ANALISIS SENTIMEN MAHASISWA TERHADAP *ARTIFICIAL INTELLIGENCE* MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* DAN *RANDOM FOREST* SERTA TINJAUAN BERDASARKAN RUMPUN ILMU DAN ETIKA AKADEMIK

Disusun Oleh:

N a m a : Rista Melinda Yuniar

NIM : 21523204

PROGRAM STUDI INFORMATIKA – PROGRAM SARJANA

FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI

UNIVERSITAS ISLAM INDONESIA

2025

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING

ANALISIS SENTIMEN MAHASISWA TERHADAP *ARTIFICIAL INTELLIGENCE* MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* DAN *RANDOM FOREST* SERTA TINJAUAN BERDASARKAN RUMPUN ILMU DAN ETIKA AKADEMIK

TUGAS AKHIR

Disusun Oleh:

N a m a : Rista Melinda Yuniar

NIM : 21523204

Yogyakarta, 9 Mei 2025

Pembimbing,

(Sri Mulyati, S.Kom., M.Kom.)

HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI

ANALISIS SENTIMEN MAHASISWA TERHADAP *ARTIFICIAL INTELLIGENCE* MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* DAN *RANDOM FOREST* SERTA TINJAUAN BERDASARKAN RUMPUN ILMU DAN ETIKA AKADEMIK

TUGAS AKHIR

Telah dipertahankan di depan sidang penguji sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer dari Program Studi Informatika – Program Sarjana di Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia

Yogyakarta, 26 Mei 2025

Tim Penguji

Sri Mulyati, S.Kom., M.Kom.

Anggota 1

Mukhammad Andri Setiawan, S.T., M.Sc., Ph.D.

Anggota 2

Feri Wijayanto, S.T., M.T.

Mengetahui,

Ketua Program Studi Informatika – Program Sarjana

Fakultas Teknologi Industri

Universitas Islam Indonesia

(Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D.)

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Rista Melinda Yuniar

NIM : 21523204

Tugas akhir dengan judul:

ANALISIS SENTIMEN MAHASISWA TERHADAP *ARTIFICIAL INTELLIGENCE* MENGGUNAKAN *MULTINOMIAL NAIVE BAYES* DAN *RANDOM FOREST* SERTA TINJAUAN BERDASARKAN RUMPUN ILMU DAN ETIKA AKADEMIK

Menyatakan bahwa seluruh komponen dan isi dalam tugas akhir ini adalah hasil karya saya sendiri. Apabila di kemudian hari terbukti ada beberapa bagian dari karya ini adalah bukan hasil karya sendiri, tugas akhir yang diajukan sebagai hasil karya sendiri ini siap ditarik kembali dan siap menanggung risiko dan konsekuensi apapun.

Demikian surat pernyataan ini dibuat, semoga dapat dipergunakan sebagaimana mestinya.

Yogyakarta, 8 Mei 2025





(Rista Melinda Yuniar)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Puji syukur atas limpahan rahmat dan karunia dari Allah SWT yang telah memberikan kelancaran kepada penulis sehingga dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini dengan baik. Sholawat serta salam senantiasa selalu tercurahkan kepada junjungan Nabi besar Muhammad saw sebagai suri teladan bagi umat manusia.

Laporan tugas akhir ini penulis persembahkan dengan penuh rasa hormat kepada kedua orang tua saya, Bapak dan Ibu, atas doa yang tidak pernah terputuskan untuk kelancaran penulis dalam masa perkuliahan serta dukungan yang tulus dalam setiap langkah penulis. Ucapan terima kasih juga ditujukan kepada teman-teman saya yang selalu mendampingi saya dalam proses penyelesaian tugas akhir sehingga penulis merasa termotivasi dan terdorong untuk menyelesaikan tugas akhir ini.

Penulis juga mengucapkan terima kasih yang setulus-tulusnya kepada Ibu Sri Mulyati, S.Kom., M.Kom., selaku dosen pembimbing atas arahan, motivasi, dan ilmu berharga yang senantiasa disampaikan kepada penulis dengan tulus. Tak lupa, penulis juga menyampaikan terima kasih kepada seluruh civitas akademika Universitas Islam Indonesia yang telah memberikan kesempatan kepada penulis untuk terus berkembang mengasah keterampilan dan pengetahuan selama perkuliahan berlangsung. Semoga segala bentuk kebaikan, motivasi, dorongan, dan doa yang diberikan oleh seluruh pihak menjadi amal yang diberkahi dan kebahagiaan yang berlipat ganda. Aamiin ya Rabbal ‘Alamin.

HALAMAN MOTO

“Hidup bukan hanya tentang menyelesaikan apa yang ada di depan mata, tetapi tentang menyiapkan diri untuk masa depan yang lebih bermakna.”

“Setiap langkah memiliki waktunya sendiri, sebab bunga mekar pun tak serentak di semua musim.”

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh.

Puji syukur dipanjatkan ke hadirat Allah SWT karena atas limpahan nikmat, rahmat, dan karunia-Nya sehingga penulisan tugas akhir ini dapat diselesaikan dengan baik. Tak lupa shalawat serta salam senantiasa tercurahkan kepada Nabi Muhammad saw sebagai suri teladan bagi umat manusia. Tugas akhir yang berjudul "Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap *Artificial Intelligence* Menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* dan *Random Forest* serta Tinjauan Terhadap Rumpun Ilmu dan Etika Akademik" ini disusun sebagai bagian dari pemenuhan syarat untuk memperoleh sarjana komputer pada Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Indonesia. Penyelesaian tugas akhir ini tidak terlepas dari dorongan, motivasi, bimbingan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, penulis menyampaikan terima kasih dengan rasa hormat dan setulus-tulusnya kepada:

1. Kedua orang tua, Bapak dan Ibu saya yang telah memberikan dukungan dan doa sehingga saya dapat menempuh perkuliahan di Universitas Islam Indonesia dengan baik.
2. Bapak Dr. Raden Teduh Dirgahayu, S.T., M.Sc. selaku Ketua Jurusan Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
3. Bapak Dhomas Hatta Fudholi, S.T., M.Eng., Ph.D. selaku Kaprodi Informatika Program Sarjana Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia.
4. Ibu Sri Mulyati, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Tugas Akhir yang telah memberikan arahan dan motivasi selama penyelesaian tugas akhir.
5. Bapak Moh. Idris, S.Kom., M.Kom. selaku Dosen Pembimbing Akademik yang telah informatif kepada saya dalam hal kepentingan akademik selama perkuliahan berlangsung.
6. Seluruh Dosen Jurusan Informatika Fakultas Teknologi Industri Universitas Islam Indonesia yang telah memberikan pengetahuan berupa ilmu yang sangat berharga selama masa perkuliahan.
7. Seluruh teman-teman Informatika Universitas Islam Indonesia angkatan 2021 atau Zenith 21 yang telah mendampingi saya selama perkuliahan dengan memberikan berupa semangat sehingga saya mampu untuk menyelesaikan tugas akhir ini.
8. Seluruh teman-teman kepanitiaan PETA FTI UII 2022 dan PETA FTI UII 2023 yang selalu memberikan bantuan dan motivasi dalam menyelesaikan laporan tugas akhir ini.

9. Semua pihak yang terlibat dalam kelancaran studi dan selalu memotivasi penulis yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa laporan tugas akhir ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis terima demi perbaikan di masa depan. Semoga adanya laporan ini dapat memberikan manfaat dan menjadi pengetahuan bagi pembaca.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh.

Yogyakarta, 8 Mei 2025



(Rista Melinda Yuniar)

SARI

Perkembangan teknologi mengalami kemajuan pesat sehingga mendorong pemanfaatan teknologi *Artificial Intelligence* di berbagai bidang, termasuk pendidikan tinggi. Bagi mahasiswa, *Artificial Intelligence* telah digunakan untuk mendukung proses pembelajaran, walaupun berpotensi memunculkan isu etis seperti ketergantungan teknologi dan risiko plagiarisme. Penelitian ini bertujuan mengkaji sentimen mahasiswa terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* dalam konteks akademik. Data diperoleh melalui survei *online* dengan total data yang dapat diolah sebanyak 440 data dengan proporsi responden setiap rumpun yang seimbang sejumlah 55 mahasiswa. Proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* dengan variasi proporsi data latih 60%, 70%, 80%, dan 90% serta kombinasi fitur N-Gram. Hasil penelitian menunjukkan nilai akurasi tertinggi senilai 0.83 dihasilkan dari proporsi data latih 70% dengan fitur *unigram*. Sebagai algoritma pembanding, *Random Forest* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 0.93 diperoleh dari fitur *trigram* dengan proporsi data latih 90%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma memberikan hasil performa yang baik dalam melakukan klasifikasi, dengan algoritma *Random Forest* yang lebih unggul. Hasil penelitian terkait etika penggunaan *Artificial Intelligence* mengungkap adanya variasi dalam kepatuhan etika akademik.

Kata kunci: Analisis Sentimen, *Multinomial Naïve Bayes, Random Forest, Artificial Intelligence*

GLOSARIUM

CSV	*Comma Separated Values* berupa format file yang digunakan untuk menyimpan data dengan bentuk baris dan kolom
Dataset	Kumpulan data yang digunakan sebagai bahan dalam proses analisis
Phyton	Bahasa pemrograman yang umum digunakan dalam proses analisis data
Vector	Representasi data yang dikonversi atau diubah menjadi bentuk numerik atau angka
Training	Pembelajaran model algoritma menggunakan data pelatiahan agar model mampu mengenali pola pada data
Testing	Evaluasi model menggunakan beberapa data yang diambil pada dataset untuk mengukur performa dari kinerja model yang telah melakukan pembelajaran
Wordcloud	Salah satu metode untuk visualisasi dataset berupa teks yang berasal dari kata yang memiliki frekuensi kemunculan yang tinggi

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL i
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PEMBIMBING ii
HALAMAN PENGESAHAN DOSEN PENGUJI iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR iv
HALAMAN PERSEMBAHAN v
HALAMAN MOTO vi
KATA PENGANTAR vii
SARI ix
GLOSARIUM x
DAFTAR ISI xi
DAFTAR TABEL xiv
DAFTAR GAMBAR xv
BAB I PENDAHULUAN 1
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 5
1.3 Batasan Masalah 6
1.4 Tujuan 6
1.5 Manfaat 6
1.6 Metodologi Penelitian 6
1.7 Sistematika Penulisan 7
BAB II LANDASAN TEORI 9
2.1 *Machine Learning* 9
2.2 Analisis Sentimen 9
2.3 *Artificial Intelligence* 10
2.4 Ulasan 11
2.5 Klasifikasi 12
2.6 *Multinomial Naïve Bayes Classifier* 12
2.7 *Random Forest Classifier* 14
2.8 N-Gram 14
2.9 TF-IDF 15
2.10 *Confusion Matrix* 15
2.11 Penelitian Terkait 17

BAB III METODOLOGI PENELITIAN 23
3.1 Pengumpulan Data 24
3.2 *Preprocessing* 25
3.2.1 *Cleaning* 25
3.2.2 *Case Folding* 26
3.2.3 *Normalization* 27
3.2.4 *Stopword* 27
3.2.5 *Tokenizing* 28
3.2.6 *Stemming* 29
3.3 Pelabelan Data 29
3.4 Visualisasi Data 29
3.5 Pembobotan Kata 30
3.6 Klasifikasi Model 30
3.7 Evaluasi 31
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN 33
4.1 Pengumpulan Data 33
4.2 *Preprocessing* 34
4.2.1. *Cleaning* 34
4.2.2. *Case Folding* 35
4.2.3. *Normalization* 36
4.2.4. *Stopword* 39
4.2.5. *Tokenizing* 39
4.2.6. *Stemming* 40
4.3 Pelabelan Data 40
4.4 Visualisasi Data 42
4.4.1. *Wordcloud* 42
4.4.2. Jumlah Responden pada Setiap Jenis AI 44
4.4.3. Jumlah Responden pada Setiap Rumpun Ilmu 46
4.4.4. Jumlah Responden Berdasarkan Skor Kepuasan 46
4.4.5. Distribusi Skor Berdasarkan Frekuensi Penggunaan 48
4.4.6. Distribusi Rumpun Berdasarkan Frekuensi Penggunaan 49
4.4.7. Distribusi Rumpun Berdasarkan Skor yang Dipilih 52
4.4.8. Verifikasi Informasi AI Berdasarkan Frekuensi Penggunaan 54
4.4.9. Strategi Pemanfaatan AI Berdasarkan Frekuensi Penggunaan 55

4.4.10. Frekuensi Penggunaan AI dan Sitasi Informasi 56
4.5 Pembobotan Kata 57
4.6 Penerapan Model Klasifikasi 60
4.6.1. Pembagian Data 60
4.6.2. Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes* 61
4.7 Evaluasi 63
4.8 Penerapan *Random Forest* sebagai Model Pembanding 67
4.9 Perbandingan *Multinomial Naïve Bayes* dengan *Random Forest* 70
4.10 Pengujian 71
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN 74
5.1. Kesimpulan 74
5.2. Saran 75
DAFTAR PUSTAKA 76
LAMPIRAN 81

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 *Confusion Matrix* 16
Tabel 2.2 Penelitian Terkait 17
Tabel 3.1 Tahap *Cleaning* 26
Tabel 3.2 Tahap *case folding* 26
Tabel 3.3 Tahap *normalization* 27
Tabel 3.4 Tahap *stopword* 28
Tabel 3.5 Tahap *tokenizing* 28
Tabel 3.6 Tahap *stemming* 29
Tabel 3.7 *Confusion matrix* 31
Tabel 4.1 Hasil pelabelan data 42
Tabel 4.2 Hasil *Term Frequency* 58
Tabel 4.3 Hasil TF-IDF 59
Tabel 4.4 Skenario pembagian data 1 60
Tabel 4.5 Skenario pembagian data 2 61
Tabel 4.6 Skenario pembagian data 3 61
Tabel 4.7 Skenario pembagian data 4 61
Tabel 4.8 Hasil *prior probability* 61
Tabel 4.9 Hasil *conditional probability* 62
Tabel 4.10 Hasil nilai probabilitas 63
Tabel 4.11 Hasil performa model MNB 64
Tabel 4.12 Hasil *cross validation* 67
Tabel 4.13 Hasil performa *Random Forest* 68
Tabel 4. 14 Hasil *Cross Validation Random Forest* 70
Tabel 4.15 Perbandingan akurasi tertinggi MNB dan *Random Forest* 71
Tabel 4.16 Perbandingan akurasi terendah MNB dan *Random Forest* 71
Tabel 4.17 Pengujian model 72

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1.1 Tren pencarian istilah etika AI dan dampak AI 3
Gambar 3.1 Metodologi Penelitian 23
Gambar 4.1 *Running dataset* 33
Gambar 4.2 Kode program akses *Google Drive* 34
Gambar 4.3 Kode program hapus data duplikat 34
Gambar 4.4 Kode program hapus data null 34
Gambar 4.5 Kode program menghapus karakter tidak penting 35
Gambar 4.6 Kode program *case folding* 36
Gambar 4.7 Kode program *normalization* 38
Gambar 4.8 Kode program *stopword* 39
Gambar 4.9 Kode program *tokenizing* 39
Gambar 4. 10 Kode program *stemming* 40
Gambar 4.11 Kode program pelabelan data 41
Gambar 4.12 Jumlah responden setiap sentimen 41
Gambar 4.13 *Wordcloud* keseluruhan dataset 43
Gambar 4.14 *Wordcloud* sentimen positif 43
Gambar 4.15 *Wordcloud* sentimen negatif 44
Gambar 4.16 Jumlah responden berdasarkan jenis AI 45
Gambar 4.17 Jumlah responden pada setiap rumpun ilmu 46
Gambar 4.18 Skor Kepuasan 47
Gambar 4.19 Skor kepuasan berdasarkan frekuensi penggunaan 48
Gambar 4.20 Visualisasi rumpun berdasarkan frekuensi penggunaan 50
Gambar 4.21 Rumpun ilmu berdasarkan skor kepuasan 52
Gambar 4.22 Etika verifikasi informasi AI 55
Gambar 4.23 Etika penulisan informasi AI 56
Gambar 4.24 Etika sitasi informasi AI 57
Gambar 4.25 Kode program penerapan dan evaluasi MNB 64
Gambar 4.26 *Confusion matrix* MNB 66
Gambar 4.27 Kode program penerapan dan evaluasi random forest 67
Gambar 4.28 *Confusion matrix Random Forest* 69

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

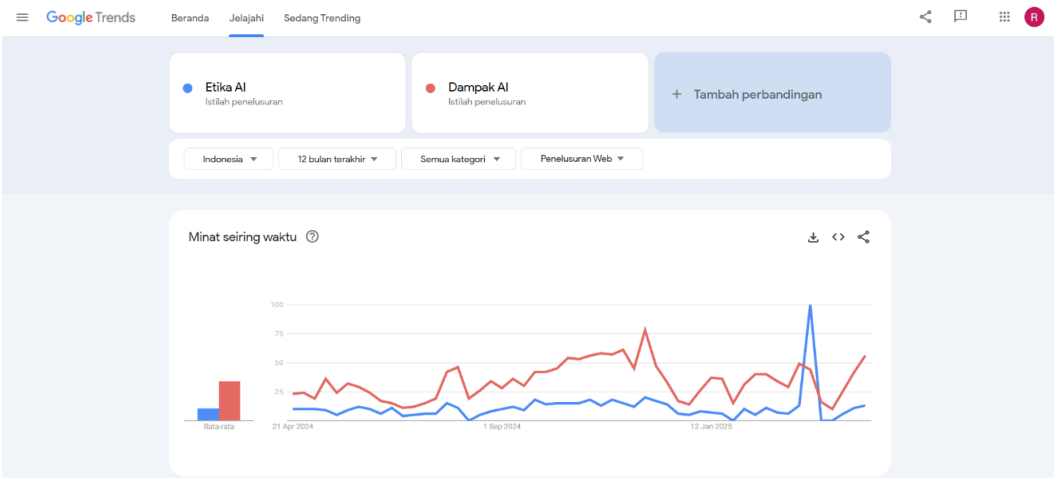
Teknologi pada saat ini mengalami kemajuan yang pesat untuk diimplementasikan dalam pekerjaan manusia di kehidupan sehari-hari sehingga menjadi lebih mudah dan efisien. Kemajuan teknologi ini digunakan di berbagai bidang, misalnya bidang ekonomi untuk memudahkan transaksi jual beli, bidang medis untuk memudahkan tindakan medis, bidang konstruksi untuk memudahkan proses perencanaan pembangunan, serta bidang pendidikan untuk memudahkan proses pembelajaran baik siswa maupun mahasiswa untuk melakukan *explore* pengetahuannya. Dalam bidang pendidikan di perguruan tinggi, mahasiswa dituntut aktif untuk melakukan *explore* wawasan pengetahuan dengan memanfaatkan teknologi-teknologi yang tersedia. Mahasiswa yang mengimplementasikan belajar secara mandiri di luar kelas dapat melakukan diskusi lebih mudah ketika berada di kelas dengan materi pembelajaran yang telah dipelajari sebelumnya di luar kelas. Pendidikan merupakan salah satu kunci dalam mencetak sumber daya manusia yang berkualitas untuk memajukan bangsa sehingga mampu mengikuti arus perkembangan zaman. Pembelajaran masa kini erat kaitannya dengan pemanfaatan teknologi secara optimal baik pra pembelajaran, saat pembelajaran di kelas, maupun pasca pembelajaran (Nursyatin et al., 2023).

Untuk mencapai tujuan pembelajaran yang efektif dan efisien, maka peran teknologi untuk diimplementasikan dalam pembelajaran sangat berpengaruh. Penerapan teknologi yang semakin banyak digunakan yaitu teknologi *Artificial Intelligence* (AI). Secara umum, AI atau kecerdasan buatan merupakan teknologi berupa pengembangan sistem yang dapat melakukan kinerja secara cerdas seperti layaknya otak manusia dan dikendalikan oleh sistem. AI merupakan aplikasi sistem yang dikembangkan menggunakan pemrograman komputer untuk melakukan kemampuan yang dianggap cerdas layaknya kemampuan manusia dalam hal pandangan dan wawasan (Arly et al., 2023). Oleh karena itu, AI memiliki tugas pokok untuk menjadikan sistem komputer dapat melakukan perilaku yang dianggap cerdas seperti otak manusia dan dioperasikan dengan sistem komputer (Rahadiantino et al., 2022). Menurut data yang diperoleh dari laporan WritterBuddy, Indonesia menempati peringkat ke-3 setelah Amerika Serikat dan India sebagai negara yang memiliki jumlah pengguna terbanyak dalam mengakses aplikasi *Artificial Intelligence* (AI) dengan jumlah 1,4 miliar jumlah kunjungan

pada tahun 2023 (Muhamad, 2024). Salah satu cabang dari AI yaitu AI generatif merupakan teknologi dari cabang AI yang dapat memberikan respon layaknya manusia dalam bentuk konten, seperti teks, gambar, suara, terhadap instruksi dengan memanfaatkan data yang telah digunakan sebagai model pembelajaran (Lv, 2023). Dalam penerapan AI di pendidikan tinggi, AI mampu untuk menjalankan tugas yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia untuk menyelesaikannya, seperti mempelajari, menganalisis, dan menyelesaikan masalah. Dalam kinerjanya, AI menjawab pertanyaan dari pengguna menggunakan *training* data yang digunakan pada saat pembelajaran model. Pelatihan atau pembelajaran model dilakukan melalui proses *Machine Learning* atau ML yang merupakan salah satu cabang dari AI yang perannya dapat menjadikan sistem untuk melakukan pembelajaran data, pengenalan pola, dan pengambilan keputusan (V. A. Putri et al., 2023). Kecerdasan buatan atau AI memiliki kelebihan yaitu sistem yang mampu untuk melakukan pembelajaran dari training data yang jumlahnya sangat besar (Mahira et al., 2023).

AI generatif atau dapat disebut sebagai *generative*-AI (Gen-AI) terus mengalami inovasi dalam perkembangannya. Terdapat berbagai macam Gen-AI yang sering digunakan dalam kalangan mahasiswa seperti ChatGPT yang dapat menghasilkan teks dan gambar, Midjourney untuk menghasilkan konten berupa gambar, dan DeepBrain untuk menghasilkan konten berupa video (Niyu et al., 2024). Salah satu contoh teknologi dari AI yang sedang marak digunakan oleh mahasiswa yaitu teknologi ChatGPT (*Generative Pre-Trained Transformer*) yang merupakan salah satu kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI). Menurut survei Populix yang dilakukan pada April 2023, sebanyak 52% dari 1014 responden masyarakat Indonesia menggunakan platform AI yaitu ChatGPT untuk menunjang kelancaran pekerjaannya dibandingkan dengan platform AI yang lain, misalnya Copy.ai, Luminar AI, dan Oracle (Annur, 2023). ChatGPT merupakan teknologi *chatbot* yang dikembangkan oleh OpenAI dalam bentuk *chatbot* yang dirilis pada 30 November 2022 di Ohio, Amerika Serikat. ChatGPT menyediakan layanan untuk menjawab pertanyaan yang diajukan oleh penggunanya melalui prompt dengan durasi yang tidak membutuhkan waktu lama. ChatGPT memiliki mekanisme kerja seperti dialog antara dua orang sehingga dapat melakukan generasi jawaban sesuai dengan pertanyaan yang dituliskan oleh pengguna melalui *prompt* (Saputra & Hidayati, 2023). Kehadiran AI memiliki dampak positif bagi mahasiswa dalam mengeksplorasi pengetahuan apapun yang dibutuhkan untuk dunia perkuliahan. Misalnya dalam bidang akademik, mahasiswa dapat lebih terbantu dalam memahami materi pembelajaran di luar jam belajar di kelas sehingga AI dapat dimanfaatkan potensinya untuk memudahkan pengerjaan

tugas dengan efektif. AI ini mampu mengatasi tantangan mahasiswa dalam aksesibilitas mencari informasi sehingga peran AI dapat menjadi media yang efektif dalam memperluas wawasan secara mandiri. Mahasiswa mampu menciptakan pembelajaran yang fleksibel karena penggunaan AI memberikan layanan akses kapanpun dan dimanapun sesuai dengan keinginan pengguna. Untuk mendukung pembelajaran, AI mampu memberikan dampak signifikan dalam menjadikan pembelajaran yang bersifat adaptif sehingga ketika mahasiswa mengalami kesulitan terhadap pemaparan materi yang diberikan di kelas, mahasiswa dapat mengakses AI untuk mendapatkan materi atau latihan tambahan terkait materi yang dibutuhkan (V. A. Putri et al., 2023).



Gambar 1.1 Tren pencarian istilah etika AI dan dampak AI

Gambar 1.1 merupakan visualisasi yang diperoleh dari tren pencarian *Google Trends* berupa grafik yang membandingkan dua istilah yaitu “Etika AI” dan “Dampak AI” dalam kurun waktu 12 bulan terakhir. Pada grafik terlihat pencarian dengan istilah “Dampak AI” yang berwarna merah cenderung lebih tinggi dibandingkan dengan istilah “Etika AI” yang berwarna biru. Terdapat lonjakan yang signifikan pada pencarian mengenai istilah “Etika AI” pada bulan Maret 2025 yang kemungkinan menarik perhatian publik terhadap isu etika dalam penggunaan teknologi kecerdasan buatan. Hal ini menunjukkan bahwa publik bukan hanya tertarik terhadap dampak yang dihasilkan oleh AI, tetapi juga masyarakat mulai memberi perhatian terhadap aspek etika dan moral yang harus dijunjung tinggi dalam penggunaannya.

Mahasiswa menggunakan AI secara rutin untuk mengerjakan tugas perkuliahan sehingga menciptakan pola kebiasaan baru. Adanya pola kebiasaan baru ini berpotensi menimbulkan dampak negatif dari penggunaan AI. Penggunaan AI secara rutin dapat menimbulkan efek ketergantungan pada teknologi AI sehingga mahasiswa dapat kehilangan kemampuan dalam menganalisis suatu informasi. Ketergantungan ini memiliki potensi penyalahgunaan AI yaitu

hanya dengan menyalin jawaban sesuai topik pertanyaan untuk menyelesaikan tugas tanpa memahami dan menganalisis jawaban yang diberikan oleh AI sehingga mahasiswa membentuk pola kebiasaan menggali informasi secara instan dan membatasi untuk berpikir kritis. AI menyediakan jawaban instan yang cepat untuk penggunanya sehingga dapat berpotensi untuk menghilangkan motivasi mahasiswa dalam melakukan *explore* wawasan dari berbagai sumber dan mengabaikan pendalaman mandiri materi pembelajaran. Hal ini disebabkan karena pengguna AI sekadar memberikan input pada *prompt* dan AI akan memberikan jawaban yang relevan dengan kalimat pada *input* (Saputra & Hidayati, 2023).

Dampak positif dan negatif yang ditimbulkan dari penggunaan AI perlu dijadikan sebagai pertimbangan dalam pemanfaatan kemajuan teknologi tersebut. Sebagai mahasiswa yang berperan aktif di dunia pendidikan, sangat penting untuk menjunjung tinggi etika sesuai dengan peraturan yang telah ditetapkan sebagai landasan dalam berperilaku (Lukman et al., 2023). Sebagai contoh, peraturan terkait plagiarisme yang merupakan suatu perbuatan pencurian untuk mengutip hasil karya intelektual orang lain tanpa mencantumkan sumber karya. Tidak sedikit mahasiswa yang sengaja maupun tidak sengaja melakukan plagiarisme untuk menyelesaikan tugas perkuliahannya dengan waktu yang terbatas sesuai yang telah ditentukan. Adanya keterbatasan waktu memberikan celah kepada mahasiswa untuk mencari cara agar tugas dapat cepat terselesaikan. Salah satu contoh peraturan ini merupakan hal yang wajib ditaati oleh seluruh mahasiswa untuk beretika dalam menjalankan studi di perguruan tinggi. Oleh karena itu, setiap mahasiswa wajib untuk mempertimbangkan segala keputusan yang berkaitan dengan peraturan etika dan moral di dunia perkuliahan. Adanya pertimbangan untuk mengimplementasikan suatu teknologi menjadi sarana untuk mendukung pembelajaran merupakan hal yang perlu diperhatikan oleh mahasiswa dengan melihat ulasan-ulasan keefektifan dari teknologi tersebut.

Dari ulasan pengguna AI yang telah terkumpul dalam survei dapat menjadi sarana untuk melakukan analisis sentimen. Analisis sentimen atau dapat disebut dengan *opinion mining* merupakan serangkaian metode untuk mencerna dan memproses data yang berbentuk teks dengan tujuan memperoleh pengklasifikasian sentimen positif atau negatif terhadap opini suatu objek. Dalam melakukan pengelompokan atau pengklasifikasian opini-opini tersebut, maka dibutuhkan adanya metode klasifikasi *machine learning*, misalnya *Naïve Bayes Classifier*, *Decision Tree*, *Support Vector Machine*, *Random Forest Classifier*, dan lain-lain. Salah satu metode yang populer digunakan yaitu metode *Naïve Bayes Classifier* dengan metode yang tidak terlalu kompleks, tetapi dalam proses klasifikasi teks mampu menghasilkan tingkat

akurasi dan dan performa algoritma yang tinggi (Hasanah & Sari, 2024). Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan pada latar belakang, penelitian ini memberikan penyelesaian dalam melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan AI bagi mahasiswa untuk pembelajaran. Analisis sentimen ini memberi kemudahan mahasiswa dalam mempertimbangkan keputusan terkait penggunaan AI untuk mendukung pembelajaran dalam menyelesaikan studi perkuliahannya. Mahasiswa memiliki peran penting dalam mempertimbangkan penerapan teknologi AI untuk mendukung pembelajaran tanpa melanggar nilai-nilai etika yang ada di pendidikannya (Gandasari et al., 2024).

Selain melakukan analisis sentimen menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes Classifier*, penelitian ini juga melakukan perbandingan tingkat performa antara model *Multinomial Naïve Bayes* dan *Random Forest*. *Random Forest* adalah salah satu metode yang bersifat *ensemble* dalam proses klasifikasi dan melibatkan *decision tree* atau pohon keputusan untuk menghasilkan hasil akhir berupa prediksi yang akurat (Handoko et al., 2024). Meskipun klasifikasi pada penelitian ini fokusnya adalah menggunakan model *Multinomial Naïve* Bayes, namun untuk memperkuat hasil evaluasi dan mengetahui seberapa efektif model *Multinomial Naïve Bayes* dalam melakukan klasifikasi apabila dibandingkan dengan algoritma yang lain. Hal ini juga bertujuan untuk mengetahui model algoritma yang memperoleh hasil paling optimal dalam melakukan klasifikasi sentimen mahasiswa terhadap penggunaan AI. Adanya perbandingan ini menjadi dasar dalam pertimbangan untuk memilih algoritma yang dianggap optimal dalam proses klasifikasi.

1.2 Rumusan Masalah

Merujuk dari penjabaran masalah yang ada di dalam latar belakang, maka rumusan masalah pada penelitian ini yaitu:

a. Bagaimana pengimplementasian metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* sebagai algoritma utama dan *Random Forest* sebagai algoritma pembanding dalam analisis sentimen pada ulasan penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) bagi mahasiswa untuk pembelajaran?
b. Apakah terdapat perbedaan yang signifikan dalam sentimen mahasiswa dari berbagai disiplin ilmu terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* (AI)?
c. Bagaimana penerapan kepatuhan mahasiswa terhadap etika akademik saat penggunaan teknologi *Artificial Intelligence* (AI)?

1.3 Batasan Masalah

Batasan-batasan masalah pada penelitian ini berguna untuk menunjang penelitian yang terstruktur, yaitu:

a. Sumber data yang akan digunakan yaitu data ulasan dari mahasiswa aktif yang sedang menempuh perguruan tinggi di seluruh Indonesia yang sudah pernah menggunakan *Artificial Intelligence* (AI) dan disurvei melalui *Google Forms* sebanyak minimal 500 responden.
b. Penelitian ini menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dan *Random Forest* sebagai algoritma perbandingan dalam proses analisis sentimen terhadap ulasan penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) bagi mahasiswa.

1.4 Tujuan

Penelitian ini memiliki tujuan untuk memberikan pandangan terkait performa metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* yang dibandingkan juga dengan algoritma *Random Forest* dalam melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) bagi mahasiswa untuk mendukung pembelajaran, mengetahui terkait perilaku mahasiswa dalam menerapkan etika saat menggunakan AI, dan menganalisis pengaruh latar belakang mahasiswa terhadap interaksi dalam menggunakan AI.

1.5 Manfaat

Penelitian ini diharapkan mampu memberikan manfaat untuk menyediakan pengetahuan terkait penerapan *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dan *Random Forest* dalam melakukan analisis sentimen. Selain itu, penelitian ini diharapkan mampu memberikan informasi yang dapat mendukung pengambilan keputusan mahasiswa terkait penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) untuk mendukung pembelajaran bagi mahasiswa berdasarkan etika pendidikan.

1.6 Metodologi Penelitian

Dalam proses analisis sentimen, terdapat beberapa langkah penelitian atau metodologi penelitian yang akan dilakukan pada tahap implementasi. Adapun langkah-langkah yang dilakukan sebagai berikut:

a. Pengumpulan Data

Langkah awal dalam proses penelitian analisis sentimen adalah proses mengumpulkan data sesuai dengan kriteria yang dibutuhkan untuk proses klasifikasi.

b. *Preprocessing* Data

Tahapan *preprocessing* data merupakan proses pembersihan data atau penyeleksian data dari hal-hal yang tidak diperlukan dalam proses klasifikasi.

c. Pelabelan Data

Pada tahapan ini, data yang telah terkumpul akan diberi label sentimen berupa sentimen positif dan negatif.

d. Visualisasi Data

Tahapan visualisasi data merupakan hasil representasi data dengan proses memvisualisasikan *dataset* menggunakan *wordcloud* dan *barchart.*

e. Pembobotan Kata

Pada tahapan pembobotan kata, data yang awalnya berbentuk teks akan diubah menjadi representasi bentuk *vector* dengan menerapkan TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*) dan fitur N-Gram dengan jenis *unigram*, *bigram*, *trigram*, dan kombinasi ketiganya.

f. Penerapan Model Klasifikasi

Tahapan ini merupakan proses mengimplementasikan model *Multinomial Naïve Bayes Classifier* sebagai model utama dan *Random Forest* sebagai model pembanding untuk proses klasifikasi data ulasan dengan membagi data menjadi *training* data dan *testing* data.

g. Uji Model

Pada tahap uji model, *testing* data digunakan untuk melakukan pengujian terhadap klasifikasi yang telah diimplementasikan pada *training* data untuk mengetahui kinerja model.

h. Evaluasi

Tahapan ini bertujuan untuk menghitung nilai keberhasilan indikator keakuratan agar mendapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F1-*Score.*

1.7 Sistematika Penulisan

Laporan tugas akhir ini memiliki sistematika penulisan yang telah disusun secara sistematis untuk memudahkan pembaca dalam memahami isi dari alur penelitian, berikut merupakan sistematika penulisan dari laporan ini:

BAB I PENDAHULUAN

Pada bagian pendahuluan membahas berbagai permasalahan terkait penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) yang menjadi latar belakang penelitian ini dilakukan. Selanjutnya, pada bagian ini membahas tentang rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, serta metodologi penelitian yang akan digunakan dalam penelitian ini.

BAB II LANDASAN TEORI

Pada bagian landasan teori, membahas teori-teori yang berhubungan dengan penelitian analisis sentimen terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) untuk pembelajaran mahasiswa menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dan *Random Forest.*

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bagian metodologi penelitian akan membahas tentang penjelasan di setiap langkah-langkah penelitian analisis sentimen serta teknik dalam pengumpulan data yang akan digunakan sebagai bahan penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian hasil dan pembahasan menjelaskan terkait proses pengolahan data berdasarkan teori-teori dan metodologi penelitian yang telah dijelaskan pada bab sebelumnya sebagai acuan untuk melakukan penelitian.

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab kesimpulan dan saran berisi ringkasan dari hasil penelitian dan saran-saran yang dapat menunjang perbaikan di penelitian selanjutnya.

BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 *Machine Learning*

Machine learning merupakan salah satu bidang dari kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* dalam pengimplementasian algoritma pemrograman di komputer yang diadopsi melalui pembelajaran berdasarkan *training data* untuk meningkatkan kinerja komputer secara optimal (Putra & Santika, 2020). Pembelajaran dalam *machine learning* melibatkan dua kebutuhan data yaitu *training data* dan *testing data*. Pada dasarnya, *machine learning* menggunakan *training data* untuk melakukan pengenalan pola sehingga menghasilkan model yang digunakan dalam memprediksi *output* dari *testing data.*

Machine learning dibagi menjadi 3 jenis, yaitu *Supervised Learning, Unsupervised Learning,* dan *Reinforcement Learning* (Wijoyo et al., 2024) . Pertama, *supervised learning* yaitu komputer melakukan pembelajaran berdasarkan *training data* yang telah memiliki label sehingga kategori ini disebut juga dengan pembelajaran terawasi. *Supervised learning* dapat dibagi menjadi dua penerapan, yaitu klasifikasi dan regresi. Contoh penerapan *supervised learning* yaitu klasifikasi opini berdasarkan sentimen untuk klasifikasi dan prediksi harga rumah berdasarkan fitur untuk regresi. Kedua, *unsupervised learning* memiliki teknis yang berbanding terbalik dengan *supervised learning* yaitu komputer melakukan pembelajaran tanpa petunjuk yang ada di dalam data sehingga algoritma pemrograman komputer yang berperan menganalisis pola-pola di *training* data*. Unsupervised learning* dibagi menjadi dua penerapan, yaitu klastering dan asosiasi. Contoh penerapan *unsupervised learning* yaitu pengelompokan atau segmentasi pelanggan berdasarkan pola interaksi untuk contoh klasterisasi dan rekomendasi produk berdasarkan pola untuk contoh asosiasi. Ketiga, *reinforcement learning* merupakan pembelajaran yang bersifat adaptif yang selalu berubah-ubah menyesuaikan dengan lingkungan yang dinamis.

2.2 Analisis Sentimen

Sentimen merupakan pandangan, perspektif, penilaian, atau pemikiran yang berlandaskan pada pertimbangan batin terhadap sesuatu. Analisis sentimen atau yang dapat disebut sebagai *opinion mining* adalah suatu rangkaian metode *data mining* dengan tujuan untuk memahami klasifikasi sentimen berupa sentimen positif atau negatif suatu objek melalui

pemrosesan data yang berfokus pada ekstraksi informasi berupa teks (D. D. Putri et al., 2022). Oleh karena itu, analisis sentimen memiliki tugas dalam melakukan klasifikasi berdasarkan polaritas yang ada pada teks di dalam dokumen atau kalimat yang memiliki unsur pandangan positif dan negatif. Berdasarkan sumber data yang menjadi bahan penelitian, analisis sentimen memiliki dua jenis level yaitu analisis sentimen level kalimat dan analisis sentimen level dokumen. Adapun pengelompokan berdasarkan level pada analisis sentimen yaitu:

a. Level Dokumen

Analisis sentimen pada level dokumen memiliki istilah yaitu *Coarse-grained Sentiment Analysis*. Pada analisis di level dokumen memiliki fokus utama untuk melakukan klasifikasi teks yang ada di seluruh isi dokumen.

b. Level Kalimat

Analisis sentimen pada level kalimat memiliki istilah *yaitu Fined-grained Sentiment Analysis.* Pada analisis di level kalimat memiliki fokus utama untuk melakukan pengklasifikasian yang ada di setiap kalimat.

Analisis sentimen memiliki manfaat agar suatu objek yang diamati memberikan kecenderungan perspektif atau opini publik yang dapat digunakan sebagai sarana dalam pemantauan objek tertentu. Adanya pemantauan ini bertujuan untuk memudahkan penentuan keputusan yang taktis dalam menggunakan produk atau jasa yang sesuai dengan objek tersebut. Selain itu, analisis sentimen digunakan sebagai bahan evaluasi sebuah organisasi atau perusahaan dari opini kepuasan pelanggannya agar dapat melakukan perbaikan. Analisis sentimen dapat diimplementasikan pada berbagai bidang, misalnya yang sering dijumpai sehari-hari yaitu bidang bisnis dan sosial. Penerapan analisis sentimen di berbagai bidang akan memberikan pengaruh yang signifikan terhadap pandangan setiap individu. Pada bidang bisnis, analisis sentimen dapat diimplementasikan dari ulasan konsumen untuk memberikan pengaruh terhadap perilaku calon pelanggan baru dalam menentukan keputusan penggunaan produk.

2.3 *Artificial Intelligence*

Kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) merupakan teknologi dari hasil inovasi pada masa revolusi industri yang dirancang agar sistemnya dapat berjalan seperti layaknya manusia dalam hal menyerap pengetahuan, mempelajari, dan merespon (Marsella et al., 2023). AI ini dapat dimanfaatkan sebagai teknologi yang meningkatkan tingkat efektivitas dan efisiensi. Contoh dari kecerdasan buatan yaitu ChatGPT, Microsoft Copilot, Blackbox AI, Gemini, dan masih banyak aplikasi yang berupa *Artificial Intelligence* untuk mendukung

efektivitas pekerjaan. Kecerdasan buatan memberikan perubahan yang signifikan dalam sektor pendidikan yang mampu mendukung proses perkuliahan bagi mahasiswa dengan menjadikannya sebagai media yang menunjang efektivitas kegiatan pembelajaran (Lukman et al., 2023).

Pendidikan tinggi memiliki tujuan untuk membentuk pribadi atau individu yang memiliki moral, menjunjung tinggi nilai etika dalam dunia akademik, dan memiliki intelektual yang tinggi agar bermanfaat atau berkontribusi di masyarakat (Salsabila & Sohidin, 2024). Kehadiran AI ini mampu memberikan dampak yang positif dan negatif bagi penggunanya. Hal ini dikarenakan kemudahan akses AI terhadap banyaknya sumber informasi. Pada dunia pendidikan atau akademik, AI memberikan manfaat yang sangat memudahkan mahasiswa dalam mengakses informasi untuk kebutuhan pembelajaran melalui berbagai teknologi AI. Namun, penggunaan AI berpotensi memiliki dampak yang negatif di kalangan mahasiswa. Kasus plagiarisme dapat terjadi karena timbulnya ketergantungan pemakaian terhadap AI yang mengurangi kemampuan mahasiswa dalam mengasah keterampilan dan pemikiran yang kritis. Oleh karena itu, penting untuk memiliki landasan etika yang dijunjung tinggi dalam menggunakan AI agar sesuai dengan panduan atau peraturan yang berlaku di dunia akademik.

2.4 Ulasan

Berdasarkan Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), ulasan dapat disebut sebagai tafsiran atau komentar. Ulasan merupakan suatu tanggapan berupa penilaian berdasarkan pengalaman yang diberikan oleh seorang pengguna dari suatu produk berupa barang atau jasa (Ardianto et al., 2020). Ulasan disampaikan dari konsumen dalam bentuk kalimat bersifat subjektif sebagai wadah untuk memberikan informasi kepada pembaca sesuai dengan pengalaman penggunaan produk. Informasi yang diberikan oleh konsumen dapat memberikan pandangan terhadap calon pengguna terkait mutu, kinerja, atau persepsi dari pengguna lain yang telah menggunakan suatu produk.

Ulasan dapat berupa pandangan positif atau negatif yang digunakan untuk melakukan evaluasi dari penggunaan suatu produk. Oleh karena itu, ulasan biasanya berisi tentang kalimat yang mengungkapkan interpretasi positif maupun negatif dari sesuatu yang diulas sebagai bahan evaluasi (Salim & Syafrullah, 2023). Ulasan sangat berkorelasi dengan suatu produk yang dimanfaatkan oleh penggunanya. Dalam konteks pendidikan, media yang digunakan untuk pembelajaran memiliki ulasan untuk mengukur tingkat efektivitas dan efisiensi

penggunaan. Ulasan dapat dianalisis berdasarkan polaritas menggunakan metode analisis sentimen untuk mengklasifikasikan sudut pandang pengguna.

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu contoh dari penerapan *supervised learning* pada *machine learning* sehingga serangkaian tahapannya berdasarkan variabel yang telah ada di dalam kelompok data. Klasifikasi adalah proses menentukan suatu objek baru ke dalam kategori atau kelompok berdasarkan variabel yang telah tersedia dari data sebelumnya (Pebdika et al., 2023). Klasifikasi bertujuan untuk membangun suatu model yang dapat membedakan kelas guna melakukan prediksi terhadap kategori pada data objek baru yang belum diketahui sebelumnya (Susana et al., 2022).

Proses klasifikasi terdiri dari tiga langkah, yaitu pembelajaran, pengklasifikasian, dan evaluasi. Tahap pembelajaran merupakan langkah pertama dalam klasifikasi yang bertujuan untuk membangun model algoritma melalui analisis dari *training* data yang telah tersedia sebelumnya. Selanjutnya, ketika model sudah siap untuk diimplementasikan maka tahapan kedua adalah pengklasifikasian. Tahapan ini merupakan penerapan model pada *testing* data untuk menentukan kategori atau kelompok terhadap objek yang sedang diamati. Tahapan ketiga yaitu evaluasi yang bertujuan untuk melakukan penilaian dari performa atau kualitas model yang telah dilakukan pembelajaran dan pengimplementasian. Terdapat banyak algoritma yang digunakan untuk membangun model dalam melakukan klasifikasi, seperti *K-Nearest Neighbor* atau yang sering disebut KNN, *Naïve Bayes*, *Logistic Regression*, *Random Forest*, *Artificial Neural Network*, dan *Support Vector Machine* atau yang sering disebut SVM (Muliani et al., 2023).

2.6 *Multinomial Naïve Bayes Classifier*

Salah satu model pengembangan dari algoritma *Naïve Bayes Classifier* yaitu *Multinomial Naïve Bayes*. Model ini digunakan sebagai model algoritma untuk data diskrit sehingga relevan digunakan dalam proses klasifikasi sentimen dari teks atau dokumen. Model *Naïve Bayes Classifier* dalam kinerjanya membutuhkan *training* data untuk mendapatkan nilai probabilitas. Nilai probabilitas yang telah didapatkan berguna untuk proses klasifikasi dengan menghitung probabilitas atribut pada setiap kelas di *testing* data sehingga diperoleh nilai probabilitas tertinggi untuk menentukan label. Penghitungan probabilitas dapat dihitung melalui Teorema Bayes menggunakan persamaan (2.1) berikut.

$$P(V_j|a_i) = \frac{P(a_i|\, V_j)\, P(V_j)}{P(a_i)} \quad (2.1)$$

Keterangan

j : Label atau kategori

i : Penomoran kata atau fitur

$P(V_j|a_i)$: Probabilitas kategori *j* dengan syarat ketika fitur *i* muncul

$P(a_i|V_j)$: Probabilitas fitur *i* yang masuk ke kategori *j*

$P(V_j)$: Probabilitas jumlah kemunculan kategori *j*

$P(a_i)$: Probabilitas jumlah kemunculan fitur *i*

Melalui persamaan (2.1), teorema bayes berfungsi untuk menghitung probabilitas kategori atau kelas dalam sentimen berdasarkan dengan frekuensi kemunculan fitur atau kata dalam data. Setiap kata yang ada di dalam data merupakan representasi atribut (a_1, a_2, a_3, …, a_k) yang akan diinputkan dengan himpunan kategori (V) untuk menentukan kategori sentimen berdasarkan probabilitas tertinggi (V_{MAP}) dengan persamaan berikut.

$$V_{MAP} = \underset{V_j \in V}{argmax}\ P(V_j) \times \prod_{i=1} P(a_i|V_j) \quad (2.2)$$

Persamaan (2.2) berfungsi untuk menentukan kategori dari *testing* data yang memiliki nilai probabilitas tertinggi berdasarkan frekuensi kemunculan atribut atau kata. Untuk menghitung nilai probabilitas suatu kata pada setiap kategori menggunakan persamaan (2.3) berikut.

$$P(a_i|V_j) = \frac{n_i + 1}{n + kosakata} \quad (2.3)$$

Keterangan :

n_i : Jumlah kemunculan kata (a_i) dalam kategori (V_j)

n : Jumlah keseluruhan kata dalam kategori (V_j)

$kosakata$: Jumlah keseluruhan kata yang ada di dalam seluruh data

Model dari algoritma bayes yang paling sering diterapkan pada proses klasifikasi teks atau dokumen yaitu *Multinomial Naïve Bayes* karena model ini menggunakan prinsip frekuensi atau kekerapan dari kemunculan suatu kata (Kevin et al., 2024). *Multinomial Naïve Bayes* menggunakan *supervised learning* sehingga membutuhkan data yang telah memiliki label sebelum memulai fase *training.*

2.7 *Random Forest Classifier*

Algoritma *Random Forest* merupakan salah satu dari algoritma yang digunakan dalam *machine learning* dengan melibatkan kombinasi pohon keputusan atau *decision tree* untuk dasar klasifikasi sehingga termasuk dalam metode *ensemble learning*. Algoritma ini memiliki fungsi untuk melakukan tugas klasifikasi dan prediksi. Hasil prediksi diperoleh melalui menggabungkan hasil dari setiap pohon dengan pendekatan *majority vote* untuk proses klasifikasi (Afdhal et al., 2022). Oleh karena itu, algoritma *Random Forest* merupakan hasil dari pengembangan yang lebih lanjut dari metode *Decision Tree.* Banyaknya jumlah pohon dalam algoritma yang digunakan akan berpengaruh terhadap akurasi (Indrayanto et al., 2023). Algoritma *Random Forest* memiliki keunggulan yang mampu menghasilkan kinerja dengan performa klasifikasi yang baik, menangani data dengan skala yang besar secara efisien, menghasilkan tingkat error yang cukup rendah, dan metode yang mampu secara efisien untuk mengestimasi data yang hilang (Momole & Mailoa, 2022).

2.8 N-Gram

N-Gram merupakan metode untuk mengelompokkan kata yang berasal dari sebuah kalimat sehingga menjadi pecahan kata. Terdapat berbagai jenis N-Gram sesuai dengan jumlah dari pecahan kata yang diinginkan. Jenis N-gram yang umum digunakan dalam proses *Natural Language Processing* yaitu *Unigram*, *Bigram*, dan *Trigram* (Nurhidayat & Dewi, 2023). Namun, dapat disesuaikan dengan jumlah n yang diinginkan dalam N-Gram. *Unigram* berisi representasi dari suatu kata dengan $n = 1$. *Bigram* terdiri dari dua kata yang berurutan dengan $n = 2$, sedangkan *Trigram* berisi tiga kata yang saling berurutan di dalam suatu kalimat dengan $n = 3$.

Misalkan jika terdapat kalimat “AI membantu kebutuhan saya”, maka apabila diimplementasikan metode N-gram hasilnya akan sesuai dengan jenis N-gram yang dibutuhkan

1. *Unigram*

   {“AI”, “membantu”, “kebutuhan”, “saya”}
2. *Bigram*

   {“AI membantu”, “membantu kebutuhan”, “kebutuhan saya”}
3. *Trigram*

   {“AI membantu kebutuhan”, “membantu kebutuhan saya”}

2.9 TF-IDF

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) merupakan penggabungan 2 metode yaitu *Term Frequency* (TF) dan *Inverse Document Frequency* (IDF) untuk menemukan korelasi kata dengan dokumen melalui pembobotan di setiap kata. Metode ini paling umum digunakan untuk melakukan pembobotan kata karena dengan pertimbangan efektivitas dan efisiensi terhadap akurasi hasil (Muliani et al., 2023). Tujuan dari metode ini yaitu untuk meningkatkan tingkat keakuratan hasil klasifikasi dari model.

TF atau *Term Frequency* bertujuan untuk menghitung frekuensi kata yang sering muncul dalam suatu dokumen. Cara menentukan bobot dari *Term Frequency* dapat dihitung melalui persamaan (2.4) berikut.

$$TF_{t,d} = F\ (t, d) \tag{2.4}$$

Keterangan:

$TF_{t,d}$ = *Term Frequency* atau frekuensi kemunculan kata dalam dokumen

$F\ (t, d)$ = Frekuensi kemunculan fitur *t* yang ada di dokumen *d*

Inverse Document Frequency merupakan pemberian bobot yang lebih tinggi terhadap kata-kata penting yang jarang muncul dalam dokumen. Rumus IDF dapat dihitung melalui persamaan (2.5) berikut.

$$IDF_t = log \frac{N}{DF_t} \tag{2.5}$$

Keterangan:

IDF_t = *Inverse Document Frequency*

N = jumlah semua dokumen

DF_t = jumlah dokumen DF_t yang memiliki fitur *t*

Setelah nilai TF dan IDF diperoleh, maka dilanjutkan untuk memperoleh nilai TF-IDF melalui proses perkalian nilai TF dengan nilai IDF sesuai dengan persamaan (2.6) berikut.

$$W_t = TF_{t,d} \times IDF_t \tag{2.6}$$

2.10 *Confusion Matrix*

Confusion Matrix merupakan metode untuk melakukan tahap evaluasi yang merupakan pengukuran performa dari model yang telah dibangun saat fase *training* dan diimplementasikan

saat fase *testing. Confusion matrix* disajikan dalam bentuk tabel yang memberikan informasi terkait perbandingan hasil klasifikasi yang diprediksi dari model dan hasil klasifikasi yang sebenarnya sehingga dapat terlihat performa model dalam melakukan proses klasifikasi (Silaen et al., 2022). Penerapan *confusion matrix* dalam melakukan tahapan evaluasi model karena sifatnya yang mudah dipahami dan efektif dalam mengetahui kinerja model yang digunakan (Nurhidayat & Dewi, 2023). *Confusion matrix* berisi empat komponen seperti yang ada pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 *Confusion Matrix*

		Predicted Values	
		Positive	***Negative***
Actual Values	***Positive***	*True Positive (TP)*	*False Positive (FP)*
	Negative	*False Negative (FN)*	*True Negative (TN)*

Berdasarkan Tabel 2.1, *True Positive* atau TP merupakan jumlah data yang mengindikasikan kelas positif sehingga prediksi dari model aktual atau tepat. Kedua, *True Negative* atau TN merupakan jumlah data yang mengindikasikan kelas negatif sehingga prediksi dari model aktual atau tepat. Ketiga, *False Positive* atau FP merupakan jumlah data yang mengindikasikan kelas negatif namun prediksi dari model positif sehingga prediksi tidak akurat. Keempat, *False Negative* atau FN merupakan jumlah data yang mengindikasikan kelas positif namun prediksi dari model negatif sehingga prediksi tidak akurat. Semakin banyak data pada *True Positive* dan *True Negative*, maka semakin baik akurasi kinerja dari model.

Untuk melakukan penghitungan performa model, maka dapat dihitung melalui empat indikator yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. *Accuracy* merupakan perhitungan yang digunakan untuk mengetahui keakuratan model melalui data prediksi yang benar dalam data positif dan negatif. Penghitungan nilai *accuracy* dapat dilihat pada persamaan (2.7). *Precision* merupakan perhitungan terkait akurasi model dalam mengklasifikasikan data positif secara benar. Penghitungan nilai *precision* dapat dilihat pada persamaan (2.8). *Recall* merupakan perhitungan terkait jumlah data aktual positif yang dapat diklasifikasikan oleh model sebagai prediksi positif. Penghitungan nilai *recall* dapat dilihat di persamaan (2.9). F1-*Score* merupakan parameter untuk melakukan perhitungan dari hasil nilai rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall.* Rumus F1-*Score* dapat dihitung melalui persamaan (2.10).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (2.7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.9)$$

$$F1\text{-}Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall+Precision} \quad (2.10)$$

2.11 Penelitian Terkait

Seiring dengan perkembangan ilmu pengetahuan, penelitian terkait analisis sentimen telah banyak dilakukan oleh peneliti-peneliti terdahulu dalam berbagai bidang. Hal ini memiliki manfaat untuk penelitian ini karena dapat digunakan sebagai landasan dalam menentukan penggunaan metode yang relevan.

Tabel 2.2 Penelitian Terkait

Penulis	Fokus Penelitian	Metode	Hasil Akurasi
(Silaen et al., 2022)	Analisis sentimen terkait opini gangguan bipolar.	*Naïve Bayes Classifier*	92,1100092%
(Pandunata et al., 2022)	Analisis sentimen terkait opini program vaksinasi COVID-19.	*Naïve Bayes Classifier*	86%
(Nurian et al., 2024)	Analisis sentimen terkait penggunaan aplikasi Shopee	*Naïve Bayes Classifier*	77%
(Nurian & Sari, 2023)	Analisis sentimen terkait ulasan penggunaan aplikasi DANA	*Naïve Bayes Classifier*	85%
(Hasanah & Sari, 2024)	Analisis sentimen terhadap ulasan penggunaan aplikasi Maxim	*Naïve Bayes Classifier*	84%
(Rifki & Imelda, 2022)	Analisis sentimen terhadap tanggapan masyarakat terkait wacana kenaikan tiket Candi Borobudur	*Naïve Bayes Classifier*	81% dan 57%

(Afifah et al., 2023)	Analisis sentimen terhadap perspektif mobil listrik	*Naïve Bayes Classifier*	77,8%
(Maharani et al., 2023)	Analisis sentimen terhadap layanan GoRide	*Naïve Bayes Classifier*	77,78%
(Kevin et al., 2024)	Analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi Kinemaster	*Naïve Bayes Classifier*	85%
(Rizki et al., 2024)	Perbandingan metode klasifikasi sentimen terhadap Jakarta International Stadium (JIS)	*Naïve Bayes Classifier dan Random Forest*	Akurasi Naïve Bayes Classifier lebih unggul dengan nilai 83%
(Purbayanto & Suharsono, 2023)	Analisis sentimen terhadap penggunaan ChatGPT	*Naïve Bayes Classifier*	87,175043%
(Anam et al., 2021)	Perbandingan metode klasifikasi sentimen terhadap opini netizen terkait pemerintah Pekanbaru	*Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor (KNN), dan Decision Tree*	Algoritma Naïve Bayes Classifier paling unggul diantara metode lainnya dengan nilai akurasi 100%
(Agustiranti et al., 2024)	Analisis sentimen terhadap penggunaan kereta cepat Jakarta-Bandung (Whoosh)	*Naïve Bayes Classifier*	88%
(Irawan et al., 2024)	Studi Perbandingan: Algoritma *Random Forest, Naive Bayes Dan Support Vector Machine* Dalam Analisis Sentimen Pada Aplikasi Capcut Di Google Play Store	*Naïve Bayes Classifier, Random Forest, dan SVM*	NBC = 70% RandomForest = 83% SVM = 86%
(Nurhidayat & Dewi, 2023)	Analisis sentimen terhadap produk kecantikan dengan menerapkan fitur N-Gram	*K-Nearest Neighbor*	Hasil akurasi tertinggi yaitu 98.6% pada jenis trigram

Berdasarkan Tabel 2.2, penelitian terkait telah banyak dilakukan sebelumnya menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* di berbagai bidang dan terbukti menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan nilai akurasi yang cukup akurat dalam proses pengklasifikasian sentimen. Silaen et al. (2022) dalam penelitiannya menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk melakukan analisis sentimen terhadap gangguan bipolar melalui sosial media Twitter. Penelitian ini menggunakan 2177 data *tweets* berupa sentimen positif dan negatif yang diambil melalui proses *crawling* menggunakan API *key access* sehingga

menghasilkan data berformat *Comma Separated Values* (CSV). Penelitian ini memiliki langkah-langkah penelitian yaitu *crawling data*, *preprocessing*, ekstraksi data, pelabelan, klasifikasi, evaluasi, dan visualisasi. Pembagian data yang digunakan dalam klasifikasi yaitu 75% untuk *training data* dan 25% untuk *testing data*. Hasil yang diperoleh dari penelitian ini yaitu sebanyak 70,92% menunjukkan opini negatif dan 29,08% menunjukkan opini positif terhadap isu gangguan bipolar. Hasil klasifikasi menunjukkan nilai akurasi sebesar 92,1100092%.

Penelitian yang dilakukan oleh Pandunata et al. (2022) menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk menganalisis sentimen terhadap opini pengadaan program vaksinasi COVID-19 oleh pemerintah Indonesia. Data diambil melalui proses *crawling* dari media sosial Twitter untuk diklasifikasikan menggunakan bahasa pemrograman *Python* di *Google Colab*. Data yang diperoleh sebanyak 2000 dataset dengan rincian 78% menunjukkan data positif, 13% menunjukkan data negatif, 8% menunjukkan data netral. Penelitian ini memiliki tahapan klasifikasi dimulai dari *crawling data*, pelabelan data, *preprocessing,* pembobotan kata menggunakan TF-IDF, penyusunan model *Naïve Bayes Classifier*, dan evaluasi-pengujian. Untuk menguji tingkat keakuratan, peneliti melakukan 4 kali tahapan proses klasifikasi berdasarkan pembagian *training data* dan *testing data*, yaitu 60%:40%, 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Percobaan ke-4 menghasilkan tingkat akurasi tertinggi yaitu 86 dengan pembagian data 90%:10%.

Nurian et al. (2024) dalam penelitiannya menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* untuk melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi shopee. Data penelitian diperoleh melalui 3000 ulasan pada *Google Play Store* dengan pembagian 2.525 data negatif, 276 data negatif, dan 199 data netral. Penelitian ini memiliki langkah-langkah yang diawali dengan *data collection*, *preprocessing*, *text transformation, data mining*, dan evaluasi. Tingkat akurasi yang dihasilkan yaitu 77% dengan pembagian *training data* dan *testing data* yatu 90%:10%.

Nurian dan Sari (2023) dalam penelitiannya menggunakan *Multinomial Naïve Bayes Classifier* untuk melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan Aplikasi DANA. Data penelitian diperoleh melalui 3000 ulasan aplikasi DANA di *Google Play Store* dengan pembagian 2.525 data positif, 276 data negatif, dan 199 data netral. Langkah-langkah untuk melakukan analisis sentimen diawali dengan *data selection*, *preprocessing*, *text transformation*, *data mining*, dan evaluasi. Tingkat akurasi yang dihasilkan oleh model yaitu 85% dengan pembagian data *training* dan *testing* yaitu 80%:20%.

Hasanah dan Sari (2024) dalam penelitiannya melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi ojek *online* Maxim menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Data penelitian diperoleh melalui teknik *scraping* pada *website* Google Play sehingga memperoleh 1.000 data ulasan. Langkah-langkah untuk melakukan analisis sentimen diawali dengan *scraping data*, pelabelan otomatis, *preprocessing*, pembobotan TF-IDF, pembuatan data *training* dan *testing*, klasifikasi *Naïve Bayes Classifier*, dan evaluasi. Tingkat akurasi yang dihasilkan dari pemodelan yaitu 84% dengan 907 *training data* dan 178 *testing data*.

Rifki dan Imelda (2022) dalam penelitiannya menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* untuk menganalisis sentimen terhadap wacana kenaikan tiket masuk ke Candi Borobudur. Data diperoleh melalui proses *crawling* di media sosial Twitter dalam rentang waktu 7 Juni 2022 s.d. 15 Juni 2022 sebanyak 740 data. Langkah-langkah yang diterapkan untuk analisis sentimen diawali dengan pengumpulan data, *text preprocessing*, *labelling*, pembagian data, klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes Classifier*, dan pengujian. Penelitian ini memiliki dua skenario, yaitu membagi kelas sentimen menjadi positif-negatif dan positif-netral-negatif. Berdasarkan model yang telah dibuat, tingkat akurasi skenario dua kelas atau positif-negatif lebih tinggi dengan nilai 81% dan 57% untuk skenario tiga kelas atau positif-netral-negatif.

Afifah et al. (2023) dalam penelitiannya yang menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* untuk melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan mobil listrik di Indonesia. Data penelitian diperoleh melalui proses *crawling* di media sosial Twitter bulan Desember 2022. Langkah penelitian diawali dengan pengumpulan data, pelabelan data, pembobotan TF-IDF, pembagian data *training* dan *testing*, model klasifikasi, dan evaluasi. Terdapat tiga skenario dalam penelitian ini terkait pembagian *training* dan *testing*, yaitu 70%:30%, 80%:20%, dan 90%:10%. Tingkat akurasi tertinggi yang dihasilkan yaitu 77,8% pada skenario pembagian data 70%:30%.

Maharani et al. (2023) melakukan penelitian terhadap penggunaan layanan GoRide menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Data penelitian diperoleh sebanyak 1215 data melalui proses *crawling* data dari media sosial Twitter dengan rentang waktu 10 September 2022 s.d. 10 Oktober 2022. Penelitian ini menerapkan beberapa tahapan, yaitu *crawling data*, *preprocessing*, pelabelan data, TF-IDF, pembagian data *training* dan *testing*, klasifikasi NBC, dan evaluasi. Tingkat akurasi yang dihasilkan yaitu 77,8% dengan 698 data bersentimen positif dan 517 data bersentimen negatif.

Kevin et al. (2024) dalam penelitiannya menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes* untuk melakukan analisis sentimen terhadap penggunaan aplikasi pengedit video Kinemaster. Data penelitian diperoleh melalui proses *crawling* dari ulasan pengguna yang terdapat di *Google Play Store*. Langkah penelitian meliputi *scraping* data, *labelling* data, data *cleaning*, teks *preprocessing*, visualisasi label, *build model,* dan evaluasi. Berdasarkan data yang digunakan sebanyak 1031 data, diperoleh tingkat akurasi yang sebesar 85% dengan pembagian data 80:20 untuk *training data* dan *testing data*.

Rizki et al. (2024) dalam penelitiannya menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* dan RandomForest untuk melakukan analisis sentimen terkait opini publik Jakarta International Stadium (JIS). Data diperoleh sebanyak 2971 ulasan melalui metode *scraping* dari *review* yang ada di *Google Maps.* Penelitian ini memiliki langkah-langkah, yaitu *data collection*, *preprocessing*, pembobotan kata TF-IDF, pembagian data, klasifikasi *Multinomial NB* dan *RandomForest*, evaluasi, pengujian, visualisasi. Hasil akurasi menunjukkan bahwa metode *Naïve Bayes Classifier* lebih unggul dibandingkan metode *Random Forest* dengan tingkat akurasi 83% untuk *Naïve Bayes Classifier* dan 81% untuk *RandomForest.*

Purbayanto dan Suharsono (2023) dalam penelitiannya melakukan analisis sentimen opini pengguna aplikasi X dari adanya ChatGPT menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Data penelitian diperoleh melalui proses *crawling* dari aplikasi X dengan rentang waktu 1 Januari s.d. 30 Juni 2023 sebanyak 2884 data. Langkah penelitian yang diambil oleh peneliti yaitu *crawling* data, *preprocessing*, *labelling*, pembagian data, klasifikasi *Naïve Bayes Classifier*, evaluasi, dan visualisasi. Hasil dari penelitian ini yaitu sebanyak 1.543 data bersentimen positif, 318 data bersentimen negatif, dan 1.023 data bersentimen netral terhadap kehadiran ChatGPT. Tingkat akurasi yang dihasilkan dari model *Naïve Bayes Classifier* yang telah dibangun dalam penelitian ini yaitu 87,175043%.

Anam et al. (2021) dalam penelitiannya menggunakan tiga metode, yaitu *Naïve Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor* (KNN), dan *Decision Tree*. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terkait opini publik terhadap pemerintahan Pekanbaru dan membandingkan tingkat akurasi ketiga metode tersebut. Data penelitian yang digunakan didapatkan melalui proses *crawling* data dari Twitter. Langkah penelitian yang digunakan meliputi *crawling* data, *preprocessing*, pembobotan kata TF-IDF, dan pemodelan analisis sentimen. Tingkat akurasi tertinggi yang dihasilkan yaitu menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier* dengan nilai akurasi 100%, metode *K-Nearest Neighbor* senilai 98,25%, dan *Decision Tree* senilai 62,28%.

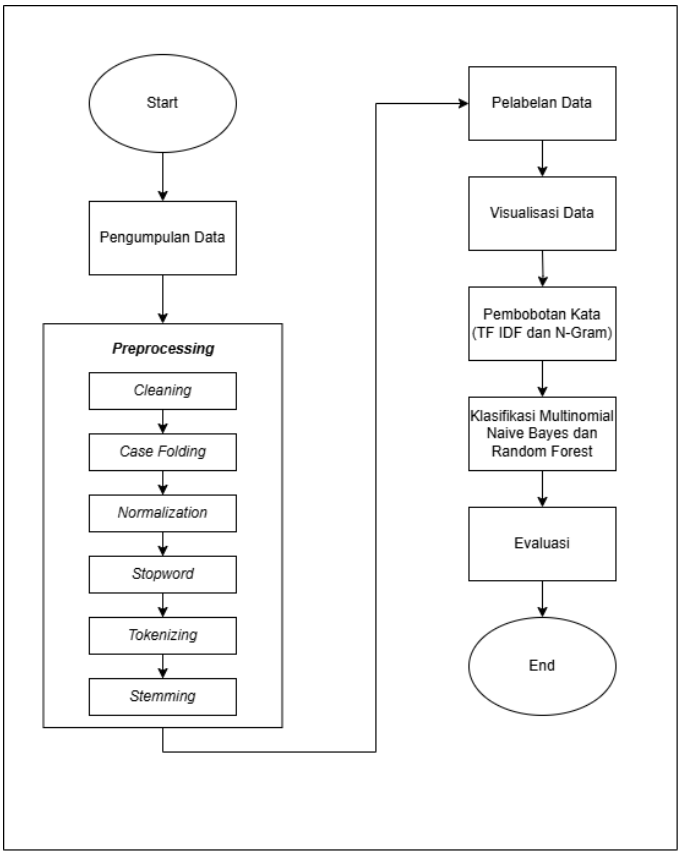
Agustiranti et al. (2024) dalam penelitiannya menerapkan metode *Naïve Bayes Classifier* untuk melakukan analisis sentimen penggunaan kereta cepat Jakarta-Bandung atau yang sering disebut Whoosh. Data penelitian diperoleh melalui proses *crawling* dari media sosial Twitter sebanyak 714 data. Langkah penelitian yang dilakukan meliputi identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, pelabelan data, *preprocessing*, pemodelan klasifikasi *Naïve Bayes Classifier*, dan evaluasi. Tingkat akurasi yang dihasilkan yaitu 88% dengan pembagian data *training* dan *testing* 80%:20%.

Irawan et al. (2024) dalam penelitiannya menerapkan tiga algoritma yaitu *Naive Bayes Classifier*, *Random Forest*, dan *Support Vector Machine* untuk melakukan analisis sentimen terhadap aplikasi Capcut. Data penelitian diperoleh melalui proses *scraping* dari komentar yang ada pada *Google Play Store* sebanyak 3000 data. Langkah penelitian meliputi identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, *preprocessing*, pembobotan kata, klasifikasi sentimen, pengujian dan analisis, serta kesimpulan dan saran. Tingkat akurasi yang dihasilkan yaitu SVM dengan kinerja terbaiknya mencapai 0,86. Algoritma *Random Forest* menghasilkan akurasi senilai 0,83 dan algoritma *Naïve Bayes* menghasilkan akurasi senilai 0,70.

Nurhidayat & Dewi (2023) melakukan penelitian untuk menganalisis sentimen produk kecantikan secara *online*. Analisis pada penelitian ini menerapkan algoritma KNN atau *K-Nearest Neighbor* dan fitur ekstraksi N-Gram berupa 4 jenis. Jenis fitur N-Gram yang digunakan yaitu *unigram*, *bigram*, *trigram*, dan kombinasi ketiganya. Data penelitian diperoleh melalui ulasan pembelian produk kecantikan yang terdapat pada situs kaggle sebanyak 2554 ulasan. Hasil pengujian memperoleh akurasi tertinggi pada *split* data 80:20 dengan jenis fitur *trigram* sebesar 98,6%.

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian adalah langkah atau prosedur kegiatan penelitian yang berjalan dengan alur sistematis. Metodologi penelitian menjadi pedoman seorang peneliti agar penelitian memiliki batasan dan terarah agar tujuan penelitian tercapai. Alur penelitian terkait analisis sentimen perspektif mahasiswa terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* dapat dilihat pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

Pada Gambar 3.1 menjelaskan tahapan penelitian dimulai dari tahap pengumpulan data mentah yang didapatkan dari respons survei berbasis kuesioner melalui *Google Forms* yang akan dijadikan sebagai *dataset*. Kemudian *dataset* tersebut akan diolah menggunakan *Google Colab* untuk dianalisis. Setelah data selesai diimpor pada *Google Colab*, *dataset* akan melakukan tahap pembersihan data atau *preprocessing* yang memiliki tahapan *Cleaning, Case*

Folding, Normalization, Stopword, Tokenizing, dan *Stemming.* Setelah data bersih melalui *preprocessing*, tahapan selanjutnya adalah pelabelan data melalui dataset yang diberi label sentimen positif dan negatif sesuai dengan skor kepuasan yang diberikan oleh responden. Tahap selanjutnya adalah visualisasi data berdasarkan sentimen menggunakan *bar chart* dan kata yang sering muncul dalam data menggunakan *Word Cloud*. Tahap selanjutnya adalah proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*) untuk melakukan pembobotan kata pada data. Tahapan selanjutnya adalah pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan 4 skenario yaitu 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10. Tahap analisis hasil menerapkan algoritma *Multinomial Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan sentimen terkait data respons penggunaan *Artificial Intelligence*. Selain itu, dilakukan klasifikasi menggunakan model algoritma yang lain yaitu *Random Forest* sebagai model pembanding untuk menghasilkan perbandingan akurasi kedua model. Setelah penerapan algoritma berhasil, dilakukan evaluasi model kinerja sistem klasifikasi menggunakan *Confusion Matrix.* Selain itu, dilakukan juga evaluasi performa model menggunakan perhitungan *Accuracy, Precision, Recall,* dan F1 – *Score*.

3.1 Pengumpulan Data

Tahap pengumpulan data dilakukan menggunakan survei berbasis kuesioner menggunakan *Google Forms* yang merupakan suatu *platform* berupa formulir yang dapat disebarkan kepada responden untuk mendapatkan suatu informasi. Penggunaan *Google Forms* ini dapat diakses oleh seluruh pengguna akun *Google,* sehingga dapat dengan mudah untuk disebarluaskan kepada target kuesioner penelitian ini, yaitu mahasiswa-mahasiswa yang sedang menempuh studi di perguruan tinggi seluruh Indonesia dengan target minimal 500 responden. Responden yang akan mengisi survei ini merupakan mahasiswa yang aktif menggunakan *Artificial Intelligence* (AI) dengan penggunaan selama perkuliahan. Pertanyaan yang disertakan pada survei memiliki beberapa variabel pertanyaan. Variabel pertama yaitu interaksi pengguna terhadap AI yang berisi 3 pertanyaan mencakup aspek tingkat frekuensi penggunaan dan jenis AI yang digunakan oleh responden. Variabel kedua yaitu informasi demografis dari responden yang berisi 6 pertanyaan mencakup identitas pribadi responden dan latar belakang rumpun ilmu yang sedang ditempuh oleh responden. Variabel ketiga yaitu opini responden terhadap penggunaan AI yang berisi 9 pertanyaan terkait perspektif responden dalam penggunaan AI dan etika pemanfaatan AI dalam menunjang kebutuhan akademik. Variabel keempat yaitu pandangan AI di masa depan yang berisi 2 pertanyaan menggambarkan

persepsi responden terhadap keberlanjutan dan potensi pemanfaatan AI ke depan. Terdapat pertanyaan yang digunakan sebagai pertanyaan utama untuk melakukan proses analisis sentimen yaitu terkait ulasan pengalaman penggunaan AI yang digabungkan dengan pertanyaan terkait kelebihan AI, kekurangan AI, pengaruh AI terhadap nilai akademik, dan pandangan terhadap biaya langganan AI. Pertanyaan ini yang diolah sebagai *dataset* untuk proses analisis sentimen menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* dan *Random Forest.* Skor kepuasan responden dengan rentang 1 s.d. 5 dengan kriteria semakin besar angka maka semakin memberikan kepuasan dalam penggunaannya. Skor 1 merepresentasikan bahwa mahasiswa sangat tidak puas terhadap penggunaan AI. Skor kepuasan 2 menunjukkan bahwa mahasiswa tidak puas dengan adanya AI. Skor 3 menunjukkan bahwa mahasiswa merasa netral terhadap penggunaan AI. Skor 4 menunjukkan mahasiswa puas terhadap interaksi dengan AI. Skor 5 menunjukkan bahwa mahasiswa sangat puas terhadap penggunaan AI. Adanya skor kepuasan yang menggunakan skala *likert* ini berfungsi untuk memudahkan pemahaman terkait pola interaksi mahasiswa terhadap AI berdasarkan frekuensi penggunaan dan rumpun ilmu melalui visualisasi data menggunakan *bar chart*.

Penyebaran *Google Forms* dilakukan mulai tanggal 20 November 2024 sampai dengan 20 Desember 2024 selama 30 hari. Setelah tenggat waktu yang telah ditentukan, data yang terkumpul akan disimpan menggunakan format CSV lalu diimpor pada *Google Colab* untuk dilakukan analisis sentimen.

3.2 *Preprocessing*

Tahapan *preprocessing* melibatkan beberapa proses untuk membersihkan data atau menyeleksi data dari hal-hal yang tidak diperlukan sehingga data lebih terstruktur dengan tujuan untuk memudahkan penerapan algoritma secara optimal (Rifki & Imelda, 2022). Tahap *preprocessing data* menggunakan bahasa pemrograman *Python* di *Google Colab. Preprocessing* memiliki langkah-langkah yang sistematis, yaitu:

3.2.1 *Cleaning*

Tahapan *preprocessing* diawali dengan langkah *cleaning* data dengan tujuan untuk menghapus elemen-elemen yang tidak diperlukan, seperti *hashtags, emoticon,* angka, data duplikat, spasi berlebih, dan simbol karena keberadaannya tidak memiliki arti (Purbayanto & Suharsono, 2023). Tahapan ini dilakukan dengan tujuan meminimalkan potensi

ketidakakuratan terhadap analisis data. Proses dari tahap *cleaning* berupa sebelum dan hasil sesudah dapat dilihat pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Tahap *Cleaning*

No	Sebelum *Cleaning*	Setelah *Cleaning*
1.	Sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan. Mudah digunakan, Meningkatkan pemahaman materi, Dapat diakses kapan saja, Dapat memberikan sumber referensi terkait, Meningkatkan motivasi belajar Informasi yang tidak akurat, Kesulitan dalam memahami jawaban, Tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen Nilai saya sedikit meningkat Penggunaan gratis	Sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan Mudah digunakan Meningkatkan pemahaman materi Dapat diakses kapan saja Dapat memberikan sumber referensi terkait Meningkatkan motivasi belajar Informasi yang tidak akurat Kesulitan dalam memahami jawaban Tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen Nilai saya sedikit meningkat Penggunaan gratis
2.	Saya malah makin bingung karena AI ngasih jawaban yang saling bertentangan. Dapat diakses kapan saja Kesulitan dalam memahami jawaban, Respon yang lambat, Memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya Nilai saya menurun secara signifikan Biaya langganan yang mahal	Saya malah makin bingung karena AI ngasih jawaban yang saling bertentangan Dapat diakses kapan saja Kesulitan dalam memahami jawaban Respon yang lambat Memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya Nilai saya menurun secara signifikan Biaya langganan yang mahal

3.2.2 *Case Folding*

Tahapan selanjutnya adalah *Case Folding* yang merupakan proses pengubahan teks yang ada di *dataset* menjadi *lowercase* atau huruf kecil. Tahapan ini dilakukan untuk penyeragaman dataset atau konsistensi data menggunakan huruf kecil (Santoso et al., 2022). Hasil penerapan tahapan *case folding* dapat dilihat pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Tahap *case folding*

No	Sebelum *Case Folding*	Setelah *Case Folding*
1.	Sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan Mudah digunakan Meningkatkan pemahaman materi Dapat diakses kapan saja Dapat memberikan sumber referensi terkait Meningkatkan motivasi belajar Informasi yang tidak akurat Kesulitan dalam memahami jawaban Tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen Nilai saya sedikit meningkat Penggunaan gratis	sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan mudah digunakan meningkatkan pemahaman materi dapat diakses kapan saja dapat memberikan sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi yang tidak akurat kesulitan dalam memahami jawaban tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen nilai saya sedikit meningkat penggunaan gratis
2.	Saya malah makin bingung karena AI ngasih jawaban yang saling bertentangan Dapat diakses kapan saja Kesulitan dalam memahami jawaban Respon yang lambat Memerlukan keterampilan teknis dalam	saya malah makin bingung karena ai ngasih jawaban yang saling bertentangan dapat diakses kapan saja kesulitan dalam memahami jawaban respon yang lambat memerlukan keterampilan teknis dalam

	menggunakannya Nilai saya menurun secara signifikan Biaya langganan yang mahal	menggunakannya nilai saya menurun secara signifikan biaya langganan yang mahal

3.2.3 *Normalization*

Normalization merupakan langkah untuk mengubah kata yang disingkat menggunakan singkatan tertentu dan tidak baku menjadi kata yang memiliki makna sesuai dengan Kamus Besar Bahasa Indonesia (Maharani et al., 2023). Kata yang memiliki singkatan tertentu terkadang hanya dapat dipahami bagi orang yang menulisnya saja sehingga perlu diubah untuk memudahkan proses analisis sentimen. Tujuan dari adanya tahapan *normalization* adalah agar kata yang digunakan dalam *dataset* memiliki makna. Contoh kata yang memanfaatkan tahapan *normalization* yaitu kata yang semula "ngga" berubah menjadi "tidak". Apabila *dataset* telah berhasil melakukan *normalization* maka model algoritma akan lebih mudah dikenali dalam pola yang ada di *dataset.* Hasil dari penerapan tahapan *normalization* dapat dilihat pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Tahap *normalization*

No	Sebelum *Normalization*	Setelah *Normalization*
1.	sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan mudah digunakan meningkatkan pemahaman materi dapat diakses kapan saja dapat memberikan sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi yang tidak akurat kesulitan dalam memahami jawaban tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen nilai saya sedikit meningkat penggunaan gratis	sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan mudah digunakan meningkatkan pemahaman materi dapat diakses kapan saja dapat memberikan sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi yang tidak akurat kesulitan dalam memahami jawaban tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen nilai saya sedikit meningkat penggunaan gratis
2.	saya malah makin bingung karena ai ngasih jawaban yang saling bertentangan dapat diakses kapan saja kesulitan dalam memahami jawaban respon yang lambat memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya nilai saya menurun secara signifikan biaya langganan yang mahal	saya malah makin bingung karena ai beri jawaban yang saling bertentangan dapat diakses kapan saja kesulitan dalam memahami jawaban respon yang lambat memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya nilai saya menurun secara signifikan biaya langganan yang mahal

3.2.4 *Stopword*

Stopword merupakan langkah untuk mengambil kata yang penting dan menghapus kata yang dianggap tidak memiliki makna dalam *dataset* (Irawan et al., 2024). Kriteria kata yang digunakan dalam tahapan *stopword* merupakan kata yang tidak bersifat deskriptif, misalnya

“yang”, “dari”, “dengan”, “atau”, dan lain-lain. Hasil dari penerapan tahap *stopword* dapat dilihat pada Tabel 3.4.

Tabel 3.4 Tahap *stopword*

No	Sebelum *Stopword*	Setelah *Stopword*
1.	sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan mudah digunakan meningkatkan pemahaman materi dapat diakses kapan saja dapat memberikan sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi yang tidak akurat kesulitan dalam memahami jawaban tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen nilai saya sedikit meningkat penggunaan gratis	menguntungkan mencari jurnal dibutuhkan referensi perkuliahan mudah meningkatkan pemahaman materi diakses sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi tidak akurat kesulitan memahami tidak menggantikan interaksi langsung dosen nilai meningkat penggunaan gratis
2.	saya malah makin bingung karena ai beri jawaban yang saling bertentangan dapat diakses kapan saja kesulitan dalam memahami jawaban respon yang lambat memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya nilai saya menurun secara signifikan biaya langganan yang mahal	bingung ai bertentangan diakses kesulitan memahami respon lambat keterampilan teknis menggunakannya nilai menurun signifikan biaya langganan mahal

3.2.5 *Tokenizing*

Tokenizing merupakan langkah untuk mengubah teks atau pemisahan kata pada *dataset* menjadi kata per kata berdasarkan spasi yang disebut sebagai token (Pandunata et al., 2022). Token yang dihasilkan hanya berupa satu kata yang dipisahkan menggunakan tanda koma antar token. Hasil dari penerapan *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel 3.5.

Tabel 3.5 Tahap *tokenizing*

No	Sebelum *Tokenizing*	Setelah *Tokenizing*
1.	menguntungkan mencari jurnal dibutuhkan referensi perkuliahan mudah meningkatkan pemahaman materi diakses sumber referensi terkait meningkatkan motivasi belajar informasi tidak akurat kesulitan memahami tidak menggantikan interaksi langsung dosen nilai meningkat penggunaan gratis	['menguntungkan', 'mencari', 'jurnal', 'dibutuhkan', 'referensi', 'perkuliahan', 'mudah', 'meningkatkan', 'pemahaman', 'materi', 'diakses', 'sumber', 'referensi', 'terkait', 'meningkatkan', 'motivasi', 'belajar', 'informasi', 'tidak', 'akurat', 'kesulitan', 'memahami', 'tidak', 'menggantikan', 'interaksi', 'langsung', 'dosen', 'nilai', 'meningkat', 'penggunaan', 'gratis']
2.	bingung ai bertentangan diakses kesulitan memahami respon lambat keterampilan teknis menggunakannya nilai menurun signifikan biaya langganan mahal	['bingung', 'ai', 'bertentangan', 'diakses', 'kesulitan', 'memahami', 'respon', 'lambat', 'keterampilan', 'teknis', 'menggunakannya', 'nilai', 'menurun', 'signifikan', 'biaya', 'langganan', 'mahal']

3.2.6 *Stemming*

Tahapan *stemming* merupakan langkah untuk mengubah setiap kata yang tersedia di *dataset* menjadi kata baku. Kata baku ini dibentuk melalui penghapusan imbuhan yang ada di awal, akhir, maupun kombinasi awalan dan akhiran kata sehingga menjadi kata dasar yang baku (Arifin et al., 2021). Hasil dari penerapan tahap *stemming* dapat dilihat pada Tabel 3.6.

Tabel 3.6 Tahap *stemming*

No	Sebelum *Stemming*	Setelah *Stemming*
1.	['menguntungkan', 'mencari', 'jurnal', 'dibutuhkan', 'referensi', 'perkuliahan', 'mudah', 'meningkatkan', 'pemahaman', 'materi', 'diakses', 'sumber', 'referensi', 'terkait', 'meningkatkan', 'motivasi', 'belajar', 'informasi', 'tidak', 'akurat', 'kesulitan', 'memahami', 'tidak', 'menggantikan', 'interaksi', 'langsung', 'dosen', 'nilai', 'meningkat', 'penggunaan', 'gratis']	untung cari jurnal butuh referensi kuliah mudah tingkat paham materi akses sumber referensi kait tingkat motivasi ajar informasi tidak akurat sulit paham tidak ganti interaksi langsung dosen nilai tingkat guna gratis
2.	['bingung', 'ai', 'bertentangan', 'diakses', 'kesulitan', 'memahami', 'respon', 'lambat', 'keterampilan', 'teknis', 'menggunakannya', 'nilai', 'menurun', 'signifikan', 'biaya', 'langganan', 'mahal']	bingung ai tentang akses sulit paham respon lambat terampil teknis guna nilai turun signifikan biaya langgan mahal

3.3 Pelabelan Data

Tahapan pelabelan data merupakan tahap pertama setelah data berhasil diimpor pada Google Colab. Label sentimen terdiri dari dua kelas yaitu label positif dan label negatif. Pada penelitian ini, pelabelan data dilakukan menggunakan VADER atau *Valance Aware Dictionary Sentiment Reasoner.* VADER menggunakan 7500 leksikon untuk mendukung keputusan dari penentuan label sentimen (Anwar & Permana, 2023). Data ulasan diterjemahkan terlebih dahulu ke bahasa Inggris menggunakan *Google Translate* pada *Google Colaboratory.* Penerjemahan ini bertujuan untuk memudahkan VADER dalam melakukan pengelompokan sentimen karena *corpus*-nya dalam bentuk bahasa Inggris.

3.4 Visualisasi Data

Tahapan visualisasi data merupakan bentuk representasi dengan memvisualisasikan *dataset* menjadi bentuk diagram, grafik, dan media grafis lainnya (Purbayanto & Suharsono, 2023). Pada penelitian ini, terdapat dua visualisasi data yaitu menggunakan *Word-cloud* dan *bar chart. Word-cloud* digunakan untuk memvisualisasikan kata-kata yang memiliki frekuensi tinggi kemunculannya pada masing-masing label sentimen. Semakin banyak kemunculan kata

tersebut, maka ukuran *font* yang ditampilkan pada *Word-cloud* akan semakin besar. Visualisasi menggunakan *bar chart* untuk menampilkan visualisasi terkait etika penggunaan AI. Selain itu, penggunaan *bar chart* untuk memvisualisasikan keterkaitan antara skor kepuasan hasil *Artificial Intelligence* (AI) dengan frekuensi penggunaan dan bidang ilmu yang sedang dipelajari.

3.5 Pembobotan Kata

Tahap pembobotan kata merupakan tahapan untuk mengubah kata yang ada dalam *dataset* menjadi berbentuk numerik pada tiap fitur atau kata. Data yang awalnya berbentuk teks akan diubah atau direpresentasikan menjadi *vector.* Data yang telah dikonversi menjadi *vector* ini akan diimplementasikan pembobotan menggunakan algoritma TF-IDF (*Term Frequency – Inverse Document Frequency*) dengan cara melakukan penghitungan tingkat frekuensi kemunculan kata. Tahapan ini akan menghitung tingkat frekuensi kemunculan kata atau *term* yang ada pada dokumen. Nilai dari pembobotan kata akan semakin besar apabila frekuensi kemunculan kata yang tinggi. Tahapan pembobotan kata ini bertujuan untuk mempermudah proses klasifikasi data. Metode ini paling umum digunakan untuk melakukan pembobotan kata karena dengan pertimbangan efektivitas dan efisiensi terhadap akurasi hasil (Muliani et al., 2023). Selain itu, penelitian ini mengimplementasikan fitur N-Gram pada tahap pembobotan kata. Metode N-Gram merupakan pecahan kata yang didapatkan dari awal hingga akhir kalimat sebanyak n. N-gram terdiri dari beberapa jenis berdasarkan jumlah kata. Jenis N-Gram yang umum digunakan yaitu *unigram* yang berisi satu kata, *bigram* yang berisi dua kata, dan *trigram* yang berisi tiga kata (Nurhidayat & Dewi, 2023).

3.6 Klasifikasi Model

Multinomial Naïve Bayes Classifier merupakan suatu metode yang dapat mengklasifikasikan data ulasan penggunaan *Artificial Intelligence* bagi mahasiswa untuk memperoleh analisis sentimen berupa sentimen positif dan sentimen negatif. Untuk melakukan langkah klasifikasi, data yang digunakan merupakan data yang telah diolah dari tahap *preprocessing* hingga pembobotan kata menggunakan TF-IDF. Data yang akan diklasifikasikan dibagi terlebih dahulu menjadi *training* data dan *testing* data. Proporsi data latih yang akan diuji sebanyak 4 skenario yaitu 60%, 70%, 80%, dan 90% untuk menguji dalam mencapai hasil akurasi yang tertinggi. Selain itu, penelitian ini menerapkan model pembanding

dengan algoritma *Random Forest* yang digunakan untuk membandingkan tingkat optimal model *Naïve Bayes* dalam melakukan klasifikasi.

3.7 Evaluasi

Keperluan dalam menghitung nilai keberhasilan indikator keakuratan, maka diperlukan langkah untuk melakukan pengujian tingkat akurasi. Pengujian atau evaluasi kinerja sistem klasifikasi ini menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk mendapatkan nilai akurasi, presisi, *recall*, dan F1-*Score* terhadap metode *Multinomial Naive Bayes.*

Tabel 3.7 *Confusion matrix*

		Predicted Values	
		Positive	***Negative***
Actual Values	***Positive***	*True Positive (TP)*	*False Positive (FP)*
	Negative	*False Negative (FN)*	*True Negative (TN)*

Berdasarkan Tabel 3.7, terdapat empat komponen dalam *confusion matrix*:

a. *True Positive* (TP)

   True Positive atau TP merupakan jumlah instans yang positif dan diprediksi positif oleh model sehingga prediksi dan aktual benar.

b. True Negative (TN)

   True Negative atau TN merupakan jumlah instans yang negatif dan diprediksi negatif oleh model sehingga prediksi dan aktual benar.

c. *False Positive* (FP)

   False Positive atau FP merupakan jumlah instans yang negatif namun diprediksi positif oleh model sehingga prediksi tidak sesuai dengan aktual.

d. *False Negative* (FN)

   False Negative atau FN merupakan jumlah instans yang positif namun diprediksi negatif oleh model sehingga prediksi tidak sesuai dengan aktual.

Banyaknya data yang menjadi *True Positive* (TP) dan *True Negative* (TN) ini mengindikasikan bahwa model dapat memprediksi dengan benar. Apabila terdapat data pada *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN) maka mengindikasikan bahwa jumlah kesalahan

model dalam melakukan prediksi. Empat komponen ini merupakan nilai yang penting untuk melakukan langkah evaluasi model. Dalam evaluasi model terdapat empat aspek dalam mengukur performa model, yaitu:

a. *Accuracy*

Accuracy merupakan suatu perhitungan yang digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan terhadap prediksi benar untuk keseluruhan data. Rumus *accuracy* dapat dihitung melalui persamaan (3.1) sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3.1)$$

b. *Precision*

Precision merupakan tingkat ketepatan model untuk mengukur data aktual positif yang diprediksi positif oleh model. Rumus *precision* dapat dihitung melalui persamaan (3.2) sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.2)$$

c. *Recall*

Recall merupakan tingkat ketepatan model dalam mengidentifikasi sentimen positif. Rumus *Recall* dapat dihitung melalui persamaan (3.3) sebagai berikut:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.3)$$

d. F1-*Score*

F1-*Score* merupakan parameter untuk melakukan perhitungan akurasi dalam model klasifikasi yang didapatkan dari hasil nilai rata-rata harmonik dari *precision* dan *recall.* Rumus F1-*Score* dapat dihitung melalui persamaan (3.4) sebagai berikut:

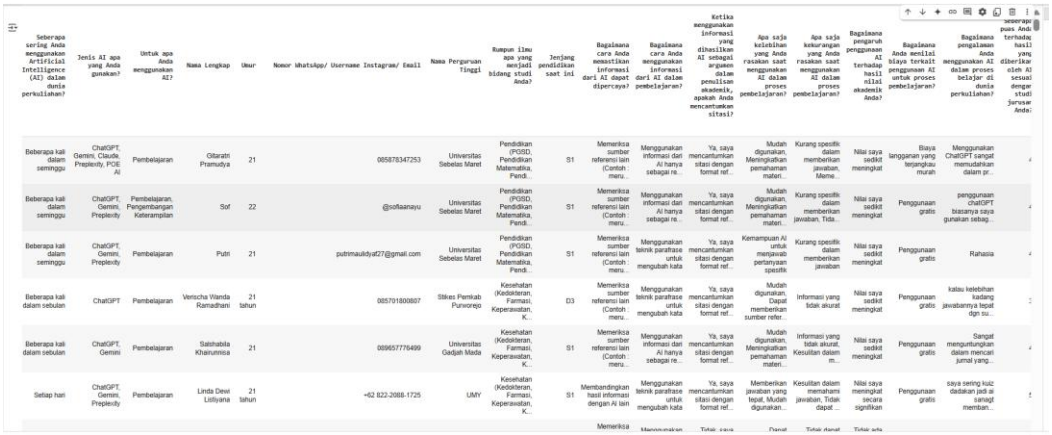
$$\text{F1-}Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall+Precision} \quad (3.4)$$

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengumpulan Data

Pengambilan atau pengumpulan data dilakukan menggunakan kuesioner yang dibuat melalui platform *Google Forms* untuk disebarkan kepada mahasiswa aktif yang sedang menempuh perkuliahan di Indonesia. Kuesioner ini disebarkan untuk melakukan eksplorasi terhadap penggunaan penggunaan *Artificial Intelligence* (AI) dalam kegiatan akademik mahasiswa. Sasaran dari kuesioner ini adalah mahasiswa dari segala program studi yang telah memiliki pengalaman dalam penggunaan teknologi AI seperti ChatGPT, Gemini, Microsoft Copilot, dan lain-lain. Kuesioner ini memerlukan waktu selama 30 hari dimulai pada tanggal 20 November 2024 sampai dengan 20 Desember 2024 untuk mengumpulkan data dengan target 500 responden.

Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 687 responden. Setelah data responden terkumpul, hasil kuesioner diunduh ke dalam format file CSV. Setelah kuesioner diunduh dalam format CSV, file dapat diakses menggunakan aplikasi *Microsoft Excel*. Penelitian ini menggunakan *Google Colab* untuk melakukan analisis sentimen positif dan negatif dari pandangan mahasiswa terhadap penggunaan AI seperti yang terlihat pada Gambar 4.1. Setiap baris yang terlihat menampilkan data dari satu responden, sedangkan setiap kolom menampilkan jawaban berdasarkan pertanyaan yang tertulis dalam kuesioner.



Seberapa sering Anda menggunakan Artificial Intelligence (AI) dalam dunia perkuliahan?	Jenis AI apa yang Anda gunakan?	Untuk apa Anda menggunakan AI?	Nama Lengkap	Umur	Nomor WhatsApp/ Username Instagram/ Email	Nama Perguruan Tinggi	Rumpun ilmu apa yang menjadi bidang studi Anda?	Jenjang pendidikan saat ini	Bagaimana cara Anda memastikan informasi dari AI dapat dipercaya?	Bagaimana cara Anda menggunakan informasi dari AI dalam pembelajaran?	Ketika menggunakan informasi yang dihasilkan AI sebagai argumen dalam penulisan akademik, apakah Anda mencantumkan sitasi?	Apa saja kelebihan yang Anda rasakan saat menggunakan AI dalam proses pembelajaran?	Apa saja kekurangan yang Anda rasakan saat menggunakan AI dalam proses pembelajaran?	Bagaimana pengaruh penggunaan AI terhadap hasil nilai akademik Anda?	Bagaimana penggunaan AI memilai biaya terkait penggunaan AI untuk proses pembelajaran?	Bagaimana pengalaman Anda menggunakan AI dalam proses belajar di dunia perkuliahan?	seberapa puas Anda terhadap hasil yang diberikan oleh AI sesuai dengan studi jurusan Anda:
Beberapa kali dalam seminggu	ChatGPT, Gemini, Claude, Preplexity, POE AI	Pembelajaran	Gitaratri Pramudya	21	085878347253	Universitas Sebelas Maret	Pendidikan (PGSD, Pendidikan Matematika, Pendi...	S1	Memeriksa sumber referensi lain (Contoh: meru...	Menggunakan informasi dari AI hanya sebagai re...	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Mudah digunakan, Meningkatkan pemahaman materi...	Kurang spesifik dalam memberikan jawaban, Meme...	Nilai saya sedikit meningkat	Biaya langganan yang terjangkau murah	Menggunakan ChatGPT sangat memudahkan dalam pr...	4
Beberapa kali dalam seminggu	ChatGPT, Gemini, Preplexity	Pembelajaran, Pengembangan Keterampilan	Sof	22	@sofiaanayu	Universitas Sebelas Maret	Pendidikan (PGSD, Pendidikan Matematika, Pendi...	S1	Memeriksa sumber referensi lain (Contoh: meru...	Menggunakan informasi dari AI hanya sebagai re...	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Mudah digunakan, Meningkatkan pemahaman materi...	Kurang spesifik dalam memberikan jawaban, Tida...	Nilai saya sedikit meningkat	Penggunaan gratis	penggunaan chatGPT biasanya saya gunakan sebag...	4
Beberapa kali dalam seminggu	ChatGPT, Gemini, Preplexity	Pembelajaran	Putri	21	putrimaulidyat27@gmail.com	Universitas Sebelas Maret	Pendidikan (PGSD, Pendidikan Matematika, Pendi...	S1	Memeriksa sumber referensi lain (Contoh: meru...	Menggunakan teknik parafrase untuk mengubah kata	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Kemampuan AI untuk menjawab pertanyaan spesifik	Kurang spesifik dalam memberikan jawaban	Nilai saya sedikit meningkat	Penggunaan gratis	Rahasia	4
Beberapa kali dalam sebulan	ChatGPT	Pembelajaran	Verischa Wanda Ramadhani	21 tahun	085701800807	Stikes Pemkab Purworejo	Kesehatan (Kedokteran, Farmasi, Keperawatan, K...	D3	Memeriksa sumber referensi lain (Contoh: meru...	Menggunakan teknik parafrase untuk mengubah kata	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Mudah digunakan, Dapat memberikan sumber refer...	Informasi yang tidak akurat	Nilai saya sedikit meningkat	Penggunaan gratis	kalau kelebihan kadang jawabannya tepat dgn su...	3
Beberapa kali dalam sebulan	ChatGPT, Gemini	Pembelajaran	Salshabila Khairunnisa	21	089657776499	Universitas Gadjah Mada	Kesehatan (Kedokteran, Farmasi, Keperawatan, K...	S1	Memeriksa sumber referensi lain (Contoh: meru...	Menggunakan informasi dari AI hanya sebagai re...	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Mudah digunakan, Meningkatkan pemahaman materi...	Informasi yang tidak akurat, Kesulitan dalam m...	Nilai saya sedikit meningkat	Penggunaan gratis	Sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang...	4
Setiap hari	ChatGPT, Gemini, Preplexity	Pembelajaran	Linda Dewi Listiyana	21 tahun	+62 822-2088-1725	UMY	Kesehatan (Kedokteran, Farmasi, Keperawatan, K...	S1	Membandingkan hasil informasi dengan AI lain	Menggunakan teknik parafrase untuk mengubah kata	Ya, saya mencantumkan sitasi dengan format ref...	Memberikan jawaban yang tepat, Mudah digunakan...	Kesulitan dalam memahami jawaban, Tidak dapat ...	Nilai saya meningkat secara signifikan	Penggunaan gratis	saya sering kuiz dadakan jadi ai sanagt memban...	5
							Memeriksa		Menggunakan	Tidak, saya	Dapat	Tidak dapat	Tidak ada				

Gambar 4.1 *Running dataset*

Untuk mengolah data, *Google Colab* dikoneksikan pada *Google Drive* dengan perintah seperti pada Gambar 4.2. *Source Code* ini memberikan akses ke *Google Drive* agar file CSV yang telah diunggah pada *Google Drive* dapat terbaca oleh *Google Colab*.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Gambar 4.2 Kode program akses *Google Drive*

4.2 *Preprocessing*

Data yang telah diperoleh melalui hasil survei memerlukan langkah *preprocessing* untuk menghindari adanya data yang tidak terstruktur atau mengandung *noise*. Adanya tahapan *preprocessing* untuk memastikan bahwa data yang akan diolah bersih dari berbagai bentuk *noise* sehingga mampu memudahkan dalam proses analisis sentimen. *Preprocessing* memiliki beberapa tahapan dalam prosesnya yaitu:

4.2.1. *Cleaning*

Tahap *cleaning* merupakan awal dari langkah *preprocessing* yang memiliki tujuan untuk menghapus data duplikat dan elemen-elemen yang tidak diperlukan dalam proses analisis sentimen. Hal yang pertama dilakukan adalah menghapus data duplikat dan data kosong atau *missing values*. Penghapusan data duplikat seperti pada Gambar 4.3 bertujuan agar tidak ada data yang berulang, sedangkan penghapusan data kosong yang disebabkan responden mengisi dengan tanda "-" dan "." yang tidak memiliki nilai informasi untuk proses analisis sentimen.

```
duplikat = df[df.duplicated(subset=['ulasan'], keep='first')]
print(duplikat['ulasan'])

df = df.drop_duplicates(subset=['ulasan'], keep='first')
print(len(df))
```

Gambar 4.3 Kode program hapus data duplikat

```
dash_count = (df['ulasan'] == "-").sum()
dot_count = (df['ulasan'] == ".").sum()
print(f"Jumlah tanda '-' pada kolom ulasan: {dash_count}")
print(f"Jumlah tanda '.' pada kolom ulasan: {dot_count}")

rows_with_dash_or_dot = df[(df['ulasan'] == "-") | (df['ulasan'] == ".")]
print("Baris dengan ulasan '-' atau '.':")
print(rows_with_dash_or_dot['ulasan'])

df_cleaned = df[~((df['ulasan'] == "-") | (df['ulasan'] == "."))]
print(f"Jumlah baris setelah penghapusan: {len(df_cleaned)}")
```

Gambar 4.4 Kode program hapus data null

Pada Gambar 4.3 dan Gambar 4.4 menunjukkan adanya *source code* untuk melakukan penghapusan data yang terindikasi duplikat dan nilai kosong, Pada Gambar 4.3, dilakukan penghapusan data duplikat serta data data kosong yang menggunakan tanda "-" dan "." dalam

dataset. Gambar 4.4 menunjukkan bahwa semua data dengan nilai kosong yang masih tersisa dalam *dataset* telah dihapus semua sehingga dapat dilanjutkan ke tahapan *preprocessing* selanjutnya. Adanya proses *cleaning* penghapusan data duplikat dan nilai kosong menimbulkan pengurangan data sejumlah 26 data sehingga data yang siap untuk diolah dalam analisis sentimen adalah 655 data.

Untuk menghindari adanya bias pada data, data yang telah terkumpul sebanyak 655 responden dilakukan *stratified sampling* dengan melakukan pemerataan responden berdasarkan rumpun ilmu dengan proporsi yang sama yaitu 55 orang per rumpun ilmu. Oleh karena itu, adanya secara keseluruhan data yang diolah yaitu 440 data.

Langkah selanjutnya adalah proses *cleaning* untuk menghapus dari karakter yang tidak relevan atau tidak diperlukan dalam proses analisis sentimen, seperti karakter angka, emoticon, spasi berlebih, dan simbol. Pada merupakan tahapan untuk melakukan *cleaning* menggunakan *Regular Expression* atau dapat disebut sebagai Regex.

```
    def clean_text(text):
        text = re.sub(r'@[A-Za-z0-9_]+', '', text)
        text = re.sub(r'#\w+', '', text)
        text = re.sub(r'RT[\s]+', '', text)
        text = re.sub(r'https?://\S+', '', text)
        text = re.sub(r'[^A-Za-z0-9 ]', '', text)
        text = re.sub(r'[^\x00-\x7F]+', '', text)
        text = re.sub(r'\d+', '', text)
        text = re.sub(r'\s+', ' ', text).strip()

        return text

    df_cleaned.loc[:,                    'text_clean']                    =
df_cleaned['gabungan'].apply(clean_text)
df_cleaned[['gabungan', 'text_clean']]
```

Gambar 4.5 Kode program menghapus karakter tidak penting

Source code tersebut menghasilkan data yang telah bersih dari karakter yang tidak diperlukan untuk analisis sentimen seperti pada Gambar 4.5, sehingga terlihat bahwa dataset telah mengalami proses cleaning dari karakter yang tidak dibutuhkan dalam analisis sentimen. Contoh hasil proses cleaning yang terlihat yaitu kata “gagasan/ide/topik” yang diubah menjadi “gagasanidetopik”. Hal ini menunjukkan bahwa pada kalimat tersebut terjadi penghapusan tanda baca pada kalimat tersebut.

4.2.2. *Case Folding*

Setelah melalui tahapan *cleaning*, *dataset* masih memiliki format huruf yang beragam. Oleh karena itu, diperlukan langkah *case folding* untuk mengubah format menjadi huruf kecil

pada seluruh teks yang ada di dalam *dataset*. Proses *case folding* ditunjukkan pada Gambar 4.6.

```
df_cleaned.loc[:, 'text_clean2'] = df_cleaned['text_clean'].str.lower()
df_cleaned[['text_clean', 'text_clean2']].head()
```

Gambar 4.6 Kode program *case folding*

Source code dari tahapan *case folding* dapat dilihat pada Gambar 4.6 yang berhasil melakukan konversi dari keseluruhan teks dalam *dataset* menjadi huruf kecil. Contoh dari hasil yang terjadi adalah frasa pada “Adanya AI” yang berubah menjadi “adanya ai”.

4.2.3. *Normalization*

Setelah melalui proses *case folding*, tahap selanjutnya dalam *preprocessing* adalah normalisasi teks atau *normalization*. Tahap *normalization* dilakukan agar data lebih konsisten dengan mengubah kata-kata yang tidak baku, singkatan, atau salah ketik. Pengubahan menjadi kata baku ini ditujukan agar kata-kata dalam dataset memiliki makna untuk melakukan proses analisis sentimen. *Source code* pada tahapan *normalization* dapat dilihat pada Gambar 4.7.

```
norm = {' sanagt' : ' sangat', ' tetkadang' : ' terkadang', ' dr' : '
dari', ' setelh' : ' setelah',
        ' yg' : ' yang', ' klo' : ' kalau', ' tdk' : ' tidak', '
terkadan' : ' terkadang',
        ' mrnggunakan' : ' menggunakan', ' kesusuhan' : ' kesusahan', '
jdi' : ' jadi', ' perhitungam' : ' perhitungan',
        ' apl' : ' aplikasi', ' jg' : ' juga', ' kalo' : ' kalau', '
sanga' : ' sangat',
        ' errro' : ' eror', ' seper' : ' seperti', ' tp' : ' tapi', ' ga'
: ' tidak', ' tpi' : ' tapi', ' kaya' : ' seperti',
        ' cuma' : ' hanya', ' ngasih' : ' beri', ' referens' : '
referensi', ' kako' : ' kalau', ' aja' : ' saja', ' ajaa' : ' saja',
        ' emg' : ' emang', ' dgn' : ' dengan', ' btull' : ' betul', ' dn'
: ' dan', ' dh' : ' sudah',
        ' tak' : ' tidak', ' emng' : ' emang', ' nuat' : ' buat', '
senamg' : ' senang', ' djbantu' : ' dibantu',
        ' dlu' : ' dahulu', ' melakukn' : ' melakukan', ' maximal' : '
maksimal', ' kasi' : ' beri', ' penyelsaian' : ' penyelesaian',
        ' refrensi' : ' referensi', ' meberikan' : ' memberikan', '
terntu' : ' tertentu', ' gar' : ' agar', ' bahsanya' : ' bahasa',
        ' sengar' : ' dengar', ' tgs' : ' tugas', ' bgt' : ' banget', '
kdg' : ' kadang', ' ttp' : ' tetap', ' bhsnya' : ' bahasa',
        ' menurunkkan' : ' menurunkan', ' dapar' : ' dapat', ' ngga' : '
tidak', ' ssngat' : ' sangat', ' karna' : ' karena',
        ' utk' : ' untuk', ' emncari' : ' mencari', ' tnya' : ' tanya', '
cepet' : ' cepat', ' biasany' : ' biasanya',
        ' jawabanny' : ' jawabannya', ' mmg' : ' memang', ' mrmbuat' : '
membuat', ' hrs' : ' harus', ' untuj' : ' untuk',
        ' ornng' : ' orang', ' pakaj' : ' pakai', ' jajwaban' : '
jawaban', ' namu' : ' namun', ' pake' : ' pakai', ' sebenerny' : '
sebenarnya',
```

```
        ' hasilny' : ' hasilnya', ' sisany' : ' sisanya', ' bakal' : '
akan', ' mwmbuat' : ' membuat', ' tidaj' : ' tidak', ' gmn' : '
bagaimana',
        ' kyk' : ' seperti', ' anan' : ' anak', ' gk' : ' tidak', '
laporanb' : ' laporan', ' isa' : ' bisa', ' halus' : ' harus', '
reference' : ' referensi',
        ' lg' : ' lagi', ' kedetect' : ' kedeteksi', ' ngaco' : ' kacau',
' tsb' : ' tersebut', ' bener' : ' benar',
        ' binggung' : ' bingung', ' pale' : ' pakai', ' sebrilliant' : '
secemerlang', ' halus' : ' harus', ' berfikir' : ' berpikir', ' al' : '
ai',
        ' ngawur' : ' kacau', ' mnurutku' : ' menurutku', ' sedikitt' : '
sedikit', ' basicny' : ' dasarnya', ' gambarsketsa' : ' gambar sketsa',
        ' samaidentik' : ' sama identik', ' nggak' : ' tidak', '
kelamaann' : ' lama', ' tau' : ' ngerti', ' dri' : ' dari', ' jd' : '
jadi',
        ' dlm' : ' dalam', ' peraturanregulasi' : ' peraturan regulasi',
' dinginkan' : ' diinginkan', ' mencarimenjawab' : ' mencari menjawab',
        ' dadakan' : ' mendesak', ' udah' : ' sudah', ' waktusehingga' :
' waktu sehingga', ' kayasukses' : ' kaya sukses', ' tetep' : ' tetap',
        ' haribulantahun' : ' hari bulan tahun', ' keperawatan' :
'perawat', ' kl' : ' kalau', ' berfikir' : ' berpikir', ' nanya' : '
tanya',
        ' yangmana' : ' yang mana', ' metjodologi' : ' metodologi', '
memilah' : ' membagi', ' dapet' : ' dapat', ' nyari' : ' mencari',
        ' berfikir' : ' berpikir', ' ngebantu' : ' membantu', ' mager' :
' malas', 'spesifikjadi' : ' spesifik jadi', ' nyeleneh' : ' kacau',
        ' ataumateri' : ' atau materi', ' referenzi' : ' referensi', '
chatgptal' : ' chatgpt ai', ' udah' : ' sudah', ' kayak' : ' seperti',
        ' joernal' : ' jurnal', ' memelurkan' : ' memerlukan', ' ditelan'
: ' diterima', ' gak' : ' tidak', ' perbankan' : ' bank',
        ' karna' : ' karena', ' pengecekan' : ' cek', ' kompleksnamun' :
' kompleks namun', ' search' : ' cari', ' penjelasan nya' : '
penjelasan',
        ' pertanyaanopini' : ' pertanyaan opini', ' lgsung' : '
langsung', ' diberikanoleh' : ' diberikan oleh', ' ak' : ' aku', '
tugaspertanyaan' : ' tugas pertanyaan',
        ' eksplore' : ' eksplorasi', ' youtubeartikeljurnal' : ' youtube
artikel jurnal', ' pengetahusn' : ' pengetahuan', ' sgt' : ' sangat', '
jenuhbingung' : ' jenuh bingung',
        ' sitasitinjauan' : ' sitasi tinjauan', ' jurnasjurinter' : '
jurnal nasional jurnal internasional', ' yaaaa' : ' ya', ' dimintabahkan'
: ' diminta bahkan',
        ' pembahsan' : ' pembahasan', ' terkejudnya' : ' terkejut', '
but' : ' tapi', ' gabisa' : ' tidak bisa', ' beritahu' : ' beri tahu',
        ' mengecek' : ' cek', ' chat' : ' chatgpt', ' mendesign' : '
mendesain', ' chat gpt' : ' chatgpt', ' solving' : ' solusi', '
materiisi' : ' materi isi',
        ' gemini' : ' gemini chatgpt', ' gharus' : ' harus', ' ekkonomi'
: ' ekonomi', ' atai' : ' atau', ' solve' : ' solusi', ' terakait' : '
terkait', ' guidline' : ' guideline',
        ' tu' : ' itu', ' ditampilin' : ' tampil', ' benernya' : '
benar', ' adalam' : ' adalah', ' gagasanidetopik' : ' gagasan ide topik',
' kuramg' : ' kurang', ' krna' : ' karena',
        ' kadamg' : ' kadang', ' dibandingin' : ' banding', ' memuaskan'
: ' puas', ' cht gptclaude' : ' chatgpt claude', ' dmn' : ' dimana', '
jadiin' : ' menjadikan',
        ' ngejelasinnya' : ' menjelaskan', ' ngacuma' : ' tidak hanya', '
mengcopy' : ' menyalin', ' cuman' : ' hanya', ' perkuliahab' : '
perkuliahan', ' para frase' : ' parafrase',
```

```
        ' dulunya' : ' dahulu', ' ngulik' : ' selidiki', ' diyoutube' : '
di youtube', ' mesti' : ' pasti', ' pinter' : ' pintar', ' soale' : '
karena', ' berbasis' : ' basis',
        ' denga' : ' dengan', ' pemrogramandan' : ' pemrograman dan', '
merograman' : ' pemrograman', ' mastiin' : ' memastikan', ' jurnalbuku' :
' jurnal buku', ' gini' : ' begini',
        ' datamembenarkan' : ' data membenarkan', ' cepatsemisal' : '
cepat misal', ' memahami nya' : ' memahami', ' datacoding' : ' data
coding', ' ideasi' : ' ide', ' bbrp' : ' beberapa',
        ' ngejelasin' : ' menjelaskan', ' jurnalartikel' : ' jurnal
artikel', ' bukujurnal' : ' buku jurnal', ' apabali' : ' apabila', '
jikalau' : ' jika', ' ghait' : ' chat',
        ' menghunakan' : ' menggunakan', ' bangueeeddd' : ' banget', '
memparafrase' : ' parafrase', ' dibidang' : ' di bidang', ' memprmudah' :
' mempermudah', ' trus' : ' terus',
        ' langkahny' : ' langkah', ' prngodingan' : ' codingan', '
menggunakanannya' : ' menggunakan', ' refrensi' : ' referensi', '
itungan' : ' hitung', ' itung' : ' hitung',
        ' sy' : ' saya', ' hrs' : ' harus', ' matematik' : ' matematika',
' ngerasa' : ' merasa', ' tetep' : ' tetap', ' statistik' : '
statistika', ' doang' : ' saja',
        ' bngt' : ' banget', ' gangerti' : ' tidak mengerti', ' tsb' : '
tersebut', ' rekomended' : ' rekomendasi', ' kebantu' : ' terbantu', '
instat' : ' instan',
        ' ngaco' : ' kacau', ' keliru' : ' salah', ' orisinil' : '
original', ' mikir' : ' pikir', ' dapet' : ' dapat', ' ngulik' : ' cari',
' ngelantur' : ' kacau',
        ' ngira' : ' pikir', ' temen' : ' teman', ' yan' : ' yang', '
makesure' : ' pastikan', ' krena' : ' karena', ' memastika' : '
memastikan', ' menanyajan' : ' menanyakan',
        ' apakahbada' : ' apakah ada' }

def normalisasi(text):
    for slang, replacement in norm.items():
        text = re.sub(r'\b' + re.escape(slang) + r'\b', replacement,
text)
    return text

df_balanced.loc[:, 'text_normalized'] =
df_balanced['text_clean2'].apply(normalisasi)

df_balanced.to_csv('/content/data_terdistribusi_final.csv', index=False)

print(df_balanced[['text_clean2', 'text_normalized']].head(50))
```

Gambar 4.7 Kode program *normalization*

Salah satu contoh yang mengalami perubahan pada tahapan *normalization* ini adalah "jawabannya tepat dgn sumber reference yg saya dapat dari jurnal". Dampak dari kalimat ini pada tahap *normalization* adalah terjadinya perubahan menjadi "jawabannya tepat dengan sumber referensi yang saya dapat dari jurnal". Oleh karena itu, melalui tahapan *normalization* memudahkan proses analisis sentimen dengan menjadikan bahasa yang baku.

4.2.4. *Stopword*

Setelah proses *normalization*, langkah berikutnya adalah *stopword*. Tahapan ini merupakan penghapusan kata-kata yang dianggap tidak terlalu penting atau tidak memiliki makna dalam proses analisis sentimen. Proses *stopword* dapat dilihat pada Gambar 4.8.

```
from nltk.corpus import stopwords
import nltk
nltk.download('stopwords')
stop = stopwords.words('indonesian')
sentimen_bermakna = ['tidak', 'bukan', 'belum', 'kurang', 'salah',
'buruk', 'baik', 'bagus']
custom_stopwords = [word for word in stop if word not in
sentimen_bermakna]
df_cleaned['text_StopWord'] = df_cleaned['text_normalized'].apply(
    lambda x: ' '.join([word for word in x.split() if word not in
custom_stopwords])
)
df_cleaned[['text_normalized', 'text_StopWord']].head(10)
```

Gambar 4.8 Kode program *stopword*

Contoh dari hasil pada tahapan ini adalah kalimat “sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan”. Kalimat tersebut memiliki banyak kata yang tidak memiliki makna signifikan seperti “dalam”, “yang”, dan “untuk”. Oleh karena itu, dengan adanya stopword menghasilkan kalimat yang lebih ringkas menjadi “menguntungkan mencari jurnal dibutuhkan referensi perkuliahan”.

4.2.5. *Tokenizing*

Setelah melakukan *stopword*, langkah selanjutnya adalah tahapan *tokenizing* yang bertujuan guna pemisahan atau pemecahan setiap teks menjadi potongan kata yang dikenal sebagai token. Token terbentuk berdasarkan adanya spasi di setiap kata. Proses *tokenizing* dapat dilihat pada Gambar 4.9.

```
import nltk
from nltk.tokenize import word_tokenize
df_cleaned.loc[:, 'text_Tokenized'] =
df_cleaned['text_StopWord'].apply(lambda x:x.split())
df_cleaned[['text_StopWord', 'text_Tokenized']].head(50)
```

Gambar 4.9 Kode program *tokenizing*

Hasil dari tahap *tokenizing* yaitu teks telah dipecah menjadi potongan kata atau token. Contoh dari hasil pada tahapan ini adalah “ai chatgpt membantu pengerjaan tugas” yang berhasil diubah menjadi token-token berupa ['ai', 'chatgpt', 'membantu', 'pengerjaan', 'tugas'].

4.2.6. *Stemming*

Setelah melakukan *tokenizing*, proses selanjutnya yaitu melakukan *stemming* untuk mengubah kata yang ada di dalam *dataset* menjadi kata dasar. Tahapan ini dilakukan dengan menghilangkan imbuhan yang ada di awal atau akhir kata. *Library* yang digunakan saat proses *stemming* yaitu *library* Sastrawi seperti *source code* yang ada pada Gambar 4.10.

```
from Sastrawi.Stemmer.StemmerFactory import StemmerFactory
factory = StemmerFactory()
stemmer = factory.create_stemmer()
def stemmed_wrapper(term):
    return stemmer.stem(term)
def get_stemmed_term(tokens):
    return ' '.join([stemmed_wrapper(word) for word in tokens])
df_cleaned.loc[:, 'text_stemmed'] =
df_cleaned['text_Tokenized'].apply(get_stemmed_term)
df_cleaned[['text_Tokenized', 'text_stemmed']].head(10)
```

Gambar 4.10 Kode program *stemming*

Hasil dari langkah *stemming* yaitu setiap kata yang memiliki imbuhan di awal atau akhir telah diubah menjadi kata dasar. Contoh dari hasil yang telah melewati tahap *stemming* yaitu pada kata “pengerjaan” menjadi “kerja”.

4.3 Pelabelan Data

Tahapan ini digunakan untuk melakukan klasifikasi dari ulasan penggunaan AI berdasarkan skor hasil penghitungan menggunakan metode VADER atau *Valance Aware Dictionary Sentiment Reasoner*. Data ulasan diterjemahkan ke bahasa Inggris untuk memudahkan penentuan label atau kelas sentimen. Sentimen yang digunakan sebagai analisis sentimen adalah sentimen positif dan negatif, sehingga sentimen netral tidak digunakan dalam proses analisis sentimen. Proses pelabelan data dapat dilihat pada Gambar 4.11.

```
!pip install deep-translator

from deep_translator import GoogleTranslator
def translate_to_english(text):
    return GoogleTranslator(source='id', target='en').translate(text)

df_balanced.loc[:, 'text_translated'] =
df_balanced['text_stemmed'].apply(translate_to_english)
df_balanced.to_csv('/content/data_terdistribusi_final.csv', index=False)

print(df_balanced[['text_stemmed', 'text_translated']].head(10))


!pip install vaderSentiment

from vaderSentiment.vaderSentiment import SentimentIntensityAnalyzer
```

```
analyzer = SentimentIntensityAnalyzer()

def analyze_sentiment(text):
    sentiment_score = analyzer.polarity_scores(text)
    if sentiment_score['compound'] >= 0.05:
        return "Positif"
    elif sentiment_score['compound'] <= -0.05:
        return "Negatif"
    else:
        return "Netral"

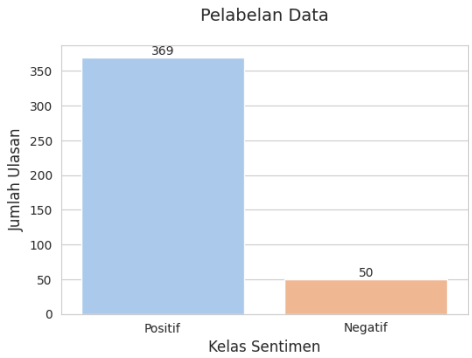
df_balanced.loc[:, 'sentiment'] =
df_balanced['text_translated'].apply(analyze_sentiment)

df_balanced.to_csv('/content/data_terdistribusi_final.csv', index=False)

print(df_balanced[['text_translated', 'sentiment']].head(10))
```

Gambar 4.11 Kode program pelabelan data

Gambar 4.11 merupakan *source code* untuk melakukan pelabelan data secara otomatis menggunakan metode VADER yang berbasis *lexicon*. Hasil dari kode ini menghasilkan sentimen berupa positif, negatif, dan netral berdasarkan nilai yang telah diperoleh dari *compound score*. Pada proses analisis sentimen ini, sentimen yang digunakan adalah sentimen positif dan negatif agar memperoleh polaritas yang lebih jelas atau tidak ambigu. Hasil akhir dari proses pelabelan data yaitu sebanyak 369 data mendapatkan label positif dan 50 data mendapatkan label negatif seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.12.



Gambar 4.12 Jumlah responden setiap sentimen

Dari hasil visualisasi data pada Gambar 4.12, diperoleh jumlah ulasan berdasarkan kategori sentimen positif dan negatif. Jumlah ulasan dengan sentimen positif lebih banyak dibandingkan dengan ulasan dari sentimen negatif. Oleh karena itu, hasil menunjukkan bahwa mayoritas dari responden memiliki pengalaman penggunaan AI dengan sentimen positif. Adanya perbedaan yang signifikan antara jumlah sentimen positif dan sentimen negatif

memberikan pandangan responden penelitian ini terhadap AI cenderung beropini positif. Adapun hasil yang diperoleh ketika menjalankan tahapan ini dapat dilihat pada Tabel 4.1.

Tabel 4.1 Hasil pelabelan data

No	Ulasan	Sentimen
1.	Sangat menguntungkan dalam mencari jurnal yang dibutuhkan untuk referensi dalam perkuliahan. Mudah digunakan, Meningkatkan pemahaman materi, Dapat diakses kapan saja, Dapat memberikan sumber referensi terkait, Meningkatkan motivasi belajar Informasi yang tidak akurat, Kesulitan dalam memahami jawaban, Tidak dapat menggantikan interaksi langsung dengan dosen Nilai saya sedikit meningkat Penggunaan gratis	Positif
2.	Saya malah makin bingung karena AI ngasih jawaban yang saling bertentangan. Dapat diakses kapan saja Kesulitan dalam memahami jawaban, Respon yang lambat, Memerlukan keterampilan teknis dalam menggunakannya Nilai saya menurun secara signifikan Biaya langganan yang mahal	Negatif

4.4 Visualisasi Data

Pada tahap ini, visualisasi dilakukan dengan menghasilkan beragam bentuk visualisasi yang berasal dari *dataset*. Visualisasi ini bertujuan untuk mendapatkan informasi yang disajikan dalam bentuk visual sehingga mempermudah penyampaian informasi dari *dataset*. Pada penelitian ini memiliki beragam teknik dalam melakukan visualisasi data. Berikut merupakan beberapa visualisasi data yang digunakan dalam penelitian ini.

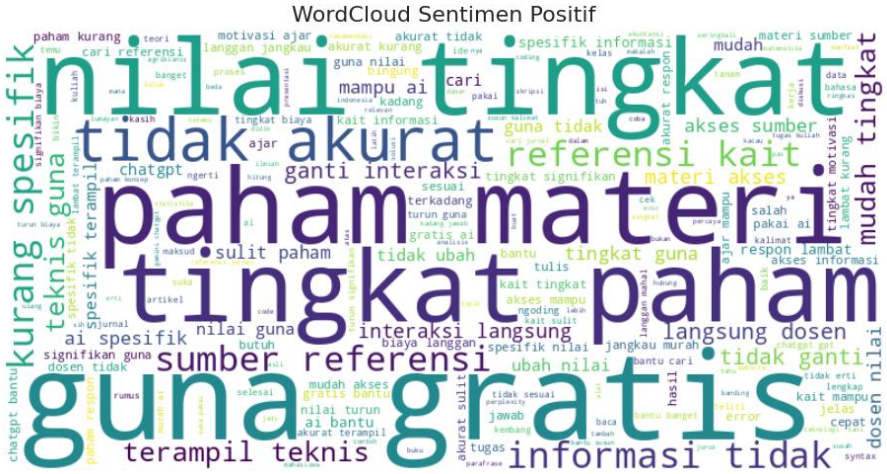
4.4.1. *Wordcloud*

Visualisasi data dengan menerapkan *wordcloud* bertujuan untuk menyajikan kumpulan kata berdasarkan frekuensi kemunculan kata tersebut dalam data teks. *Wordcloud* memberikan pandangan terkait kata yang sering muncul dalam opini mahasiswa terhadap penggunaan *Artificial Intelligence.* Pengimplementasian *wordcloud* menampilkan tiga jenis dalam penelitian ini, yaitu *wordcloud* dari keseluruhan sentimen, *wordcloud* dari sentimen positif, dan *wordcloud* dari sentimen negatif.



Gambar 4.13 *Wordcloud* keseluruhan dataset

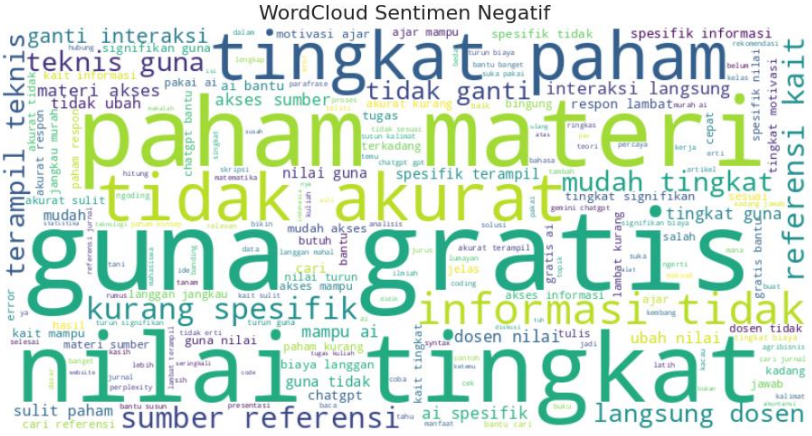
Visualisasi pada Gambar 4.13 yaitu *wordcloud* yang menyajikan gabungan kata-kata yang paling sering muncul berdasarkan campuran dari sentimen positif dan negatif secara menyeluruh. Kata yang paling menonjol adalah kata yang memiliki ukuran teks lebih besar sehingga menunjukkan tingginya frekuensi kata tersebut muncul dalam *dataset*. Beberapa kata seperti "tidak", "tingkat", "paham" mewakili kata yang sering muncul dalam dataset keseluruhan. *Wordcloud* ini memberikan pandangan secara keseluruhan terkait perspektif mahasiswa terhadap penggunaan AI.



Gambar 4.14 *Wordcloud* sentimen positif

Visualisasi pada Gambar 4.14 merupakan *wordcloud* untuk menyajikan kata-kata yang memiliki kemunculan dengan frekuensi tinggi pada sentimen positif dari ulasan mahasiswa terhadap pemanfaatan AI. Beberapa kata seperti "paham", "gratis", "tingkat", dan lain-lain

menunjukkan kata yang dominan dalam sentimen positif di *dataset*. Hal ini mengindikasikan bahwa keberadaan AI mampu memberikan manfaat untuk mahasiswa.

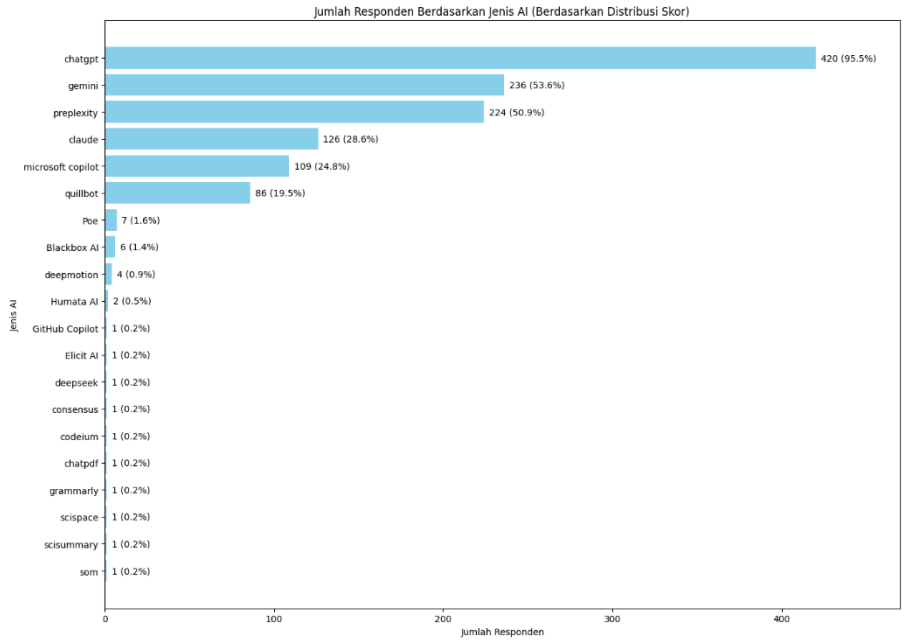


Gambar 4.15 *Wordcloud* sentimen negatif

Gambar 4.15 merupakan visualisasi data berupa *wordcloud* yang ditampilkan dari sentimen negatif. Visualisasi ini untuk menunjukkan kata yang sering muncul sebagai indikasi dari perspektif negatif mahasiswa terhadap penggunaan AI, walaupun tersapat beebrapa kata yang diindikasikan sebagai sentimen positif. Beberapa kata yang dominan muncul di sentimen ini seperti “tidak akurat” yang menunjukkan kata bermakna negatif. Hal ini memberikan pandangan bahwa keberadaan AI selain memiliki dampak positif, namun juga memiliki sisi negatif yang dialami oleh beberapa mahasiswa.

4.4.2. Jumlah Responden pada Setiap Jenis AI

Berdasarkan jenis AI yang bervariasi, penelitian ini memberikan pertanyaan terkait jenis AI yang digunakan oleh responden dalam proses pembelajarannya. Banyaknya AI generatif yang tersedia memudahkan alternatif penyelesaian kebutuhan mahasiswa yang disesuaikan dengan karakteristik dan fitur pada masing-masing jenis AI. Gambar 4.16 merupakan visualisasi data dari jenis AI yang umum digunakan oleh mahasiswa dalam mengakses informasi pembelajaran.



Gambar 4.16 Jumlah responden berdasarkan jenis AI

Berdasarkan hasil penelitian, diperoleh 20 jenis AI yang digunakan oleh 440 responden dalam membantu proses akademik. Jenis AI yang paling banyak digunakan oleh responden adalah ChatGPT dengan total pengguna 420 responden atau 95,5% dari total responden. Urutan kedua dari jenis AI yang paling banyak digunakan oleh responden adalah gemini dengan jumlah pengguna 236 responden atau 53,6% dari total responden. Selain itu, urutan ketiga dari jenis AI yang paling banyak digunakan oleh responden adalah perplexity dengan jumlah pengguna 224 responden atau 50,9%.

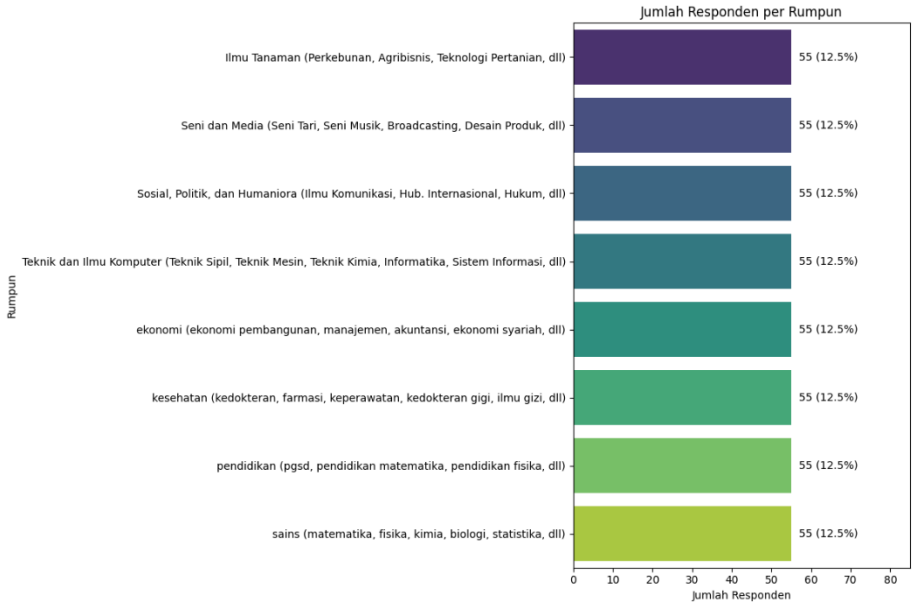
Selain tiga jenis AI di atas yang umum digunakan oleh mahasiswa, terdapat jenis AI lain yang digunakan oleh mahasiswa seperti Claude dengan pengguna sebanyak 126 responden atau 28,6% total responden, Microsoft Copilot dengan pengguna sebanyak 109 responden atau 24,8%, dan Quillbot dengan jumlah pengguna yaitu 86 responden atau 19,5%. Beberapa jenis AI lain, seperti Blackbox AI dan Poe memiliki pengguna yang lebih sedikit dalam penelitian ini dengan jumlah pengguna kurang dari 2% total responden. Terdapat beragam jenis AI yang digunakan oleh sedikit mahasiswa dalam penelitian ini, seperti Deepmotion, Humata AI, GitHub Copilot, Elicit AI, Deepseek, Consensus, Codeium, Chatpdf, Grammarly, Scispace, Scisummary, dan Som AI dengan total pengguna pada masing-masing jenis AI yaitu kurang dari 1% total responden.

Berdasarkan hasil penelitian ini menunjukkan bahwa mayoritas mahasiswa memilih memanfaatkan AI yang popular dan banyak dikenal secara umum. ChatGPT, Gemini, dan

Perplexity merupakan tiga contoh jenis AI yang banyak digunakan oleh responden. Sementara itu, masih banyak jenis AI yang belum dikenal oleh mahasiswa sehingga mahasiswa nantinya dapat mempertimbangkan jenis AI yang dipilih untuk menjadi pendukung pembelajaran.

4.4.3. Jumlah Responden pada Setiap Rumpun Ilmu

Responden dari penelitian ini diperoleh dari berbagai rumpun ilmu dengan jumlah yang seimbang pada setiap rumpun ilmu. Gambar 4.17 merupakan visualisasi data yang menunjukkan adanya pemerataan di setiap rumpun ilmu dari responden sehingga dapat menjadi gambaran dasar untuk menganalisis terkait persebaran data selanjutnya.



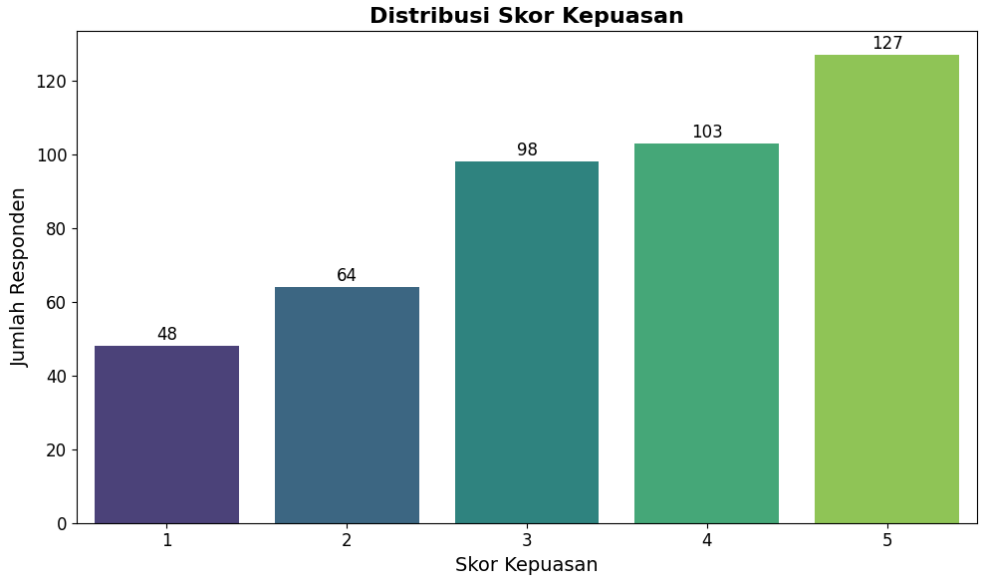
Gambar 4.17 Jumlah responden pada setiap rumpun ilmu

Dari Gambar 4.17 di atas, responden berasal dari 8 rumpun ilmu yaitu ilmu tanaman, seni dan media, sosial politik dan humaniora, teknik dan ilmu komputer, ekonomi, kesehatan, pendidikan, dan sains. Dari keseluruhan responden, penelitian ini melakukan pemerataan jumlah responden di setiap rumpun menjadi 55 mahasiswa atau 12,5% dari keseluruhan responden per rumpun ilmunya. Oleh karena itu, total keseluruhan data yang digunakan yaitu 440 responden.

4.4.4. Jumlah Responden Berdasarkan Skor Kepuasan

Visualisasi data pada bagian ini bertujuan untuk mengetahui kepuasan mahasiswa terhadap penggunaan AI sebagai penunjang akademiknya. Kepuasan ini untuk memudahkan pemahaman hubungan antara perilaku mahasiswa dalam penggunaan AI dengan kepuasan

yang dihasilkan melalui visualisasi data dalam bentuk *bar chart*. Skor kepuasan diukur menggunakan skala *likert* dari skor 1, 2, 3, 4, dan 5. Skor 1 menunjukkan bahwa responden sangat tidak puas terhadap penggunaan AI. Skor 2 menunjukkan bahwa mahasiswa tidak puas terhadap penggunaan AI. Skor 3 menunjukkan bahwa mahasiswa tersebut netral terhadap hasil penggunaan yang diberikan oleh AI. Skor 4 menunjukkan bahwa mahasiswa puas terhadap penggunaan AI. Skor 5 menunjukkan bahwa mahasiswa sangat puas terhadap penggunaan AI. Dari keterangan ini, diperoleh hasil pada penelitian ini seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.18.

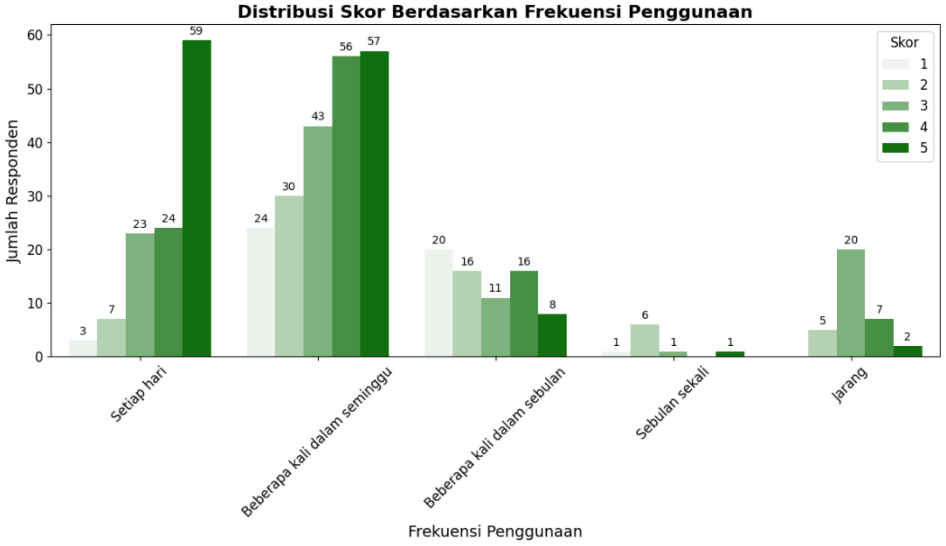


Gambar 4.18 Skor Kepuasan

Gambar 4.18 menunjukkan hasil bahwa dari 440 responden, mayoritas responden memberikan skor 5 yang memiliki arti mahasiswa sangat puas terhadap penggunaan AI dalam pembelajarannya. Jumlah responden paling sedikit yaitu skor 1 dengan jumlah responden 48, kemudian disusul skor 2 dengan jumlah responden 64 mahasiswa. Pada skor 3 atau netral, mahasiswa yang memilih skor ini berjumlah 98 mahasiswa. Responden yang menunjukkan puas terhadap penggunaan AI pada skor 4 memiliki total 103 responden. Skor 5 yang bermakna sangat puas terhadap penggunaan AI berjumlah 127 mahasiswa. Hal ini mengindikasikan bahwa telah banyak mahasiswa yang merasakan manfaat positif dari kehadiran AI sebagai alat untuk membantu pembelajaran. Namun, tidak sedikit juga mahasiswa yang masih merasakan netral bahkan tidak puas terhadap hasil yang diperoleh dari penggunaan AI.

4.4.5. Distribusi Skor Berdasarkan Frekuensi Penggunaan

Visualisasi data pada bagian ini bertujuan untuk mengetahui frekuensi penggunaan AI yang dikorelasikan dengan skor kepuasan penggunaan AI yang diberikan oleh responden. Gambar 4.19 menunjukkan pola distribusi skor kepuasan berdasarkan frekuensi penggunaan AI.



Gambar 4.19 Skor kepuasan berdasarkan frekuensi penggunaan

Dari hasil visualisasi data pada Gambar 4.19 di atas, responden yang memilih kategori penggunaan AI setiap hari mayoritas memiliki skor kepuasan yang tinggi. Jumlah responden yang menggunakan teknologi AI dengan frekuensi penggunaan setiap hari sebanyak 116 mahasiswa. Dari jumlah responden tersebut, masing-masing memiliki pengalaman dan kepuasan yang berbeda sehingga skor kepuasan yang diberikan beragam. Mayoritas responden yaitu sebanyak 59 responden memberikan skor kepuasan dengan nilai 5, sementara responden yang memberikan skor kepuasan 4 sebanyak 24 responden. Selain itu, 23 responden memberikan skor 3, 7 responden memberikan skor kepuasan 2, dan untuk skor kepuasan 1 hanya dipilih oleh 3 responden. Responden yang menggunakan AI secara intensif setiap hari mayoritas memberikan skor kepuasan 5. Berdasarkan distribusi skor kepuasan tersebut, menunjukkan bahwa mahasiswa yang setiap hari menggunakan teknologi AI cenderung mendapatkan kepuasan yang tinggi oleh dampak dari teknologi AI.

Pada kategori frekuensi selanjutnya, sebanyak 210 responden memanfaatkan teknologi AI dengan frekuensi penggunaan beberapa kali dalam seminggu. Frekuensi ini memiliki kecenderungan kepuasan responden yang tinggi dalam pemanfaatan AI dan menjadi kategori yang memiliki jumlah responden paling banyak dibandingkan dengan kategori lainnya.

Sebanyak 57 responden yang merupakan mayoritas responden memberikan skor kepuasan 5 dan sebanyak 56 responden memberikan skor kepuasan 4. Sementara untuk skor kepuasan 3 dipilih oleh 43 responden, skor kepuasan 2 dipilih oleh 30 responden, dan skor kepuasan 1 dipilih oleh 24 responden.

Responden dengan frekuensi penggunaan beberapa kali dalam sebulan terdapat 71 responden sehingga menunjukkan jumlah responden yang lebih sedikit dari kategori sebelumnya. Sebanyak 8 responden memberikan skor kepuasan 5 terhadap penggunaan AI sedangkan 16 responden memberikan skor 4. Sementara itu, pada skor kepuasan 3 dipilih oleh 11 responden, skor kepuasan 2 dipilih oleh 16 responden, dan skor kepuasan 1 dipilih oleh 20 responden. Pada penggunaan AI beberapa kali dalam sebulan, mayoritas responden memilih skor kepuasan 1.

Kategori pada frekuensi penggunaan AI sebulan sekali menunjukkan jumlah responden yang paling sedikit dibandingkan dengan kategori lainnya yaitu sejumlah 9 responden. Skor kepuasan 5 dipilih oleh 1 responden, skor kepuasan 3 dipilih oleh 1 responden, skor kepuasan 2 dipilih oleh 6 responden, dan skor kepuasan 1 dipilih oleh 1 responden. Mayoritas responden yang menggunakan AI pada frekuensi sebulan sekali dalam proses perkuliahannya memilih skor kepuasan 2.

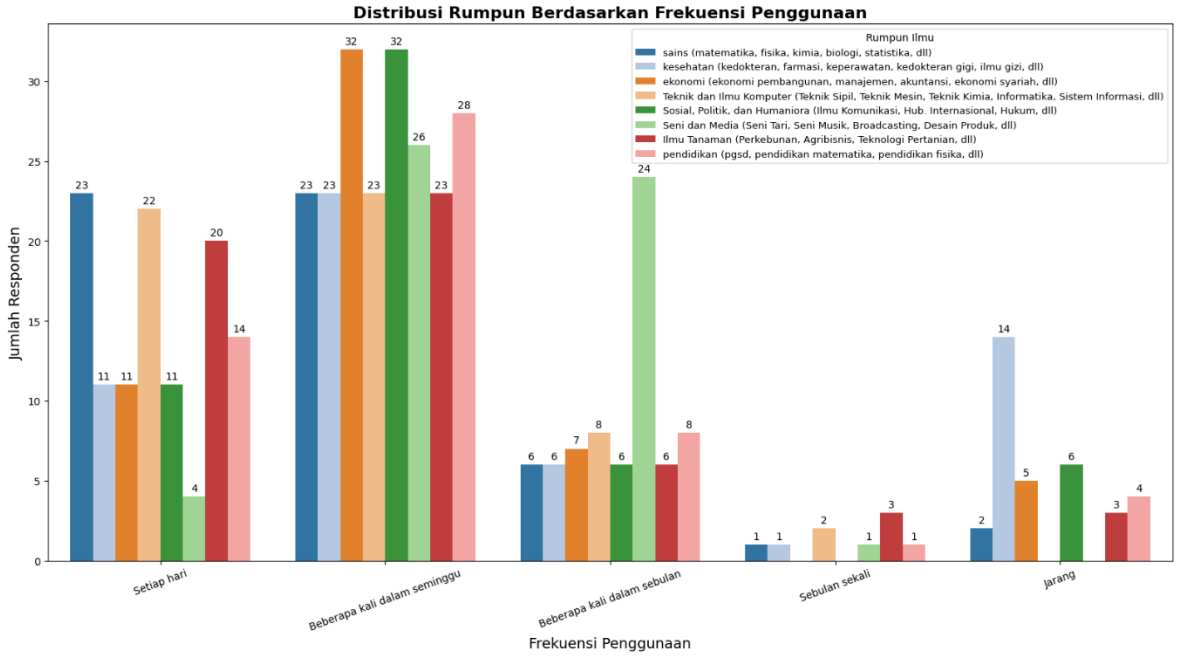
Jumlah responden yang jarang menggunakan teknologi AI dalam perkuliahannya sebanyak 34 mahasiswa. Skor kepuasan 5 dipilih oleh 2 responden, skor 4 dipilih oleh 7 responden, skor 3 dipilih oleh 20 responden, dan skor 2 dipilih oleh 5 responden. Mayoritas responden yang jarang menggunakan AI memilih skor kepuasan 3.

Berdasarkan hasil di atas, terdapat adanya korelasi antara kepuasan mahasiswa pengguna AI dan frekuensi penggunaan AI. Mahasiswa yang menjadi pengguna AI dengan frekuensi yang lebih intensif cenderung memiliki tingkat kepuasan lebih tinggi terhadap hasil AI dibandingkan dengan mahasiswa yang frekuensi penggunaannya kurang intensif. Oleh karena itu, penggunaan AI yang lebih rutin bagi mahasiswa memberikan dampak yang optimal untuk pengalaman penggunaan di dunia perkuliahan.

4.4.6. Distribusi Rumpun Berdasarkan Frekuensi Penggunaan

Penelitian ini melakukan analisis terkait distribusi rumpun atau bidang ilmu dari responden terhadap frekuensi penggunaan AI. Masing-masing rumpun atau bidang ilmu memiliki kebutuhan sesuai dengan tingkat relevansi dalam berinteraksi dengan AI untuk

membantu kegiatan akademik perkuliahan. Oleh karena itu, setiap rumpun ilmu memiliki pola yang berbeda dalam frekuensi penggunaan AI di proses pembelajaran.



Gambar 4.20 Visualisasi rumpun berdasarkan frekuensi penggunaan

Berdasarkan visualisasi data pada Gambar 4.20, terlihat bahwa frekuensi penggunaan dengan setiap hari menunjukkan distribusi yang bervariasi pada rumpun bidang ilmu masing-masing. Mayoritas mahasiswa yang berasal dari rumpun teknik dan ilmu komputer serta sains memiliki pengalaman penggunaan AI dengan frekuensi yang tinggi. Sebanyak 23 mahasiswa yang merupakan rumpun sains sebagai responden tertinggi pada kategori frekuensi setiap hari berinteraksi dengan AI di dunia perkuliahannya. Selain itu, sebanyak 23 mahasiswa rumpun sains beberapa kali dalam seminggu untuk berinteraksi dengan AI dan sisanya menggunakan AI dengan frekuensi interaksi yang lebih rendah.

Pada rumpun ilmu teknik dan ilmu komputer yang meliputi jurusan teknik sipil, teknik mesin, informatika, dan lain-lain menunjukkan frekuensi penggunaan yang bervariasi di kalangan responden sebagai mahasiswa. Terdapat 22 mahasiswa yang mengakses AI secara setiap hari dan 23 mahasiswa menggunakan AI beberapa kali dalam seminggu. Selain itu, 8 mahasiswa menggunakan AI beberapa kali dalam sebulan, dan 2 mahasiswa memanfaatkannya dalam sebulan sekali.

Pada rumpun ilmu ekonomi seperti jurusan manajemen, akuntansi, ekonomi pembangunan, dan lain-lain mayoritas mahasiswanya yaitu sebanyak 32 responden menggunakan AI dengan frekuensi beberapa kali dalam seminggu. Selain itu, terdapat 11

responden yang setiap hari menggunakan AI, 7 responden yang beberapa kali dalam sebulan menggunakan AI, dan 5 responden yang jarang menggunakan AI.

Pada rumpun ilmu sosial, politik, dan humaniora yang meliputi jurusan ilmu komunikasi, hukum, hubungan internasional, dan lain-lain mayoritas responden sebanyak 32 mahasiswa menggunakan AI pada frekuensi beberapa kali dalam seminggu. Selain itu, AI dimanfaatkan oleh 11 mahasiswa dengan frekuensi setiap hari dan 6 mahasiswa dengan frekuensi beberapa kali dalam sebulan. Penggunaan AI dengan frekuensi jarang diperoleh dari 6 responden.

Pada rumpun kesehatan yang mencakup jurusan kedokteran, farmasi, keperawatan, kedokteran gigi, ilmu gizi, dan lain-lain tersebar dalam semua frekuensi penggunaan. Mayoritas dari responden rumpun ini sebanyak 23 mahasiswa berinteraksi menggunakan AI beberapa kali dalam seminggu, sementara penggunaan setiap hari dilakukan oleh 11 responden. Selain itu, terdapat 6 mahasiswa yang menggunakan AI dengan frekuensi beberapa kali dalam sebulan, 1 mahasiswa yang menggunakan dalam sebulan sekali, dan 14 mahasiswa yang jarang menggunakan AI.

Rumpun pendidikan yang terdiri dari jurusan PGSD, pendidikan matematika, pendidikan fisika, dan lain-lain menunjukkan pola frekuensi penggunaan AI yang tersebar dari berbagai kategori frekuensi. Terdapat 14 mahasiswa yang menggunakan AI setiap hari, 28 mahasiswa yang menggunakan AI dengan frekuensi beberapa kali dalam seminggu, 8 mahasiswa yang memanfaatkan beberapa kali dalam sebulan, 1 mahasiswa yang menggunakan dalam sebulan sekali, dan 4 mahasiswa yang jarang menggunakan AI.

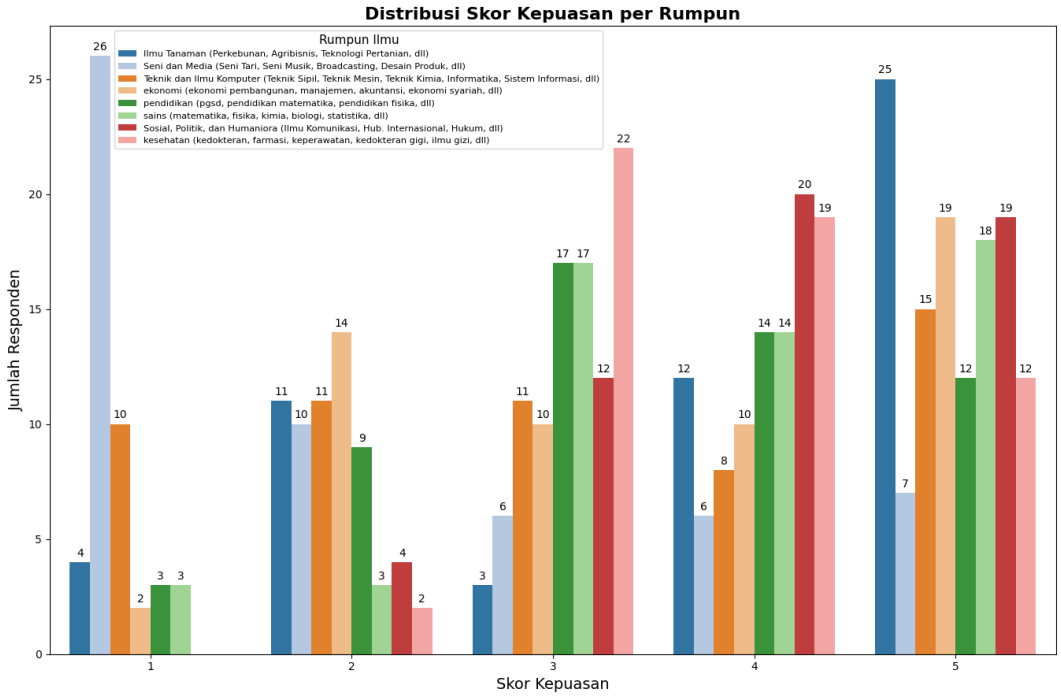
Pada rumpun ilmu seni dan media, yang mencakup jurusan seni musik, seni tari, desain produk, dan lain-lain menunjukkan bahwa mayoritas responden dari rumpun ini cenderung berinteraksi beberapa kali dalam seminggu. Terdapat 4 mahasiswa yang setiap hari menggunakan AI, 26 mahasiswa yang mengakses AI beberapa kali dalam seminggu, 24 mahasiswa yang menggunakan AI dengan beberapa kali dalam sebulan, dan 1 mahasiswa yang mengaksesnya sebulan sekali. Tidak ada responden dari rumpun ini yang jarang berinteraksi dengan AI.

Secara keseluruhan, mayoritas responden sebanyak 210 mahasiswa yang berinteraksi dengan AI dengan frekuensi beberapa kali dalam seminggu. Selain itu, hanya sedikit responden sejumlah 9 mahasiswa yang menggunakan AI dalam frekuensi sebulan sekali. Rumpun ilmu yang memiliki responden tertinggi dalam frekuensi setiap hari yaitu rumpun sains, sedangkan responden tertinggi pada frekuensi jarang yaitu rumpun ilmu kesehatan. Hal ini

mengindikasikan bahwa terdapat perbedaan antar rumpun ilmu saat melakukan interaksi dengan AI.

4.4.7. Distribusi Rumpun Berdasarkan Skor yang Dipilih

Pada penelitian ini, diperoleh visualisasi data untuk mengetahui distribusi skor kepuasan responden terhadap penggunaan AI berdasarkan latar belakang rumpun ilmu. Adanya visualisasi data ini dapat membantu dalam identifikasi kecenderungan persepsi responden apabila dilihat dari latar belakang rumpun ilmu.



Gambar 4.21 Rumpun ilmu berdasarkan skor kepuasan

Gambar 4.21 menunjukkan visualisasi data jumlah responden di setiap skor kepuasan berdasarkan rumpun ilmu masing-masing responden. Responden dari rumpun ekonomi mayoritas memberikan nilai skor kepuasan yang tinggi. Sebanyak 19 orang memilih skor 5 dan 10 orang memilih skor 4. Hal ini menunjukkan bahwa sebanyak 29 atau mayoritas responden dari rumpun ini cenderung memiliki kepuasan dalam memanfaatkan teknologi AI. Namun, masih terdapat 16 responden yang memiliki rasa tidak puas dengan adanya AI dengan memilih skor kepuasan 1 dan 2. Sisa respondennya sejumlah 10 mahasiswa netral terhadap eksistensi AI untuk pembelajaran.

Pada rumpun seni dan media memiliki responden yang tergolong tidak puas ketika berinteraksi AI. Sebanyak 7 orang memberikan skor kepuasan 5 dan 6 orang memberikan skor kepuasan 4. Artinya, sejumlah 13 orang memberikan pengalaman yang puas terhadap

penggunaan AI dalam rumpun ini. Pada skor kepuasan 1 dan 2 diberikan oleh 26 orang pada skor 1 dan 10 orang pada skor 2, sehingga 36 orang atau mayoritas responden rumpun ini tidak puas terhadap AI. Sisanya, sebanyak 6 mahasiswa netral terhadap adanya AI.

Responden dari rumpun teknik dan ilmu komputer respondennya memberikan skor kepuasan yang bervariasi antara skor 1, 2, 3, 4, dan 5. Mayoritas responden sebanyak 15 mahasiswa memberikan skor kepuasan 5. Sebanyak 8 mahasiswa memberikan skor kepuasan 4, sehingga 23 mahasiswa puas terhadap adanya AI. Selain itu, skor 1 dipilih oleh 10 mahasiswa dan skor 2 dipilih oleh 11 mahasiswa sehingga sebanyak 22 mahasiswa merasa tidak puas dengan adanya AI. Sisanya, sebanyak 11 mahasiswa netral terhadap penggunaan AI.

Responden dari rumpun pendidikan memberikan variasi skor kepuasan yang tersebar di skor 1 hingga 5. Mayoritas responden sebanyak 17 orang pada rumpun ini memilih skor kepuasan dengan nilai 3 yang bermakna netral. Skor kepuasan 4 diberikan oleh 14 orang, sedangkan pada skor tertinggi yaitu 5 hanya diberikan oleh 12 orang. Sementara itu, skor kepuasan yang ketidakpuasan yaitu skor 1 diberikan oleh 3 orang dan skor 2 diberikan oleh 9 orang. Pola distribusi dari responden rumpun pendidikan menunjukkan kecenderungan yang mengindikasikan adanya kepuasan terhadap penggunaan AI. Namun, terdapat beberapa responden yang belum sepenuhnya mendapatkan manfaat positif dari AI sehingga memberikan skor kepuasan dengan nilai rendah.

Pada rumpun ilmu sains, pandangan mahasiswa terhadap penggunaan AI cenderung adanya indikasi kepuasan. Sebanyak 14 responden memberikan skor kepuasan 4 dan 18 responden memberikan skor 5 sehingga total responden dengan indikasi kepuasan yaitu 32 orang, sedangkan skor 3 diberikan oleh 17 responden, skor 2 diberikan oleh 3 responden, dan skor terendah yaitu 1 diberikan oleh 3 responden. Oleh karena itu, responden dari rumpun ini sebanyak 6 orang memberikan skor yang menunjukkan adanya ketidakpuasan terhadap AI sehingga mayoritas responden dari rumpun sains merasa puas dengan manfaat AI.

Pada rumpun ilmu tanaman mayoritas responden memberikan skor kepuasan yang tinggi. Skor kepuasan 4 diberikan oleh 12 orang dan skor kepuasan 5 diberikan oleh 25 orang. Oleh karena itu, jumlah responden yang memberikan indikasi kepuasan pada rumpun ini sebanyak 37 orang. Namun, terdapat beberapa responden yang memberikan skor kepuasan 2 sebanyak 11 orang dan skor kepuasan 1 sebanyak 4 orang, sehingga jumlah orang yang mengalami ketidakpuasan adanya AI yaitu 15 orang. Sisanya, sebanyak 3 mahasiswa merasakan netral terhadap penggunaan AI.

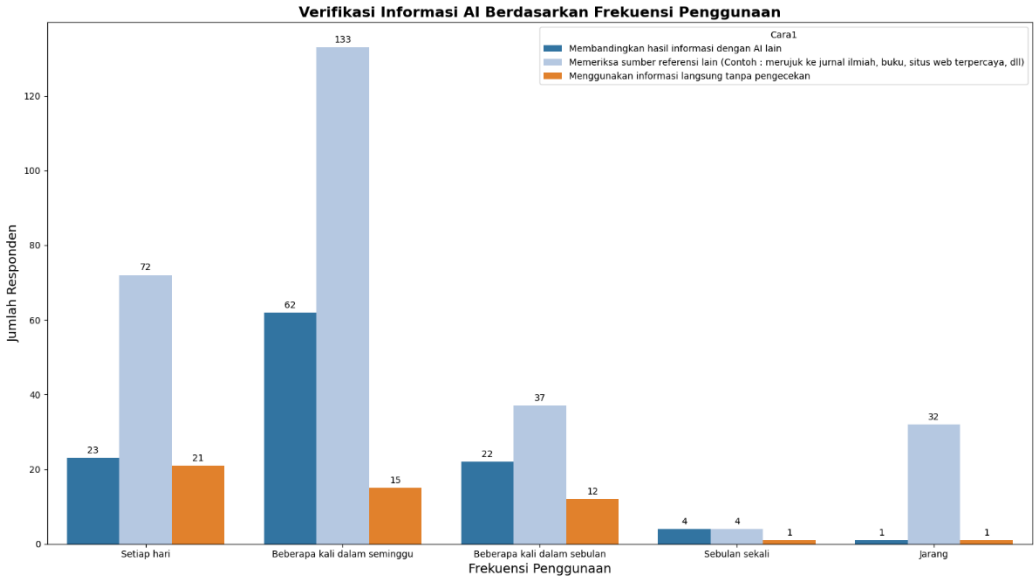
Rumpun sosial, politik, dan humaniora memiliki responden yang dominan memilih skor kepuasan 4 sebanyak 20 orang dan skor 5 sebanyak 19 orang. Berdasarkan hal itu, total dari responden yang memberikan rasa puas terhadap AI sebanyak 39 orang. Selain itu, sebanyak 4 orang dari responden rumpun ini memberikan skor kepuasan 2 dan sisanya sejumlah 12 orang memberikan skor 3 yang bermakna netral. Responden dari rumpun ini tidak ada yang memberikan skor kepuasan 1.

Responden dari rumpun kesehatan mayoritas memberikan skor netral sejumlah 22 mahasiswa. Sebanyak 31 responden memilih merasakan adanya kepuasan dengan rincian 19 orang memberikan skor kepuasan 4 dan 12 orang memberikan skor kepuasan 5. Kemudian sebanyak 2 orang memberikan skor kepuasan 2 sehingga masih terdapat mahasiswa rumpun kesehatan yang tidak puas dengan adanya AI.

Berdasarkan visualisasi data terkait distribusi skor kepuasan berdasarkan rumpun ilmu, mayoritas responden cenderung memberikan skor kepuasan yang menunjukkan rasa puas dari penggunaan AI, terutama responden yang berasal dari rumpun ilmu ilmu tanaman dan sains. Banyaknya responden yang memberikan skor kepuasan tinggi menunjukkan bahwa adanya teknologi AI diterima dan dapat memberikan manfaat untuk kebutuhan akademik mahasiswa.

4.4.8. Verifikasi Informasi AI Berdasarkan Frekuensi Penggunaan

Visualisasi ini menunjukkan distribusi dari cara mahasiswa dalam menggunakan informasi yang diambil dari AI berdasarkan frekuensi penggunaannya. Hal ini bertujuan untuk memahami etika mahasiswa dalam penggunaan AI atau cara mahasiswa melakukan validasi terhadap keakuratan informasi yang diperoleh.



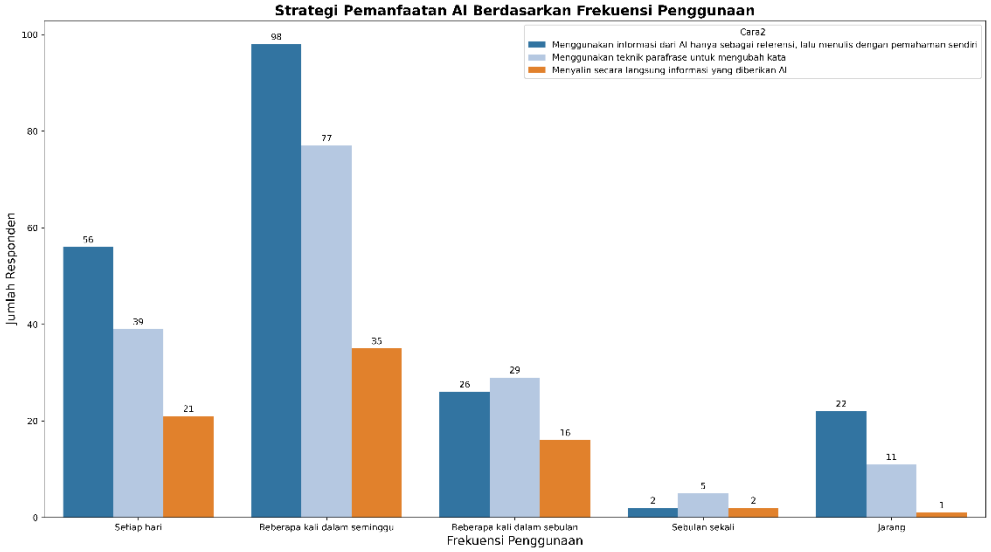
Gambar 4.22 Etika verifikasi informasi AI

Gambar 4.22 di atas menunjukkan *barchart* yang menjelaskan persebaran jumlah responden berdasarkan cara mahasiswa memverifikasi informasi dari AI dan seberapa sering frekuensi penggunaannya. Mayoritas responden dengan jumlah 278 orang memilih memeriksa sumber referensi lain, seperti pada jurnal ilmiah, buku, atau situs web yang dapat dipercaya, dan lain-lain. Mahasiswa yang memvalidasi kebenaran informasi melalui sumber referensi lainnya mayoritas menggunakan AI dengan frekuensi setiap hari sebanyak 72 orang dan beberapa kali dalam seminggu sebanyak 133 orang. Selain itu, metode membandingkan hasil informasi dengan AI lain juga sering dilakukan oleh 112 orang. Mayoritas mahasiswa yang menggunakan metode ini berinteraksi dengan AI beberapa kali dalam seminggu sejumlah 62 orang dan setiap hari sejumlah 23 orang. Sementara itu, sebagian kecil responden sejumlah 50 orang menggunakan informasi langsung yang dihasilkan oleh AI tanpa pengecekan. Mayoritas responden yang menggunakan metode ini berinteraksi dengan AI dalam frekuensi setiap hari dan beberapa kali dalam seminggu. Berdasarkan visualisasi ini, sebagian besar mahasiswa telah menjunjung tinggi etika dalam dunia perkuliahan untuk bersikap kritis dengan memverifikasi ulang kebenaran informasi yang diperoleh dari AI.

4.4.9. Strategi Pemanfaatan AI Berdasarkan Frekuensi Penggunaan

Visualisasi data pada Gambar 4.23 menyajikan distribusi strategi mahasiswa dalam memanfaatkan informasi AI berdasarkan tingkat frekuensi penggunaan. Terdapat tiga cara yang dilakukan oleh mahasiswa, yaitu menulis dengan pemahaman sendiri berdasarkan

referensi informasi yang dihasilkan oleh AI, melakukan parafrase terhadap informasi dari AI, dan menyalin secara langsung informasi dari AI tanpa melakukan parafrase.



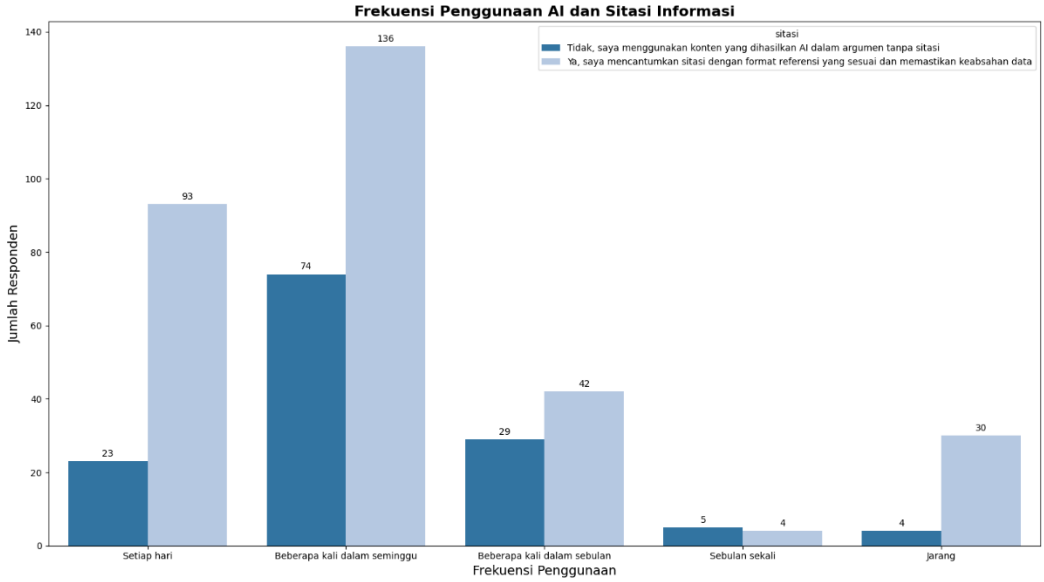
Gambar 4.23 Etika penulisan informasi AI

Mayoritas mahasiswa cenderung memanfaatkan informasi yang dihasilkan oleh AI hanya sebagai acuan, kemudian menulis ulang dengan gaya bahasa sesuai pemahaman sendiri. Strategi ini dilakukan oleh 204 mahasiswa dengan mayoritas memiliki frekuensi penggunaan setiap hari sejumlah 56 orang dan beberapa kali dalam seminggu sejumlah 98 orang. Teknik parafrase menempati posisi terbanyak ke-2 dengan angka penggunaan sejumlah 161 orang dengan frekuensi penggunaan terbanyak ada pada setiap hari sejumlah 39 orang dan beberapa kali dalam seminggu sejumlah 77 orang. Sementara itu, teknik langsung menyalin informasi tanpa mengubahnya menunjukkan jumlah yang paling sedikit sebanyak 75 orang. Strategi ini mayoritas berinteraksi dengan AI dalam setiap hari sejumlah 21 orang, beberapa kali dalam seminggu sejumlah 35 orang, dan beberapa kali dalam sebulan sejumlah 16 orang. Berdasarkan distribusi ini, mahasiswa telah banyak yang sadar terhadap etika penggunaan AI terkait plagiarisme, walaupun masih terdapat beberapa mahasiswa pada penelitian ini yang melakukan penyalinan informasi secara langsung yang menandakan bahwa perlunya kedisiplinan terhadap etika penggunaan AI di kalangan mahasiswa.

4.4.10. Frekuensi Penggunaan AI dan Sitasi Informasi

Penelitian ini melakukan eksplorasi terhadap perilaku mahasiswa dalam mencantumkan sitasi saat menggunakan informasi yang diperoleh dari konten AI. Visualisasi bagian ini dapat

menunjukkan seberapa sering mahasiswa berinteraksi dengan AI dan bagaimana mahasiswa menyikapi terkait keabsahan informasi dan referensinya.



Gambar 4.24 Etika sitasi informasi AI

Pada visualisasi Gambar 4.24 di atas, mayoritas responden sebanyak 305 mahasiswa menyatakan memastikan keabsahan informasi sehingga dapat mencantumkan sitasi dengan format yang sesuai dengan aturan. Mahasiswa pada kelompok ini memiliki frekuensi penggunaan yang beragam, namun mayoritas berinteraksi dengan AI beberapa kali dalam seminggu sejumlah 136 orang dan setiap hari sejumlah 93 orang. Selain itu, masih terdapat responden dengan total 135 orang yang masih menggunakan informasi dari AI tanpa sitasi dan memiliki frekuensi penggunaan terhadap AI yang tergolong tinggi. Hal ini dikarenakan mayoritas mahasiswa yang tidak mencantumkan sitasi memiliki frekuensi penggunaan setiap hari sebanyak 23 orang dan beberapa kali dalam seminggu sebanyak 74 orang. Hasil visualisasi ini menunjukkan bahwa sebagian besar mahasiswa telah memahami pentingnya verifikasi informasi sehingga dapat menyertakan sitasi sesuai ketentuan, namun masih terdapat mahasiswa yang belum mencantumkan sitasi ketika menggunakan informasi yang diperoleh bahkan pada tingkat interaksi yang tinggi terhadap AI.

4.5 Pembobotan Kata

TF-IDF merupakan metode yang paling banyak dijumpai untuk melakukan pembobotan kata dalam proses klasifikasi teks. Dalam proses analisis sentimen, frekuensi munculnya suatu kata yang ada pada dokumen dapat dihitung menggunakan TF atau *Term Frequency*. Selain

itu, terdapat IDF atau *Inverse Document Frequency* yang digunakan untuk menghitung kemunculan suatu kata dalam semua dokumen yang ada. Dengan langkah mengalikan TF dan IDF maka diperoleh nilai akhir dari TF-IDF yang mampu menunjukkan daftar kata-kata penting dalam dokumen untuk proses klasifikasi teks. Pada Tabel 4.2 merupakan hasil perhitungan dari nilai *Term Frequency* pada dataset yang telah dilakukan proses *preprocessing*.

Tabel 4.2 Hasil *Term Frequency*

No	Kalimat	Kata	Nilai TF
1.	pakai ai mudah praktis ngerti sumber ai salah nilai akademik turun tidak pakai ai tidak akurat mudah sulit paham respon lambat terampil teknis guna nilai turun guna gratis	akademik	0.3729
		praktis	0.3582
		ngerti	0.2952
		turun	0.3886
		pakai	0.3843
		salah	0.2210
		lambat	0.1661
		respon	0.1654
		ai	0.2529
		sulit	0.1374
		mudah	0.1737
		terampil	0.1215
		teknis	0.1211
		sumber	0.1117
		tidak	0.1552
		akurat	0.1048
		guna	0.1458
		nilai	0.1319
		paham	0.0871
		gratis	0.0823
2	untung cari jurnal butuh referensi kuliah mudah tingkat paham materi akses sumber referensi kait tingkat motivasi ajar informasi tidak akurat sulit paham tidak ganti interaksi langsung dosen nilai tingkat guna gratis	untung	0.4409
		kuliah	0.2949
		butuh	0.2838
		jurnal	0.2521
		motivasi	0.2223
		ajar	0.1883
		referensi	0.2526
		tingkat	0.2954
		cari	0.1671
		sulit	0.1625
		ganti	0.1458
		interaksi	0.1458
		paham	0.2059
		langsung	0.1428
		dosen	0.1382
		sumber	0.1320
		kait	0.1309
		tidak	0.1835
		akurat	0.1239
		informasi	0.1239
		materi	0.1216

		akses	0.1127
		mudah	0.1027
		gratis	0.0973
		guna	0.0862
		nilai	0.0780

Setelah melakukan proses perhitungan *Term Frequency* atau TF dari setiap kata, kemudian dilanjutkan dengan perhitungan *Document Frequency* atau DF dan *Inverse Document Frequency* atau IDF. Diawali dari menentukan nilai DF agar mendapatkan nilai IDF. Kemudian nilai IDF dikalikan dengan nilai TF untuk memperoleh nilai akhir yaitu nilai TF-IDF. Nilai dari perhitungan TF, IDF, dan TF-IDF dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Hasil TF-IDF

No	Kata	DF	IDF	TF-IDF
1.	akademik	3	5.6539	2.1084
	praktis	4	5.4308	1.9453
	ngerti	12	4.4753	1.3210
	turun	59	2.9459	1.1448
	pakai	61	2.9131	1.1194
	salah	39	3.3514	0.7408
	lambat	91	2.5185	0.4183
	respon	92	2.5077	0.4148
	ai	317	1.2782	0.3233
	sulit	141	2.0844	0.2866
	mudah	305	1.3167	0.2287
	terampil	180	1.8418	0.2237
	teknis	181	1.8362	0.2224
	sumber	209	1.6931	0.1891
	tidak	351	1.1766	0.1826
	akurat	232	1.5892	0.1666
	guna	377	1.1053	0.1612
	nilai	419	1.0000	0.1319
	paham	304	1.3199	0.1149
	gratis	327	1.2472	0.1026
2.	untung	3	5.6540	2.4927
	kuliah	25	3.7822	1.1154
	butuh	29	3.6391	1.0326
	jurnal	44	3.2336	0.8153
	motivasi	65	2.8506	0.6336
	ajar	101	2.4152	0.4549
	referensi	225	1.6197	0.4091
	tingkat	322	0.2626	0.3729
	cari	133	2.1424	0.3579
	sulit	141	2.0844	0.3388
	ganti	175	1.8698	0.2726
	interaksi	175	1.8698	0.2726
	paham	304	1.3199	0.2717
	langsung	182	1.8308	0.2614
	dosen	193	1.7724	0.2450

	sumber	209	1.6931	0.2235
	kait	212	1.6790	0.2198
	tidak	351	1.1766	0.2159
	akurat	232	1.5892	0.1969
	informasi	232	1.5892	0.1969
	materi	239	1.5596	0.1897
	akses	268	1.4455	0.1629
	mudah	305	1.3167	0.1351
	gratis	327	1.2472	0.1213
	guna	377	1.1054	0.0953
	nilai	419	1.0000	0.0780

Metode N-gram merupakan pecahan kata yang didapatkan dari awal hingga akhir kalimat sebanyak n. N-gram terdiri dari beberapa jenis berdasarkan jumlah kata atau n yang dihasilkan dari kata yang berdekatan. Pada penelitian ini menggunakan model *unigram*, *bigram*, *trigram*, dan kombinasi *unigram* + *bigram* + *trigram*. Percobaan ini menunjukkan pengaruh konfigurasi N-gram terhadap nilai performa pada algoritma model yang digunakan.

4.6 Penerapan Model Klasifikasi

4.6.1. Pembagian Data

Pada tahapan penerapan model *Multinomial Naïve Bayes Classifier*, data dibagi menjadi data latih atau *training* data dan data uji atau *testing* data. Pada penelitian ini menggunakan empat skenario pengujian dalam pembagian data, yaitu 60:40, 70:30, 80:20, dan 90:10. Pembagian dataset ini untuk melihat performa yang paling baik dalam pengujian ini karena setiap skenario memiliki proporsi data latih dan data uji yang berbeda. Skenario pembagian dataset dapat dilihat pada Tabel 4.4, Tabel 4.5, Tabel 4.6, dan Tabel 4.7 yang menampilkan jumlah masing-masing data latih dan data uji pada setiap percobaan. Distribusi kelas sentimen positif dan negatif disajikan pada setiap tabel untuk mengetahui proporsi untuk data latih dan data uji.

Tabel 4.4 Skenario pembagian data 1

PERCOBAAN 1		
Label	**Data Latih**	**Data Uji**
	60%	**40%**
Positif	221	148
Negatif	30	20
Jumlah	**251**	**168**

Tabel 4.5 Skenario pembagian data 2

PERCOBAAN 2		
Label	**Data Latih**	**Data Uji**
	70%	**30%**
Positif	258	111
Negatif	35	15
Jumlah	**293**	**126**

Tabel 4.6 Skenario pembagian data 3

PERCOBAAN 3		
Label	**Data Latih**	**Data Uji**
	80%	**20%**
Positif	295	74
Negatif	40	10
Jumlah	**335**	**84**

Tabel 4.7 Skenario pembagian data 4

PERCOBAAN 4		
Label	**Data Latih**	**Data Uji**
	90%	**10%**
Positif	332	37
Negatif	45	5
Jumlah	**377**	**42**

4.6.2. Klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*

Setelah *dataset* dibagi menjadi data latih dan data uji, tahap selanjutnya adalah penyusunan model dari *Multinomial Naïve Bayes Classifier*. Model ini dilatih untuk mempelajari pengetahuan menggunakan data latih yang telah diimplementasikan TF-IDF. Semakin banyak data latih, maka model akan semakin baik dalam mengenali pola yang ada di dalam *dataset* berdasarkan kategori sentimen positif dan negatif.

Klasifikasi dalam penelitian ini menerapkan metode *Multinomial Naïve Bayes* sehingga membutuhkan nilai *prior probability* yang berguna untuk menghitung probabilitas pada setiap kelas sentimen yaitu positif dan negatif. Hasil dari penghitungan ini dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Hasil *prior probability*

Sentimen	$\boldsymbol{P(V_j) = \frac{D_j}{D}}$
Positif	$\frac{369}{419} = 0.881$
Negatif	$\frac{50}{419} = 0.119$

Setelah berhasil memperoleh nilai dari *prior probability*, tahap selanjutnya yaitu menghitung *conditional probability* yang merupakan nilai untuk menunjukkan kontribusi setiap fitur pada masing-masing kategori sentimen. Nilai ini diperoleh berdasarkan frekuensi kemunculan fitur di setiap sentimen, baik sentimen positif maupun sentimen negatif seperti yang ditunjukkan pada Tabel 4.9. Nilai *conditional probability* berperan penting dalam penentuan prediksi kategori sentimen saat pengujian *testing data.*

Tabel 4.9 Hasil *conditional probability*

Sentimen	**Fitur**	$P(X_1\|V_j) = \frac{W_{i,j}+1}{N+N_j}$ **Positif**	$P(X_1\|V_j) = \frac{W_{i,j}+1}{N+N_j}$ **Negatif**
Positif	untung	0.000556	0.000951
	kuliah	0.002904	0.002243
	butuh	0.001590	0.003220
	jurnal	0.001398	0.004415
	motivasi	0.001316	0.005576
	ajar	0.002075	0.007415
	referensi	0.006278	0.013733
	tingkat	0.008620	0.018367
	cari	0.003894	0.009287
	sulit	0.011398	0.007292
	ganti	0.008561	0.008223
	interaksi	0.008421	0.008194
	paham	0.013067	0.014172
	langsung	0.008356	0.008728
	dosen	0.009842	0.009393
	sumber	0.004068	0.010405
	kait	0.004162	0.010271
	tidak	0.026589	0.017914
	akurat	0.014139	0.009340
	informasi	0.012970	0.009099
	materi	0.007690	0.011362
	akses	0.008779	0.010266
	mudah	0.008143	0.012455
	gratis	0.006410	0.011991
	guna	0.012312	0.015741
	nilai	0.011433	0.011456
Negatif	akademik	0.000556	0.000941
	praktis	0.000556	0.000835
	ngerti	0.002470	0.002042
	turun	0.005421	0.005451
	pakai	0.007863	0.005153
	salah	0.013202	0.003723
	lambat	0.009720	0.006392

	respon	0.009680	0.006507
	ai	0.017181	0.014416
	sulit	0.011398	0.007292
	mudah	0.008143	0.012455
	terampil	0.011287	0.007989
	teknis	0.011255	0.007991
	sumber	0.004068	0.010405
	tidak	0.026589	0.017914
	akurat	0.014139	0.009340
	guna	0.012312	0.015741
	nilai	0.011433	0.011456
	paham	0.013067	0.014172
	gratis	0.006410	0.011991

Setelah mendapatkan nilai dari tahapan *conditional probability*, tahapan selanjutnya adalah mencari nilai probabilitas melalui pendekatan *Maximum* A *Posteriori* atau V_{map}. Penghitungan ini digunakan untuk membuat keputusan terkait prediksi kategori sentimen dengan memilih nilai probabilitas yang paling besar. Hasil dari penghitungan V_{map} ditunjukkan pada Tabel 4.10, yang berisi nilai probabilitas untuk setiap kategori sentimen positif dan negatif.

Tabel 4.10 Hasil nilai probabilitas

Data	V_{map} Positif	V_{map} Negatif	Sentimen	Prediksi
untung cari jurnal butuh referensi kuliah mudah tingkat paham materi akses sumber referensi kait tingkat motivasi ajar informasi tidak akurat sulit paham tidak ganti interaksi langsung dosen nilai tingkat guna gratis	0.8784	0.1216	Positif	Positif
pakai ai mudah praktis ngerti sumber ai salah nilai akademik turun tidak pakai ai tidak akurat mudah sulit paham respon lambat terampil teknis guna nilai turun guna gratis	0.5770	0.4230	Negatif	Negatif

4.7 Evaluasi

Tahap evaluasi merupakan langkah untuk menunjukkan seberapa baik nilai performa dari model klasifikasi yang diimplementasikan untuk analisis sentimen berdasarkan fitur N-Gram

pada TF-IDF dan proporsi antara data latih dan data uji. Berdasarkan dua aspek tersebut, terdapat tiga skenario pada N-Gram dan empat skenario pada pembagian data latih dan data uji. Fitur N-Gram pada penelitian ini menggunakan empat jenis fitur yaitu *unigram, bigram, trigram*, dan kombinasi dari ketiga fitur (*unigram* + *bigram* + *trigram*). Pada aspek *split data*, penelitian ini menggunakan persentase data latih 60%, 70%, 80%, dan 90%. *Source code* yang digunakan untuk mengimplementasikan model terdapat pada Gambar 4.25, kemudian hasil dari evaluasi pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.11.

```
pipeline = Pipeline([
    ('smote', SMOTE(random_state=42)),
    ('nb', MultinomialNB())
])
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.1,
random_state=42, stratify=y)
pipeline.fit(X_train, y_train)
y_pred = pipeline.predict(X_test)
print("Akurasi pada Data Test:", accuracy_score(y_test, y_pred))
print("Laporan Klasifikasi:\n", classification_report(y_test, y_pred,
zero_division=0))
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
```

Gambar 4.25 Kode program penerapan dan evaluasi MNB

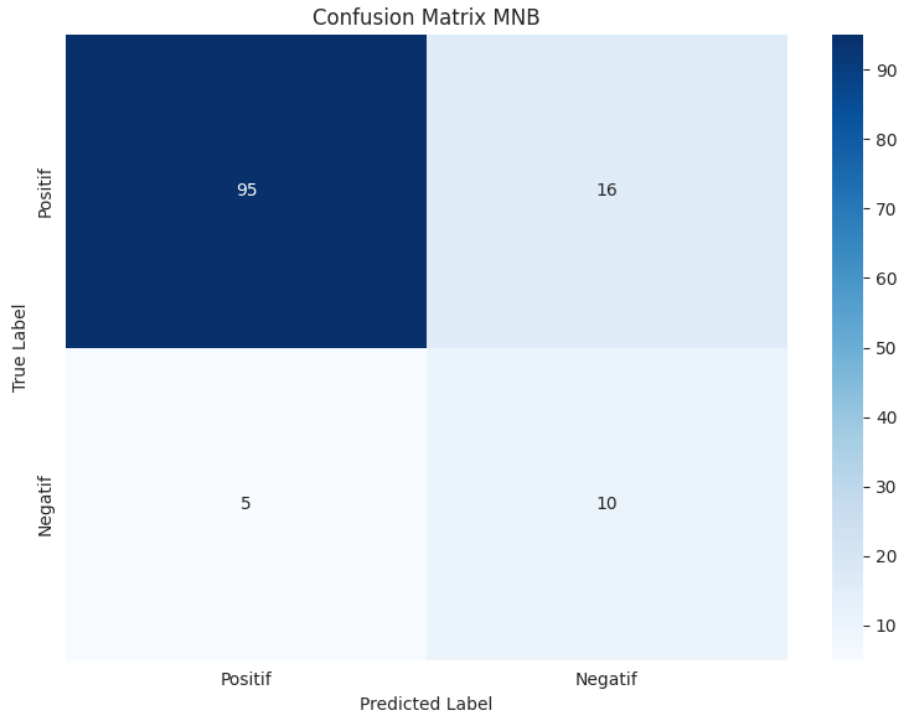
Tabel 4.11 Hasil performa model MNB

N-Grams	**Keterangan**		**Uji 1**	**Uji 2**	**Uji 3**	**Uji 4**
Unigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		131	95	63	28
	True Negative (TN)		9	10	6	5
	False Positive (FP)		11	5	4	0
	False Negative (FN)		17	16	11	9
	Accuracy		0.83	0.83	0.82	0.79
	Precision	*Positive*	0.92	0.95	0.94	1.00
		Negative	0.35	0.38	0.35	0.36
	Recall	*Positive*	0.89	0.86	0.85	0.76
		Negative	0.45	0.67	0.60	1.00
	F1-Score	*Positive*	0.90	0.90	0.89	0.86
		Negative	0.39	0.49	0.44	0.53
Bigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		121	87	60	29
	True Negative (TN)		8	11	7	5
	False Positive (FP)		12	4	3	0
	False Negative (FN)		27	24	14	8
	Accuracy		0.77	0.78	0.80	0.81
	Precision	*Positive*	0.91	0.96	0.95	1.00
		Negative	0.23	0.31	0.33	0.38

	Recall	*Positive*	0.82	0.78	0.81	0.78
		Negative	0.40	0.73	0.70	1.00
	F1-Score	*Positive*	0.86	0.86	0.88	0.88
		Negative	0.29	0.44	0.45	0.56
Trigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		115	76	55	26
	True Negative (TN)		8	12	7	5
	False Positive (FP)		12	3	3	0
	False Negative (FN)		33	35	19	11
	Accuracy		0.73	0.70	0.74	0.74
	Precision	*Positive*	0.91	0.96	0.95	1.00
		Negative	0.20	0.26	0.27	0.31
	Recall	*Positive*	0.78	0.68	0.74	0.70
		Negative	0.40	0.80	0.70	1.00
	F1-Score	*Positive*	0.84	0.80	0.83	0.83
		Negative	0.26	0.39	0.39	0.48
Unigram + *Bigram* + *Trigram*	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		125	90	61	29
	True Negative (TN)		10	11	6	5
	False Positive (FP)		10	4	4	0
	False Negative (FN)		23	21	13	8
	Accuracy		0.80	0.80	0.80	0.81
	Precision	*Positive*	0.93	0.96	0.94	1.00
		Negative	0.30	0.34	0.32	0.38
	Recall	*Positive*	0.84	0.81	0.82	0.78
		Negative	0.50	0.73	0.60	1.00
	F1-Score	*Positive*	0.88	0.88	0.88	0.88
		Negative	0.38	0.47	0.41	0.56

Berdasarkan Tabel 4.11, hasil evaluasi di atas menunjukkan performa dari model klasifikasi *Multinomial Naïve Bayes*. Hasil penelitian ini menunjukkan adanya beberapa kombinasi fitur dan skenario data latih menghasilkan pola yang tidak selalu konsisten dengan performa yang lain. Pada pengimplementasian fitur *unigram*, nilai akurasi yang tertinggi yaitu 0,83 dengan data latih sebanyak 60% dan 70%. Pada penerapan fitur *bigram*, hasil evaluasi menunjukkan akurasi tertinggi pada data latih 90% yaitu dengan nilai 0,81. Sementara itu, penggunaan fitur *trigram* menghasilkan akurasi tertinggi pada penerapan data latih 90% dengan nilai akurasi yaitu 0,74 dan data latih 80% dengan nilai akurasi 0,74. Penerapan kombinasi antara fitur *unigram* + *bigram* + *trigram* menghasilkan akurasi tertinggi pada data latih 90% yaitu 0,81. Oleh karena itu, kinerja terbaik dari model *Multinomial Naïve Bayes* pada penelitian ini diperoleh pada penerapan kombinasi dari fitur *unigram* dengan proporsi data latih sebesar 70% dan data uji 30% berdasarkan pertimbangan dari rata-rata *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Hasil akurasi paling optimal sebesar 83% pada penggunaan jenis fitur N-Gram

unigram dengan proporsi *split data* 70:30 menunjukkan performa yang terbaik. Hal ini mengindikasikan bahwa representasi fitur yang sederhana seperti unigram mampu mengenali pola-pola sentimen secara optimal.



Gambar 4.26 *Confusion matrix* MNB

Gambar 4.26 di atas merupakan hasil dari model *Multinomial Naïve Bayes* yang menunjukkan performa dalam melakukan klasifikasi terhadap proporsi data latih dan data uji 70:30. Total data uji yang digunakan sebanyak 126 data dengan rincian 15 data bersentimen negatif dan 111 data bersentimen positif. Model MNB berhasil melakukan klasifikasi sebanyak 10 data negatif dengan benar atau *True Negative* (TN) dan 95 data positif atau *True Positive* (TP). Namun, model belum sepenuhnya akurat yaitu masih terdapat 5 data negatif yang diklasifikasikan sebagai data positif atau *False Positive* (FP) dan 16 data positif yang diklasifikasikan sebagai data negatif atau *False Negative* (FN).

Untuk memperoleh hasil pengujian yang optimal pada model, dilakukan implementasi *K-Fold Cross Validation*. Nilai K yang digunakan yaitu K=10 sehingga menggunakan 10 *fold* pada tahap ini. Pengujian terhadap penerapan 10 *fold cross validation* terdapat pada Tabel 4.12.

Tabel 4.12 Hasil *cross validation*

k	Akurasi Model MNB
1	0.76
2	0.83
3	0.69
4	0.81
5	0.83
6	0.86
7	0.79
8	0.81
9	0.76
10	0.78
Rata-Rata Akurasi CV	0.79

Berdasarkan Tabel 4.12 diperoleh rata-rata akurasi dari 10 fold yaitu 0,79 yang menunjukkan menggunakan metode k-*fold cross validation* tidak memberikan perubahan nilai performa yang optimal pada model *Multinomial Naïve Bayes Classifier* pada penelitian ini. Nilai akurasi tertinggi pada metode k-*fold cross validation* terdapat pada fold ke-6 yang menghasilkan akurasi sebesar 0,86. Oleh karena itu, pengujian yang memberikan nilai akurasi optimal pada penelitian ini yaitu tanpa menggunakan metode k-*fold cross validation*.

4.8 Penerapan *Random Forest* sebagai Model Pembanding

Pada penelitian ini, nilai performa dari model sebelumnya yaitu *Multinomial Naïve Bayes* dibandingkan dengan performa dari model *Random Forest* untuk menunjukkan perbandingan kemampuan klasifikasi berdasarkan sentimen pada masing-masing algoritma. Penerapan random forest ditunjukkan pada *source code* yang ada di Gambar 4.27 dan hasil dari pengujian model *Random Forest* dapat dilihat pada Tabel 4.13.

```
pipeline_rf = Pipeline([
    ('smote', SMOTE(random_state=42)),
    ('rf', RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42))
])
X_train_rf, X_test_rf, y_train_rf, y_test_rf = train_test_split(X, y,
test_size=0.1, random_state=42, stratify=y)
pipeline_rf.fit(X_train_rf, y_train_rf)
y_pred_rf = pipeline_rf.predict(X_test_rf)
print("Akurasi pada Data Test (Random Forest):",
accuracy_score(y_test_rf, y_pred_rf))
print("Laporan Klasifikasi (Random Forest):\n",
classification_report(y_test_rf, y_pred_rf, zero_division=0))
conf_matrix_rf = confusion_matrix(y_test_rf, y_pred_rf)
```

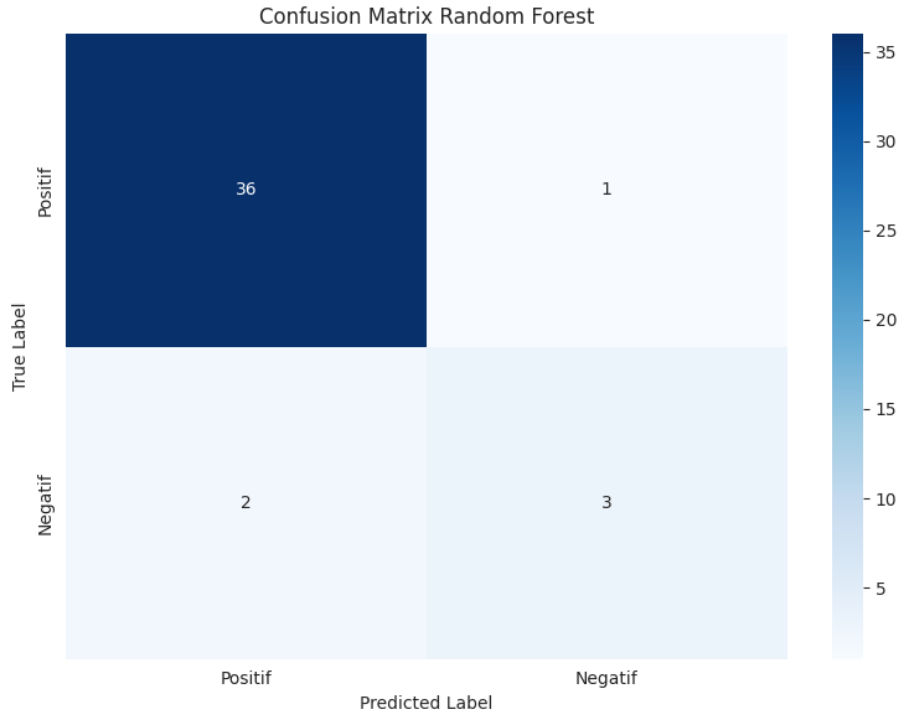
Gambar 4.27 Kode program penerapan dan evaluasi random forest

Tabel 4.13 Hasil performa *Random Forest*

N-Grams	Keterangan		Uji 1	Uji 2	Uji 3	Uji 4
Unigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		141	107	69	35
	True Negative (TN)		6	6	4	3
	False Positive (FP)		14	9	6	2
	False Negative (FN)		7	4	5	2
	Accuracy		0.88	0.90	0.87	0.90
	Precision	*Positive*	0.91	0.92	0.92	0.95
		Negative	0.46	0.60	0.44	0.60
	Recall	*Positive*	0.95	0.96	0.93	0.95
		Negative	0.30	0.40	0.40	0.60
	F1-Score	*Positive*	0.93	0.94	0.93	0.95
		Negative	0.36	0.48	0.42	0.60
Bigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		142	106	71	35
	True Negative (TN)		4	5	3	3
	False Positive (FP)		16	10	7	2
	False Negative (FN)		6	5	3	2
	Accuracy		0.87	0.88	0.88	0.90
	Precision	*Positive*	0.90	0.91	0.91	0.95
		Negative	0.40	0.50	0.50	0.60
	Recall	*Positive*	0.96	0.95	0.96	0.95
		Negative	0.20	0.33	0.30	0.60
	F1-Score	*Positive*	0.93	0.93	0.93	0.95
		Negative	0.27	0.40	0.38	0.60
Trigram	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		143	107	71	36
	True Negative (TN)		3	3	3	3
	False Positive (FP)		17	12	7	2
	False Negative (FN)		5	4	3	1
	Accuracy		0.87	0.87	0.88	0.93
	Precision	*Positive*	0.89	0.90	0.91	0.95
		Negative	0.38	0.43	0.50	0.75
	Recall	*Positive*	0.97	0.96	0.96	0.97
		Negative	0.15	0.20	0.30	0.60
	F1-Score	*Positive*	0.93	0.93	0.93	0.96
		Negative	0.21	0.27	0.38	0.67
Unigram + *Bigram* + *Trigram*	Data Latih		60%	70%	80%	90%
	Data Uji		40%	30%	20%	10%
	True Positive (TP)		139	104	71	36
	True Negative (TN)		4	4	4	3
	False Positive (FP)		16	11	6	2
	False Negative (FN)		9	7	3	1
	Accuracy		0.85	0.86	0.89	0.93
	Precision	*Positive*	0.90	0.90	0.92	0.95
		Negative	0.31	0.36	0.57	0.75

	Recall	*Positive*	0.94	0.94	0.96	0.97
		Negative	0.20	0.27	0.40	0.60
	F1-Score	*Positive*	0.92	0.92	0.94	0.96
		Negative	0.24	0.31	0.47	0.67

Pada Tabel 4.13, pengujian menggunakan model *Random Forest* dalam proses klasifikasi menunjukkan beberapa nilai yang bervariasi berdasarkan jenis fitur N-Gram dan skenario pembagian data latih. Hasil dari penerapan model *Random Forest* yaitu menunjukkan bahwa jenis trigram memberikan hasil yang paling optimal dibandingkan jenis fitur N-Gram lainnya. Nilai akurasi maksimal yaitu 0,93 terdapat pada jenis fitur *trigram* dan kombinasi unigram+bigram+trigram dengan proporsi data latih 90%. Namun, sebagai penentuan performa paling optimal diperoleh melalui rata-rata akurasi menggunakan *cross validation* sehingga jenis trigram dengan proporsi data latih 90% merupakan nilai paling optimal untuk model *Random Forest Classifier*. Pada model ini, pola yang ditemukan yaitu pada setiap pengujian dengan proporsi data latih sebanyak 90% memiliki nilai akurasi tertinggi di setiap jenis N-Gram.



Gambar 4.28 *Confusion matrix Random Forest*

Gambar 4.28 di atas yang merupakan hasil dari *confusion matrix* dari model *Random Forest* dengan proporsi data latih sebanyak 90%. Sebanyak 37 data uji yang bersentimen positif, algoritma *Random Forest* mampu mengklasifikasikan 36 data secara tepat sebagai data

positif (*True Positive*). Selain itu, dari total data uji negatif sebanyak 5 data, algoritma ini mampu mengklasifikasikan sebanyak 3 data negatif secara tepat sebagai sentimen negatif (*True Negative*). Namun, masih terdapat 2 data negatif yang masih diklasifikasikan sebagai data positif (*False Positive*) dan 1 data positif yang masih diklasifikasikan sebagai data negatif (*False Negative*). Berdasarkan hal ini, model *Random Forest* dengan data latih 90% menunjukan performa yang baik dalam melakukan klasifikasi dengan nilai akurasi yang tinggi meskipun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi.

Tabel 4.14 Hasil *Cross Validation Random Forest*

k	Akurasi Model Random Forest
1	0.91
2	0.86
3	0.91
4	0.83
5	0.91
6	0.86
7	0.86
8	0.95
9	0.86
10	0.90
Rata-Rata Akurasi CV	0.88

Berdasarkan Tabel 4.14, diperoleh rata-rata akurasi dari 10 *fold* yaitu 0,88 yang menunjukkan menggunakan metode k-*fold cross validation* tidak memberikan perubahan nilai performa yang optimal pada model *Random Forest Classifier* pada penelitian ini. Nilai akurasi tertinggi pada metode *k-fold cross validation* terdapat pada *fold* ke-8 yang menghasilkan akurasi sebesar 0,95. Oleh karena itu, pengujian yang memberikan nilai akurasi optimal pada penelitian ini yaitu tanpa menggunakan metode *k-fold cross validation.*

4.9 Perbandingan *Multinomial Naïve Bayes* dengan *Random Forest*

Setelah melakukan pengujian dengan aspek fitur N-Gram dan skenario *split* data terhadap model *Multinomial Naïve Bayes* dan *Random Forest*, diperoleh hasil yang paling optimal dari masing-masing model. Dari keseluruhan hasil yang diperoleh, nilai akurasi tertinggi diambil sebagai representasi perbandingan performa antara kedua model.

Tabel 4.15 Perbandingan akurasi tertinggi MNB dan *Random Forest*

PERBANDINGAN AKURASI TERTINGGI			
Model	**N-Grams**	***Split* Data**	**Akurasi**
Multinomial Naïve Bayes	*Unigram*	70:30	0,83
Random Forest	*Trigram*	90:10	0,93

Tabel 4.15 di atas menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* dengan fitur *trigram* mendapatkan nilai akurasi paling optimal yaitu 0,93. Selain itu, pada algoritma *Multinomial Naïve Bayes* menggunakan fitur dari *unigram* mencapai akurasi yang optimal sebesar 0,83. Selain itu, untuk memperoleh pandangan yang lebih lengkap terkait hasil performa dari masing-masing algoritma, perlu untuk mempertimbangkan hasil akurasi terendah dari berbagai skenario yang digunakan. Langkah ini dilakukan untuk menilai konsistensi model dalam berbagai situasi pengujian. Perbandingan akurasi yang terendah dari kedua algoritma disajikan pada Tabel 4.16.

Tabel 4.16 Perbandingan akurasi terendah MNB dan *Random Forest*

PERBANDINGAN AKURASI TERENDAH			
Model	**N-Grams**	***Split* Data**	**Akurasi**
Multinomial Naïve Bayes	*Trigram*	70:30	0,70
Random Forest	Kombinasi *Unigram* + *Bigram* + *Trigram*	60:40	0,85

Berdasarkan Tabel 4.16, akurasi terendah senilai 0,70 diperoleh dari model *Multinomial Naive Bayes* yang terjadi saat menggunakan jenis fitur N-Gram *trigram* dengan proporsi data latih sebesar 70%. Sementara itu, algoritma *Random Forest* menunjukkan akurasi terendah senilai 0,85 saat menggunakan jenis fitur kombinasi dari *unigram* + *bigram* + *trigram* dengan proporsi data 60%. Oleh karena itu, hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma *Random Forest* memiliki performa yang lebih konsisten dalam keunggulannya untuk memperoleh nilai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma *Multinomial Naive Bayes*.

4.10 Pengujian

Sebagai bagian dari evaluasi terhadap model, dilakukan pengujian secara spontan atau langsung terhadap model yang telah dibangun menggunakan ulasan dari 15 mahasiswa untuk menguji model dalam melakukan klasifikasi sentimen. Setiap responden memberikan ulasan

yang dikorelasikan dengan penggunaan AI pada program studi masing-masing. Pengujian ini memiliki tujuan guna mengevaluasi kinerja dari model pada data yang bukan berasal dari *dataset.*

Tabel 4.17 Pengujian model

Program Studi	Ulasan	Hasil Klasifikasi
Informatika	mampu bantu coding yang error walau kadang hasil lambat	Negatif
Agribisnis	ai dapat bantu saya susun kalimat pada tugas dan saya paham materi tentang bibit tanam	Positif
Teknik Industri	mampu tingkat paham materi tentang sistem produksi secara signifikan dengan akses sumber yang mudah	Positif
Hukum Keluarga Islam	bantu mudah guna rumus kait hitung arah kiblat pada skripsi saya walaupun respon kadang kacau	Positif
Informatika	ai mampu bantu cari referensi dalam susun skripsi khususnya akses jurnal sesuai topik	Positif
Ekonomi Pembangunan	bantu bagi mahasiswa untuk kembang masalah dengan jawab berbagai sumber dalam selesai masalah	Negatif
Farmasi	mudah untuk cari sumber materi kait informasi obat dan mampu bantu susun tugas skripsi saya	Positif
Ekonomi Islam	akses referensi kait ekonomi syariah mampu spesifik dan saya mudah paham	Positif
Manajemen	hasil informasi ai akurat dan mudah paham materi akses kait analisis SWOT yang saya tidak paham	Positif
Psikologi	mudah untuk susun analisis hasil survei dengan baik dan cari materi referensi tentang teori psikologi	Positif
Informatika	coding error kadang makin salah dan kacau pakai ai	Negatif
Teknik Industri	respon kacau bikin malas pakai ai dan referensi kait materi kuliah masih banyak salah	Negatif
Teknik Elektro	bantu paham coding secara spesifik dan tingkat motivasi saya susun skripsi	Positif
PGSD	tingkat ide untuk bahan ajar interaktif dapat susun secara baik untuk siswa dan hasil ai spesifik	Positif
Informatika	ai mampu tingkat motivasi saya dalam ajar coding karena saya tidak dapat ngoding	Positif

Tabel 4.17 di atas menunjukkan hasil pengujian dari kinerja model terhadap 15 ulasan yang diberikan oleh mahasiswa dari berbagai program studi. Setiap mahasiswa memberikan pandangannya terhadap penggunaan AI dalam dunia perkuliahannya masing-masing. Hasil klasifikasi ini menunjukkan kemampuan model *Multinomial Naïve Bayes* dalam klasifikasi

opini positif atau negatif secara otomatis. Model berhasil mengklasifikasikan 4 data bersentimen negatif dan 11 data bersentimen positif.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Berdasarkan proses analisis sentimen perspektif mahasiswa terhadap penggunaan *Artificial Intelligence* yang telah menerapkan klasifikasi menggunakan metode *Multinomial Naïve Bayes Classifier* diperoleh kesimpulan yaitu:

a. Penelitian ini menghasilkan performa dari model *Multinomial Naïve Bayes* untuk melakukan klasifikasi dengan nilai akurasi tertinggi senilai 83% saat menerapkan fitur *unigram* serta proporsi data latih sebesar 70%. Sebagai perbandingan, penerapan model *Random Forest* mampu menunjukkan hasil klasifikasi dengan performa yang lebih unggul dibandingkan *Multinomial Naïve Bayes* dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 93% pada penerapan fitur *trigram* dan proporsi data latih yaitu 90%. Untuk menguji konsistensi model, dilakukan perbandingan akurasi terendah dari kedua model yang menghasilkan temuan bahwa model *Multinomial Naive Bayes* menghasilkan akurasi terendah senilai 70% dengan penerapan fitur trigram serta proporsi data latih 70%. Model *Random Forest* memperoleh akurasi terendah senilai 85% saat penerapan fitur kombinasi *unigram* + *bigram* + *trigram* dengan proporsi data latih 60%. Hal ini mengindikasikan bahwa model *Random Forest* memiliki konsistensi dalam menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan *Multinomial Naive Bayes*. Selain itu, hasil menunjukkan bahwa penerapan jenis fitur N-Gram dan proporsi data latih dipengaruhi oleh jenis algoritma model klasifikasi yang digunakan, karena pada setiap model menunjukkan performa yang berbeda tergantung dengan jenis N-Gram dan proporsi data latih yang diimplementasikan.
b. Pada bagian etika akademik, hasil survei menunjukkan masih terdapat 75 responden yang menyalin secara langsung informasi dari AI tanpa pengolahan ulang. Selain itu, 50 responden menggunakan informasi dari AI tanpa pengecekan keabsahan data terlebih dahulu dan 135 responden yang masih memanfaatkan informasi dari AI tanpa sitasi sesuai ketentuan. Hal ini mengindikasikan bahwa masih terdapat sebagian kecil mahasiswa yang belum menyadari adanya etika akademik yang harus dipatuhi oleh mahasiswa.
c. Latar belakang berupa disiplin atau rumpun ilmu dari masing-masing responden turut mempengaruhi pola penggunaan AI dalam dunia akademik mahasiswa, seperti frekuensi

penggunaan dan skor kepuasan terhadap informasi yang dihasilkan oleh AI. Hal ini disebabkan adanya kebutuhan akademik yang berbeda-beda pada setiap rumpun ilmu.

5.2. Saran

Berdasarkan temuan dari penelitian yang telah dilakukan, harapan pada penelitian selanjutnya yaitu menyediakan jumlah data yang lebih besar dan beragam agar proses klasifikasi berjalan lebih optimal. Model yang digunakan sebagai model utama yaitu *Multinomial Naïve Bayes* menunjukkan performa kinerja yang cukup baik, namun masih kalah secara akurasi dibandingkan dengan model *Random Forest*. Penelitian selanjutnya disarankan untuk melakukan klasifikasi dengan *explore* model klasifikasi lain, seperti *Support Vector Machine* atau SVM, K-Nearest Neighbor atau KNN, *Logistic Regression*, dan lain-lain. Banyaknya jenis N-Gram diharapkan mampu diterapkan dalam penelitian selanjutnya sesuai dengan kombinasi fitur yang menghasilkan performa terbaik.

Pada sisi etika, penting bagi pihak perguruan tinggi untuk memperketat etika akademik penggunaan AI di dunia perkuliahan, seperti edukasi atau penyuluhan terkait dampak negatif yang ditimbulkan AI, surat edaran konsekuensi atas pelanggaran akademik dari penggunaan AI, dan bentuk lain yang dapat memberikan kesadaran terhadap mahasiswa pentingnya menjunjung tinggi etika akademik.

DAFTAR PUSTAKA

Afdhal, I., Kurniawan, R., Iskandar, I., Salambue, R., Budianita, E., & Syafria, F. (2022). Penerapan Algoritma Random Forest Untuk Analisis Sentimen Komentar Di YouTube Tentang Islamofobia. *Jurnal Nasional Komputasi Dan Teknologi Informasi*, *5*(1).

Afifah, N., Permana, D., Vionanda, D., & Fitria, D. (2023). Sentiment Analysis of Electric Cars Using Naive Bayes Classifier Method. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, *1*(4), 289–296. https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss4/68

Agustiranti, T., Kurdiana, A. K. I., Ghiffari, B. Al, Juniar, E. D., & Purnama, D. G. P. (2024). Penerapan Naive Bayes Terhadap Sentimen Analisis Media Sosial Twitter Pengguna Kereta Cepat Jakarta-Bandung (Whoosh). *Jurnal Ilmu Komputer Dan Sistem Informasi (JIKOMSI*, *7*(1), 297–305.

Anam, M. K., Pikir, B. N., Firdaus, M. B., Erlinda, S., & Agustin. (2021). Penerapan Naive Bayes Classifier, K-Nearest Neighbor (KNN) dan Decision Tree untuk Menganalisis Sentimen pada Interaksi Netizen dan Pemeritah. *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika Dan Rekayasa Komputer*, *21*(1), 139–150. https://doi.org/10.30812/matrik.v21i1.1092

Annur, C. M. (2023, June 26). *Survei: ChatGPT Jadi Aplikasi AI Paling Banyak Digunakan di Indonesia*. Databoks. https://databoks.katadata.co.id/infografik/2023/06/26/survei-chatgpt-jadi-aplikasi-ai-paling-banyak-digunakan-di-indonesia

Anwar, M. T., & Permana, D. R. A. (2023). Analisis Sentimen Masyarakat Indonesia Terhadap Produk Kendaraan Listrik Menggunakan VADER. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *10*(1), 783–792. http://jurnal.mdp.ac.id

Ardianto, K., Nuriska, F. P., & Nirawati, L. (2020). ULASAN PRODUK TERHADAP MINAT BELI ULANG EMINA PADA OFFICIAL STORE SHOPEE DI KOTA SURABAYA. *Jurnal IlmiahManajemenUbhara*.

Arifin, N., Enri, U., & Sulistiyowati, N. (2021). PENERAPAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DENGAN TF-IDF N-GRAM UNTUK TEXT CLASSIFICATION. *STRING (Satuan Tulisan Riset Dan Inovasi Teknologi)*, *6*(2).

Arly, A., Dwi, N., & Andini, R. (2023). Implementasi Penggunaan Artificial Intelligence Dalam Proses Pembelajaran Mahasiswa Ilmu Komunikasi di Kelas A. *Prosiding Seminar Nasional*, 362–374.

Gandasari, F., Koeswinda, A. S., Putri, A. K., Kumala, D. A. P., & Muftihah, N. (2024). Etika Pemanfaatan Teknologi Artificial Intelligence dalam Penyusunan Tugas Mahasiswa. *EDUKATIF : JURNAL ILMU PENDIDIKAN*, *6*(5), 5572–5578. https://doi.org/10.31004/edukatif.v6i5.7036

Handoko, Ramadhansyah, D., Asrofiq, A., Rahmaddeni, & Yunefri, Y. (2024). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENUMPANG MASKAPAI PENERBANGAN DI INDONESIA DENGAN ALGORITMA RANDOM FOREST DAN KNN. *Jurnal Sistem Informasi*, *6*(2), 287–297.

Hasanah, A. N., & Sari, B. N. (2024). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI JASA OJEK ONLINE MAXIM PADA GOOGLE PLAY DENGAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *12*(1), 90–96. https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3628

Indrayanto, C. G., Ratnawati, D. E., & Rahayudi, B. (2023). Analisis Sentimen Data Ulasan Pengguna Aplikasi MyPertamina di Indonesia pada Google Play Store menggunakan Metode Random Forest. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *7*(3), 1131–1139. http://j-ptiik.ub.ac.id

Irawan, I., Wardianto, Wathan, M. H., & Prayogi, M. B. (2024). Studi Perbandingan: Algoritma Random Forest, Naive Bayes Dan Support Vector Machine Dalam Analisis Sentimen Pada Aplikasi Capcut Di Google Play Store. *Jurnal Pengembangan Sistem Informasi Dan Informatika*, *5*(4).

Kevin, K., Enjeli, M., & Wijaya, A. (2024). Analisis Sentimen Pengunaaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes. *Jurnal Ilmiah Computer Science*, *2*(2), 89–98. https://doi.org/10.58602/jics.v2i2.24

Lukman, Agustina, R., & Aisy, R. (2023). PROBLEMATIKA PENGGUNAAN ARTIFICIAL INTELLIGENCE (AI) UNTUK PEMBELAJARAN DI KALANGAN MAHASISWA STIT PEMALANG. *Jurnal Madaniyah*, *13*(2), 242–255.

Lv, Z. (2023). Generative artificial intelligence in the metaverse era. In *Cognitive Robotics* (Vol. 3, pp. 208–217). KeAi Communications Co. https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.06.001

Maharani, P. U., Amalita, N., Putra, A. A., & Fitri, F. (2023). Sentiment Analysis og Goride Services on Twitter Social Media Using Naive Bayes Algorithm. *UNP Journal of Statistics and Data Science*, *1*(3), 134–139. https://doi.org/10.24036/ujsds/vol1-iss3/41

Mahira, S. A., Sukoco, I., Barkah, C. S., Jamil, N., & Novel, A. (2023). TEKNOLOGI ARTIFICIAL INTELLIGENCE DALAM ANALISIS SENTIMEN: STUDI LITERATUR PADA PERUSAHAAN KATA.AI. *Responsive: Jurnal Pemikiran Dan Penelitian Bidang Administrasi, Sosial, Humaniora Dan Kebijakan Publik*, *6*(2), 139–148.

Marsella, Wijaya, C. S., Wijaya, I., Shidqi, M. T., & Novita, D. (2023). ANALISIS IMPLEMENTASI ARTIFICIAL INTELLIGENCE UNTUK BISNIS: SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW. *Computer Science And Information Technology*, *4*(2), 133.

Momole, G. M., & Mailoa, E. (2022). Perbandingan Naïve Bayes Dan Random Forest Dalam Klasifikasi Bahasa Daerah. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, *9*(2), 855–863. http://jurnal.mdp.ac.id

Muhamad, N. (2024, January 31). *Indonesia, Penyumbang Kunjungan Aplikasi AI Terbanyak ke-3 di Dunia*. Databoks. https://databoks.katadata.co.id/teknologi-telekomunikasi/statistik/a49ed3eb121983b/indonesia-penyumbang-kunjungan-aplikasi-ai-terbanyak-ke-3-di-dunia

Muliani, R., Solehudin, A., & Jamaludin, A. (2023). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PROVIDER XYZ DI TWITTER MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, *7*(4).

Niyu, Dwihadiah, D., Gerungan, A., Purba, H., Studi Pendidikan Jarak Jauh Ilmu Komunikasi, P., & Pelita Harapan, U. (2024). *Penggunaan ChatGPT di Kalangan Mahasiswa dan Dosen Perguruan Tinggi Indonesia*.

Nurhidayat, R., & Dewi, K. E. (2023). KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer dan Informatika PENERAPAN ALGORITMA K-NEAREST NEIGHBOR DAN FITUR EKSTRAKSI N-GRAM DALAM ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK. *KOMPUTA : Jurnal Ilmiah Komputer Dan Informatika*, *12*(1).

Nurian, A., Ma'arif, M. S., Amalia, I. N., & Rozikin, C. (2024). ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI SHOPEE PADA SITUS GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN NAIVE BAYES CLASSIFIER. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *12*(1). https://doi.org/10.23960/jitet.v12i1.3631

Nurian, A., & Sari, B. N. (2023). ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI GOOGLE PLAY MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *11*(3), 2830–7062. https://doi.org/10.23960/jitet.v11i3%20s1.3348

Nursyatin, Gustina, R., Saddam, Rejeki, S., Mayasari, D., & Isnaini. (2023). Pentingnya Teknologi dalam Dunia Pendidikan untuk Bersaing di Era 4.0 serta Pengaruhnya. *Seminar Nasional Paedagoria*, *3*.

Pandunata, P., Winarno, K. T., Nurdiansyah, Y., & Maidah, N. El. (2022). Analisis Sentimen Opini Publik Terhadap Program Vaksinasi Covid-19 Di Indonesia Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Informatics Journal*, *7*(3).

Pebdika, A., Herdiana, R., & Solihudin, D. (2023). KLASIFIKASI MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES UNTUK MENENTUKAN CALON PENERIMA PIP. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, *7*(1).

Purbayanto, B., & Suharsono, T. N. (2023). Analisis Sentimen Pengguna X terhadap Chatgpt dengan Algoritme Naive Bayes. *Jurnal Telematika*, *18*(2).

Putra, A. I., & Santika, R. R. (2020). *Edumatic: Jurnal Pendidikan Informatika Implementasi Machine Learning dalam Penentuan Rekomendasi Musik dengan Metode Content-Based Filtering*. *4*(1). https://doi.org/10.29408/edumatic.v4i1.2162

Putri, D. D., Nama, G. F., & Sulistiono, W. E. (2022). Analisis Sentimen Kinerja Dewan Perwakilan Rakyat (DPR) Pada Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *10*(1). https://doi.org/10.23960/jitet.v10i1.2262

Putri, V. A., Andjani, K. C., Sotyawardani, & Rafael, R. A. (2023). Peran Artificial Intelligence dalam Proses Pembelajaran Mahasiswa di Universitas Negeri Surabaya. *Prosiding Seminar Nasional*, 615–630.

Rahadiantino, L., Fahmi, A., Aparamarta, H. W., Moerad, S. K., & Shiddiqi, A. M. (2022). Implementasi Pembelajaran Artificial Intelligence Bagi Siswa Sekolah Dasar di Kota Batu, Malang, Jawa Timur. *Jurnal Inovasi Pendidikan Dan Pembelajaran Sekolah Dasar*, *6*(1). https://doi.org/10.24036/jippsd.v6i1

Rifki, M., & Imelda, I. (2022). ANALISIS SENTIMEN WACANA KENAIKAN HARGA TIKET CANDI BOROBUDUR MENGGUNAKAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES. *JIKO (Jurnal Informatika Dan Komputer)*, *5*(2). https://doi.org/10.33387/jiko

Rizki, D., Pratama, S., Munandar, T. A., & Ramdhania, K. F. (2024). Multinomial Naive Bayes Algorithm for Indonesian language Sentiment Classification Related to Jakarta International Stadium (JIS). *International Journal of Information Technology and Computer Science Applications (IJITCSA)*, *2*(1), 12–22.

Salim, E., & Syafrullah, M. (2023). ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN PELAYANAN SUKU DINAS KEPENDUDUKAN DAN PENCATATAN SIPIL KOTA ADMINISTRASI JAKARTA BARAT MENGGUNAKAN ALGORITME K-NEAREST NEIGHBOR. *Bit (Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur)*, *20*(1), 58–65.

Salsabila, S., & Sohidin. (2024). Pemahaman Etika Akademik Mahasiswa dalam Penggunaan Artificial Intelligence (AI). *Journal of Education Research*, *5*(4), 6671–6680.

Santoso, H., Armansyah, & Desliani, D. (2022). *Analisis Sentimen Mahasiswa Terkait Pembelajaran Tatap Muka Menggunakan Metode Naive Bayes Classifier*. *21*(3), 644–654.

Saputra, N. J., & Hidayati, D. (2023). Persepsi Dosen Pascasarjana Universitas Swasta terhadap ChatGPT dalam Meningkatkan Mutu Pembalajaran. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi (JustIN)*, *11*(3), 532–528. https://doi.org/10.26418/justin.v11i3.67023

Silaen, O. S. D., Herlawati, H., & Rasim, R. (2022). Analisis Sentimen Mengenai Gangguan Bipolar Pada Twitter Menggunakan Algoritma Naïve Bayes. *Jurnal Komtika (Komputasi Dan Informatika)*, *6*(2), 62–73. https://doi.org/10.31603/komtika.v6i2.8198

Susana, H., Suarna, N., Fathurrohman, & Kaslani. (2022). PENERAPAN MODEL KLASIFIKASI METODE NAIVE BAYES TERHADAP PENGGUNAAN AKSES INTERNET. *JURSISTEKNI (Jurnal Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi)*, *4*(1), 1–8.

Wijoyo, A., Saputra, A. Y., Ristanti, S., Sya'ban, R. S., Amalia, M., & Febriansyah, R. (2024). Pembelajaran Machine Learning. *OKTAL : Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*, *3*(2), 375–380.

LAMPIRAN

LAMPIRAN A

Kode program *Google Colab*

https://colab.research.google.com/drive/18zVDEUe3D0om-6qal1-iF9eWGWwAAnVt?usp=sharing

Data penelitian

https://drive.google.com/file/d/1bwr2YN_3wAnnC0ecP4D3rMf7l8eOX68c/view?usp=sharing

LAMPIRAN B

Dokumentasi pengujian model









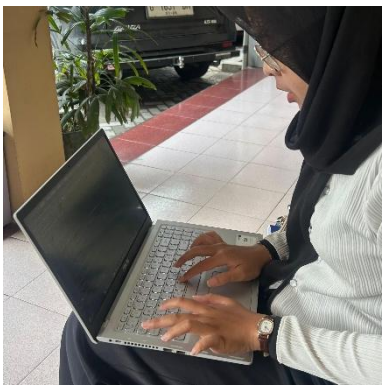






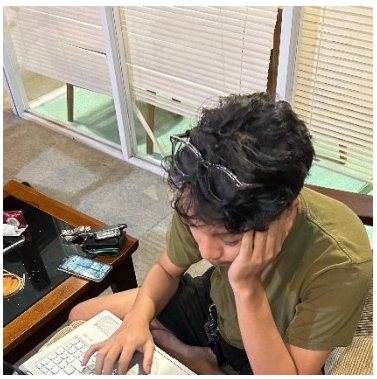


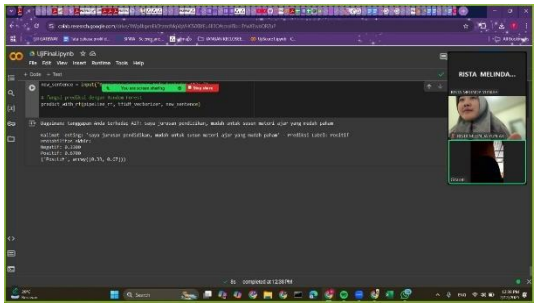


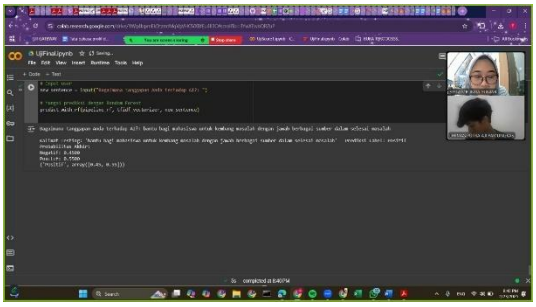





adidas




UJFinal.ipynb
RISTA MELINDA...


UJFinal.ipynb