarui untuk tetap menunjang kegiatan kinerja pegawai dan diperlukan peran penting dari seluruh pihak yang terkait, perlunya adanya pengembangan dengan program android untuk kedepannya.

6. UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan kepada pihak-pihak yang telah mendukung terlaksananya penelitian ini.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Firmansyah, M. D., & Herman, H. (2023). Perancangan Web E- Commerce Berbasis Website pada Toko Ida Shoes. *Journal of Information System and Technology*, 4(1), 361–372. <https://doi.org/10.37253/joint.v4i1.6330>
- Gusti, R. E., & Santiputri, M. (2022). Sistem Informasi Pelatihan Karyawan Berbasis Website. *Jurnal Informatika Polinema*, 8(3), 15–20. <https://doi.org/10.33795/jip.v8i3.452>
- Haranti, N., & Gunawan, C. E. (2020). Analisis dan Desain Sistem Informasi Penjadwalan Kegiatan Pimpinan pada Dinas Komunikasi dan Informatika Kota Palembang. *Prosiding Seminar Nasional Sains Dan Teknologi Terapan*, 3(1), 201–211.
- Jihad, F., Lubis, D. R. P., & Lubis, A. H. (2023). Perancangan Sistem Informasi Jadwal Kegiatan Pegawai Berbasis Web. *Simtek : Jurnal Sistem Informasi Dan Teknik Komputer*, 8(1), 24–29. <https://doi.org/10.51876/simtek.v8i1.173>
- Maligomang, A., Abr, M., & Lenggu, S. (2022). *SISTEM PENJADWALAN DAN KOORDINASI NUSA TENGGARA TIMUR*. 91–98.
- Novendri. (2019). Pengertian Web. *Lentera Dumai*, 10(2), 46–57.
- Noviantoro, A., Silviana, A. B., Fitriani, R. R., & Permatasari, H. P. (2022). Rancangan Dan Implementasi Aplikasi Sewa Lapangan Badminton Wilayah Depok Berbasis Web. *Jurnal Teknik Dan Science*, 1(2), 88–103. <https://doi.org/10.56127/jts.v1i2.108>
- Sistem, P., In, J., Jit, T., Perencanaan, D., Lase, J. B., Zai, K. S., & La, N. C. (n.d.). *J . B . Lase ., K . S . Zai ., N . C . La PENGENDALIAN MANAJEMEN PERSEDIAAN BAHAN BAKU MATERIAL DI CV . UTAMA IMPLEMENTATION OF JUST IN TIME (JIT) SYSTEM IN PLANNING AND CONTROLLING INVENTORY MANAGEMENT OF RAW MATERIALS AT CV . UTAMA Jurnal EMBA Vol . 10. 10(4), 1234–1238.*
- Widiyanto, D. (2022). *PERANCANGAN SISTEM INFORMASI MANAJEMEN INVENTORI BERBASIS WEB (STUDI KASUS : SMK YPT PURWOREJO)*. 10(1), 24–31.
- Winanjar, J., & Susanti, D. (2021). RANCANG BANGUN SISTEM INFORMASI ADMINISTRASI DESA BERBASIS WEB MENGGUNAKAN PHP DAN MySQL. *ProsidingSeminar Nasional Aplikasi Sains & Teknologi (SNAST)*, 3–3. <https://journal.akprind.ac.id/index.php/snast/article/view/3396>

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.817>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier

Aji Akbar Mirinda Putra ^{1)*}, Islamiyah ²⁾, Muhammad Labib Jundillah ³⁾

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

E-Mail : aj14kbar@gmail.com ¹⁾; islamiyahunmul@gmail.com ²⁾; muhammadjundillah@ft.unmul.ac.id ³⁾;

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 28 June 2024

Revised : 29 June 2024

Accepted : 20 Februari 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Rupiah,
YouTube,
Sentiment Analysis,
Naïve Bayes Classifier,
New Currency For The 2022
Emission Year

Kata Kunci:

Rupiah,
YouTube,
Analisis Sentimen,
Naïve Bayes Classifier,
Uang Baru Tahun Emisi 2022

APA style in citing this article:

Aji Akbar Mirinda Putra, Islamiyah & Muhammad Labib Jundillah. Analisis Sentimen Pengguna Youtube Terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier . Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI), 3(1). Retrieve from <https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.177>

ABSTRACT

Money is a vital commodity in economic activities and in 2022 Bank Indonesia launched the 2022 Emission Year Rupiah with a more attractive design and improved security features. In this case social media, particularly YouTube became an important platform for Indonesians to express their opinions on the change. The Naïve Bayes Classifier method is used to classify user sentiment into positive or negative categories. This research aims to analyze YouTube users' sentiment towards the 2022 Rupiah Emission Year by using the Naïve Bayes Classifier method. The main objective is to identify whether user sentiment is positive or negative towards the 2022 Rupiah Emission Year and measure the accuracy, precision, recall, and f1-score of the sentiment analysis. The analysis shows that 55.1% of YouTube users responded positively to the 2022 Rupiah Emission Year, while 44.9% responded negatively. The performance evaluation of the model resulted in 80% accuracy, 87% precision, 73% recall, and 80% f1-score. These results show that the model performs well in classifying user sentiment.

ABSTRAK

Uang merupakan komoditas vital dalam kegiatan ekonomi dan pada tahun 2022 Bank Indonesia meluncurkan Uang Rupiah Tahun Emisi 2022 dengan desain yang lebih menarik dan fitur keamanan yang lebih baik. Dalam hal ini media sosial, khususnya YouTube menjadi platform penting bagi masyarakat Indonesia untuk mengekspresikan pendapat mereka tentang perubahan tersebut. Metode Naïve Bayes Classifier digunakan untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna ke dalam kategori positif atau negatif. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen pengguna YouTube terhadap Tahun Emisi Rupiah 2022 dengan menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Tujuan utamanya adalah untuk mengidentifikasi apakah sentimen pengguna positif atau negatif terhadap Tahun Emisi Rupiah 2022 dan mengukur *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dari analisis sentimen tersebut. Hasil analisis menunjukkan bahwa 55,1% pengguna YouTube memberikan respon positif terhadap Uang Rupiah Tahun Emisi 2022, sementara 44,9% memberikan respon negatif. Evaluasi kinerja model menghasilkan *accuracy* 80%, *precision* 87%, *recall* 73%, dan *f1-score* 80%. Hasil ini menunjukkan bahwa model ini memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan sentimen pengguna.

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1177>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Uang berfungsi sebagai alat pertukaran dan ukuran kekayaan karena sangat penting bagi dinamika ekonomi. Memudahkan transaksi jual beli adalah fungsi utama uang. Semua orang di dunia menggunakan uang, baik dalam bentuk koin maupun kertas, termasuk mata uang Indonesia, Rupiah. Bank Indonesia menanggapi evolusi waktu dengan meluncurkan Rupiah Kertas untuk Tahun Emisi 2022 yang meningkatkan mutu dan reliabilitas mata uang tersebut. Perayaan HUT ke-77 Kemerdekaan Indonesia adalah kesempatan penting untuk memperkenalkan desain yang lebih menarik, fitur keselamatan yang lebih canggih, dan peningkatan ketahanan material dengan tujuan meningkatkan kebanggaan sebagai tanda kedaulatan Negara Kesatuan Republik Indonesia (NKRI) (Bank Indonesia, 2022).

Perkembangan teknologi juga mempengaruhi cara orang berinteraksi dan berkomunikasi satu sama lain. Media sosial, terutama YouTube muncul sebagai platform penting untuk menyampaikan pendapat dan emosi. Masyarakat Indonesia secara aktif menggunakan berbagai platform media sosial, termasuk YouTube, untuk menyampaikan pendapat mereka tentang Uang Baru Tahun Emisi 2022. Sebagai platform berbagi video *online*, YouTube menyediakan berbagai pandangan yang dapat diakses oleh siapa pun yang memiliki koneksi *internet*. Komentar yang ada di platform ini dapat digunakan sebagai sumber data penting untuk mempelajari bagaimana masyarakat melihat perubahan tersebut (Tutiasri et al., 2020).

Dalam hal ini, metode sentimen *Naïve Bayes Classifier* menjadi alat yang efektif. Meskipun sederhana, metode ini menunjukkan tingkat akurasi dan kinerja yang tinggi dalam mengklasifikasikan teks. Sebagai pendekatan probabilistik, *Naïve Bayes Classifier* digunakan untuk memilah opini pengguna YouTube terkait Uang Baru Tahun Emisi 2022 ke dalam kategori positif atau negatif (Suryani et al., 2019).

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah bidang yang berhubungan dengan penilaian, tanggapan, dan perasaan yang berasal dari teks yang banyak digunakan di bidang-bidang seperti *data mining*, *web mining*, dan *social media analytics* karena sentimen adalah karakteristik yang paling penting untuk menilai perilaku manusia (Chakraborty et al., 2019).

B. YouTube

YouTube sebagai situs web dan aplikasi yang sangat populer dengan menggunakan *internet* sebagai media untuk menampilkan kontennya. Pengguna memiliki kemampuan untuk mengunggah video mereka sendiri, berinteraksi dengan video tersebut, dan memberikan komentar. Meskipun YouTube telah berkembang menjadi *database* video paling populer di dunia, popularitasnya juga berkontribusi pada potensi penyalahgunaan (Hendika Permana, 2021). YouTube API merupakan layanan yang disediakan untuk pengembang, YouTube API memainkan peran penting dalam memfasilitasi integrasi dengan sumber daya video di platform ini dan memberikan pengembang kendali atas interaksi pengguna dan video. Mengintegrasikan API dengan platform ini memungkinkan pengembang membuat aplikasi dan layanan yang lebih kompleks dan meningkatkan pengalaman pengguna melalui pemanfaatan suasana yang lebih baik (Yosef et al., 2020).

C. Text Preprocessing

Text preprocessing melibatkan *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, dan *stemming* untuk memproses data agar dapat diklasifikasikan dengan baik (Mas Pintoko & Muslim, 2018).

D. Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode untuk memberi bobot kata terhadap dokumen. Metode ini menghitung bobot berdasarkan seberapa sering kata itu muncul di dokumen dan seberapa sering kata itu muncul dalam kumpulan dokumen. Jika kata itu muncul sering di dokumen, maka bobotnya akan tinggi (Ramadhan et al., 2023). Perhitungan TF-IDF dapat ditunjukkan pada persamaan (1).

$$W_{dt} = TF_{dt} \times \log \left(\frac{d}{df} \right) \dots \dots \dots (1)$$

Keterangan:

W_{dt} = Bobot dokumen ke-d terhadap kata ke-t

TF_{dt} = Banyaknya kata yang dicari pada sebuah dokumen

IDF_{ft} = *Inversed Document Frequency* $\left(\frac{N}{df} \right)$

N = Total dokumen

df = Banyak dokumen yang mengandung kata yang dicari

E. Naïve Bayes Classifier

Naïve Bayes Classifier adalah metode klasifikasi yang berdasarkan *teorema bayes* dan independensi prediktor. Metode ini menghitung probabilitas dari data historis dan mengabaikan keterkaitan fitur dalam kelas. Metode ini efisien karena hanya memerlukan data pelatihan dan varian variabel dalam kelas untuk klasifikasi (Zainal Macfud et al., 2023). Rumus *Naïve Bayes Classifier* dalam secara umum dapat ditunjukkan pada persamaan (2).

$$P(H|X) = (P(H) \frac{P(H)}{P(X)}) \dots\dots\dots(2)$$

Keterangan:

- X = Data dengan *class* yang belum diketahui.
- H = Hipotesis data X merupakan suatu *class* spesifik.
- P(H|X) = Probabilitas hipotesis H berdasarkan kondisi x (*posteriori probability*)
- P(H) = Probabilitas hipotesis H (*prior probability*)
- P(X|H) = Probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut
- P(X) = Probabilitas dari X

F. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah matriks yang menunjukkan kemampuan sistem klasifikasi dalam *supervised learning*. Matriks ini memiliki kolom untuk kelas prediksi dan baris untuk kelas aktual. *Confusion matrix* terdiri dari empat istilah: TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Negative*), dan FN (*False Positive*). Istilah-istilah ini menggambarkan kesesuaian atau ketidaksesuaian antara nilai prediksi dan nilai aktual (Saiyar, 2018). Berikut metrik evaluasi untuk *confusion matrix*:

a. *Accuracy*

Accuracy adalah persentase kasus yang diklasifikasikan dengan benar oleh model (Xu et al., 2020). Nilai *accuracy* dapat diperoleh dengan persamaan (3).

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+FP+FN+TP} \dots\dots\dots(3)$$

Keterangan:

- TP = *True Positive*
- TN = *True Negative*
- FP = *False Positive*
- FN = *False Negative*

b. *Precision*

Precision adalah rasio antara kasus positif yang diprediksi dengan benar dan semua kasus yang diprediksi positif oleh model (Xu et al., 2020). Nilai *precision* dapat diperoleh dengan persamaan (4).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots(4)$$

Keterangan:

- TP = *True Positive*
- FP = *False Positive*

c. *Recall*

Recall adalah rasio antara kasus positif yang diprediksi dengan benar dan semua kasus positif yang sebenarnya (Xu et al., 2020). Nilai *recall* dapat diperoleh dengan persamaan (5).

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots(5)$$

Keterangan:

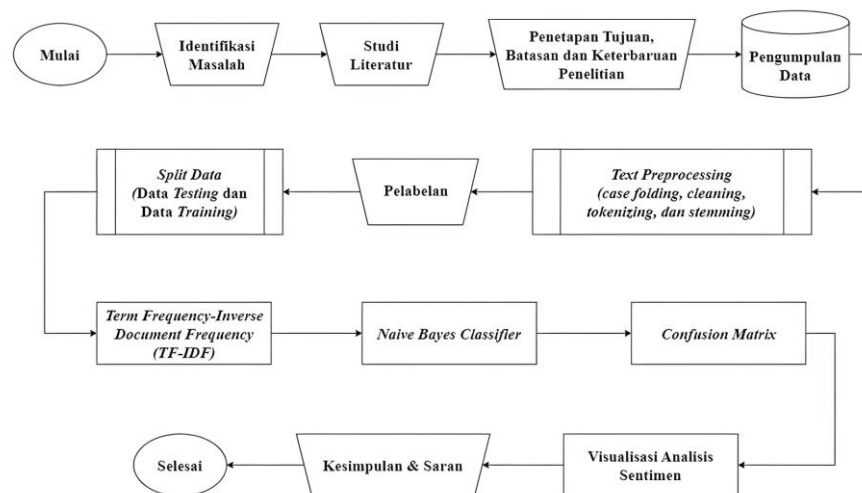
- TP = *True Positive*
- FN = *False Negative*

d. *F1-score*

F1-score adalah ukuran yang menggabungkan *precision* dan *recall* dengan cara menghitung rata-rata harmonik dari keduanya (Xu et al., 2020). Nilai *f1-score* dapat diperoleh dengan persamaan (6).

$$F1-score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} \dots\dots\dots(6)$$

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

G. Pengumpulan Data

Sumber data komentar YouTube dalam penelitian ini adalah dua video, yaitu video dari *channel* Bank Indonesia yang berjudul “Uang Rupiah Kertas Emisi 2022” dan video dari *channel* KOMPASTV yang berjudul “Prosesi Peluncuran Tujuh Uang Rupiah Kertas Tahun Emisi 2022, dari Rp 1.000 hingga Rp 100.000”. Data diambil pada tanggal 1 Mei 2023 menggunakan YouTube API dengan memasukkan *video_id* dari kedua video tersebut. Setelah proses pengambilan data selesai, data dari kedua video tersebut disatukan, lalu data komentar duplikat dihapus, dan kemudian disimpan dalam sebuah *file* dengan format CSV.

H. Text Preprocessing

Komentar-komentar YouTube yang telah terkumpul akan diproses dengan beberapa tahap pengolahan teks, yang meliputi proses *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, dan *stemming*. *Case folding* adalah proses mengubah semua huruf menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan penulisan. *Cleaning* adalah proses menghapus karakter yang tidak relevan, seperti tanda baca, angka, emoji, dan spasi berlebih. *Stemming* adalah proses mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghilangkan imbuhan. *Tokenizing* adalah proses memecah teks menjadi kata-kata yang disebut token.

I. Pelabelan

Proses penentuan sentimen pada komentar-komentar YouTube akan dilakukan dengan memberikan label positif atau negatif pada setiap kalimat secara manual oleh seorang pakar bahasa, yaitu seorang guru bahasa Indonesia SMA Islam Bunga Bangsa Samarinda. Sentimen positif merujuk pada teks yang mengandung makna yang baik, segar, atau memuaskan. Sentimen negatif, merujuk pada teks yang mengandung makna yang buruk atau mengganggu. Data akan diberi label numerik, yaitu 1 untuk sentimen positif dan 0 untuk sentimen negatif.

J. Split Data

Pemisahan data dilakukan untuk membagi *dataset* menjadi dua bagian, yaitu data latih (*training*) dan data uji (*testing*). Data latih berperan untuk melatih model klasifikasi, sementara data uji digunakan untuk menguji dan mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang telah dilatih pada tahap data latih. Pemisahan data ini akan dilakukan dengan proporsi 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji.

K. Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF) digunakan untuk memberikan bobot di mana setiap baris merepresentasikan satu kalimat (komentar), sementara setiap kolom merepresentasikan kata dalam seluruh kalimat. Perhitungan ini bertujuan untuk menilai seberapa relevan suatu kata dalam suatu dokumen.

L. Naïve Bayes Classifier

Pada tahap ini, dilakukan proses klasifikasi menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk mengidentifikasi data yang termasuk dalam kategori opini positif dan negatif. Kelebihan dari metode *Naïve Bayes Classifier* terletak pada penggunaan jumlah data latih yang relatif sedikit, memungkinkan perhitungan yang lebih

simpel, cepat, dan efisien. *Naïve Bayes Classifier* digunakan pada data latih untuk membentuk model klasifikasi yang akan digunakan dalam meramalkan kelas sentimen. Selanjutnya, data uji digunakan sebagai alat evaluasi untuk mengukur seberapa akurat model klasifikasi dalam melakukan klasifikasi.

M. Confusion Matrix

Confusion matrix dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi yang digunakan. *Output* dari *confusion matrix* akan disajikan dalam bentuk *heatmap*, dan nilai-nilai kinerja yang diperoleh dari *confusion matrix* meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*.

N. Visualisasi Analisis Sentimen

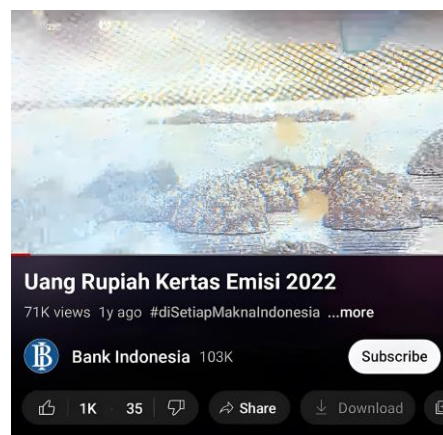
Hasil uji dari analisis sentimen dalam penelitian ini akan disajikan dalam bentuk diagram lingkaran yang menggambarkan hasil sentimen positif dan negatif. Selain itu, akan ditampilkan pula sebuah *wordcloud* yang bertujuan untuk mengilustrasikan kata-kata yang muncul lebih sering dengan ukuran yang lebih besar, sehingga mempermudah observasi secara visual.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

O. Pengumpulan Data

Tahap ini menggunakan YouTube API untuk memperoleh data dari *channel* Bank Indonesia yang berjudul “Uang Rupiah Kertas Emisi 2022” dan video dari *channel* KOMPASTV yang berjudul “Prosesi Peluncuran Tujuh Uang Rupiah Kertas Tahun Emisi 2022, dari Rp 1.000 hingga Rp 100.000”. Data diambil pada tanggal 1 Mei 2023, setelah proses pengambilan data selesai, data dari kedua video tersebut disatukan dengan total 1.259 data, lalu data komentar duplikat dihapus menyisakan total 1237 data, dan kemudian disimpan dalam sebuah *file* dengan format CSV.

Berikut merupakan gambar dari video di *channel* Bank Indonesia yang berjudul “Uang Rupiah Kertas Emisi 2022” dan gambar dari video di *channel* KOMPASTV yang berjudul “Prosesi Peluncuran Tujuh Uang Rupiah Kertas Tahun Emisi 2022, dari Rp 1.000 hingga Rp 100.000” ditunjukkan pada gambar 2 dan gambar 3.



Gambar 2. Video YouTube Channel Bank Indonesia



Gambar 3. Video YouTube Channel KOMPASTV

Berikut merupakan tabel hasil hapus komentar duplikat dari *channel* Bank Indonesia dan dari *channel* KOMPASTV ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Hasil Hapus Komentar Duplikat

No.	Nama	Komentar
1	Santri Kendal Channel	REDENOMINASI RUPIAH + BAHANNYA POLYMER Jadi nggak kalah deh sama uang asing
2	Santri Kendal Channel	Mohon maaf nih pak banyak komentar yang ingin sekali redenominasi rupiah
...
1236	Muhammad Raqwan Rahmatullah	Amiiin
1237	Mammoy	Rubah2 Mulu.,

P. Text Preprocessing

Data yang diperoleh setelah hapus duplikasi data yaitu 1237 data digunakan dalam tahap *text processing* ini dengan urutan, 1.) *case folding*, 2.) *cleaning*, 3.) *Stemming*, 4.) *Tokenizing*. Berikut merupakan tabel hasil *text preprocessing* ditunjukkan pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Text Preprocessing

NO.	Sebelum Text Preprocessing	Sesudah Text Preprocessing
1	REDENOMINASI RUPIAH + BAHANNYA POLYMER Jadi nggak kalah deh sama uang asing	['redenominasi', 'rupiah', 'bahan', 'nya', 'polymerbrjadi', 'nggak', 'kalah', 'deh', 'sama', 'uang', 'asing']
2	Mohon maaf nih pak banyak komentar yang ingin sekali redenominasi rupiah	['mohon', 'maaf', 'nih', 'pak', 'banyak', 'komentar', 'yang', 'ingin', 'sekali', 'redenominasi', 'rupiah']
...
1236	Amiiin	['amiiin']
1237	Rubah2 Mulu.,	['rubah', 'mulu']

Q. Pelabelan

Data *text preprocessing* yang telah diperoleh, kemudian digunakan sebagai data pelabelan. Pelabelan dilakukan secara manual oleh ahli bahasa yaitu guru bahasa Indonesia SMA Islam Bunga Bangsa Samarinda. Data yang dipilih hanya komentar positif dan negatif, kemudian diberi label berupa angka 1 untuk positif dan angka 0 untuk negatif. Data pelabelan yang berhasil dipilih berjumlah 487 komentar yaitu, komentar positif berjumlah 246 dan komentar negatif berjumlah 241. Berikut merupakan tabel data pelabelan ditunjukkan pada tabel 3.

Tabel 3. Data Pelabelan

No.	Komentar	Label
1	['redenominasi', 'rupiah', 'bahan', 'nya', 'polymerbrjadi', 'nggak', 'kalah', 'deh', 'sama', 'uang', 'asing']	1
2	['hahahahaaakalan', 'rezimbilang', 'aja', 'trus', 'terang', 'uang', 'dri', 'rupiah', 'jdi', 'rupiah', 'sy', 'ingat', 'jaman', 'soekarno', 'dulu', 'ya', 'seperti', 'ini', 'cuma', 'beda', 'nya', 'perintah', 'soekarno', 'memberitahu', 'masyarakat', 'dgn', 'buka', 'beda', 'dgn', 'skrg', 'mereka', 'beri', 'alas', 'yg', 'tdk', 'masuk', 'akalberarti', 'apa', 'ya', 'inflasi', 'dan', 'ke', 'ada', 'ekonomi', 'indonesia', 'tdk', 'baik', 'aja', 'kondisi', 'nyasemua', 'jelas', 'tentang', 'uang', 'baru', 'yg', 'nominal', 'jdi', 'jdi', 'dan', 'terus', 'ga', 'masuk', 'akal', 'harus', 'nya', 'perintah', 'cara', 'buka', 'memberitahu', 'masyarakat', 'agar', 'erti', 'dan', 'tau', 'situasi', 'dan', 'kondisi', 'indonesia', 'yg', 'benar', 'nya', 'sy', 'hanya', 'ingat',	0

No.	Komentar	Label
	'kan', 'bagai', 'org', 'tua', 'yg', 'sdh', 'umur', 'hampir', 'perintah', 'jgn', 'trus', 'bohong', 'rakyat', 'nya', 'dgn', 'kalimat', 'dan', 'kata', 'hanya', 'utk', 'tutup', 'yg', 'benar', 'nya']	
...
486	['srimulat', 'spg', 'nya', 'imf']	0
487	['rubah', 'mulu']	0

R. Split Data

Setelah pelabelan, pada tahap ini data dibagi menjadi 2 yaitu data *training* dan data *testing*. Data *training* berjumlah 340 data akan digunakan untuk melatih model, sedangkan data *testing* berjumlah 147 data akan digunakan untuk menguji performa model yang telah dilatih. Berikut merupakan tabel hasil data *training* ditunjukkan pada tabel 4 dan tabel hasil data *testing* ditunjukkan pada tabel 5.

Tabel 4. Hasil Data *Training*

No.	Komentar	Label
1	['mantul', 'href', 'yuk', 'selalu', 'jaga', 'dan', 'rawat', 'rupiah', 'kita', 'dengan', 'terap', 'jangan', 'lipat', 'jangan', 'coret', 'jangan', 'stapler', 'jangan', 'remas', 'dan', 'jangan', 'basah']	1
2	['kenapa', 'sih', 'perintah', 'kok', 'ngutang', 'kan', 'bisa', 'nyetak', 'uang', 'sendiri', 'sekarang', 'cetak', 'uang', 'yg', 'banyak', 'buat', 'bayar', 'utang', 'negara', 'trus', 'jangan', 'ngutang', 'lagi', 'syukur', 'gaji', 'pegawai', 'naik', 'brgitu', 'aja', 'kok', 'repot']	0
...
339	['nilai', 'nominal', 'besar', 'tapi', 'tidak', 'daya']	0
340	['terima', 'kasih', 'banyak', 'buat', 'kontribusi', 'ibu', 'sri', 'mulyani', 'untuk', 'maju', 'indonesia']	1

Tabel 5. Hasil Data *Testing*

No.	Komentar	Label
1	['lebih', 'fresh']	1
2	['redenominasiredenominasiredenominasi', 'ny', 'kebanyak', 'bcotdoang']	0
...
146	['gonta', 'ganti', 'terus', 'gak', 'ada', 'guna', 'nya', 'malah', 'proyek', 'nya', 'bikin', 'kontraktor', 'untung', 'besar', 'yg', 'penting', 'itu', 'nilai', 'mata', 'uang', 'nya', 'ya', 'kan', 'bukan', 'gambar', 'nya']	0
147	['setuju']	1

S. Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF)

Tahap ini menggunakan data pelabelan, kemudian diolah menggunakan TfIdfVectorizer. Bobot tiap kata yang mendekati atau sama dengan nilai 1 menunjukkan bahwa kata tersebut penting dalam kalimat tersebut, sedangkan nilai 0 menunjukkan bahwa kata tersebut tidak ada dalam kalimat atau memiliki frekuensi yang sangat rendah sehingga tidak dianggap penting dalam kalimat tersebut. Berikut merupakan tabel hasil TF-IDF ditunjukkan pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil TF-IDF

Komentar	aamin	...	cara	...	deh	...	rubah	...	uang	...	zimbabwe
1	0	...	0	...	0.42	...	0	...	0.13	...	0
2	0	...	0.07	...	0	...	0	...	0.06	...	0
...
486	0	...	0	...	0	...	0	...	0	...	0

Komentar	aamin	...	cara	...	deh	...	rubah	...	uang	...	zimbabwe
487	0	...	0	...	0	...	0.65	...	0	...	0

T. Naïve Bayes Classifier

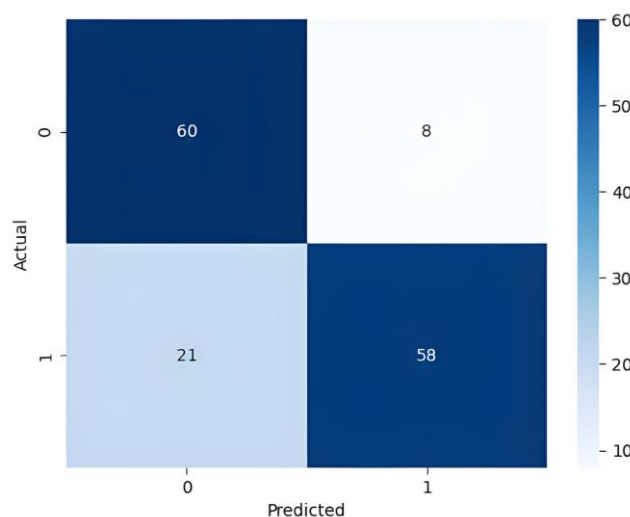
Tahap ini menggunakan data *training* dan data *testing*, kemudian diolah menggunakan MultinomialNB dan CountVectorizer. Model *Naïve Bayes* dilatih terlebih dahulu pada data *training*, setelah itu pelatihan model *Naïve Bayes* digunakan untuk memprediksi hasil pada data *testing* sebagai evaluasi sejauh mana model *Naïve Bayes* dapat melakukan klasifikasi dengan benar terhadap data yang tidak pernah digunakan selama pelatihan, serta menghitung probabilitas hasil prediksi yang akan menjadi label sistem. Label ahli bahasa dilakukan oleh guru bahasa indonesia, sedangkan label sistem dilakukan oleh *Naïve Bayes Classifier*. Berikut merupakan tabel hasil *Naïve Bayes Classifier* ditunjukkan pada tabel 7.

Tabel 7. *Naïve Bayes Classifier*

No.	Komentar	Label Ahli Bahasa	Label Sistem
1	['lebih', 'fresh']	1	1
2	['redenominasiredenominasiredenominasi', 'ny', 'kebanyak', 'bcotdoang']	0	0
...
146	['gonta', 'ganti', 'terus', 'gak', 'ada', 'guna', 'nya', 'malah', 'proyek', 'nya', 'bikin', 'kontraktor', 'untung', 'besar', 'yg', 'penting', 'itu', 'nilai', 'mata', 'uang', 'nya', 'ya', 'kan', 'bukan', 'gambar', 'nya']	0	0
147	['setuju']	1	1

U. Confusion Matrix

Pada tahap ini, evaluasi kinerja *Naïve Bayes Classifier* akan disajikan melalui beberapa metrik, termasuk *heatmap*, *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Metode ini akan memberikan gambaran yang komprehensif tentang sejauh mana model (*Naïve Bayes Classifier*) dapat melakukan klasifikasi dengan benar dan efektif dalam mengidentifikasi kelas target. Berikut merupakan gambar *heatmap confusion matrix* ditunjukkan pada gambar 4 dan berikut merupakan gambar hasil tingkat performa *confusion matrix* ditunjukkan pada gambar 5.



Gambar 4. *Heatmap Confusion Matrix*

```

MultinomialNB Accuracy: 0.8027210884353742
MultinomialNB Precision: 0.8787878787878788
MultinomialNB Recall: 0.7341772151898734
MultinomialNB F1_Score: 0.8
=====
              precision    recall  f1-score   support

     0         0.74         0.88         0.81         68
     1         0.88         0.73         0.80         79

 accuracy                0.80         147
 macro avg              0.81         0.81         0.80         147
 weighted avg          0.81         0.80         0.80         147
    
```

Gambar 5. Hasil Tingkat Performa *Confusion Matrix*

Penjelasan untuk hasil nilai *heatmap confusion matrix* adalah *True Negative* (TN) berjumlah 60 data, *False Positive* (FP) berjumlah 8 data, *True Positive* (TP) berjumlah 58 data, dan *False Negative* (FN) berjumlah 21 data. Perhitungan manual untuk nilai *accuracy*, *precision*, *recall* dan *f1-score* sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TN+TP}{TN+FP+FN+TP} = \frac{60+58}{60+8+21+58} = \frac{118}{147} = 0.80 \times 100\% = 80\%$$

$$Precision = \frac{TN}{TN+FP} = \frac{58}{58+8} = \frac{58}{66} = 0.87 \times 100\% = 87\%$$

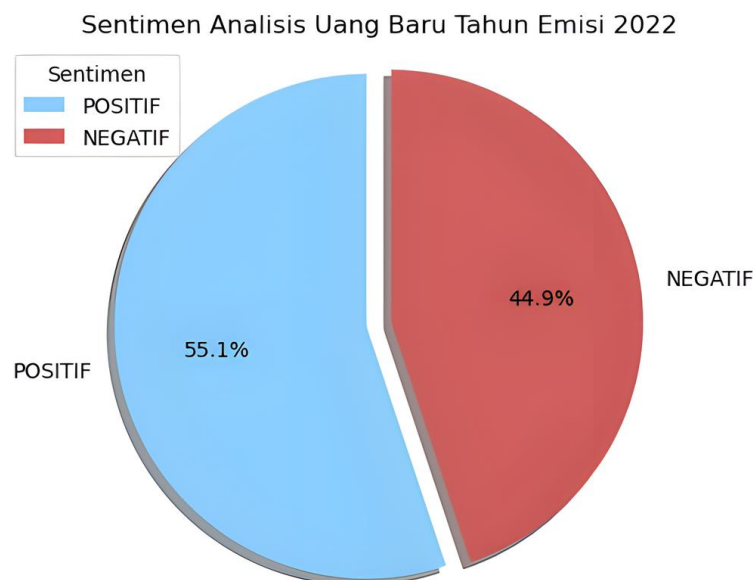
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{58}{58+21} = \frac{58}{79} = 0.73 \times 100\% = 73\%$$

$$F1-score = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall} = 2 \times \frac{0.87 \times 0.73}{0.87+0.73} = 0.80 \times 100\% = 80\%$$

V. Visualisasi Analisis Sentimen

Terdapat 2 bentuk visualisasi analisis sentimen yaitu diagram lingkaran dan *wordcloud*.

a. Visualisasi diagram lingkaran menampilkan komentar positif berjumlah 82 data (55,1%) berwarna biru dan komentar negatif berjumlah 66 data (44,9%) berwarna merah dari hasil data label sistem (*Naïve Bayes Classifier*).



Gambar 6. Hasil Visualisasi Diagram Lingkaran

b. Visualisasi *wordcloud* menampilkan kata-kata yang muncul dalam teks dengan ukuran kata yang berbeda-beda berdasarkan frekuensi kemunculannya yang terbesar merupakan kalimat yang sering muncul.



Gambar 7. Hasil Visualisasi Wordcloud

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian analisis sentimen pengguna YouTube terhadap uang baru tahun emisi 2022 menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Respon dari pengguna YouTube terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 menunjukkan bahwa sebanyak 55,1% (82 data) termasuk dalam kategori tanggapan positif, sementara 44,9% (66 data) tergolong dalam kategori tanggapan negatif. Analisis ini menggambarkan bahwa mayoritas pengguna YouTube menunjukkan dukungan terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022 berdasarkan tanggapan yang diberikan.
2. Penelitian ini mencapai nilai *accuracy* sebesar 80%, *precision* mencapai 87%, *recall* sebesar 73%, dan *f1-score* sebesar 80%. Angka-angka ini memberikan indikasi bahwa model yang digunakan dalam penelitian ini memiliki kinerja yang baik dan dapat diimplementasikan dengan efektif. Tingkat *accuracy* yang signifikan, *precision* yang tinggi, *recall* yang memadai, dan *f1-score* yang signifikan menyiratkan bahwa model mampu dengan baik mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap Uang Baru Tahun Emisi 2022. Hasilnya, temuan ini memberikan keyakinan bahwa model memiliki kemampuan yang dapat diandalkan untuk analisis sentimen pada respon pengguna YouTube terhadap peristiwa tersebut.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Bank Indonesia. (2022). *Bank Indonesia Dan Pemerintah Meluncurkan Uang Rupiah Kertas Tahun Emisi 2022*. https://www.bi.go.id/id/publikasi/ruang-media/news-release/Pages/sp_2421922.aspx
- Chakraborty, K., Bhattacharyya, S., Bag, R., & Hassanien, A. A. (2019). Sentiment Analysis on a Set of Movie Reviews Using Deep Learning Techniques. *Social Network Analytics*, 127–147.
- Hendika Permana, I. P. (2021). Analisis Rasio Pada Akun Youtube Untuk Penelitian Kualitatif Menggunakan Metode Eksploratif. *Jurnal Ilmiah Media Sisfo*, 15(1), 40–48.
- Mas Pintoko, B., & Muslim, K. (2018). Analisis Sentimen Jasa Transportasi Online pada Twitter Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier. *E-Proceeding of Engineering*, 5(3), 8121–8130.
- Ramadhan, F. A., Sitorus, S. H., & Rismawan, T. (2023). Penerapan Metode Multinomial Naïve Bayes untuk Klasifikasi Judul Berita Clickbait dengan Term Frequency - Inverse Document Frequency. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, 11(1), 70–76. <https://doi.org/10.26418/justin.v11i1.57452>
- Saiyar, H. (2018). Aplikasi Diagnosa Penyakit Tuberculosis Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JURIKOM*, 5(5), 498–502. <http://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom|Page|498>
- Suryani, P. S. M., Linawati, L., & Saputra, K. O. (2019). Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Facebook Berbahasa Indonesia. *Majalah Ilmiah Teknologi Elektro*, 18(1), 145–148. <https://doi.org/10.24843/mite.2019.v18i01.p22>
- Tutiasri, R. P., Laminto, N. K., & Nazri, K. (2020). Pemanfaatan Youtube Sebagai Media Pembelajaran Bagi Mahasiswa di Tengah Pandemi Covid-19. *Jurnal Komunikasi Masyarakat Dan Keamanan (KOMASKAM)*, 2(2), 1–15.
- Xu, J., Zhang, Y., & Miao, D. (2020). Three-way Confusion Matrix For Classification: A Measure Driven View. *Information Sciences*, 507, 772–794. <https://doi.org/10.1016/J.INS.2019.06.064>
- Yosef, E., Sihombing, S., & Hanggara, B. T. (2020). Pemanfaatan API Youtube dalam Pengembangan Aplikasi Portal Video Penangkaran Kenari untuk Peternak Kenari Berbasis Android. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 4(7), 2067–2074. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Zainal Macfud, A., Pandu Kusuma, A., Dwi Puspitasari, W., Balitar Blitar JI Majapahit No, I., Sananwetan, K., Blitar, K., & Timur, J. (2023). Analisis Algoritma Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Tingkat Minat Barang Di Toko Violet Cell. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 7(1), 87–94.



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Manajemen Proyek Sistem Informasi Reservasi Servis Kendaraan

Kaila Azahra¹⁾, Yahfizham²⁾

Sistem Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sumatera Utara

E-Mail : kailaazahra696@gmail.com¹⁾; yahfizham@uinsu.ac.id²⁾

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 27 June 2024

Revised : 27 June 2024

Accepted : 30 May 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Project Management

Vehicle Service Reservation

Waterfall Method

Kata Kunci :

Manajemen Proyek

Reservasi Servis Kendaraan

Metode Waterfall

APA style in citing this article:

Azahra, K., & Yahfizham.
Manajemen Proyek Sistem
Informasi Reservasi Servis
Kendaraan. Adopsi Teknologi
Dan Sistem Informasi
(ATASI), 3(1).

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

ABSTRACT

This research aims to develop a web-based vehicle service reservation application to overcome manual reservations. The method used is the waterfall method. Where this method is used for system development. By using Use Cases and Class Diagrams to design systems. The result is a display of login, register, dashboard, categories, groups and customers. This application is expected to increase efficiency and reduce queues at workshops, providing better service to customers.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan mengembangkan aplikasi reservasi servis kendaraan berbasis web untuk mengatasi reservasi manual. Metode yang digunakan adalah metode waterfall. Yang dimana metode ini digunakan untuk pengembangan sistem. Dengan menggunakan Use Case dan Class Diagram untuk perancangan sistem. Hasilnya adalah tampilan login, register, dashboard, kategori, golongan, dan pelanggan. Aplikasi ini diharapkan meningkatkan efisiensi dan mengurangi antrian di bengkel, memberikan pelayanan yang lebih baik kepada pelanggan.

2022 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Kemudahan inovasi dapat membantu individu dalam menyelesaikan tugas secara akurat dan tepat waktu meningkat seiring dengan kecepatan perbaikannya. Berbagai bidang usaha, mulai dari pengajaran penghitungan, perdagangan, pariwisata, komunikasi penyiaran, dan industri, sangat terpengaruh oleh inovasi data (Jingjing et al., 2020).

Saat ini, komputer memainkan peran utama dalam setiap industri, termasuk perdagangan, hiburan, dan militer. Kemampuan untuk melakukan kesalahan rumit dengan cepat dan mudah, mengkomputerisasi kesalahan, dan mengurai pekerjaan menjadi mungkin dilakukan oleh komputer. Kehadiran usaha merupakan salah satu latihan suatu lembaga. Tantangan utama sebuah proyek adalah mewujudkan poin dan tujuannya sambil tetap memperhatikan keharusan yang dipaksakan oleh anggaran pekerjaan, waktu, dan pembagian kerja (Vidiyanto & Haji, 2020).

Penerapan data, kapasitas, pemberontakan, dan strategi untuk memperluas operasi dalam rangka memenuhi kebutuhan usaha dikenal dengan istilah administrasi perluasan (Dr. Santoso Joseph Teguh & S.Kom, 2023). Pemanfaatan data, kapasitas, resistensi, dan strategi terhadap total penugasan sesuai dengan penentuan perluasan disebut dengan administrasi perluasan. Tujuan penting manajemen proyek adalah untuk memberdayakan usaha agar dapat dilaksanakan secara layak, sesuai rencana, dan dengan hasil yang ditargetkan. Usaha biasanya memerlukan penundaan dalam penyelesaiannya, sehingga memerlukan penjadwalan ulang. Oleh karena itu, pengaturan memainkan peranan penting dalam usaha, semua pilihan harus dibuat berdasarkan kesepakatan dengan

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

pengaturan dan oleh semua pihak yang terlibat. Pemilik usaha, komite pengarah, dan pihak lain dimasukkan sebagai mitra dalam perluasan keduanya memperluas pelaksana dan pelanggan hasil usaha (Setiawan, 2019).

Bengkel, terutama yang bergerak di industri kendaraan, adalah bisnis manfaat yang menawarkan bantuan kepada pemilik kendaraan untuk menemukan jawaban atas masalah mereka. Layanan dukungan normal, ringan, kuat, dan penyesuaian kendaraan semuanya diberikan oleh bengkel ini (Bloom & Reenen, 2013).

Sekarang baik dari kalangan masyarakat menengah kebawah sampai dengan kalangan masyarakat menengah ke atas. Kendaraan merupakan alat transportasi yang menjadi ujung tombak dari segala kegiatan yang dilakukan semua kalangan. Khususnya sepeda motor, yang merupakan jenis kendaraan yang paling umum karena berada dalam lingkup semua kelas sosial. Selain itu, merombak dan merawat sepeda motor tidaklah memerlukan biaya yang mahal (Jaya et al., 2019).

Saat ini, sejumlah pengelola bengkel membantu klien dengan mengiklankan reservasi kendaraan, jika semua hal dipertimbangkan, pengelola bengkel membuat reservasi sendiri secara manual. Ketika klien perlu merencanakan reservasi kendaraan, mereka dapat melakukannya secara langsung di bengkel, melalui telepon, atau melalui SMS. Pengelola pada saat itu mencatat judul dan reservasi pelanggan yang disusun dalam sebuah buku. Ketika ada sebagian individu yang mengantri, lokakarya tidak dapat mewajibkan semua orang, sehingga menimbulkan masalah. Untuk mengatasi permasalahan tersebut, maka akan dibuat aplikasi pemesanan reservasi servis kendaraan berbasis web sebagai bagian dari pemikiran tersebut. Karena aplikasi berbasis web dapat dengan mudah diakses melalui browser di berbagai gadget, maka platform web dipilih (Widhiananda et al., 2018).

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Manajemen Proyek

Tujuan penting manajemen proyek adalah untuk memberdayakan usaha agar dapat dilaksanakan dengan sukses, sesuai rencana, dan dengan hasil yang ditargetkan. Usaha sesering mungkin memerlukan penundaan penyelesaian, sehingga memerlukan penjadwalan ulang. Oleh karena itu, pengaturan memainkan peranan penting dalam usaha, semua pilihan harus dibuat berdasarkan pemahaman dengan pengaturan dan oleh semua pihak yang terlibat. Stakeholder yang dimaksud di dalam proyek adalah pemilik proyek (project owner), komite pengarah (steering committee), pengguna hasil proyek dan pelaksana proyek (Setiawan, 2019).

B. Reservasi

Dalam bahasa Inggris reservasi disebut juga booking, berasal dari kata kerja "to reserve", yang berarti menawarkan atau mengatur tempat yang sedang berlangsung. Di antara waktu-waktu tersebut, reservasi dapat berupa reservasi yang dibuat untuk suatu tempat. Oleh karena itu, reservasi pada umumnya dilakukan untuk berbagai kantor, seperti penginapan, restoran, pertunjukan, tiket, kereta api, bus, klub, kegembiraan, dan sebagainya. Dalam industri pariwisata, istilah "pemesanan" juga mengacu pada reservasi (Idra Maita & Arabiatul Adawiyah, 2017).

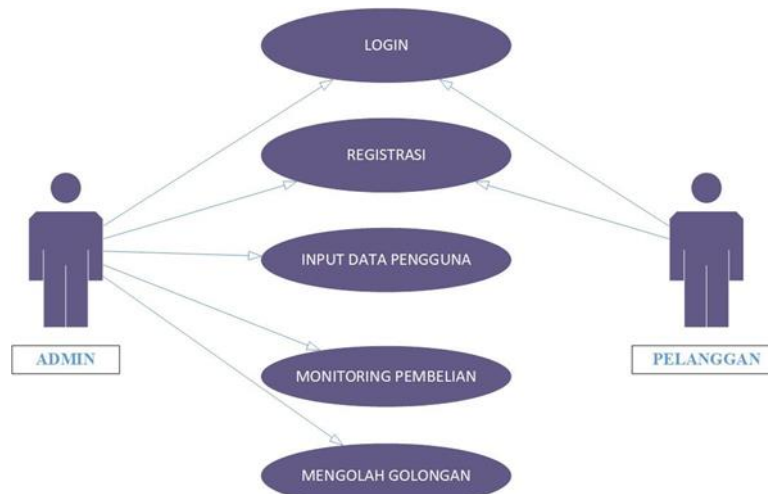
C. Use Case Diagram

Aktor dan Kasus Penggunaan adalah dua jenis pelajaran khusus. Bagan ini penting untuk mengatur dan menjelaskan bagaimana suatu sistem harus dijalankan dalam mempersiapkan klien untuk membutuhkan dan mengantisipasinya. Grafik kasus penggunaan menunjukkan bagaimana karakter di layar dan kasus penggunaan saling terkait. Dari sudut pandang klien, kasus penggunaan menggambarkan kebutuhan dan kapasitas. Seniman pertunjukan adalah orang atau kerangka yang memperoleh atau memberikan informasi dari kerangka ini (Ferdiana, 2016).

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

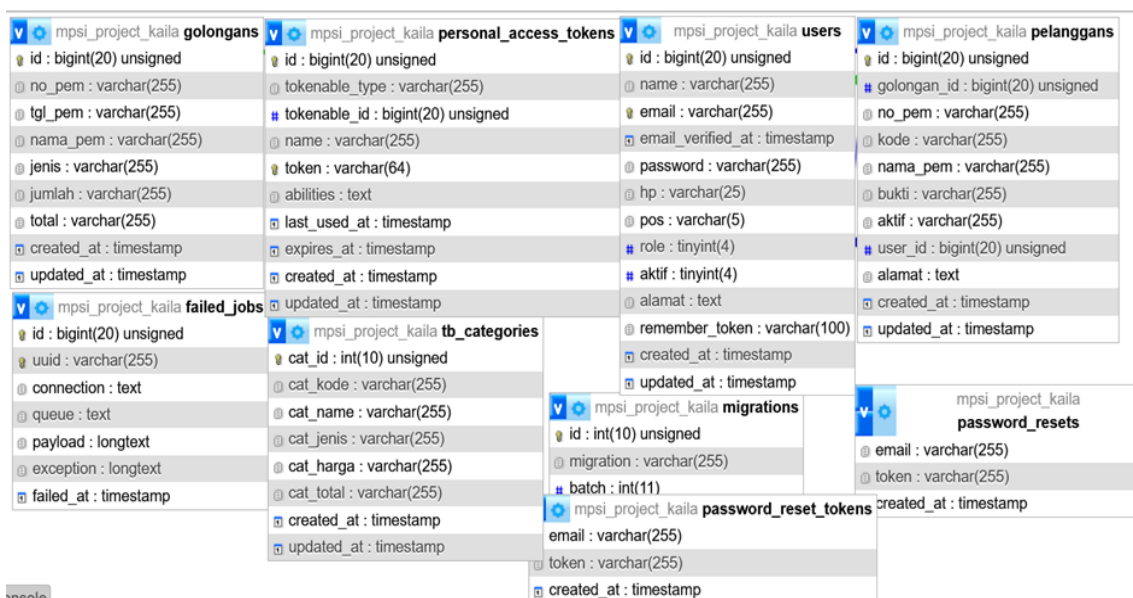
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Gambar 1. Use Case Diagram

D. Class Diagram

Class Diagram yang biasa disebut diagram kelas, adalah grafik yang menunjukkan bagaimana kelas-kelas yang akan membentuk kerangka tersebut akan dikarakterisasi (Pramudya & Franses, 2022). Jenis grafik lain yang menggambarkan hubungan antar kelas yang memiliki karakteristik dan fungsi suatu objek adalah diagram kursus (Arianti et al., 2022).



Gambar 2. Class Diagram

3. METODE PENELITIAN

Penulis menggunakan pendekatan ini sebagai pedoman ketika melakukan penelitian untuk memastikan bahwa penemuan tersebut tetap sesuai dengan tujuan yang dinyatakan. Berikut ini adalah beberapa pertanyaan tentang prosedur yang digunakan (Olindo & Syaripudin, 2022). Metode Waterfall adalah pendekatan yang digunakan dalam pemikiran ini. Metode waterfall bisa menjadi pendekatan berturut-turut untuk perbaikan kerangka kerja dimana tahapan diselesaikan satu demi satu (Fachri & Surbakti, 2021). Strategi yang digunakan untuk mengumpulkan informasi adalah sebagai berikut:

- a. Metode Observasi.

Mengumpulkan data untuk memutuskan masalah apa yang dapat diatasi berdasarkan struktur ilmu pengetahuan kerangka data yang dapat diakses. Oleh karena itu, alasan pertimbangan ini adalah untuk mengumpulkan informasi dan data seputar masalah pemahaman serta menghafal metode yang digunakan dalam bisnis servis kendaraan.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

b. Metode Wawancara.

Pendekatan penyelidikan yang digunakan dalam pembuatan kerangka data bengkel. dengan mengumpulkan semua informasi penting, mengubahnya menjadi data yang tepat untuk program lain, dan menggunakan sumber yang mengklaim bengkel mobil untuk menyediakan informasi tersebut.

Metode waterfall SDLC adalah pendekatan yang digunakan untuk perbaikan kerangka kerja. Alasan mengapa ini disebut waterfall adalah karena setiap langkah yang diambil mengharuskan untuk menahan level yang lalu untuk menyelesaikan beberapa waktu baru-baru ini melanjutkan (Nur, 2019).

Dengan pendekatan yang disengaja dan penyelidikan berturut-turut, demonstrasi ini dimulai dengan kebutuhan kerangka kerja dan berlanjut melalui tahap perencanaan, pengkodean, pengujian/verifikasi, dan pemeliharaan. Alasan mengapa ini disebut Metode Waterfall adalah karena setiap langkah yang diambil mengharuskan untuk menahan level yang lalu untuk menyelesaikan beberapa waktu baru-baru ini melanjutkan. Roger S. Pressman membagi pandangan dunia ini menjadi enam tahap, sebagai berikut:

1. Pemodelan data dan pembangunan kerangka kerja.

Menemukan permintaan sistem secara keseluruhan yang akan diaktualisasikan sebagai perangkat lunak merupakan langkah utama dalam persiapan pemodelan ini. Mengingat bahwa program harus dapat berkomunikasi dengan komponen lain seperti peralatan, database, dll. Hal ini seringkali penting, tahap ini lazim disebut sebagai perluasan definisi.

2. Pemeriksaan Persyaratan Program.

Rumor mengenai kebutuhan menjadi lebih serius dan berfokus pada perangkat lunak. Insinyur program komputer harus memahami ruang data program, seperti kegunaan dasar dan antarmuka klien, untuk memutuskan jenis program yang harus dibuat. Penting untuk mencatat dan mengilustrasikan kepada klien kedua kesalahan ini (mencari prasyarat kerangka kerja dan program komputer).

3. Rencana

Sebelumnya pada pengkodean, kriteria yang telah disebutkan sebelumnya diuraikan menjadi representasi dalam bingkai "cetak biru" program komputer dengan menggunakan metode ini. Persyaratan dari tahap sebelumnya harus dipenuhi sesuai rencana. Langkah ini harus digambarkan sebagai pengaturan perangkat lunak, seperti dua langkah pertama.

4. Pemrograman

Melalui metode pengkodean, rencana yang dibuat dengan cara ini diubah menjadi bentuk yang dapat dimengerti mesin dialek pemrograman. Tahapan yang sebenarnya dapat diselesaikan oleh software engineer adalah tahap pelaksanaan rencana.

5. Pemeriksaan dan Afiriasi

Setiap ciptaan harus diuji. Dengan cara yang sama dengan perangkat lunak. Untuk menjamin program bebas kesalahan dan hasilnya memenuhi prasyarat yang telah ditetapkan, maka setiap kerja program harus dicoba.

6. Pemeliharaan

Karena program ini tidak berkelanjutan seperti yang terlihat, dukungan dan pengembangan diperlukan untuk program komputer. Mungkin ada bug kecil yang belum ditemukan saat menggunakannya, atau mungkin ada sorotan yang tidak terpakai yang saat ini tidak dimiliki program. Ketika ada perubahan dari luar, seperti peningkatan sistem kerja atau perangkat lain, kemajuan adalah hal yang mendasar (bidin A, 2017)

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Kerangka kerja yang akan dibuat diuraikan pada poin ini. Berikut ini adalah beberapa tampilan dari sistem reservasi servis kendaraan yang sudah dibuat:

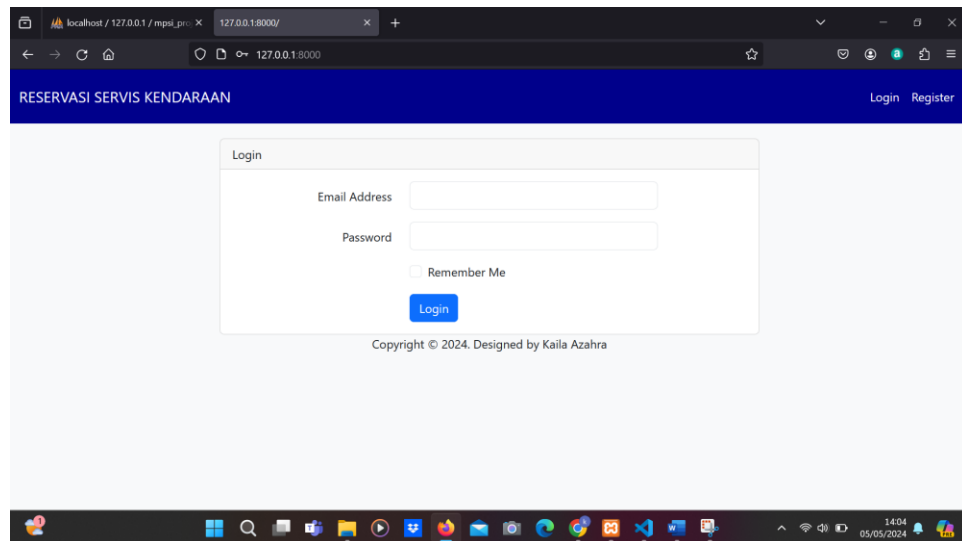
a. Tampilan Login

Menu login merupakan menu awal user untuk masuk ke dalam menu utama.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

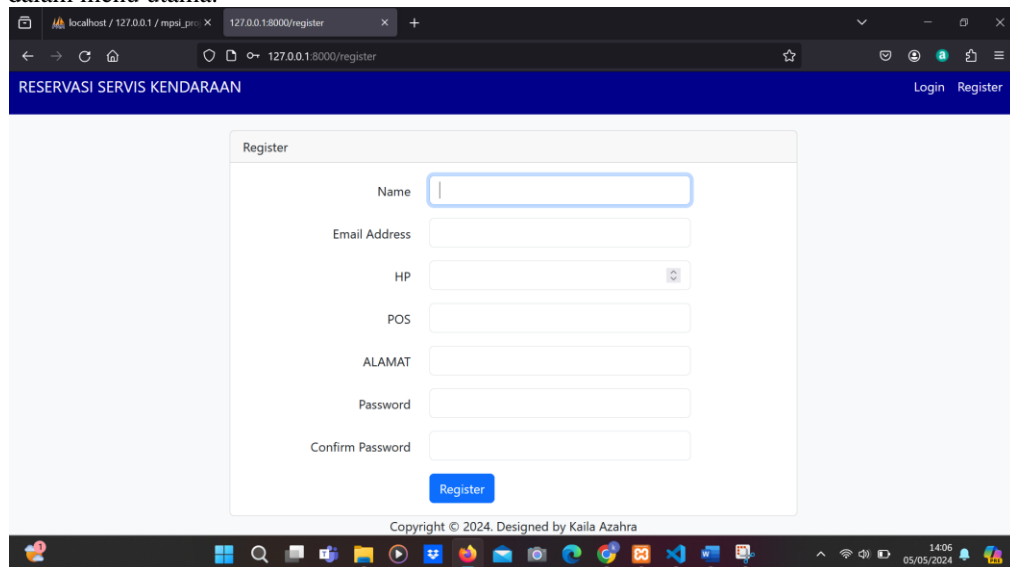
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Gambar 3. Tampilan Login

b. Tampilan Register

Pada menu register user dapat membuat akun terlebih dahulu jika user belum memiliki akun untuk masuk ke dalam menu utama.



Gambar 4. Tampilan Register

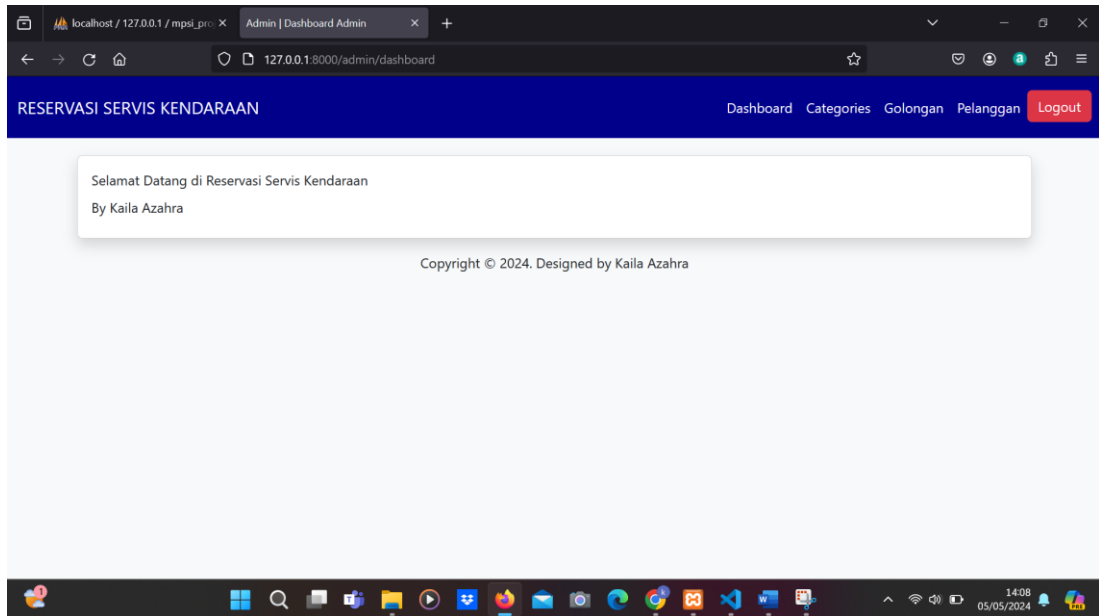
c. Halaman Dashboard

Pada halaman dashboard merupakan halaman awal setelah login.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

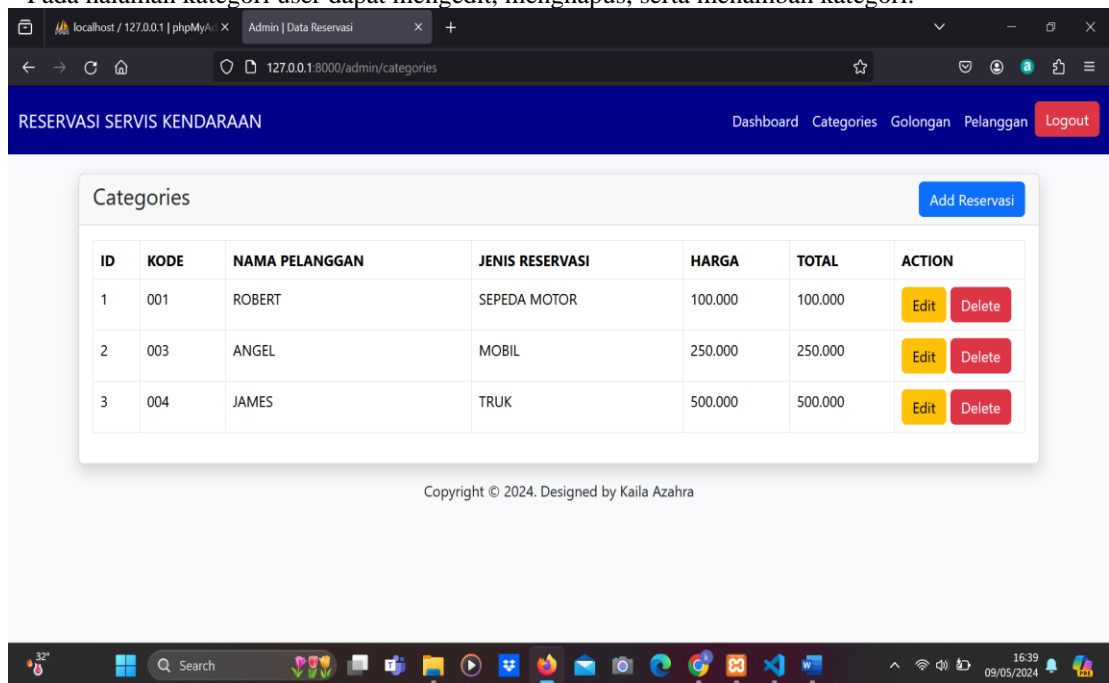
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Gambar 5. Halaman Dashboard

d. Halaman Kategori

Pada halaman kategori user dapat mengedit, menghapus, serta menambah kategori.



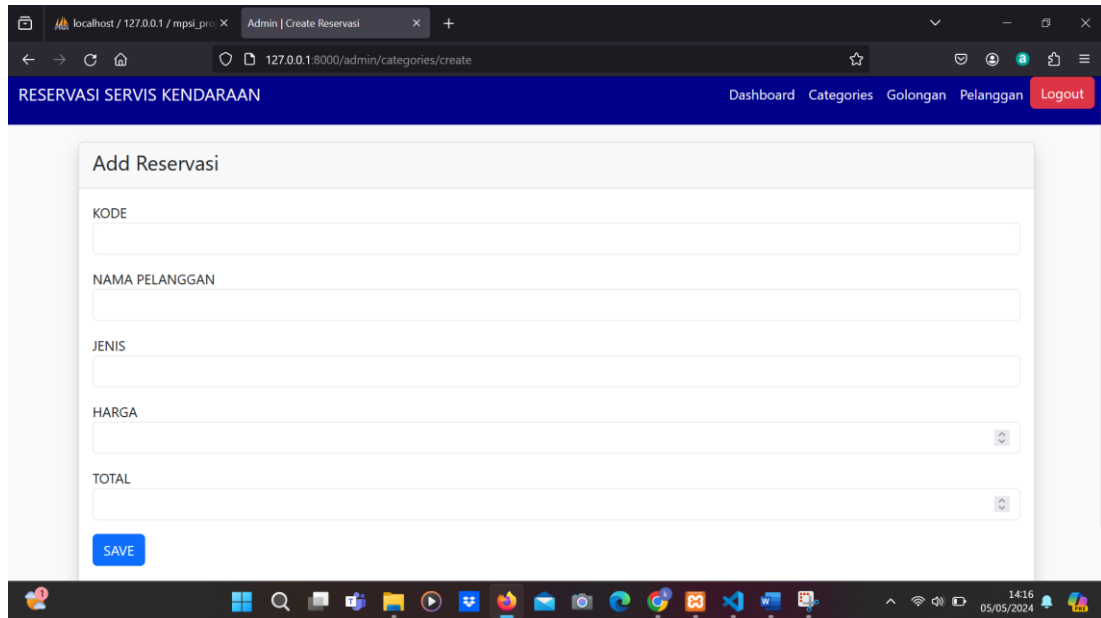
Gambar 6. Halaman Kategori

Lalu jika ketika user ingin menambah kategori, user dapat mengisi jenis kategori yang diinginkan pada add reservasi di halaman kategori

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

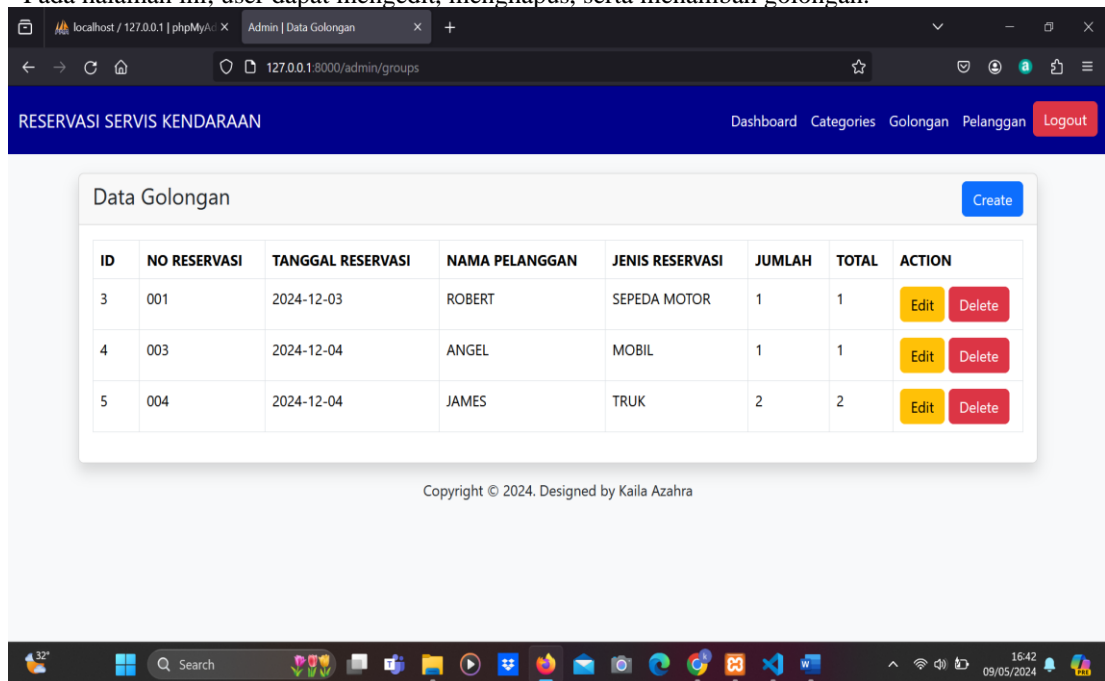
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Gambar 7. Add Reservasi

e. Halaman Golongan

Pada halaman ini, user dapat mengedit, menghapus, serta menambah golongan.



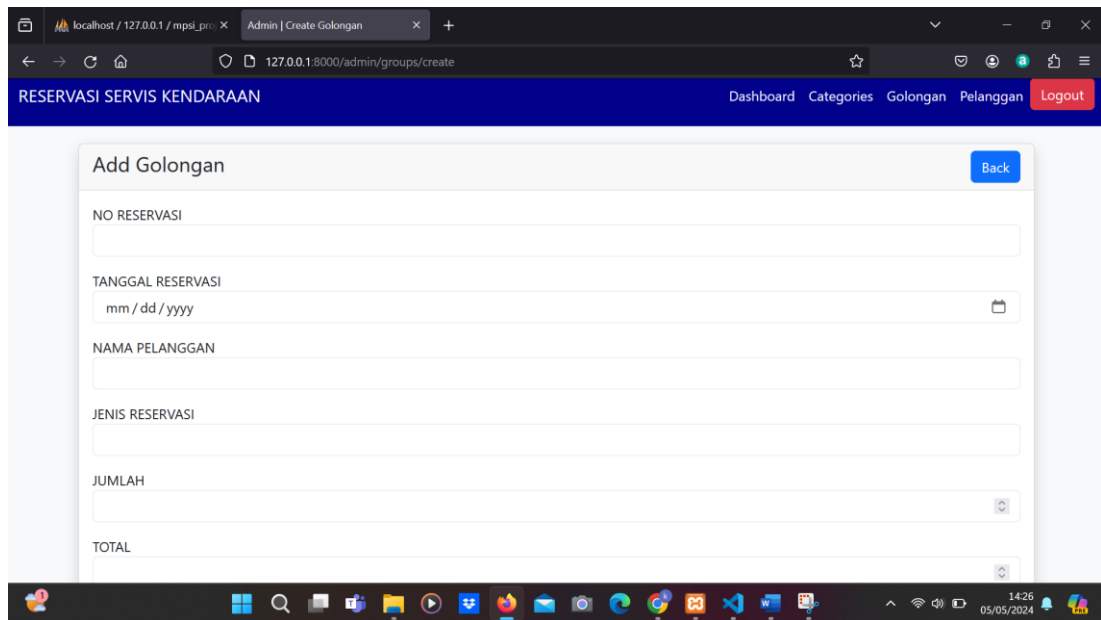
Gambar 8. Halaman Golongan

Jika ingin menambahkan golongan, user hanya dapat mengisi kode pada table di add golongan

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

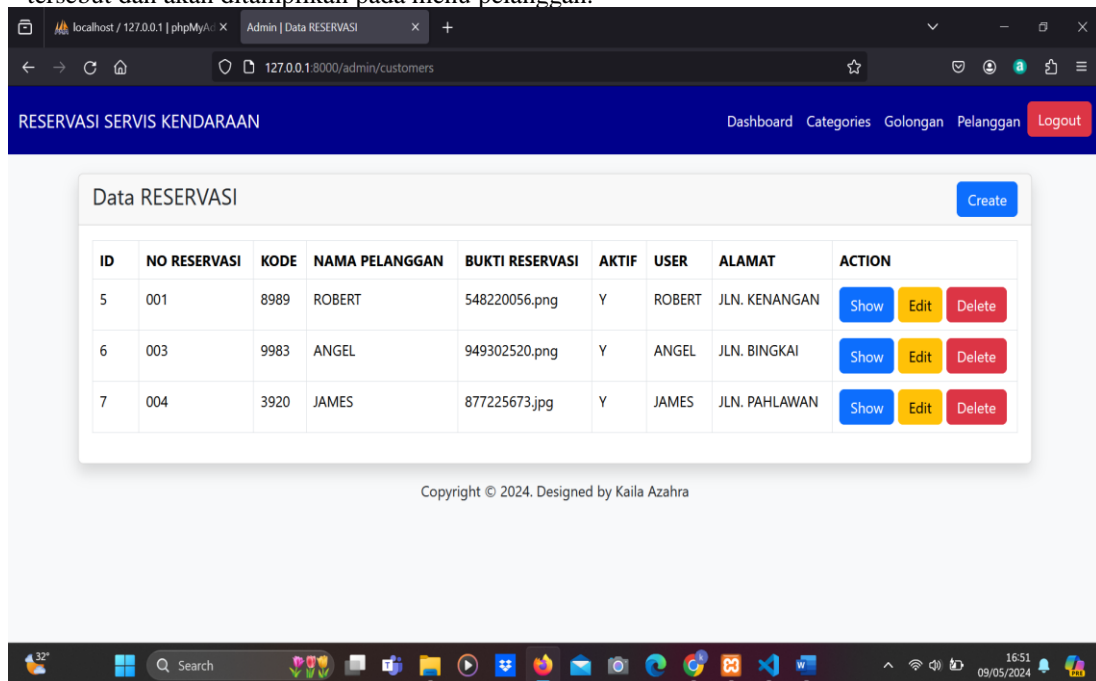
2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Gambar 9. Add Golongan

f. Halaman Pelanggan

Pada halaman pelanggan, user dapat mengisi data-data yang tercantum lalu system akan menyimpan data tersebut dan akan ditampilkan pada menu pelanggan.



Gambar 10. Halaman Pelanggan

5. KESIMPULAN

Dari penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa aplikasi layanan reservasi servis kendaraan berbasis web telah berhasil dikembangkan untuk mengatasi permasalahan reservasi yang dilakukan secara manual. Metode penelitian yang digunakan adalah metode waterfall, yang memungkinkan pengembangan sistem dilakukan secara sistematis dan berurutan dari fase ke fase.

Pada tahap perancangan sistem, digunakan Use Case Diagram dan Class Diagram untuk menggambarkan struktur dan perilaku sistem. Use Case Diagram digunakan untuk mengorganisasi dan memodelkan fungsi sistem

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

dari perspektif pengguna, sedangkan Class Diagram menggambarkan struktur sistem dengan menunjukkan hubungan antar kelas, atribut, dan fungsi dari objek.

Hasil yang diperoleh dari pengembangan sistem ini meliputi beberapa tampilan antarmuka, seperti tampilan login, register, dashboard, kategori, golongan, dan pelanggan. Setiap tampilan tersebut dirancang untuk memudahkan pengguna dalam melakukan reservasi service kendaraan secara online.

Dengan adanya aplikasi ini, diharapkan proses reservasi dapat dilakukan dengan lebih efisien dan cepat, serta mengurangi kemungkinan terjadinya antrian panjang di bengkel. Kesimpulannya, pengembangan aplikasi layanan reservasi servis kendaraan berbasis web ini merupakan langkah positif dalam memanfaatkan teknologi informasi untuk meningkatkan pelayanan kepada pelanggan.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Arianti, T., Fa'izi, A., Adam, S., & Wulandari, M. (2022). Perancangan Sistem Informasi Perpustakaan Menggunakan Diagram Uml (Unified Modelling Language). *Jurnal Ilmiah Komputer Terapan Dan Informasi*, 1(1), 19–25. <https://journal.polita.ac.id/index.php/politati/article/view/110/88>
- bidin A. (2017). Опыт аудита обеспечения качества и безопасности медицинской деятельности в медицинской организации по разделу «Эпидемиологическая безопасность». *Вестник Росздравнадзора*, 4(1), 9–15.
- Bloom, N., & Reenen, J. Van. (2013). 濟無. NBER Working Papers, 89. <http://www.nber.org/papers/w16019>
- Dr. Santoso Joseph Teguh, & S.Kom, M. K. (2023). P Y Yayasan Prima Agus Teknik Manajemen Proyek.
- Fachri, B., & Surbakti, R. W. (2021). Perancangan Sistem Dan Desain Undangan Digital Menggunakan Metode Waterfall Berbasis Website (Studi Kasus: Asco Jaya). *Journal of Science and Social Research*, 4(3), 263. <https://doi.org/10.54314/jssr.v4i3.692>
- Ferdiana, R. (2016). Dasar-dasar Manajemen Proyek Teknologi Informasi. https://www.academia.edu/25095637/Dasar-dasar_Manajemen_Proyek_Teknologi_Informasi
- Idra Maita, & Arabiatul Adawiyah. (2017). Sistem Informasi Reservasi Online Pada Guest House Uin Suska Riau Berbasis Web. *Idra Maita*, Vol. 3 No(e-ISSN 2502-8995 p-ISSN 2460-8181), 85–96.
- Jaya, I. D., Kadafi, M., & Mustar, R. N. (2019). Rancang Bangun Sistem Informasi Service Reservation Berbasis Android (Studi Kasus :Bengkel Bintang Motor Palembang). *Matics*, 11(1), 14. <https://doi.org/10.18860/mat.v11i1.7685>
- Jingjing, W., Lili, Z., & Fuhua, X. (2020). 王晶晶 1 赵丽莉 2 线福华 3 (1. 6(3), 251–255.
- Nur, H. (2019). Penggunaan Metode Waterfall Dalam Rancang Bangun Sistem Informasi Penjualan. *Generation Journal*, 3(1), 1. <https://doi.org/10.29407/gj.v3i1.12642>
- Olindo, V., & Syaripudin, A. (2022). Perancangan Sistem Informasi Absensi Pegawai Berbasis Web Dengan Metode Waterfall. *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*, 1(01), 17–26.
- Pramudya, A., & Franses, L. A. (2022). Sistem Informasi Manajemen Proyek Pada Perusahaan Kontraktor. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi*, 3(2), 293–302. <https://doi.org/10.35957/jtsi.v3i2.3139>
- Setiawan, E. (2019). Manajemen proyek Sistem Informasi Penggajian Berbasis Web. *Jurnal Teknik*, 17(2), 84–93. <https://doi.org/10.37031/jt.v17i2.50>
- Vidianto, A. S., & Haji, W. H. (2020). Sistem Informasi Manajemen Proyek Berbasis Kanban (Studi Kasus: PT. XYZ). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 7(2), 283–292. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2020701676>
- Widhiananda, I. G. N. A., Arsa Suyadnya, I. M., & Oka Saputra, K. (2018). Rancang Bangun Aplikasi Reservasi Service Untuk Bengkel Sepeda Motor Berbasis Web. *Jurnal SPEKTRUM*, 4(2), 97. <https://doi.org/10.24843/spektrum.2017.v04.i02.p13>

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1353>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Analisis Perbandingan User Experience Aplikasi E-Commerce Shopee Dan Tokopedia Menggunakan Metode User Experience Questionnaire (UEQ)

Muhammad Dhiya Ulhaq ^{1)*}, Amin Padmo Azam Masa ²⁾, Hario Jati Setyadi ³⁾

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

E-Mail : dhiya.bray@gmail.com ¹⁾; aminpadmo@ft.unmul.ac.id ²⁾; hariojati.setyadi@ft.unmul.ac.id ³⁾;

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 29 June 2024

Revised : 28 June 2024

Accepted : 22 February 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

User Experience

E-Commerce

User Experience Questionnaire

UEQ Data Analysis Tool

ABSTRACT

E-Commerce is a digital store where there are sellers and buyers without having to meet each other. E-Commerce is defined as any form of commercial transaction or trade in goods and services using electronic means. Based on the explanation above, in this study what was tested was Shopee and Tokopedia between each application and a comparison of the two. The purpose of this study is to compare the UX of users of the two e-commerce applications Shopee and Tokopedia using the User Experience Questionnaire (UEQ). The population of this study were users of the Shopee and Tokopedia e-commerce applications with simple random sampling techniques. Data analysis was carried out using the UEQ Data Analysis Tool. The results of this study are found that all aspects get a positive evaluation value on all aspects where it is known that the stimulation scale at Shopee with a value (mean 1.45) gets a good value. For the attractiveness scale (mean 1.55), perspicuity (mean 1.66), efficiency (mean 1.39), dependability (mean 1.38), and novelty (mean 0.92) get above average scores. While on the Tokopedia scale efficiency (mean 1.53) and stimulation (mean 1.43) get good scores. For the attractiveness scale (mean 1.53), perspicuity (mean 1.68), dependability (mean 1.43), and novelty (mean 1.05) get a value above average.

ABSTRAK

E-Commerce Merupakan sebuah toko digital dimana di dalamnya terdapat penjual dan pembeli tanpa harus bertemu satu sama lain. E-Commerce didefinisikan sebagai segala bentuk transaksi komersial atau perdagangan barang dan jasa dengan menggunakan sarana elektronik. Berdasarkan penjabaran di atas, pada penelitian ini yang diuji ialah Shopee dan Tokopedia antara masing masing aplikasi dan perbandingan keduanya. Tujuan penelitian ini adalah untuk membandingkan UX para pengguna dari ke dua aplikasi e-commerce Shopee dan Tokopedia dengan menggunakan User Experience Questionnaire (UEQ). Populasi penelitian ini adalah pengguna aplikasi e-commerce Shopee dan Tokopedia dengan teknik pengambilan sampel simple random sampling. Analisis data dilakukan dengan menggunakan UEQ Data Analysis Tool. Hasil penelitian ini adalah ditemukan bahwa semua aspek-aspek mendapatkan nilai evaluasi positif pada semua aspek yang di mana diketahui bahwa skala stimulation pada Shopee dengan nilai (mean 1,45) mendapatkan nilai good (bagus). Untuk skala attractiveness (mean 1,55), perspicuity (mean 1,66), efficiency (mean 1,39), dependability (mean 1,38), dan novelty (mean 0,92) mendapatkan nilai above average (diatas rata-rata). Sementara pada Tokopedia skala efficiency (mean 1,53) dan stimulation (mean 1,43) mendapatkan nilai good (bagus). Untuk Skala attractiveness (mean 1,53), perspicuity (mean 1,68), dependability

Kata Kunci :

Pengalaman Pengguna

E-Commerce

Kuesioner Pengalaman Pengguna

Alat Analisis Data UEQ

APA style in citing this article: Ulhaq, I Masa, A. P. A., & Setyadi, H. J. Analisis Perbandingan User Experience Aplikasi E Commerce Shopee Dan Tokopedia Menggunakan Metode User Experience Questionnaire (UEQ). Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI), 3(1). <https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1183>

(*mean* 1,43), dan *novelty* (*mean* 1,05) mendapatkan nilai *above average* (diatas rata- rata).

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

E-Commerce, sebagai wadah transaksi online antara penjual dan pembeli, memainkan peran penting dalam perekonomian digital. Dua *platform* terkemuka di Indonesia, Shopee dan Tokopedia, menawarkan pengalaman belanja online yang lengkap. Pengaruh signifikan *E-Commerce* tidak hanya terbatas pada transaksi online tetapi juga mencakup pembelian offline melalui web informatif (Ardin et al., 2022).

Shopee, yang diperkenalkan pada tahun 2015, telah menjadi *platform* belanja *online* terkemuka di Asia Tenggara dan Taiwan. Dengan fasilitas pembayaran dan logistik yang andal, Shopee memberikan pengalaman berbelanja yang aman, mudah, dan cepat bagi pengguna (Shopee, 2022). Sementara itu, Tokopedia sebagai layanan *E-Commerce*, menyajikan beragam produk melalui model bisnis yang berbeda dan bermitra dengan penyedia logistik (Tokopedia, 2022).

Minat masyarakat Indonesia terhadap *E-Commerce* sangat terlihat dari tingginya jumlah klik pada Tokopedia dan Shopee (Statista, 2022). Faktor penting dalam memahami preferensi pengguna adalah *User Experience* (UX), yang diukur menggunakan metode *User Experience Questionnaire* (UEQ) dengan enam skala, termasuk daya tarik, efisiensi, kejelasan, ketepatan, stimulasi, dan kebaruan.

Penelitian ini memiliki tujuan untuk menganalisis secara mendalam perbandingan UX antara aplikasi *E-Commerce* Shopee dan Tokopedia menggunakan metode UEQ. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan memberikan wawasan yang lebih mendalam mengenai pengalaman pengguna pada kedua *platform* tersebut.

2. TINJAUAN PUSAKA

A. *User Experience* (UX)

User Experience (UX) merupakan penilaian terhadap perasaan dan respons seseorang terhadap penggunaan produk, sistem, atau jasa. Signifikansinya terletak pada tingkat kepuasan dan kenyamanan pengguna saat berinteraksi dengan suatu produk. Kualitas pengalaman pengguna yang positif adalah faktor penentu apakah sebuah produk dianggap bernilai atau tidak. Prinsip dasar dalam mengembangkan UX adalah memberikan kekuasaan kepada pengguna untuk menentukan tingkat kepuasan mereka sendiri (*customer rule*). Meskipun fitur produk, sistem, atau jasa tersebut sangat baik, namun tanpa memberikan pengalaman yang memuaskan dan nyaman bagi pengguna, tingkat UX dapat menjadi rendah (Kresnanto et al., 2020) dan (Fernando, 2020).

B. *User Experience Questionnaire* (UEQ)

User Experience Questionnaire (UEQ) merupakan suatu alat atau kuesioner yang digunakan secara efisien untuk mengevaluasi pengalaman pengguna (UX). Alat ini membantu pengembang untuk memahami UX dari desain sistem informasi dengan menggunakan enam skala penilaian, termasuk daya tarik, kejelasan, efisiensi, ketepatan, stimulasi, dan kebaruan (Putra et al., 2021).

C. *E-Commerce*

E-commerce merupakan konsep yang sering digambarkan sebagai proses jual-beli barang, jasa, atau pertukaran produk, informasi melalui jaringan internet, dan kegiatan bisnis yang beroperasi secara elektronik melalui internet atau komunikasi digital seperti komputer, laptop, dan *smartphone* (Juniansyah et al., 2020). Definisi *e-commerce* juga mencakup otomatisasi prosedur pada proses bisnis dan operasi secara *virtual* untuk meningkatkan efisiensi dan proses bisnis, serta dianggap sebagai saluran distribusi yang dinamis (Hernikawati, 2021).

D. Shopee

Shopee, yang didirikan oleh Chris Feng, telah meraih kesuksesan sebagai *platform* belanja terpopuler di aplikasi *mobile* pada tahun 2021. Berasal dari Singapura di bawah naungan perusahaan Garena, Shopee diluncurkan pertama kali pada tahun 2015 dan segera memasuki pasar Indonesia pada tahun yang sama. Dari sana, Shopee terus berkembang dan meluas ke negara-negara lain, termasuk Malaysia, Thailand, Taiwan, Vietnam, dan Filipina (Gunawan, 2022).

Shopee berfungsi sebagai *platform* yang disesuaikan untuk setiap wilayah, menyajikan pengalaman berbelanja online yang simpel, aman, dan cepat dengan dukungan pembayaran dan logistik yang andal. Visi Shopee adalah membuat aktivitas belanja *online* menjadi terjangkau, sederhana, dan menyenangkan (Shopee, 2022).

E. Tokopedia

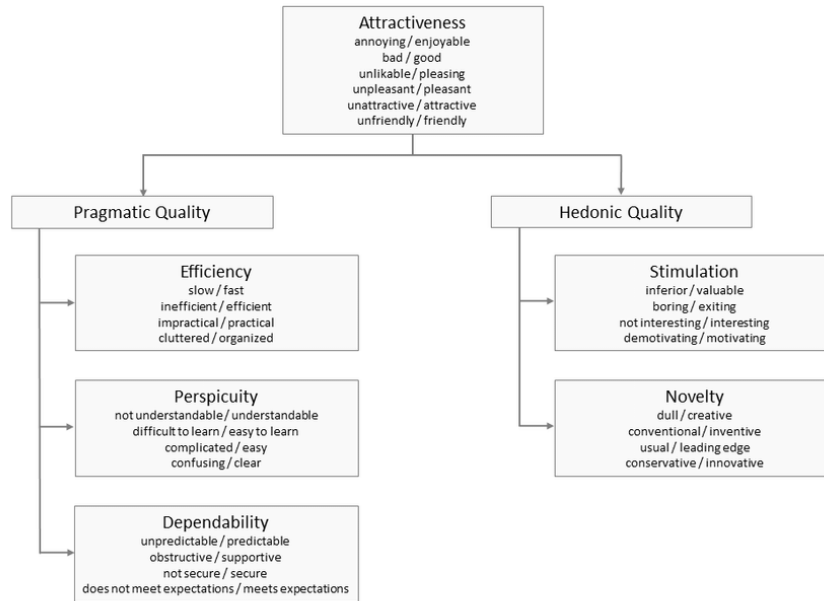
Tokopedia, yang didirikan oleh Willian Tanuwijaya pada tahun 2009, menjadi *platform* belanja *online* pertama di Indonesia. Tokopedia terus menonjol dengan menyajikan iklan menarik, seperti gratis ongkos kirim dan diskon

besar-besaran, untuk menarik perhatian pembeli yang ingin berhemat tanpa mengorbankan kualitas produk (Janah et al., 2019).

Sebagai layanan *e-commerce*, Tokopedia menyediakan beragam produk melalui *Marketplace*, *Official Stores*, *Instant Commerce*, *Interactive Commerce*, dan *Rural Commerce*. Melalui kerja sama dengan 13 mitra logistik dan *fulfillment*, Tokopedia menawarkan layanan pengiriman di hari yang sama dengan sistem terintegrasi. Jumlah produk yang tersedia mencapai lebih dari 865 juta, dengan lebih dari 12 juta penjual aktif di *platform* Tokopedia (Tokopedia, 2022).

3. METODE PENELITIAN

A. Kerangka Model Penelitian



Gambar 1. Struktur Skala Pada UEQ

Terdapat 6 skala dengan total 26 elemen yang dikategorikan berdasarkan skala-skala pengukuran yang terdapat pada UEQ. Skala *User Experience* (UX) dalam kuesioner, yaitu:

- (Daya tarik) *Attractiveness*: Tampilan aplikasi harus menarik, menyenangkan, ramah, dan menghibur bagi pengguna. Contoh: apakah bagus atau buruk, apakah menarik atau tidak menarik.
- (Efisiensi) *Efficiency*: Pengguna harus dapat menyelesaikan tugas dengan aplikasi secara cepat, efisien, dan dengan pendekatan yang praktis. Contoh: seberapa cepat atau lambat, seberapa praktis atau tidak praktis.
- (Kejelasan) *Perspicuity*: Aplikasi harus mudah dipahami, jelas, sederhana, dan dapat dipelajari dengan mudah oleh pengguna. Contoh: apakah mudah dipahami atau sulit dipahami.
- (Ketepatan) *Dependability*: Interaksi dengan aplikasi harus dapat diprediksi, aman, dan memenuhi harapan pengguna. Contoh: apakah dapat diprediksi atau tidak, apakah mendukung atau menghambat.
- (Stimulasi) *Stimulation*: Penggunaan aplikasi harus menarik, menghibur, dan memotivasi pengguna. Contoh: apakah bermanfaat atau kurang bermanfaat, apakah menarik atau tidak menarik.
- (Kebaruan) *Novelty*: Aplikasi harus memiliki unsur inovasi, kreativitas, dan desain yang kreatif. Contoh: apakah kreatif atau membosankan, apakah konservatif atau inovatif.

B. Analisis Hasil Pengukuran UEQ

Pengolahan data yang diperoleh dari responden selanjutnya diolah menggunakan *UEQ Data Analysis Tool* pada Microsoft Excel. Hasil pengolahan dari data kemudian dianalisa untuk memperoleh informasi *User Experience* terhadap masing masing aplikasi. Tahapan dari pengolahan data dari hasil kuisisioner adalah sebagai berikut :

- Tahap Data: Pada tahap ini, data mentah yang akan dievaluasi dimasukkan dan merupakan satu-satunya lembar kerja yang memerlukan modifikasi.
- DT (*Data Transformation*): Urutan item dalam kuesioner diacak untuk mengurangi kemungkinan jawaban yang bias. Pada tahap ini, item diubah menjadi urutan umum, dan data yang telah diubah digunakan untuk semua perhitungan berikutnya.
- Hasil: Hasil utama dari kuesioner, termasuk rata-rata skala dan rata-rata serta standar deviasi per item, dihitung pada tahap ini.
- Confidence Intervals*: Interval kepercayaan untuk rata-rata skala dan rata-rata setiap item dihitung pada tahap ini.

- e) Distribusi Jawaban: Tahap ini melibatkan analisis distribusi jawaban (nilai 1 hingga 7) untuk setiap item tunggal. Indikator penilaiannya dapat dilihat dalam Tabel 3.1.
- f) Konsistensi Skala: Pada tahap ini, Koefisien *Cronbach-Alpha* per skala dihitung. Skala dengan nilai kecil (<0,5) harus diinterpretasikan dengan hati-hati, terutama jika ukuran sampel kecil (<50 tanggapan). Nilai kecil untuk koefisien ini pada kasus seperti itu mungkin disebabkan oleh efek sampling dan tidak selalu mencerminkan masalah nyata.
- g) Tolak Ukur: *Benchmark* menunjukkan seberapa baik produk yang dievaluasi dibandingkan dengan produk dalam kelompok data tolak ukur. Grafik juga memberikan gambaran tentang sejauh mana hasil pada setiap skala terkait dengan produk dalam kelompok data tolak ukur.







4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Objek penelitian ini mencakup pengguna aplikasi *e-commerce* Shopee dan Tokopedia yang berada di lingkungan Universitas Mulawarman. Sebanyak 100 responden yang merupakan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman telah berpartisipasi dalam penelitian ini melalui kuesioner yang disebar melalui media sosial seperti Whatsapp dan Instagram.

A. Hasil Pengujian Kuesioner UEQ

Pada hasil kuesioner yang merupakan data-data dari jawaban kuesioner yang diberikan oleh responden telah di konversikan menjadi bobot-bobot nilai. Dengan menggunakan nilai bobot yang telah diperoleh sebelumnya, dilakukan perhitungan *mean*, varian, dan simpangan baku (*Standard Deviation*). Setiap pernyataan akan dibedakan berdasarkan enam skala pada UEQ, yakni *Attractiveness*, *Efficiency*, *Percpicuity*, *Dependability*, *Stimulation*, dan *Novelty*, yang akan ditampilkan dengan enam warna yang berbeda. Pembagian warna dari 6 skala tersebut akan dijelaskan pada Tabel 1 dibawah ini:

Tabel 1. Pembagian Warna Skala UEQ

No.	Skala	Warna	Keterangan
1	<i>Attractiveness</i>		Ungu
2	<i>Efficiency</i>		Biru Tua
3	<i>Percpicuity</i>		Hijau
4	<i>Dependability</i>		Biru Muda
5	<i>Stimulation</i>		Merah Maron
6	<i>Novelty</i>		Kuning

Dari pembagian warna skala UEQ pada Tabel 1, didapatkan bahwa terdapat 6 warna yang menggambarkan skala yang ada di dalam kuesioner UEQ. Warna ungu digunakan untuk skala *attractiveness*, warna hijau untuk skala *perspicuity*, warna biru tua untuk skala *efficiency*, warna biru muda untuk skala *dependability*, warna merah maron untuk skala *stimulation*, dan warna kuning untuk skala *novelty*. Berikut adalah hasil dari perhitungan *mean*, *varian* dan *Simpangan baku (Standard Deviation)* dari aplikasi Shopee dan Tokopedia.

Gambar 2. Nilai Rata-Rata, Varian dan Simpangan Baku Shopee

Item	Mean	Variance	Std. Dev.	No.	Left	Right	Scale
1	↑ 1.9	0.9	0.9	100	menyusahkan	menyenangkan	Daya tarik
2	↑ 2.0	1.0	1.0	100	tak dapat dipahami	dapat dipahami	Kejelasan
3	↑ 1.2	2.5	1.6	100	kreatif	monoton	Kebaruan
4	↑ 1.9	1.2	1.1	100	mudah dipelajari	sulit dipelajari	Kejelasan
5	↑ 1.9	1.1	1.1	100	bermanfaat	kurang bermanfaat	Stimulasi
6	↑ 1.4	1.3	1.1	100	membosankan	mengasyikkan	Stimulasi
7	↑ 1.5	1.0	1.0	100	tidak menarik	menarik	Stimulasi
8	↑ 1.4	1.6	1.3	100	tak dapat diprediksi	dapat diprediksi	Ketepatan
9	↑ 1.4	1.6	1.3	100	cepat	lambat	Efisiensi
10	⇒ 0.8	2.1	1.4	100	berdaya cipta	konvensional	Kebaruan
11	↑ 1.4	1.1	1.0	100	menghalangi	mendukung	Ketepatan
12	↑ 1.7	0.9	1.0	100	baik	buruk	Daya tarik
13	↑ 1.3	1.6	1.3	100	rumit	sederhana	Kejelasan
14	↑ 1.4	0.9	0.9	100	tidak disukai	menggembirakan	Daya tarik
15	⇒ 0.7	2.7	1.6	100	lazim	terdepan	Kebaruan
16	↑ 1.5	0.8	0.9	100	tidak nyaman	nyaman	Daya tarik
17	↑ 1.6	1.2	1.1	100	aman	tidak aman	Ketepatan
18	↑ 1.0	1.2	1.1	100	memotivasi	tidak memotivasi	Stimulasi
19	↑ 1.2	1.2	1.1	100	memenuhi ekspektasi	tidak memenuhi ekspektasi	Ketepatan
20	↑ 1.2	0.8	0.9	100	tidak efisien	efisien	Efisiensi
21	↑ 1.4	1.0	1.0	100	jelas	membingungkan	Kejelasan
22	↑ 1.4	0.9	1.0	100	tidak praktis	praktis	Efisiensi
23	↑ 1.6	0.9	0.9	100	terorganisasi	berantakan	Efisiensi
24	↑ 1.3	0.7	0.9	100	atraktif	tidak atraktif	Daya tarik
25	↑ 1.5	1.0	1.0	100	ramah pengguna	tidak ramah pengguna	Daya tarik
26	↑ 1.1	1.5	1.2	100	konservatif	inovatif	Kebaruan

Gambar 3. Nilai Rata-Rata, Varian dan Simpangan Baku Tokopedia

Item	Mean	Variance	Std. Dev.	No.	Left	Right	Scale
1	↑ 1.7	0.7	0.8	100	menyusahkan	menyenangkan	Daya tarik
2	↑ 1.6	1.1	1.1	100	tak dapat dipahami	dapat dipahami	Kejelasan
3	↑ 1.4	1.7	1.3	100	kreatif	monoton	Kebaruan
4	↑ 1.7	1.0	1.0	100	mudah dipelajari	sulit dipelajari	Kejelasan
5	↑ 1.6	1.1	1.1	100	bermanfaat	kurang bermanfaat	Stimulasi
6	↑ 1.4	0.9	1.0	100	membosankan	mengasyikkan	Stimulasi
7	↑ 1.4	1.1	1.1	100	tidak menarik	menarik	Stimulasi
8	↑ 1.5	1.0	1.0	100	tak dapat diprediksi	dapat diprediksi	Ketepatan
9	↑ 1.7	0.8	0.9	100	cepat	lambat	Efisiensi
10	↑ 1.1	1.6	1.3	100	berdaya cipta	konvensional	Kebaruan
11	↑ 1.3	1.3	1.2	100	menghalangi	mendukung	Ketepatan
12	↑ 1.8	0.6	0.8	100	baik	buruk	Daya tarik
13	↑ 1.9	1.2	1.1	100	rumit	sederhana	Kejelasan
14	↑ 1.4	0.8	0.9	100	tidak disukai	menggembirakan	Daya tarik
15	⇒ 0.7	2.2	1.5	100	lazim	terdepan	Kebaruan
16	↑ 1.5	0.7	0.8	100	tidak nyaman	nyaman	Daya tarik
17	↑ 1.7	1.0	1.0	100	aman	tidak aman	Ketepatan
18	↑ 1.4	0.8	0.9	100	memotivasi	tidak memotivasi	Stimulasi
19	↑ 1.2	0.8	0.9	100	memenuhi ekspektasi	tidak memenuhi ekspektasi	Ketepatan
20	↑ 1.4	0.7	0.9	100	tidak efisien	efisien	Efisiensi
21	↑ 1.5	0.9	0.9	100	jelas	membingungkan	Kejelasan
22	↑ 1.7	0.9	1.0	100	tidak praktis	praktis	Efisiensi
23	↑ 1.4	1.0	1.0	100	terorganisasi	berantakan	Efisiensi
24	↑ 1.4	0.6	0.8	100	atraktif	tidak atraktif	Daya tarik
25	↑ 1.4	0.9	1.0	100	ramah pengguna	tidak ramah pengguna	Daya tarik
26	↑ 1.0	1.5	1.2	100	konservatif	inovatif	Kebaruan

Berdasarkan Gambar 2 dan Gambar 3 menunjukkan pada kolom rata-rata (*mean*) terdapat panah yang menunjukkan status mereka berada pada level positif (*good*), normal ataupun negatif (*bad*). Untuk level positif (*good*) digambarkan dengan panah berwarna hijau, untuk level normal digambarkan dengan panah berwarna kuning, dan yang terakhir untuk level negatif (*bad*) digambarkan dengan panah berwarna merah.

Tabel 2. Status Level *Mean* (Rata-Rata)

No.	Status Level	Warna	Jarak Skala
1.	Positif (<i>good</i>)	Hijau ↑	> 0,8

2.	Normal	Kuning →	-0,8 sampai 0,8
3.	Negatif (<i>bad</i>)	Merah ↓	< -0,8

Tabel 3. *Benchmark* Interval Untuk Skala UEQ

	Daya Tarik (<i>Attractiveness</i>)	Kejelasan (<i>Perspicuity</i>)	Efisiensi (<i>Efficiency</i>)	Ketepatan (<i>Dependability</i>)	Stimulasi (<i>Stimulation</i>)	Kebaruan (<i>Novelty</i>)
<i>Excellent</i>	≥1,84	≥2	≥1,88	≥1,7	≥1,7	≥1,6
<i>Good</i>	≥1,58	≥1,73	≥1,5	≥1,48	≥1,35	≥1,12
	<1,84	<2	<1,88	<1,7	<1,7	<1,6
<i>Above</i>	≥1,18	≥1,2	≥1,05	≥1,14	≥1	≥0,7
<i>Average</i>	<1,58	<1,73	<1,5	<1,48	<1,35	<1,12
<i>Below</i>	≥0,69	≥0,72	≥0,6	≥0,78	≥0,5	≥0,16
	<1,18	<1,2	<1,05	<1,14	<1	<0,7
<i>Bad</i>	<0,69	<0,72	<0,6	<0,78	<0,5	<0,16

B. Pembahasan

a) Pengaruh *Attractiveness* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Attractiveness* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Nilai Perbandingan Hasil *Attractiveness* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Attractiveness</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
1,545	<i>Above Average</i>	1,528	<i>Above Average</i>

Berdasarkan Tabel 4, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan nilai skala *Attractiveness* sebesar 1,545 untuk Shopee dan 1,528 untuk Tokopedia. Perbedaan numerik yang kecil menunjukkan bahwa dari perspektif pengguna, daya tarik keduanya relatif sebanding, dan tidak ada yang secara signifikan lebih menarik daripada yang lain. Pengaruh *Attractiveness* terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia terbukti memiliki pengaruh. Dengan demikian, dapat diasumsikan bahwa skala *Attractiveness* mencerminkan kenyamanan pengguna dalam menggunakan aplikasi Shopee dan Tokopedia untuk melakukan transaksi. Oleh karena itu, pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat mempertimbangkan peningkatan dalam aspek ini untuk meningkatkan daya tarik dan ramah pengguna. Peningkatan *Attractiveness* diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

b) Pengaruh *Perspicuity* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Attractiveness* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. Nilai Perbandingan Hasil *Perspicuity* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Perspicuity</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
1,660	<i>Above Average</i>	1,680	<i>Above Average</i>

Berdasarkan Tabel 5, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan nilai variabel *Perspicuity* sebesar 1,660 untuk Shopee dan 1,680 untuk Tokopedia. Meskipun terdapat perbedaan nilai, keduanya memiliki keunggulan yang bersaing dalam aspek-aspek tertentu,

seperti antarmuka, kecepatan transaksi, keragaman produk, dan kebijakan harga. Pengaruh *Perspiciuity* terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia terbukti memiliki pengaruh. Dengan demikian, dapat diasumsikan bahwa variabel *Perspiciuity* mencerminkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat memahami, mudah dipelajari, dan jelas dalam melakukan transaksi. Oleh karena itu, pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat mempertimbangkan peningkatan dalam aspek *Perspiciuity* untuk membuat sistem lebih sederhana dan jelas, yang diharapkan dapat mempermudah pengguna dalam penggunaan. Peningkatan *Perspiciuity* diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

c) Pengaruh *Efficiency* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Efficiency* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. Nilai Perbandingan Hasil *Efficiency* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Efficiency</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
1,390	<i>Above Average</i>	1,530	<i>Good</i>

Berdasarkan Tabel 6, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan penilaian tertinggi untuk variabel *Efficiency*, yaitu sebesar 1,390 untuk Shopee dan 1,530 untuk Tokopedia. Meskipun Shopee mendapatkan nilai "*above average*" untuk *Efficiency*, Tokopedia unggul dengan penilaian "*good*". Hal ini menunjukkan bahwa Tokopedia memberikan pengalaman belanja yang lebih efisien menurut persepsi pengguna. Oleh karena itu, dapat diandaikan bahwa variabel *Efficiency* memiliki pengaruh terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia. Perbaikan dalam hal menghemat waktu dalam melakukan transaksi dapat menjadi fokus pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia untuk meningkatkan sistem dari segi *Efficiency*, sehingga kecepatan dan ketepatan sistem dapat ditingkatkan, mempermudah pengguna dalam penggunaan. Peningkatan *Efficiency* diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

d) Pengaruh *Dependability* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Dependability* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 7 berikut.

Tabel 7. Nilai Perbandingan Hasil *Dependability* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Dependability</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
1,375	<i>Above Average</i>	1,428	<i>Above Average</i>

Berdasarkan Tabel 7, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan penilaian untuk variabel *Dependability*, yaitu sebesar 1,375 untuk Shopee dan 1,428 untuk Tokopedia. Tokopedia mencatat nilai *Dependability* sebesar 1,428 dengan keterangan "*above average*," meskipun nilai ini sedikit lebih tinggi dibandingkan Shopee, keduanya berada dalam kategori yang sama. Oleh karena itu, dapat diandaikan bahwa variabel *Dependability* memiliki pengaruh terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia. Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna merasa bahwa penggunaan aplikasi Shopee dan Tokopedia sangat mendukung dalam melakukan transaksi dan keamanannya sangat baik. Sebagai langkah selanjutnya, pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat fokus meningkatkan sistem dari segi *Dependability*, sehingga penggunaan aplikasi dapat menjadi lebih nyaman dan aman. Peningkatan *Dependability* diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

e) Pengaruh *Stimulation* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Stimulation* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 8 berikut.

Tabel 8. Nilai Perbandingan Hasil *Stimulation* Terhadap User Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Stimulation</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
1,445	<i>Good</i>	1,425	<i>Good</i>

Berdasarkan Tabel 8, dapat disimpulkan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan penilaian untuk skala Stimulation, yaitu sebesar 1,445 untuk Shopee dan 1,425 untuk Tokopedia. Meskipun keduanya dinilai sebagai "good," perbedaan numerik menunjukkan bahwa Shopee memberikan sedikit lebih banyak stimulasi atau rangsangan dibandingkan dengan Tokopedia. Oleh karena itu, dapat diandaikan bahwa skala Stimulation memiliki pengaruh terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia. Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna merasa bahwa menggunakan aplikasi Shopee dan Tokopedia sangat bermanfaat dan menarik dalam melakukan transaksi tanpa harus melibatkan proses manual. Sebagai langkah selanjutnya, pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat fokus meningkatkan sistem agar lebih menarik dan memotivasi para pengguna. Peningkatan Stimulation diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

f) Pengaruh *Novelty* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

Berikut perbandingan pengaruh *Novelty* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia dijabarkan pada Tabel 9 berikut.

Tabel 9. Nilai Perbandingan Hasil *Novelty* Terhadap *User* Aplikasi Shopee dan Tokopedia

<i>Novelty</i>			
Shopee	Keterangan	Tokopedia	Keterangan
0,915	<i>Above Average</i>	1,048	<i>Above Average</i>

Berdasarkan Tabel 9, dapat diambil kesimpulan bahwa pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman memberikan penilaian untuk skala *Novelty*, yaitu sebesar 0,915 untuk Shopee dan 1,048 untuk Tokopedia. Meskipun keduanya dinilai sebagai "*Above Average*," perbedaan numerik menunjukkan bahwa Tokopedia memberikan sedikit lebih banyak unsur kebaruan atau inovasi dibandingkan dengan Shopee. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa skala *Novelty* memiliki pengaruh terhadap kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia. Hal ini mengindikasikan bahwa pengguna merasa bahwa menggunakan aplikasi Shopee dan Tokopedia terasa monoton dan kurang inovatif dari segi aplikasi. Sebagai tindak lanjut, pengelola aplikasi Shopee dan Tokopedia dapat memfokuskan upaya untuk meningkatkan sistem dari segi *Novelty* agar dapat memberikan pengguna pengalaman yang lebih menarik dan inovatif. Peningkatan *Novelty* diharapkan dapat meningkatkan kepuasan pengguna aplikasi Shopee dan Tokopedia di Universitas Mulawarman.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan evaluasi *User Experience* antara Shopee dan Tokopedia, terlihat bahwa keduanya memperoleh penilaian "*Above Average*" dalam aspek daya tarik atau *Attractiveness*. Ini menunjukkan bahwa keduanya dinilai memiliki keunggulan dalam menarik perhatian pengguna. Meskipun terdapat perbedaan numerik kecil, keduanya cenderung sebanding dalam aspek ini. Untuk variabel *Perspiciousity*, baik Shopee maupun Tokopedia mendapat penilaian "*Above Average*" dengan perbedaan yang hampir tidak signifikan, menunjukkan bahwa antarmuka pengguna pada kedua *platform* dianggap jelas dan mudah dipahami oleh pengguna.

Namun, perbedaan muncul pada variabel *Efficiency*, di mana Tokopedia mendapat penilaian "*Good*" sementara Shopee hanya dinilai "*Above Average*". Ini mengindikasikan bahwa pengguna melihat Tokopedia lebih efisien dalam proses transaksi dan penggunaan aplikasi. Sementara itu, variabel *Dependability* menunjukkan bahwa baik Shopee maupun Tokopedia dianggap dapat diandalkan oleh pengguna, dengan penilaian "*Above Average*". Selanjutnya, aspek *Stimulation* dan *Novelty* menunjukkan bahwa keduanya memberikan rangsangan dan inovasi yang baik, meskipun Tokopedia sedikit unggul dalam variabel *Novelty*.

6. DAFTAR PUSTAKA

Ardin, A. F., Putra, P., Oktadini, N. R., Meiriza, A., & Sevtiyuni, P. E. (2022). Evaluasi User Experience Aplikasi Tokopedia Dengan Menggunakan User Experience Questionnaire (UEQ). *Jurnal Ilmiah Indonesia*, 7. <https://doi.org/10.36418/syntax-literature.v6i6>

Fernando, F. (2020). Perancangan User Interface (UI) & User Experience (UX) Aplikasi Pencari Indekost Di Kota Padangpanjang. *Jurnal Tanra Desain Komunikasi Visual*, 7. <https://ojs.unm.ac.id/tanra/>

Gunawan, D. (2022). *Keputusan Pembelian Konsumen Marketplace Shopee Berbasis Social Media Marketing*. PT Inovasi Pratama Internasional. <https://books.google.co.id/books?id=K79mEAAAQBAJ>

Hernikawati, D. (2021). Analisis Dampak Pandemi COVID-19 terhadap Jumlah Kunjungan pada Situs E-Commerce di Indonesia Menggunakan Uji T Berpasangan. *Jurnal Studi Komunikasi Dan Media*, 25, 191. <https://doi.org/10.31445/jskm.2021.4389>

Janah, F. N., Wahyuningsih, G., & Pusparini, M. D. (2019). Strategi Promosi Tokopedia Dalam Perspektif Hukum Islam. *At-Thullab : Jurnal Mahasiswa Studi Islam*, 1(1), 85–100. <https://doi.org/10.20885/tullab.vol1.iss1.art6>

Juniansyah, B. D., Susanto, E. R., & Wahyudi, A. D. (2020). Pembuatan E-Commerce Pemesanan Jasa Event

- Organizer Untuk Zero Seven Entertainment. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(1), 41–46.
- Kresnanto, M. A., Hanggara, B. T., & Prakoso, B. S. (2020). Analisis Pengalaman Pengguna pada Aplikasi Mobile Booking Hotel dengan menggunakan Metode User Experience Questionnaire (UEQ) (Studi pada RedDoorz dan Airy). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 4(10), 3637–3646. <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- Putra, I. N. T. A., Kartini, K. S., Aditama, P. W., & Tahalea, S. P. (2021). Analisis Sistem Informasi Eksekutif Menggunakan User Experience Questionnaire (UEQ). *International Journal of Natural Science and Engineering*, 5, 25–29. <https://doi.org/10.23887/ijnse.v5i>
- Shopee. (2022). *Shopee*. Shopee Careers. <https://careers.shopee.co.id/about>
- Statista. (2022). *Statista Indonesia Top 10 E - Commerce Sites*. Statista. <https://www.statista.com/statistics/869700/indonesia-top-10-e-commerce-sites/>
- Tokopedia. (2022). *Tokopedia Bisnis Kami*. PT Tokopedia. <https://www.tokopedia.com/about/our-business/#mkt-section>



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi ZenPro dengan Implementasi Algoritma *Support Vector Machine* (SVM)

Muhammad Indra Buana¹⁾, Dede Brahma Arianto²⁾

¹⁾Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

²⁾Program Studi Informatika, Program Magister, Universitas Islam Indonesia

E-Mail : indrabuana07@gmail.com¹⁾; dede.brahma2@gmail.com²⁾

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 29 June 2024

Revised : 28 June 2024

Accepted : 14 February 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Sentimen

Aplikasi ZenPro

Algoritma Support Vector

Machine

Kata Kunci :

Sentimen

Aplikasi ZenPro

Algoritma Support Vector

Machine

APA style in citing this article:

Indra Buana, M., & Brahma Arianto, D. Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi ZenPro dengan Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) . Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI), 3(1). <https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1092>

ABSTRACT

This research aims to analyze user sentiment in reviews of the ZenPro application, a well-known platform for time management and productivity purposes. By collecting data from user reviews on the ZenPro platform, sentiment analysis becomes essential to understand how users perceive and evaluate their experiences with this application. The objective of this study is to classify review sentiments into two categories: positive and negative, using the Support Vector Machine (SVM) algorithm. Sentiment analysis is crucial to gain deeper insights into which aspects influence user sentiment, whether it is satisfaction with the application's features, user interface, or customer service. The results of this research show that SVM can classify review sentiments with a very high level of accuracy, achieving 90%. Additionally, evaluation metrics such as recall, precision, and the F1 score also demonstrate excellent results, at 94%, 93%, and 93%, respectively. These findings make a significant contribution to ZenPro developers, providing valuable insights into areas that need improvement or enhancement to enhance the quality and user satisfaction in the future.

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen ulasan pengguna terhadap aplikasi ZenPro, sebuah platform terkenal untuk keperluan manajemen waktu dan produktivitas. Melalui pengumpulan data dari ulasan-ulasan yang ditinggalkan oleh pengguna ZenPro di platform tersebut, analisis sentimen menjadi penting untuk memahami bagaimana pengguna merasakan dan menilai pengalaman mereka dengan aplikasi ini. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan sentimen ulasan menjadi dua kategori: positif dan negatif, dengan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Analisis sentimen diperlukan untuk memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang aspek-aspek mana yang mempengaruhi sentimen pengguna, apakah itu kepuasan terhadap fitur-fitur aplikasi, antarmuka pengguna, atau layanan pelanggan. Hasil dari penelitian menunjukkan, dengan SVM mampu mengklasifikasikan sentimen ulasan dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, mencapai 90%. Selain itu, matrik evaluasi seperti recall, precision, dan f1 score juga menunjukkan hasil yang sangat baik, yaitu sebesar 94%, 93%, dan 93% secara berturut-turut. Temuan ini memberikan kontribusi besar bagi pengembang ZenPro, memberikan wawasan berharga tentang area mana yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan untuk meningkatkan kualitas dan kepuasan pengguna di masa depan.

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1092>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Dalam era digital yang berkembang pesat, aplikasi *mobile* telah menjadi bagian integral dari kehidupan sehari-hari kita. Pengguna aplikasi tidak hanya mengunduh dan menggunakan aplikasi, tetapi mereka juga aktif dalam memberikan ulasan dan umpan balik terkait pengalaman mereka dengan aplikasi tersebut (Fitriyana et al., 2023). Ulasan pengguna adalah sumber informasi berharga yang dapat memberikan wawasan tentang sejauh mana pengguna puas atau tidak puas dengan aplikasi tersebut (Erfina et al., 2020). Dalam beragam aplikasi yang tersedia, semakin banyak yang mengintegrasikan ulasan pengguna sebagai fitur penting. Salah satu contohnya adalah ZenPro.

Aplikasi ZenPro, sebuah aplikasi yang meraih popularitas tinggi di kalangan pengguna, tidak terkecuali dari fenomena ini. Akan tetapi ulasan pengguna tidak hanya memiliki hal positif, namun juga negatif. Oleh karenanya, diperlukan analisis sentimen yang cermat untuk mengukur berbagai respons dan perasaan yang diungkapkan oleh pengguna terhadap aplikasi ini. Dengan demikian, ZenPro dapat dengan bijak menanggapi masukan-masukan ini, memahami kebutuhan pengguna, dan terus memperbaiki dan mengembangkan produknya guna memberikan pengalaman terbaik kepada para penggunanya. Untuk memahami secara lebih mendalam bagaimana pengguna merespons dan mengevaluasi aplikasi ZenPro, analisis sentimen ulasan pengguna menjadi relevan. Analisis ini dapat membantu pengembang aplikasi untuk mendapatkan wawasan yang lebih baik tentang perasaan dan pandangan pengguna, serta menanggapi umpan balik dengan lebih efektif (Indrayuni et al., 2021).

Terdapat penelitian sebelumnya yang memanfaatkan pendekatan SVM dalam melakukan analisis sentimen. Hasil dari penelitian awal menunjukkan bahwa penerapan metode SVM untuk menganalisis sentimen pada aplikasi Jamsostek Mobile menghasilkan tingkat klasifikasi yang optimal, mencapai akurasi sebesar 96%, yang menunjukkan performa yang sangat baik (Fitriyana et al., 2023). Penelitian kedua menunjukkan bahwa Ruangguru mendapatkan akurasi tertinggi yaitu sebesar 83,33% pada analisis aplikasi pembelajaran *online* di Playstore pada masa pandemi COVID-19 (Erfina et al., 2020). Pada penelitian ketiga menunjukkan metode SVM yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen pengguna aplikasi Google Meet mendapatkan nilai akurasi sebesar 94% (Fitri et al., 2020).

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap ulasan pengguna aplikasi ZenPro dengan menggunakan implementasi algoritma SVM. Algoritma Support Vector Machine adalah salah satu algoritma pembelajaran mesin yang terkenal dalam klasifikasi dan analisis sentimen. Dengan menerapkan algoritma ini, penelitian ini mencoba mengklasifikasikan ulasan pengguna ke dalam kategori sentimen yang umum, seperti sentimen positif dan negatif (Fitri et al., 2020).

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan wawasan yang lebih dalam tentang bagaimana pengguna merasakan aplikasi ZenPro, apakah ulasan mereka bersifat positif atau kritik, dan aspek-aspek apa yang mempengaruhi sentimen mereka. Hasil analisis sentimen ini dapat berguna dalam pengembangan aplikasi ZenPro yang lebih baik, meningkatkan kepuasan pengguna, dan mengidentifikasi area perbaikan (Bei et al., 2021).

2. TINJAUAN PUSTAKA

A. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah bidang penelitian yang bertujuan untuk mengekstrak dan memahami sentimen atau perasaan manusia dari teks atau data yang diberikan. Penelitian dalam analisis sentimen telah berkembang pesat seiring dengan meningkatnya ketersediaan data ulasan pengguna, media sosial, dan sumber teks lainnya. Teknik-teknik analisis sentimen digunakan untuk mengklasifikasikan teks menjadi kategori sentimen yang berbeda, seperti positif dan negatif (Al-shufi et al., 2021).

Penelitian sebelumnya telah menggambarkan berbagai metode dalam analisis sentimen, termasuk pendekatan berbasis aturan, pembelajaran mesin, dan pendekatan berbasis jaringan saraf. Selain itu, juga telah ada penelitian yang menggabungkan beberapa metode untuk meningkatkan akurasi klasifikasi sentimen (Luthfiana, 2020).

B. Zenpro

ZenPro adalah platform pembelajaran profesional yang dirancang untuk memberikan pengalaman belajar yang menarik, mudah diakses, dan adaptif bagi penggunanya yang berkomitmen untuk belajar sepanjang hayat. ZenPro merupakan produk dari Zenius, salah satu perusahaan Edtech terbesar di Indonesia, dan diluncurkan pada tahun 2020. Tujuan ZenPro adalah membantu pengguna mengembangkan keterampilan baru atau meningkatkan keterampilan yang sudah dimiliki yang relevan dengan peran atau profesi yang diinginkan (Erfina et al., 2022). Platform ini menawarkan berbagai macam kursus dan program pelatihan yang dirancang untuk efektif dan mudah diakses.

C. Algoritma Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma klasifikasi yang digunakan untuk data linear dan non-linear. SVM menggunakan pemetaan non-linear untuk mengubah data latihan awal ke dimensi yang lebih tinggi. SVM merupakan salah satu metode yang telah mapan dalam pembelajaran terawasi, umumnya digunakan untuk tugas klasifikasi dan regresi. Dalam pemodelan klasifikasi, SVM menonjol karena konsepnya yang matang dan jelas secara matematis, membedakannya dari teknik klasifikasi lainnya (Chairunnisa, 2022).

SVM memiliki kemampuan untuk menangani tantangan klasifikasi dan regresi baik pada masalah linear maupun non-linear. Dalam kasus non-linear, SVM menggunakan pendekatan kernel untuk mentransformasikan

data ke dalam ruang dimensi tinggi. Prinsipnya adalah mencari hyperplane atau pemisah yang dapat memaksimalkan jarak (margin) antara kelas data. Proses mencari hyperplane terbaik melibatkan pengukuran margin dan identifikasi titik maksimalnya.

D. Lexicon Based

Lexicon-based sentiment analysis adalah metode analisis sentimen yang menggunakan kamus atau daftar kata (lexicon) yang telah diberi label sentimen (positif, negatif, atau netral). Setiap kata dalam teks diidentifikasi dan dicocokkan dengan kamus tersebut untuk menentukan sentimennya. Skor sentimen akhir diperoleh dengan menjumlahkan atau menghitung bobot sentimen kata-kata dalam teks.

Penilaian dilakukan pada teks yang terdiri dari kalimat dengan kata-kata dari kamus leksikon, yang terbagi menjadi kata-kata negatif dan positif. Skor dihitung berdasarkan jumlah kemunculan kata dalam setiap kalimat. Apabila jumlah kata positif melebihi kata negatif dalam suatu teks, maka teks tersebut dikategorikan sebagai sentimen positif. Sebaliknya, jika jumlah kata positif lebih sedikit dari kata negatif, maka teks tersebut dikategorikan sebagai sentimen negatif. Jika jumlah kata positif sama dengan kata negatif dalam suatu teks, maka penilaian sentimen ditentukan sebagai netral. (Ismail et al., 2023).

E. Pembobotan kata TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency)

Teknik pembobotan kata TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) adalah metode yang digunakan dalam analisis teks untuk mengevaluasi signifikansi suatu kata dalam suatu dokumen berdasarkan konteks koleksi dokumen yang lebih besar. Model TF-IDF berfokus pada penilaian kata melalui tahap pencocokan kata dengan memanfaatkan perhitungan standar pengambilan informasi kata. (Husada et al., 2021).

Penggunaan pembobotan kata TF-IDF bermanfaat dalam menentukan kata-kata kunci yang dapat menyampaikan informasi yang lebih berharga mengenai isi dokumen. Dengan memberikan nilai tinggi pada kata-kata yang spesifik untuk suatu dokumen dan jarang muncul di dokumen lain, TF-IDF membantu mengidentifikasi karakteristik unik dari suatu dokumen dalam kerangka koleksi dokumen yang lebih luas. Teknik ini umumnya diterapkan dalam berbagai konteks, seperti pencarian informasi, analisis sentimen, dan tugas-tugas pemrosesan bahasa alami lainnya.

F. Pre-processing

Pre-processing adalah teknik yang digunakan untuk menyiapkan data agar lebih siap untuk analisis lanjutan, terutama dalam konteks ekstraksi pengetahuan. Langkah-langkah *preprocessing* data menjadi salah satu tahapan kunci dalam proses penambangan data. Sebelum melangkah ke proses pemrosesan, data mentah akan mengalami pengolahan awal. *Pre-processing* data melibatkan eliminasi data yang tidak relevan atau sesuai dengan kebutuhan. Selain itu, dalam proses ini, data akan diubah ke dalam bentuk yang lebih dapat dipahami oleh sistem. *Preprocessing* data melibatkan beberapa langkah, yaitu:

1) *Case Folding*

Case folding adalah salah satu langkah dalam pre-processing data yang bertujuan untuk mengubah semua karakter teks menjadi huruf kecil atau huruf besar, sehingga menghilangkan perbedaan antara huruf besar dan kecil. Misalnya, "Data Mining" akan diubah menjadi "data mining" atau sebaliknya. Hal ini penting karena banyak algoritma dan teknik pemrosesan bahasa alami (NLP) lebih efektif ketika tidak membedakan antara huruf besar dan kecil. Dengan menerapkan case folding, pengolahan teks menjadi lebih konsisten dan dapat meningkatkan kualitas analisis atau model yang akan dibangun menggunakan data tersebut. (Onantya, 2019).

2) *Tokenizing*

Tokenizing adalah proses dalam pre-processing data di mana teks atau kalimat dibagi menjadi unit-unit kecil yang disebut "token". Token dapat berupa kata-kata individual atau bahkan frasa-frasa pendek tergantung pada metode tokenization yang digunakan. Misalnya, kalimat "Saya suka belajar bahasa" akan dipecah menjadi empat token: "Saya", "suka", "belajar", dan "bahasa". Proses tokenizing ini penting dalam analisis teks dan pemrosesan bahasa alami (NLP) karena memungkinkan komputer untuk memahami dan memproses teks dengan lebih efisien. Dengan cara ini, analisis lebih lanjut seperti klasifikasi teks atau ekstraksi fitur dapat dilakukan dengan mempertimbangkan unit-unit kecil ini sebagai entitas terpisah. (Idris, 2023).

3) *Filtering (Stop words)*

Filtering atau penghilangan kata-kata berhenti (stop words) adalah langkah penting dalam *pre-processing* data teks. Stop words merujuk pada kata-kata umum seperti "dan", "atau", "di", dan sebagainya yang sering muncul dalam teks namun kurang memberikan makna atau kontribusi signifikan terhadap analisis teks. Dalam langkah ini, kata-kata berhenti diidentifikasi dan dihapus dari teks untuk mengurangi kompleksitas dan memfokuskan pada kata-kata kunci yang lebih informatif. Hal ini dapat meningkatkan kualitas analisis teks dengan mengarahkan perhatian pada kata-kata yang lebih penting dan memiliki dampak lebih besar terhadap pemahaman konten. (Fitriyana, 2023).

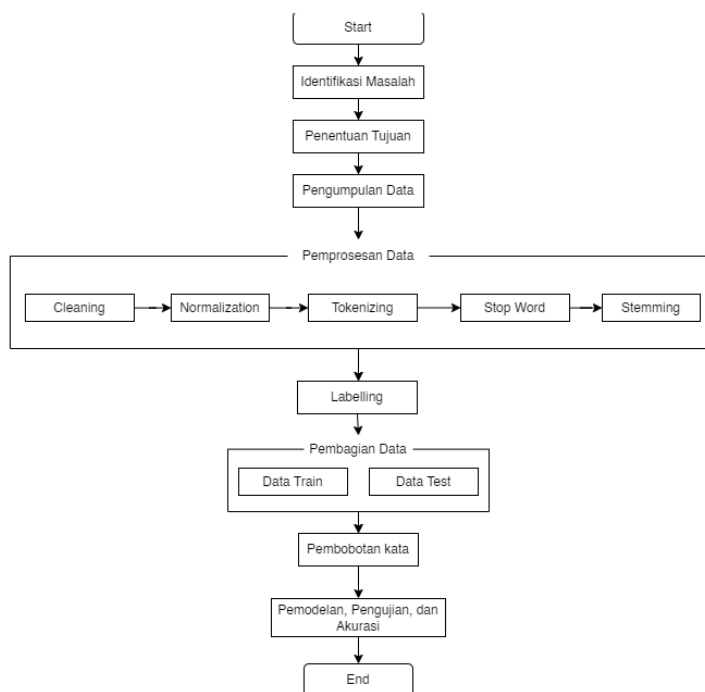
4) *Stemming (Normalization)*

Stemming, juga dikenal sebagai normalisasi, adalah tahap dalam pre-processing data teks di mana kata-kata diubah menjadi bentuk dasarnya atau akar kata. Tujuannya adalah untuk menghapus afiks atau imbuhan dari

kata sehingga hanya menyisakan bentuk dasar yang membawa makna. Contohnya, kata-kata seperti "berlari", "lari", dan "lari-lari" akan diubah menjadi bentuk dasar "lar". Hal ini membantu dalam konsolidasi kata-kata yang memiliki akar yang sama, sehingga mempermudah analisis teks dengan memperlakukan varian kata yang berbeda sebagai entitas yang sama. Stemming dapat meningkatkan akurasi dalam tugas-tugas seperti klasifikasi teks dan pengelompokan dokumen.

3. METODE PENELITIAN

Diagram alur yang mengilustrasikan metode penelitian yang digunakan dalam studi ini dapat dilihat pada Gambar 1. Diagram tersebut mencakup tahap-tahap dalam pengumpulan dan analisis data, serta proses evaluasi ulasan pengguna aplikasi ZenPro. Melalui alur diagram ini, kita dapat memvisualisasikan urutan langkah-langkah yang diambil dalam penelitian ini, mulai dari pengumpulan ulasan hingga analisis sentimen yang mendalam.



Gambar 1. Kerangka Penelitian

A. Identifikasi Masalah

Melakukan pemantauan dan analisis terhadap komentar pengguna aplikasi Zenpro di Google Playstore memberikan wawasan tentang permasalahan yang mungkin muncul. Proses ini memungkinkan identifikasi masalah yang ditemukan oleh pengguna saat menggunakan aplikasi tersebut. Dengan memperhatikan umpan balik dari pengguna, dapat dikembangkan pemahaman mendalam terkait area-area yang perlu diperbaiki atau ditingkatkan dalam Aplikasi Zenpro.

B. Penentuan Tujuan

Bertujuan untuk mengkaji secara lebih rinci kerangka penelitian ini dengan menentukan dengan lebih jelas kerangka yang menjadi fokus penelitian. Sebagaimana telah diuraikan dalam Bab I, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi terhadap komentar pengguna aplikasi Zenpro di Google Playstore menggunakan algoritma SVM. Fokus penelitian melibatkan langkah-langkah klasifikasi komentar untuk mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam terkait respons pengguna terhadap Aplikasi Zenpro.

C. Pengumpulan Data

Proses pengumpulan pada penelitian ini menggunakan teknik web scraping yang melalui google play store, pengumpulan data ini dibantu dengan library Python yaitu Google Play Scraper. Penggunaan Google Play Scraper memungkinkan peneliti untuk mengambil data ulasan pengguna, peringkat, dan informasi lainnya tentang aplikasi Zenpro dari Google Play Store secara otomatis.

D. Pre-processing

Pre-processing merupakan fase krusial dalam memperoleh data yang diinginkan, terutama untuk mengevaluasi sentimen dari komentar pengguna terhadap Zenpro. Tahapan ini dimulai dengan membersihkan teks, yang melibatkan proses seperti mengubah teks menjadi huruf kecil (case folding), menghapus karakter selain huruf, mengeliminasi username atau mentions (@), menghilangkan hashtag (#), serta menghapus URL atau tautan

dari setiap komentar. Setelah itu, terdapat tahap normalisasi di mana kata-kata singkat dan tidak baku disesuaikan dengan kata baku sesuai KBBI.

Tahapan berikutnya adalah tokenisasi, di mana setiap kata dipisahkan berdasarkan spasi yang ada. Proses selanjutnya adalah eliminasi stopwords, dengan menghapus kosakata yang bukan kata unik, seperti kata depan, belakang, kata sambung, simbol, dan lainnya. Terakhir, dilakukan stemming untuk mengonversi kata-kata dengan berimbuhan menjadi bentuk kata dasar serta merujuk kata-kata yang tidak baku menjadi bentuk kata baku.

E. Labeling

Data yang telah dilakukan proses preprocessing selanjutnya dilakukan labelling positif dan negatif menggunakan library lexicon-based.

F. Pembagian Data

Setelah melalui tahap pelabelan, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji, dengan proporsi pembagian sebesar 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Proses ini bertujuan untuk mengoptimalkan penggunaan data dalam pelatihan model dan menguji performanya secara efisien.

G. Pembobotan Data

Pengaplikasian pembobotan kata dengan metode TF-IDF melibatkan evaluasi kata-kata setelah proses pemisahan, yang melibatkan perhitungan kata umum. Langkah selanjutnya adalah melakukan klasifikasi menggunakan algoritma SVM dengan pendekatan kernel linear. Proses ini bertujuan untuk memberikan bobot pada kata-kata dalam analisis klasifikasi komentar pengguna aplikasi Zenpro di Google Play Store.

H. Analisis dan Hasil

Klasifikasi ulasan pengguna dilakukan menggunakan algoritma *Support Vector Machine* yang akan dibantu dengan library Scikit-Learn.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Pengumpulan Data

Data ulasan yang dikumpulkan melalui web scraping menggunakan Google Play Scraper berjumlah 1000 ulasan. Data ini diambil dari 1000 komentar pengguna yang mengulas aplikasi Zenpro yang menggunakan Bahasa Indonesia seperti yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Scraping

User Name	Score	At	Comment
Sali Effendi	5	10/10/2023 08:55	Mantap pelatihan yg sangat bermanfaat
Dedy JR	5	03/10/2023 18:45	sangat mudah untuk dimengerti, dan pembelajarannya sangat mudah difahami
Sari Safitri	2	09/05/2023 14:11	Kenapa ya punya saya belum 100% sertifikat nya juga belum muncul
Wawan Setiyo	5	01/05/2023 15:34	Sangat bermanfaat belajar di sini dan mudah di pahami
Yulia Audit	5	20/12/2022 00:42	Ilmunya sangat bermanfaat dan penyampaiannya juga mudah dipahami

B. Hasil Pre-processing

Setelah dilakukan pengumpulan data selanjutnya dilakukan tahap pre-processing; *cleaning, case folding, normalization, tokenizing, stop word, stemming*. Hasil dari tahapan *pre-processing* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Preprocessing

Sebelum	Sesudah
Mantap pelatihan yg sangat bermanfaat	mantap latih manfaat
sangat mudah untuk dimengerti dan pembelajarannya sangat mudah difahami	mudah erti ajar mudah difahami
Sangat bermanfaat di sini dan mudah di pahami	manfaat ajar mudah paham
Ilmunya sangat bermanfaat dan penyampaiannya juga mudah dipahami	ilmu manfaat sampai mudah paham
Sangat bermanfaat n bagus sekali pelatihan nya	manfaat bagus latih

C. Labeling

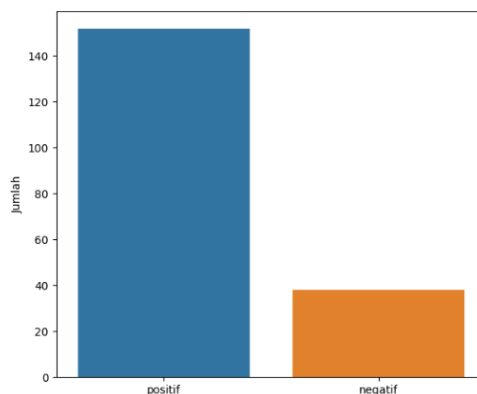
Setelah melalui tahap pre-processing, langkah selanjutnya melibatkan penerapan metode berbasis leksikon untuk memberikan label pada setiap data, yakni memberikan label pada setiap fitur. Beberapa hasil dari proses pelabelan berbasis lexicon-based ditampilkan dalam Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Labelling

Ulasan	Kategori
ilmu manfaat sampai mudah paham	Positif
manfaat ajar mudah paham	Positif
latih zenpro gilir selesai ulas akun kartu prakeja diakusi zenpro nasib batas tentu kartu prakerja habis	Negatif

D. Klasifikasi

Hasil klasifikasi menggunakan algoritma SVM pada Gambar 2 menunjukkan bahwa terdapat 152 ulasan yang diklasifikasikan sebagai positif dan 38 ulasan yang diklasifikasikan sebagai negatif. Hal ini mengindikasikan bahwa model SVM telah berhasil mengidentifikasi dan memisahkan ulasan-ulasan positif dan negatif dengan akurasi tertentu.



Gambar 2. Klasifikasi

Gambar 3 menunjukkan hasil word cloud yang berkategori positif, di mana ulasan dan kata-kata yang muncul cenderung mengandung penegasan positif, seperti kata "manfaat" yang mengindikasikan apresiasi dan kepuasan. Di sisi lain, Gambar 4 menggambarkan word cloud yang berkategori negatif, yang berisi ulasan dan kata-kata yang menyiratkan hal-hal yang kurang baik, seperti kata-kata "parah". Word cloud ini mencerminkan aspek-aspek yang perlu perbaikan atau kekurangan dalam ulasan-ulasan tersebut.



Gambar 3. Wordcloud Positif



Gambar 4. Wordcloud Negatif

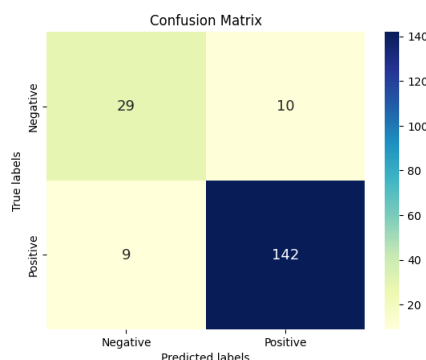
E. Evaluasi

Hasil evaluasi digunakan untuk menilai performa jenis uji tertentu dengan menghitung satu metrik spesifik pada dataset pengujian, yang merupakan kumpulan data yang tidak digunakan dalam proses pembangunan model klasifikasi. Seperti yang terlihat pada Tabel 4, hasil pengujian dengan metode SVM menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi, mencapai 90%. Selain itu, terdapat nilai recall sebesar 94%, presisi sebesar 93%, dan nilai f1 score sebesar 93%.

Tabel 4. Hasil Evaluasi

Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
90.00%	93.42%	94.04%	93.73%

Dapat dilihat pada Gambar 5, terdapat penerapan confusion matrix yang mengungkapkan bahwa terdapat 19 data yang mengalami kesalahan prediksi. Confusion matrix adalah alat evaluasi yang berguna dalam mengukur kinerja model prediksi, dan hasilnya menunjukkan adanya sejumlah data yang tidak sesuai dengan prediksi model, yang kemungkinan akan menjadi fokus analisis lebih lanjut dalam studi ini.



Gambar 5. Hasil Evaluasi

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan menggunakan metode Lexicon-Based dan algoritma Support Vector Machine, didapatkan nilai accuracy sebesar 90%, recall sebesar 94%, precision sebesar 93%, dan f-measure sebesar 93%. Selain itu, diperoleh juga hasil prediksi data uji ulasan aplikasi Zenpro sebagai sentimen positif sebanyak 152 ulasan dan sentimen negatif sebanyak 38 ulasan. Diketahui bahwa algoritma Support Vector Machine cenderung memprediksi data uji sebagai sentimen positif dibandingkan sentimen negatif. Oleh karena itu, dapat ditarik sebuah asumsi bahwa pengguna senang, serta suka terhadap fitur, kinerja, kualitas, performa yang diberikan oleh Zenpro.

6. SARAN

Saran untuk penelitian selanjutnya adalah mempertimbangkan penggunaan dua algoritma tambahan dalam analisis sentimen ulasan pengguna aplikasi ZenPro, yaitu Random Forest dan Naive Bayes, selain algoritma SVM. Dengan menggabungkan ketiganya, peneliti dapat membandingkan kinerja algoritma-algoritma tersebut, memberikan wawasan yang lebih mendalam tentang faktor-faktor yang mempengaruhi sentimen pengguna. Ini akan memungkinkan evaluasi yang lebih komprehensif terhadap metode analisis sentimen yang paling sesuai.

7. DAFTAR PUSTAKA

- Fitriyana, V., Hakim, L., Novitasari, D. C. R., Hanif, A., & Asyhar. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Buana Informasi*, 14(1), 40-49.
- Erfina, A., Basryah, E. S., Saepulrohman, A., & Lestari, D. (2020). Analisis Sentimen Aplikasi Pembelajaran Online di Play Store Pada Masa Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM).
- Indrayuni, E., Nurhadi, A., & Kristiyanti, D. A. (2021). Implementasi Algoritma Naive Bayes, Support Vector Machine, dan K-Nearest Neighbors Untuk Analisa Sentimen Aplikasi Halodoc. *Jurnal Fakt. Exacta*, 14(2), 64-71.
- Fitri, D. A., & Putri, A. (2022). Analisis Sentimen Pengguna Aplikasi Google Meet Menggunakan Algoritma Support Vector Machine. *Jurnal Computer Science and Information Technology*, 3(3), 472-478.
- Bei, F., & Saepudin, S. (2021). Analisis Sentimen Aplikasi Tiket Online di Play Store Menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM).
- Al-shufi, M. F., & Erfina, A. (2021). Sentimen Analisis Mengenai Aplikasi Streaming Film Menggunakan Algoritma Support Vector Machine di Play Store.
- Luthfiana, L. (2020). Implementasi Algoritma Support Vector Machine dan Chi Square untuk Analisis Sentimen User Feedback Aplikasi. *ULTIMATICS*, 12(2).
- Erfina, A., & Wardani, N. R. (2022). Analisis Sentimen Perguruan Tinggi Termewah di Indonesia Menurut Ulasan Google Maps Menggunakan Support Vector Machine (SVM). *Jurnal Manajemen Informasi Sistem Informasi*, 5(1).
- Chairunnisa, C. (2022). Klasifikasi Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi PeduliLindungi di Google Play Menggunakan Algoritma Support Vector Machine dengan Seleksi Fitur Chi-Square. *Jurnal Informatika*, 18(1).

- Ismail, R., Bagus, A., Hakim, F., & Artikel, R. (2023). Implementasi Lexicon Based untuk Analisis Sentimen dalam Mengetahui Trend Wisata Pantai di DI Yogyakarta Berdasarkan Data Twitter. *Emerging Statistics and Data Science Journal*, 1(1).
- Onantya, I. D. (2019). Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi BCA Mobile Menggunakan BM25 dan Improved K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(3).
- Idris, I. S. K. (2023). Analisis Sentimen Terhadap Penggunaan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Jambura Journal of Electrical and Electronics Engineering*, 5(1).
- Fitriyana, V. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Jamsostek Mobile Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Buana Informasi*, 14(1).
- Husada, H. C., & Paramita, A. S. (2021). Analisis Sentimen pada Maskapai Penerbangan di Platform Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM). *Teknika (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, 10(1).



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Model Delone & Mclean pada Evaluasi Kesuksesan Perpustakaan Digital Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara

Nadya Puspita Sari ^{1)*}, Putut Pamilih Widagdo ²⁾, Vina Zahrotun Kamila ³⁾

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Mulawarman

E-Mail : nadyapuspitari19@gmail.com¹⁾; putut@ft.unmul.ac.id²⁾; vinakamila@ft.unmul.ac.id³⁾;

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 28 February 2024
Revised : 29 June 2024
Accepted : 29 June 2024
Available online : 30 June 2024

Keywords:

Information System Success,
Delone and Mclean Model,
Trust, Digital Library

ABSTRACT

Digital library is very to use as a place to provide books and information that can be accessed via the internet network to provide convenience for students at MAN 2 Kutai Kartanegara in the process of upholding services and learning. The process to determine the evaluation of digital library success is analyzed using the Delone and McLean model with variables of information quality, system quality, service quality, user satisfaction, usage, trust, and net benefits. The total respondents obtained in this study were 250 respondents. The method of data analysis and validity in this study uses the Partial Least Squares (PLS) approach using SmartPLS software. The results showed the influence of 4 factors, consisting of information quality (KI), usage (P), user satisfaction (KP), trust (K) and Net Benefits (MB). the five factors were proven to be able to significantly influence the success of digital library implementation at MAN 2 Kutai Kartanegara. This study has 12 hypotheses with the results of 7 hypotheses accepted while 5 hypotheses were rejected namely the path of service quality variables on user satisfaction, the path of service quality variables on usage, the path of system quality variables on trust, the path of system quality variables on user satisfaction, and the path of system quality variables on usage. The hypothesis is rejected because it does not meet the standard path coefficient value with a T-statistic value of less than 1.96 and a P-value greater than 0.05.

ABSTRAK

Perpustakaan digital sangat penting digunakan sebagai tempat menyediakan buku dan informasi yang dapat diakses melalui jaringan internet untuk memberikan kemudahan siswa/siswi di MAN 2 Kutai Kartanegara dalam proses menjunjung layanan dan pembelajaran. Proses untuk mengetahui evaluasi kesuksesan perpustakaan digital dianalisis menggunakan model Delone and McLean dengan variabel kualitas informasi, kualitas sistem, kualitas layanan, kepuasan pengguna, penggunaan, kepercayaan, dan manfaat bersih. Total responden yang diperoleh dalam penelitian ini sebanyak 250 responden. Metode analisis dan validitas data pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Partial Least Squares (PLS)*. Hasil penelitian menunjukkan adanya pengaruh dari 5 faktor, yang terdiri dari kualitas informasi (KI), penggunaan (P), kepuasan pengguna (KP), kepercayaan (K) dan manfaat bersih (MB). kelima faktor tersebut terbukti dapat mempengaruhi secara signifikan terhadap kesuksesan penerapan perpustakaan digital. Penelitian ini terdapat 12 hipotesis dengan hasil 7 hipotesis diterima sedangkan 5 hipotesis ditolak yaitu jalur variabel kualitas layanan terhadap kepuasan pengguna, jalur variabel kualitas layanan terhadap penggunaan, jalur variabel kualitas sistem terhadap kepercayaan, jalur variabel kualitas sistem terhadap kepuasan pengguna, dan jalur variabel kualitas sistem terhadap penggunaan. Hipotesis yang ditolak karena tidak memenuhi standar nilai koefisien jalur dengan nilai T-statistic kurang dari 1,96 dan P-value lebih besar dari 0,05.

Kata Kunci :

Kesuksesan Sistem Informasi,
Model Delone dan Mclean,
Kepercayaan,
Perpustakaan Digital

APA style in citing this article:

Nadya Puspita Sari, Putut Pamilih Widagdo, & Vina Zahrotun Kamilia. Model Delone & Mclean pada Evaluasi Kesuksesan Perpustakaan Digital Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI), 3(1).
<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1196>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Perpustakaan digital adalah perpustakaan yang menggunakan teknologi informasi sebagai suatu fasilitas untuk menyimpan, mendapatkan, dan menyebarkan informasi baik dalam bentuk buku, gambar, dan suara yang bisa diakses kapanpun dan dimanapun (Widayanti, 2015 dalam Prayitno, 2019).

Sekolah Madrasah Aliyah Negeri (MAN) 2 Kutai Kartanegara telah mengimplementasikan perpustakaan digital Kihajar Dewantara, dimana perpustakaan digital tersebut dibuat agar dapat digunakan untuk memberikan kemudahan siswa/siswa dalam proses menunjang layanan dan pembelajaran dimana tidak perlu untuk meminjam buku di perpustakaan karena dengan perpustakaan digital tersebut siswa/siswi dapat mengakses buku yang diinginkan serta informasi lainnya secara *real time*. Berdasarkan observasi dan wawancara yang dilakukan kepada narasumber bahwa pihak sekolah mempunyai kebutuhan untuk dilakukan sebuah evaluasi kesuksesan pada perpustakaan digital. Hasil dari evaluasi yang telah dilakukan akan dijadikan sebagai pedoman perbaikan layanan perpustakaan.

Berdasarkan referensi di atas, model Delone dan Mclean dipilih untuk mengevaluasi kesuksesan implementasi sistem. Menurut Saputro, Budiyanto & Santoso (2015) model Delone dan Mclean merupakan model yang mendapat perhatian lebih dari para peneliti untuk mengukur tingkat keberhasilan sistem informasi (Pentidari et al., 2019) dengan demikian, perlu dilakukan evaluasi kesuksesan sistem informasi perpustakaan digital kihajar Dewantara.

Pada dasarnya, model kesuksesan sistem informasi DeLone & McLean terdapat beberapa variabel yang dapat menentukan kesuksesan suatu sistem informasi, yaitu kualitas informasi (*Information Quality*), kualitas sistem (*System Quality*), kualitas layanan (*Service Quality*), minat pemakai dan pemakaian (*Intention ToUse and Use*), kepuasan pemakai (*User Satisfaction*) dan manfaat bersih (*Net Benefits*). Namun pada penelitian ini ditambahkan variabel yaitu kepercayaan (*Trust*) (Maranaisyah & Novita, 2019).

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka penelitian ini mengangkat judul “Evaluasi Kesuksesan Perpustakaan digital Kihajar Dewantara Menggunakan Model Delone dan Mclean Pada Madrasah Aliyah Negeri (MAN) 2 Kutai Kartanegara”. Penelitian ini akan menerapkan model pengukuran kesuksesan sistem informasi DeLone dan McLean tahun 2003. Hasil evaluasi kesuksesan implementasi perpustakaan digital Kihajar Dewantara diharapkan dapat mendukung kegiatan pembelajaran akademik di MAN 2 Kutai Kartanegara.

2. TINJAUAN PUSAKA

A. Sistem Informasi

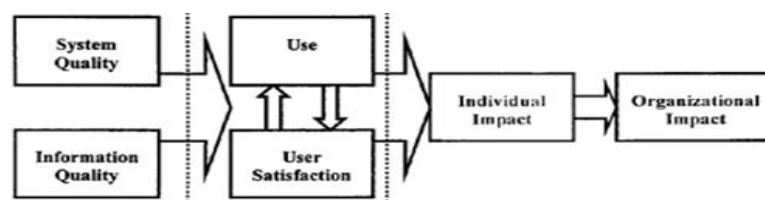
Sistem informasi sering dirancukan dengan pengertian tentang data. Informasi memiliki cakupan yang lebih luas dibandingkan data. Dengan demikian jika merujuk pada pengertian sistem dan informasi, maka sistem informasi dapat diartikan sebagai suatu sistem yang diciptakan oleh manusia yang mencakup berbagai komponen dalam suatu organisasi untuk mencapai hasil yaitu menghasilkan informasi (Arifin et al., 2022). Sistem informasi adalah sekumpulan komponen yang saling berhubungan yang berfungsi mengumpulkan, memproses, menyimpan dan mendistribusikan informasi untuk mendukung kepuasan dan pemantauan dalam suatu organisasi (Laudon & Laudon, 2000 dalam Mellanie et al., 2022).

B. Perpustakaan Digital Kihajar Dewantara

Perpustakaan digital Kihajar Dewantara merupakan sistem informasi perpustakaan digital yang dimiliki oleh Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara perpustakaan digital yang dapat diakses melalui <http://lib.man2kukar.sch.id/> perpustakaan digital ini dapat diakses oleh staff, admin, siswa/i, guru, serta umum. dengan memanfaatkan SLiMS Senayan atau lengkapnya *Senayan Library Management System (SLiMS)*, merupakan perangkat lunak sistem manajemen perpustakaan (*Library management system*). SLiMS adalah salah satu FOSS (*Free Open Source Software*) berbasis web yang dapat digunakan sebagai perangkat lunak untuk membuat otomatisasi perpustakaan. SLiMS mampu berjalan sempurna di dalam *system* jaringan *computer* dan internet (Nasrullah et al., 2022).

C. Model Kesuksesan DeLone and McLean

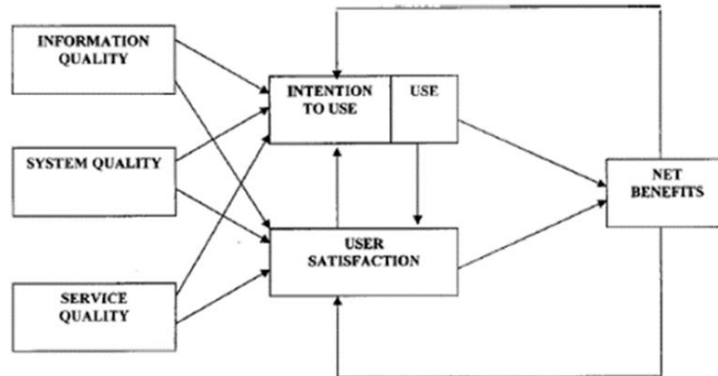
Pada tahun 1992, William H. DeLone dan Ephraim R. McLean menciptakan model yang mampu mempengaruhi hasil sistem informasi. Keenam dimensi tersebut meliputi *System Quality*, *Information Quality*, *Use*, *User Satisfaction*, *Individual Impact* dan *Organizational Impact*. Model ini akan menjelaskan bagaimana kualitas sistem dapat mempengaruhi penggunaan sistem dan kepuasan pengguna, selain itu kualitas informasi juga mempengaruhi penggunaan dan kepuasan pengguna. Dimana hal itu mempengaruhi pada *individual impact* dan dampaknya akan mempengaruhi *organizational impact* (Mellanie et al., 2022).



Gambar 1. Model Kesuksesan Sistem Informasi DeLone and McLean (1992)

Sumber: (Mellanie et al., 2022)

Hubungan antara kualitas sistem serta kualitas informasi mempengaruhi baik dari segi penggunaan (*Use*) dan kepuasan pengguna (*User Satisfaction*). Penggunaan (*Use*) dapat mempengaruhi nilai kepuasan pengguna baik secara positif maupun negatif. Penggunaan (*Use*) dan kepuasan pengguna (*User Satisfaction*) berpengaruh pada individual (*Individual Impact*) Dan pada tahun 2003, DeLone dan McLean mengusulkan model yang dimodifikasi untuk memenuhi perubahan kebutuhan manajemen dan pengguna pada saat itu di era *e-commerce* (Mellanie et al., 2022).



Gambar 2. Model Kesuksesan Sistem Informasi DeLone and McLean (2003)
Sumber: (Mellanie et al., 2022)

D. Partial Least Square (PLS)-Structural Equation Modeling (SEM)

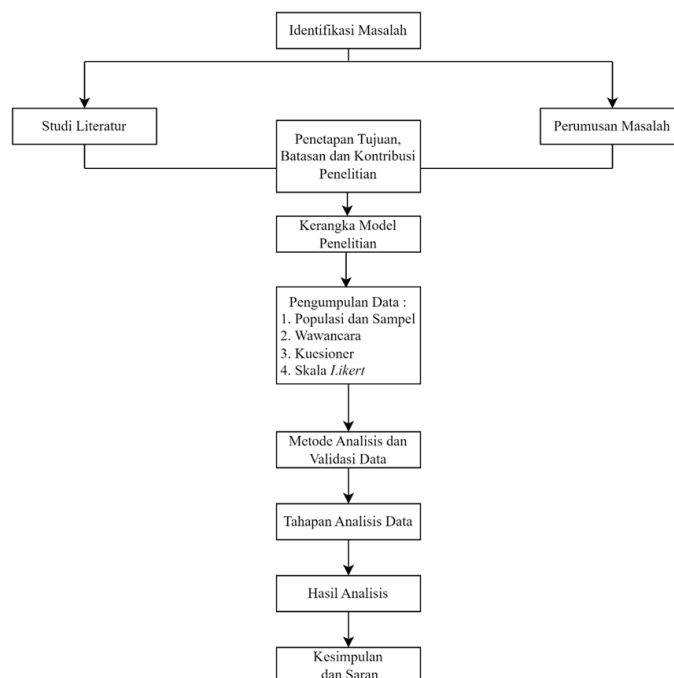
Partial Least Square (PLS) membantu peneliti memperoleh nilai variabel laten untuk tujuan prediksi. Model formal mendefinisikan variabel laten sebagai *linear agregat* dari indikator.

Structural Equation Modeling (SEM) merupakan suatu persamaan pemodelan yang memungkinkan peneliti untuk menguji secara bersamaan serangkaian variabel yang saling bergantung, yaitu ketergantungan antara serangkaian model yang dihubungkan oleh beberapa variabel. Dalam penelitian, digunakan dalam berbagai disiplin ilmu seperti manajemen strategis, pemasaran, dan psikologi (Astrachan, Patel, & Wanzenried, 2014) di dalam Mellanie et al., 2022).

Kemampuan SEM adalah mampu mengukur sejauh mana pengaruh konstruktif langsung, tidak langsung dan laten dalam pengolahan data, termasuk menguji validitas dan reliabilitas data, serta analisis data menjadi lebih mudah melalui penggunaan dari SmartPLS. SEM dibagi menjadi 2 kelompok yaitu berdasarkan SEM berbasis *covariance* (CB SEM) dan SEM berbasis *Variance* (PLS-SEM) (Mellanie et al., 2022).

Metode analisis dan validitas data pada PLS-SEM memiliki dua model yaitu model pengukuran (*Outer Model*) dan model struktural yang dapat disebut juga (*Inner Model*) (Musyaffi et al., 2022).

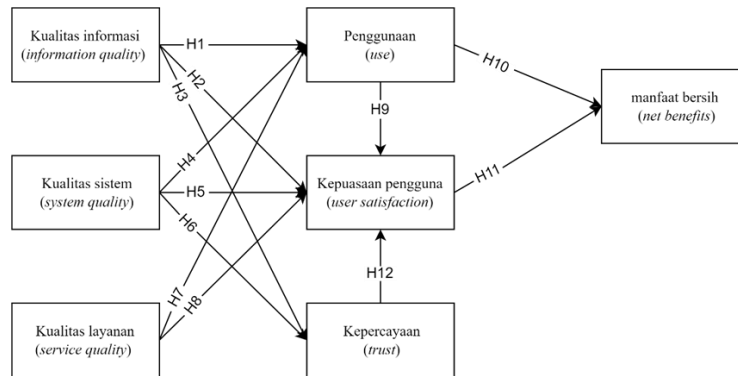
3. METODE PENELITIAN



Gambar 3. Diagram Alur Metode Penelitian

E. Kerangka Model Penelitian

Penelitian ini menggunakan model DeLone and McLean (2003)



Gambar 4. Model Konseptual
Sumber: (Ernawati et al., 2021)

Berdasarkan model penelitian, terbentuklah hipotesis-hipotesis dalam penelitian ini sebagai berikut :

1. H1: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan
2. H2: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna
3. H3: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepercayaan
4. H4: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan
5. H5: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna
6. H6: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepercayaan
7. H7: Kualitas Layanan mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan
8. H8: Kualitas Layanan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna
9. H9: Penggunaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna
10. H10: Penggunaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap manfaat bersih
11. H11: Kepuasan pengguna mempunyai pengaruh signifikan terhadap manfaat bersih
12. H12: Kepercayaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna

F. Pengumpulan Data

Penelitian ini dilakukan kepada seluruh populasi siswa/i aktif Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara yang berjumlah 648. yang pernah menggunakan perpustakaan digital Kihajar Dewantara. Metode penentuan besar sampel pada penelitian menggunakan teknik *probability sampling* bisa disebut *simple random sampling*. *Probability sampling* merupakan metode pengambilan sampel secara acak yang mana seluruh populasi mempunyai peluang yang sama untuk dijadikan sampel (Nurrahmah et al., 2021). Dengan menggunakan batas toleransi kesalahan yang digunakan sebesar 5% dengan tingkat kepercayaan sebesar 95%, maka ukuran sampel yang diperlukan menggunakan rumus slovin adalah:

$$n = \frac{N}{1+Ne^2} \dots\dots\dots(1)$$

Keterangan:
n = Jumlah pada sampel
N = Jumlah pada populasi
e = Toleransi Kesalahan

Berikut merupakan perhitungan menggunakan rumus slovin:

$$n = \frac{648}{1 + 648 (0,05)^2}$$

$$n = \frac{648}{2,62}$$

$$n = 247,32$$

Pada hasil perhitungan yang dilakukan jadi penelitian ini memiliki ukuran sampel yang berjumlah 247 responden.

G. Metode Analisis dan Validitas Data

Metode analisis dan validitas data pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Partial Least Squares (PLS)* menggunakan *software SmartPLS*. Metode analisis dan validitas data dalam penelitian ini mempunyai dua model, yaitu model pengukuran (*Outer Model*) dan model struktural yang dapat disebut juga (*Inner Model*), *Outer model*

merupakan hubungan antar variabel laten, baik variabel yang mempengaruhi variabel lain maupun variabel yang dipengaruhi oleh variabel lain dan *Inner model* menjelaskan hubungan antar variabel eksogen dan variabel endogen (Musyaffi et al., 2022).

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini dilakukan kepada seluruh siswa/i aktif Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara yang menggunakan perpustakaan digital Kihajar Dewantara. Proses pengambilan sampel penelitian ini dilakukan secara acak dengan membagikan kuisioner berupa *google formulir* kepada seluruh siswa/i aktif Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara yang dibagikan melalui ketua kelas masing- masing yang terpilih untuk mengisi kuesinoer penelitian dengan menggunakan *tools* <https://miniwebtool.com/> perlukan 7 kelas dengan rata-rata siswa 35 orang per kelas, Sehingga didapatkan kelas tiga kelas X, tiga kelas XI, dan satu kelas XII. Dengan itu total responden penelitian ini sebanyak 250 responden.

H. Pengujian model pengukuran (Outer Model)

a. Uji Validitas Konvergen

Nilai *Convergen Validity* memperlihatkan validitas indikator pada pengukuran. Nilai yang direkomendasikan untuk *Convergen Validity* adalah $> 0,70$ (Musyaffi et al., 2022). Beberapa indikator tidak memenuhi standar nilai *outer loading* (>0.70). Variabel Indikator yang tidak memenuhi nilai *outer loading* kemudian perlu dihilangkan untuk dilakukan perhitungan *outer loading* kembali sehingga memperlihatkan pada keseluruhan indikator yang ada telah memenuhi standar nilai *outer loading* yaitu (>0.70) seperti pada tabel 1.

Tabel 1. Nilai *Outer Loadings* Tiap Indikator

Variabel	Indikator	<i>Outer Loadings</i>
Kualitas Sistem (KS)	KS1	0.720
	KS3	0.809
	KS4	0.755
	KS5	0.755
Kualitas Informasi (KI)	KI2	0.736
	KI3	0.784
	KI4	0.786
	KI5	0.789
	KI6	0.801
Kualitas Layanan (KL)	KL1	0.819
	KL2	0.847
	KL3	0.848
Penggunaan (P)	P1	0.793
	P2	0.726
	P3	0.800
Kepuasan Pengguna (KP)	KP1	0.902
	KP2	0.830
	KP3	0.918
Manfaat Bersih (MB)	MB1	0.868
	MB2	0.839
	MB4	0.846
Kepercayaan (K)	K1	0.889
	K2	0.907
	K3	0.730

b. Uji Validitas Diskriminan

Nilai Validitas diskriminan adalah nilai *cross loading factor* yang bertujuan untuk mengetahui terkait diskriminan yang ada dalam suatu konstruk penelitian. Nilai *loading* dari indikator pada konstruk yang yang ditargetkan harus lebih besar dari nilai *loading* pada konstruk yang lain (*cross loading*) (Musyaffi et al., 2022). Nilai *cross loading* setiap indikator terhadap variabel lain menunjukkan bahwa setiap indikator mempunyai korelasi yang lebih tinggi terhadap variabel tersebut dibandingkan variabel lainnya. Berdasarkan hasil tersebut dapat dinyatakan bahwa indikator yang digunakan untuk mengukur variabel mempunyai validitas diskriminan yang baik.

Tabel 2. Nilai *Cross Loading*

	K	KI	KL	KP	KS	MB	P
K1	0.889	0.533	0.578	0.496	0.489	0.562	0.451
K2	0.907	0.567	0.584	0.584	0.484	0.561	0.466
K3	0.730	0.385	0.468	0.345	0.281	0.522	0.289
KI2	0.356	0.736	0.484	0.657	0.561	0.323	0.484
KI3	0.450	0.784	0.526	0.483	0.646	0.444	0.543
KI4	0.437	0.786	0.479	0.491	0.591	0.331	0.557
KI5	0.569	0.789	0.597	0.529	0.622	0.550	0.457
KI6	0.502	0.801	0.539	0.549	0.570	0.433	0.486
KL1	0.596	0.547	0.819	0.484	0.483	0.651	0.455
KL2	0.495	0.536	0.847	0.431	0.532	0.525	0.424
KL3	0.528	0.610	0.848	0.509	0.575	0.442	0.444
KP1	0.548	0.602	0.534	0.902	0.484	0.486	0.533
KP2	0.413	0.621	0.429	0.830	0.463	0.405	0.490
KP3	0.557	0.626	0.538	0.918	0.508	0.573	0.550
KS1	0.475	0.556	0.561	0.421	0.720	0.497	0.395
KS3	0.403	0.595	0.544	0.417	0.809	0.380	0.442
KS4	0.289	0.560	0.357	0.435	0.755	0.272	0.500
KS5	0.373	0.624	0.455	0.395	0.755	0.313	0.388
MB1	0.572	0.509	0.569	0.515	0.464	0.868	0.371
MB2	0.524	0.481	0.530	0.474	0.439	0.839	0.449
MB4	0.547	0.361	0.545	0.425	0.318	0.846	0.328
P1	0.289	0.577	0.387	0.510	0.491	0.246	0.793
P2	0.522	0.432	0.447	0.438	0.331	0.466	0.726
P3	0.318	0.491	0.388	0.428	0.494	0.340	0.800

Uji validitas diskriminan nilai *formell-lacker criterion* dimana standar dari nilai *formell-lacker criterion* dapat menunjukkan bahwa terdapat korelasi pada masing-masing variabel laten memiliki nilai yang lebih besar dibandingkan nilai korelasi antar variabel laten lainnya (Musyaffi et al., 2022).

Tabel 3. Nilai *fornell-lacker criterion*

	K	KI	KL	KP	KS	MB	P
K	0.846						
KI	0.615	0.754					
KL	0.646	0.695	0.838				
KP	0.575	0.708	0.568	0.884			
KS	0.554	0.764	0.638	0.554	0.710		
MB	0.632	0.641	0.665	0.596	0.559	0.763	
P	0.486	0.650	0.527	0.594	0.573	0.535	0.774

c. Uji Reliabilitas

Uji Reliabilitas merupakan proses pengukuran indikator penelitian. Indikator dapat dikatakan mempunyai reliabilitas tingkat tinggi jika nilai *composite reliability* diatas 0,70. Nilai *cronbach alpha* juga digunakan dalam penilaian reliabilitas. Besaran nilai minimal *cronbach alpha* adalah 0,70. Standar AVE sebesar 0,50 atau lebih tinggi menunjukkan bahwa rata-rata suatu konstruk menjelaskan lebih dari separuh varian indikator-indikatornya (Sholihin Ph.D & Ratmono, 2021). Dalam jurnal (Mellanie et al., 2022) apabila pada nilai *cronbach's alpha* diantara 0.6 – 0.7 dengan itu konsistensi masih dapat diterima (Jogiyanto, 2008).

Tabel 4. Nilai CA, CR, AVE

	<i>Cronbach's Alpha</i>	<i>Composite Reliability (rho_c)</i>	<i>Average Variance Extracted (AVE)</i>
K	0.801	0.882	0.716
KI	0.847	0.887	0.569
KL	0.788	0.876	0.703
KP	0.860	0.915	0.781
KS	0.749	0.834	0.504
MB	0.753	0.846	0.582
P	0.664	0.817	0.599

I. Pengujian model struktural (*Inner Model*)

Pengujian model struktural (*Inner Model*) merupakan pengujian yang dilakukan untuk mengetahui hubungan antar variabel laten termasuk variabel eksogen dan endogen dalam model penelitian. Pengujian ini dilakukan untuk menanggapi hipotesis penelitian yang diidentifikasi berdasarkan data statistik (Musyaffi et al., 2022).

a. Koefisien Determinasi (*R-square/R2*)

Nilai Koefisien Determinasi *R-square* digunakan untuk menyatakan persentase variabel laten dalam model dan kekuatan penjelas variabel eksogen terhadap variabel endogen. Kriteria evaluasi *R-square* terbagi menjadi 3 *R-Square* 0,67 dikategorikan sebagai kriteria kuat 0,33 moderat dan 0,19 lemah. (Musyaffi et al., 2022). Hasil dari penelitian ini moderat.

Tabel 5. Nilai Koefisien Determinasi *R-square*

	<i>R-square</i>	<i>R-square adjusted</i>
K	0.361	0.355
KP	0.552	0.542

MB	0.333	0.327
P	0.441	0.434

b. Koefisien Jalur (*Path Coefficient*)

Nilai koefisien jalur (*Path Coefficient*) antar variabel dikatakan signifikan secara statistik apabila nilai T-statistik hubungan antar variabel laten menunjukkan nilai T-statistik yang lebih besar dari nilai T-tabel dan p-value lebih kecil dari 0,05 (Sholihin Ph.D & Ratmono, 2021). T-statistik 1.96 dan nilai P-value lebih kecil dari 0.05 (<0.05) karena menggunakan tingkat signifikansi (α) sebesar 5% atau 0.05 untuk menunjukkan apakah hipotesis dapat diterima dan berpengaruh signifikan. Pada tabel 6. menunjukkan bahwa dari 12 hipotesis yang diuji, 7 hipotesis yang diterima, sedangkan 5 hipotesis ditolak.

Tabel 6. Nilai Koefisien Jalur (*Path Coefficient*)

	<i>Original Sample (O)</i>	<i>T Statistics</i>	<i>P Values</i>	Kriteria
K->KP	0.196	2.322	0.020	Diterima
KI->K	0.498	5.603	0.000	Diterima
KI->KP	0.431	3.785	0.000	Diterima
KI->P	0.452	4.660	0.000	Diterima
KL->KP	0.069	0.876	0.381	Ditolak
KL->P	0.137	1.584	0.113	Ditolak
KP->MB	0.445	6.020	0.000	Diterima
KS->K	0.126	1.452	0.147	Ditolak
KS->KP	-0.042	0.536	0.592	Ditolak
KS->P	0.134	1.517	0.129	Ditolak
P->KP	0.217	2.279	0.023	Diterima
P->MB	0.188	2.313	0.021	Diterima

c. Uji Effect Size (*F-square*)

Nilai *F-Square* digunakan untuk melihat pengaruh konstruk eksogen terhadap konstruk endogen Nilai *F-Square* dikategorikan dalam tiga kriteria yaitu 0,02 dengan pengaruh kecil, 0,15 dengan pengaruh menengah dan 0,35 dengan pengaruh besar (Musyaffi et al., 2022). Nilai *F-Square* seperti pada tabel 7.

Tabel 7. Nilai Uji *Effect Size*

	K	KI	KL	KP	KS	MB	P
K				0.045			
KI	0.160			0.125			0.129
KL				0.005			0.017
KP						0.192	
KS	0.010			0.002			0.012
MB							
P				0.053		0.034	

d. Prediction relevance (*Q Square*)

Pengujian *Q Square* dilakukan sebagai variabel penjelas yang mampu memprediksi variabel laten endogen. Nilai *Q Square* dikategorikan kecil yaitu 0,02 sedang 0,15 dan besar 0,35 (Musyaffi et al., 2022). Nilai *Q-Square* seperti pada tabel 8.

Tabel 8. Nilai *Prediction relevance*

	Q ² predict	RMSE	MAE

K	0.330	0.830	0.605
KP	0.471	0.744	0.407
MB	0.302	0.848	0.681
P	0.418	0.779	0.513

J. Hasil Pengujian Hipotesis

Untuk menunjukkan apakah hipotesis dapat diterima dan berpengaruh signifikan apabila T-statistik > dari 1.96 dan nilai P-value lebih kecil dari 0.05 (<0.05). hasil penelitian menunjukkan 7 variabel K->KP, KI->K, KI->KP, KI->P, KP->MB, P->KP, P->MB diterima sedangkan 5 variabel lain yaitu KL->KP, KL->P, KS->K, KS->KP, KS->P ditolak maka dengan hasil tersebut penelitian ini dapat dikatakan cukup sukses.

1. H1: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan

Hubungan antara variabel kualitas informasi dengan penggunaan mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.452 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar 4.660 > 1.96 dan nilai P-value 0.000 <0.05. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa kualitas sistem mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap penggunaan sehingga H1 diterima.

2. H2: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna

Hubungan antara variabel kualitas informasi dengan kepuasan pengguna nilai *original sample* sebesar 0.431 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar 3.785 > 1.96 dan nilai P-value 0.000 <0.05. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel kualitas informasi mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap kepuasan pengguna sehingga H2 Diterima.

3. H3: Kualitas Informasi mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepercayaan

Hubungan antara variabel kualitas informasi dengan kepercayaan mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.498 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar 5.603 > 1.96 dan nilai P-value 0.000 <0.05. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel kualitas informasi mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap kepercayaan sehingga H3 Diterima.

4. H4: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan

Hubungan antara variabel kualitas sistem dengan penggunaan memiliki nilai *original sample* sebesar 0.134 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. namun tidak mempunyai pengaruh signifikan terhadap nilai t-statistik sebesar 1.517 < 1.96 dan nilai P-value 0.129 >0.05. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun variabel kualitas sistem memiliki arah korelasinya positif namun tidak berpengaruh signifikan terhadap penggunaan sehingga H4 Ditolak.

5. H5: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap Kepuasan Pengguna

Hubungan antara variabel kualitas sistem dengan kepuasan pengguna memiliki nilai *original sample* sebesar -0.042 Hal ini menunjukkan bahwa kualitas sistem tidak memiliki pengaruh terhadap kepuasan pengguna. Kemudian nilai t-statistik sebesar 0.536 < 1.96 dan nilai P-value 0.592 >0.05. Hal ini menunjukkan bahwa variabel kualitas sistem tidak tidak berpengaruh signifikan terhadap penggunaan sehingga H5 Ditolak.

6. H6: Kualitas Sistem mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepercayaan

Hubungan antara variabel kualitas sistem dengan kepercayaan memiliki nilai *original sample* sebesar 0.126 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. namun tidak mempunyai pengaruh signifikan terhadap nilai t-statistik sebesar 1.452 < 1.96 dan nilai P-value 0.147 >0.05. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun variabel kualitas sistem memiliki arah korelasinya positif namun tidak berpengaruh signifikan terhadap penggunaan sehingga H6 Ditolak.

7. H7: Kualitas Layanan mempunyai pengaruh signifikan terhadap penggunaan

Hubungan antara variabel kualitas layanan dengan penggunaan memiliki nilai *original sample* sebesar 0.137 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. namun tidak mempunyai pengaruh signifikan terhadap nilai t-statistik sebesar 1.584 < 1.96 dan nilai P-value 0.113 >0.05. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun variabel kualitas sistem memiliki arah korelasinya positif namun tidak berpengaruh signifikan terhadap penggunaan sehingga H7 Ditolak.

8. H8: Kualitas Layanan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna

Hubungan antara variabel kualitas layanan dengan kepuasan pengguna memiliki nilai *original sample* sebesar 0.069 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. namun tidak mempunyai

pengaruh signifikan terhadap nilai t-statistik sebesar $0.876 < 1.96$ dan nilai P-value $0.381 > 0.05$. Hal ini menunjukkan bahwa meskipun variabel kualitas sistem memiliki arah korelasinya positif namun tidak berpengaruh signifikan terhadap penggunaan sehingga H8 Ditolak.

9. H9: Penggunaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna

Hubungan antara variabel penggunaan dengan kepuasan pengguna mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.217 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar $2.279 > 1.96$ dan nilai P-value $0.023 < 0.05$. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel penggunaan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap kepuasan pengguna sehingga H9 Diterima.

10. H10: Penggunaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap manfaat bersih

Hubungan antara variabel penggunaan dengan manfaat bersih mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.188 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar $2.313 > 1.96$ dan nilai P-value $0.021 < 0.05$. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel penggunaan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap manfaat bersih sehingga H10 Diterima.

11. H11: Kepuasan pengguna mempunyai pengaruh signifikan terhadap manfaat bersih

Hubungan antara variabel kepuasan pengguna dengan manfaat bersih mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.445 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar $6.020 > 1.96$ dan nilai P-value $0.000 < 0.05$. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel kepuasan pengguna mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap manfaat bersih sehingga H11 Diterima.

12. H12: Kepercayaan mempunyai pengaruh signifikan terhadap kepuasan pengguna

Hubungan antara variabel kepercayaan dengan kepuasan pengguna mempunyai nilai *original sample* sebesar 0.196 Hal ini menunjukkan bahwa arah korelasinya adalah positif. Kemudian nilai t-statistik sebesar $2.322 > 1.96$ dan nilai P-value $0.020 < 0.05$. Maka dalam penelitian ini menyatakan bahwa variabel kepercayaan mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap kepuasan pengguna sehingga H12 Diterima.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Telah diterapkan model Delon and Mclean dengan 7 variabel yang terdiri dari kualitas informasi (*information quality*), kualitas sistem (*system quality*), kualitas layanan (*service quality*), penggunaan (*use*), kepuasan (*user satisfaction*), kepercayaan (*trust*), manfaat bersih (*net benefit*), dan diolah menggunakan teknik analisis SEM PLS untuk mengevaluasi tingkat kesuksesan perpustakaan digital pada Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara.
2. Adanya pengaruh dari 5 faktor, yang terdiri dari kualitas informasi (KI), penggunaan (P), kepuasan pengguna (KP), kepercayaan (K), dan manfaat bersih (MB). Keempat faktor tersebut terbukti dapat mempengaruhi secara signifikan terhadap kesuksesan penerapan perpustakaan digital pada Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara, peningkatan pada faktor tersebut mampu mempengaruhi penggunaan, kepuasan, dan kepercayaan siswa terhadap perpustakaan digital yang akhirnya dapat memberikan manfaat kepada siswa.
3. Terdapat 12 hipotesis dengan hasil 7 hipotesis diterima sedangkan 5 hipotesis ditolak karena tidak memenuhi standar nilai koefisien jalur yaitu jalur variabel kualitas layanan terhadap kepuasan pengguna, jalur variabel kualitas layanan terhadap penggunaan, jalur variabel kualitas sistem terhadap kepercayaan, jalur variabel kualitas sistem terhadap kepuasan pengguna, dan jalur variabel kualitas sistem terhadap penggunaan. Hipotesis yang ditolak karena tidak memenuhi standar nilai koefisien jalur dengan nilai T-statistic kurang dari 1,96 dan P-value lebih besar dari 0.05.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan didapatkan saran sebagai berikut:

1. Penelitian selanjutnya yang meneliti perpustakaan digital pada Madrasah Aliyah Negeri 2 Kutai Kartanegara disarankan untuk menambahkan variabel tambahan seperti Privasi (*privacy*) yang mengacu pada data pribadi seperti keamanan identitas siswa.
2. Pada penelitian selanjutnya dapat dikombinasikan dengan sejumlah metode terkait dalam keberhasilan penerapan sistem informasi seperti *Technology Acceptance Model (TAM 2)*, *Theory of Planned Behaviour (TPB)*, *Unified Theory of Acceptance and Use of The Technology (UTAUT)*.

6. DAFTAR PUSTAKA

- Arifin, N. Y., Borman, R. I., Ahmad, I., Tyas, S. S., Sulistiani, H., Hardiansyah, A., & Suri, G. P. (2022). Analisa Perancangan Sistem Informasi (P. T. Cahyono (ed.)). Cendikia Mulia Mandiri.
- Ernawati, M., Hermaliani, E. H., & Sulistyowati, D. N. (2021). Penerapan DeLone and McLean Model untuk Mengukur Kesuksesan Aplikasi Akademik Mahasiswa Berbasis Mobile. *Jurnal IKRA-ITH Informatika*, 5, 58–67.
- Maranaisya, R. G., & Novita, D. (2019). Evaluasi Kesuksesan Portal Online Dengan Pendekatan Model DeLone

- Dan McLean (Studi Kasus: Perusahaan XYZ). *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 6, 31–42. <https://doi.org/https://doi.org/10.35957/jatisi.v6i1.174>
- Mellanie, D. F., Oktaviani, S. N., Assyifa, N. F., Sari, U. K., Sari, N. P., & Widagdo, P. P. (2022). Kesuksesan Aplikasi Zoom Sebagai Media Pembelajaran Daring di Masa Pandemi Covid 19 Pada Program Studi Sistem Informasi Fakultas Teknik Universitas Mulawarman. *Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI)*, 1(1), 1–7. <https://doi.org/10.30872/atasi.v1i1.30>
- Musyaffi, A. M., Khairuunnisa, H., & Respati, D. K. (2022). *Konsep Dasar Sreuctural - Partial Least Square SEM-PLS*. Pascal Books.
- Nasrullah, Tawakkal, & Nursalsabila. (2022). Analisis Penggunaan Senayan Library Management System (Slims) Di Perpustakaan Madrasah Aliyah Negeri 1 Majene Provinsi Sulawesi Barat. *Literatify: Trends in Library Developments*, 3(2), 99–111. <https://journal3.uin-alauddin.ac.id/index.php/literatify/article/view/31894>
- Nurrahmah, A., Rismaningsih, F., Hernaeny, U., Pratiwi, L., Wahyudin, Rukyati, A., Yati, F., Lusiani, Riaddin, D., & Setiawan, D. J. (2021). *Pengantar Statistika 1* (S. Haryanti (ed.)). Media Sains Indonesia.
- Pentidari, A., Rachmadi, A., & Herlambang, A. D. (2019). Evaluasi Kesuksesan Implementasi Sistem Open Public Access Catalog Dengan Delone and Mclean Model Pada Perpustakaan Universitas Brawijaya. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3, 1961–1970.
- Prayitno, D. E. (2019). Perpustakaan Digital Sebagai Information LifeCycledalam Kehidupan Masyarakat Informasi. *Tibannbaru: Jurnal Ilmu Perpustakaan Dan Informasi*, 3, 23–29. <https://doi.org/10.30742/tb.v3i2.763>
- Sholihin Ph.D, P. M., & Ratmono, D. D. (2021). *Analisis SEM-PLS dengan WarpPLS7.0 Untuk Hubungan Nonlinier dalam Penelitian Sosial dan Bisnis*. Penerbit Andi.



Tersedia Online : <http://e-journals.unmul.ac.id/>

ADOPSI TEKNOLOGI DAN SISTEM INFORMASI (ATASI)

Alamat Jurnal : <http://e-journals2.unmul.ac.id/index.php/atasi/index>



Analisis Sentimen Twitter Menggunakan Machine Learning untuk Identifikasi Konten Negatif

Amalia Kartika Sari ¹⁾, Akhmad Irsyad ²⁾*, Dinda Nur Aini ³⁾, Islamiyah ⁴⁾, Stephanie Elfriede Ginting ⁵⁾

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Mulawarman

E-Mail : akhmadirsyad@ft.unmul.ac.id

ARTICLE INFO

Article history:

Received : 29 June 2024

Revised : 28 June 2024

Accepted : 09 June 2024

Available online : 30 June 2024

Keywords:

Twitter

Sentimen Analisis

TF-IDF

Logistic Regression

Naive Bayes Classifier

Kata Kunci:

Twitter

Sentimen Analisis

TF-IDF

Logistic Regression

Naive Bayes Classifier

APA style in citing this article:

Kartika Sari, A., Akhmad

Irsyad, Dinda Nur Aini,

Islamiyah, & Stephanie

Elfriede Ginting. Analisis

Sentimen Twitter

Menggunakan Machine

Learning untuk Identifikasi

Konten Negatif. Adopsi

Teknologi Dan Sistem

Informasi (ATASI), 3(1).

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1373>

3i1.1373

ABSTRACT

Negative Content is electronic information and documents that contain disrespectful content, gambling, insults, defamation, extortion, threatening, and spreading false and misleading news that can harm users. In addition, negative content also includes things that trigger hatred or hostility based on ethnicity, religion, race, and class. Twitter is a social media platform that allows sending and reading messages used by individuals, organizations and companies to share information, comment on current events, and interact with other users. The analysis process includes data cleaning, data exploration, and application of machine learning models such as TF-IDF, Logistics Regression Model, and Naive Bayes Classifier for sentiment classification. The results show that machine learning models can classify the sentiment of tweets very accurately, providing important insights into public opinion on the Twitter platform. The best performance with an F1-Score of 68.4% was generated from the Logistic Regression trial.

ABSTRAK

Konten Negatif adalah informasi dan dokumen elektronik yang mengandung konten yang tidak sopan, perjudian, penghinaan, pencemaran nama baik, pemerasan, pengancaman, serta penyebaran berita bohong dan menyesatkan yang dapat merugikan pengguna. Selain itu, konten negatif juga mencakup hal-hal yang memicu kebencian atau permusuhan berdasarkan suku, agama, ras, dan golongan (Alita & Isnain, 2020). Twitter adalah Wadah media sosial yang memungkinkan mengirim dan membaca pesan yang digunakan oleh individu, organisasi dan perusahaan untuk berbagi informasi, mengomentari peristiwa terkini, dan berinteraksi dengan pengguna lain. Proses analisis mencakup pembersihan data, eksplorasi data, dan penerapan model pembelajaran mesin seperti TF-IDF, Logistics Regression Model, dan Naive Bayes Classifier untuk klasifikasi sentimen. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model pembelajaran mesin dapat mengklasifikasikan sentimen tweet dengan sangat akurat, memberikan wawasan penting tentang opini publik di platform Twitter. Kinerja terbaik dengan skor F1 68,4% dihasilkan dari uji coba Logistic Regression.

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

*) Corresponding Author

<https://doi.org/10.30872/atasi.v3i1.1373>

2024 Adopsi Teknologi dan Sistem Informasi (ATASI) with CC BY SA license.

1. PENDAHULUAN

Di era digital ini, media sosial telah menjadi platform utama bagi individu untuk berbagi pemikiran, pendapat, dan pengalaman secara cepat dan luas. Twitter, sebagai salah satu platform media sosial terdepan, memfasilitasi interaksi sosial dengan memungkinkan pengguna untuk mengirimkan pesan singkat yang dikenal sebagai "tweet". Namun, dengan kebebasan berekspresi yang dimiliki oleh pengguna, seringkali terjadi penyalahgunaan platform ini. Konten berisi kebencian, ujaran kebencian, dan sentimen negatif lainnya dapat tersebar dengan mudah, berpotensi menimbulkan dampak negatif bagi pengguna lain (Multi Fani & Santoso, 2023).

Upaya Twitter untuk memerangi konten negatif di platformnya membutuhkan solusi yang cerdas dan efektif. Salah satu langkah penting adalah dengan mengembangkan model klasifikasi berbasis Natural Language Processing (NLP) yang dapat membedakan tweet negatif dan memblokir konten tersebut. Model klasifikasi ini berperan penting dalam menjaga keamanan dan kenyamanan pengguna Twitter. Dengan mengidentifikasi dan memblokir konten negatif, Twitter dapat menciptakan lingkungan yang lebih positif dan kondusif bagi penggunaannya untuk berinteraksi dan berbagi informasi.

Dalam upaya mencapai tujuan tersebut, analisis sentimen memiliki peran krusial. Analisis sentimen, sering dikenal sebagai penambangan opini, melihat bagaimana perasaan individu terhadap suatu hal tertentu. Hal ini juga dikenal sebagai penambangan teks opini. Subbidang linguistik komputasi dan NLP ini berkaitan dengan teknik untuk mengekstraksi, mengkategorikan, memahami, dan menilai pendapat yang diungkapkan dalam publikasi online. Dengan mengintegrasikan analisis sentimen dalam strategi pemberantasan konten negatif di Twitter, platform ini dapat lebih efektif menciptakan lingkungan yang positif dan aman bagi interaksi penggunaannya.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Analisis sentimen di media sosial, terutama di platform seperti Twitter, telah menjadi fokus penelitian yang signifikan dalam berbagai bidang seperti politik, ekonomi, dan lain-lain. Penelitian-penelitian ini sering mengadopsi algoritma machine learning untuk mengklasifikasikan sentimen pengguna terhadap berbagai topik. Di antara penelitian-penelitian yang relevan, beberapa yang menonjol adalah sebagai berikut:

(Drus & Khalid, 2019) mengidentifikasi dua pendekatan utama dalam analisis sentimen: pendekatan berbasis kamus dan pendekatan berbasis pembelajaran mesin. Pendekatan berbasis kamus menggunakan daftar kata yang telah ditentukan sebelumnya untuk menghitung kata-kata positif dan negatif, sementara pendekatan pembelajaran mesin memanfaatkan algoritma untuk mengekstraksi dan mendeteksi sentimen dari data

(Sahayak, Shete, & Pathan, 2015), dalam jurnal *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering (IJIRAE)*, mengeksplorasi analisis sentimen pada data Twitter dengan menggunakan berbagai algoritma machine learning seperti Naive Bayes, Maximum Entropy (MaxEnt), dan Support Vector Machines (SVM). Mereka menggunakan data tweet yang diklasifikasikan sebagai positif, negatif, atau netral, serta memanfaatkan dictionary yang dianotasi secara manual untuk emoticon dan akronim sebagai label yang bising. Penelitian ini menemukan bahwa algoritma SVM dan MaxEnt memiliki performa yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes dalam menangani masalah overlapping fitur dan klasifikasi sentimen yang kompleks.

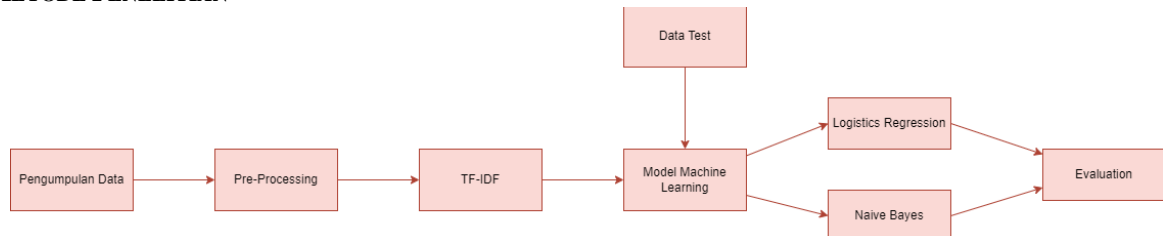
Agarwal et al. (2014) dari Columbia University memperkenalkan fitur prior polarity yang spesifik untuk Part-of-Speech (POS) dan mengusulkan penggunaan tree kernel untuk mengurangi kebutuhan akan rekayasa fitur yang melelahkan. Mereka mengembangkan model untuk mengklasifikasikan tweet menjadi sentimen positif, negatif, dan netral. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model tree kernel dan model berbasis fitur mereka, yang menggunakan 100 fitur, dapat mengungguli baseline unigram yang menggunakan lebih dari 10.000 fitur. Mereka juga menyoroti pentingnya fitur yang menggabungkan polaritas awal kata dengan tag POS untuk tugas klasifikasi sentimen. Selain itu, penelitian ini menyediakan dataset yang dianotasi secara manual yang mewakili sampel acak dari streaming tweet, berbeda dengan dataset yang dikumpulkan berdasarkan kueri pencarian tertentu.

Hassan Saif dan rekan-rekannya (2012) dari Knowledge Media Institute, The Open University, memperkenalkan pendekatan baru dengan menambahkan konsep semantik sebagai fitur tambahan dalam analisis sentimen. Mereka menyelidiki korelasi antara konsep semantik entitas yang diekstrak dari tweet dengan sentimen negatif/positif. Hasil penelitian mereka menunjukkan peningkatan rata-rata skor akurasi F harmonic sekitar 6.5% untuk sentimen negatif dan 4.8% untuk sentimen positif dibandingkan dengan baseline yang menggunakan unigrams dan fitur part-of-speech.

(Shah, Akshata Bhat, Sumitra Singh, Arya Chavan, & Aryan Singh, 2024) mencatat bahwa analisis sentimen memiliki berbagai keuntungan, seperti untuk riset pasar, dukungan pelanggan, manajemen merek, analisis politik, dan sektor kesehatan. Namun, ada tantangan signifikan yang harus dihadapi, seperti kesulitan dalam mendeteksi nada atau sarkasme dalam teks, penanganan bahasa gaul dan informal, serta keterbatasan dalam menganalisis konten multibahasa dan media non-teks.

Penelitian-penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pemahaman kita tentang analisis sentimen di platform media sosial, dan memberikan dasar yang kuat untuk melakukan penelitian dalam bidang ini.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Metode penelitian ini dimulai dengan pengumpulan data, yang kemudian dilakukan preprocessing untuk membersihkan dan mempersiapkan data. Setelah itu, data train diekstraksi fiturnya menggunakan metode TF-IDF. Metode ini menilai bobot kata dalam dokumen secara proporsional. Data yang telah diproses selanjutnya dianalisis menggunakan dua model machine learning, yakni Logistic Regression dan Naive Bayes. Langkah terakhir, model dievaluasi dengan menggunakan data uji, di mana akurasi, presisi, recall, dan F1-score digunakan sebagai metrik untuk menilai kinerja model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan konten negatif di Twitter.

A. Preprocessing

Preprocessing adalah tahap awal dalam analisis data teks yang bertujuan untuk membersihkan dan mempersiapkan data sehingga siap digunakan oleh model machine learning. Tahapan preprocessing meliputi case folding, normalisasi kata, cleaning, stopword removal, dan stemming (Irham, Adiwijaya, & Wisesty, 2019). Berikut penjelasan masing-masing tahapan preprocessing:

1. Case Folding:

Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil (lowercase) (Multi Fani & Santoso, 2023). Hal ini dilakukan untuk memastikan bahwa perbedaan dalam kapitalisasi tidak mempengaruhi analisis teks. Misalnya, "Data" dan "data" akan dianggap sama setelah case folding. Hal ini membantu dalam menyederhanakan data dan mengurangi variasi kata yang tidak diperlukan.

2. Normalisasi Kata:

Normalisasi kata adalah proses mengubah berbagai bentuk kata yang berbeda menjadi bentuk standar yang sama. Hal ini sering melibatkan penanganan kata-kata yang memiliki makna sama tetapi ditulis dengan cara berbeda. Contohnya adalah mengubah "gak" menjadi "tidak", "nggak" menjadi "tidak", atau "ya" menjadi "iya". Normalisasi membantu dalam konsistensi data dan meningkatkan akurasi analisis.

3. Cleaning:

Cleaning atau pembersihan adalah proses menghapus karakter yang tidak relevan atau tidak diinginkan dari teks. Ini termasuk penghapusan tanda baca, angka, simbol, URL, dan emotikon. Misalnya, teks "Hello!!! How are you? Visit http://example.com" akan dibersihkan menjadi "Hello How are you Visit". Cleaning bertujuan untuk menghilangkan noise dan memastikan bahwa hanya data yang bermakna yang dianalisis.

4. Stopword Removal:

Stopword removal adalah proses menghapus kata-kata umum yang sering muncul dalam teks tetapi biasanya tidak memberikan informasi penting. Contohnya termasuk kata-kata seperti "dan", "atau", "yang", "itu" dalam bahasa Indonesia, atau "the", "is", "in", "and" dalam bahasa Inggris. Menghapus stopwords membantu mengurangi jumlah fitur yang tidak penting dan fokus pada kata-kata yang lebih bermakna.

5. Stemming:

Stemming adalah proses mengurangi kata ke bentuk dasarnya (stem) dengan menghapus imbuhan seperti akhiran atau awalan. Misalnya, kata "running", "runner", dan "ran" dalam bahasa Inggris semua dikurangi menjadi "run". Dalam bahasa Indonesia, kata "bermain", "bermainan", "dimainkan" dikurangi menjadi "main". Stemming membantu mengurangi variasi kata dan mengkonsolidasikan kata-kata yang memiliki makna dasar yang sama.

B. TF-IDF

TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) adalah teknik yang digunakan untuk mengubah teks menjadi representasi numerik yang dapat digunakan oleh model machine learning. Metode ini menilai pentingnya sebuah kata dalam sebuah dokumen relatif terhadap kumpulan dokumen. Term Frequency (TF) adalah kemunculan sebuah kata dalam suatu dokumen sedangkan Inverse Document Frequency (IDF) adalah jumlah seluruh dokumen yang mengandung kata tertentu (Irham et al., 2019). Dengan menggabungkan TF dan IDF, TF-IDF dapat menghitung total bobot dari kata dalam sebuah dokumen, memberikan nilai yang lebih tinggi untuk kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang muncul di dokumen lain.

1. Term Frequency (TF): TF mengukur frekuensi kemunculan sebuah kata (term) dalam dokumen. Rumusnya adalah:

$$TF(t, d) = \frac{\text{Jumlah kemunculan term } t \text{ dalam dokumen } d}{\text{total jumlah term dalam dokumen } d}$$

TF adalah rasio antara jumlah kemunculan term t dalam dokumen d dengan total jumlah term dalam dokumen tersebut, mengukur seberapa sering sebuah term muncul dalam dokumen.

2. Inverse Document Frequency (IDF): IDF mengukur seberapa banyak dokumen dalam koleksi D yang mengandung term t . Rumusnya adalah:

$$IDF(t, D) = \log \frac{\text{Total jumlah dokumen dalam koleksi } D}{\text{jumlah dokumen yang mengandung term } t + 1}$$

IDF adalah logaritma dari rasio total jumlah dokumen dalam koleksi D dengan jumlah dokumen yang mengandung term t , ditambah satu. Ini memberikan bobot lebih tinggi pada term yang jarang muncul di banyak dokumen, mengurangi pengaruh term yang umum.

3. TF-IDF: TF-IDF adalah hasil perkalian antara Term Frequency (TF) dan Inverse Document Frequency (IDF). Rumusnya adalah:

$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D)$$

TF-IDF menghitung total bobot dari kata dalam sebuah dokumen, memberikan nilai yang lebih tinggi untuk kata-kata yang sering muncul dalam satu dokumen tetapi jarang muncul di dokumen lain.

Dalam rumus tersebut:

- t adalah term atau kata kunci tertentu.
- d adalah dokumen tertentu.
- D adalah koleksi seluruh dokumen.

C. Logistic Regression

Logistic Regression adalah metode statistik yang digunakan untuk memprediksi probabilitas kejadian biner, yaitu dua hasil yang mungkin, seperti "ya" atau "tidak". Metode ini digunakan dalam machine learning untuk masalah klasifikasi, di mana hasil variabel target adalah kategori yang berbeda. Logistic Regression menggunakan fungsi logistik untuk mengubah nilai output menjadi probabilitas antara 0 dan 1 (Alfyando, Anggraeny, & Sihananto, 2024). Fungsi ini memungkinkan model untuk memetakan setiap kombinasi input ke dalam rentang probabilitas. Misalnya, jika kita ingin mengklasifikasikan apakah sebuah tweet bersentimen positif atau negatif, Logistic Regression dapat digunakan untuk memberikan probabilitas bahwa tweet tersebut

termasuk ke dalam salah satu kategori tersebut. Model ini efektif untuk masalah klasifikasi sederhana dan memberikan interpretasi yang mudah dipahami mengenai pengaruh tiap fitur terhadap hasil prediksi.

D. Naive Bayes

Naive Bayes adalah metode klasifikasi berbasis teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap fitur dalam dataset adalah independen satu sama lain. Meskipun asumsi ini jarang berlaku sepenuhnya dalam praktik, metode ini sering memberikan hasil yang baik dan efisien untuk berbagai tugas klasifikasi teks, seperti analisis sentimen atau spam detection. Naive Bayes menghitung probabilitas bahwa sebuah data masuk ke dalam kelas tertentu berdasarkan nilai-nilai fitur yang ada. Misalnya, dalam analisis sentimen, Naive Bayes dapat digunakan untuk menghitung probabilitas bahwa sebuah tweet bersentimen positif atau negatif berdasarkan kemunculan kata-kata tertentu dalam tweet tersebut (Alfyando et al., 2024). Keuntungan utama dari Naive Bayes adalah kesederhanaannya dan kemampuannya untuk bekerja dengan baik bahkan dengan data terbatas.

E. Evaluation

Evaluasi kinerja model dalam analisis sentimen melibatkan penilaian hasil eksperimen sistem serta tanggapan dari para responden. Metode evaluasi ini menggunakan berbagai metrik standar seperti akurasi, presisi, recall, F1-Score, dan confusion matrix (NOR, MUSLIM, & ASWIN, 2022). Akurasi menggambarkan performa keseluruhan model, sedangkan presisi dan recall mengukur ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam menemukan kasus positif. F1-Score memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Confusion matrix memberikan wawasan tentang jenis kesalahan yang dibuat oleh model. Dengan menggunakan metrik-metrik evaluasi ini secara bersama-sama, evaluasi memberikan gambaran yang komprehensif tentang kinerja model dalam mengidentifikasi sentimen, mendukung pengambilan keputusan yang akurat dalam penggunaan model di dunia nyata.

Evaluasi kinerja model dalam analisis sentimen melibatkan penilaian hasil eksperimen sistem serta tanggapan dari para responden. Metode evaluasi ini menggunakan berbagai metrik standar seperti akurasi, presisi, recall, F1-Score, dan confusion matrix. Akurasi menggambarkan performa keseluruhan model, sedangkan presisi dan recall mengukur ketepatan prediksi dan kemampuan model dalam menemukan kasus positif. F1-Score memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. Confusion matrix memberikan wawasan tentang jenis kesalahan yang dibuat oleh model. Dengan menggunakan metrik-metrik evaluasi ini secara bersama-sama, evaluasi memberikan gambaran yang komprehensif tentang kinerja model dalam mengidentifikasi sentimen, mendukung pengambilan keputusan yang akurat dalam penggunaan model di dunia nyata.

- Akurasi (Accuracy): Persentase prediksi yang benar dari semua prediksi yang dibuat oleh model. Rumusnya:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

- Presisi (Precision): Proporsi prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif yang dibuat oleh model. Rumusnya:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall (Recall): Proporsi prediksi positif yang benar dari semua kasus sebenarnya positif. Rumusnya:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-Score: Harmonik rata-rata dari presisi dan recall, memberikan keseimbangan antara keduanya. Rumusnya:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Dataset

Dataset yang saya digunakan dalam penelitian ini adalah "Twitter Tweets Sentiment Dataset" oleh M Yasser H. Dataset ini berasal dari Kaggle dan berfokus pada analisis sentimen tweet di platform media sosial Twitter. Setiap baris dalam dataset ini berisi teks dari tweet dan label sentimen yang terkait.

Dataset ini memiliki beberapa kolom penting, yaitu textID (ID unik untuk setiap teks), text (teks dari tweet), sentiment (sentimen umum dari tweet seperti positif, negatif, atau netral), dan selected_text (kata atau frasa dari tweet yang mencerminkan sentimen yang diberikan). Untuk memastikan kualitas data, saat parsing file CSV, tanda kutip pada awal dan akhir teks dihapus. Data juga dibersihkan dari duplikasi, nilai yang hilang, serta karakter atau simbol yang tidak diperlukan. Setelah pembersihan, data dibagi menjadi dua set: 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data uji, guna memastikan model dapat dilatih dengan baik dan diuji keakuratannya pada data yang tidak dilihat sebelumnya. Dataset ini bertujuan untuk memahami dan membersihkan data, serta membangun model klasifikasi yang efektif dalam memprediksi sentimen tweet.

B. Preprocessing

Pre-processing adalah proses transformasi data mentah menjadi format yang lebih cocok untuk analisis. Dalam konteks analisis teks dan Natural Language Processing (NLP), pre-processing melibatkan beberapa langkah penting, yaitu:

1. Case Folding

Case folding adalah proses mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Proses ini penting untuk memastikan bahwa kata-kata yang sama dalam berbagai bentuk huruf (huruf besar atau kecil) diperlakukan sebagai entitas yang sama.

Tabel 1. Penerapan *Case Folding*

Sebelum Case Folding	Sesudah Case Folding
I`d have responded, if I were going	i`d have responded, if i were going

2. Cleansing

Cleansing adalah proses pembersihan teks dari karakter atau simbol yang tidak diperlukan. Langkah ini mencakup penghapusan tanda baca, angka, URL, karakter khusus, dan elemen-elemen lain yang tidak relevan.

Tabel 2. Penerapan *Cleansing*

Sebelum Cleansing	Sesudah Cleansing
my boss is bullying me...	my boss is bullying me

3. Stopword Removal

Stopword removal adalah proses menghapus kata-kata umum yang sering muncul tetapi tidak memiliki makna signifikan dalam analisis, seperti "the" "is" "in" dan sejenisnya.

Tabel 3. Penerapan *Stopword Removal*

Sebelum Cleansing	Sesudah Cleansing
what interview! leave me alone	interview! leave alone

C. TF-IDF

Setelah data bersih, selanjutnya digunakan teknik TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency) untuk mengubah teks mentah dari tweet menjadi fitur numerik yang dapat digunakan oleh model pembelajaran mesin. Dengan menerapkan `TfidfVectorizer` dari library `sklearn`, teks dalam kolom 'text' diubah menjadi fitur. Proses ini membantu dalam menilai pentingnya setiap kata dalam tweet relatif terhadap kumpulan tweet lainnya, sehingga kata-kata yang sering muncul namun tidak memiliki makna signifikan dapat diminimalkan. Fitur yang dihasilkan kemudian digunakan sebagai input untuk model klasifikasi, yang dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian dengan proporsi 80% untuk pelatihan dan 20% untuk pengujian. Transformasi ini bertujuan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi model dalam memprediksi sentimen tweet.

D. Model Machine Learning

Pada tahap ini, perhitungan hasil kinerja model Logistics Regression dan Naive Bayes Classifier dilakukan. Kinerja yang diperhitungkan meliputi Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan Support. Accuracy digunakan untuk menghitung persentase tweet yang diklasifikasi dengan benar dari keseluruhan tweet. Precision digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam memprediksi kelas (Negative, Neutral, dan Positive) dengan menunjukkan prediksi yang benar untuk masing-masing kelas. Untuk setiap kelas, Support adalah contoh aktual, dan F1-Score adalah ukuran gabungan dari Precision dan Recall (Irsyad, Geralda, & Wardhana, 2023).

1. Logistics Regression Model

Tabel 4. Hasil Evaluasi Logistics Regression Model

Accuracy	68.5%
F1 Score	68.4%

Hasil evaluasi model Logistic Regression (LR) menunjukkan bahwa akurasi model, yang merupakan persentase prediksi yang benar dari keseluruhan data, adalah sebesar 68,5%. Ini menunjukkan bahwa model mampu memprediksi sentimen tweet dengan benar sebesar 68,5% dari total data yang dievaluasi. Selain itu, nilai F1 model, yang merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, adalah sebesar 68,4%. Nilai F1 memberikan gambaran luas tentang kualitas prediksi model, dengan nilai yang baik.

Tabel 5. Classification Report Logistics Regression Model

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.73	0.56	0.63	1523
Neutral	0.62	0.78	0.69	2275
Positive	0.78	0.67	0.72	1698
Accuracy			0.69	5496
Macro Avg	0.71	0.67	0.68	5496
Weighted Avg	0.70	0.69	0.68	5496

Hasil dari classification report menunjukkan bahwa model LR memiliki tingkat presisi (precision) yang beragam untuk setiap kelas sentimen, dengan presisi tertinggi pada kelas positive (0.78) dan terendah pada kelas neutral (0.62). Selain itu, recall model LR juga bervariasi, dengan recall tertinggi pada kelas neutral (0.78) dan terendah pada kelas negative (0.56). F1-Score, yang merupakan rata-rata harmonik dari presisi dan recall, menunjukkan kinerja model dalam memprediksi setiap kelas sentimen. Meskipun model LR menunjukkan kinerja yang cukup baik dengan F1-Score di atas 0.5 untuk setiap kelas, terdapat perbedaan yang signifikan antara kelas sentimen negative, neutral, dan positive.

2. Naive Bayes Classifier

Tabel 6. Hasil Evaluasi Naive Bayes Classifier

Accuracy	63.1%
F1 Score	62.4%

Hasil evaluasi model Naive Bayes Classifier (NB) menunjukkan beberapa hal menarik. Nilai akurasi model NB adalah 63,1%, yang berarti model ini dapat memprediksi sentimen tweet dengan benar sebanyak 63,1% dari total data uji. Sementara itu, nilai F1 Score model NB adalah 62,4%, yang merepresentasikan kualitas prediksi model secara keseluruhan.

Tabel 7. Classification Report Naive Bayes Classifier

	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negative	0.71	0.43	0.53	1523
Neutral	0.56	0.79	0.65	2275
Positive	0.75	0.60	0.67	1698
Accuracy			0.63	5496
Macro Avg	0.67	0.61	0.62	5496
Weighted Avg	0.66	0.63	0.62	5496

Dalam laporan klasifikasi, kinerja model NB berbeda untuk setiap kelas sentimen. Presisi (ketelitian) model NB paling tinggi pada kelas positif (0,75), diikuti oleh kelas negatif (0,71), dan kelas netral terendah (0,56). Kemampuan model untuk memprediksi tweet yang benar-benar termasuk ke dalam masing-masing kelas dengan akurat. Pada Recall, tweet kelas netral memiliki nilai tertinggi (0,79), sedangkan tweet kelas negatif memiliki nilai terendah (0,43). Ini menunjukkan bahwa model NB lebih mampu mengidentifikasi tweet kelas netral daripada tweet kelas negatif. Selain itu, nilai F1 Score untuk setiap kelas menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall. Nilai F1 tertinggi adalah untuk kelas positif (0,67), sedangkan nilai F1 terendah adalah untuk kelas negatif (0,53).

E. Evaluation

Pada tahap evaluation ini, hasil perhitungan dari Logistic Regression (LR) dan Naive Bayes Classifier akan dibandingkan satu sama lain berdasarkan Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score. Hasil evaluasi model Logistic Regression (LR) dan Naive Bayes Classifier (NB) dalam melakukan prediksi sentimen tweet dapat dikatakan bagus berdasarkan beberapa pertimbangan dan juga dibuktikan melalui matriks konfusi. Matriks konfusi tersebut yang nantinya akan divisualisasikan menggunakan heatmap.

Tabel 8. Kinerja Model Machine Learning

	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)
Logistic Regression (LR)	68.5	69.9	68.5	68.4
Naive Bayes Classifier (NB)	63.1	65.8	63.1	62.4

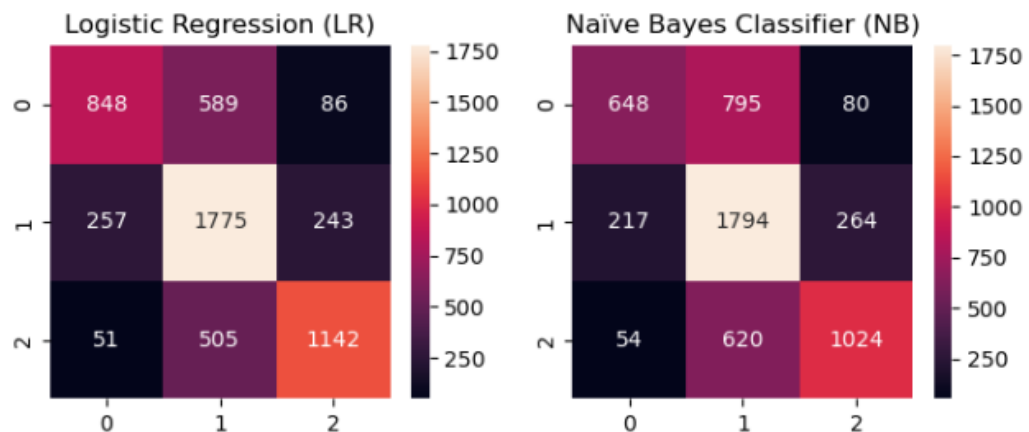
Dengan akurasi sebesar 68,5%, model regresi logistik dapat memprediksi sentimen tweet dengan tingkat kebenaran yang sangat tinggi, yang merupakan 68,5% dari total data uji. Ini menunjukkan bahwa model LR memiliki kemampuan klasifikasi yang kuat, di mana lebih dari dua tweet dari tiga dapat diklasifikasikan dengan benar. Sementara itu, akurasi model Naive Bayes Classifier lebih rendah, 63,1%, tetapi masih cukup baik. Akurasi model NB lebih rendah 5,4 poin persentase dibandingkan model LR, perbedaan ini menunjukkan bahwa model LR secara keseluruhan memiliki kemampuan prediksi sentimen yang lebih baik daripada model NB.

Ketika model LR memperkirakan bahwa suatu tweet akan masuk ke dalam kelas tertentu, 69,9% dari perkiraannya benar. Angka presisi yang tinggi ini menunjukkan bahwa model LR sangat akurat dalam menentukan kelas sentimen yang tepat untuk tweet. Sebaliknya, model Naive Bayes Classifier memiliki presisi yang lebih rendah, 65,8%, tetapi masih dianggap baik. Perbedaan presisi 4,1 poin persentase antara LR dan NB menunjukkan bahwa model LR lebih akurat dalam menentukan tweet yang benar-benar termasuk ke dalam kelas yang diprediksi.

Logistic Regression dan Naive Bayes Classifier masing-masing memiliki nilai recall yang sama, 68,5% dan 63,1%, masing-masing. Nilai recall menunjukkan seberapa banyak tweet yang benar-benar termasuk ke dalam suatu kelas yang dapat ditemukan oleh model. Oleh karena itu, dapat dikatakan bahwa

kemampuan kedua model untuk menemukan tweet yang sesuai dengan kelasnya adalah sama dan sangat baik.

Model Logistic Regression memiliki skor F1 yang lebih tinggi, 68,4%, dibandingkan dengan model Naive Bayes Classifier, yang hanya 62,4%. Perbedaan yang signifikan ini, hingga 6 poin persentase, menunjukkan bahwa model LR secara keseluruhan lebih baik dan lebih seimbang dalam memprediksi sentimen tweet.



Gambar 2. Heatmap Koefisien Matriks

Heatmap di atas menunjukkan bagaimana kedua model klasifikasi Logistic Regression (LR) dan Naive Bayes Classifier (NB) bekerja saat mengkategorikan tweet ke dalam tiga kategori sentimen: negatif (0), netral (1), dan positif (2). Pada model Logistic Regression, 848 tweet diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif, 1775 sebagai netral, dan 1142 sebagai positif. Namun, terdapat beberapa kesalahan dalam mengklasifikasikan, seperti 589 tweet negatif diklasifikasikan sebagai netral dan 243 tweet netral diklasifikasikan sebagai positif. Pada model Naive Bayes, terdapat lebih banyak kesalahan dalam mengklasifikasikan, terutama dalam kategori negatif dan netral hanya 648 tweet negatif diklasifikasikan dengan benar sebagai negatif dan 243 tweet netral diklasifikasikan sebagai positif. Secara keseluruhan, dibandingkan dengan Naive Bayes, Logistic Regression bekerja lebih baik dalam mengklasifikasikan ketiga kelas sentimen.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil dan pembahasan jurnal sebelumnya, dapat disimpulkan bahwa model Logistic Regression (LR) lebih unggul dalam memprediksi sentimen tweet dibandingkan dengan Naive Bayes Classifier (NB). Meskipun keduanya memiliki performa yang cukup baik, model LR menunjukkan akurasi, presisi, dan F1-score yang lebih tinggi. Oleh karena itu, penggunaan model Logistic Regression (LR) dalam analisis sentimen tweet dapat dianggap efektif dan sesuai dengan tujuan penelitian. Dengan demikian, hasil analisis data mendukung kesimpulan bahwa model LR efektif dalam memprediksi sentimen tweet, sesuai dengan tujuan penelitian yang telah ditetapkan (Giovani, Ardiansyah, Haryanti, Kurniawati, & Gata, 2020).

6. DAFTAR PUSTAKA

- Alfyando, M., Anggraeny, F. T., & Sihananto, A. N. (2024). Perbandingan Algoritma Random Forest dan Logistic Regression Untuk Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Tumbuh Kembang Anak Di Play Store. *Jurnal Sistem Informasi Dan Ilmu Komputer*, 2(1), 77–86. <https://doi.org/10.59581/jusiik-widyakarya.v2i1.2262>
- Alita, D., & Isnain, A. R. (2020). Pendeteksian Sarkasme pada Proses Analisis Sentimen Menggunakan Random Forest Classifier. *Jurnal Komputasi*, 8(2). <https://doi.org/10.23960/komputasi.v8i2.2615>
- Drus, Z., & Khalid, H. (2019). Sentiment Analysis in Social Media and Its Application: Systematic Literature Review. *Procedia Computer Science*, 161, 707–714. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.11.174>
- Giovani, A. P., Ardiansyah, A., Haryanti, T., Kurniawati, L., & Gata, W. (2020). ANALISIS SENTIMEN APLIKASI RUANG GURU DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA KLASIFIKASI. *Jurnal Teknoinfo*, 14(2), 115. <https://doi.org/10.33365/jti.v14i2.679>
- Irham, L. G., Adiwijaya, A., & Wisesty, U. N. (2019). Klasifikasi Berita Bahasa Indonesia Menggunakan Mutual Information dan Support Vector Machine. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 3(4), 284–292. <https://doi.org/10.30865/mib.v3i4.1410>
- Irsyad, A., Geralda, R. D., & Wardhana, R. (2023). Analisis Sentimen SEA Games 2023 di Twitter Metode dengan Machine Learning. *Adopsi Teknologi Dan Sistem Informasi (ATASI)*, 2(2), 126–131. <https://doi.org/10.30872/atasi.v2i2.1138>

- Multi Fani, S., & Santoso, R. (2023). PENERAPAN TEXT MINING UNTUK MELAKUKAN CLUSTERING DATA TWEET AKUN BLIBLI PADA MEDIA SOSIAL TWITTER MENGGUNAKAN K-MEANS CLUSTERING. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 10, 583–593. Retrieved from <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/gaussian/>
- NOR, S. N., MUSLIM, M. A., & ASWIN, M. (2022). Pengenalan Pola Dasar Angka berdasarkan Gerakan Tangan menggunakan Machine Learning. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10, 596–608.
- Sahayak, V., Shete, V., & Pathan, A. (2015). Sentiment Analysis on Twitter Data. *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering (IJIRAE)*, 2(1), 178–179. Retrieved from www.ijirae.com
- Shah, S., Akshata Bhat, M., Sumitra Singh, M., Arya Chavan, M., & Aryan Singh, M. (2024). INTERNATIONAL JOURNAL OF PROGRESSIVE RESEARCH IN ENGINEERING MANAGEMENT AND SCIENCE (IJPREAMS) SENTIMENT ANALYSIS. *SENTIMENT ANALYSIS*, 4(4), 1542–1546. <https://doi.org/10.58257/IJPREAMS33384>