

**IDENTIFIKASI TOPIK UTAMA DAN PENENTUAN PRIORITAS
PERBAIKAN LAYANAN MASKAPAI *LOW-COST CARRIER* DI
INDONESIA MELALUI INTEGRASI *TOPIC MODELING* LDA DAN
*MODIFIED FUZZY AHP-VIKOR***

TUGAS AKHIR

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Strata-1
Program Studi Teknik Industri - Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia**



Nama : Zahid Anugrah Muzaffar Rana
No. Mahasiswa : 22522100

**PROGRAM STUDI TEKNIK INDUSTRI PROGRAM SARJANA
FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI
UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA
YOGYAKARTA
2026**

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya mengakui bahwa tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri kecuali kutipan dan ringkasan yang seluruhnya sudah saya jelaskan sumbernya. Jika dikemudian hari ternyata terbukti pengakuan saya ini tidak benar dan melanggar peraturan yang sah maka saya bersedia ijazah yang telah saya terima ditarik kembali oleh Universitas Islam Indonesia.

Yogyakarta, 11 Mei 2026



A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Zahid Anugrah Muzaffar Rana'.

(Zahid Anugrah Muzaffar Rana)
22522100

SURAT BUKTI PENELITIAN



FAKULTAS
TEKNOLOGI INDUSTRI

Gedung KH. Mas Mansur
Kampus Terpadu Universitas Islam Indonesia
Jl. Kaliurang km 14,5 Yogyakarta 55584
T. (0274) 898444 ext. 4100, 4101
F. (0274) 895007
E. fti@uii.ac.id
W. fti.uui.ac.id

SURAT KETERANGAN PENELITIAN

Nomor: 010/Ka.Lab.Datmin/70/Lab.Datmin/V/2026

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa mahasiswa dengan keterangan sebagai berikut :

Nama : Zahid Anugrah Muzaffar Rana

No. Mhs : 22522100

Dosen Pembimbing : Dr. Dwi Adi Purnama, S.T.

Telah selesai melaksanakan penelitian yang berjudul "Identifikasi Topik Utama dan Penentuan Prioritas Perbaikan Maskapai Low Cost Carrier Di Indonesia Melalui Integrasi Topic Modeling LDA dan Modified Fuzzy AHP-VIKOR" di Laboratorium Data Mining, Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia tercatat mulai tanggal 12 Agustus 2025 sampai dengan tanggal 23 Maret 2026

Demikian surat keterangan kami keluarkan, agar dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Yogyakarta, 11 Mei 2026

Kepala Laboratorium
Data Mining

Dr. Dwi Adi Purnama, S.T.

LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING
IDENTIFIKASI TOPIK UTAMA DAN PENENTUAN PRIORITAS
PERBAIKAN MASKAPAI *LOW-COST CARRIER* DI INDONESIA
MELALUI INTEGRASI *TOPIC MODELING* LDA DAN *MODIFIED*
FUZZY AHP-VIKOR



TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :

Nama : Zahid Anugrah Muzaffar Rana

No. Mahasiswa : 22522100

Yogyakarta, 11 Mei 2026

Dosen Pembimbing



(Dr. Dwi Adi Purnama, S.T.)

LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI
IDENTIFIKASI TOPIK UTAMA DAN PENENTUAN PRIORITAS
PERBAIKAN MASKAPAI *LOW-COST CARRIER* DI INDONESIA MELALUI
INTEGRASI *TOPIC MODELING LDA* DAN *MODIFIED FUZZY AHP-VIKOR*

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh :

Nama : Zahid Anugrah Muzaffar Rana
No. Mahasiswa : 22522100

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Strata-1 Teknik Industri Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 20 Mei 2026

Tim Penguji

Dr. Dwi Adi Purnama, S.T.

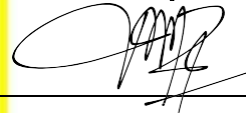
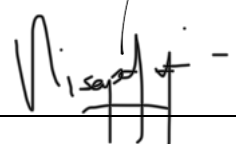
Ketua

Ratih Dianingtyas Kurnia, S.T., Ph.D.

Anggota I

Putri Dwi Annisa, S.T., M.Sc.

Anggota II

Mengetahui,

Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana
Fakultas Teknologi Industri
Universitas Islam Indonesia



Ir. Muhammad Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM.

NIK. 015220101

HALAMAN PERSEMBAHAN

Alhamdulillahhirabal allamin,

Tugas akhir ini merupakan salah satu bentuk perjuangan awal yang membuka perjalanan berikutnya dan sebagai bukti perjuangan penulis dalam menyelesaikan Program Sarjana Teknik Industri Universitas Islam Indonesia. Penulisan Tugas Akhir ini saya persembahkan kepada:

1. Diri saya sendiri, sebagai bentuk apresiasi atas ketangguhan, kesabaran, dan kegigihan dalam melewati setiap hambatan hingga mampu menyelesaikan masa studi ini dengan maksimal.
2. Kedua orang tua saya tercinta, Ibu Shinta Arifani dan Bapak Muzaffar Rana, yang doa-doanya menjadi nafas bagi setiap langkah saya, serta dukungan tulus yang tidak pernah terputus.
3. Keluarga besar, terutama kakek, nenek, paman, bibi, serta saudara-saudara dekat yang senantiasa melangitkan doa dan memberikan perhatian tulus demi kelancaran studi saya.
4. Teman-teman terdekat, yang telah menjadi sistem pendukung terbaik, pendengar yang sabar, serta pemberi semangat di masa-masa yang menyenangkan selama proses penyusunan karya ini. Terima kasih telah hadir dan bertumbuh bersama.
5. Rekan-rekan seperjuangan Teknik Industri Universitas Islam Indonesia Angkatan 2022, terima kasih telah menjadi bagian dari dinamika perkuliahan yang luar biasa. Semoga kita semua sukses bersama dan mampu membawa nama baik almamater Universitas Islam Indonesia di kancah global.

Semoga karya ini dapat menjadi jejak yang membanggakan bagi seseorang yang sedang dan akan terus belajar.

MOTTO

“Allah tidak akan membebani seseorang melainkan sesuai dengan kesanggupannya”
(Q.S. Al-Baqarah 2:286)

"Dan bersabarlah. Sesungguhnya Allah beserta orang-orang yang sabar."
(Q.S. Al-Anfal 8:46)

“Keberhasilan bukanlah milik orang yang pintar, tetapi keberhasilan adalah kepunyaan mereka yang senantiasa berusaha”
(B.J. Habibie)

"Orang berilmu pengetahuan ibarat gula yang mengundang banyak semut. Dia menjadi cahaya bagi diri dan sekelilingnya."
(Abdullah Gymnastiar)

KATA PENGANTAR

Assalamu 'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh.

Alhamdulillahirabbil 'alamin, puji dan syukur penulis panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, taufik, serta hidayah-Nya. Shalawat dan salam senantiasa tercurah kepada Baginda Nabi Muhammad SAW, keluarga, para sahabat, serta umatnya yang istiqamah hingga akhir zaman, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir yang berjudul “Identifikasi Topik Utama dan Penentuan Prioritas Perbaikan Maskapai *Low-Cost Carrier* di Indonesia Melalui Integrasi *Topic Modeling* LDA dan *Modified Fuzzy AHP-VIKOR*”. Tugas Akhir ini disusun sebagai salah satu syarat akademis dalam menyelesaikan studi Strata-1 pada Program Studi Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia. Dalam proses penyusunannya, penulis mendapatkan banyak bantuan, bimbingan, dan dukungan dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Hari Purnomo, M.T., IPU., ASEAN. Eng., selaku Dekan Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
2. Bapak Dr. Drs. Imam Djati Widodo, M.Eng.Sc., selaku Ketua Jurusan Teknik Industri, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Ir. M. Ridwan Andi Purnomo, S.T., M.Sc., Ph.D., IPM., selaku Ketua Program Studi Teknik Industri Program Sarjana, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia.
4. Bapak Dr. Dwi Adi Purnama, S.T. yang telah memberikan bimbingan sekuat tenaga serta kesempatan bagi penulis untuk melaksanakan penelitian Tugas Akhir dengan sangat baik.
5. Kedua orang tua tercinta, Ibu Shinta Arifani dan Bapak Muzaffar Rana, yang doadoanya menjadi nafas bagi setiap langkah penulis.
6. Keluarga besar, terutama kakek, nenek, paman, bibi, serta saudara-saudara dekat yang senantiasa melangitkan doa demi kelancaran studi penulis.
7. Teman-teman terdekat, yang telah menjadi sistem pendukung terbaik, pendengar yang sabar, serta pemberi semangat.
8. Rekan-rekan seperjuangan Teknik Industri Universitas Islam Indonesia Angkatan 2022, terima kasih telah menjadi bagian dari dinamika perkuliahan yang luar biasa.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran sangat penulis harapkan. Akhir kata, semoga karya ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan, khususnya di bidang Teknik Industri.

Wassalamu 'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh.

ABSTRAK

Industri penerbangan *Low-Cost Carrier* (LCC) di Indonesia menghadapi tantangan besar dalam menyeimbangkan efisiensi biaya operasional dengan kualitas layanan. Meski ulasan pada platform digital terus meningkat, data tidak terstruktur tersebut belum dimanfaatkan optimal sebagai basis evaluasi sistematis. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi topik kritis, menentukan bobot kepentingan atribut, dan menyusun prioritas perbaikan layanan maskapai LCC berdasarkan data aktual pelanggan. Penelitian ini menggunakan kerangka kerja hibrida yang mengintegrasikan BERTweet untuk analisis sentimen, *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) guna mengekstraksi topik dari ulasan negatif pelanggan, serta *Modified Fuzzy AHP-VIKOR* untuk pembobotan dan pemeringkatan kriteria layanan. Hasilnya mengidentifikasi 14 topik layanan utama, di mana *Check-in Efficiency* menjadi isu paling dominan. Analisis *Modified Fuzzy AHP* menunjukkan kriteria *Staff Service* memiliki bobot tertinggi (0,2249), dan metode VIKOR menempatkannya sebagai prioritas utama perbaikan ($Q_i = 1,0$). Temuan ini menegaskan tingginya ekspektasi penumpang terhadap interaksi staf. Secara praktis, penelitian ini menghasilkan kerangka kerja bersiklus PDCA untuk transformasi layanan proaktif. Kesimpulannya, interaksi personel adalah pembeda utama kepuasan penumpang LCC. Penelitian selanjutnya disarankan memperluas sumber data lintas platform, menerapkan algoritma NLP, serta mengintegrasikan metode *Quality Function Deployment* (QFD) demi merancang solusi teknis yang konkret.

Kata Kunci: *Fuzzy AHP-VIKOR*; Kualitas Layanan; *Latent Dirichlet Allocation*; *Low-Cost Carrier*; *Voice of Customer*

DAFTAR ISI

PERNYATAAN KEASLIAN	ii
SURAT BUKTI PENELITIAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN PEMBIMBING.....	iv
LEMBAR PENGESAHAN DOSEN PENGUJI	v
HALAMAN PERSEMBAHAN	vi
MOTTO.....	vii
KATA PENGANTAR	viii
ABSTRAK.....	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL.....	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Manfaat Penelitian	3
1.5 Batasan Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Kajian Literatur	6
2.2 Landasan Teori.....	11
2.2.1 Kualitas Layanan	11
2.2.2 <i>Low-Cost Carrier (LCC)</i>	11
2.2.3 Kepuasan Pelanggan	12
2.2.4 Text Mining	13
2.2.5 Analisis Sentimen	15
2.2.6 <i>Topic Modeling</i>	16
2.2.7 <i>Latent Dirichlet Allocation (LDA)</i>	17
2.2.8 <i>Multi-Criteria Decision Making (MCDM)</i>	19
2.2.9 <i>Fuzzy Logic</i>	20
2.2.10 <i>Analytical Hierarchy Process (AHP)</i>	22
2.2.11 <i>ViseKriterijumska Optimizacija Kompromisno Resenje (VIKOR)</i>	27
2.2.12 <i>Modified Fuzzy AHP-VIKOR</i>	31
BAB III METODE PENELITIAN.....	33
3.1 Objek Penelitian	33
3.2 Instrumen Penelitian.....	33
3.3 Sumber Data.....	34
3.4 Metode Pengolahan Data	34
3.5 Alur Penelitian	39
BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA	50
4.1 Pengumpulan Data	50
4.1.1 Identifikasi Halaman Sumber Data.....	50

4.1.2	Ekstraksi Data (<i>Scraping</i>).....	50
4.2	Pengolahan Data.....	57
4.2.1	Data <i>Pre-Processing</i>	57
4.2.2	Analisis Sentimen	65
4.2.3	<i>Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation</i> (LDA).....	71
4.2.4	Penyusunan Struktur Hierarki	87
4.2.5	Pembobotan Kriteria Menggunakan <i>Modified Fuzzy AHP</i>	88
4.2.6	Perhitungan Integrasi Bobot VIKOR.....	98
BAB V PEMBAHASAN.....		109
5.1	Analisis Ekstraksi <i>Voice of Customer</i> Melalui <i>Topic Modeling</i> LDA.....	109
5.2	Analisis Bobot Kepentingan Kriteria	110
5.3	Analisis Urgensi Perbaikan Kriteria Layanan.....	112
5.4	Analisis Batasan dan Alternatif Metode	113
5.5	Rekomendasi	115
BAB VI PENUTUP.....		119
6.1	Kesimpulan.....	119
6.2	Saran	120
DAFTAR PUSTAKA		121

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Kajian Literatur	9
Tabel 2. 2 Skala Perbandingan Berpasangan	24
Tabel 2. 3 <i>Random Index</i>	27
Tabel 3. 1 Sumber Data	34
Tabel 3. 2 Perbandingan Metode Identifikasi Topik	35
Tabel 3. 3 Perbandingan Metode Pembobotan Kriteria	37
Tabel 3. 4 Perbandingan Metode Perangkingan MCDM	39
Tabel 4. 1 <i>Dataset</i> Maskapai A	60
Tabel 4. 2 <i>Dataset</i> Maskapai B	61
Tabel 4. 3 <i>Dataset</i> Maskapai C	63
Tabel 4. 4 <i>Dataset</i> Maskapai D	64
Tabel 4. 5 Sentimen Positif Maskapai A	67
Tabel 4. 6 Sentimen Positif Maskapai B	67
Tabel 4. 7 Sentimen Positif Maskapai C	68
Tabel 4. 8 Sentimen Positif Maskapai D	68
Tabel 4. 9 Sentimen Negatif Maskapai A	69
Tabel 4. 10 Sentimen Negatif Maskapai B	70
Tabel 4. 11 Sentimen Negatif Maskapai C	70
Tabel 4. 12 Sentimen Negatif Maskapai D	71
Tabel 4. 13 Topik Utama Sentimen Positif	79
Tabel 4. 14 <i>Keyword</i> Positif	80
Tabel 4. 15 Topik Utama Sentimen Negatif	83
Tabel 4. 16 <i>Keyword</i> Negatif	84
Tabel 4. 17 Nilai <i>Geometric Mean</i> Data Awal	89
Tabel 4. 18 Matriks Kepentingan AHP	90
Tabel 4. 19 <i>Fuzzy Pairwise Comparison</i>	90
Tabel 4. 20 Perhitungan <i>Geometric Mean Ground Service</i>	91
Tabel 4. 21 Perhitungan <i>Geometric Mean Staff Service</i>	92
Tabel 4. 22 Perhitungan <i>Geometric Mean Seating Comfort</i>	92
Tabel 4. 23 Perhitungan <i>Geometric Mean Food Quality</i>	93
Tabel 4. 24 Perhitungan <i>Geometric Mean Value for Money</i>	93
Tabel 4. 25 Matriks Keputusan	99
Tabel 4. 26 Nilai Ideal Positif dan Negatif	100
Tabel 4. 27 Pemeringkatan Kriteria	107
Tabel 5. 1 Matriks Rekomendasi Prioritas	117

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 <i>Topic Modeling</i>	17
Gambar 2. 2 Struktur Hierarki	23
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	40
Gambar 3. 2 Alur Penelitian	41
Gambar 3. 3 Alur Penelitian	42
Gambar 4. 1 <i>Library Initialization</i>	51
Gambar 4. 2 <i>Sequential Pagination Transversal</i>	52
Gambar 4. 3 <i>Granular Attribute Extraction</i>	53
Gambar 4. 4 <i>Granular Attribute Extraction</i>	53
Gambar 4. 5 <i>Null Value Handling</i>	54
Gambar 4. 6 <i>Visual to Numeric Transformation</i>	55
Gambar 4. 7 <i>Data Parsing</i>	55
Gambar 4. 8 <i>Persistent Storage</i>	56
Gambar 4. 9 Data Atribut Kepuasan	56
Gambar 4. 10 Data Ulasan Maskapai	57
Gambar 4. 11 <i>Input Phase</i>	58
Gambar 4. 12 <i>Case Folding & Noise Removal</i>	58
Gambar 4. 13 <i>Tokenizing & Stopword Removal</i>	59
Gambar 4. 14 <i>Lemmatization & Filtering</i>	60
Gambar 4. 15 <i>Output Phase</i>	60
Gambar 4. 16 <i>Encoding</i>	66
Gambar 4. 17 Pemodelan Klasifikasi	66
Gambar 4. 18 <i>Environment & Library Setup</i>	72
Gambar 4. 19 <i>Input Phase</i>	72
Gambar 4. 20 <i>N-gram Transformation</i>	73
Gambar 4. 21 <i>Dictionary & Vectorization</i>	73
Gambar 4. 22 <i>Model Optimization</i>	74
Gambar 4. 23 <i>Robustness Test Coherence Score Sentimen Positif</i>	75
Gambar 4. 24 <i>Robustness Test Coherence Score Sentimen Negatif</i>	75
Gambar 4. 25 <i>Final Model Implementation</i>	76
Gambar 4. 26 <i>Output Phase</i>	76
Gambar 4. 27 <i>PyLDavis Sentimen Positif</i>	77
Gambar 4. 28 <i>PyLDavis Sentimen Negatif</i>	78
Gambar 4. 29 Struktur Hierarki	88

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Industri penerbangan merupakan salah satu sektor yang bergerak di bidang pelayanan/jasa transportasi yang dinamis dan kompetitif (Onifade et al., 2024). Saat ini, industri penerbangan telah berkontribusi signifikan terhadap perekonomian karena dapat mempercepat mobilitas manusia, barang, dan jasa sekaligus memperkuat konektivitas antarwilayah (Wandelt et al., 2024). Industri ini secara langsung berkontribusi terhadap peningkatan Produk Domestik Bruto (PDB) global sebesar 4,1% atau 3,5 triliun USD (Dev et al., 2023). Studi terdahulu menunjukkan bahwa sektor ini mampu berkontribusi signifikan terhadap PDB dan mendukung jutaan lapangan kerja melalui *multiplier effect* dalam lini bisnis yang dijalani (Nguyen, 2024; Zhang & Cheng, 2023).

Dalam konteks industri penerbangan di Indonesia, maskapai *Low-Cost Carrier* (LCC) menjadi tulang punggung penerbangan nasional dengan melayani ratusan rute penerbangan bagi mayoritas penumpang domestik (Abdurrahman & Aprianingsih, 2025). Tentunya, model bisnis berbiaya rendah pada industri ini memungkinkan aksesibilitas harga yang terjangkau, namun menuntut efisiensi operasional yang ketat (Calli & Calli, 2023). Kondisi ini sering kali menciptakan *trade-off* terhadap kualitas layanannya. Sebagai contoh, ketepatan waktu maskapai LCC menunjukkan OTP sekitar 60%, menunjukkan masih ada 30% penerbangan yang tidak tepat waktu (Pangestu et al., 2024). Angka tersebut juga didukung oleh studi yang menunjukkan bahwa angka gangguan (*delay* dan pembatalan) maskapai LCC lebih tinggi dibandingkan *full-service carrier* dikarenakan tingkat *turnaround time* yang singkat, sehingga ratusan hingga ribuan penumpang dirugikan setiap bulannya (Martina et al., 2022; Özkan & Atalik, 2025).

Seiring dengan berkembangnya *platform* digital, penumpang kini semakin aktif menyampaikan pengalaman, penilaian, dan keluhan mereka melalui berbagai media daring, salah satunya *platform* Skytrax (Murugesan et al., 2024). Ulasan-ulasan ini merepresentasikan *voice of customer* yang mencerminkan kondisi kualitas layanan secara aktual dari sudut pandang pengguna jasa (Badanik et al., 2023). Namun demikian,

meskipun jumlah ulasan penumpang terus meningkat, sebagian besar data tersebut belum dimanfaatkan oleh maskapai LCC di Indonesia sebagai bahan evaluasi layanan (Daryanti & Widodo, 2024). Hal ini disebabkan oleh karakteristik data yang berbentuk teks tidak terstruktur, sehingga sulit dianalisis secara manual dan sistematis untuk mengidentifikasi pola ketidakpuasan penumpang (Kılıç & Enginkaya, 2024).

Di sisi lain, upaya penentuan prioritas perbaikan layanan dalam industri penerbangan masih banyak mengandalkan metode pengambilan keputusan konvensional berbasis penilaian pakar, seperti *Analytical Hierarchy Process* (AHP) (Awadh, 2023). Meskipun metode ini mampu menangani permasalahan multikriteria, proses pembobotan yang sepenuhnya bergantung pada subjektivitas pakar berpotensi menimbulkan bias dan inkonsistensi (Ayan et al., 2023). Akibatnya, prioritas perbaikan yang dihasilkan belum tentu mencerminkan kebutuhan dan persepsi penumpang secara nyata. Kondisi ini menunjukkan adanya kebutuhan akan pendekatan pengambilan keputusan baru yang lebih objektif dan berbasis data aktual pelanggan (Calli & Calli, 2023).

Berdasarkan kompleksitas permasalahan tersebut, diperlukan sebuah pendekatan komputasional yang mampu mengolah data ulasan penumpang dalam volume besar guna mengidentifikasi topik-topik kritis yang paling banyak dikeluhkan oleh pelanggan (Jethwa & Vora, 2024; Calli & Calli, 2023). Guna mengonversi data tersebut menjadi dasar pengambilan keputusan yang terstruktur, penelitian ini mengusulkan integrasi *Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dengan *Modified Fuzzy AHP-VIKOR*. Dalam pendekatan ini, LDA berperan untuk mengekstraksi topik keluhan utama dari data teks tidak terstruktur yang telah disaring melalui analisis sentimen untuk mereduksi anomali data. Metode *Fuzzy* dan AHP diimplementasikan dengan skala penilaian 1-3-5 untuk mengakomodasi ambiguitas dan subjektivitas penilaian manusia. Selanjutnya, metode VIKOR yang terintegrasi digunakan untuk menyusun peringkat prioritas perbaikan pada atribut layanan yang telah teridentifikasi, dengan mempertimbangkan kriteria yang saling bertentangan secara matematis.

Melalui integrasi metode tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan identifikasi isu dan penentuan prioritas perbaikan layanan yang didasarkan pada data aktual dari sudut pandang penumpang. Pendekatan ini diharapkan dapat memberikan

rekomendasi yang lebih terukur dan relevan bagi manajemen maskapai LCC di Indonesia dalam upaya meningkatkan daya saing industri penerbangan, tanpa bergantung sepenuhnya pada penilaian subjektif konvensional.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, dapat disusun tiga rumusan masalah berupa:

1. Apa saja topik utama layanan maskapai LCC di Indonesia yang berhasil diidentifikasi melalui *Topic Modeling* LDA?
2. Apa saja atribut layanan yang menjadi prioritas kepentingan pelanggan berdasarkan pembobotan objektif?
3. Bagaimana peringkat atribut layanan yang menjadi prioritas untuk diperbaiki pada maskapai LCC di Indonesia berdasarkan hasil *Modified Fuzzy* AHP-VIKOR?

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah diatas, diperoleh tiga tujuan penelitian berupa:

1. Mengidentifikasi topik-topik utama dalam layanan maskapai LCC di Indonesia berdasarkan ekstraksi ulasan penumpang menggunakan *Topic Modeling* LDA.
2. Menentukan bobot kepentingan atribut layanan yang menjadi prioritas pelanggan melalui pembobotan kriteria secara objektif menggunakan *Fuzzy* dan AHP.
3. Menentukan peringkat atribut layanan yang menjadi prioritas untuk diperbaiki pada maskapai LCC di Indonesia berdasarkan hasil *Modified Fuzzy* AHP-VIKOR.

1.4 Manfaat Penelitian

Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat sebagai berikut:

1. Bagi Mahasiswa
 - a. Menambah pemahaman mahasiswa mengenai penerapan metode *Topic Modeling* LDA dan *Modified Fuzzy* VIKOR-AHP dalam mengidentifikasi kualitas layanan.
 - b. Menjadi referensi praktis dalam pengolahan *voice of customer* untuk pengambilan keputusan multi-kriteria pada studi kasus industri jasa.

- c. Mengembangkan kemampuan analitis mahasiswa dalam mengintegrasikan pendekatan data sains dan metode pengambilan keputusan secara sistematis.
- 2. Bagi Akademisi
 - a. Memberikan kontribusi ilmiah dalam pengembangan model evaluasi kualitas layanan berbasis *text mining* dan *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM).
 - b. Menjadi bahan rujukan bagi penelitian selanjutnya yang mengkaji kualitas layanan transportasi udara khususnya maskapai *Low-Cost Carrier* (LCC).
 - c. Memperkaya kajian metodologis terkait pemanfaatan data besar dan ulasan pelanggan sebagai sumber data alternatif dalam penelitian layanan jasa.
- 3. Bagi Industri Penerbangan
 - a. Memberikan gambaran objektif mengenai persepsi dan keluhan penumpang maskapai LCC di Indonesia berdasarkan ulasan aktual.
 - b. Membantu manajemen maskapai dalam menentukan prioritas perbaikan layanan secara terukur dan berbasis data.
 - c. Mendukung peningkatan kualitas layanan maskapai LCC di Indonesia melalui rekomendasi perbaikan yang relevan.

1.5 Batasan Penelitian

Adapun batasan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini berfokus pada evaluasi kualitas layanan pada empat maskapai LCC di Indonesia berdasarkan ulasan penumpang pada *platform* Skytrax.
2. Data yang dianalisis berupa ulasan teks tidak terstruktur sebagai representasi *voice of customer*, tanpa melibatkan survei atau wawancara langsung dengan penumpang.
3. Hasil penelitian difokuskan pada identifikasi topik utama dan penyusunan prioritas atribut layanan yang perlu diperbaiki, bukan pada implementasi atau evaluasi kinerja perbaikan secara langsung oleh pihak masing-masing maskapai.
4. Penelitian ini tidak membahas aspek keuangan, regulasi, maupun strategi operasional internal maskapai secara mendalam di luar konteks kualitas layanan dari sudut pandang penumpang.

1.6 Sistematika Penulisan

Penelitian ini terdiri dari beberapa bab yang dijadikan sebagai acuan agar penulisan pada penelitian ini sistematis. Terdapat delapan bagian dalam sistematika penulisan pada penelitian yang dilakukan.

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini memuat latar belakang penelitian, perumusan dan batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, serta sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi kajian teoritis secara induktif dan deduktif yang bersumber dari jurnal ilmiah internasional terindeks scopus dan nasional terindeks sinta yang relevan sebagai dasar dalam pelaksanaan penelitian.

BAB III METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan kerangka penelitian, metode yang digunakan, aplikasi pendukung, alat penelitian, prosedur penelitian, serta jenis data yang digunakan.

BAB IV PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

Bab ini menguraikan proses pengumpulan data, serta pengolahan data berdasarkan metode penelitian, yang disajikan dalam bentuk tabel, gambar, dan grafik.

BAB V PEMBAHASAN

Bab ini berisi pembahasan dan analisis kritis terhadap hasil penelitian yang telah diperoleh pada bab sebelumnya.

BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini memuat kesimpulan untuk menjawab rumusan masalah, membuktikan hipotesis penelitian, serta saran yang berisi rekomendasi untuk pengembangan penelitian selanjutnya berdasarkan keterbatasan dan temuan selama penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

Bagian ini mencantumkan seluruh sumber referensi yang digunakan dalam penelitian, baik berupa jurnal, buku, maupun literatur pendukung lainnya.

LAMPIRAN

Bagian ini memuat dokumen pendukung penelitian, seperti daftar tabel, gambar, dan informasi tambahan lainnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kajian Literatur

Kajian literatur merupakan hasil penelitian terdahulu yang diperoleh melalui proses penelaahan dari berbagai teori guna memperkuat landasan teoritis (Gustiana et al., 2022). Dalam konteks pengambilan keputusan, *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dan VIKOR masih banyak digunakan ketika parameter yang dianalisis relatif stabil. Efektivitas metode ini terlihat jelas pada studi yang berfokus pada infrastruktur fisik dan variabel numerik. Chaturvedi et al. (2025) berhasil memetakan zonasi TPA seluas 124 km² dengan tingkat presisi kesesuaian lahan yang tinggi, sementara Suparta dan Irawan (2025) menunjukkan bahwa optimasi lokasi *recloser* yang mampu menurunkan durasi pemadaman secara signifikan. Konsistensi performa VIKOR dalam menangani *conflicting criteria* juga terbukti dari optimasi rendemen biodiesel yang dilakukan oleh Kukana & Jakhar (2021), identifikasi hambatan utama pengembangan energi di Malawi oleh Chisale & Lee (2023), hingga pemeringkatan kinerja keuangan sektor ritel yang relatif stabil oleh Ic et al. (2022). Bahkan pada level rekayasa material, Jamshaid et al. (2025) dan Hemati & Lexian (2025) menunjukkan bahwa metode ini mampu menyeimbangkan *trade-off* koefisien piezoelektrik optimal sebesar 0,45 untuk menguatkan argumen bahwa untuk variabel fisika yang pasti, pendekatan deterministik masih memberikan hasil yang dapat diandalkan.

Namun demikian, ketika variabel manusia dan ketidakpastian lingkungan mulai mendominasi, asumsi logika biner (0 atau 1) menjadi kurang memadai. Sejumlah penelitian mulai mengadopsi *fuzzy* untuk mengakomodasi subjektivitas penilaian. Harahap et al. (2022) serta Gartner et al. (2024) menggunakan *Fuzzy AHP* untuk memitigasi bias dalam evaluasi pendidikan dan proyek, meskipun pendekatan yang digunakan masih terbatas pada himpunan samar tipe 1. Seiring meningkatnya kompleksitas data, Hendiani et al. (2025) membuktikan bahwa Interval Type-2 *Fuzzy* lebih efektif dalam menangani ambiguitas dibandingkan *Fuzzy* tipe 1. Temuan serupa ditunjukkan oleh Liang dan Liu (2024) melalui penggunaan *Intuitionistic* dalam validasi

layanan manufaktur, serta Prastiningtyas et al. (2025) dalam pemetaan preferensi konsumen produk *skincare*. Puncak perkembangan metodologis dalam kluster ini ditunjukkan oleh Settu dan Jayalakshmi (2025) melalui integrasi logika *neutrosophic* dengan *Entropy*-VIKOR yang menghasilkan perankingan alternatif, tetapi juga mampu mengukur derajat ketidakpastian secara simultan.

Di sisi lain, arah penelitian mulai bergeser menuju eksplorasi pola tak terstruktur melalui *text mining*. Alih-alih mengandalkan kuesioner dengan keterbatasan skala dan konteks, Chang dan Zhang (2024) dan Tautorat et al. (2023) menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk menganalisis ribuan artikel berita, sehingga mampu memvisualisasikan peta pengetahuan terkait evolusi *metaverse* dan inovasi dekarbonisasi industri semen baja yang sebelumnya sulit teridentifikasi. Keunggulan pendekatan kualitatif-komputasional ini terletak pada kemampuannya menangkap nuansa yang sering luput dari survei konvensional. Ying (2024), misalnya, berhasil mengidentifikasi konsep hibrida dari ulasan hotel, sementara Farzadnia et al. (2024) mampu mengurai faktor kepuasan penumpang pesawat secara spesifik berdasarkan kelas penerbangan. Temuan-temuan tersebut menegaskan bahwa data teks naratif menyimpan *insight* yang lebih kaya konteks dibandingkan data numerik murni.

Menariknya, pemanfaatan algoritma pemrosesan teks juga memunculkan diskursus teknis terkait akurasi dan ketepatan model. Mahdikhani dan Meena (2024) menunjukkan secara komparatif bahwa BERTopic menghasilkan skor koherensi topik yang lebih tinggi dibandingkan LDA dalam analisis rantai pasok *Metaverse*. Namun, temuan ini dikritisi secara kontekstual oleh Jin et al. (2025) yang menemukan bahwa LDA justru lebih unggul dalam memetakan distribusi *long-tail* ketimpangan *supply-demand* pada studi transfer teknologi. Terlepas dari perdebatan mengenai algoritma yang paling superior, aplikasi praktis *text mining* terbukti memiliki nilai guna yang tinggi. Kustyaningsih dan Permana (2024) serta Syafira dan Zufria (2024) berhasil mengonversi ribuan keluhan pengguna di media sosial menjadi indikator kinerja layanan secara *real-time* untuk sektor pendidikan dan transportasi daring.

Muara dari perkembangan ini adalah munculnya metode hibrida yang berupaya menutup keterbatasan masing-masing pendekatan. Salah satu kelemahan utama MCDM

terletak pada subjektivitas penentuan bobot awal, sementara *text mining* sering kali berhenti pada tahap deskriptif tanpa menghasilkan keputusan eksekusi. Fang dan Partovi (2021) menawarkan terobosan dengan memanfaatkan *topic modeling* terhadap lebih dari 100.000 ulasan untuk secara otomatis menghasilkan bobot kriteria AHP, sehingga bias pakar dapat diminimalkan. Pendekatan ini kemudian disempurnakan oleh Wang et al. (2025) melalui sistem LDA–PSO–FAHP, di mana atribut produk diekstraksi dari teks dan bobot *fuzzy* dioptimalkan menggunakan *Particle Swarm Optimization*. Integrasi ini menghasilkan sistem evaluasi multidimensi yang menggabungkan objektivitas data berskala besar dengan presisi matematis MCDM, sekaligus menandai arah baru metodologi pengambilan keputusan yang lebih adaptif, transparan, dan akuntabel. Secara ringkas, kajian literatur yang diulas dapat ditunjukkan pada Tabel 2.1.

Berdasarkan sintesis terhadap perbedaan pendekatan metodologis dan temuan empiris pada penelitian-penelitian sebelumnya, penelitian ini diposisikan untuk menjembatani kesenjangan antara analisis data teks yang tidak terstruktur dan model pengambilan keputusan yang mengakomodasi ambiguitas penilaian manusia. Melalui penerapan kerangka kerja hibrida yang mengintegrasikan *Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dengan *Modified Fuzzy AHP-VIKOR*, penelitian ini menawarkan pendekatan baru dalam mengidentifikasi topik isu utama pada layanan maskapai LCC di Indonesia.

Berbeda dengan metode survei konvensional yang umumnya bergantung pada atribut layanan yang telah ditetapkan sejak awal oleh peneliti, pendekatan berbasis LDA ini memungkinkan identifikasi topik utama secara lebih rinci dan isu-isu yang diekstraksi bersumber langsung dari *voice of customer* dalam jumlah besar. Pendekatan ini juga dilanjutkan ke proses pengambilan keputusan yang lebih objektif. Dalam tahap ini, *Fuzzy AHP* dengan skala penilaian *low-medium-high* digunakan untuk menentukan bobot kepentingan setiap kriteria guna meminimalisir subjektivitas. Selanjutnya, metode VIKOR berperan dalam menyusun peringkat prioritas atribut layanan yang memerlukan perbaikan dengan mempertimbangkan kriteria yang saling bertentangan secara matematis agar menghasilkan rekomendasi peringkat yang lebih presisi dan relevan.

Tabel 2. 1 Kajian Literatur

No	Penulis	Objek (Industri)				Metode			Sumber Data	
		Retail	Manufaktur	Jasa	Teknologi	LDA	AHP	VIKOR	Fuzzy	Lapangan <i>Online</i>
1	(Gärtner et al., 2024)		√				√		√	
2	(Kukana & Jakhar, 2021)		√				√			√
3	(Fang & Partovi, 2021)			√		√	√			√
4	(Jin et al., 2025)				√	√				√
5	(Chang & Zhang, 2024)				√	√				√
6	(Farzadnia et al., 2024)			√		√				√
7	(K. Wang et al., 2025)		√			√	√		√	√
8	(Hendiani et al., 2025)			√				√	√	√
9	(Jamshaid et al., 2025)		√					√		√
10	(Settu & Jayalakshmi, 2025)		√					√		√
11	(Hemati & Lexian, 2025)		√					√		√
12	(İç et al., 2022)	√					√	√		√
13	(Tautorat et al., 2023)		√			√				√
14	(Ying, 2024)			√		√				√

No	Penulis	Objek (Industri)					Metode			Sumber Data	
		Retail	Manufaktur	Jasa	Teknologi	LDA	AHP	VIKOR	Fuzzy	Lapangan	Online
15	(Chaturvedi et al., 2025)			√			√	√		√	
16	(Liang & Liu, 2024)		√					√		√	
17	(Chisale & Lee, 2023)			√			√			√	
18	(Mahdikhani & Meena, 2024)				√	√					√
19	(Suparta & Irawan, 2025)				√		√	√		√	
20	(Syafira & Zufria, 2024)			√		√					√
21	(Prastiningtyas et al., 2025)	√						√			√
22	(Kustyaningsih & Permana, 2024)			√		√					√
23	(Harahap et al., 2022)			√			√		√	√	
24	(Rana, 2026)			√		√	√	√			√

2.2 Landasan Teori

2.2.1 Kualitas Layanan

Kualitas layanan pada dasarnya berkaitan dengan kemampuan suatu organisasi dalam memenuhi kebutuhan dan keinginan pelanggan, serta ketepatan penyampaian layanan tersebut dalam menyesuaikan dan melampaui harapan pelanggan (Sah et al., 2025; Wang et al., 2023). Kualitas layanan juga dapat diartikan sebagai tingkat keunggulan yang diharapkan oleh pelanggan serta sejauh mana tingkat keunggulan tersebut dapat dikendalikan dan dikelola untuk memenuhi keinginan pelanggan sesuai dengan ekspektasi mereka (Yum & Yoo, 2023). Sementara itu, kualitas layanan juga dipandang sebagai refleksi dari persepsi evaluatif konsumen terhadap layanan yang diterima pada waktu tertentu dengan ditentukan oleh tingkat kepentingan pada berbagai dimensi pelayanan yang dirasakan, sehingga bersifat subjektif dan sangat dipengaruhi oleh pengalaman individu (Diwayanti et al., 2025).

Dalam konteks industri penerbangan, kualitas layanan merupakan elemen strategis manajemen yang bertujuan untuk memperkuat keunggulan kompetitif maskapai di tengah persaingan pasar regional. Kualitas layanan tidak hanya berkaitan dengan kinerja operasional, tetapi juga sangat dipengaruhi oleh persepsi publik terhadap standar yang ditawarkan oleh maskapai tersebut (Wang et al., 2025). Secara spesifik dalam model industri penerbangan, terdapat berbagai elemen yang menjadi penentu utama yaitu:

1. Persepsi Keselamatan dan Keamanan.
2. Aspek *Tangible* dan Kebijakan Layanan.
3. Kualitas Layanan sebagai Penentu Kepuasan.

2.2.2 *Low-Cost Carrier* (LCC)

Maskapai penerbangan *Low-Cost Carrier* (LCC) yang juga dikenal sebagai *budget airlines*, *no-frills airlines*, atau *discount carriers*, merupakan model bisnis penerbangan yang pertama kali diperkenalkan di Amerika Serikat sebelum kemudian diadopsi secara luas di berbagai negara (Wang et al., 2025). Model LCC berfokus pada penyediaan tarif penerbangan yang lebih rendah dibandingkan maskapai layanan penuh dengan cara menghilangkan atau membatasi sejumlah layanan tambahan yang umumnya disediakan

oleh maskapai konvensional. Strategi utama maskapai LCC dalam menekan harga tiket adalah melalui efisiensi biaya operasional. Efisiensi tersebut dicapai dengan mengurangi layanan non-esensial (Wang et al., 2025). Pendekatan ini menghasilkan pola pelayanan yang relatif sederhana namun tetap cepat dan efisien, sehingga memungkinkan maskapai menjangkau segmen pasar yang lebih luas, khususnya penumpang dengan sensitivitas tinggi terhadap harga (Law, 2022).

Suatu maskapai dapat dikategorikan sebagai maskapai penerbangan berbiaya rendah apabila mereka memenuhi sejumlah karakteristik tertentu (Wang et al., 2025). Karakteristik tersebut antara lain:

1. Penyediaan layanan penerbangan yang bersifat standar dan terbatas.
2. Penggunaan satu jenis armada guna menekan biaya pelatihan kru dan operasional.
3. Penerapan standar pemeliharaan pesawat pada tingkat minimum yang tetap memenuhi regulasi keselamatan.
4. Tidak adanya sistem pemesanan kursi secara khusus, meskipun dalam beberapa kasus tersedia opsi pemilihan kursi dengan biaya tambahan.
5. Pemanfaatan bandara dengan biaya layanan yang relatif rendah.
6. Frekuensi penerbangan yang tinggi.
7. Struktur rute yang sederhana dengan jumlah transit yang terbatas.
8. Dominasi penjualan tiket secara langsung, terutama melalui *platform* daring.
9. Penerapan sistem kerja awak pesawat yang bersifat multiskill.

Dengan demikian, dapat diketahui bahwa terdapat empat maskapai di Indonesia yang umumnya masuk ke dalam kategori LCC saat ini yaitu maskapai A, Maskapai b, Maskapai C, dan Maskapai D. Hal ini disesuaikan berdasarkan kriteria yang ada dan disesuaikan dengan kondisi operasional maskapai tersebut (Soeparyanto et al., 2025).

2.2.3 Kepuasan Pelanggan

Kotler & Keller (2016) mendefinisikan kepuasan pelanggan sebagai kondisi emosional berupa perasaan senang atau kecewa yang muncul setelah pelanggan membandingkan antara harapan awal dengan kinerja aktual produk atau jasa yang diterima. Apabila kinerja berada di bawah harapan, pelanggan akan mengalami ketidakpuasan, sedangkan

kesesuaian atau keunggulan kinerja terhadap harapan akan menghasilkan kepuasan pelanggan. Hal ini sejalan dengan pandangan Peter Drucker yang menegaskan bahwa tujuan utama bisnis adalah menciptakan dan mempertahankan pelanggan yang sangat bergantung pada keberadaan konsumen untuk secara berkelanjutan membeli dan menggunakan produk atau jasa yang ditawarkan (Adnan et al., 2023).

Dalam rangka mengukur tingkat kepuasan pelanggan, Kotler & Keller (2016) mengemukakan beberapa metode yang umum digunakan, antara lain sistem keluhan dan saran, *mystery shopping*, analisis pelanggan yang hilang (*lost customer analysis*), serta survei kepuasan pelanggan. Sistem keluhan dan saran memberikan ruang bagi pelanggan untuk menyampaikan umpan balik secara langsung melalui berbagai media, sehingga perusahaan dapat merespons permasalahan secara cepat dan tepat. Metode *mystery shopping* digunakan untuk memperoleh gambaran objektif mengenai kualitas produk dan layanan melalui perbandingan dengan pesaing. Sementara itu, *lost customer analysis* bertujuan untuk mengidentifikasi penyebab berpindahnya pelanggan dan mengevaluasi tingkat kehilangan pelanggan sebagai indikator kegagalan dalam menciptakan kepuasan. Survei kepuasan pelanggan menjadi metode yang paling banyak digunakan karena mampu memberikan data empiris langsung dari pelanggan serta menunjukkan komitmen perusahaan terhadap orientasi pelanggan.

Secara konseptual, kepuasan pelanggan juga dapat dipandang dari dua pendekatan utama, yaitu sebagai hasil akhir dari pengalaman konsumsi (*outcome-oriented approach*) serta dijadikan sebagai proses evaluatif yang berlangsung sejak pra-pembelian hingga pasca-konsumsi (*process-oriented approach*). Tingkat kepuasan pelanggan juga dapat diidentifikasi melalui lima faktor utama yaitu kualitas produk, kualitas pelayanan, faktor emosional, harga, dan biaya.

2.2.4 Text Mining

Text mining merupakan tahapan analisis data yang berfokus pada pengolahan dan pengekstraksian informasi dari data berbentuk teks, yang umumnya bersumber dari dokumen seperti kalimat, kata, atau frasa (Aleqabie et al., 2024). Pendekatan ini banyak digunakan dalam proses klasifikasi dokumen tekstual, dimana dokumen-dokumen

tersebut dikelompokkan berdasarkan topik atau karakteristik tertentu yang terkandung di dalamnya. Melalui *text mining*, pola dan struktur tersembunyi dalam data teks dapat diidentifikasi secara sistematis (Li et al., 2022). Tujuan utama *text mining* adalah untuk menemukan informasi baru yang sebelumnya belum diketahui. Pendekatan ini mampu memberikan solusi terhadap permasalahan pengolahan, pengelompokan, dan analisis data teks tidak terstruktur dalam jumlah besar (Zulqarnain et al., 2023).

Secara konseptual, *text mining* merupakan bidang yang bersifat interdisipliner, yang mengintegrasikan prinsip dan metode dari *information retrieval*, *data mining*, *machine learning*, statistika, serta komputasi linguistik (Kim et al., 2025). Proses *text mining* mencakup beberapa aktivitas utama, seperti pengelompokan teks, ekstraksi entitas atau konsep, serta pengembangan dan perumusan taksonomi (Suurmond et al., 2024). Tahapan *text mining* juga diawali dari pembersihan *noise* linguistik dan mereduksi dimensi data melalui *case folding* untuk menyeragamkan seluruh karakter huruf, *tokenizing* untuk memecah rangkaian teks, *stopword removal* untuk menghapus kata yang tidak punya nilai semantik, dan *lemmatization* untuk mengembalikan kata ke bentuk dasarnya (Rifaldi & Fadlil, 2023).

Kemudian, transformasi *n-gram* dilakukan untuk menangkap konteks frasa yang memiliki makna tunggal ketika digabungkan. Transformasi ini memiliki beberapa jenis meliputi *unigram* (urutan satu kata), *bigram* (urutan dua kata), dan *trigram* (urutan tiga kata) (Pal et al., 2021). Dari proses ini, *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) yang merupakan metode dalam mengevaluasi seberapa penting sebuah kata dalam dokumen terhadap sekumpulan korpus yang memberi bobot lebih tinggi pada kata yang sering muncul dapat diproses lebih lanjut melalui tiga tahapan (Syah et al., 2025).

1. *Term Frequency* (TF) digunakan dalam mengukur frekuensi kemunculan kata t dalam dokumen d .
2. *Inverse Document Frequency* (IDF) untuk mengukur tingkat kepentingan kata di seluruh korpus D . Jika sebuah kata muncul di banyak dokumen, nilai IDF-nya akan mengecil.
3. Skor TF-IDF diperoleh dengan mengalikan nilai TF dengan nilai IDF.

2.2.5 Analisis Sentimen

Analisis sentimen atau sering disebut sebagai *opinion mining*, merupakan cabang dari *Natural Language Processing* (NLP) yang berfokus pada identifikasi, ekstraksi, dan studi secara komputasional terhadap opini, sentimen, serta emosi yang terkandung dalam suatu teks (Nandwani & Verma, 2021). Dalam konteks industri jasa seperti penerbangan, analisis sentimen digunakan untuk mengklasifikasikan polaritas ulasan pelanggan ke dalam kategori positif atau negatif guna memahami persepsi mereka terhadap kualitas layanan secara otomatis dan masif.

Perkembangan teknologi analisis sentimen saat ini telah bergeser dari pendekatan *lexicon-based* menuju pendekatan *deep learning*. Salah satu model paling mutakhir yang digunakan dalam penelitian ini adalah *BERTweet*. *BERTweet* merupakan *pre-trained language model* berskala besar yang dirancang khusus untuk menangani karakteristik teks media sosial dan ulasan daring yang cenderung informal (Damayanti et al., 2025). Secara teknis, *BERTweet* dibangun berdasarkan arsitektur *RoBERTa* (*Robustly Optimized BERT Pretraining Approach*). Keunggulan utama *BERTweet* dibandingkan model *BERT* standar adalah kemampuannya dalam memahami konteks linguistik yang unik pada teks ulasan, seperti penggunaan slang, singkatan, serta makna kata yang bergantung pada posisi kata tersebut dalam kalimat (Nerella et al., 2024).

Pada tahap akhir pemodelan klasifikasi, model ini menggunakan fungsi *Softmax* sebagai *output layer*. Fungsi *Softmax* berperan dalam mengonversi nilai numerik mentah yang dihasilkan oleh model menjadi distribusi probabilitas yang komperhensif. Setiap kelas sentimen akan diberikan nilai probabilitas antara 0 hingga 1, di mana total seluruh probabilitas dari kelas yang tersedia adalah berjumlah satu (Qolbu et al., 2025). Secara matematis, fungsi *softmax* dapat dirumuskan sesuai dengan Persamaan 2.1.

$$P(y = i|x) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (2.1)$$

Keterangan:

$P(y = i|x)$ = Probabilitas x termasuk dalam kelas sentimen i

E^{z_i} = Nilai eksponensial dari *logit* (skor mentah) untuk kelas i

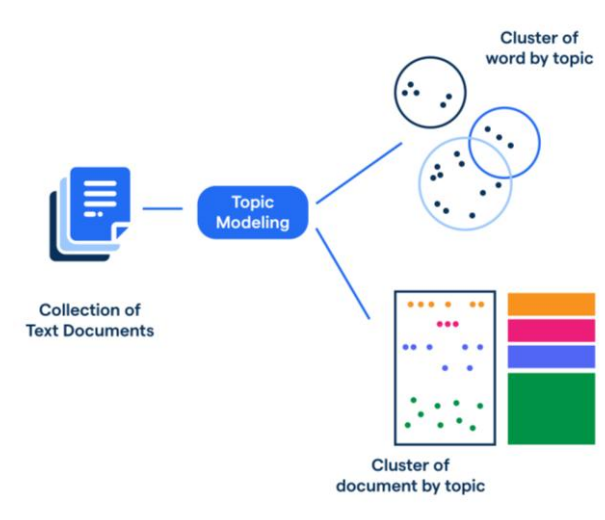
$$\sum_{j=1}^K e^{z_j} = \text{Total nilai eksponensial dari seluruh kelas yang ada (normalisasi)}$$

K = Jumlah total kelas sentimen ($K=2$, yaitu positif dan negatif)

2.2.6 Topic Modeling

Topic modeling atau pemodelan topik merupakan suatu pendekatan algoritmik yang digunakan untuk mengidentifikasi tema-tema utama yang tersembunyi dalam kumpulan dokumen berukuran besar dan bersifat tidak terstruktur (Romero et al., 2024). Pendekatan ini bersifat fleksibel dan dapat diterapkan pada berbagai jenis data teks. Secara konseptual, pemodelan topik dibangun atas tiga komponen utama, yaitu kata (*words*), dokumen (*documents*), dan korpus (*corpora*). Kata yang digunakan merupakan unit dasar dari data diskrit dalam dokumen, di mana setiap kata direpresentasikan oleh suatu indeks sebagai penanda identitas (Qiu et al., 2024). Dokumen yang ada didefinisikan sebagai rangkaian kata yang tersusun dalam jumlah tertentu, sedangkan korpus merupakan kumpulan dari dokumen yang dianalisis secara bersamaan (Kwon et al., 2021).

Dalam konteks pemodelan topik, setiap dokumen dalam suatu korpus diasumsikan mengandung beberapa topik, yang tercermin dari distribusi kata-kata yang muncul di dalamnya. Dengan demikian, topik dapat dipahami sebagai pola kemunculan kata yang berulang dan konsisten di berbagai dokumen (Romero et al., 2024). Salah satu keunggulan utama pemodelan topik adalah kemampuannya untuk bekerja tanpa memerlukan pelabelan atau anotasi awal terhadap dokumen, karena topik diekstraksi secara langsung dari data teks mentah melalui proses analisis statistik. Lebih lanjut, pemodelan topik memungkinkan pengorganisasian, peringkasan, dan eksplorasi arsip dokumen elektronik dalam skala besar, yang secara praktis sulit dicapai melalui proses anotasi manual oleh manusia (Egger, 2022). Oleh karena itu, pendekatan ini banyak digunakan dalam analisis teks berskala besar untuk memperoleh pemahaman yang lebih sistematis terhadap struktur tematik data. Secara konsep, visualisasi dari pemodelan topik dapat ditunjukkan pada Gambar 2.1.

Gambar 2. 1 *Topic Modeling*

Sumber: BotPenguin

2.2.7 *Latent Dirichlet Allocation (LDA)*

Menurut Blei et al. (2003), *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) merupakan suatu pendekatan probabilistik generatif yang digunakan dalam pemodelan topik, di mana setiap dokumen dipandang sebagai kombinasi probabilistik dari sejumlah topik laten. Pemodelan topik ini didasarkan pada pendekatan *bag-of-words*, yang memandang setiap dokumen sebagai vektor yang merepresentasikan frekuensi kemunculan kata. Dalam pendekatan ini, setiap dokumen dimodelkan sebagai distribusi probabilitas atas sejumlah topik, sementara setiap topik direpresentasikan sebagai distribusi probabilitas atas sejumlah kata (Hankar et al., 2025). Dari setiap dokumen dalam koleksi, dapat dihasilkan Kumpulan kata dalam dua tahapan berupa:

1. Memilih sebuah distribusi topik dengan cara acak.
2. Memilih secara acak berdasarkan distribusi topik pada langkah pertama maupun memilih sebuah kata secara acak berdasarkan distribusi yang relevan.

Algoritma *sampling* yang paling umum digunakan pada LDA yaitu *Gibbs Sampling* yang merupakan suatu pendekatan yang dapat membantu dalam melakukan estimasi parameter dari sebuah model (Qiu et al., 2024). Persamaan algoritma ini dapat ditunjukkan pada Persamaan 2.2.

$$P(z_i = j | z_i, d_i, z_{-i}) \propto \frac{C_{t,j}^{(TZ)} + \beta}{\sum C_{t,j}^{(TZ)} + T\beta} \frac{C_{d,j}^{(DZ)} + \alpha}{\sum (C_{d,z}^{(DZ)} + Z\alpha)} \quad (2.2)$$

Keterangan:

Z_{-i} = Seluruh penugasan topik selain kata ke-i

d_i = Dokumen tempat kata ke-i muncul

Z_i = Kata ke-i

$C_{t,j}^{(TZ)}$ = Jumlah kemunculan kata t pada topik j

T = Jumlah total kata unik

β = Hiperparameter *dirichlet* untuk distribusi kata-topik

$C_{d,j}^{(DZ)}$ = Jumlah kata dalam dokumen d yang telah ditetapkan ke topik j

Z = Jumlah total topik

α = Hiperparameter *dirichlet* untuk distribusi topik-dokumen

Kemudian, untuk menghitung probabilitas dari topik dalam setiap katanya dapat digunakan rumus sesuai dengan Persamaan 2.3. Sedangkan untuk menghitung proporsi topik z dari setiap dokumen dapat menggunakan Persamaan 2.4.

$$\varphi_{tz} \propto \frac{C_{t,j}^{(TZ)} + \beta}{\sum C_{t,j}^{(TZ)} + T\beta} \quad (2.3)$$

$$\theta_{dz} \propto \frac{C_{d,z}^{(DZ)} + \alpha}{\sum C_{d,z}^{(DZ)} + Z\alpha} \quad (2.4)$$

Keterangan:

φ_{tz} = Probabilitas kata t pada topik z

$C_{t,j}^{(TZ)}$ = Jumlah kemunculan kata t yang dialokasikan ke topik z

T = Jumlah total kata unik

β = Hiperparameter *dirichlet* untuk distribusi kata-topik

θ_{dz} = Probabilitas kata z pada topik d

$C_{d,z}^{(DZ)}$ = Jumlah kata dalam dokumen d yang dialokasikan ke topik z

T = Jumlah total topik

β = Hiperparameter *dirichlet* untuk distribusi topik-dokumen

Dalam proses pemodelan topik menggunakan LDA, penentuan jumlah topik (k) yang optimal dilakukan secara objektif melalui evaluasi *coherence score* sebelum melangkah ke tahap interpretasi akhir. Metrik ini berfungsi untuk mengukur tingkat kemiripan semantik dan konsistensi antar kata-kata dominan dalam suatu topik, sehingga pemilihan nilai k memiliki landasan ilmiah yang kuat dan meminimalisir faktor subjektivitas peneliti (Medea et al., 2024).

Setelah parameter jumlah topik optimal diterapkan berdasarkan *coherence score* tertinggi, tahap selanjutnya adalah melakukan visualisasi hasil melihat sebaran topik yang terbentuk. Visualisasi ini dilakukan menggunakan metode *Intertopic Distance Map*, yaitu teknik yang merepresentasikan topik dalam ruang dua dimensi berdasarkan tingkat kemiripannya. Visualisasi *Intertopic Distance Map* pada penelitian ini diimplementasikan menggunakan pustaka *PyLDAvis*, yang mampu menampilkan jarak antar topik serta distribusi kata penyusunnya (Barnett et al., 2023). Hasil visualisasi tidak bertujuan untuk mengelompokkan topik secara kaku, melainkan untuk menekankan tumpang tindih antar kata dalam setiap topik, sehingga membantu peneliti dalam melakukan interpretasi topik secara lebih kontekstual.

2.2.8 Multi-Criteria Decision Making (MCDM)

Multi-Criteria Decision Making (MCDM) merupakan suatu metodologi sistematis dalam pengambilan keputusan yang dirancang untuk menangani permasalahan kompleks di mana pengambil keputusan dihadapkan pada sejumlah alternatif dan kriteria yang beragam (Roy & Shaw, 2022). Menurut Mulliner et al. (2016), proses pengambilan keputusan, sering kali memiliki beberapa faktor atau kriteria yang harus dipertimbangkan, di mana setiap kriteria memiliki tingkat kepentingan yang berbeda-beda. Untuk mengakomodasi kondisi tersebut, MCDM digunakan sebagai pendekatan yang menyediakan mekanisme pemeringkatan atau evaluasi alternatif keputusan secara objektif dan sistematis.

Terdapat beberapa metode yang sering kali digunakan dalam memberikan pemeringkatan secara objektif dan sistematis terhadap alternatif keputusan (Taherdoost

& Madanchian, 2023). Metode-metode tersebut meliputi *Analytical Hierarchy Process* (AHP), *ViseKriterijumska Optimizajica Kompromisno Resenje* (VIKOR), *Analytical Networking Process* (ANP), *Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS), *Weighted Product Model* (WPM), dan lain sebagainya. Adapun terdapat empat Langkah pengambilan keputusan dalam MCDM yang meliputi:

1. Identifikasi Masalah

Merumuskan permasalahan keputusan secara jelas, termasuk menentukan tujuan yang ingin dicapai serta mengidentifikasi batasan dan kebutuhan yang relevan dalam proses pengambilan keputusan.

2. Penyusunan Preferensi

Pada tahap ini, kriteria penilaian dan tingkat kepentingannya ditetapkan berdasarkan preferensi pengambil keputusan, sehingga diperoleh bobot yang mencerminkan prioritas relatif antar kriteria.

3. Evaluasi Alternatif

Setiap alternatif keputusan dianalisis dan dinilai berdasarkan kriteria yang telah ditentukan, baik secara kuantitatif maupun kualitatif, untuk mengetahui tingkat kinerja masing-masing alternatif.

4. Penentuan Alternatif

Tahap akhir merupakan proses pemilihan alternatif terbaik berdasarkan hasil evaluasi, biasanya melalui pemeringkatan atau perbandingan nilai akhir, sehingga diperoleh keputusan yang paling sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

2.2.9 Fuzzy Logic

Menurut Portmann et al. (2026), logika *Fuzzy* atau *Fuzzy Logic* merupakan suatu metodologi yang digunakan untuk memetakan ruang input menuju ruang output secara akurat. Pendekatan ini menawarkan berbagai keunggulan, seperti fleksibilitas yang tinggi, konsep logis yang mudah dipahami, serta kemampuan dalam memberikan toleransi terhadap ketidakpastian data. Selain itu, logika fuzzy mampu mengintegrasikan pengalaman pakar secara langsung melalui penggunaan bahasa alami serta bekerja selaras dengan teknik kendali konvensional untuk memodelkan fungsi-fungsi non-linear yang

kompleks. Karakteristik utama yang membedakan sistem ini adalah jenis himpunannya; jika himpunan crisp bersifat tegas dengan nilai biner 0 atau 1, maka himpunan fuzzy bersifat samar dengan rentang nilai keanggotaan kontinu antara 0 hingga 1.

Dalam implementasinya, himpunan fuzzy menggunakan dua atribut utama, yaitu atribut linguistik dan atribut numerik. Atribut linguistik berperan dalam memberikan penamaan pada kelompok keadaan menggunakan bahasa manusia agar lebih mudah diinterpretasikan, sedangkan atribut numerik merepresentasikan nilai atau ukuran pasti dari suatu variabel dalam bentuk angka. Hal ini memungkinkan sistem untuk tidak hanya mengategorikan nilai sebagai benar atau salah secara mutlak, melainkan mengakomodasi derajat kebenaran yang berada di antara kedua nilai tersebut (Zhao, 2025). Terdapat tiga jenis fungsi keanggotaan logika fuzzy berupa:

1. Representasi Linier Naik

Fungsi ini digambarkan dengan garis lurus yang bergerak dari derajat keanggotaan 0 menuju derajat keanggotaan yang lebih tinggi. Semakin nilai $\mu(x)$ mendekati 1, maka kemungkinan x menjadi anggota himpunan akan semakin besar, seperti halnya yang ditunjukkan pada Persamaan 2.5.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & ; x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x \leq b \\ 1 & ; x \geq b \end{cases} \quad (2.5)$$

- a. Jika $x \leq a$, maka nilai keanggotaannya adalah nol (bukan anggota).
- b. Jika $a \leq x \leq b$, nilai keanggotaan dihitung dengan membagi selisih x dan batas bawah (a) dengan selisih antara batas atas (b) dan batas bawah (a).
- c. Jika $x \geq b$, maka nilai keanggotaannya adalah satu (anggota sepenuhnya).

2. Representasi Linier Turun

Representasi ini digambarkan dengan garis lurus yang dimulai dari derajat keanggotaan yang tinggi menuju derajat keanggotaan 0. Fungsi ini merupakan kebalikan dari representasi linier naik, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 2.6.

$$\mu(x) = \begin{cases} 1; & x \leq a \\ \frac{b-x}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ 0; & x \geq b \end{cases} \quad (2.6)$$

- a. Jika $x \leq a$, maka nilai keanggotaannya adalah satu (anggota sepenuhnya).
- b. Jika $a \leq x \leq b$, nilai keanggotaan dihitung dengan membagi selisih antara batas atas (b) dan x dengan selisih antara batas atas (b) dan batas bawah (a).
- c. Jika $x \geq b$, maka nilai keanggotaannya adalah nol (bukan anggota).

3. Representasi Kurva Segitiga

Kurva segitiga merupakan gabungan antara representasi linier naik dan linier turun yang biasanya digunakan untuk menggambarkan keanggotaan himpunan normal. Kurva ini memiliki tiga titik parameter, yaitu a, b, dan c, seperti rumus yang ditunjukkan pada Persamaan 2.7.

$$\mu(x) = \begin{cases} 0; & x \leq a \text{ atau } x \geq c \\ \frac{x-a}{b-a}; & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}; & b \leq x \leq c \end{cases} \quad (2.7)$$

- a. Nilai keanggotaan akan bernilai nol jika $x \leq a$ atau $x \geq c$.
- b. Pada domain antara a dan b, perhitungan mengikuti logika linier naik.
- c. Pada domain antara b dan c, perhitungan mengikuti logika linier turun.

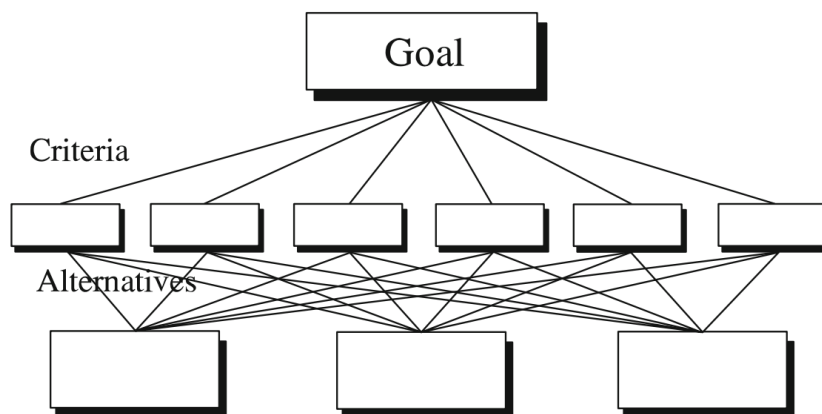
2.2.10 Analytical Hierarchy Process (AHP)

Menurut Saaty & Vargas (2022), *Analytical Hierarchy Process* (AHP) merupakan metode sistematis dalam pengambilan keputusan yang menggunakan perbandingan berpasangan sebagai dasar pengukuran, di mana penilaian subjektif pengambil keputusan diolah secara kuantitatif untuk menentukan prioritas antar elemen keputusan. Metode AHP banyak digunakan dalam menyederhanakan masalah kompleks menjadi struktur hierarki yang logis (Joshi & Khandekar, 2025). Dengan menyederhanakan persoalan yang kompleks, AHP juga dapat mengakomodasi aspek subjektif maupun objektif dalam proses pengambilan keputusan, sehingga potensi bias dalam proses evaluasi dapat diminimalkan melalui uji konsistensi (Antonio & Salomon, 2024).

Dalam penerapannya, AHP mempertimbangkan sejumlah kriteria evaluasi serta beberapa alternatif. Dikarenakan antar kriteria dapat bersifat saling bertentangan, alternatif terbaik tidak selalu pilihan yang mengoptimalkan setiap kriteria secara individual, melainkan alternatif yang mampu menghasilkan keseimbangan atau kompromi paling optimal (Das et al., 2024). Menurut Saaty (1980), metode AHP terdiri atas empat tahapan utama dalam proses pengambilan keputusan, yaitu:

1. Penyusunan Struktur Hierarki Keputusan

Tahapan ini mencakup dekomposisi masalah keputusan menjadi elemen-elemen berdasarkan karakteristik umum mereka dan pembentukan model hierarkis dengan tingkat yang berbeda. AHP sederhana memiliki tiga tingkat (tujuan, kriteria, dan alternatif). Proses hierarki AHP dalam menyusun masalah sebagai hierarki dapat ditunjukkan pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2 Struktur Hierarki

Sumber: Saaty & Vargas (2022)

Pendekatan ini memberikan keunggulan signifikan karena memungkinkan permasalahan keputusan dipahami secara lebih sistematis, mulai dari tujuan yang ingin dicapai, kriteria yang digunakan sebagai dasar evaluasi, hingga alternatif yang akan dibandingkan. Selain itu, pada kondisi tertentu, struktur hierarki juga dapat diperluas dengan menambahkan tingkat tambahan, seperti subkriteria, guna merepresentasikan kompleksitas permasalahan secara lebih akurat.

2. Penyusunan Perbandingan Berpasangan dan Matriks Penilaian

Pada tahapan ini, setiap elemen pada suatu tingkat hierarki dievaluasi dengan cara dibandingkan secara berpasangan terhadap elemen pada tingkat hierarki di atasnya. Bobot yang dihasilkan akan merepresentasikan bobot kepentingan relatif, dimana penilaian terhadap tingkat preferensi atau daya tarik relatif antar elemen dilakukan menggunakan skala perbandingan berpasangan dengan rentang nilai 1 hingga 9. Skala penilaian perbandingan berpasangan tersebut disajikan pada Tabel 2.2.

Tabel 2. 2 Skala Perbandingan Berpasangan

Tingkat Kepentingan	Definisi	Keterangan
1	Sama penting	Kedua elemen memiliki kontribusi yang setara terhadap pencapaian tujuan keputusan.
3	Sedikit lebih penting	Satu elemen sedikit lebih diutamakan dibandingkan elemen lainnya.
5	Lebih penting	Satu elemen secara jelas lebih penting dan lebih diprioritaskan dibandingkan elemen pembanding.
7	Sangat penting	Satu elemen menunjukkan tingkat dominasi yang sangat kuat dan umumnya telah terbukti.
9	Mutlak lebih penting	Bukti yang mendukung keunggulan satu elemen terhadap elemen lainnya berada pada tingkat keyakinan tertinggi.
2, 4, 6, 8	Nilai antara	Nilai perantara ketika diperlukan kompromi antara dua kepentingan yang berdekatan.

Sumber: Saaty & Vargas (2022)

Elemen-elemen yang menerima peringkat lebih tinggi dianggap lebih unggul dibandingkan dengan elemen lain yang menerima peringkat lebih rendah dengan dituliskan nilai resiprokan ($1/x$). Adapun hasil dari kriteria pembobotan ditunjukkan dengan matriks M kali M , di mana M adalah jumlah kriterianya.

3. Normalisasi Data

Tahapan selanjutnya yaitu menormalisasi data dengan membagi setiap nilai pada elemen matriks perbandingan berpasangan dengan jumlah total nilai pada kolom yang bersesuaian. Proses normalisasi ini dilakukan untuk memperoleh matriks ternormalisasi yang merepresentasikan proporsi relatif masing-masing elemen terhadap keseluruhan elemen yang dibandingkan sesuai dengan Persamaan 2.8.

$$N = \begin{bmatrix} n1 = \frac{s1}{\sum_{t=1}^n Si} \\ n2 = \frac{s2}{\sum_{t=1}^n Si} \\ n3 = \frac{s2}{\sum_{t=1}^n Si} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Keterangan:

N = Matriks hasil normalisasi

n_i = Nilai elemen ke- i pada matriks ternormalisasi

S_i = Nilai elemen ke- i pada matriks perbandingan berpasangan

N = Jumlah elemen atau kriteria yang dibandingkan

i = Indeks elemen ke- i ($i = 1, 2, 3, \dots, n$)

4. Perhitungan *Eigen Vector* dan Pengujian Nilai Konsistensi Rasio

Tahapan terakhir akan menghitung nilai *eigen vector* dan uji konsistensi rasio. Perhitungan *eigen vector* dapat diperoleh dengan menghitung vektor eigen dari setiap matriks perbandingan berpasangan sesuai dengan Persamaan 2.9 dan 2.10.

$$a'_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}} \quad (2.9)$$

$$\omega_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n a'_{ij} \quad (2.10)$$

Keterangan:

a_{ij} = Elemen matriks perbandingan berpasangan baris ke- i dan kolom ke- j

a'_{ij} = Elemen matriks hasil normalisasi

ω_i = Bobot prioritas atau vektor eigen untuk elemen ke- i

n = Jumlah kriteria atau alternatif yang dibandingkan

i, j = Indeks baris dan kolom ($i, j = 1, 2, \dots, n$)

Kemudian, tingkat konsistensi dalam AHP dievaluasi melalui nilai *consistency ratio* yang diturunkan dari *consistency index*. Konsistensi penilaian diharapkan mendekati kondisi sempurna agar keputusan yang dihasilkan memiliki tingkat validitas yang tinggi. *Consistency ratio* akan digunakan sebagai parameter untuk menilai apakah proses perbandingan berpasangan telah dilakukan secara logis dan konsisten sebagaimana dirumuskan pada Persamaan 2.11.

$$CI = \frac{\pi \max - n}{n - 1} \quad (2.11)$$

Keterangan:

CI = *Consistency index* penilaian matriks perbandingan berpasangan.

$\pi \max$ = Nilai eigen maksimum dari matriks perbandingan berpasangan

n = Jumlah elemen (kriteria atau alternatif) yang dibandingkan

Apabila nilai CI bernilai nol, maka matriks perbandingan berpasangan dinyatakan sepenuhnya konsisten. Batas tingkat inkonsistensi yang dapat diterima selanjutnya ditentukan melalui perhitungan *Consistency Ratio* (CR), yaitu rasio antara nilai CI dan *Random Index* (RI). Nilai RI diperoleh dari hasil eksperimen yang dilakukan oleh Oak Ridge National Laboratory dan dikembangkan oleh Wharton School. Besarnya nilai CR bergantung pada ordo matriks yang digunakan, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan 2.12.

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (2.12)$$

Keterangan:

CR = *Consistency ratio* untuk menilai tingkat konsistensi penilaian

CI = *Consistency index* untuk menunjukkan tingkat penyimpangan penilaian

RI = *Random index* yang diperoleh dari nilai rata-rata indeks matriks acak

Adapun *Random Index* (RI) yang digunakan pada persamaan diatas dapat ditunjukkan pada Tabel 2.3.

Tabel 2. 3 *Random Index*

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
RI	0,0	0,0	0,58	0,90	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49	1,51	1,48

Sumber: Saaty & Vargas (2022)

Apabila nilai CR pada matriks perbandingan berpasangan berada di bawah 0,10 maka tingkat inkonsistensi penilaian pengambil keputusan masih dapat diterima. Sebaliknya, jika nilai CR melebihi batas tersebut, proses penilaian perlu dilakukan kembali untuk memperoleh tingkat konsistensi yang memadai.

2.2.11 *ViseKriterijumska Optimizajica Kompromisno Resenje* (VIKOR)

Menurut Opricovic & Tzeng (2004), *ViseKriterijumska Optimizajica Kompromisno Resenje* (VIKOR) merupakan salah satu metode MCDM yang berguna dalam menentukan urutan preferensi dari berbagai alternatif pada sebuah kondisi tertentu (Eroğlu, 2025). Metode ini digunakan untuk menangani permasalahan pengambilan keputusan multi-kriteria pada sistem yang bersifat kompleks, dengan menitikberatkan pada proses pemeringkatan dan pemilihan alternatif berdasarkan sejumlah kriteria yang saling bertentangan. Pendekatan ini memungkinkan pengambil keputusan untuk memperoleh solusi akhir yang paling mendekati kondisi optimal melalui proses evaluasi terhadap seluruh alternatif yang tersedia (Jong & Ahmed, 2024).

Dalam penerapannya, VIKOR menentukan solusi ideal sebagai acuan, kemudian setiap alternatif dinilai berdasarkan tingkat kedekatannya terhadap solusi yang diusulkan (Akram et al., 2022). Metode VIKOR sangat relevan digunakan pada situasi pengambilan keputusan di mana pengambil keputusan mengalami keterbatasan dalam menentukan pilihan secara langsung, khususnya pada tahap perancangan sistem yang melibatkan *trade-off* antar kriteria (Sinem et al., 2024). Berdasarkan studi Opricovic & Tzeng (2004), terdapat lima tahapan yang digunakan dalam penerapan metode VIKOR:

1. Penyusunan Matriks Normalisasi

Tahap awal dalam metode VIKOR yaitu menyusun matriks ternormalisasi dengan terlebih dahulu menentukan nilai solusi ideal positif dan solusi ideal negatif untuk

setiap kriteria. Solusi ideal positif merepresentasikan nilai terbaik yang dapat dicapai pada suatu kriteria, sedangkan solusi ideal negatif menunjukkan nilai terburuk dari kriteria tersebut. Matriks ternormalisasi (N) dirumuskan pada Persamaan 2.13.

$$R_{ij} = \frac{(X^+j - X_{ij})}{(X^+j - X^-j)} \quad (2.13)$$

Keterangan:

R_{ij} = Nilai hasil normalisasi untuk alternatif ke- i pada kriteria ke- j

X_{ij} = Nilai aktual alternatif ke- i pada kriteria ke- j

X^+j = Elemen terbaik dari kriteria j

X^-j = Elemen terburuk dari kriteria j

i = Indeks alternatif, dengan $i = 1, 2, 3, \dots, m$

j = Indeks kriteria, dengan $j = 1, 2, 3, \dots, n$

Hasil yang nantinya didapatkan dari tahap ini adalah matriks ternormalisasi yang mencerminkan jarak relatif setiap alternatif terhadap solusi ideal.

2. Penentuan Nilai Terbobot

Setelah diperoleh matriks ternormalisasi, tahap selanjutnya adalah menghitung nilai terbobot untuk setiap alternatif dan kriteria. Pembobotan dilakukan dengan mengalikan nilai ternormalisasi dengan bobot kepentingan masing-masing kriteria. Tahap ini bertujuan untuk memasukkan tingkat prioritas setiap kriteria ke dalam proses evaluasi alternatif. Nilai data ternormalisasi terbobot ditunjukkan pada Persamaan 2.14.

$$R'_{ij} = \omega_j \cdot N_{ij} \quad (2.14)$$

Keterangan:

R'_{ij} = Nilai ternormalisasi terbobot alternatif ke- i pada kriteria ke- j

ω_j = Bobot kepentingan kriteria ke- j

N_{ij} = Nilai data ternormalisasi untuk alternatif ke- i pada kriteria ke- j

i = Indeks alternatif, dengan $i = 1, 2, 3, \dots, m$

j = Indeks kriteria, dengan $j = 1, 2, 3, \dots, n$

Bobot kriteria yang digunakan diperoleh dari hasil pembobotan menggunakan metode AHP, sehingga tingkat kepentingan masing-masing aspek

layanan ditentukan secara sistematis dan konsisten. Dengan demikian, alternatif yang mempunyai nilai kinerja tinggi pada kriteria yang memiliki bobot besar akan memperoleh nilai evaluasi yang lebih dominan dibandingkan yang lainnya.

3. Perhitungan Nilai *Utility Measure* (S) dan *Regret Measure* (R)

Tahap berikutnya adalah menghitung nilai *Utility Measure* (S_i) dan *Regret Measure* (R_i) untuk setiap alternatif. Nilai S_i menggambarkan jarak total alternatif terhadap solusi ideal positif yang dihitung menggunakan jarak *Manhattan* yang telah dinormalisasi dan diberi bobot yang ditunjukkan pada Persamaan 2.15.

$$S_i = \sum_{j=1}^n \omega_j \left(\frac{X^+j - X_{ij}}{X^+j - X^-j} \right) \quad (2.15)$$

Keterangan:

S_i = Nilai *Utility Measure* untuk alternatif ke- i

ω_j = Bobot kepentingan kriteria ke- j

X_{ij} = Nilai kinerja atau nilai aktual alternatif ke- i pada kriteria ke- j

X^+j = Elemen terbaik dari kriteria j

X^-j = Elemen terburuk dari kriteria j

i = Indeks alternatif, dengan $i = 1, 2, 3, \dots, m$

j = Indeks kriteria, dengan $j = 1, 2, 3, \dots, n$

Kemudian, nilai R_i merepresentasikan *regret* dari suatu alternatif terhadap kriteria terburuknya, yang dihitung menggunakan jarak Chebyshev berbobot dan ternormalisasi yang ditunjukkan pada Persamaan 2.16.

$$R_i = \max_j \left[\omega_j \left(\frac{X^+j - X_{ij}}{X^+j - X^-j} \right) \right] \quad (2.16)$$

Keterangan:

R_i = Nilai *Regret Measure* untuk alternatif ke- i

ω_j = Bobot kepentingan kriteria ke- j

X_{ij} = Nilai kinerja atau nilai aktual alternatif ke- i pada kriteria ke- j

X^+j = Elemen terbaik dari kriteria j

X^-j = Elemen terburuk dari kriteria j

i = Indeks alternatif, dengan $i = 1, 2, 3, \dots, m$

j = Indeks kriteria, dengan $j = 1, 2, 3, \dots, n$

4. Perhitungan Indeks VIKOR

Tahapan selanjutnya, indeks VIKOR akan dihitung untuk mengintegrasikan nilai S_i dan R_i ke dalam satu indeks kompromi yang merepresentasikan keseimbangan antara utilitas kelompok dan penyesalan individu. Perhitungan Q_i dilakukan dengan rumus yang ditunjukkan pada Persamaan 2.17.

$$Q_i = \left[\left(\frac{S_i - S^-}{S^+ - S^-} \right) \right] V + \left[\left(\frac{R_i - R^-}{R^+ - R^-} \right) \right] (1 - V) \quad (2.17)$$

Keterangan:

Q_i = Indeks VIKOR untuk alternatif ke- i

S_i = Nilai *Utility Measure* alternatif ke- i

R_i = Nilai *Regret Measure* alternatif ke- i

S^- = Nilai minimum dari seluruh nilai *Utility Measure*

S^+ = Nilai maksimum dari seluruh nilai *Utility Measure*

R^- = Nilai minimum dari seluruh nilai *Regret Measure*

R^+ = Nilai maksimum dari seluruh nilai *Regret Measure*

V = Parameter bobot strategi utilitas kelompok (umumnya 0,5)

$I-V$ = Bobot tingkat penekanan terhadap *individual regret*

5. Perankingan Alternatif

Tahap akhir dalam metode VIKOR adalah melakukan perankingan alternatif berdasarkan nilai S_i , R_i , dan Q_i . Solusi kompromi utama ditentukan berdasarkan perankingan nilai Q_i , di mana alternatif dengan nilai Q_i paling kecil dianggap sebagai solusi terbaik. Nilai S_i memberikan gambaran alternatif berdasarkan jarak terjauh dari solusi ideal, sedangkan nilai R_i menilai alternatif berdasarkan jarak terdekat terhadap kondisi terburuk.

Dalam konteks penelitian ini, alternatif yang dievaluasi dalam metode VIKOR bukan berupa entitas maskapai, melainkan aspek-aspek kualitas layanan yang dinilai oleh pelanggan. Setiap alternatif merepresentasikan dimensi layanan seperti *food & beverages*, *inflight entertainment*, *seat comfort*, *staff service*, dan *value for money*. Oleh karena itu,

hasil pemeringkatan VIKOR merefleksikan urutan prioritas perbaikan aspek layanan yang perlu mendapatkan perhatian utama oleh maskapai *low-cost carrier* di Indonesia.

2.2.12 Modified Fuzzy AHP-VIKOR

Modified Fuzzy AHP-VIKOR dijadikan bagian dalam memaparkan kerangka kerja hibrida yang menggabungkan metode *Multi-Criteria Decision Making*. Fokus utama integrasi ini adalah mentransformasi data kualitatif yang masif menjadi keputusan strategis yang objektif dan terukur. Modifikasi mendasar dalam penelitian ini terletak pada tahap penentuan kriteria dan pembobotan awal AHP. Berdasarkan acuan penelitian Fang & Partovi (2021), proses ini menggunakan hasil identifikasi atribut utama yang didefinisikan sebagai kriteria maupun sub-kriteria dalam hierarki AHP. Nilai proporsi topik dari hasil LDA digunakan sebagai dasar penentuan tingkat kepentingan relatif pelanggan terhadap suatu aspek layanan.

Untuk menangani subjektivitas dan ambiguitas dalam ulasan pelanggan, penelitian ini menerapkan logika fuzzy dengan menggunakan *Triangular Fuzzy Number* (TFN). Tahapan perhitungan dalam *Modified Fuzzy AHP* mengikuti sistematika teknis sebagai berikut:

1. Penyusunan matriks perbandingan berpasangan, dimana skala kepentingan dikonversi dalam parameter (l, m, u,).
2. Agregasi penilaian dengan *Fuzzy Geometric Mean* untuk memastikan ketidakpastian data tetap terjaga selama proses agregasi sesuai dengan Persamaan 2.18.

$$R_i = (a_{i1} \otimes a_{i2} \otimes \dots \otimes a_{in})^{1/n} \quad (2.18)$$

Keterangan:

R_i = Nilai rata-rata geometrik *fuzzy* untuk kriteria ke- i

a_{in} = Nilai perbandingan berpasangan *fuzzy* pada elemen ke- n

n = Jumlah total elemen yang dibandingkan

3. Normalisasi bobot *fuzzy* dilakukan dengan aturan pembagian silang untuk menjaga integritas nilai *fuzzy*:

- a. *Lower normalized* = $\frac{1}{\sum u}$

b. *Medium normalized* $= \frac{m}{\sum m}$

c. *Upper normalized* $= \frac{m}{\sum l}$

Bobot tersebut dilakukan perhitungan menggunakan aturan pembagian silang (*cross-division*) untuk menjaga integritas nilai *fuzzy* ($1 < m < u$) sesuai dengan Persamaan 2.19.

$$W_i = R_i \otimes (R_1 \oplus R_2 \oplus \dots \oplus R_n)^{-1} \quad (2.19)$$

Keterangan:

W_i = Bobot prioritas *fuzzy* (*fuzzy weight*) untuk kriteria ke- i

R_i = Nilai rata-rata *fuzzy geometric mean* untuk kriteria ke- i

n = Jumlah total elemen yang dibandingkan

4. Defuzzifikasi melalui konversi nilai *fuzzy* menjadi nilai *crisp* menggunakan parameter indeks optimisme ($\alpha = 0,5$) sesuai dengan rumus pada Persamaan 2.20.

$$F = \frac{1}{2} [(\alpha \cdot u) + m + (1 - \alpha) \cdot l] \quad (2.20)$$

5. Penentuan solusi kompromi dengan VIKOR

Nilai bobot tegas (F) yang dihasilkan dari tahap AHP kemudian dijadikan input utama dalam perhitungan metode VIKOR. Integrasi ini memungkinkan sistem untuk tidak hanya mengetahui bobot kepentingan, tetapi juga menentukan prioritas perbaikan pada aspek layanan yang memiliki kriteria saling bertentangan (*conflicting criteria*). Melalui perhitungan indeks kompromi (Q_i), maskapai LCC dapat mengidentifikasi solusi perbaikan yang paling optimal dengan menyeimbangkan kepuasan mayoritas pengguna dan penyesalan individu minimum.

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Menurut Sugiyono (2019), objek penelitian merupakan keseluruhan aspek yang ditetapkan oleh peneliti untuk dikaji secara sistematis guna memperoleh informasi sebagai dasar penarikan kesimpulan. Objek yang diteliti akan berfokus pada kualitas layanan maskapai penerbangan LCC di Indonesia berdasarkan ulasan penumpang pada *platform* Skytrax. Penelitian yang dilakukan akan berfokus pada analisis hasil *text mining* sebagai representasi *voice of customer* untuk menggambarkan kondisi layanan secara aktual. Selain itu, objek penelitian juga mencakup penentuan prioritas perbaikan layanan melalui integrasi *topic modeling* LDA dengan *Modified Fuzzy AHP-VIKOR* guna menghasilkan rekomendasi prioritas atribut layanan yang perlu diperbaiki.

3.2 Instrumen Penelitian

Menurut Arikunto (2010), instrumen penelitian merupakan sarana yang digunakan peneliti untuk mempermudah proses pengumpulan data agar data yang diperoleh lebih lengkap, sistematis, dan mudah untuk diolah. Terdapat tiga instrumen penelitian yang digunakan untuk menunjang penelitian.

1. Lembar Dokumentasi Data

Mencatat dan mengumpulkan data mentah (ulasan/*rating*) dari sumber data (Skytrax) secara terstruktur. Lembar ini mencakup parameter seperti nama maskapai, teks ulasan, nilai *rating*, dan tanggal ulasan.

2. Kriteria Seleksi Data

Kategori maskapai (Maskapai A, Maskapai B, Maskapai C, dan Maskapai D), bahasa ulasan (bahasa inggris), serta ulasan hanya diambil dari maskapai yang memiliki lebih dari 50 ulasan.

3. Label Sentimen

Daftar *dataset* yang telah diberi label (positif/negatif) yang berfungsi sebagai acuan bagi sistem untuk menentukan sentimen dari ulasan yang diambil.

3.3 Sumber Data

Menurut Sugiyono (2019), sumber data dibagi menjadi dua kategori yaitu data primer merupakan data yang diambil secara langsung dari sumber utama seperti responden melalui wawancara maupun kuesioner. Sedangkan data sekunder adalah data yang diambil secara tidak langsung dari pihak lain berupa dokumen pendukung seperti profil, buku, catatan, hingga sosial media. Terdapat dua sumber data yang digunakan untuk menunjang penelitian dan sumber data tersebut ditunjukkan pada Tabel 3.1.

Tabel 3. 1 Sumber Data

No	Data	Jenis Data	Cara Mengambil Data	Keterangan
1	Ulasan/ <i>Review</i> penumpang terhadap maskapai LCC di Indonesia	Data <i>Online</i>	<i>Website scraping</i> menggunakan Google Colaboratory dari <i>platform</i> Skytrax.	Data berupa teks ulasan penumpang berdasarkan dari pengalaman layanan penerbangan yang pernah mereka naiki.
2	<i>Rating</i> penumpang terhadap maskapai LCC di Indonesia	Data <i>Online</i>	<i>Website scraping</i> menggunakan Google Colaboratory dari <i>platform</i> Skytrax.	Data berupa skor numerik (1-5) pada kriteria <i>food & beverages, inflight entertainment, seat comfort, staff service</i> , dan <i>value for money</i> .

3.4 Metode Pengolahan Data

Menurut Sutabri (2005), metode pengolahan data merupakan pendekatan yang menunjang proses pengolahan data dengan melibatkan penerimaan *input*, pengolahan

tertentu, hingga menghasilkan *output* berupa informasi yang bermanfaat. Terdapat empat metode pengolahan data yang digunakan untuk menunjang penelitian yaitu:

1. *Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation* (LDA)

Topic Modeling dengan pendekatan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) digunakan dalam penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengekstraksi aspek/topik utama secara laten dari kumpulan data teks yang tidak terstruktur (Rana et al., 2025). Metode ini akan membantu dalam mengelompokkan kata-kata ke dalam topik tertentu berdasarkan pola kemunculan bersama, sehingga mampu merepresentasikan tema dominan yang muncul dalam data secara objektif (Churchill & Singh, 2022).

Dalam literatur, tujuan identifikasi topik sebenarnya dapat dicapai melalui berbagai pendekatan alternatif, seperti *manual content analysis*, *frequency-based methods* (TF-IDF), *Non-Negative Matrix Factorization* (NMF), maupun *Structural Topic Model* (STM). Perbandingan karakteristik metode tersebut disajikan pada Tabel 3.2.

Tabel 3. 2 Perbandingan Metode Identifikasi Topik

Metode	Pendekatan	Kelebihan	Keterbatasan
<i>Manual Content Analysis</i>	<i>Coding</i> melalui pertimbangan dari peneliti.	Kedalaman interpretasi.	Subjektif dan tidak skalabel.
TF-IDF	Frekuensi dan bobot kata.	Impelementasinya sederhana.	Tidak membentuk topik laten.
NMF	Faktorisasi matriks yang terstruktur.	Interpretabilitas yang cenderung baik.	Sensitif terhadap parameter.
STM	<i>Topic modeling</i> yang digabungkan dengan metadata.	Analisis kontekstual secara mendalam.	Kompleks dan harus sesuai intensitas data.

Metode	Pendekatan	Kelebihan	Keterbatasan
LDA	Model probabilistik generatif.	Stabil, skalabel, dan topik laten yang disusun eksplisit.	Menggunakan asumsi distribusi kata.

Sumber: Churchill & Singh (2022)

Berdasarkan perbandingan dengan metode identifikasi topik lainnya, seperti TF-IDF yang hanya menekankan frekuensi kata tanpa membentuk topik, analisis konten manual yang cenderung subjektif, serta NMF yang sensitif terhadap inisialisasi dan parameter, *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dipilih karena kemampuannya dalam mengekstraksi struktur tematik laten secara sistematis dan probabilistik. Selain itu, LDA juga relatif stabil terhadap ukuran data yang besar dan telah digunakan secara luas untuk analisis teks berskala besar. Dengan demikian, LDA dinilai paling sesuai untuk mendukung tujuan penelitian dalam mengidentifikasi topik utama secara objektif (Hankar et al., 2025). Selanjutnya, hasil label dari *topic modeling* ini akan dijadikan acuan untuk penyusunan struktur hierarki sebagai sub-sub kriteria dalam tahapan analisis berikutnya.

2. Fuzzy Logic

Logika fuzzy digunakan untuk mengakomodasi ambiguitas dan ketidakpastian yang terkandung dalam persepsi evaluatif manusia pada ulasan pelanggan. Berbeda dengan himpunan *crisp* yang bersifat biner (0 atau 1), himpunan fuzzy memungkinkan nilai keanggotaan berada pada interval kontinu (0, 1). Dalam penelitian ini, variabel linguistik dari ulasan dikonversi menggunakan *Triangular Fuzzy Number* (TFN) dengan tiga parameter yaitu (l, m, u), untuk mewakili batas bawah, nilai tengah, dan batas atas. Skala kepentingan yang digunakan mengacu pada konversi berikut:

- Sama penting (1, 1, 3)
- Sedikit lebih penting (1, 3, 5)
- Lebih penting (3, 5, 7)
- Sangat penting (5, 7, 9)

e. Mutlak lebih penting (7, 9, 9)

3. *Modified Fuzzy Analytical Hierarchy Process* (AHP)

Setelah kriteria kualitas layanan diekstraksi melalui LDA, tahap berikutnya adalah menentukan tingkat kepentingan relatif setiap aspek melalui *Modified Fuzzy AHP*. Modifikasi pada AHP terletak pada penggunaan penilaian objektif dari setiap atribut layanan sebagai dasar penentuan bobot kriteria (Antonio & Salomon, 2024).

Beberapa metode lain yang dapat digunakan untuk menentukan bobot kriteria antara lain *Simple Additive Weighting* (SAW), *Entropy Weight Method*, *Best–Worst Method* (BWM), dan *Analytical Network Process* (ANP). Perbandingan metode pembobotan kriteria tersebut disajikan pada Tabel 3.3.

Tabel 3. 3 Perbandingan Metode Pembobotan Kriteria

Metode	Basis Pembobotan	Kelebihan	Keterbatasan
SAW	Melalui penilaian secara langsung.	Lebih sederhana.	Subjektif dan tidak skalabel.
<i>Entropy Weight</i>	Berdasarkan variabilitas data.	Cukup Objektif.	Tidak memperhitungkan preferensi subjektif.
BWM	Menggunakan perbandingan paling baik dan paling buruk.	Memiliki konsistensi tinggi.	Sensitif terhadap parameter.
ANP	Berdasarkan ketergantungan antar-kriteria.	Ditunjukkan secara representatif.	Kompleks dan harus sesuai intensitas data.
<i>Fuzzy AHP</i>	Melalui perbandingan berpasangan.	Uji konsistensi yang dilakukan cukup eksplisit.	Menggunakan asumsi konsistensi matriks perbandingan.

Sumber: Taherdoost & Madanchian (2023); Ecer (2024); Yin et al. (2025)

Dalam penentuan bobot kriteria, beberapa metode alternatif seperti SAW dan *Entropy Weight* memiliki keterbatasan karena tidak menyediakan pengujian konsistensi, sementara metode seperti ANP cenderung lebih kompleks dan kurang efisien untuk struktur kriteria yang bersifat hierarkis (Taherdoost & Madanchian, 2023). Oleh karena itu, *Modified Fuzzy AHP* dipilih karena kemampuannya dalam mengintegrasikan penilaian pakar secara kuantitatif, menyediakan mekanisme pengujian konsistensi, serta kesesuaiannya dengan struktur hierarkis kriteria (Bhushan & Rai, 2022). Adapun proses pengolahan data yang dilakukan mengikuti rangkaian langkah teknis berupa:

- a. Perhitungan *geometric means*: Menggabungkan penilaian ke dalam nilai rata-rata geometrik fuzzy.
- b. Normalisasi bobot Fuzzy: Menghitung bobot dengan membagi nilai l, m, u kriteria dengan total nilai kolom yang bersesuaian.
- c. Defuzzifikasi: Mengonversi nilai fuzzy menjadi nilai *crisp* (tegas) menggunakan parameter $\alpha = 0,5$.

4. *ViseKriterijumska Optimizajica Kompromisno Resenje* (VIKOR)

Tahap akhir dalam penelitian ini adalah perankingan alternatif dan penentuan solusi optimal berdasarkan bobot kriteria yang telah diperoleh. VIKOR dirancang untuk menghasilkan solusi kompromi optimal dalam kondisi pengambilan keputusan multikriteria yang bersifat konflik (Çalik et al., 2023).

Berbeda dengan metode perankingan lain yang berfokus pada kedekatan terhadap solusi ideal, VIKOR menekankan keseimbangan antara kepuasan *group utility* dengan *individual regret*. Alternatif metode perankingan yang umum digunakan antara lain TOPSIS, ELECTRE, dan PROMETHEE, sebagaimana dirangkum dalam Tabel 3.4.

Tabel 3. 4 Perbandingan Metode Perangkingan MCDM

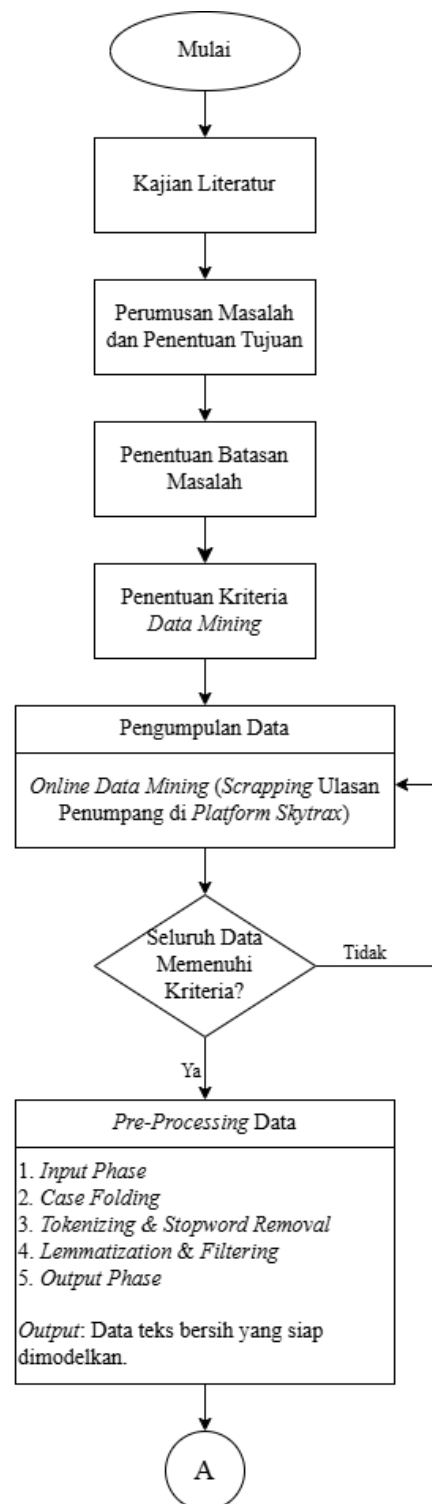
Metode	Prinsip Dasar	Kelebihan	Keterbatasan
TOPSIS	Menggunakan jarak ke solusi ideal.	Lebih mudah dipahami.	Tidak menekankan kompromi.
ELECTRE	Dihitung berdasarkan hasil <i>outranking</i> .	Lebih cocok jika konflik yang terjadi kompleks.	Interpretasinya cenderung kompleks.
PROMETHEE	Melalui preferensi berpasangan.	Visualisasi yang dihasilkan baik.	Sensitif terhadap bobot.
VIKOR	Menggunakan solusi kompromi.	Menyeimbangkan utilitas dan penyesalan.	Parameter v yang digunakan perlu justifikasi.

Sumber: Taherdoost & Madanchian (2023); (Neeraj et al., 2021)

Pada tahap perankingan alternatif, metode seperti TOPSIS lebih menekankan kedekatan terhadap solusi ideal tanpa mempertimbangkan konflik antar-kriteria, sementara ELECTRE dan PROMETHEE cenderung memiliki proses interpretasi yang lebih kompleks (Ebadi et al., 2023). Dalam konteks kesesuaian dengan penelitian ini, VIKOR dipilih karena kemampuannya dalam menghasilkan alternatif kompromi yang rasional dan representatif. Dengan mempertimbangkan keseimbangan antara kepuasan kolektif dan penyesalan maksimum, VIKOR dinilai paling sesuai untuk mendukung tujuan penelitian yang berorientasi pada pengambilan keputusan yang adil dan seimbang (Depczyński, 2024).

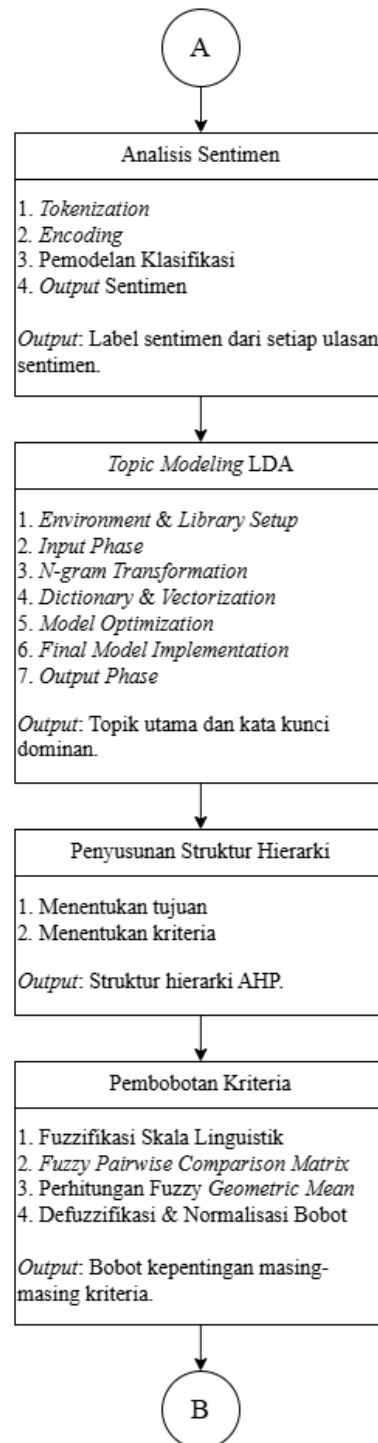
3.5 Alur Penelitian

Menurut Suryabrata (2018), alur penelitian merupakan rangkaian tahapan penelitian yang disusun secara sistematis dan logis, mulai dari perumusan masalah, penentuan metode, pengumpulan data, analisis data, hingga penarikan kesimpulan. Alur penelitian yang dilakukan digambarkan pada diagram *flowchart* yang ditunjukkan pada Gambar 3.1.



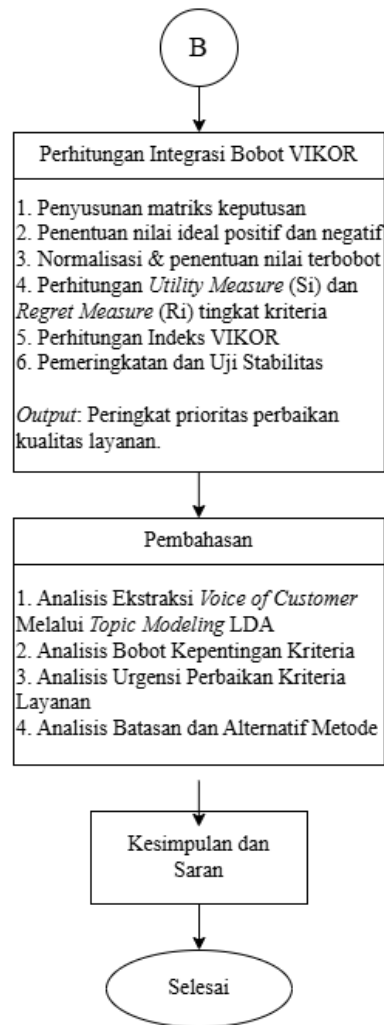
Gambar 3. 1 Alur Penelitian

Sumber: Pribadi



Gambar 3. 2 Alur Penelitian

Sumber: Pribadi



Gambar 3. 3 Alur Penelitian

Sumber: Pribadi

1. Mulai

Tahap awal penelitian yang menandai dimulainya seluruh rangkaian kegiatan penelitian secara sistematis dan terstruktur.

2. Kajian Literatur

Melakukan telaah mendalam terhadap teori, metode, dan temuan empiris terdahulu terkait kualitas layanan, maskapai LCC, *text mining*, serta integrasi metode hibrida LDA dan *Modified Fuzzy* AHP-VIKOR untuk membangun fondasi penelitian.

3. Perumusan Masalah dan Penentuan Tujuan

Mengidentifikasi kesenjangan antara performa operasional LCC dengan ekspektasi pelanggan, kemudian merumuskan tiga tujuan utama penelitian yang berfokus pada identifikasi topik, pembobotan kriteria secara objektif, dan penentuan prioritas perbaikan.

4. Penentuan Batasan Masalah

Menetapkan ruang lingkup penelitian agar tetap fokus, meliputi objek penelitian (Maskapai A, Maskapai B, Maskapai C, dan Maskapai D), sumber data (Skytrax), serta periode dan metode analisis yang digunakan.

5. Penentuan Kriteria *Data Mining*

Menetapkan standar kualitas data yang akan diambil, seperti bahasa ulasan (Inggris), relevansi terhadap pengalaman penerbangan, serta syarat minimum jumlah ulasan untuk memastikan validitas statistik.

6. Pengumpulan Data

Proses pengambilan data menggunakan teknik *web scraping* terhadap ulasan penumpang pada platform Skytrax. Pada tahap ini terdapat proses evaluasi dimana jika kriteria terpenuhi maka akan lanjut ke tahapan *pre-processing* data dan jika tidak terpenuhi maka harus menambah volume sampel.

7. *Pre-Processing* Data

Pre-processing data dilakukan untuk membersihkan dan menyiapkan data teks agar layak dianalisis menggunakan metode analisis teks lanjutan. Terdapat lima proses dalam tahapan ini yaitu:

a. *Input Phase*

Proses pengolahan awal yang dimulai dengan pemuatan *dataset* mentah yang memuat keseluruhan korpus ulasan pelanggan.

b. *Case Folding*

Digunakan dalam mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil untuk menghindari perbedaan makna akibat perbedaan penggunaan huruf kapital, sehingga kata dengan makna sama diperlakukan secara konsisten.

c. *Tokenizing & Stopword Removal*

Proses memecah teks ulasan menjadi unit-unit kata (*token*) agar setiap kata dapat dianalisis secara individual dalam tahap pemodelan selanjutnya. Lalu, dilakukan tahap penghapusan kata-kata umum yang tidak memiliki makna penting dalam analisis, seperti kata sambung dan kata depan yang tidak diperlukan, guna mengurangi *noise* pada data teks.

d. *Lemmatization & Filtering*

Mengubah kata ke bentuk lema (kata dasar sesuai konteks) dan menyaring simbol, angka, atau karakter non-alfabet yang mengganggu, sehingga meningkatkan akurasi analisis topik.

e. *Output Phase*

Korpus ulasan yang diekspor ke dalam format penyimpanan data terstruktur, sehingga dapat digunakan sebagai *dataset* final yang siap digunakan sebagai input pada model analisis sentimen.

8. Analisis Sentimen

Tahapan analisis sentimen berguna untuk mengidentifikasi kecenderungan opini dari pelanggan/penumpang terhadap layanan dari maskapai *low-cost carrier*. Dalam tahap ini, terdapat empat proses utama yaitu:

a. *Tokenization*

Proses pemecahan teks ulasan menjadi token sebagai representasi fitur input dalam proses analisis sentimen.

b. *Encoding*

Tahap konversi token teks menjadi bentuk numerik agar dapat diproses oleh model klasifikasi sentimen.

c. Pemodelan Klasifikasi

Penerapan model klasifikasi untuk menentukan polaritas sentimen ulasan, baik menggunakan pendekatan *machine learning* maupun *lexicon based*.

d. *Output Sentimen*

Hasil klasifikasi berupa label sentimen positif atau negatif untuk setiap ulasan pelanggan berdasarkan data empat maskapai LCC.

9. *Topic Modeling* LDA

Tahap ini digunakan untuk mengidentifikasi topik utama kata kunci dominan yang merepresentasikan aspek layanan yang sering dibahas pelanggan. Terdapat tiga tahapan yang dilakukan yaitu:

a. *Environment & Library Setup*

Proses persiapan lingkungan kerja dengan mengimpor pustaka pemrograman yang diperlukan, seperti *Gensim*, *NLTK*, atau *spaCy* untuk pemrosesan teks.

b. *Input Phase*

Tahap memuat data masukan, yaitu kumpulan ulasan pelanggan yang telah melalui proses pra-pemrosesan (*preprocessing*) ke dalam sistem.

c. *N-gram Transformation*

Proses penggabungan kata-kata tunggal menjadi frasa kata majemuk (*bigram* atau *trigram*) untuk menangkap konteks makna yang lebih kaya dari teks ulasan.

d. *Dictionary & Vectorization*

Langkah pembuatan kamus yang berisi kosakata unik dari seluruh dokumen, kemudian mengubah teks setiap dokumen menjadi representasi vektor numerik. Lalu, parameter *filter extremes* diterapkan dengan ketentuan kata yang muncul < 5 ulasan yang secara otomatis mengeliminasi atribut layanan yang jarang dibahas oleh pelanggan LCC.

e. *Model Optimization*

Tahap penyetelan hiperparameter model, terutama penentuan jumlah topik yang optimal, dengan mengevaluasi metrik *coherence score* untuk memastikan topik yang dihasilkan relevan dan mudah diinterpretasikan.

f. *Final Model Implementation*

Proses penerapan model LDA dengan parameter terbaik yang telah ditentukan pada langkah optimasi untuk menghasilkan topik-topik akhir dan distribusi topik di setiap dokumen.

g. *Output Phase*

Tahap penyajian hasil dari model final, yang mencakup daftar topik, kata kunci dominan untuk setiap topik, dan visualisasi distribusi topik untuk interpretasi hasil

penelitian. Selanjutnya, hasil label dari *topic modeling* ini akan dijadikan acuan untuk penyusunan struktur hierarki sebagai sub-sub kriteria.

10. Penentuan Kriteria dan Stuktur Hierarki

Penentuan kriteria dan struktur hierarki AHP ini digunakan untuk membangun kerangka pengambilan keputusan yang terstruktur dan konsisten. Terdapat dua proses yang menunjang tahapan ini yaitu:

a. Penentuan Tujuan

Tujuan utama yang ditetapkan yakni sebagai penentuan prioritas perbaikan aspek kualitas layanan maskapai LCC di Indonesia berdasarkan persepsi dan penilaian pelanggan di *platform* Skytrax.

b. Penentuan Kriteria

Kriteria yang ditentukan berasal dari kriteria penilaian yang ada pada *platform* Skytrax. Kriteria ditentukan berdasarkan aspek kualitas layanan yang diambil dari *platform* Skytrax. Kriteria ini merepresentasikan dimensi layanan yang akan dievaluasi dalam proses pengambilan keputusan. Aspek yang memiliki frekuensi rendah dalam hasil LDA tidak diikutsertakan dalam struktur hierarki guna menjaga relevansi model pengambilan keputusan.

11. Pembobotan Kriteria (*Modified Fuzzy AHP*)

Tahapan untuk menentukan tingkat kepentingan relatif dari setiap kriteria kualitas layanan menggunakan metode *Fuzzy Analytical Hierarchy Process* (F-AHP).

a. Fuzzifikasi Skala Linguistik

Proses transformasi penilaian kualitatif (skala linguistik) yang diberikan oleh responden ke dalam bentuk angka *Triangular Fuzzy Number* (TFN).

b. *Fuzzy Pairwise Comparison Matrix*

Tahap penyusunan matriks perbandingan berpasangan antar kriteria menggunakan nilai *fuzzy*. Matriks ini digunakan untuk membandingkan tingkat kepentingan satu kriteria terhadap kriteria lainnya secara sistematis.

c. Perhitungan *Fuzzy Geometric Mean*

Proses pengolahan data untuk mengagregasi penilaian dari seluruh responden untuk merangkum hasil perbandingan berpasangan menjadi satu nilai rata-rata *fuzzy* yang representatif bagi setiap kriteria.

d. Defuzzifikasi dan Normalisasi Bobot

Tahap akhir untuk mengubah nilai *fuzzy* yang menjadi *crisp value* guna dilakukan normalisasi agar total seluruh bobot kriteria berjumlah satu (1,00), sehingga dihasilkan bobot prioritas akhir yang siap digunakan.

12. Perhitungan Integrasi Bobot VIKOR

Tahapan perhitungan integrasi bobot VIKOR dilakukan untuk menentukan urutan prioritas perbaikan aspek kualitas layanan secara objektif dan kompromis.

a. Penyusunan Matriks Keputusan

Matriks keputusan disusun dengan memetakan nilai kinerja dari setiap aspek layanan terhadap kriteria yang telah ditentukan berdasarkan hasil pengumpulan data pelanggan.

b. Penentuan Nilai Ideal Positif dan Negatif

Langkah untuk mengidentifikasi nilai terbaik dan nilai terburuk untuk setiap kriteria yang digunakan sebagai parameter acuan dalam mengukur jarak relatif setiap alternatif terhadap solusi ideal.

c. Normalisasi dan Penentuan Nilai Terbobot

Tahap mengubah nilai pada matriks keputusan ke dalam skala yang seragam, yang kemudian dikalikan dengan bobot kriteria hasil perhitungan F-AHP untuk memasukkan unsur kepentingan relatif ke dalam setiap aspek.

d. Perhitungan *Utility Measure* dan *Regret Measure*

Penghitungan nilai S_i untuk menggambarkan jarak total rata-rata terhadap solusi ideal, serta nilai R_i untuk mengidentifikasi tingkat ketidakpuasan atau penyimpangan maksimum dari suatu kriteria (penyesalan individu).

e. Perhitungan Indeks VIKOR

Proses integrasi nilai S_i dan R_i menjadi satu nilai indeks tunggal Q_i . Indeks ini berfungsi sebagai nilai solusi kompromi yang akan digunakan dalam menentukan peringkat akhir alternatif.

f. Pemeringkatan dan Uji Stabilitas

Tahap akhir di mana aspek layanan diurutkan berdasarkan nilai indeks VIKOR terendah. Pada tahap ini juga dilakukan pengujian dua syarat kondisi, yaitu *Acceptable Advantage* dan *Acceptable Stability*, untuk memastikan bahwa hasil peringkat yang diperoleh bersifat valid, stabil, dan konsisten.

13. Pembahasan

Tahap pembahasan dilakukan setelah seluruh rangkaian pengolahan data selesai. Tujuannya adalah untuk menginterpretasikan hasil temuan dengan mengaitkan empat komponen utama sebagai berikut:

a. Analisis Ekstraksi *Voice of Customer* Melalui *Topic Modeling* LDA

Tahap interpretasi terhadap kumpulan topik yang berhasil diekstraksi dari ulasan pelanggan. Analisis ini bertujuan untuk memahami suara pelanggan guna mengidentifikasi isu-isu layanan yang paling dominan muncul.

b. Analisis Bobot Kepentingan Kriteria

Proses analisis terhadap hasil perhitungan bobot (dari metode F-AHP) untuk menentukan kriteria kualitas layanan mana yang dianggap paling krusial atau memiliki pengaruh paling signifikan terhadap kepuasan pelanggan.

c. Analisis Batasan dan Alternatif Metode

Interpretasi terhadap hasil akhir pemeringkatan untuk menentukan urutan prioritas perbaikan. Analisis ini membantu dalam pengambilan keputusan mengenai kriteria mana yang harus segera ditindaklanjuti secara objektif dan kompromis.

d. Analisis Batasan dan Alternatif Metode

Tinjauan kritis mengenai keterbatasan yang ditemukan selama penelitian serta eksplorasi terhadap penggunaan metode alternatif. Langkah ini penting untuk memberikan perspektif mengenai validitas hasil dan memberikan saran bagi pengembangan model penelitian di masa depan.

e. Rekomendasi

Tahap ini merumuskan usulan perbaikan yang ditujukan bagi pihak manajemen maskapai LCC. Rekomendasi disusun secara komprehensif dengan mengintegrasikan akar permasalahan yang ditemukan pada ekstraksi keluhan

ulasan serta urutan urgensi perbaikan yang dihasilkan. Hal ini bertujuan untuk memberikan masukan yang aplikatif, strategis, dan tepat sasaran guna meningkatkan performa layanan maskapai dalam memenuhi ekspektasi pelanggan secara efektif.

14. Kesimpulan dan Saran

Tahap akhir penelitian yang merangkum temuan utama penelitian secara sistematis terkait identifikasi topik utama dan penentuan prioritas perbaikan pada maskapai LCC di Indonesia. Pemberian saran dilakukan sebagai dasar bagi manajemen maskapai dalam merancang strategi peningkatan kualitas layanan serta arah pengembangan penelitian selanjutnya.

15. Selesai

Menandai berakhirnya seluruh rangkaian proses penelitian setelah tujuan penelitian tercapai dan hasil penelitian disusun secara komprehensif.

BAB IV

PENGUMPULAN DAN PENGOLAHAN DATA

4.1 Pengumpulan Data

4.1.1 Identifikasi Halaman Sumber Data

Tahap awal pengumpulan data diawali dengan mengidentifikasi sumber data yang relevan dan memiliki kredibilitas tinggi untuk merepresentasikan persepsi penumpang terhadap kualitas layanan maskapai LCC di Indonesia. Dalam penelitian ini, sumber data yang digunakan adalah *platform* Skytrax, sebuah situs internasional yang secara luas dikenal sebagai penyedia ulasan dan penilaian layanan maskapai penerbangan berdasarkan pengalaman langsung penumpang. Skytrax dipilih karena menyediakan data ulasan yang bersifat terbuka, sistematis, serta merefleksikan pengalaman nyata pelanggan, sehingga dinilai mampu memberikan gambaran yang representatif mengenai kualitas layanan maskapai dari sudut pandang penumpang.

Selanjutnya, identifikasi halaman sumber data difokuskan pada halaman ulasan maskapai LCC yang beroperasi di Indonesia, yaitu Maskapai A, Maskapai B, Maskapai C, dan Maskapai D. Pemilihan keempat maskapai tersebut didasarkan pada karakteristiknya sebagai maskapai berbiaya rendah dengan tingkat operasional dan volume penumpang yang relatif cukup tinggi di pasar domestik. Data yang dikumpulkan dari masing-masing halaman ulasan meliputi teks ulasan pelanggan, nilai *rating* layanan, serta informasi pendukung lain yang berkaitan dengan aspek kualitas layanan penerbangan (Xie et al., 2024). Dalam rangka menjaga konsistensi dan validitas data, proses ekstraksi dibatasi hanya pada halaman ulasan resmi yang tersedia di *platform* Skytrax, tanpa melibatkan sumber eksternal lainnya, sehingga data yang diperoleh tetap relevan dengan tujuan dan ruang lingkup penelitian.

4.1.2 Ekstraksi Data (*Scraping*)

Pengumpulan data dilakukan menggunakan metode ekstraksi data atau bisa disebut *web scraping* terprogram menggunakan bahasa pemrograman *Python*. *Platform* *airlinequality.com* (Skytrax) dipilih sebagai sumber data yang digunakan untuk

mengakuisisi data dari empat entitas maskapai penerbangan yaitu Maskapai A, Maskapai B, Maskapai C, dan Maskapai D, karena statusnya sebagai agregator independen yang menyediakan ulasan pelanggan yang tidak di sortir oleh maskapai, sehingga menjamin objektivitas sentimen yang dianalisis melalui enam prosedur akuisisi data secara sekuensial dari setiap maskapai.

1. *Library Initialization*

Tahap awal dimulai dengan inisialisasi *computational environment setup* pada *platform* Google Colaboratory. Penelitian ini mengimpor serangkaian pustaka esensial yang menjadi fondasi operasional algoritma. Pustaka *requests* diimplementasikan untuk menangani komunikasi protokol HTTP/1.1 dengan server target, memungkinkan simulasi perilaku browser pengguna. Sementara itu, pustaka BeautifulSoup dengan parser lxml dipilih secara spesifik karena performanya yang superior dalam membedah pohon sintaksis dokumen HTML yang kompleks dibandingkan parser standar. Selain itu, pustaka *pandas* dan *numpy* diinisialisasi untuk manajemen struktur data vektor dan manipulasi *array*, memastikan kesiapan sistem dalam menampung lima belas dimensi variabel data yang akan diekstraksi secara simultan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.1.

```
import numpy as np # linear algebra
import pandas as pd # data processing, CSV file I/O (e.g. pd.read_csv)

import os
for dirname, _, filenames in os.walk('/kaggle/input'):
    for filename in filenames:
        print(os.path.join(dirname, filename))

from bs4 import BeautifulSoup
import pandas as pd
import numpy as np
import requests as rq
```

Gambar 4. 1 *Library Initialization*

2. *Sequential Pagination Traversal*

Arsitektur situs sumber yang mendistribusikan data historis dalam format paginasi (*pagination*) diterapkan algoritma sequential traversal seperti halnya *syntax* yang ditunjukkan pada Gambar 4.2. Algoritma ini mengonstruksi URL secara dinamis

melalui mekanisme *looping*, di mana parameter halaman diinjeksi secara iteratif dari halaman indeks pertama hingga batas halaman terakhir (N=344) untuk setiap datasetnya. Pendekatan iteratif ini akan membantu sistem mengirimkan GET *request* secara sistematis ke seluruh segmen repositori ulasan. Tahapan ini akan memitigasi risiko sampling bias yang sering terjadi pada pengambilan data manual, serta menjamin bahwa dataset yang dihasilkan merepresentasikan populasi ulasan secara komprehensif (data *completeness*) tanpa adanya periode waktu yang terlewat.

```
global rating, Aircraft, Class, Travel_type, Route, Date, comfort, staff,
food, entertainment, wifi, ground_service, vfm, recommend
verified=[]
rating=[]
feedback=[]
Aircraft=[]
Class=[]
Travel_type=[]
Route=[]
Date=[]
comfort=[]
staff=[]
food=[]
entertainment=[]
wifi=[]
ground_service=[]
vfm=[]
recommend=[]
```

Gambar 4. 2 *Sequential Pagination Transversal*

3. *Granular Attribute Extraction*

Penelitian ini juga menerapkan teknik *granular attribute extraction* yang melampaui sekadar pengambilan teks ulasan. Algoritma diprogram untuk melakukan navigasi mendalam pada elemen semantik *<article>* dan mengisolasi metadata spesifik menggunakan fungsi kustom *value_fetcher*. Variabel yang diekstraksi mencakup dimensi operasional seperti tipe pesawat (*Aircraft Type*), rute penerbangan (*Route*), tanggal perjalanan (*Date Flown*), hingga kelas perjalanan (*Seat Type*) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.3 dan 4.4. Tingkat granularitas yang tinggi ini sangat krusial untuk memungkinkan analisis multivariat pada tahap selanjutnya, di mana

korelasi antara variabel fisik layanan (seperti tipe pesawat) dapat dihubungkan secara statistik dengan sentimen tekstual dari *user*.

```
def value_fetcher(soup):
    rating.append(np.nan)
    Aircraft.append(np.nan)
    Class.append(np.nan)
    Travel_type.append(np.nan)
    Route.append(np.nan)
    Date.append(np.nan)
    comfort.append(np.nan)
    staff.append(np.nan)
    food.append(np.nan)
    entertainment.append(np.nan)
    wifi.append(np.nan)
    ground_service.append(np.nan)
    vfm.append(np.nan)
    recommend.append(np.nan)
```

Gambar 4. 3 *Granular Attribute Extraction*

```
for row in soup.find_all('tr'):
    header=row.find('td',class_='review-rating-header').text
    value=row.find('td',class_='review-value')
    if header=='Aircraft':
        Aircraft[-1]=value.text
    elif header=='Type Of Traveller':
        Travel_type[-1]=value.text
    elif header=='Seat Type':
        Class[-1]=value.text
    elif header=='Route':
        Route[-1]=value.text
    elif header=='Date Flown':
        Date[-1]=value.text
    elif header=='Seat Comfort':
        comfort[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Cabin Staff Service':

        staff[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Food & Beverages':
        food[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Inflight Entertainment':
        entertainment[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Ground Service':
        ground_service[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Value For Money':
        vfm[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
    elif header=='Recommended':
        recommend[-1]=value.text
    elif header=='Wifi & Connectivity':
        wifi[-1]=len(row.find_all('span',class_='star fill'))
```

Gambar 4. 4 *Granular Attribute Extraction*

4. *Null Value Handling*

Dalam konteks menjaga *structural data integrity*, tahapan ini menggunakan mekanisme *null value handling* yang proaktif. Mengingat sifat data survei pengguna yang sering kali tidak lengkap (mengandung *missing values*), algoritma dirancang untuk menginisialisasi nilai *default* np.nan (*Not a Number*) pada setiap iterasi baris data baru seperti halnya pada Gambar 4.5. Fungsi ekstraktor kemudian memverifikasi keberadaan data pada struktur HTML; jika atribut tertentu tidak ditemukan, sistem akan mempertahankan nilai np.nan tersebut alih-alih menghentikan proses eksekusi. Pendekatan ini mencegah terjadinya pergeseran data (*row misalignment*) dan memastikan bahwa matriks data yang dihasilkan tetap konsisten dan siap untuk teknik imputasi atau eliminasi pada tahap *pre-processing*.

```
def fetcher(soup,tag,key,value):
    if soup.find(tag,{key:value}):
        return soup.find(tag,{key:value}).text
    return np.nan
```

Gambar 4. 5 *Null Value Handling*

5. *Visual to Numeric Transformation*

Tantangan mendasar dalam pengumpulan data atribut kepuasan seperti *seat comfort*, *staff service*, hingga *food & beverages* merupakan format penyajiannya di situs sumber yang bersifat visual menggunakan ikon bintang, bukan angka. Sebagai contoh studi kasus pada pengambilan data Maskapai A (yang kemudian diterapkan dengan logika serupa untuk maskapai lainnya), algoritma ini menerapkan mekanisme transformasi inovatif untuk mengubah data visual tersebut menjadi numerik (*visual to numeric transformation*). Sistem bekerja dengan cara menginspeksi elemen struktural web (DOM), lalu menghitung secara presisi jumlah *tag* `<span>` yang memuat atribut kelas *star fill*. Melalui logika komputasi `len(row.find_all(...))`, representasi grafis bintang tersebut berhasil dikonversi menjadi skalar numerik diskrit (skala 1-5) seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.6.

```

for i in range(1,344):
    url=f'https://www.airlinequality.com/airline-reviews/airasia/page/{i}/'
    page=rq.get(url).text
    soup=BeautifulSoup(page,'lxml')
    articles= soup.find_all('article',{'itemprop':'review'})
    for article in articles:
        rating.append(fetcher(article,'span','itemprop','ratingValue'))
        div=article.find('div',class_='tc_mobile')
        content=(div.find('div',class_='text_content').text.split('|'))
        if len(content)==2:
            verification,review=content
        else:
            verification =np.nan
            review=content[0]
        verified.append(verification)
        feedback.append(review)
        table=div.find('table',class_='review-ratings')
        value_fetcher(table)

```

Gambar 4. 6 *Visual to Numeric Transformation*

6. Data Parsing

Pasca-ekstraksi elemen mentah, data teks menjalani proses *parsing* sintaksis untuk memisahkan konten ulasan substantif dari metadata administratif. Teks ulasan pada sumber data sering kali diawali dengan label status verifikasi, seperti "*Trip Verified*" atau "*Not Verified*". Algoritma pemrosesan *string* diterapkan untuk memecah (*split*) teks berdasarkan karakter *delimiter* pipa ("|"). Logika kondisional tersebut diterapkan untuk membantu proses validasi struktur hasil pemecahan dimana jika struktur valid terdeteksi, sistem secara otomatis memisahkan label verifikasi ke dalam kolom 'status' dan narasi ulasan ke dalam kolom 'feedback'. Langkah ini bertujuan untuk mengisolasi opini subjektif pengguna dari *noise* tekstual dalam meningkatkan akurasi analisis sentimen yang nantinya dihasilkan. Proses ini menggunakan *syntax* yang ditunjukkan pada Gambar 4.7.

```

data=pd.DataFrame({'status':verified,'aircraft':Aircraft,
                   'travel_type':Travel_type,'travel_class':Class,'route':Route,
                   'date':Date,'seating_comfort':comfort,'staff_service':staff,
                   'food_quality':food,'entertainment':entertainment,'wifi':wifi,
                   'ground_service':ground_service,
                   'value_for_money':vfm,'recommended':recommend,'overall_rating':
                   rating[:,2],'review':feedback})

```

Gambar 4. 7 *Data Parsing*

7. Persistent Storage

Sebagai tahap akhir dari alur kerja akuisisi data (*data acquisition pipeline*), seluruh entitas data yang telah diekstraksi, divalidasi, dan dibersihkan diagregasi ke dalam objek *DataFrame* Pandas. Dataset final ini kemudian diserialisasi dan diekspor ke dalam format penyimpanan persisten *Comma-Separated Values* (CSV) dengan parameter `index=False` seperti pada Gambar 4.8. Pemilihan format CSV bertujuan untuk memaksimalkan interoperabilitas data antar-*platform* analisis dan menyediakan arsip statis yang aman. File yang dihasilkan (sebagai contoh *Dataairasia.csv*) pada Gambar 4.9 dan 4.10 menjadi sumber data primer yang terstandarisasi untuk tahap pembersihan dan pemodelan data selanjutnya.

```
data.to_csv('Dataairasia.csv',index=False)
```

Gambar 4. 8 Persistent Storage

status	aircraft	travel_type	travel_class	route	date	seating_comfort	staff_service	food_quality	entertainment	wifi	ground_service	value_for_money	recommended	overall_rating
Not Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Bali to Lon	Nov-25	1.0	3.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1	no	1
â€¦ Trip Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Hanoi to C	Oct-25	3.0	5.0	4.0			5.0	4	yes	8
â€¦ Trip Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Chiang Ma	Oct-25	3.0	4.0	4.0			3.0	4	yes	7
Not Verified		Couple Leis	Economy Cla	Medan to f	Nov-25	1.0	3.0				1.0	1	no	1
Not Verifie	A320	Business	Economy Cla	Hong Kong	Nov-25	1.0	1.0				1.0	1	no	1
Not Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Kuala Lum	Oct-25	1.0	2.0				3.0	4	no	4
â€¦ Trip Verified		Business	Economy Cla	Kuala Lum	Oct-25	1.0	1.0	2.0			1.0	1	no	1
Not Verified		Couple Leis	Economy Cla	Ahmedaba	Oct-25	1.0	3.0	1.0			1.0	1	no	1
â€¦ Trip Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Bali to Sing	Oct-25	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1.0	1	no	1
â€¦ Trip	A320	Solo Leisure	Economy Cla	Jakarta to	Aug-25	3.0	5.0				1.0	3	yes	6
â€¦ Trip Verified		Business	Economy Cla	Singapore	Aug-25						3.0	2	no	3
Not Verified		Family Leisu	Economy Cla	Colombo t	Jul-25	2.0	2.0	3.0			3.0	4	yes	5
â€¦ Trip Verified		Couple Leis	Premium Eco	Penang to	Jun-25	1.0	1.0				1.0	1	no	1
â€¦ Trip Verified		Couple Leis	Economy Cla	Perth to In	Jan-25							1	no	1
â€¦ Trip Verified		Family Leisu	Economy Cla	Bangkok to	Jul-25	4.0	3.0				3.0	1	no	1
â€¦ Trip	A320	Solo Leisure	Economy Cla	Jakarta to	May-25	3.0	5.0	5.0			4.0	5	yes	8
â€¦ Trip Verified		Family Leisu	Economy Cla	Kuala Lum	Feb-25	1.0	2.0				1.0	1	no	1
â€¦ Trip Verified		Solo Leisure	Economy Cla	Jakarta to	Nov-24	2.0	1.0				1.0	1	no	1

Gambar 4. 9 Data Atribut Kepuasan


```

import pandas as pd
import re
import nltk
import csv
from nltk.corpus import stopwords
from nltk.tokenize import word_tokenize
from nltk.stem import WordNetLemmatizer

# Load Data
file_input = 'AirasiaText.csv'
data = pd.read_csv(file_input, encoding='latin1')

# Menghapus baris kosong agar tidak terjadi error pada tahap berikutnya
data = data.dropna(subset=['review'])

# Persiapan Resource NLTK
nltk.download('punkt')
nltk.download('stopwords')
nltk.download('wordnet')
nltk.download('averaged_perceptron_tagger')

```

Gambar 4. 11 *Input Phase*

2. Case Folding

Prosedur *case folding* ini dilakukan untuk menyeragamkan seluruh karakter huruf dalam dokumen ulasan menjadi huruf kecil (*lowercase*). Hal ini bertujuan untuk memastikan konsistensi dalam tahap komputasi, di mana sistem tidak membedakan kata yang sama hanya karena perbedaan penggunaan huruf kapital (misalnya, "Delay" dan "delay" akan diperlakukan sebagai token yang identik) seperti syntax yang ditunjukkan pada Gambar 4.12.

```

def cleaning(text):
    if not isinstance(text, str):
        text = str(text)
    # Menghapus URL, Mention, dan Hashtag
    text = re.sub(r'http\S+|@\w+|#\w+', '', text)
    # Menghapus karakter non-alfabet
    text = re.sub(r'^A-Za-z\s', '', text)
    # Case Folding: Menyeragamkan menjadi huruf kecil
    text = text.lower()
    # Menghapus spasi berlebih
    text = re.sub(r'\s+', ' ', text).strip()
    return text

# Eksekusi Tahap 1
data['review_cleaned'] = data['review'].apply(cleaning)

```

Gambar 4. 12 *Case Folding & Noise Removal*

3. Tokenizing dan Stopword Removal

Tokenizing dilakukan sebagai proses segmentasi rangkaian teks ulasan menjadi unit-unit atomik yang disebut *token* atau kata tunggal. Tahapan ini memungkinkan analisis frekuensi kemunculan kata dilakukan secara individual, yang merupakan basis utama dari pendekatan *Bag-of-Words* (BoW) sebagai input bagi pemodelan LDA. Kemudian, *stopword removal* dilakukan melalui eliminasi terhadap kata-kata umum yang memiliki frekuensi kemunculan tinggi namun tidak membawa nilai semantik yang signifikan. Penghapusan kata-kata seperti "*and*", "*the*", "*to*", dan "*is*" bertujuan untuk mereduksi dimensi data dan memfokuskan ekstraksi topik pada fitur yang lebih informatif seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.13.

```
stop_words = set(stopwords.words('english'))

def tokenize_and_stop(text):
    # 4.2.1.2 Tokenizing [cite: 156]
    tokens = word_tokenize(text)

    # 4.2.1.3 Stopword Removal [cite: 176, 178]
    filtered_tokens = [w for w in tokens if not w in stop_words]
    return filtered_tokens
```

Gambar 4. 13 *Tokenizing & Stopword Removal*

4. *Lemmatization & Filtering*

Tahap ini melibatkan teknik *lemmatization* untuk mengembalikan setiap kata ke bentuk dasarnya berdasarkan analisis morfologi bahasa. Berbeda dengan *stemming*, proses ini mempertahankan makna kontekstual kata (misalnya, "*cancelled*" menjadi "*cancel*"). Prosedur ini dikombinasikan dengan *POS Tag Filtering* untuk mempertahankan token yang tergolong dalam kelas kata *Noun* (N), *Adjective* (J), *Verb* (V), dan *Adverb* (R). Selanjutnya, dilakukan *filtering* akhir untuk menghapus karakter non-alfabetik, simbol, dan spasi berlebih guna menghasilkan data bersih yang siap untuk tahap analisis sentimen dan identifikasi topik seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.14.

```

lemmatizer = WordNetLemmatizer()

def lemma_and_filter(tokens):
    # 4.2.1.5 Filtering POS Tag
    # Mengambil Noun (N), Adjective (J), Verb (V), dan Adverb (R)
    pos_tags = nltk.pos_tag(tokens)
    final_tokens = []

    for word, tag in pos_tags:
        if tag.startswith('J') or tag.startswith('N') or tag.startswith('V') or tag.startswith('R'):
            # 4.2.1.4 Lemmatization [cite: 180, 250, 251]
            lemma = lemmatizer.lemmatize(word)
            final_tokens.append(lemma)

    return " ".join(final_tokens)

```

Gambar 4. 14 *Lemmatization & Filtering*

5. Output Phase

Fase akhir dari siklus pra-pemrosesan adalah fase luaran (*output phase*), di mana korpus ulasan yang telah terproses secara komprehensif diekspor ke dalam format penyimpanan terstruktur. *Dataset* akhir disimpan dalam format .csv dengan nama *file* 'Airasia_Cleaned.csv' seperti syntax yang ditunjukkan Gambar 4.15. Penyimpanan ini mengimplementasikan parameter *quoting=csv.QUOTE_ALL* untuk menjaga integritas struktur teks yang mengandung tanda baca koma agar tetap berada dalam satu sel data.

```

# Menjalankan pemrosesan lanjutan
data['review_preprocessed'] = data['review_cleaned'].apply(lambda x: tokenize_and_stop(x))
data['review_preprocessed'] = data['review_preprocessed'].apply(lambda x: lemma_and_filter(x))

# Simpan File Hasil
file_output = 'Airasia_Cleaned.csv'
data.to_csv(file_output, index=False, quoting=csv.QUOTE_ALL, encoding='utf-8')

print(f"Dataset siap olah berhasil disimpan di: {file_output}")

```

Gambar 4. 15 *Output Phase*

Luaran dari fase ini adalah *dataset* "siap olah" yang menjadi basis data fundamental dari masing-masing maskapai seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.1. hingga Tabel 4.4.

Tabel 4. 1 *Dataset* Maskapai Maskapai A

No	Review/Ulasan
1	<i>I have travelled to Indonesia many times but less and less now due to the skyrocketing prices charged by the only airline available The airline tickets</i>

No	Review/Ulasan
	<i>are ridiculously expensive now The fees charged for surfboards are an absolute ripoff and take advantage of travellers even the ticket processing fees are absurd Im not sure many would take the time to tell you directly and choose a different destination or swim there or catch a boat anything but airasia.</i>
2	<i>A very pleasant flight Check in was easy and quick and the plane left on time The staff on the plane were very helpful and polite The Nasi Lemak I pre ordered was delicious.</i>
3	<i>I enjoyed the flight Check in was reasonably but there was a delay with the departure The staff were helpful and efficient The pre ordered meal was very tasty.</i>
...	...
398	<i>DPS-PER Indonesia hard to find fault the plane was clean flight was on time prepaid meal was small but delicious I paid 117 just 3 weeks before including baggage meal and extra leg room less than I paid for an internal flight in Indonesia The only thing I would suggest is they could accept credit card payment inflight at least for duty free purchases.</i>

Tabel 4. 2 Dataset Maskapai B

No	Review/Ulasan
1	<i>Denpasar to Jakarta on June 2025 Web checkin was smooth and the baggage drop was efficient with counters already open when I arrived The flight pushed back on time and used an aerobridge at DPS which is always appreciated I was autoassigned a seat in the E column unfortunately system tends to assign less desirable seats unless you pay extra This has happened on previous flights too including one where my family was split up which raises questions when minors are involved The cabin was moderately clean legroom acceptable but overall seat comfort wasnt great No inflight</i>

No	Review/Ulasan
	<i>entertainment or appbased alternatives and the aircraft felt a bit dated On arrival at CGK Terminal 1B we disembarked via stairs The terminal is closer and involves less walking but baggage delivery was noticeably slow No complimentary food or drinks though the crew were polite and professional remains a solid choice for lowcost travel especially compared to the likes of Sriwijaya NAM the Lion Group or TransNusa but I hope they seriously reconsider their aggressive seat assignment strategy.</i>
2	<i>I am pleased to commend Mdm Novia for her exceptional professionalism during our recent flight cancellation on 11 November 2024 After our flight from Pontianak to Jakarta was canceled Novia managed all the necessary arrangements for our next flight with outstanding efficiency and kindness Her assistance made a challenging situation much easier and we are very grateful for her dedication and hospitality She truly goes above and beyond in her service.</i>
3	<i>The flight was cancelled and rescheduled for a time that was inconvenient for our travel plans To reach someone at the customer service was almost impossible and I spent multiple hours trying to reschedule the flight The app didnt work properly as well It was a disaster At Lombok airport the company representative requested to pay additional fees for the same exactly luggage I brought from Bali to Lombok She refused to take my credit card payment and asked for cash only When I paid cash and asked for the receipt she said that can only provide pictures of the bills she took from me Try to avoid flying this airline.</i>
...	...
69	<i>Low cost airline flight from Jakarta to Denpasar It was delayed 30 minutes and the flight to Denpsasar took about 1h 30 min They didnt offer anything complimentary being a low cost airline it is buy onboard.</i>

Tabel 4. 3 *Dataset Maskapai C*

No	Review/Ulasan
1	<i>Cancelled our flight just 12 hrs before our flight and we already had a connecting flight Because of this cancellation we had to book another expensive ticket last minute from another airline This was our worst experience with this rubbish airline.</i>
2	<i>We missed our flight JT841 from Makassar to Lombok October 8 2025 due to a lastminute gate change that was not clearly communicated Our boarding passes showed Gate 4 and the screen remained stuck on Lombok until the end with no change and a 30minute departure delay When we finally learned we were supposed to go to Gate 6 the plane had already taken off just minutes after the originally scheduled boarding time even though it was announced as delayed claimed we were noshows denying any responsibility Despite its supposed efforts Traveloka received only a partial refund limited to airport taxes This was a complete lack of communication and professionalism.</i>
3	<i>Dont fly with The flight is canceled then the incorrect time of the alternative flight is communicated causing you to miss the alternative flight After the flight is changed the flight is delayed Your destination arrives 10 hours later than your prebooked flight Then they make a fuss about your entitlement to compensation and try to fob you off.</i>
...	...
223	<i>The service was good compared to other value airlines The food served was enough and I was contented I really think that the airline was indeed perfect and preferable to me.</i>

Tabel 4. 4 Dataset Maskapai D

No	Review/Ulasan
1	<i>These guys shouldnt be allowed to sell more tickets They are completely unable to be on time have no idea how to deal with the situation and destroy peoples holidays or agendas by systematically rescheduling delaying or even cancelling their flights A total mess that should be banned from all airports.</i>
2	<i>A horrible company They reschedule the flight less than 24h before departure so you cannot cancel it if it doesnt serve your needs anymore there is a 48h limit before departure if you want to cancel A nightmare if you happen to have connecting flights Never again.</i>
3	<i>Very bad service 7 hours delay and the information was that the flight would be at 1942 but it had already departed at 1920 so we missed the flight and the staff didnt provide a solution but instead blamed us and got angry.</i>
...	...
63	<i>Jakarta SoekarnoHatta CGK to Yogyakarta YIA I was attracted by their advertisement marketing themselves as a millennial airline offering a millennial experience and sure enough this new lowcost carrier spinoff of has already impressed me right from the start The ground staff handling transit passengers were very proactive and quick to assist me and my family so that we can transfer from terminal 2E to 1A without having to exit the terminal building Boarding was conducted 20 minutes behind schedule and when I stepped into the plane the fear of this flight getting delayed was swept away by the very energetic proactive and friendly cabin crews Never had I encountered a cabin crew so proactive in assisting me in opening the AC vents until this super crew came That attitude was maintained throughout the flight We took off 1 hour behind schedule which is not their fault and soon after I got the privilege to try their WiFibased inflight entertainment There were sadly no music selections but they covered that up with never seen before contents such as podcasts vlogs emagazines etc The seat still</i>

No	Review/Ulasan
	<i>retained from Indigo was comfortable with slightly more extra legroom due to the slim design The landing was obviously behind schedule but overall I do think that this new airline surpassed my expectations and they managed to step up their game as a lowcost carrier My only critique is that the flight attendants of this flight used an excessive amount of PA announcements it could have been made more efficient gets high praise from me.</i>

4.2.2 Analisis Sentimen

Analisis sentimen diimplementasikan sebagai filter kualitatif untuk mengklasifikasikan polaritas opini penumpang ke dalam kategori positif dan negatif pendekatan BERTweet-base yang dilatih secara khusus menggunakan korpus data *platform X*. Penelitian ini secara spesifik mengekstraksi ulasan dengan sentimen negatif sebagai basis data utama. Pendekatan ini bertujuan untuk mengisolasi aspek-aspek yang secara empiris dirasakan oleh penumpang, sehingga kriteria perbaikan yang dihasilkan nantinya memiliki relevansi tinggi terhadap upaya peningkatan performansi maskapai.

1. Encoding

Encoding pada model ini dilakukan melalui fungsi *tokenizer()* yang mengonversi teks ulasan menjadi bentuk representasi numerik berupa *tensors*. *Encoding* berbasis BERTweet melakukan pemetaan token dengan memperhatikan posisi dan hubungan antar kata secara simultan. Pengaturan *truncation=True* dan *max_length=128* diterapkan untuk memastikan dimensi input konsisten dengan kapasitas *positional embeddings* model, sehingga dapat mengurangi risiko kehilangan informasi pada ulasan yang panjang seperti *syntax* yang ditunjukkan pada Gambar 4.16.

```

# --- BAGIAN ENCODING ---
from transformers import AutoTokenizer

model_name = "finiteautomata/bertweet-base-sentiment-analysis"
tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)

# Proses Tokenisasi dan Pemetaan ke Tensors
def encoding_process(text):
    # Truncation & Padding untuk memastikan dimensi input seragam (max_length=128)
    inputs = tokenizer(text,
                        return_tensors="pt",
                        truncation=True,
                        padding=True,
                        max_length=128)

    return inputs

```

Gambar 4. 16 Encoding

2. Pemodelan Klasifikasi

Tahap klasifikasi menggunakan model *AutoModelForSequenceClassification* dengan *pre-trained bertweet-base-sentiment-analysis*. Model ini bekerja dengan menghitung nilai *logits* yang kemudian dikonversi menjadi nilai probabilitas menggunakan fungsi *Softmax*. Penggunaan model berbasis *transformer* ini memberikan keunggulan dalam mendeteksi nuansa emosi, sarkasme, dan ambiguitas pada ulasan penumpang LCC yang seringkali sulit ditangkap oleh algoritma klasifikasi konvensional seperti *syntax* yang ditunjukkan pada Gambar 4.17.

```

# --- BAGIAN PEMODELAN KLASIFIKASI ---
from transformers import AutoModelForSequenceClassification
import torch

model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(model_name)
model.to(device) # Pindah ke GPU/CPU

with torch.no_grad():
    outputs = model(**inputs) # Forward Pass

# Transformasi Logits ke Probabilitas menggunakan Softmax
#  $\sigma(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$ 
probabilities = torch.softmax(outputs.logits, dim=1)

```

Gambar 4. 17 Pemodelan Klasifikasi

3. Output Sentimen

Luaran dari model dikategorikan menjadi dua kelas biner untuk kepentingan analisis prioritas perbaikan. Berdasarkan kebijakan pemrosesan data dalam penelitian ini, terjadi modifikasi pelabelan dimana label 0 menunjukkan sentimen positif seperti

pada Tabel 4.5 hingga Tabel 4.8 dan label 1 yang menunjukkan sentimen negatif seperti pada Tabel 4.9 hingga Tabel 4.12.

a. Sentimen Positif

Tabel 4. 5 Sentimen Positif Maskapai A

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>A very pleasant flight Check in was easy and quick and the plane left on time ...</i>	0	0,987
2	<i>I enjoyed the flight Check in was reasonably and the staff were helpful and efficient...</i>	0	0,979
3	<i>Consistent airline no drama no frills Flew AirAsia QZ802 from Jakarta CGK to Bali DPS in May 2025 Web checkin was smooth ...</i>	0	0,912
...	...	...	...
127	<i>DPSPER Indonesia hard to find fault the plane was clean flight was on time prepaid meal was small but delicious ...</i>	0	0,721

Tabel 4. 6 Sentimen Positif Maskapai B

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>I am pleased to commend Mdm Novia for her exceptional professionalism ...</i>	0	0,983
2	<i>Jakarta to Singapore onboard their Airbus A320neo Checkin was absolutely fast...</i>	0	0,521
3	<i>That's LCC and as such they do a great job Check in was smooth...</i>	0	0,866
...	...	...	...

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
45	<i>We used to travel from Jakarta to Denpasar Bali Check in was handled nicely...</i>	0	0,731

Tabel 4. 7 Sentimen Positif Maskapai C

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>The positive note is staff at the airports were nice and friendly and always did their best to assign us seats with more legroom which was much appreciated...</i>	0	0,848
2	<i>Much better than expected After reading bad reviews and I received my luggage fine I did make sure secure...</i>	0	0,855
3	<i>The flight was perfect in timing services assistance...</i>	0	0,502
...	...	...	...
62	<i>The service was good compared to other value airlines, the food served was enough...</i>	0	0,980

Tabel 4. 8 Sentimen Positif Maskapai D

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>The flight attendants were excellent and the pilots gave us the softest landing Ive experienced from many flights...</i>	0	0,687
2	<i>The aircraft is not bad the check in online is easy from 13x flights...</i>	0	0,665

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
3	<i>Don't listen to all the bad reviews my flight was on time the aircraft was in good conditions departure and landing...</i>	0	0,872
...	...	...	...
9	<i>The seat still retained from Indigo was comfortable with slightly more extra legroom due to the slim design...</i>	0	0,796

b. Sentimen Negatif

Tabel 4. 9 Sentimen Negatif Maskapai A

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>Skyrocketing prices charged by the only airline available The airline tickets are ridiculously expensive now...</i>	1	0,894
2	<i>AirAsia is bargain basement travel Anyone over six foot should be wary its going to be an uncomfortable flight...</i>	1	0,636
3	<i>Airlines excels in consistency consistently delayed flights poor service I try my best to avoid flying on...</i>	1	0,550
...	...	...	...
9	<i>Prices keep going up, seats are narrow, and all the advertising inside the cabin reminds me of a bus not an airline...</i>	1	0,787

Tabel 4. 10 Sentimen Negatif Maskapai B

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>Overall seat comfort wasnt great, no inflight entertainment or appbased alternatives...</i>	1	0,453
2	<i>The flight was cancelled and rescheduled for a time that was inconvenient for our travel plans...</i>	1	0,947
3	<i>Seat was cramped as expected Staff on plane was friendly Flight was 12 hour late due to problem with engine...</i>	1	0,494
...	...	...	...
24	<i>It was delayed 30 minutes and they didnt offer anything complimentary being a low cost airline it is buy onboard...</i>	1	0,541

Tabel 4. 11 Sentimen Negatif Maskapai C

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>Cancelled our flight just 12 hrs before our flight and this was our worst experience with this rubbish airline...</i>	1	0,975
2	<i>Lastminute gate change that was not clearly communicated, this was a complete lack of communication and professionalism...</i>	1	0,824
3	<i>The flight is canceled then the incorrect time of the alternative flight is communicated causing you to miss the alternative flight...</i>	1	0,646
...	...	...	...

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
162	<i>Seems more like a shuttle, no food was provided...</i>	1	0,545

Tabel 4. 12 Sentimen Negatif Maskapai D

No	Review/Ulasan	Label Sentimen	Coherence Score
1	<i>They are completely unable to be on time have no idea how to deal with the situation and destroy peoples holidays...</i>	1	0,977
2	<i>A horrible company, they reschedule the flight less than 24h before departure so you cannot cancel...</i>	1	0,939
3	<i>Very bad service 7 hours delay and the information was that the flight would be at 1942 but it had already departed at 1920...</i>	1	0,906
...	...	...	...
54	<i>A bit of a nuisance but such things often happen with domestic flights, and the plane was nowhere to be seen so surely...</i>	1	0,519

4.2.3 Topic Modeling Latent Dirichlet Allocation (LDA)

Topic modeling yang dilakukan menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) difungsikan sebagai *intelligent system* untuk menemukan *latent thematic structure* dari kumpulan ulasan penumpang tanpa memerlukan pengetahuan apriori. Melalui asumsi *bag of words*, LDA mengonversi dokumen menjadi campuran probabilitas topik, di mana inferensi statistik dilakukan melalui *Gibbs Sampling* untuk memastikan stabilitas

parameter model. Optimasi jumlah topik optimal dilakukan melalui perhitungan skor *coherence* guna menjamin bahwa setiap dimensi layanan yang terekstraksi.

1. *Environment & Library Setup*

Tahap inisiasi ini bertujuan untuk menyiapkan infrastruktur komputasi yang stabil. Instalasi versi pustaka utama seperti *numpy*==1.26.4, *scipy*==1.11.4, dan *gensim*==4.3.2 berguna dalam menjamin hasil analisis tetap konsisten meskipun dijalankan di lingkungan yang berbeda seperti yang ditunjukkan *syntax* pada Gambar 4.18. Pustaka *pyLDAvis* juga disiapkan sebagai instrumen visualisasi interaktif untuk interpretasi topik nantinya

```
!pip install --upgrade pip setuptools wheel
!pip install numpy==1.26.4 scipy==1.11.4 gensim==4.3.2 pyLDAvis
import pandas as pd
import numpy as np
import gensim
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
```

Gambar 4. 18 *Environment & Library Setup*

2. *Input Phase*

Fase ini melibatkan pemuatan data ulasan misalnya *file* negatif.csv. Program menggunakan mekanisme *error handling* dengan mencoba *encoding* utf-8 dan latin1 untuk memastikan seluruh karakter teks terbaca sempurna. Data teks kemudian dikonversi menjadi *list of tokens* melalui fungsi *.split()*, mengubah kalimat mentah menjadi unit kata yang siap diproses secara matematis seperti yang ditunjukkan pada *syntax* di Gambar 4.19.

```
try:
    df = pd.read_csv('/content/negatif.csv', encoding='utf-8')
except UnicodeDecodeError:
    df = pd.read_csv('/content/negatif.csv', encoding='latin1')

# Konversi kolom teks menjadi list of tokens
text = df['textdata'].astype(str)
text_list = [i.split() for i in text]
```

Gambar 4. 19 *Input Phase*

3. *N-gram Transformation*

Prosedur ini bertujuan untuk mengidentifikasi rangkaian kata yang memiliki makna tunggal jika digabungkan, seperti *low_cost* atau *customer_service*. Tahapan ini terdiri dari *bigram* untuk mengidentifikasi pasangan dua kata yang sering muncul bersamaan dan *trigram* untuk mengidentifikasi rangkaian tiga kata yang sering muncul bersamaan. Penggunaan *phraser* dalam *syntax* seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.20. berfungsi untuk mempercepat proses transformasi data, sehingga mesin dapat menangkap konteks frasa, bukan hanya kata per kata tunggal.

```
from gensim.models import Phrases
from gensim.models.phrases import Phraser

# Deteksi kata yang sering muncul bersamaan (min_count=10)
bigram_model = Phrases(text_list, min_count=10)
trigram_model = Phrases(bigram_model[text_list])

# Transformasi korpus
bigram = Phraser(bigram_model)
trigram = Phraser(trigram_model)
text_list = [trigram[bigram[doc]] for doc in text_list]
```

Gambar 4. 20 N-gram Transformation

4. Dictionary & Vectorization

Pada tahap ini, mesin membangun *library* dari seluruh korpus ulasan menggunakan *corpora*. *Dictionary* seperti yang ditunjukkan *syntax* pada Gambar 4.21. Tahapan ini terdiri dari *filter extremes* untuk menghapus kata yang muncul di kurang dari 5 dokumen atau muncul di lebih dari 20% total dokumen dan TF-IDF *transformation* yang mengonversi korpus BoW menjadi representasi numerik terbobot.

```
from gensim import corpora, models

dictionary = corpora.Dictionary(text_list)
# Filter kata yang terlalu sering (>20%) atau terlalu jarang (<5 dokumen)
dictionary.filter_extremes(no_below=5, no_above=0.2)

# Pembentukan Matrix Document-Term (BOW) dan TF-IDF
doc_term_matrix = [dictionary.doc2bow(doc) for doc in text_list]
tfidf = models.TfidfModel(doc_term_matrix)
corpus_tfidf = tfidf[doc_term_matrix]
```

Gambar 4. 21 Dictionary & Vectorization

5. Model Optimization

Tahap ini merupakan proses untuk memilih jumlah topik secara acak, dimana pengujian stabilitas dengan rentang $k=2$ hingga 15 menggunakan tiga *random seed* berbeda (4, 5, 6) dilakukan secara spesifik seperti yang ditunjukkan pada *syntax* di Gambar 4.22. Hal ini dilakukan untuk menemukan titik di mana *coherence score* dapat mencapai nilai optimal dengan standar deviasi yang paling rendah. Selain itu, proses ini juga menjamin bahwa jumlah topik yang dipilih (misal $k=14$) adalah hasil yang stabil dan tidak berubah secara drastis hanya karena perubahan acak sistem.

```
from gensim.models.ldamodel import LdaModel
from gensim.models.coherencemodel import CoherenceModel

start_k, limit_k, seeds = 2, 16, [4, 5, 6]
table_data = []

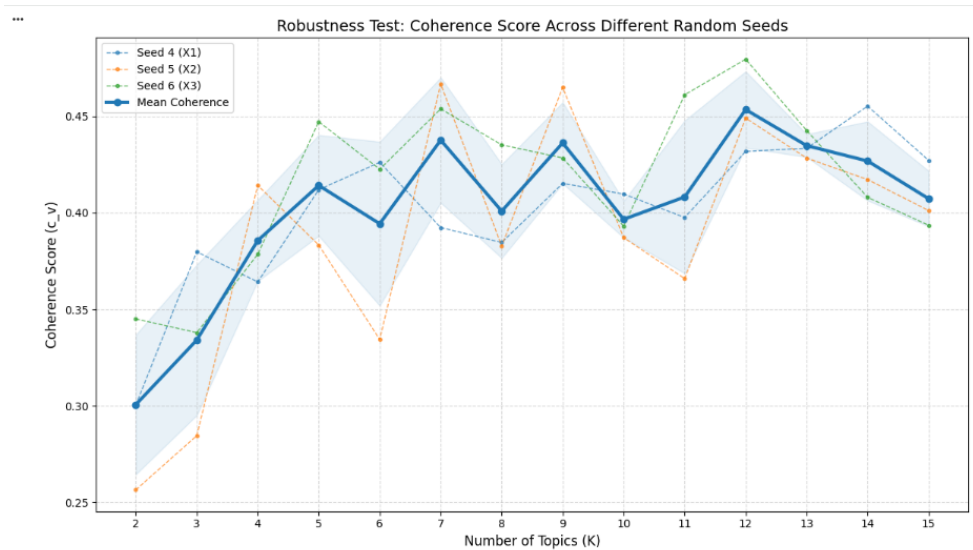
for k in range(start_k, limit_k):
    scores = []
    row_data = {'K (Topics)': k}
    for seed in seeds:
        model = LdaModel(corpus=corpus_tfidf, id2word=dictionary, num_topics=k,
                        random_state=seed, passes=50, iterations=200, alpha='auto')
        cm = CoherenceModel(model=model, texts=text_list, dictionary=dictionary, coherence='c_v')
        score = cm.get_coherence()
        scores.append(score)
        row_data[f'X (seed={seed})'] = score

    row_data['Mean (X_bar)'] = np.mean(scores)
    row_data['Std Dev (s)'] = np.std(scores)
    table_data.append(row_data)

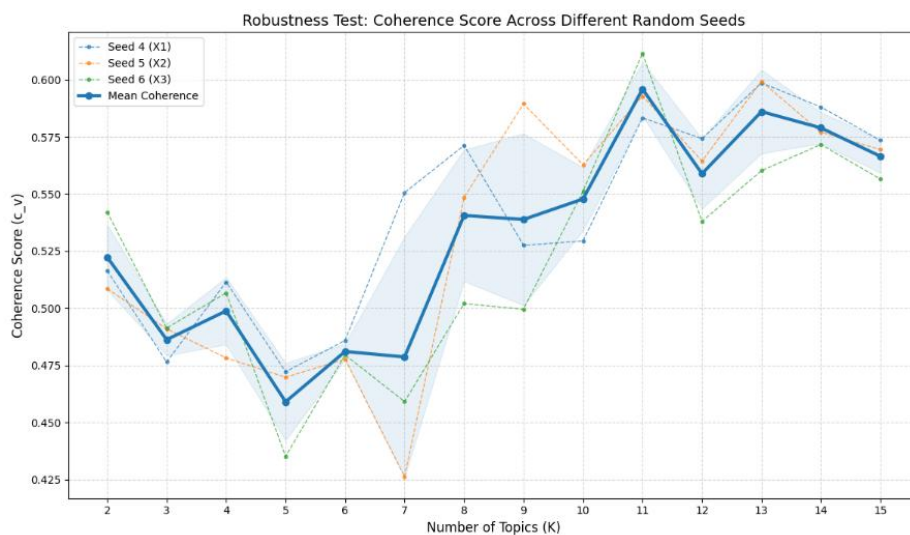
df_results = pd.DataFrame(table_data)
```

Gambar 4. 22 *Model Optimization*

Dari *model optimization* yang dilakukan pada kelompok sentimen positif dan sentimen negatif, didapatkan hasil *coherence score* pada *robustness test* (rentang $k=2$ hingga 15) yang cukup konsisten ditunjukkan pada Tabel 4.13 hingga Tabel 4.14.



Gambar 4. 23 *Robustness Test Coherence Score Sentimen Positif*



Gambar 4. 24 *Robustness Test Coherence Score Sentimen Negatif*

Hasil pengujian *robustness* terhadap model LDA menunjukkan distribusi nilai *coherence score* pada rentang jumlah topik $k=2$ hingga 15 untuk kategori sentimen positif dan negatif melalui tiga iterasi *random seed* (4, 5, 6). Pada kelompok sentimen positif, nilai rata-rata koherensi menunjukkan tren fluktuatif yang mencapai titik optimal pada $k=12$ dengan nilai sekitar 0,45, sementara pada kelompok sentimen negatif, skor koherensi tertinggi teramati pada $k=11$ (mencapai 0,60) dan menunjukkan stabilitas tinggi pada $k=14$.

6. Final Model Implementation

Setelah jumlah topik optimal ditentukan, model LDA final dijalankan menggunakan *parameter passes=50*. *Parameter passes* yang tinggi (50 kali pengulangan belajar) memastikan algoritma memiliki waktu yang cukup untuk mencapai konvergensi, sehingga distribusi kata dalam setiap topik benar-benar matang dan mudah diinterpretasikan. Hasil akhirnya adalah distribusi probabilitas yang menghubungkan kata kunci spesifik ke dalam atribut layanan maskapai.

```
optimal_topic = 14 # Berdasarkan hasil grafik Coherence tertinggi

final_model = LdaModel(
    corpus=corpus_tfidf, id2word=dictionary, num_topics=optimal_topic,
    random_state=42, passes=50, iterations=200, alpha='auto', eta='auto'
)

# Menampilkan 10 kata kunci per topik
for idx, topic in final_model.print_topics(-1, num_words=10):
    print(f'Topic: {idx} Word: {topic}')
```

Gambar 4. 25 Final Model Implementation

7. Output Phase

Tahap luaran dari pemodelan topik ini terdiri dari visualisasi *PyLDAvis* yang menghasilkan peta interaktif dalam format HTML yang menunjukkan kaitan dan jarak antar topik melalui *multidimensional scaling*. Hal ini membantu dalam memvalidasi apakah ada topik yang tumpang tindih atau sudah terpisah secara jelas. Kemudian, ekstraksi *file* csv akan menyimpan 10 kata kunci dominan dari setiap topik ke dalam *file* seperti *syntax* yang ditunjukkan pada Gambar 4.26.

```
import pyLDAvis.gensim_models

# Visualisasi Interaktif pyLDAvis
vis_data = pyLDAvis.gensim_models.prepare(final_model, corpus_tfidf,
                                           dictionary, mds='mmds')
pyLDAvis.save_html(vis_data, 'visualisasi_topik_lda_final.html')

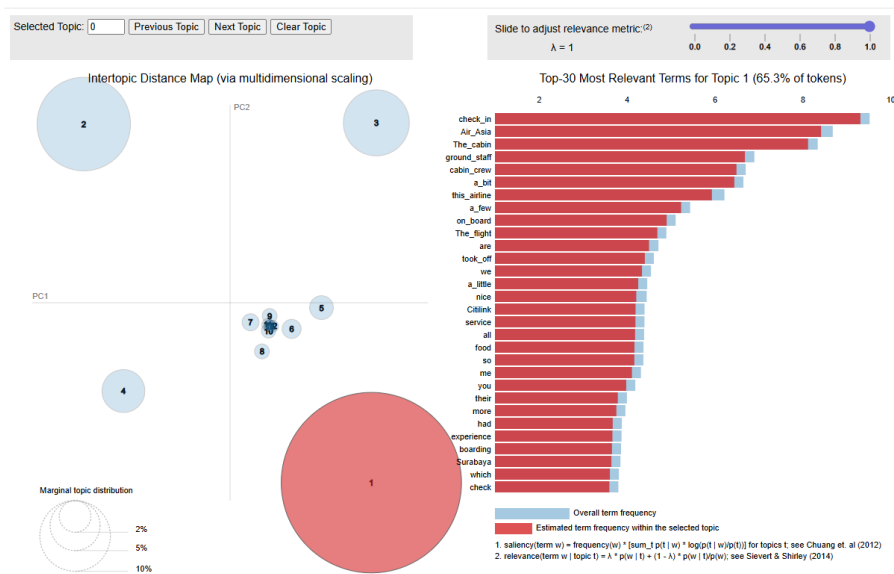
# Ekspor Dataframe Topik ke CSV
topics_data = [[idx, topic] for idx, topic in final_model.print_topics(-1)]
df_topics = pd.DataFrame(topics_data, columns=['Topic_ID', 'Keywords'])
df_topics.to_csv('hasil_topik_lda_final.csv', index=False)
```

Gambar 4. 26 Output Phase

a. Visualisasi *PyLDAvis*

1) Sentimen Positif

Pada kategori sentimen positif, hasil pemodelan LDA yang ditunjukkan pada Gambar 4.27 menghasilkan struktur dengan fokus kepuasan, di mana topik 1 mendominasi sebesar 65,3% dari keseluruhan diskusi. Dominasi kata kunci seperti *check_in*, *the_cabin*, *ground_staff*, dan *cabin_crew* mencerminkan bahwa kepuasan pelanggan LCC di Indonesia sangat dipengaruhi oleh efisiensi proses keberangkatan serta kualitas interaksi dengan staf maskapai. Sebaran topik pada kuadran MDS memperlihatkan bahwa topik 2 dan 3 memiliki jarak yang cukup jauh dari topik utama, yang menandakan bahwa selain layanan staf, penumpang juga memberikan apresiasi khusus pada aspek-aspek independen seperti fasilitas kabin dan kenyamanan selama penerbangan secara objektif.

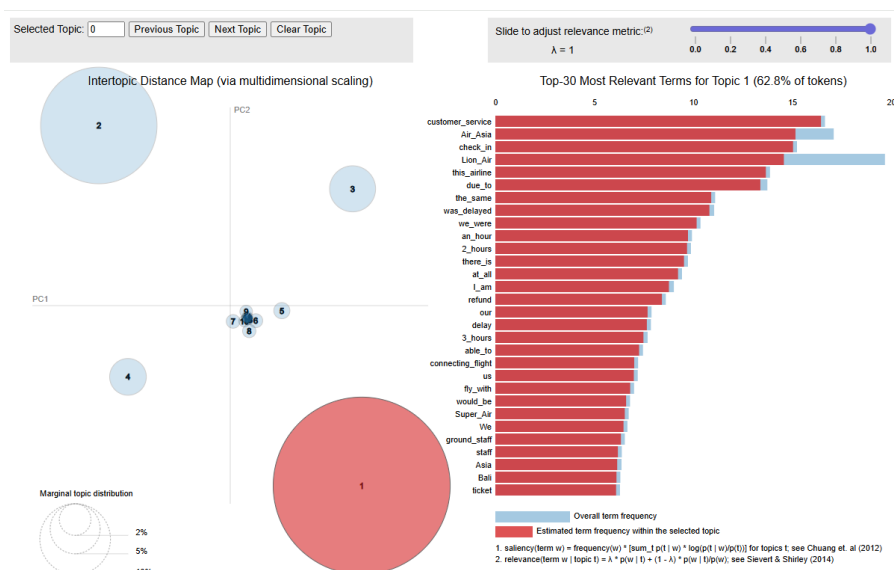


Gambar 4. 27 PyLDAvis Sentimen Positif

2) Sentimen Negatif

Visualisasi *intertopic distance map* untuk sentimen negatif seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.28 menunjukkan adanya satu dimensi keluhan yang sangat dominan, yakni topik 1 yang mencakup 62,8% dari total token dalam korpus. Berdasarkan sebaran kata kunci, topik ini didominasi oleh istilah-istilah seperti *customer_service*, *was_delayed*, *2_hours*, dan *refund*,

yang mengindikasikan bahwa sumber ketidakpuasan utama penumpang maskapai LCC berpusat pada masalah kegagalan jadwal penerbangan dan sulitnya proses kompensasi. Peta jarak menunjukkan bahwa Topik 2, 3, dan 4 terpisah secara signifikan dari klaster pusat, menandakan adanya kategori keluhan lain yang bersifat lebih spesifik, sementara topik 5 hingga 10 yang saling berhimpit menunjukkan adanya tumpang tindih semantik pada isu-isu layanan sekunder.



Gambar 4. 28 PyLDAvis Sentimen Negatif

b. Topik Utama

1) Sentimen Positif

Tabel 4.13 menyajikan hasil pemodelan topik menggunakan algoritma LDA pada korpus ulasan bersentimen positif yang telah dipetakan ke dalam 14 sub-kriteria layanan spesifik. Berdasarkan nilai proporsi topik, ditemukan bahwa label *check-in efficiency* (Kode 5) merupakan atribut yang paling dominan diapresiasi oleh penumpang dengan nilai proporsi tertinggi sebesar 0,125, diikuti oleh label *pre-booked meals* (Kode 3) dengan nilai 0,094. Sebaliknya, label *staff helpfulness* (Kode 13) tercatat memiliki proporsi terendah sebesar 0,036, meskipun secara kualitatif tetap merepresentasikan persepsi positif terhadap bantuan staf di tengah kondisi kabin yang terbatas.

Tabel 4. 13 Topik Utama Sentimen Positif

Kode	Topik	Label	Proporsi
0	<i>Perfect interior compared to other airlines with excellent value served.</i>	<i>Cabin Product Value</i>	0,071
1	<i>Value budget for return trip with comfortable row on A320.</i>	<i>Ticket Fare Value</i>	0,085
2	<i>Mostly business web booking requests with friendly staff smile.</i>	<i>Staff Hospitality</i>	0,062
3	<i>Comfortable enough crew felt stretch with good meal.</i>	<i>In-Flight Meals</i>	0,094
4	<i>Enjoyable earlier web booking provides good value for money.</i>	<i>Ticket Fare Value</i>	0,058
5	<i>Check in on board flight with helpful ground staff cabin crew.</i>	<i>Check-in Efficiency</i>	0,125
6	<i>Better trip with available queue and well booked hour.</i>	<i>Queue Management</i>	0,082
7	<i>Flown option with average interior and lowcost choice.</i>	<i>Value for Cost</i>	0,064
8	<i>Helpful staff from Jakarta with good low-cost airlines.</i>	<i>Staff Helpfulness</i>	0,092
9	<i>Bangkok Flew with enough seat pitch and easy immigration stretch.</i>	<i>Seat Pitch</i>	0,077
10	<i>One hour option bags expect good budget for trip.</i>	<i>Baggage Service</i>	0,055
11	<i>Pleasant space interior reviews for other carriers and included storage.</i>	<i>Cabin Space</i>	0,048

Kode	Topik	Label	Proporsi
12	<i>Recommended international In-Flight Snacks quality snacks.</i>		0,051
13	<i>Passengers enjoyed helpful check-in even in cramped condition.</i>	<i>Staff Hospitality</i>	0,036

Tabel 4. 14 *Keyword* Positif

ID Topik	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
0	<i>Interior</i>	0,027	<i>Value</i>	0,012
	<i>Compared_to</i>	0,024	<i>Other</i>	0,004
	<i>Compared</i>	0,024	<i>Airlines</i>	0,003
	<i>Perfect</i>	0,014	<i>Emergency</i>	0,002
	<i>Think</i>	0,013	<i>Served</i>	0,002
1	<i>Return</i>	0,025	<i>I_got</i>	0,021
	<i>Row</i>	0,024	<i>Value_for</i>	0,020
	<i>Value</i>	0,024	<i>Into</i>	0,019
	<i>On</i>	0,024	<i>A_budget</i>	0,016
	<i>Budget</i>	0,023	<i>A320</i>	0,016
2	<i>Mostly</i>	0,020	<i>However</i>	0,002
	<i>Business</i>	0,002	<i>Request</i>	0,002
	<i>Into</i>	0,002	<i>Booking</i>	0,002
	<i>Web</i>	0,002	<i>First</i>	0,002
	<i>Seat_pitch</i>	0,002	<i>Smile</i>	0,002
3	<i>Emergency</i>	0,026	<i>Comfortable_enough</i>	0,020
	<i>Crew</i>	0,024	<i>Felt</i>	0,019
	<i>Stretch</i>	0,022	<i>Want</i>	0,016
	<i>Prebooked_meal</i>	0,022	<i>Difficult</i>	0,016
	<i>Kg</i>	0,021	<i>Relatively</i>	0,011

ID	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
Topik				
4	<i>Earlier</i>	0,002	<i>Value_for</i>	0,002
	<i>One</i>	0,002	<i>Value</i>	0,002
	<i>Mostly</i>	0,002	<i>Good</i>	0,002
	<i>Web</i>	0,002	<i>Semarang</i>	0,002
	<i>Enjoyable</i>	0,002	<i>Money</i>	0,002
5	<i>Check_in</i>	0,013	<i>A_bit</i>	0,009
	<i>Air_asia</i>	0,011	<i>This_airline</i>	0,008
	<i>The_cabin</i>	0,011	<i>A_few</i>	0,007
	<i>Ground_staff</i>	0,009	<i>On_board</i>	0,007
	<i>Cabin_crew</i>	0,009	<i>The_flight</i>	0,006
6	<i>Other</i>	0,022	<i>Queue</i>	0,015
	<i>Hour</i>	0,019	<i>Booked</i>	0,015
	<i>What</i>	0,019	<i>Went</i>	0,014
	<i>Trip</i>	0,017	<i>Available</i>	0,014
	<i>Better</i>	0,015	<i>Able</i>	0,013
7	<i>Narrow</i>	0,002	<i>Difficult</i>	0,002
	<i>Fault</i>	0,002	<i>One_hour</i>	0,002
	<i>Flown</i>	0,002	<i>Average</i>	0,002
	<i>DPS</i>	0,002	<i>Interior</i>	0,002
	<i>Option</i>	0,002	<i>A_lowcost</i>	0,002
8	<i>Lion_air</i>	0,046	<i>Airlines</i>	0,015
	<i>Low_cost</i>	0,033	<i>Helpful</i>	0,014
	<i>From_jakarta</i>	0,028	<i>They</i>	0,014
	<i>Lion</i>	0,019	<i>Cost</i>	0,013
	<i>Checkin</i>	0,016	<i>Because</i>	0,012
9	<i>Bangkok</i>	0,002	<i>Flew</i>	0,002
	<i>Empty</i>	0,002	<i>Seat_pitch</i>	0,002

ID	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
Topik				
10	<i>Narrow</i>	0,002	<i>Immigration</i>	0,002
	<i>Queues</i>	0,002	<i>Almost</i>	0,002
	<i>Especially</i>	0,002	<i>Stretch</i>	0,002
	<i>One_hour</i>	0,030	<i>Expect</i>	0,003
	<i>Option</i>	0,027	<i>Via</i>	0,002
	<i>Going</i>	0,015	<i>Budget</i>	0,002
	<i>Wings</i>	0,012	<i>Hour</i>	0,002
11	<i>Bags</i>	0,010	<i>I_got</i>	0,002
	<i>Space</i>	0,018	<i>Credit</i>	0,002
	<i>Reviews</i>	0,002	<i>Included</i>	0,002
	<i>Kg</i>	0,002	<i>Carriers</i>	0,002
	<i>Interior</i>	0,002	<i>Other</i>	0,002
12	<i>Pleasant</i>	0,002	20	0,002
	<i>Recommended</i>	0,023	<i>Snacks</i>	0,013
	<i>International</i>	0,020	<i>Wings</i>	0,008
	<i>Quality</i>	0,019	<i>Going</i>	0,008
	<i>DPS</i>	0,014	<i>Air</i>	0,002
	<i>Improve</i>	0,014	<i>Via</i>	0,002
	<i>Passenger</i>	0,019	<i>Flown</i>	0,002
13	<i>Cramped</i>	0,015	<i>Ordered</i>	0,002
	<i>Pre</i>	0,002	<i>Check_in</i>	0,002
	<i>Enjoyed</i>	0,002	<i>Check</i>	0,002
	<i>Say</i>	0,002	<i>Helpful</i>	0,002

2) Sentimen Negatif

Profil kegagalan layanan (*service failure*) berdasarkan ekstraksi 14 topik utama pada korpus ulasan bersentimen negatif disajikan pada Tabel 4.15. Data menunjukkan bahwa label *check-in efficiency* (Kode 3) merupakan

sumber ketidakpuasan paling dominan dengan nilai proporsi tertinggi sebesar 0,115, yang merepresentasikan masalah keterlambatan signifikan pada proses keberangkatan di darat. Selain itu, temuan kritis lainnya teramati pada label *staff attitude* (Kode 11) sebesar 0,094 dan *seat assignment* (Kode 6) sebesar 0,092, yang menunjukkan adanya keluhan mendalam terkait profesionalisme kru kabin dan keterbatasan ruang kabin pesawat.

Tabel 4. 15 Topik Utama Sentimen Negatif

Kode	Topik	Label	Proporsi
0	<i>The worst frustrating experience with no professional live person support.</i>	<i>Staff Hospitality</i>	0,082
1	<i>Refund error notice on flight without any follow up.</i>	<i>Information Accuracy</i>	0,075
2	<i>Unprofessional staff have a very rude and bad attitude before departing at night.</i>	<i>Staff Hospitality</i>	0,068
3	<i>Customer service check-in was delayed an hour due to airline.</i>	<i>Check-in Efficiency</i>	0,115
4	<i>Hidden fairies suddenly appeared while chatting.</i>	<i>Cabin Product Value</i>	0,054
5	<i>Horrible huge charge for priority without informing so many hidden.</i>	<i>Value for Cost</i>	0,061
6	<i>Seats should be better and do not have enough space.</i>	<i>Seating Space</i>	0,092
7	<i>Passengers cannot contact the airline via live chat notice.</i>	<i>Queue Management</i>	0,088
8	<i>Last minute connection issues because of the tight schedule.</i>	<i>Flight Punctuality</i>	0,047

Kode	Topik	Label	Proporsi
9	<i>Very tight gate information way back.</i>	<i>Queue</i> <i>Management</i>	0,052
10	<i>Significant departure nightmare before the flight.</i>	<i>Flight</i> <i>Punctuality</i>	0,045
11	<i>Horrible standard from cabin crew in this bad budget airline.</i>	<i>Cabin Crew</i> <i>Attitude</i>	0,094
12	<i>Worst delayed flight with wrong information and extra charge.</i>	<i>Information</i> <i>Accuracy</i>	0,076
13	<i>Non-existent human support with AI answers and chatting limit.</i>	<i>Information</i> <i>Accuracy</i>	0,051

Tabel 4. 16 Keyword Negatif

ID Topik	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
0	<i>Live_person</i>	0,012	<i>Upon</i>	0,007
	<i>The_worst</i>	0,012	<i>Slightly</i>	0,002
	<i>Kids</i>	0,008	<i>Frustrating</i>	0,002
	<i>Professional</i>	0,008	<i>Online</i>	0,001
	<i>Ones</i>	0,007	<i>Moving</i>	0,001
1	<i>Set</i>	0,011	<i>Notice</i>	0,001
	<i>Refund</i>	0,008	<i>Hot</i>	0,001
	<i>Error</i>	0,007	<i>Online</i>	0,001
	<i>Don't</i>	0,001	<i>Follow</i>	0,001
	<i>My_flight</i>	0,001	<i>Ones</i>	0,001
2	<i>Fast</i>	0,006	<i>Spend</i>	0,001
	<i>Because_of</i>	0,002	<i>Depart_at</i>	0,001
	<i>Very_bad</i>	0,001	<i>Don't</i>	0,001
	<i>Pm</i>	0,001	<i>Night_before</i>	0,001

ID	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
Topik				
3	<i>Very_rude</i>	0,001	<i>Unprofessional</i>	0,001
	<i>Customer_service</i>	0,009	<i>Due_to</i>	0,007
	<i>Air_asia</i>	0,008	<i>The_same</i>	0,006
	<i>Check_in</i>	0,008	<i>Was_delayed</i>	0,006
	<i>Lion_air</i>	0,008	<i>We_were</i>	0,006
4	<i>This_airline</i>	0,008	<i>An_hour</i>	0,005
	23	0,011	<i>Sometimes</i>	0,005
	<i>Fares</i>	0,010	737900ER	0,004
	<i>Hidden</i>	0,008	Pekanbaru	0,004
	<i>Chatting</i>	0,006	<i>Suddenly</i>	0,004
5	<i>Got</i>	0,005	<i>FAs</i>	0,004
	<i>Huge</i>	0,004	<i>Hidden</i>	0,001
	<i>Bottle</i>	0,001	<i>Charge</i>	0,001
	<i>Horrible</i>	0,001	<i>So_many</i>	0,001
	<i>Priority</i>	0,001	<i>Inform</i>	0,001
6	<i>Kids</i>	0,001	<i>Super</i>	0,001
	<i>On_time</i>	0,015	<i>Have_been</i>	0,008
	<i>Kuala_lumpur</i>	0,014	<i>Seat</i>	0,009
	<i>This_is</i>	0,011	<i>Has_been</i>	0,008
	<i>More_than</i>	0,011	<i>Seats</i>	0,008
7	<i>Do_not</i>	0,010	<i>Should_be</i>	0,008
	<i>Live_chat</i>	0,018	<i>Notice</i>	0,010
	<i>Contract_them</i>	0,018	<i>Never_fly</i>	0,009
	<i>Pm</i>	0,011	<i>Waited</i>	0,009
	<i>Live</i>	0,011	<i>Connection</i>	0,009
8	<i>My_flight</i>	0,010	<i>Pay_for</i>	0,009
	<i>Because_of</i>	0,010	29	0,001

ID	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
Topik				
9	<i>Sort_of</i>	0,009	<i>Because</i>	0,001
	<i>Sort</i>	0,009	<i>You_cannot</i>	0,001
	1030	0,006	<i>Last_minute</i>	0,001
	12	0,003	<i>Connection</i>	0,001
	<i>Jam</i>	0,015	<i>Information</i>	0,006
	Makassar	0,012	<i>FAs</i>	0,005
	<i>Way_back</i>	0,012	<i>Sort</i>	0,003
	<i>Gates</i>	0,008	<i>Huge</i>	0,003
	<i>Very_tight</i>	0,007	<i>Immediately</i>	0,003
10	Pekanbaru	0,012	<i>Our_flight</i>	0,001
	<i>Significant</i>	0,001	<i>Due_to</i>	0,001
	<i>You_cannot</i>	0,001	<i>Our</i>	0,001
	<i>Nightmare</i>	0,001	<i>Thought</i>	0,001
	<i>Depart_at</i>	0,001	<i>Before_departure</i>	0,001
11	<i>Cabin_crew</i>	0,046	<i>Upon</i>	0,005
	<i>Very_bad</i>	0,041	12	0,004
	<i>Horrible</i>	0,015	<i>Budget_airline</i>	0,004
	<i>Causing</i>	0,008	<i>Got</i>	0,004
	<i>Standard</i>	0,007	<i>Please</i>	0,003
12	<i>The_worst</i>	0,027	<i>Charge</i>	0,011
	<i>Does_not</i>	0,022	<i>Wrong</i>	0,010
	10_minutes	0,015	<i>Move</i>	0,010
	<i>Got_delayed</i>	0,012	<i>Inform</i>	0,010
	<i>Gave</i>	0,011	<i>Small</i>	0,010
13	<i>Chatting</i>	0,001	<i>Non_existent</i>	0,001
	<i>Answers</i>	0,001	<i>Existent</i>	0,001
	AI	0,001	<i>Non</i>	0,001

ID Topik	Keyword	Bobot	Keyword	Bobot
	<i>Limit</i>	0,001	<i>Small</i>	0,001
	<i>Human</i>	0,001	<i>Connection</i>	0,001

4.2.4 Penyusunan Struktur Hierarki

Tahap krusial dalam implementasi metode *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) adalah dekomposisi masalah ke dalam struktur hierarki yang sistematis. Struktur ini berfungsi sebagai kerangka kerja untuk mengintegrasikan hasil ekstraksi topik *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dengan model penilaian *Analytical Hierarchy Process* (AHP). Mengacu pada metodologi yang dikembangkan di penelitian oleh Fang & Partovi (2021), hierarki keputusan dalam penelitian ini disusun menjadi tiga level fundamental untuk memfasilitasi penentuan prioritas perbaikan layanan maskapai LCC.

1. Level 0 (Tujuan)

Fokus utama yakni tujuan atau *goal* dari hierarki ini adalah penentuan prioritas perbaikan maskapai LCC di Indonesia. Tujuan ini merepresentasikan upaya untuk mengidentifikasi atribut layanan yang memiliki urgensi perbaikan tertinggi berdasarkan persepsi pelanggan dan bobot kepentingan kriteria.

2. Level 1 (Kriteria)

Pada tingkat kriteria, penelitian ini mengadopsi lima dimensi kualitas layanan maskapai yang selaras dengan standar internasional Skytrax, yakni *Ground Service* (C1), *Staff Service* (C2), *Seating Comfort* (C3), *Food Quality* (C4), dan *Value for Money* (C5). Integrasi data ulasan pelanggan menjadi dasar pertimbangan untuk melakukan eliminasi terhadap kriteria *Wifi* dan *In-flight Entertainment*, mengingat frekuensi kemunculan topik tersebut yang sangat rendah dalam ekstraksi LDA serta adanya keterbatasan data primer (*missing values*) yang dapat memengaruhi validitas perhitungan bobot nantinya.

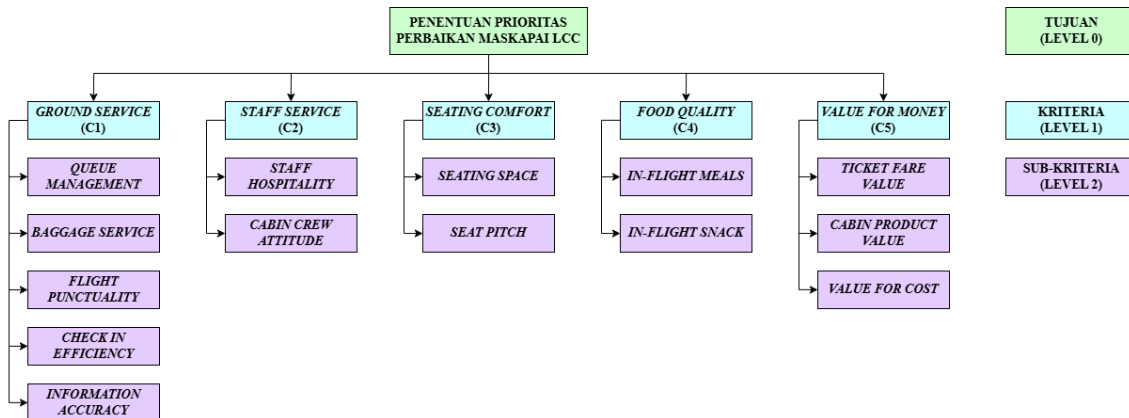
3. Level 2 (Sub-Kriteria)

Level ketiga merupakan dekomposisi teknis yang terdiri dari 14 atribut spesifik yang diturunkan secara langsung dari 14 topik dominan hasil ekstraksi LDA. Penentuan

sub-kriteria ini mencakup polaritas dari sentimen positif dan negatif, sehingga setiap atribut merepresentasikan variabel layanan yang nyata dialami oleh penumpang. Sebagai contoh, dekomposisi pada setiap dimensi meliputi aspek operasional dan administratif pada *Ground Service* (C1) yang mencakup *Web Booking*, *Check-in Efficiency*, *Queue Management*, *Baggage Service*, *Refund Process*, *Information Accuracy*, dan *Flight Punctuality*.

Interaksi personil pada *Staff Service* (C2) dibedakan menjadi *Staff Helpfulness* dan *Cabin Crew Attitude*. Selanjutnya, aspek fisik dievaluasi melalui *Seating Comfort* (C3) yaitu *Interior Quality*, *Seat Pitch*, *Cabin Space*, kualitas konsumsi pada *Food Quality* (C4) (*In-Flight Meals* dan *In-Flight Snacks*), serta dimensi ekonomi pada *Value for Money* (C5) (*Ticket Pricing*, *Low-cost Choice*, dan *Budget Value*). Pendekatan ini menjamin bahwa setiap variabel dalam hierarki memiliki dasar empiris yang merepresentasikan hasil dari *Voice of Customer* (VoC).

Berdasarkan dekomposisi pada setiap tingkatan level tersebut, maka diperoleh struktur hierarki keputusan secara utuh yang disajikan pada Gambar 4.29.



Gambar 4. 29 Struktur Hierarki

4.2.5 Pembobotan Kriteria Menggunakan Modified *Fuzzy* AHP

Setelah struktur hierarki terbentuk, tahap selanjutnya adalah penentuan bobot kepentingan relatif untuk setiap kriteria dan sub-kriteria. Mengingat penilaian manusia sering kali bersifat ambigu dan subjektif, penelitian ini mengintegrasikan logika *Fuzzy* ke dalam *Analytical Hierarchy Process* (AHP) untuk memitigasi ketidakpastian dalam

pengambilan keputusan. Penggunaan *Modified Fuzzy AHP* dalam studi ini bertujuan untuk mentransformasi preferensi linguistik pakar menjadi nilai kuantitatif yang lebih presisi melalui empat tahapan utama.

1. Fuzzifikasi Skala Linguistik

Tahap awal dimulai dengan proses fuzzifikasi, yaitu memetakan nilai rata-rata persepsi dari tabel ke dalam variabel linguistik yang direpresentasikan oleh *Triangular Fuzzy Numbers* (TFN) seperti pada Tabel 4.17. Dikarenakan penilaian manusia terhadap kualitas layanan seringkali bersifat subjektif dan tidak pasti, setiap kriteria tidak lagi hanya diwakili satu angka tunggal, melainkan tiga parameter (l , m , dan u) yang berfungsi sebagai batas bawah dan atas untuk mengakomodasi rentang keraguan atau variasi penilaian dari para penumpang seperti halnya data yang ditunjukkan pada Tabel 4.18.

Tabel 4. 17 Nilai *Geometric Mean* Data Awal

Kriteria	<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
Nilai	3	1	1	1	3
	5	3	4	4	5
	4	3	4	4	4
	3	1	2	1	3
	1	1	1	1	1
	3	2	1	1	4
	1	1	1	3	1
	1	3	1	5	1
	1	1	1	1	1
	1	5	3	5	3
...	...	...	...	...	...
<i>Geometric Mean</i>	1,9	2,5	2,2	2,2	2,3

Tabel 4. 18 Matriks Kepentingan AHP

Kriteria	<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
<i>Ground Service</i>	1	0,76	0,86	0,86	0,83
<i>Staff Service</i>	1,32	1	1,14	1,14	1,09
<i>Seating Comfort</i>	1,16	0,88	1	1	0,96
<i>Food Quality</i>	1,16	0,88	1	1	0,96
<i>Value for Money</i>	1,21	0,92	1,05	1,05	1

2. Konstruksi *Fuzzy Pairwise Comparison Matrix*

Setelah data penilaian pakar terkumpul, dibangun matriks perbandingan berpasangan *fuzzy* untuk setiap level hierarki. Dalam matriks ini, setiap elemen merupakan hasil perbandingan antara kriteria *i* dan kriteria *j* yang dinyatakan dalam TFN. Proses ini memastikan bahwa setiap hubungan antar kriteria dievaluasi secara relatif, sehingga konsistensi logika dalam struktur hierarki tetap terjaga sesuai dengan prinsip dasar dekomposisi masalah.

Tabel 4. 19 *Fuzzy Pairwise Comparison*

Kriteria	<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
<i>Ground Service</i>	(1,1,1)	(0,51; 0,76; 1,01)	(0,61; 0,86; 1,11)	(0,61; 0,86; 1,11)	(0,58; 0,83; 1,08)
<i>Staff Service</i>	(1,07; 1,32; 1,57)	(1,1,1)	(0,89; 1,14; 1,39)	(0,89; 1,14; 1,39)	(0,84; 1,09; 1,34)

Kriteria	Ground Service	Staff Service	Seating Comfort	Food Quality	Value for Money
<i>Seating Comfort</i>	(0,91; 1,16; 1,41)	(0,63; 0,88; 1,13)	(1,1,1)	(0,75; 1; 1,25)	(0,71; 0,96; 1,21)
<i>Food Quality</i>	(0,91; 1,16; 1,41)	(0,63; 0,88; 1,13)	(0,75; 1; 1,25)	(1,1,1)	(0,71; 0,96; 1,21)
<i>Value for Money</i>	(0,96; 1,21; 1,46)	(0,67; 0,92; 1,17)	(0,80; 1,05; 1,30)	(0,80; 1,05; 1,30)	(1,1,1)

3. Perhitungan *Fuzzy Geometric Mean*

Untuk mengagregasi penilaian dari beberapa pakar dan mengekstraksi bobot *fuzzy* dari matriks perbandingan, penelitian ini menerapkan metode *Fuzzy Geometric Mean*. Tahapan ini akan memperoleh nilai rata-rata geometrik *fuzzy* dari setiap baris matriks, yang merepresentasikan kontribusi relatif suatu kriteria terhadap tujuan utama guna menjaga konsistensi hasil sintesis pendapat tanpa menghilangkan karakteristik ketidakpastian dari data awal.

a. *Ground Service (C₁)*

$$Lower = \frac{\sum \text{nilai pertama dalam kurung}}{n} = \frac{1+0,51+0,61+0,61+0,58}{5} = 0,643178573$$

$$Medium = \frac{\sum \text{nilai kedua dalam kurung}}{n} = \frac{1+0,76+0,86+0,86+0,83}{5} = 0,85857397$$

$$Upper = \frac{\sum \text{nilai ketiga dalam kurung}}{n} = \frac{1+1,01+1,11+1,11+1,08}{5} = 1,060909204$$

Tabel 4. 20 Perhitungan *Geometric Mean Ground Service*

Ground Service	Staff Service	Seating Comfort	Food Quality	Value for Money
(1,1,1)	(0,51; 0,76; 1,01)	(0,61; 0,86; 1,11)	(0,61; 0,86; 1,11)	(0,58; 0,83; 1,08)
<i>Lower</i>		0,643178573		
<i>Medium</i>		0,85857397		
<i>Upper</i>		1,060909204		

b. *Staff Service (C₂)*

$$Lower = \frac{\sum \text{nilai pertama dalam kurung}}{n} = \frac{1,07+1+0,89+0,89+0,84}{5} = 0,934304876$$

$$Medium = \frac{\sum \text{nilai kedua dalam kurung}}{n} = \frac{1,32+1+1,14+1,14+1,09}{5} = 1,133344722$$

$$Upper = \frac{\sum \text{nilai ketiga dalam kurung}}{n} = \frac{1,57+1+1,39+1,39+1,34}{5} = 1,323752552$$

Tabel 4. 21 Perhitungan *Geometric Mean Staff Service*

Ground Service	Staff Service	Seating Comfort	Food Quality	Value for Money
(1,07; 1,32; 1,57)	(1,1,1)	(0,89; 1,14; 1,39)	(0,89; 1,14; 1,39)	(0,84; 1,09; 1,34)
<i>Lower</i>		0,934304876		
<i>Medium</i>		1,133344722		
<i>Upper</i>		1,323752552		

c. *Seating Comfort (C₃)*

$$Lower = \frac{\sum \text{nilai pertama dalam kurung}}{n} = \frac{0,91+0,63+1+0,75+0,71}{5} = 0,788751705$$

$$Medium = \frac{\sum \text{nilai kedua dalam kurung}}{n} = \frac{1,16+0,88+1+1+0,96}{5} = 0,995961106$$

$$Upper = \frac{\sum \text{nilai ketiga dalam kurung}}{n} = \frac{1,41+1,13+1+1,25+1,21}{5} = 1,192335811$$

Tabel 4. 22 Perhitungan *Geometric Mean Seating Comfort*

Ground Service	Staff Service	Seating Comfort	Food Quality	Value for Money
(0,91; 1,16; 1,41)	(0,63; 0,88; 1,13)	(1,1,1)	(0,75; 1; 1,25)	(0,71; 0,96; 1,21)
<i>Lower</i>		0,788751705		
<i>Medium</i>		0,995961106		
<i>Upper</i>		1,192335811		

d. *Food Quality (C₄)*

$$Lower = \frac{\sum \text{nilai pertama dalam kurung}}{n} = \frac{0,91+0,63+0,75+1+0,71}{5} = 0,788751705$$

$$Medium = \frac{\sum \text{nilai kedua dalam kurung}}{n} = \frac{1,16+0,88+1+1+0,96}{5} = 0,995961106$$

$$Upper = \frac{\sum \text{nilai ketiga dalam kurung}}{n} = \frac{1,41+1,13+1,25+1+1,21}{5} = 1,192335811$$

Tabel 4. 23 Perhitungan *Geometric Mean Food Quality*

<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
(0,91; 1,16; 1,41)	(0,63; 0,88; 1,13)	(0,75; 1; 1,25)	(1,1,1)	(0,71; 0,96; 1,21)
<i>Lower</i>			0,788751705	
<i>Medium</i>			0,995961106	
<i>Upper</i>			1,192335811	

e. *Value for Money (C₅)*

$$Lower = \frac{\sum \text{nilai pertama dalam kurung}}{n} = \frac{0,96+0,67+0,80+0,80+1}{5} = 0,837346486$$

$$Medium = \frac{\sum \text{nilai kedua dalam kurung}}{n} = \frac{1,21+0,92+1,05+1,05+1}{5} = 1,041814408$$

$$Upper = \frac{\sum \text{nilai ketiga dalam kurung}}{n} = \frac{1,46+1,17+1,30+1,30+1}{5} = 1,236189597$$

Tabel 4. 24 Perhitungan *Geometric Mean Value for Money*

<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
(0,96; 1,21; 1,46)	(0,67; 0,92; 1,17)	(0,80; 1,05; 1,30)	(0,80; 1,05; 1,30)	(1,1,1)
<i>Lower</i>			0,837346486	
<i>Medium</i>			1,041814408	
<i>Upper</i>			1,236189597	

4. Defuzzifikasi dan Normalisasi Bobot

Tahap akhir adalah mengonversi nilai bobot *fuzzy* kembali menjadi nilai tunggal (*crisp value*) melalui proses defuzzifikasi. Nilai *crisp* yang diperoleh kemudian dinormalisasi untuk memastikan bahwa total bobot pada setiap level hierarki berjumlah satu. Hasil dari tahap ini adalah bobot final yang objektif dan reliabel, yang selanjutnya akan diintegrasikan dengan proporsi topik LDA sebagai bobot modifikasi sebelum diumpankan ke dalam algoritma perankingan VIKOR.

a. Normalisasi

$$\begin{aligned} \text{Total Nilai Lower } (\Sigma l) &= \text{lower}_{C1} + \text{lower}_{C2} + \text{lower}_{C3} + \text{lower}_{C4} + \text{lower}_{C5} \\ &= 0,643178573 + 0,934304876 + 0,788751705 + \\ &\quad 0,788751705 + 0,837346486 \\ &= 3,99233 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Total Nilai Medium } (\Sigma m) &= \text{medium}_{C1} + \text{medium}_{C2} + \text{medium}_{C3} + \text{medium}_{C4} + \\ &\quad \text{medium}_{C5} \\ &= 0,85857397 + 1,133344722 + 0,995961106 + \\ &\quad 0,995961106 + 1,041814408 \\ &= 5,02566 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Total Nilai Upper } (\Sigma u) &= \text{upper}_{C1} + \text{upper}_{C2} + \text{upper}_{C3} + \text{upper}_{C4} + \text{upper}_{C5} \\ &= 1,060909204 + 1,323752552 + 1,192335811 + \\ &\quad 1,192335811 + 1,236189597 \\ &= 6,00552 \end{aligned}$$

Berdasarkan total nilai kumulatif untuk parameter l , m , u yang telah diperoleh, langkah selanjutnya adalah melakukan normalisasi untuk menentukan bobot relatif dari masing-masing kriteria:

1) Ground Service (C_1)

$$\text{Lower} = \frac{\text{lower } C1}{\Sigma l} = \frac{0,643178573}{3,99233} = 0,1071$$

$$\text{Medium} = \frac{\text{medium } C1}{\Sigma m} = \frac{0,85857397}{5,02566} = 0,17084$$

$$\text{Upper} = \frac{\text{upper } C1}{\Sigma u} = \frac{1,060909204}{6,00552} = 0,26574$$

2) *Staff Service* (C_2)

$$Lower = \frac{lower\ C2}{\Sigma l} = \frac{0,934304876}{3,99233} = 0,15557$$

$$Medium = \frac{medium\ C2}{\Sigma m} = \frac{1,133344722}{5,02566} = 0,22551$$

$$Upper = \frac{upper\ C2}{\Sigma u} = \frac{1,323752552}{6,00552} = 0,33157$$

3) *Seating Comfort* (C_3)

$$Lower = \frac{lower\ C3}{\Sigma l} = \frac{0,788751705}{3,99233} = 0,13134$$

$$Medium = \frac{medium\ C3}{\Sigma m} = \frac{0,995961106}{5,02566} = 0,19818$$

$$Upper = \frac{upper\ C3}{\Sigma u} = \frac{1,192335811}{6,00552} = 0,29866$$

4) *Food Quality* (C_4)

$$Lower = \frac{lower\ C4}{\Sigma l} = \frac{0,788751705}{3,99233} = 0,13134$$

$$Medium = \frac{medium\ C4}{\Sigma m} = \frac{0,995961106}{5,02566} = 0,19818$$

$$Upper = \frac{upper\ C4}{\Sigma u} = \frac{1,192335811}{6,00552} = 0,29866$$

5) *Value for Money* (C_5)

$$Lower = \frac{lower\ C5}{\Sigma l} = \frac{0,837346486}{3,99233} = 0,13943$$

$$Medium = \frac{medium\ C5}{\Sigma m} = \frac{1,041814408}{5,02566} = 0,2073$$

$$Upper = \frac{upper\ C5}{\Sigma u} = \frac{1,236189597}{6,00552} = 0,30964$$

b. Defuzzifikasi ($\alpha = 0,5$)1) *Ground Service* (C_1)

$$\begin{aligned} D_f &= 0,5 \cdot ((\alpha \cdot upper\ C1) + medium\ C1 + (\alpha \cdot lower\ C1)) \\ &= 0,5 \cdot ((0,5 \cdot 0,265737) + 0,170838 + (0,5 \cdot 0,107098)) \\ &= 0,178627725 \end{aligned}$$

2) *Staff Service* (C_2)

$$\begin{aligned} D_f &= 0,5 \cdot ((\alpha \cdot upper\ C2) + medium\ C2 + (\alpha \cdot lower\ C2)) \\ &= 0,5 \cdot ((0,5 \cdot 0,331574) + 0,225512 + (0,5 \cdot 0,155574)) \end{aligned}$$

$$= 0,234542896$$

3) *Seating Comfort* (C_3)

$$\begin{aligned} D_f &= 0,5 \cdot ((\alpha \cdot \text{upper } C_3) + \text{medium } C_3 + (\alpha \cdot \text{lower } C_3)) \\ &= 0,5 \cdot ((0,5 \cdot 0,298656) + 0,198175 + (0,5 \cdot 0,131338)) \\ &= 0,20658621 \end{aligned}$$

4) *Food Quality* (C_4)

$$\begin{aligned} D_f &= 0,5 \cdot ((\alpha \cdot \text{upper } C_4) + \text{medium } C_4 + (\alpha \cdot \text{lower } C_4)) \\ &= 0,5 \cdot ((0,5 \cdot 0,298656) + 0,198175 + (0,5 \cdot 0,298656)) \\ &= 0,20658621 \end{aligned}$$

5) *Value for Money* (C_5)

$$\begin{aligned} D_f &= 0,5 \cdot ((\alpha \cdot \text{upper } C_5) + \text{medium } C_5 + (\alpha \cdot \text{lower } C_5)) \\ &= 0,5 \cdot ((0,5 \cdot 0,309641) + 0,207299 + (0,5 \cdot 0,139429)) \\ &= 0,215917178 \end{aligned}$$

c. Normalisasi (Setelah Defuzzifikasi)

1) *Ground Service* (C_1)

$$\begin{aligned} W_{C1} &= \frac{((\text{upper } C_1 - \text{lower } C_1) + (\text{medium } C_1 - \text{lower } C_1))}{3 + \text{lower } C_1} \\ &= \frac{((0,265737 - 0,107098) + (0,170838 - 0,107098))}{3 + 0,107098} \\ &= 0,181224 \end{aligned}$$

2) *Staff Service* (C_2)

$$\begin{aligned} W_{C2} &= \frac{((\text{upper } C_2 - \text{lower } C_2) + (\text{medium } C_2 - \text{lower } C_2))}{3 + \text{lower } C_2} \\ &= \frac{((0,331574 - 0,155574) + (0,225512 - 0,155574))}{3 + 0,155574} \\ &= 0,237553 \end{aligned}$$

3) *Seating Comfort* (C_3)

$$W_{C3} = \frac{((\text{upper } C_3 - \text{lower } C_3) + (\text{medium } C_3 - \text{lower } C_3))}{3 + \text{lower } C_3}$$

$$= \frac{((0,298656 - 0,131338) + (0,198175 - 0,131338))}{3 + 0,131338}$$

$$= 0,209390$$

4) *Food Quality* (C_4)

$$W_{C4} = \frac{((\text{upper } C4 - \text{lower } C4) + (\text{medium } C4 - \text{lower } C4))}{3 + \text{lower } C4}$$

$$= \frac{((0,298656 - 0,131338) + (0,198175 - 0,131338))}{3 + 0,131338}$$

$$= 0,209390$$

5) *Value for Money* (C_5)

$$W_{C5} = \frac{((\text{upper } C5 - \text{lower } C5) + (\text{medium } C5 - \text{lower } C5))}{3 + \text{lower } C5}$$

$$= \frac{((0,309641 - 0,139429) + (0,207299 - 0,139429))}{3 + 0,139429}$$

$$= 0,218790$$

d. Normalisasi Akhir

1) *Ground Service* (C_1)

$$W_{C1final} = \frac{W_{C1}}{W_{C1} + W_{C2} + W_{C3} + W_{C4} + W_{C5}}$$

$$= \frac{0,181224}{1,05635}$$

$$= 0,171557$$

2) *Staff Service* (C_2)

$$W_{C2final} = \frac{W_{C2}}{W_{C1} + W_{C2} + W_{C3} + W_{C4} + W_{C5}}$$

$$= \frac{0,237553}{1,05635}$$

$$= 0,224882$$

3) *Seating Comfort* (C_3)

$$W_{C3final} = \frac{W_{C3}}{W_{C1} + W_{C2} + W_{C3} + W_{C4} + W_{C5}}$$

$$= \frac{0,209390}{1,05635}$$

$$= 0,198221$$

4) *Food Quality* (C_4)

$$W_{C4final} = \frac{W_{C4}}{W_{C1} + W_{C2} + W_{C3} + W_{C4} + W_{C5}}$$

$$= \frac{0,209390}{1,05635}$$

$$= 0,198221$$

5) *Value for Money* (C_5)

$$W_{C5final} = \frac{W_{C5}}{W_{C1} + W_{C2} + W_{C3} + W_{C4} + W_{C5}}$$

$$= \frac{0,218790}{1,05635}$$

$$= 0,207119$$

4.2.6 Perhitungan Integrasi Bobot VIKOR

Integrasi bobot dalam algoritma VIKOR dilakukan melalui proses normalisasi terbobot, di mana nilai kepentingan relatif hasil ekstraksi *Fuzzy* AHP dikalikan dengan jarak linear performa tiap maskapai terhadap solusi ideal. Tahapan ini krusial karena mentransformasikan data performa mentah menjadi nilai utilitas dan penyesalan yang berbasis pada preferensi riil pelanggan. Dengan cara ini, kriteria dengan bobot tinggi akan memberikan pengaruh yang lebih dominan dalam menentukan indeks kompromi.

1. Penyusunan Matriks Keputusan

Tahap awal dalam implementasi metode VIKOR adalah penyusunan matriks keputusan (F). Matriks ini merepresentasikan indeks aktual dari setiap kriteria pada setiap maskapai LCC (Maskapai A, Maskapai B, Maskapai C, dan Maskapai D). Nilai yang disajikan dalam Tabel 4.25 merupakan hasil agregasi berupa *geometric*

mean dari rating pelanggan pada skala 1 hingga 5. Matriks ini nantinya akan menjadi input utama dalam penentuan jarak relatif terhadap solusi pada tahap normalisasi.

Tabel 4. 25 Matriks Keputusan

Maskapai	<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
A	2,0	2,7	2,4	2,2	2,4
B	2,7	3,3	2,9	2,6	3
C	1,6	1,9	1,7	1,2	1,8
D	1,4	1,7	1,6	1,1	1,4

2. Penentuan Nilai Ideal Positif dan Negatif

Setelah menyusun matriks keputusan, tahapan selanjutnya adalah menentukan nilai ideal positif (f^+) dan nilai ideal negatif (f^-) untuk setiap kriteria. Nilai ideal positif mewakili tingkat performa terbaik yang dapat dicapai di antara alternatif yang ada, sedangkan nilai ideal negatif mewakili tingkat performa terendah seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.26. Dalam penelitian ini, seluruh kriteria dikategorikan sebagai kriteria keuntungan (*benefit criteria*), yang berarti semakin tinggi nilai *rating* yang diberikan pelanggan, semakin baik kualitas layanan tersebut. Penentuan nilai ini sangat krusial karena akan menjadi parameter dasar dalam menghitung jarak relatif setiap maskapai terhadap solusi ideal pada tahap normalisasi.

a. Nilai Ideal Positif

$$f^+_{C1} = \max f_{C1} = 2,7$$

$$f^+_{C2} = \max f_{C2} = 3,3$$

$$f^+_{C3} = \max f_{C3} = 2,9$$

$$f^+_{C4} = \max f_{C4} = 2,6$$

$$f^+_{C5} = \max f_{C5} = 3$$

b. Nilai Ideal Negatif

$$f^-_{C1} = \min f_{C1} = 2,7$$

$$f^-_{C2} = \min f_{C2} = 3,3$$

$$f_{C3}^- = \min f_{C3} = 2,9$$

$$f_{C4}^- = \min f_{C4} = 2,6$$

$$f_{C5}^- = \min f_{C5} = 3$$

Tabel 4. 26 Nilai Ideal Positif dan Negatif

Maskapai	<i>Ground Service</i>	<i>Staff Service</i>	<i>Seating Comfort</i>	<i>Food Quality</i>	<i>Value for Money</i>
A	2,0	2,7	2,4	2,2	2,4
B	2,7	3,3	2,9	2,6	3
C	1,6	1,9	1,7	1,2	1,8
D	1,4	1,7	1,6	1,1	1,4
f^+ (best)	2,7	3,3	2,9	2,6	3
f^- (worst)	1,4	1,7	1,6	1,1	1,4

3. Normalisasi dan Penentuan Nilai Terbobot

Tahap normalisasi dilakukan dengan menghitung jarak linear antara performa aktual f_{ij} terhadap solusi ideal positif. Hasil dari tahap ini adalah nilai jarak ternormalisasi (r) yang berkisar antara 0 hingga 1. Setelah nilai normalisasi diperoleh, langkah selanjutnya adalah penentuan nilai terbobot (W_{ij}). Pada tahap ini, bobot kepentingan kriteria (W_{final}) yang telah dihasilkan melalui metode *Fuzzy AHP* diintegrasikan ke dalam perhitungan untuk memberikan penekanan pada kriteria yang dianggap paling krusial oleh pelanggan, sehingga kesenjangan pada kriteria berbobot tinggi akan memberikan dampak yang lebih besar terhadap penilaian akhir maskapai.

a. Normalisasi

1) Maskapai A

a) *Ground Service* (C_1)

$$r_{11} = \frac{f^+ - f_{11}}{f^+ - f^-} = \frac{2,7 - 2}{2,7 - 1,4} = 0,5385$$

b) *Staff Service* (C_2)

$$r_{12} = \frac{f^+ - f_{12}}{f^+ - f^-} = \frac{3,3 - 2,7}{3,3 - 1,7} = 0,3750$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$r_{13} = \frac{f^+ - f_{13}}{f^+ - f^-} = \frac{2,9 - 2,2}{2,9 - 1,6} = 0,3846$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$r_{14} = \frac{f^+ - f_{14}}{f^+ - f^-} = \frac{2,6 - 2,2}{2,6 - 1,1} = 0,2667$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$r_{15} = \frac{f^+ - f_{15}}{f^+ - f^-} = \frac{3 - 2,4}{3 - 1,4} = 0,3750$$

2) Maskapai B

a) *Ground Service* (C₁)

$$r_{21} = \frac{f^+ - f_{21}}{f^+ - f^-} = \frac{2,7 - 2,7}{2,7 - 1,4} = 0$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$r_{22} = \frac{f^+ - f_{22}}{f^+ - f^-} = \frac{3,3 - 3,3}{3,3 - 1,7} = 0$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$r_{23} = \frac{f^+ - f_{23}}{f^+ - f^-} = \frac{2,9 - 2,9}{2,9 - 1,6} = 0$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$r_{24} = \frac{f^+ - f_{24}}{f^+ - f^-} = \frac{2,6 - 2,6}{2,6 - 1,1} = 0$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$r_{25} = \frac{f^+ - f_{25}}{f^+ - f^-} = \frac{3 - 3}{3 - 1,4} = 0$$

3) Maskapai C

a) *Ground Service* (C₁)

$$r_{31} = \frac{f^+ - f_{31}}{f^+ - f^-} = \frac{2,7 - 1,6}{2,7 - 1,4} = 0,8462$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$r_{32} = \frac{f^+ - f_{32}}{f^+ - f^-} = \frac{3,3 - 1,9}{3,3 - 1,7} = 0,8750$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$r_{33} = \frac{f^+ - f_{33}}{f^+ - f^-} = \frac{2,9 - 1,7}{2,9 - 1,6} = 0,9231$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$r_{34} = \frac{f^+ - f_{34}}{f^+ - f^-} = \frac{2,6 - 1,2}{2,6 - 1,1} = 0,9333$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$r_{35} = \frac{f^+ - f_{35}}{f^+ - f^-} = \frac{3 - 1,8}{3 - 1,4} = 0,7500$$

4) Maskapai D

a) *Ground Service* (C₁)

$$r_{41} = \frac{f^+ - f_{31}}{f^+ - f^-} = \frac{2,7 - 1,4}{2,7 - 1,4} = 1$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$r_{42} = \frac{f^+ - f_{32}}{f^+ - f^-} = \frac{3,3 - 1,7}{3,3 - 1,7} = 1$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$r_{43} = \frac{f^+ - f_{33}}{f^+ - f^-} = \frac{2,9 - 1,6}{2,9 - 1,6} = 1$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$r_{44} = \frac{f^+ - f_{34}}{f^+ - f^-} = \frac{2,6 - 1,1}{2,6 - 1,1} = 1$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$r_{45} = \frac{f^+ - f_{35}}{f^+ - f^-} = \frac{3 - 1,4}{3 - 1,4} = 1$$

b. Penentuan Nilai Terbobot

1) Maskapai A

a) *Ground Service* (C₁)

$$W_{11} = W_{C1final} \cdot r_{11} = 0,171557 \cdot 0,5385 = 0,0924$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$W_{12} = W_{C2final} \cdot r_{12} = 0,224882 \cdot 0,3750 = 0,0843$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$W_{13} = W_{C3final} \cdot r_{13} = 0,198221 \cdot 0,3846 = 0,0762$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$W_{14} = W_{C4final} \cdot r_{14} = 0,198221 \cdot 0,2667 = 0,0529$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$W_{15} = W_{C5final} \cdot r_{15} = 0,207119 \cdot 0,3750 = 0,0777$$

2) Maskapai B

a) *Ground Service* (C₁)

$$W_{21} = W_{C1final} \cdot r_{21} = 0,171557 \cdot 0 = 0$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$W_{22} = W_{C2final} \cdot r_{22} = 0,224882 \cdot 0 = 0$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$W_{23} = W_{C3final} \cdot r_{23} = 0,198221 \cdot 0 = 0$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$W_{24} = W_{C4final} \cdot r_{24} = 0,198221 \cdot 0 = 0$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$W_{25} = W_{C5final} \cdot r_{25} = 0,207119 \cdot 0 = 0$$

3) Maskapai C

a) *Ground Service* (C₁)

$$W_{31} = W_{C1final} \cdot r_{31} = 0,171557 \cdot 0,8462 = 0,1452$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$W_{32} = W_{C2final} \cdot r_{32} = 0,224882 \cdot 0,8750 = 0,1968$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$W_{33} = W_{C3final} \cdot r_{33} = 0,198221 \cdot 0,9231 = 0,1830$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$W_{34} = W_{C4final} \cdot r_{34} = 0,198221 \cdot 0,9333 = 0,1850$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$W_{35} = W_{C5final} \cdot r_{35} = 0,207119 \cdot 0,7500 = 0,1553$$

4) Maskapai D

a) *Ground Service* (C₁)

$$W_{41} = W_{C1final} \cdot r_{41} = 0,171557 \cdot 1 = 0,1716$$

b) *Staff Service* (C₂)

$$W_{42} = W_{C2final} \cdot r_{42} = 0,224882 \cdot 1 = 0,2249$$

c) *Seating Comfort* (C₃)

$$W_{43} = W_{C3final} \cdot r_{43} = 0,198221 \cdot 1 = 0,1982$$

d) *Food Quality* (C₄)

$$W_{44} = W_{C4final} \cdot r_{44} = 0,198221 \cdot 1 = 0,1982$$

e) *Value for Money* (C₅)

$$W_{45} = W_{C5final} \cdot r_{45} = 0,207119 \cdot 1 = 0,2071$$

4. Perhitungan *Utility Measure* (S_i) dan *Regret Measure* (R_i) Tingkat Kriteria

Tahapan ini merupakan bagian inti dalam mengidentifikasi urgensi perbaikan pada level kriteria. Penghitungan *Utility Measure* (S_i) dan *Regret Measure* (R_i) pada tingkat kriteria bertujuan untuk memetakan beban kekurangan layanan secara makro di seluruh industri LCC Indonesia. Nilai S_i mencerminkan total akumulasi kesenjangan kualitas yang menunjukkan seberapa besar kerugian layanan secara total di mata pelanggan. Sementara itu, nilai R_i akan merepresentasikan tingkat deviasi atau tingkat penyesalan maksimal yang ditemukan pada salah satu maskapai untuk kriteria tersebut.

a. *Ground Service* (C₁)

$$\begin{aligned}
S_{C1} &= W_{11} + W_{21} + W_{31} + W_{41} \\
&= 0,0924 + 0 + 0,1452 + 0,1716 \\
&= 0,4091
\end{aligned}$$

$$R_{C1} = \max (W_{11}; W_{21}; W_{31}; W_{41}) = 0,1716$$

b. *Staff Service* (C_2)

$$\begin{aligned}
S_{C2} &= W_{12} + W_{22} + W_{32} + W_{42} \\
&= 0,0843 + 0 + 0,1968 + 0,2249 \\
&= 0,5060
\end{aligned}$$

$$R_{C2} = \max (W_{12}; W_{22}; W_{32}; W_{42}) = 0,2249$$

c. *Seating Comfort* (C_3)

$$\begin{aligned}
S_{C3} &= W_{13} + W_{23} + W_{33} + W_{43} \\
&= 0,0762 + 0 + 0,1830 + 0,1982 \\
&= 0,4574
\end{aligned}$$

$$R_{C3} = \max (W_{13}; W_{23}; W_{33}; W_{43}) = 0,1982$$

d. *Food Quality* (C_4)

$$\begin{aligned}
S_{C4} &= W_{14} + W_{24} + W_{34} + W_{44} \\
&= 0,0529 + 0 + 0,1850 + 0,1982 \\
&= 0,4361
\end{aligned}$$

$$R_{C4} = \max (W_{14}; W_{24}; W_{34}; W_{44}) = 0,1982$$

e. *Value for Money* (C_5)

$$\begin{aligned}
S_{C5} &= W_{15} + W_{25} + W_{35} + W_{45} \\
&= 0,0777 + 0 + 0,1553 + 0,2071 \\
&= 0,4401
\end{aligned}$$

$$R_{C5} = \max (W_{14}; W_{24}; W_{34}; W_{44}) = 0,2071$$

Berdasarkan perhitungan diatas, didapatkan nilai S^+ (*utility measure* terbaik) sebesar 0,4091; S^- (*utility measure* terburuk) sebesar 0,5060, R^+ (*regret measure* terbaik) sebesar 0,1716, dan R^- (*regret measure* terburuk) sebesar 0,2249.

5. Perhitungan Indeks VIKOR

Indeks VIKOR (Q_i) merupakan indeks kompromi yang mengintegrasikan dua aspek penilaian sekaligus, yaitu S_i dan R_i . Dalam konteks evaluasi kriteria industri LCC, nilai Q_i berfungsi untuk menyeimbangkan antara kriteria yang memiliki total kesenjangan terbesar di seluruh maskapai dengan kriteria yang memiliki selisih. Perhitungan nilai ini melibatkan koefisien strategi ($v = 5$) yang merepresentasikan strategi kompromi atau konsensus seimbang. Semakin tinggi nilai Q_i pada suatu kriteria, maka kriteria tersebut memiliki tingkat urgensi perbaikan yang semakin tinggi karena posisinya yang paling jauh dari solusi ideal.

a. *Ground Service* (C_1)

$$\begin{aligned} Q_{C1} &= v \cdot \left(\frac{S_{C1} - S^+}{S^- - S^+} \right) + (1 - v) \cdot \left(\frac{R_{C1} - R^+}{R^- - R^+} \right) \\ &= 0,5 \cdot \left(\frac{0,4091 - 0,4091}{0,5060 - 0,4091} \right) + 0,5 \cdot \left(\frac{0,1716 - 0,1716}{0,2249 - 0,1716} \right) \\ &= 0 \end{aligned}$$

b. *Staff Service* (C_2)

$$\begin{aligned} Q_{C2} &= v \cdot \left(\frac{S_{C2} - S^+}{S^- - S^+} \right) + (1 - v) \cdot \left(\frac{R_{C2} - R^+}{R^- - R^+} \right) \\ &= 0,5 \cdot \left(\frac{0,5060 - 0,4091}{0,5060 - 0,4091} \right) + 0,5 \cdot \left(\frac{0,2249 - 0,1716}{0,2249 - 0,1716} \right) \\ &= 1 \end{aligned}$$

c. *Seating Comfort* (C_3)

$$\begin{aligned} Q_{C3} &= v \cdot \left(\frac{S_{C3} - S^+}{S^- - S^+} \right) + (1 - v) \cdot \left(\frac{R_{C3} - R^+}{R^- - R^+} \right) \\ &= 0,5 \cdot \left(\frac{0,4574 - 0,4091}{0,5060 - 0,4091} \right) + 0,5 \cdot \left(\frac{0,1982 - 0,1716}{0,2249 - 0,1716} \right) \\ &= 0,4994 \end{aligned}$$

d. *Food Quality* (C_4)

$$Q_{C4} = v \cdot \left(\frac{S_{C4} - S^+}{S^- - S^+} \right) + (1 - v) \cdot \left(\frac{R_{C4} - R^+}{R^- - R^+} \right)$$

$$= 0,5 \cdot \left(\frac{0,4361 - 0,4091}{0,5060 - 0,4091} \right) \cdot 0,5 \cdot \left(\frac{0,1982 - 0,1716}{0,2249 - 0,1716} \right)$$

$$= 0,3893$$

e. *Value for Money* (C_5)

$$Q_{C_5} = v \cdot \left(\frac{S_{C_5} - S^+}{S^- - S^+} \right) \cdot (1 - v) \cdot \left(\frac{R_{C_5} - R^+}{R^- - R^+} \right)$$

$$= 0,5 \cdot \left(\frac{0,4401 - 0,4091}{0,5060 - 0,4091} \right) \cdot 0,5 \cdot \left(\frac{0,2071 - 0,1716}{0,2249 - 0,1716} \right)$$

$$= 0,4936$$

6. Pemeringkatan dan Uji Stabilitas

Tahap pemeringkatan dilakukan dengan mengurutkan nilai indeks VIKOR (Q_i) guna menetapkan hierarki kriteria yang paling mendesak untuk diperbaiki. Untuk menjamin keabsahan hasil tersebut, dilakukan Uji Stabilitas melalui dua syarat mutlak yaitu *acceptable advantage* untuk memastikan adanya selisih signifikansi yang cukup di antara urutan kriteria, dan *acceptable stability in decision making* untuk menjamin konsistensi posisi kriteria terhadap parameter utilitas (S_i) serta penyesalan (R_i). Dengan terpenuhinya kedua kondisi ini, kriteria dengan nilai Q_i tertinggi secara sah ditetapkan sebagai solusi kompromi yang memiliki urgensi perbaikan paling tinggi bagi industri LCC di Indonesia.

a. Pemeringkatan Kriteria

Jika ditinjau berdasarkan Tabel 4.25, *Staff Service* menempati peringkat pertama dengan indeks VIKOR sebesar 1, yang menunjukkan urgensi perbaikan tertinggi. Sebaliknya, *Ground Service* berada di posisi terakhir dengan nilai 0, menandakan performa paling ideal. Adapun kriteria *Seating Comfort* (0,4994), *Value for Money* (0,4936), dan *Food Quality* (0,3893) secara berurutan mengisi peringkat menengah dalam hierarki prioritas perbaikan layanan LCC di Indonesia.

Tabel 4. 27 Pemeringkatan Kriteria

Peringkat	Kriteria	Indeks VIKOR (Q_i)
1	<i>Staff Service</i>	1

2	<i>Seating Comfort</i>	0,4994
3	<i>Value for Money</i>	0,4936
4	<i>Food Quality</i>	0,3893
5	<i>Ground Service</i>	0

b. Uji Stabilitas

1) *Acceptable Advantage*

Berdasarkan nilai Indeks VIKOR pada Tabel 4.25, dilakukan pengujian selisih antara peringkat pertama ($Q(A^{(1)})$) dan peringkat kedua ($Q(A^{(2)})$) dengan nilai ambang batas $DQ = 0,25$.

$$Q(A^{(2)}) - Q(A^{(1)}) \geq DQ$$

$$DQ = \frac{1}{m-1} = \frac{1}{5-1} = 0,25$$

$$|0,4994 - 1| \geq 0,25$$

$$0,5006 \geq 0,25 \text{ (Syarat Terpenuhi)}$$

2) *Acceptable Stability in Decision Making*

Syarat ini memastikan bahwa kriteria yang terpilih sebagai prioritas pertama juga merupakan yang terburuk (memiliki *gap* terbesar) pada penilaian *utility* (S_i) dan/atau *regret* (R_i). Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai S_i tertinggi (*gap* total terbesar) yaitu *Staff Service* (0,5060) dengan nilai R tertinggi (*gap* maksimal terbesar) yaitu *Staff Service* (0,2249). Dikarenakan *Staff Service* juga menempati posisi teratas pada nilai S_i dan R_i , maka syarat *acceptability stability in decision making* terpenuhi.

BAB V

PEMBAHASAN

5.1 Analisis Ekstraksi *Voice of Customer* Melalui *Topic Modeling* LDA

Implementasi integrasi antara *BERTweet* dan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dalam penelitian ini bukan sekadar proses teknis, melainkan upaya kritis untuk menjembatani kesenjangan antara emosi mentah penumpang dengan struktur data yang terukur. Temuan utama yang muncul adalah kemampuan model transformer dalam mendeteksi nuansa linguistik yang sangat spesifik pada ulasan maskapai LCC di Indonesia. Penggunaan *BERTweet-base* terbukti sangat krusial karena ulasan di platform Skytrax sering kali mengandung tingkat sinisme. Secara kritis, peneliti mengamati bahwa pendekatan ini mampu mengisolasi sentimen negatif untuk menemukan "harta karun" berupa titik *service failure* yang selama ini mungkin terkubur dalam ribuan teks tidak terstruktur. Arti penting dari temuan ini adalah pergeseran paradigma identifikasi masalah, di mana manajemen tidak lagi hanya mendengarkan keluhan secara anekdot, melainkan berdasarkan intensitas statistik yang tervalidasi melalui pemodelan topik.

Ditemukan sebuah fenomena menarik sekaligus anomali dalam distribusi topik yang dihasilkan melalui pengujian *robustness* dengan berbagai *random seed*. Stabilitas *coherence score* yang mencapai titik optimal pada $k=14$ untuk sentimen negatif menandakan bahwa permasalahan layanan LCC di Indonesia memiliki struktur yang sangat kompleks. Secara kritis, hal ini menunjukkan bahwa ketidakpuasan penumpang tidak bersifat tunggal dimana terdapat 14 dimensi masalah yang saling mengunci, mulai dari isu digital pada *Web Booking* hingga masalah interpersonal pada *Cabin Crew Attitude*. Temuan ini menepis anggapan sederhana bahwa masalah utama LCC hanyalah keterlambatan (*delay*). Luaran dari LDA membuktikan bahwa kegagalan satu proses, seperti *Information Accuracy*, akan memicu reaksi berantai pada topik lainnya. Hal ini terlihat jelas pada peta interaktif *PyLDAvis*, di mana topik utama yang mencakup lebih dari 60% *token* berada di pusat gravitasi masalah, mengindikasikan bahwa isu operasional darat adalah "penyakit" kronis yang mendominasi ekosistem layanan maskapai.

Analisis lebih mendalam terhadap proporsi topik mengungkap sebuah paradoks pada atribut *Check-in Efficiency*. Atribut ini muncul sebagai penyumbang proporsi tertinggi baik pada kelompok sentimen positif maupun negatif. Secara kritis, hal ini mengindikasikan bahwa proses keberangkatan di darat merupakan *moment of truth* yang paling sensitif bagi penumpang LCC. Peneliti menilai adanya ambivalensi ekspektasi di sini ketika proses *check-in* berjalan cepat, penumpang merasa mendapatkan nilai yang sangat tinggi melebihi harga tiket yang dibayar, namun ketika terjadi hambatan minimal sekalipun, persepsi mereka langsung jatuh ke tingkat negatif yang ekstrem. Arti penting dari temuan ini yaitu maskapai LCC sebenarnya tidak perlu memiliki fasilitas kabin yang mewah untuk memenangkan hati pelanggan, namun efisiensi waktu di darat jauh lebih determinan dalam membentuk narasi kepuasan penumpang dibandingkan kenyamanan fisik selama di udara.

Namun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan yang perlu dibahas secara kritis untuk pengembangan riset selanjutnya. Sumber data dari Skytrax cenderung menciptakan bias karena didominasi oleh penumpang yang fasih berbahasa Inggris dan berwawasan internasional, sehingga mungkin belum sepenuhnya menangkap keluhan penumpang domestik di rute-rute perintis Indonesia yang tidak terpapar *platform* global. Selain itu, keterbatasan algoritma LDA yang berbasis *Bag-of-Words* sering kali menghilangkan konteks urutan kata yang penting dalam memahami kalimat komplain yang kompleks. Hal ini menjadi dasar bagi penulis untuk merekomendasikan penggunaan metode alternatif seperti *BERTopic* atau integrasi *Large Language Models* (LLM) di masa depan untuk mendapatkan pelabelan topik yang lebih kontekstual. Pembahasan ini secara keseluruhan menegaskan bahwa identifikasi masalah yang dilakukan telah berhasil memetakan urgensi perbaikan yang berbasis pada pelanggan, yang selanjutnya akan menjadi landasan bagi penentuan prioritas.

5.2 Analisis Bobot Kepentingan Kriteria

Penentuan bobot kepentingan kriteria melalui metode *Modified Fuzzy AHP* menghasilkan sebuah temuan utama yang mendobrak asumsi umum mengenai perilaku konsumen maskapai LCC di Indonesia. Secara kritis, dominasi *Staff Service* dengan bobot tertinggi

sebesar 0,2249 menunjukkan adanya pergeseran paradigma di mata penumpang. Meskipun model bisnis LCC secara fundamental berfokus pada efisiensi harga, penumpang justru menempatkan kualitas interaksi manusia sebagai elemen paling krusial. Hal ini mengindikasikan adanya "kompensasi emosional" di mana keterbatasan fasilitas fisik kabin diharapkan dapat ditutupi oleh profesionalisme dan keramahan staf. Temuan ini memiliki arti penting bagi manajemen maskapai dimana strategi pemotongan biaya tidak boleh mengorbankan investasi pada sumber daya manusia, karena staf merupakan representasi langsung dari nilai merek yang paling sensitif.

Menarik untuk dicermati adanya paradoks layanan pada kriteria *Value for Money* yang menempati posisi kedua dengan bobot 0,2071. Secara teoretis, pada segmen penerbangan murah, aspek ekonomi seharusnya menjadi determinan tunggal. Namun, kenyataan bahwa bobotnya berada di bawah layanan staf mengonfirmasi bahwa pelanggan LCC saat ini sudah "melek kualitas". Mereka tidak lagi hanya mencari tiket termurah, melainkan mencari nilai terbaik yang menyeimbangkan antara harga dengan kualitas layanan yang diterima. Ketidaknormalan justru teramati pada kriteria *Ground Service* yang memiliki bobot terendah yakni 0,1716, padahal secara struktural kriteria ini memiliki sub-kriteria terbanyak yaitu 7. Hal ini menunjukkan adanya ketidakselarasan antara kompleksitas operasional di darat dengan persepsi urgensi yang ada. Penumpang cenderung menganggap proses darat sebagai kewajiban administratif standar, sedangkan pengalaman di atas pesawat dianggap sebagai inti dari layanan penerbangan.

Penggunaan logika *Fuzzy* dalam proses pembobotan ini terbukti sangat krusial dalam menangkap ambiguitas penilaian manusia yang sering ditemukan pada ulasan Skytrax. Pengubahan preferensi linguistik menjadi TFN berhasil memitigasi ketidakpastian yang biasanya muncul pada metode AHP konvensional. Secara kritis, penulis melihat bahwa jika penelitian ini menggunakan AHP standar, hasil bobot mungkin akan terlalu kaku dan tidak mampu mengakomodasi rentang keraguan responden. Namun, terdapat batasan penelitian pada tahap penyusunan hierarki, di mana eliminasi kriteria seperti *Wifi* dan *In-flight Entertainment* dilakukan karena rendahnya frekuensi kemunculan topik tersebut. Meskipun secara data hal ini valid untuk mereduksi

dimensi, eliminasi ini berisiko menghilangkan peluang identifikasi kebutuhan masa depan penumpang yang mulai memprioritaskan konektivitas digital.

Hasil analisis bobot ini sangat relevan untuk dijadikan dasar bagi penelitian selanjutnya, terutama dalam mengeksplorasi metode pembobotan alternatif seperti *Best-Worst Method* (BWM) yang diklaim memiliki tingkat konsistensi lebih tinggi dengan jumlah perbandingan yang lebih sedikit. Secara komprehensif, integrasi antara hasil ekstraksi topik LDA dengan pembobotan *Fuzzy AHP* telah berhasil menciptakan kerangka kerja yang objektif. Temuan bahwa *Staff Service* adalah prioritas utama dari sisi kepentingan pelanggan akan menjadi kompas yang sangat menentukan ketika diintegrasikan dengan performa aktual maskapai pada tahap perhitungan selanjutnya. Kesenjangan antara harapan tinggi pada staf dengan realitas pelayanan di lapangan inilah yang nantinya akan menentukan arah kebijakan perbaikan industri penerbangan LCC di Indonesia secara lebih tepat sasaran.

5.3 Analisis Urgensi Perbaikan Kriteria Layanan

Penentuan urgensi perbaikan kriteria melalui algoritma VIKOR menghasilkan temuan utama yang menegaskan adanya krisis kualitas pada aspek interaksi manusia dalam industri maskapai LCC di Indonesia. Secara kritis, penetapan *Staff Service* sebagai prioritas pertama dengan nilai indeks kompromi sempurna sebesar 1 mencerminkan fenomena kesenjangan ekspektasi yang sangat akut. Pentingnya temuan ini terletak pada fakta bahwa meskipun penumpang memilih layanan berbiaya rendah, mereka tetap menaruh ekspektasi tertinggi pada kriteria staf sebagaimana tervalidasi pada bobot *Fuzzy AHP*, namun justru pada kriteria inilah mereka merasakan penyesalan (*regret*) dan *utility loss* yang paling besar. Angka $Q_i = 1$ menjadi alarm bagi industri bahwa profesionalisme kru kabin dan petugas bukan lagi sekadar pelengkap, melainkan titik kegagalan layanan yang paling sensitif bagi kepuasan pelanggan secara makro.

Ketidaknormalan yang menarik untuk dicermati muncul pada kriteria *Ground Service* yang memiliki nilai indeks sebesar 0. Hal ini tidak boleh diinterpretasikan secara dangkal bahwa layanan darat telah mencapai standar sempurna, melainkan menunjukkan bahwa dalam ekosistem LCC saat ini, performa layanan darat adalah yang paling

konsisten mendekati solusi ideal lokal dibandingkan kriteria lainnya. Secara kritis, peneliti melihat adanya kecenderungan penumpang untuk lebih "memafkan" kerumitan prosedur administratif di darat daripada sikap staf yang tidak membantu. Sebaliknya, posisi *Seating Comfort* ($Q_i = 0,4994$) dan *Value for Money* ($Q_i = 0,4936$) yang berada pada peringkat menengah mengindikasikan bahwa meskipun isu kenyamanan fisik pesawat sering dikeluhkan dalam ulasan negatif LDA, urgensi perbaikannya masih berada di bawah krisis layanan staf. Pelanggan LCC tampaknya telah menginternalisasi keterbatasan fasilitas fisik sebagai konsekuensi harga, namun mereka menolak menoleransi rendahnya kualitas pelayanan personel.

Validitas temuan ini diperkuat melalui uji stabilitas yang menunjukkan hasil sangat kokoh. Selisih antara kriteria peringkat pertama dan kedua mencapai 0,5006, yang berarti dua kali lipat lebih besar dari ambang batas minimum sebesar 0,25. Signifikansi selisih ini membuktikan bahwa prioritas perbaikan pada *Staff Service* bersifat mutlak dan tidak akan berubah meskipun terjadi sedikit fluktuasi pada parameter strategi kompromi. Pemenuhan syarat stabilitas ini memberikan arti penting bagi pengambilan keputusan strategis dimana industri LCC Indonesia memiliki satu "musuh bersama" yang jelas, yaitu rendahnya performa staf. Jika perbaikan difokuskan secara masif pada aspek ini, maka secara matematis, tingkat ketidakpuasan industri akan menurun secara jauh lebih drastis dibandingkan melakukan perbaikan pada kriteria lainnya secara parsial.

5.4 Analisis Batasan dan Alternatif Metode

Keberhasilan penelitian ini dalam mengonversi data ulasan mentah menjadi prioritas perbaikan yang presisi tidak terlepas dari arsitektur akuisisi data yang dirancang secara granular, namun secara kritis penulis menemukan beberapa titik lemah yang menjadi batasan sekaligus peluang riset di masa depan. Temuan utama pada tahap teknis adalah efektivitas mekanisme visual to numeric transformation dalam membedah struktur DOM situs Skytrax. Penggunaan logika hitung *tag star-fill* untuk mengubah ikon visual menjadi skalar numerik diskrit skala 1-5 merupakan jembatan krusial yang memungkinkan data kualitatif ulasan bersinergi dengan perhitungan matematis VIKOR. Namun, secara kritis peneliti mengamati adanya risiko sampling bias yang inheren pada pemilihan sumber data

tunggal. Meskipun Skytrax diakui secara internasional, ketergantungan pada *platform* ini menyebabkan *dataset* didominasi oleh penumpang yang memiliki literasi digital tinggi dan kemampuan bahasa Inggris, sehingga ulasan tersebut mungkin belum sepenuhnya mencerminkan suara "akar rumput" penumpang domestik Indonesia pada rute-rute perintis yang lebih banyak menggunakan *platform* agen perjalanan domestik.

Analisis terhadap integritas data juga mengungkap ketidaknormalan pada distribusi atribut layanan yang tersedia. Prosedur *null value handling* yang diimplementasikan dengan memberikan nilai *np.nan* mengungkap tingginya angka *missing values* pada beberapa dimensi layanan spesifik seperti *Wifi* dan *In-flight Entertainment*. Secara kritis, hal ini memaksa peneliti untuk melakukan eliminasi kriteria tersebut dari struktur hierarki awal. Meskipun langkah ini secara metodologis dibenarkan untuk menjaga validitas bobot *Fuzzy AHP*, eliminasi ini membatasi kemampuan penelitian dalam memotret kebutuhan masa depan penumpang sangat bergantung pada konektivitas digital. Selain itu, penggunaan teknik *lemmatization* dan *POS Tag filtering* dalam tahap *pre-processing*, meski efektif mereduksi *noise*, berisiko menghilangkan nuansa emosi tertentu yang terkandung dalam kata sifat bahasa slang atau singkatan ekspresif yang sering digunakan penumpang dalam situasi frustrasi.

Secara metodologis, penggunaan LDA sebagai instrumen identifikasi topik memiliki batasan mendasar dalam menangkap konteks kalimat karena pendekatannya yang berbasis *Bag-of-Words*. Penulis menilai bahwa kelemahan ini sering kali menyebabkan hilangnya keterkaitan antara satu keluhan dengan keluhan lainnya dalam satu paragraf ulasan yang panjang. Sebagai alternatif untuk meningkatkan akurasi di masa depan, penggunaan metode berbasis transformer yang lebih canggih seperti *BERTopic* atau integrasi dengan *Large Language Models* (LLM) sangat disarankan. Metode tersebut memiliki kemampuan *word embedding* yang lebih dalam sehingga dapat memahami urutan kata dan konteks semantik secara lebih halus. Arti penting dari pengakuan batasan ini adalah untuk menegaskan bahwa hasil prioritas perbaikan yang dihasilkan saat ini merupakan "potret besar" dari kondisi industri LCC, namun masih memerlukan validasi lebih lanjut menggunakan model yang lebih sensitif terhadap konteks kalimat komplain yang kompleks.

Hasil pembahasan ini pada akhirnya dapat dijadikan sebagai dasar yang kuat bagi usulan penelitian selanjutnya di bab berikutnya. Riset mendatang dapat memperluas cakupan data dengan mengombinasikan ulasan dari *platform* lokal seperti ulasan pada aplikasi agen perjalanan daring domestik (Traveloka, Tiket.com, dan lain sebagainya) guna mendapatkan perspektif yang lebih universal dan minim bias bahasa. Selain itu, penerapan alternatif metode *Multi-Criteria Decision Making* (MCDM) seperti *Best-Worst Method* (BWM) dapat dipertimbangkan untuk menguji konsistensi bobot kepentingan kriteria yang dihasilkan oleh Modified *Fuzzy AHP*. Dengan mengeksplorasi sumber data yang lebih heterogen dan algoritma yang lebih kontekstual, penelitian selanjutnya diharapkan dapat memberikan resolusi prioritas perbaikan yang lebih tajam bagi maskapai LCC dalam menghadapi dinamika ekspektasi penumpang di Indonesia yang terus berkembang.

5.5 Rekomendasi

Berdasarkan hasil integrasi *Topic Modeling* LDA dan *Modified Fuzzy AHP-VIKOR*, penelitian ini menghasilkan rekomendasi strategis yang disusun menggunakan pendekatan *Service Engineering*. Fokus utama diberikan kepada kriteria dengan indeks VIKOR tertinggi ($Q_i = 1$), yaitu *Staff Service*, dengan mempertimbangkan temuan kualitatif dari ekstraksi ulasan negative dimana dapat disusun rekomendasi berupa:

1. *Framework Plan Do Check Act* (PDCA) dalam Transformasi Layanan LCC
 - a. *Plan (Operational Deep-Dive & Diagnostic)*
 - 1) Identifikasi *Critical Success Factors*
Mengambil *output* kriteria prioritas utama, misalnya *Staff Service* sebagai fokus utama perbaikan.
 - 2) *Root Cause Analysis* via 4M *Framework*
Terdiri dari *man* (analisis beban kerja kru dan kualifikasi *soft skills*), *machine/tech* (audit infrastruktur digital), *method* (peninjauan birokrasi dalam SOP pelayanan), dan *material/environment* (evaluasi fasilitas fisik).
 - 3) *Service Blueprinting*

Memetakan seluruh perjalanan penumpang untuk menemukan *Fail Points* dan memastikan *Line of Visibility* untuk diperbaiki secara total.

b. *Do (Engineering Design & Intervention)*

1) *Human Capital Strategy (People)*

Redesain kurikulum pelatihan kru yang berbasis pada temuan spesifik. Jika sentimen negatif dominan pada "empati", maka fokus pelatihan dialihkan ke *Conflict Resolution* dan *Emotional Intelligence*.

2) *Process Optimization (Process)*

Menerapkan prinsip *Lean Service* untuk menghilangkan aktivitas non-tambah nilai (*waste*). Contohnya yaitu mengoptimalkan *layout* antrean di bandara atau menyederhanakan alur *refund process* untuk meningkatkan efisiensi waktu.

3) *Digital Integration (Technology)*

Mengembangkan solusi yang meningkatkan transparansi. Misalnya, fitur pelacakan *refund* secara *real-time*/optimisasi *AI-Chatbot* yang berpindah ketika mendeteksi tingkat kemarahan tinggi pada *chat* dari pelanggan.

c. *Check (Assessment & Training)*

1) *Agile Sentiment Scraping*

Menjalankan *automated script* secara berkala pada *platform* seperti Skytrax untuk menangkap reaksi pasar pasca-perbaikan secara objektif.

2) *Comparative Performance Metrics*

Membandingkan nilai sebelum dan sesudah intervensi. Keberhasilan strategi diukur dari peningkatan nilai kepuasan pada kriteria yang diperbaiki.

3) *Gap Analysis*

Mengidentifikasi apakah masih terdapat kesenjangan antara standar baru yang diterapkan dengan ekspektasi aktual pelanggan di lapangan.

d. *Act (Standardization & Continuous Resilience)*

1) Standarisasi SOP

Jika hasil tahap *check* menunjukkan peningkatan signifikan, strategi tersebut diformalkan menjadi SOP baru perusahaan.

2) *Agile Pivot & Adjustment*

Jika target belum tercapai, tim kembali ke tahap *plan* untuk mengevaluasi variabel 4M yang mungkin terlewatkan.

3) *Strategic Feedback Loop*

Menjadikan seluruh data yang terkumpul sebagai aset pengetahuan untuk mengantisipasi perubahan tren preferensi penumpang di masa depan.

2. Matriks Rekomendasi Prioritas

Dapat diusulkan matriks rekomendasi prioritas sebagai detail tindakan perbaikan yang diusulkan bagi manajemen maskapai LCC di Indonesia seperti pada Tabel 5.1.

Tabel 5. 1 Matriks Rekomendasi Prioritas

Peringkat	Kriteria Prioritas	Isu Utama	Usulan Tindakan
1	<i>Staff Service</i>	Sikap staf kurang profesional, kurangnya empati, dan respons yang lambat.	1. Re-Standarisasi SOP Pelayanan Menyederhanakan alur komunikasi staf saat menangani keluhan dan fokus pada SOP yang memangkas birokrasi koordinasi. 2. Optimalisasi <i>Mobile Assistant</i> di Gate (<i>Cost & TAT</i>) Staf dilengkapi perangkat <i>mobile</i> untuk mengecek manifes atau menangani <i>re-routing</i> langsung di ruang tunggu guna mencegah <i>bottleneck</i> antrean di konter.
2	<i>Seating Comfort</i>	Kabin sempit, alokasi kursi dianggap tidak adil.	1. Optimasi Logika Penempatan Kursi Merancang ulang algoritma pada sistem <i>check-in</i> agar secara otomatis mengelompokkan

Peringkat	Kriteria Prioritas	Isu Utama	Usulan Tindakan
			penumpang sesuai nomor pesanan tanpa biaya tambahan
			2. Penataan <i>Micro-Ergonomic Restructuring</i> Penataan ulang <i>seat pocket</i> dengan menggeser posisi literatur majalah ke bagian atas, sehingga menambah <i>knee clearance</i> sekitar 1-2 inci tanpa perlu merombak <i>pitch</i> kursi.
3	<i>Value for Money</i>	Adanya biaya tersembunyi dan harga yang fluktuatif.	1. Penerapan Konversi <i>Unused Ancillary Rollover</i> Menerapkan sistem fleksibilitas di mana kuota bagasi yang dibeli namun bersisa (misal beli 20 kg hanya terpakai 15 kg), nilainya tidak hangus 100%. Sisa nilai ini dikonversi otomatis menjadi <i>micro-credits</i> yang terkunci di aplikasi maskapai untuk penerbangan berikutnya.

BAB VI

PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dilakukan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengidentifikasi 14 topik utama layanan maskapai LCC melalui algoritma *Topic Modeling* LDA. Topik-topik tersebut merepresentasikan dimensi layanan yang paling krusial bagi penumpang, mulai dari aspek digital (*Web Booking*), operasional darat (*Check-in Efficiency*, *Refund Process*), hingga interaksi personil (*Staff Helpfulness*, *Cabin Crew Attitude*). Temuan kunci menunjukkan bahwa topik *Check-in Efficiency* merupakan atribut paling dominan yang memengaruhi persepsi pelanggan, baik dalam konteks kepuasan (proporsi 0,125) maupun ketidakpuasan (proporsi 0,115).
2. Hasil pembobotan kriteria secara objektif menggunakan metode *Modified Fuzzy AHP* menunjukkan bahwa *Staff Service* (C_2) merupakan kriteria dengan bobot kepentingan tertinggi bagi pelanggan LCC di Indonesia, yaitu sebesar 0,2249. Hal ini diikuti oleh kriteria *Value for Money* (0,2071), *Seating Comfort* (0,1982), *Food Quality* (0,1982), dan terakhir adalah *Ground Service* (0,1716). Temuan ini membuktikan bahwa meskipun berada pada segmen penerbangan murah, penumpang tetap memprioritaskan kualitas interaksi manusia sebagai elemen pelayanan yang paling berharga.
3. Prioritas utama atribut layanan yang harus diperbaiki oleh industri maskapai LCC di Indonesia berdasarkan hasil integrasi *Modified Fuzzy AHP*-VIKOR adalah *Staff Service* dengan nilai indeks VIKOR (Q_i) sebesar 1. Peringkat selanjutnya secara berturut-turut adalah *Seating Comfort* (0,4994), *Value for Money* (0,4936), *Food Quality* (0,3893), dan *Ground Service* (0,000). Hasil ini dinyatakan sebagai solusi kompromi yang stabil berdasarkan uji stabilitas, yang menandakan bahwa perbaikan pada atribut layanan *Staff Service* merupakan langkah paling mendesak karena memiliki

kesenjangan paling lebar antara ekspektasi tinggi pelanggan dengan realitas pelayanan di lapangan.

6.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian dan pembahasan yang telah dipaparkan, terdapat beberapa poin rekomendasi yang dapat diusulkan untuk pengembangan penelitian selanjutnya guna memperluas kontribusi di bidang ilmu Teknik Industri:

1. Diversifikasi Sumber Data dan Demografi Penumpang

Mengingat adanya keterbatasan pada sumber data Skytrax yang cenderung memiliki bias terhadap penumpang internasional, penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan pengumpulan data secara *cross-platform*. Integrasi ulasan dari platform media sosial lokal (X) atau *Online Travel Agent* (OTA) domestik seperti Traveloka dan Tiket.com dapat memberikan perspektif yang lebih universal dan merepresentasikan suara penumpang dari berbagai lapisan demografi di Indonesia.

2. Penerapan Algoritma NLP Berbasis *Contextual Embedding*

Untuk mengatasi kelemahan model LDA yang berbasis *Bag-of-Words*, penelitian mendatang direkomendasikan untuk menggunakan algoritma yang memanfaatkan *Large Language Models* (LLM). Penggunaan metode ini memungkinkan sistem untuk menangkap konteks semantik dan nuansa linguistik yang lebih halus, sehingga hasil identifikasi atribut layanan menjadi lebih akurat dan kontekstual.

3. Integrasi dengan Metode *Quality Function Deployment* (QFD)

Penelitian lanjutan disarankan untuk mengintegrasikan hasil prioritas perbaikan dari VIKOR ke dalam matriks *House of Quality* (HoQ). Dengan menghubungkan atribut keinginan pelanggan (*WHATs*) ke dalam karakteristik teknis operasional (*HOWs*), maskapai dapat merancang solusi teknis yang lebih konkret dan terukur untuk memperbaiki kriteria *Staff Service*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abdurrahman, V., & Aprianingsih, A. (2025). Indonesia's Low-Cost Carrier Competitive Landscape: An Analysis of 7 P's. *Journal Integration of Management Studies*, 3(2), 212–226.
- Adnan, M., Rashid, M., Khan, S. N., & Baig, F. J. (2023). Impact of Service Quality on Business Sustainability: A Mediation-Moderation Prospective. *Pakistan Journal of Humanities and Social Sciences*, 11(02), 2737–2745.
- Akram, M., Muhiuddin, G., & Santos-Garc, G. (2022). An Enhanced VIKOR Method for Multi-Criteria Group Decision-Making with Complex Fermatean Fuzzy Sets. *Mathematical Biosciences & Engineering*, 19(7), 7201–7231.
- Aleqabie, H. J., Sfoq, M. S., Albeer, R. A., & Abd, H. (2024). A Review of Text Mining Techniques: Trends, and Applications In Various Domains. *Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics*, 5(1), 125–141.
- Antonio, V., & Salomon, P. (2024). Consistency Improvement in the Analytic Hierarchy Process. *Mathematics*, 12(828), 1–13.
- Arikunto, S. (2010). *Prosedur Penelitian: Suatu Pendekatan Praktik*.
- Awadh, M. Al. (2023). Assessing the Quality of Sustainable Airline Services Utilizing the Multicriteria Decision-Making Approach. *Sustainability*, 15(9), 1–19.
- Ayan, B., Abacioglu, S., & Basilio, M. P. (2023). A Comprehensive Review of the Novel Weighting Methods for Multi-Criteria Decision-Making. *Information*, 14(285), 1–28.
- Badanik, B., Remenysegova, R., & Kazda, A. (2023). Sentimental Approach to Airline Service Quality Evaluation. *Aerospace*, 10(883), 1–17.
- Barnett, G. A., Calabrese, C., & Ruiz, J. B. (2023). A Comparison of Three Methods to Determine the Subject Matter in Textual Data. *Frontiers in Research Metrics and Analytics*, 02(June), 1–11.
- Bhushan, N., & Rai, K. (2022). *Strategic Decision Making: Applying the Analytic Hierarchy Process (Decision Engineering)*.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research* 3, 3(Jan), 993–1022.
- Çalik, A., Onifade, S. T., & Alola, A. A. (2023). Evaluating Supply Resilience Performance of an Automotive Industry during Operational Shocks: A Pythagorean Fuzzy. *Systems*, 11(8), 1–23.
- Calli, L., & Calli, F. (2023). Understanding Airline Passengers During Covid-19 Outbreak to Improve Service Quality: Topic Modeling Approach to Complaints with Latent Dirichlet Allocation Algorithm. *TRR: Journal of Transportation Research Record*, 2677(4), 656–673. <https://doi.org/10.1177/03611981221112096>
- Chang, A., & Zhang, X. (2024). Mapping Metaverse Industrial Architecture Using LDA and Bibliometrics Based on Technology News Framing. *Asia Pacific Management Review*, 29(4), 369–383. <https://doi.org/10.1016/j.apmr.2024.09.001>
- Chaturvedi, S., Bhatt, N., Shah, V., Jodhani, K. H., & Patel, D. (2025). Landfill Site Selection in Hilly Terrains: An Integrated RS-GIS Approach with AHP and VIKOR. *Waste Management Bulletin*, 3(1), 332–348. <https://doi.org/10.1016/j.wmb.2025.01.010>

- Chisale, S. W., & Lee, H. S. (2023). Energy for Sustainable Development Evaluation of Barriers and Solutions to Renewable Energy Acceleration in Malawi , Africa , Using AHP and Fuzzy TOPSIS Approach. *Energy for Sustainable Development*, 76(May). <https://doi.org/10.1016/j.esd.2023.101272>
- Churchill, R., & Singh, L. (2022). The Evolution of Topic Modeling. *ACM Computing Surveys*, 54(10), 1–35.
- Damayanti, N. M., Ariningtyas, I. D., Izuddin, M., Icham, A., & Sari, A. P. (2025). Analisis Sentimen Publik Pada Tagar # BTSComeback Di Platform X Menggunakan IndoBERTweet. *JITET (Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan)*, 13(3), 1142–1153.
- Daryanti, & Widodo, T. (2024). Analisis Sentimen Ulasan Penumpang Maskapai Penerbangan Indonesia Menggunakan Support Vector Machine, Naive Bayes, dan Random Forest. *Indonesian Journal of Computer Science (IJCS)*, 13(5), 8437–8445.
- Das, S., Dutta, R., De, S., & De, S. (2024). Review of Multi-Criteria Decision-Making for Sustainable Decentralized Hybrid Energy Systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 202(114676), 1–20.
- Depczyński, R. (2024). Assessing Raw Material Efficiency and Waste Management for Sustainable Development: A VIKOR and TOPSIS Multi-Criteria Decision Analysis. *Production Engineering Archives*, 30(4), 537–550. <https://doi.org/10.30657/pea.2024.30.50>
- Dev, Astha, Faizan, Sneha, Vaibhavi, & Raut, P. (2023). The Economic Impact of Aviation. *International Journal of Research Publication and Reviews*, 4(12), 4193–4198.
- Diwayanti, N. V., Widayat, & Robbie, I. (2025). Assessing the Role of Service Quality, Customer Experience and Perceived Value as Mediator on Customer Loyalty: Evidence in Indonesian Pharmacies. *International Journal of Pharmaceutical and Healthcare Marketing*.
- Ebadi, A., Deveci, M., Karagoz, S., & Antucheviciene, J. (2023). A State of The Art Survey of Evaluation Based on Distance from Average Solution (EDAS): Developments and Applications. *Expert Systems With Applications*, 221(June 2022), 119724. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119724>
- Ecer, F. (2024). A State of The Art Review of The BWM Method and Future Research Agenda. *Technological and Economic Development of Economy*, 30(4), 1165–1204.
- Egger, R. (2022). Topic Modelling: Modelling Hidden Semantic Structures in Textual Data. *Applied Data Science in Tourism*, 375–403.
- Eroğlu, H. (2025). A Spatial Decision Making Framework Using Neutrosophic VIKOR for Wind Energy Investment in Turkey. *Scientific Reports*, 15(33593), 1–17.
- Fang, J., & Partovi, F. Y. (2021). Criteria Determination of Analytic Hierarchy Process Using a Topic Model. *Expert Systems With Applications*, 169(February 2020). <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114306>
- Farzadnia, S., Vanani, I. R., & Hanafizadeh, P. (2024). An Experimental Study for Identifying Customer Prominent Viewpoints on Different Flight Classes by Topic Modeling Methods. *International Journal of Information Management Data Insights*, 4(1), 100223. <https://doi.org/10.1016/j.jjime.2024.100223>

- Gärtner, Q., Bianchi, A., Mulrav, H., & Reinhart, G. (2024). Combining The Analytical Hierarchy Process, Fuzzy Expert Systems, and The Exponential Risk Priority Number for The Holistic Evaluation of Innovation Projects in Manufacturing. *Production & Manufacturing Research*, 12(1), 1–32. <https://doi.org/10.1080/21693277.2024.2378200>
- Gustiana, R., Hidayat, T., & Fauzi, A. (2022). Pelatihan dan Pengembangan Sumber Daya Manusia (Suatu Kajian Literatur Review Ilmu Manajemen Sumber Daya Manusia). *JEMSI: Jurnal Ekonomi Manajemen Sistem Informasi*, 3(6), 657–666.
- Hankar, M., Kasri, M., & Beni-Hssane, A. (2025). A Comprehensive Overview of Topic Modeling: Techniques, Applications and Challenges. *Neurocomputing*, 628(May).
- Harahap, A. R., Helena, N., Simbolon, M., & Agata, R. A. (2022). Metode Fuzzy AHP (Analytical Hierarchy Process) Untuk Pemilihan Metode Pembelajaran Demi Menunjang Pembelajaran Matematika. *Jurnal Sains Dan Edukasi Sains*, 5(1), 9–17.
- Hemati, M. H., & Lexian, H. (2025). Using Vikor's Multi-Criteria Decision Making Method to Find the Best Combination of PZT5 in the Presence of Barium, Cobalt, and Molybdenum Additives for Use in Pressure Sensors. *Results in Materials*, 28(March). <https://doi.org/10.1016/j.rinma.2025.100796>
- Hendiani, S., Ebadi, A., Venghaus, S., & Walther, G. (2025). Leading The Green Charge: A Novel Type-2 Fuzzy VIKOR Method Applied to Eco-Conscious Freight Transport. *Expert Systems With Applications*, 285(June).
- İç, Y. T., Çelik, B., Kavak, S., & Baki, B. (2022). An Integrated AHP-Modified VIKOR Model for Financial Performance Modeling in Retail and Wholesale Trade Companies. *Decision Analytics Journal*, 3(May). <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100077>
- Jamshaid, H., Mishra, R. K., Muller, M., Ahmad, N., Ijaz, M., Shoaib, M., Chandan, V., & Jirku, P. (2025). Optimization of Flammability and Thermo-Physiological Comfort Properties in Fire-Fighter's Protective Clothing Using VIKOR Technique. *Results in Engineering*, 26(104630). <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104630>
- Jethwa, S., & Vora, N. (2024). A Comprehensive Analysis of Airline Passenger's Satisfaction Through Classification Model. *Journal of Trends in Computer Science and Smart Technology*, 6(4), 324–337.
- Jin, X., Zhou, W., Zhu, Q., Wang, W., & Xu, G. (2025). Research on the Analysis and Application of Technological Supply and Demand Structure Based on LDA and BERTopic Models. *Cognitive Robotics*, 5(March), 260–275. <https://doi.org/10.1016/j.cogr.2025.07.001>
- Jong, F. A. R. C., & Ahmed, M. M. (2024). Multi-Criteria Decision-Making Solutions for Optimal Solar Energy Sites Identification: A Systematic Review and Analysis. *IEEE Access*, 12(August), 143458–143484.
- Joshi, M., & Khandekar, P. (2025). Prioritizing Barriers to Circular Economy Implementation in Toy Industry using Analytical Hierarchy Process. *Journal of Scientific & Industrial Research*, 84(March), 278–286. <https://doi.org/10.56042/jsir.v84i03.9847>
- Kim, J., Koo, B., Nam, M., Jang, K., Lee, J., Chung, M., & Song, Y. (2025). Text Mining Approaches for Exploring Research Trends in the Security Applications of

- Generative Artificial Intelligence. *Applied Sciences*, 15(3355), 1–24.
- Kılıç, S., & Enginkaya, E. (2024). Uncovering Airline Service Quality Dimensions from Passengers' Online Reviews: A Text Mining Approach to Validate and Extend SERVQUAL. *Business And Management Studies An International Journal*, 12(3), 492–504.
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2016). *Marketing Management* (15th Editi). Pearson Pretice Hall, Inc.
- Kukana, R., & Jakhar, O. P. (2021). Synthesis of Biodiesel from Prosopis Juliflora and Using MCDM Analytical Hierarchy Process Technique for Evaluating with Different Biodiesel Synthesis of Biodiesel from Prosopis Juliflora and Using MCDM Analytical Hierarchy Process Technique for Evaluatin. *Cogent Engineering*, 8(1), 1–10. <https://doi.org/10.1080/23311916.2021.1957291>
- Kustyaningsih, Y., & Permana, Y. (2024). Penggunaan Latent Dirichlet Allocation (LDA) dan Support- Vector Machine (SVM) Untuk Menganalisis Sentimen Berdasarkan Aspek Dalam Ulasan Aplikasi EdLink The Use of Latent Dirichlet Allocation (LDA) and Support-Vector Machine (SVM) to Analyze Sentimen. *TEKNIKA: Journal of Information and Communication Technology*, 13(1), 127–136. <https://doi.org/10.34148/teknika.v13i1.746>
- Kwon, H., Ban, H., Jun, J., & Kim, H. (2021). Topic Modeling and Sentiment Analysis of Online Review for Airlines. *Information*, 12(78), 1–14.
- Law, C. (2022). Efficiency in Thailand's Air Transport Industry in the Era of Air Liberalisation Policies. *Case Studies on Transport Policy*, 10(3).
- Li, Q., Peng, H. A. O., Li, J., Xia, C., Yang, R., Sun, L., Yu, P. S., & He, L. (2022). A Survey on Text Classification: From Traditional to Deep Learning. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 13(2), 1–41.
- Liang, J., & Liu, P. (2024). Shared Manufacturing Service Evaluation Based on Intuitionistic Fuzzy VIKOR. *Heliyon*, 10(8). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e29250>
- Mahdikhani, M., & Meena, P. (2024). Metaverse Applications and Supply Chain Innovation: Insights from Text Mining. *Journal of Innovation & Knowledge*, 9(100591). <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100591>
- Martina, Z., Rojik, S., Prokop, M., & Stolin, R. (2022). Factors Affecting the International Flight Delays and Their Impact on Airline Operation and Management and Passenger Compensations Fees in Air Transport Industry : Case Study of a Selected Airlines in Europe. *Sustainability*, 14(17463), 1–16.
- Medea, M. J., Rantung, V. P., & Kembuan, O. (2024). Metode Latent Dirichlet Allocation dalam Pemodelan Topik Headline Berita Online tentang Hukum dan Kriminal. *JOINTER: Journal of Informatics Engineering*, 5(02), 1–7. <https://doi.org/10.53682/jointer.v5i02.63>
- Mulliner, E., Malys, N., & Maliene, V. (2016). Comparative Analysis of MCDM Methods for the Assessment of Sustainable Housing Affordability. *Omega*, 5(9), 146–156.
- Murugesan, R., Rekha, A. P., Nitish, N., & Balanathan, R. (2024). Forecasting Airline Passengers' Satisfaction Based on Sentiments and Ratings: An Application of

- VADER and Machine Learning Techniques. *Journal of Air Transport Management*, 120(June), 1–9.
- Nandwani, P., & Verma, R. (2021). A Review on Sentiment Analysis and Emotion Detection from Text. *Social Network Analysis and Mining*, 11(1).
- Neeraj, Goraya, M. S., & Singh, D. (2021). A Comparative Analysis of Prominently Used MCDM Methods in Cloud Environment. *Research Square*, 77, 3422–3449.
- Nerella, S., Bandyopadhyay, S., Zhang, J., Contreras, M., Siegel, S., Bumin, A., Silva, B., Sena, J., Shickel, B., Bihorac, A., Khezeli, K., & Rashidi, P. (2024). Transformers and Large Language Models in Healthcare: A Review. *Artificial Intelligence in Medicine*, 154(102900).
- Nguyen, C.-V. (2024). Air Transport Resilience, Tourism and Its Impact on Economic Growth. *Economies*, 12(236), 1–18.
- Onifade, Y., Ogeawuchi, J. C., & Abayomi, A. A. (2024). Data-Driven Engagement Framework : Optimizing Client Relationships and Retention in the Aviation Sector. *International Journal of Advanced Multidisciplinary Research and Studies*, 4(6), 2163–2180.
- Özkan, L. B., & Atalik, P. D. Ö. (2025). Evaluation of Customer Satisfaction Dimensions in Full Service and Low-Cost Airlines ia Dynamic Topic Modelling Approach. *Vizyoner Dergisi*, 16(46), 559–584.
- Pal, S., Pramanik, P. K. D., Maity, A., & Choudhury, P. (2021). Learner Question's Correctness Assessment and A Guided Correction Method: Enhancing the User Experience in an Interactive Online Learning System. *PeerJ Computer Science*, 7(532).
- Pangestu, M. R. A., Fatimah, S., & Hariyadi, D. (2024). The Effect of Lion Air Airline Ground Time on Time Performance at Hang Nadim International Airport Batam. *Sustainable Transport Strategies for Developing Countries Towards an Eco-Friendly System*, 3(1), 651–657.
- Portmann, E., Wilke, G., Teran, L., & D'Onofrio, S. (2026). *Fuzzy Sets and Systems II*.
- Prastiningtyas, D. A., Purwiantono, G. S., Purwiantono, F. E., & Aditya, A. (2025). Enhancing Consumer Decision-Making in Skincare: Implementation of the VIKOR Method for Product Recommendation Systems. *TEKNIKA: Journal of Information and Communication Technology*, 14(2), 172–180. <https://doi.org/10.34148/teknika.v14i2.1218>
- Qiu, Z., Huang, G., Qin, X., Wang, Y., Wang, J., & Zhou, Y. (2024). A Hybrid Semantic Representation Method Based on Fusion Conceptual Knowledge and Weighted Word Embeddings for English Texts. *Information*, 15(708), 1–18.
- Qolbu, A. A., Fitriyati, N., & Inayah, N. (2025). Performa Naïve Bayes, SVM, dan IndoBERT pada Analisis Sentimen Twitter IndiHome dengan Strategi Penanganan Data Tidak Seimbang. *Jurnal Fourier*, 814(1), 29–44.
- Rana, Z. A. M., Haritza, I. T., Fadhillah, M. A., & Purnama, D. A. (2025). Analysis of Public Opinion on Disability Services Using Sentiment Analysis and Latent Dirichlet Allocation Topic Modeling Methods. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 08(3), 69–79.
- Rifaldi, D., & Fadlil, A. (2023). Teknik Pre-Processing Pada Text Mining Menggunakan

- Data Tweet “Mental Health.” *Dianda Rifaldi Abdul Fadili Herman*, 3(2), 161–171.
- Romero, J. D., Feijoo-garcia, M. A., Nanda, G., Newell, B., & Magana, A. J. (2024). Evaluating the Performance of Topic Modeling Techniques with Human Validation to Support Qualitative Analysis. *Big Data and Cognitive Computing*, 8(132), 1–27.
- Roy, P. K., & Shaw, K. (2022). A Fuzzy MCDM Decision-Making Model for M-Banking Evaluations: Comparing Several M-Banking Applications. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 14(2).
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill.
- Saaty, T. L., & Vargas, L. G. (2022). *Models, Methods, Concepts & Applications of the Analytic Hierarchy Process*.
- Sah, A. K., Hong, Y., & Huang, K. (2025). Enhancing Brand Value Through Circular Economy Service Quality: The Mediating Roles of Customer Satisfaction , Brand Image , and Customer Loyalty. *Sustainability*, 17(1332), 1–22.
- Settu, K., & Jayalakshmi, M. (2025). Results in Engineering Synergizing Neutrosophic Logic with Entropy-VIKOR of MCDM for Superior AWR Robot Selection in Manufacturing. *Results in Engineering*, 27(August). <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.106546>
- Sinem, V., Kargı, A., & Cesur, F. (2024). Renewable Energy Technology Selection for Hotel Buildings: A Systematic Approach Based on AHP and VIKOR Methods. *Buildings*, 14(2662), 1–32.
- Soeparyanto, T. S., Statiswaty, Mangidi, U., & Mandya, I. (2025). Pelayanan Maskapai Low-Cost Carrier dan Full Service Carrier Indonesia. *Jurnal Teknik Sipil*, 32(1), 99–112. <https://doi.org/10.5614/jts.2024.31.1.11>
- Sugiyono, P. D. (2019). *Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*.
- Suparta, M. M., & Irawan, M. I. (2025). Optimisasi Penempatan Recloser Dengan Metode AHP-VIKOR Untuk Mengurangi Wilayah Padam dan Meningkatkan Keandalan Distribusi Listrik. *Syntax Literate: Jurnal Ilmiah Indonesia*, 10(9), 7608–7624.
- Suryabrata, S. (2018). *Metodologi Penelitian*.
- Sutabri, T. (2005). *Sistem Informasi Manajemen*.
- Suurmond, R., Wynstra, F., & Johan, E. (2024). Text Mining and Network Analytics for Literature Reviews: Exploring the Landscape of Purchasing and Supply Management Research. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 30(100892), 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.pursup.2023.100892>
- Syafira, T., & Zufria, I. (2024). Implementasi Text Mining Dalam Penentuan Kinerja Layanan Antara Grab dan Gojek Berdasarkan Opini Masyarakat Menggunakan LDA. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 5(2), 666–675. <https://doi.org/10.47065/josh.v5i2.4833>
- Syah, M. P., Wardani, A. P., Idhom, M., & Trimono. (2025). Perbandingan Representasi Teks TF-IDF dan BERT Terhadap Akurasi Cosine Similarity Dalam Penilaian Otomatis Jawaban Berbasis Teks. *Data Sciences Indonesia (DSI)*, 5(1), 47–59. <https://doi.org/10.47709/dsi.v5i1.6021>
- Taherdoost, H., & Madanchian, M. (2023). Multi-Criteria Decision Making (MCDM) Methods and Concepts. *Encyclopedia*, 3(1), 77–87.
- Taurat, P., Lailin, B., Schmidt, T. S., & Steffen, B. (2023). Directions of Innovation for

- the Decarbonization of Cement and Steel Production – A Topic Modeling-Based Analysis. *Journal of Cleaner Production*, 407(April).
- Wandelt, S., Antoniou, C., Birolini, S., Delahaye, D., Dresner, M., Fu, X., Gössling, S., Hong, S., Odoni, A. R., Zanin, M., Zhang, A., Zhang, H., Zhang, Y., & Sun, X. (2024). Journal of the Air Transport Research Society Status Quo and Challenges in Air Transport Management Research. *Journal of the Air Transport Research Society*, 2(June), 100014. <https://doi.org/10.1016/j.jatrs.2024.100014>
- Wang, C., Masukujjaman, M., Alam, S. S., Ahmad, I., & Lin, C. (2023). The Effects of Service Quality Performance on Customer Satisfaction for Non-Banking Financial Institutions in an Emerging Economy. *International Journal of Financial Studies*, 11(33), 1–19.
- Wang, H., Tsui, K. W. H., Wu, H., Fu, X., & Wang, X. (2025). External Environments and the Growth of Low-Cost Carriers in the Asia-Pacific Region: A Systematic Review and Future Research Agendas. *Research in Transportation Economics*, 109(March).
- Wang, H., Wai, K., Tsui, H., Wang, X., Zhan, F., & Liu, Y. (2025). Behind Market Size: Understanding the Absence of Giant Low-Cost Carriers in Asia Pacific. *Journal of the Air Transport Research Society*, 4(100061), 1–9.
- Wang, K., Li, K., Jiang, X., Lin, J., Liu, X., Xiong, Z., & Ji, G. (2025). A Three-Dimensional Integrated Evaluation System for Product Competitiveness Under Complex Demands: An LDA and PSO-FAHP Based Hybrid Optimization Approach. *Alexandria Engineering Journal*, 128(May), 394–412.
- Xie, H., Li, Y., Pu, Y., Zhang, C., & Huang, J. (2024). Evaluating Airline Service Quality Through The Comprehensive Text-Mining and TOPSIS-VIKOR-AISM Analysis. *Journal of Air Transport Management*, 120(102655), 1–20.
- Yin, Y., Song, C., Jing, Y., Zhang, S., Ye, S., Wang, Y., & Gao, P. (2025). EWMS: A Software Tool for Interactively Using Entropy Weight Coefficient Method for Aggregating Sustainability Indicators. *Environmental Modelling & Software*, 191(106500).
- Ying, S. (2024). Guests' Aesthetic Experience with Lifestyle Hotels: An Application of LDA Topic Modelling Analysis. *Heliyon*, 10(16).
- Yum, K., & Yoo, B. (2023). The Impact of Service Quality on Customer Loyalty through Customer Satisfaction in Mobile Social Media. *Sustainability*, 15(11214), 1–14.
- Zhang, Y., & Cheng, L. (2023). The Role of Transport Infrastructure in Economic Growth: Empirical Evidence in the UK. *Transport Policy*, 133(January), 223–233. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2023.01.017>
- Zhao, X. (2025). A Hybrid Deep Learning and Fuzzy Logic Framework for Feature-Based Evaluation of English Language Learners. *Scientific Reports*, 15(33657), 1–40.
- Zulqarnain, M., Sheikh, R., Hussain, S., Sajid, M., Naseem, S., Majid, M., & Ullah, U. (2023). Text Classification Using Deep Learning Models: A Comparative Review. *Cloud Computing and Data Science*, 5(1), 80–96.

