



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



**PENERAPAN *TEXT CLASSIFICATION* DALAM
MENGANALISIS KOMUNIKASI PELANGGAN DI
MEDIA SOSIAL**

SKRIPSI

SYAHRUL RAYHANSYAH

2107411061

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN
KOMPUTER
POLITEKNIK NEGERI JAKARTA**

2025



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



**PENERAPAN *TEXT CLASSIFICATION* DALAM
MENGANALISIS KOMUNIKASI PELANGGAN DI
MEDIA SOSIAL**

SKRIPSI

Dibuat untuk Melengkapi Syarat-Syarat yang Diperlukan untuk Memperoleh Diploma
Empat Politeknik

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

SYAHRUL RAYHANSYAH

2107411061

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
JURUSAN TEKNIK INFORMATIKA DAN
KOMPUTER**

POLITEKNIK NEGERI JAKARTA

2025



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Syahrul Rayhansyah
NIM : 2107411061
Jurusan/Program : Teknik Informatika dan Komputer / Teknik
Studi Informatika
Judul Skripsi : Penerapan *Text Classification* dalam Menganalisis
Komunikasi Pelanggan di Media Sosial

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bebas dari peniruan terhadap karya dari orang lain. Kutipan pendapat dan tulisan orang lain ditunjuk sesuai dengan cara-cara penulisan karya ilmiah yang berlaku.

Apabila di kemudian hari terbukti atau dapat dibuktikan bahwa dalam skripsi ini terkandung ciri-ciri plagiat dan bentuk-bentuk peniruan lain yang dianggap melanggar peraturan, maka saya bersedia menerima sanksi atas perbuatan tersebut.

POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA

Depok, 7 Juli 2025

Yang membuat pernyataan



(Syahrul Rayhansyah)

NIM. 2107411061



© Hak Cipta milik Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin Politeknik Negeri Jakarta

LEMBAR PENGESAHAN

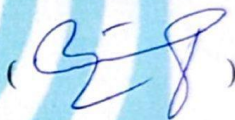
Skripsi diajukan oleh:

Nama : Syahrul Rayhansyah
NIM : 2107411061
Program Studi : Teknik Informatika
Judul Skripsi : Penerapan *Text Classification* dalam Menganalisis Komunikasi Pelanggan di Media Sosial

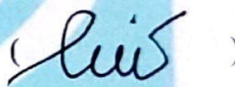
Telah diuji oleh tim penguji dalam sidang skripsi pada hari Jumat, tanggal 20, bulan Juni, tahun 2025 dan dinyatakan **LULUS**.

Disahkan oleh:

Pembimbing I : Iklima Ermis Ismail, M.Kom.

()

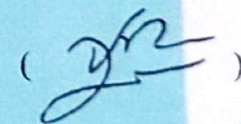
Penguji I : Euis Oktavianti, S.Si., M.T.I.

()

Penguji II : Rizki Elisa Nalawati, S.T., M.T.

()

Penguji III : Zahra Azizah S.Kom., M.I.S.

()

Mengetahui:

Jurusan Teknik Informatika dan Komputer

Ketua Jurusan



Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom.

NIP 197908032003122003



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

KATA PENGANTAR

Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Syukur Alhamdulillah, penulis panjatkan atas kehadiran Allah SWT yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Penerapan *Text Classification* dalam Menganalisis Komunikasi Pelanggan di Media Sosial” sebagai salah satu persyaratan untuk mencapai gelar Sarjana Terapan Program Studi Teknik Informatika di Politeknik Negeri Jakarta.

Penulis menyadari bahwa banyak pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan dalam proses penyelesaian studi dan skripsi ini. Dengan demikian, sudah sepantasnya penulis mengungkapkan rasa terima kasih yang tulus dan berdoa agar Allah memberikan balasan yang terbaik. Secara khusus penulis menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Ibu Dr. Anita Hidayati, S.Kom., M.Kom., selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika dan Komputer.
2. Ibu Euis Oktavianti, S.Si., M.TI., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
3. Ibu Iklima Ermis Ismail, M.Kom., selaku dosen pembimbing dan dosen wali yang telah sabar membimbing, mengarahkan, membantu, serta menyemangati dalam proses penyelesaian skripsi ini.
4. Seluruh Bapak/Ibu dosen yang sudah mendidik penulis sehingga menjadi pribadi yang lebih baik.
5. Kedua orang tua penulis yang selalu mendukung, mendoakan, memberi semangat, serta kasih sayang yang tiada hentinya kepada penulis.
6. Teman-teman seperjuangan Arfiano Jordhy, Muhammad Dzaky Nashar, Putra Ravelyon yang selalu memberi semangat.

Penulis sadar bahwasanya skripsi ini masih jauh dari kata sempurna, penulis mengucapkan permohonan maaf atas kekurangan dan keterbatasan dalam skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan segala bentuk kritik, saran, dan



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

masukan yang dapat membantu memperbaiki serta menyempurnakan skripsi ini.

Wassalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademik Politeknik Negeri Jakarta, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Syahrul Rayhansyah
NIM : 2107411061
Jurusan/Program Studi : Teknik Informatika dan Komputer/Teknik Informatika

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Politeknik Negeri Jakarta Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah saya yang berjudul:

Penerapan Text Classification dalam Menganalisis Komunikasi Pelanggan di Media Sosial

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Politeknik Negeri Jakarta berhak menyimpan, mengalih mediakan/formatkan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (database), merawat, dan mempublikasikan skripsi saya tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Depok, 07 Juli 2025

Yang menyatakan



(Syahrul Rayhansyah)

NIM. 210741106



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

PENERAPAN TEXT CLASSIFICATION DALAM MENGANALISIS KOMUNIKASI PELANGGAN DI MEDIA SOSIAL

ABSTRAK

Perkembangan pesat interaksi digital menuntut analisis komunikasi pelanggan yang efektif di media sosial guna mengoptimalkan Manajemen Hubungan Pelanggan (CRM). Pendekatan tradisional seringkali terkendala oleh volume dan sifat data yang tidak terstruktur, sehingga mengakibatkan keterlambatan dalam memberikan layanan kepada pelanggan. Penelitian ini berfokus pada optimasi CRM melalui Klasifikasi Teks dengan model DistilBERT untuk mengkategorikan isu pelanggan. Studi ini menggunakan dataset publik (9.974 entri percakapan pelanggan berbahasa Inggris dalam beberapa kelas) yang melalui pra-pemrosesan komprehensif, termasuk undersampling dan pembagian data dua skenario. Model DistilBERT di-fine-tune dengan delapan konfigurasi hyperparameter, dan kinerjanya dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, dan recall. Hasil menunjukkan kinerja model yang luar biasa, dengan beberapa skenario mencapai skor validasi sempurna (1.0000), mengindikasikan generalisasi kuat dan overfitting minimal. Sebuah dasbor KPI juga diintegrasikan untuk visualisasi isu terklasifikasi dan metrik CRM relevan lainnya untuk wawasan yang dapat ditindaklanjuti. Temuan ini mengonfirmasi bahwa pendekatan Klasifikasi Teks berbasis DistilBERT dapat diimplementasi pada sistem CRM.

Kata Kunci: Klasifikasi Teks, CRM, DistilBERT, Komunikasi Pelanggan, Media Sosial, Dasbor KPI, Machine Learning.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR ISI

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME.....	iii
LEMBR PENGESAHAN.....	iv
KATA PENGANTAR.....	v
SURAT PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI SKRIPSI UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS.....	vii
ABSTRAK.....	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL.....	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah.....	3
1.4 Tujuan dan Manfaat.....	4
1.5 Sistematika Penulisan.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Customer Relationship Management	6
2.2 Komunikasi	6
2.3 Pelanggan	7
2.4 Machine learning	7
2.5 Text Classification.....	8
2.6 Hugging Face	8
2.7 DistilBERT Uncased	9
2.8 Dashboard KPI.....	9
2.8.1 Kinerja Pelanggan	10
2.8.2 Kinerja Penjualan.....	10
2.2 Penelitian Terdahulu.....	11
BAB III METODE PENELITIAN	14
3.1 Rancangan Penelitian	14
3.2 Tahapan Penelitian.....	17



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3.3	Objek Penelitian	22
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		23
4.1	Analisis Kebutuhan	23
4.1.1	Kebutuhan Pengembangan Model.....	23
4.1.2	Kebutuhan Dashboard KPI	28
4.2	Perancangan Sistem.....	31
4.2.1	Perancangan Model	31
4.2.2	Perancangan Dashboard KPI	40
4.3	Implementasi Sistem	48
4.3.1	Implementasi Model Deep Learning.....	48
4.3.2	Implementasi Dashboard KPI	54
4.4	Pengujian.....	58
4.4.1	Deskripsi Pengujian.....	58
4.4.2	Prosedur Pengujian.....	59
4.4.3	Analisis Hasil Pengujian	65
BAB V PENUTUP		73
5.1	Kesimpulan.....	73
5.2	Saran.....	73
Daftar Pustaka.....		75
DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS		78
LAMPIRAN		79



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR TABEL

Tabel 1.Detail Dataset.....	23
Tabel 2.Deskripsi Class Customer Support issue	24
Tabel 3 Data Urgency	25
Tabel 4 Kebutuhan Pre-Trained Model	26
Tabel 5. Spesifikasi Model	27
Tabel 6. Spesifikasi Model	32
Tabel 7. Contoh Data Customer Support Classification	33
Tabel 8. Contoh Data Urgency	34
Tabel 9. Contoh Hasil Data Normalisasi	38
Tabel 10. Skenario Hyperparameter Tuning.....	48
Tabel 11. Hasil Evaluasi Skenario	50
Tabel 12. Prosedur Pengujian Model.....	59
Tabel 13.. Prosedur Pengujian Fungsional.....	61
Tabel 14. Hasil Pengujian Out of Context.....	68
Tabel 15 Hasil Pengujian Fungsional	69



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3. 1 Tahapan Pembuatan Model	15
Gambar 3. 2 Use Case Dashboard KPI	16
Gambar 4. 1 Penyebaran Data tiap Class	25
Gambar 4. 2 Persebaran Data Urgency	26
Gambar 4. 3 Flow Model Prediksi	31
Gambar 4. 4 Data Preparation and Preprocessing Flow	33
Gambar 4. 5 Evaluasi sebelum Undersampling	35
Gambar 4. 6 Evaluasi sesudah Undersampling	35
Gambar 4. 7 Penyebaran data customer support sebelum undersampling	36
Gambar 4. 8 Penyebaran data customer support sesudah undersampling	36
Gambar 4. 9 Penyebaran data urgency sesudah undersampling	37
Gambar 4. 10 Penyebaran data urgency sesudah undersampling	37
Gambar 4. 11 Skenario Pembagian Data	39
Gambar 4. 12 Model Training Flow	40
Gambar 4. 13 Implementasi Kode pada Backend	41
Gambar 4. 14 Implementasi Perhitungan Success Rate pada Kode	42
Gambar 4. 15 Implementasi Perhitungan Message Volume	43
Gambar 4. 16 Implementasi Kode Rumus AOV	44
Gambar 4. 17 Implementasi Kode Perhitungan Conversion Rate	45
Gambar 4. 18 Implementasi Perhitungan Acquisiton Rate pada Kode	46
Gambar 4. 19 Implementasi Kode Perhitungan Retention Rate	47
Gambar 4. 20 Tampilan Section Response Time	54
Gambar 4. 21 Tampilan Section Success Rate	55
Gambar 4. 22 Tampilan Section Message Volume	55
Gambar 4. 23 Tampilan Section Average Order Value	56
Gambar 4. 24 Tampilan Section Conversion Rate	56
Gambar 4. 25 Tampilan Section Customer Acquisition	57
Gambar 4. 26 Tampilan Section Retention Rate	58
Gambar 4. 27 Hasil Accuracy Testing pada data test	65
Gambar 4. 28 Hasil Classification Report	65
Gambar 4. 29 Hasil Confusion Matrix	66
Gambar 4. 30 Hasil Kappa Score	66



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemajuan teknologi informasi dan komunikasi telah secara radikal mengubah cara perusahaan berinteraksi dengan pelanggan. Media sosial, sebagaimana dijelaskan dalam Jurnal Administrasi Bisnis, media sosial memainkan peran penting dalam pengembangan bisnis melalui pemasaran produk, peningkatan keterlibatan pelanggan, dan sebagai wadah representasi bisnis. Pemanfaatan media sosial memungkinkan perusahaan membangun komunitas dan interaksi yang lebih mendalam, mendukung pertumbuhan dan keberlanjutan bisnis (Herdiyani & Barkah, 2022). Dalam konteks ini, Customer Relationship Management (CRM) menjadi upaya strategis untuk membangun dan mempertahankan hubungan pelanggan, yang menurut Tjiptono adalah proses holistik untuk menciptakan nilai pelanggan (S.F. & Firmansyah, 2021).

Meskipun strategi CRM giat dilakukan, berbagai kendala masih dihadapi. Salah satu kendala utama adalah kompleksitas dalam memahami kebutuhan pelanggan yang beragam melalui berbagai saluran digital, yang menyulitkan perusahaan memberikan pengalaman maksimal dan relevan (Wahyuni & Sri, 2022). Secara khusus, pendekatan CRM tradisional memiliki keterbatasan signifikan dalam menganalisis pola komunikasi pelanggan di media sosial. Ketergantungan pada data terstruktur membuatnya tidak mampu mengolah volume besar dan kompleksitas data non-struktur dari interaksi digital. Sebagaimana diungkapkan oleh Hani Hazza dari divisi marketing United Tractors, proses analisis komunikasi pelanggan yang lambat tidak hanya menghambat responsivitas tetapi juga meningkatkan biaya operasional karena memerlukan waktu dan sumber daya lebih untuk menyaring data relevan. Keterlambatan ini di era digital dapat berakibat fatal: pelanggan yang merasa tidak didengar atau direspons dengan lambat akan mudah beralih ke kompetitor, merusak reputasi perusahaan, dan pada akhirnya menggerus pasar. Oleh karena itu, kebutuhan akan solusi analisis komunikasi pelanggan di media sosial yang cepat dan akurat menjadi sangat mendesak.

Dalam menjawab tantangan tersebut, teknologi machine learning, khususnya Text



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Classification, menawarkan kapabilitas untuk menganalisis teks secara otomatis, memungkinkan perusahaan merespons dengan lebih tepat dan cepat. Klasifikasi teks, dapat mengelompokkan umpan balik pelanggan berdasarkan kategori permasalahan. Penelitian dalam Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science menunjukkan bahwa penerapan klasifikasi teks meningkatkan akurasi pemahaman kebutuhan pelanggan (Sidek et al., 2024). Untuk optimasi analisis ini, DistilBERT dipilih sebagai base model. DistilBERT, versi ringan dari BERT yang menawarkan kecepatan dan efisiensi komputasi lebih tinggi mengurangi ukuran model sebesar 40% dan meningkatkan kecepatan pemrosesan 60% sambil mempertahankan 97% kemampuan pemahaman bahasa BERT (Sanh & Chaumond, 2020). Keunggulan DistilBERT menjadikannya pilihan strategis untuk mengatasi problem kelambatan dan inefisiensi analisis umpan balik pelanggan di media sosial, yang jika tidak diatasi dapat mengakibatkan penumpukan keluhan tak tertangani dan eskalasi ketidakpuasan pelanggan.

Di sisi lain, keberhasilan implementasi strategi CRM secara keseluruhan juga sangat bergantung pada kemampuan perusahaan untuk memantau dan mengevaluasi kinerjanya secara komprehensif. Tanpa sistem pengukuran yang jelas dan terstruktur, perusahaan akan kesulitan mengidentifikasi area mana yang berkinerja baik atau buruk, serta di mana letak inefisiensi yang menguras sumber daya. Di sinilah peran krusial dashboard Indikator Kinerja Utama (KPI) menjadi sangat penting. Dashboard KPI menyajikan metrik kinerja utama secara real-time, berfungsi sebagai alat vital untuk evaluasi strategis (Lawrence et al., 2024). Untuk konteks CRM, dashboard ini akan memantau berbagai indikator kinerja utama yang mencakup aspek-aspek krusial seperti efektivitas penjualan, chatbot, dan customer. Ketidadaan pemantauan terhadap berbagai KPI penting ini membuat perusahaan kehilangan panduan strategis, sulit mengoptimalkan saluran penjualan, meningkatkan loyalitas, atau bahkan memahami kesehatan hubungan pelanggan secara menyeluruh, yang pada akhirnya dapat menghambat pertumbuhan dan profitabilitas berkelanjutan. Meskipun potensi machine learning dalam optimasi CRM dan pentingnya dashboard KPI telah diakui, penelitian yang ada seringkali terbatas. Banyak studi berfokus pada pengembangan algoritma klasifikasi teks



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

tanpa mengaitkannya secara langsung dengan percepatan respons dalam praktik CRM di media sosial, atau membahas KPI secara umum tanpa merinci kerangka perhitungan yang relevan untuk evaluasi CRM yang holistik. Oleh karena itu, penelitian ini memiliki dua tujuan utama yang saling mendukung optimasi CRM: pertama, mengisi celah terkait percepatan analisis respons pelanggan di media sosial dengan mengeksplorasi bagaimana model klasifikasi teks menggunakan DistilBERT dapat membantu menganalisis komentar atau komplain secara lebih cepat. Kedua, menyajikan dan menganalisis kerangka perhitungan untuk dashboard KPI yang komprehensif guna mengevaluasi berbagai aspek kinerja CRM.

Melalui kedua fokus ini, penelitian diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis bagi perusahaan dalam meningkatkan efektivitas pengelolaan hubungan pelanggan di era digital, baik melalui pemahaman yang lebih cepat terhadap pesan pelanggan di media sosial maupun melalui evaluasi kinerja CRM yang lebih terstruktur dan terukur.

1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, Perumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana mengklasifikasikan permasalahan yang sering dialami customer metode *DistilBERT*
2. Bagaimana menghitung indeks pada *Dashboard KPI*

1.3 Batasan Masalah

Cakupan pembahasan tentang Optimasi *Customer Relationship Management* dalam penelitian ini sangat luas. Oleh karena itu penelitian ini perlu membatasi fokusnya pada beberapa aspek berikut:

1. Penelitian ini terbatas pada penerapan *machine learning*, khususnya menggunakan teknologi *text classification* berbasis teks untuk menganalisis komunikasi pelanggan. Teknik lain di luar *Text Classification*, seperti pengolahan data visual atau audio, tidak menjadi fokus penelitian ini.
2. Analisis dalam penelitian ini dibatasi hanya pada data komunikasi pelanggan yang berasal dari media sosial, seperti pesan langsung. Komunikasi melalui platform lain, seperti email, panggilan telepon, atau



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

chat di aplikasi lain, tidak akan dianalisis.

3. Penelitian ini fokus pada bagaimana hasil analisis komunikasi pelanggan menggunakan *Text Classification* dapat mendukung optimasi *Customer Relationship Management (CRM)*. Penerapan *machine learning* di luar konteks *CRM*, seperti untuk prediksi penjualan atau segmentasi pasar, tidak akan dibahas.
4. Data yang dianalisis dalam penelitian ini hanya berupa teks (*text-based content*) yang relevan dengan komunikasi pelanggan. Data yang berbentuk gambar, video, atau format *non-teks* lainnya tidak akan digunakan.
5. Evaluasi model *machine learning* dilakukan berdasarkan metrik kinerja seperti akurasi, presisi, dan *recall*. Pengukuran dampak langsung pada kepuasan pelanggan atau peningkatan penjualan berada di luar lingkup penelitian.
6. Penelitian ini hanya menggunakan metode model *DistilBERT* sebagai proses klasifikasi dari teks komplain dan komentar dari customer
7. Sumber input data teks yang akan di klasifikasi hanya berasal dari percakapan customer yang berada pada aplikasi Whatsapp
8. Data yang digunakan sebagai dataset pada penelitian ini berasal dari repository publik yaitu [GitHub](#).
9. Dashboard KPI hanya menampilkan analisis perhitungan dengan data yang tersedia.
10. Dashboard KPI dapat di kostumisasi oleh divisi customer support.

1.4 Tujuan dan Manfaat

Tujuan yang ingin dicapai penelitian ini adalah:

1. Mengklasifikasikan permasalahan yang sering dialami customer menggunakan *DistilBERT*
2. Mengintegrasikan perhitungan pada indeks Dashboard KPI

Adapun beberapa manfaat yang dapat diperoleh dari penelitian ini:

1. Pengelola *CRM* dapat mengenali lebih awal klasifikasi dari hasil komplain



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dan komentar dari customer.

2. Pengelola CRM dapat mengetahui perhitungan kinerja strategis melalui Dashboard KPI

1.5 Sistematika Penulisan

Skripsi ini akan disusun dengan sistematika penulisan sebagai berikut:

a. BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang gambaran mengenai topik penelitian yang diangkat yang terdiri dari latar belakang, perumusan masalah, Batasan masalah, tujuan dan manfaat penulisan, dan sistematika penulisan laporan.

b. BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi tentang landasan teori atau kajian ilmu yang berkaitan dengan masalah atau topik yang akan diteliti yang bersumber dari sumber literatur yang valid.

c. BAB III PERENCANAAN DAN REALISASI ATAU RANCANG BANGUN

Bab ini berisi tentang perencanaan dan realisasi dari penelitian yang akan dilakukan pada penelitian ini.

d. BAB IV PEMBAHASAN

Bab ini berisi tentang tahapan dari pembuatan model, pengujian model, dan perhitungan dashboard KPI.

e. BAB V SIMPULAN DAN SARAN

Bab ini berisi penutup yang terdiri dari kesimpulan dari penelitian yang telah dibuat dan saran untuk penelitian selanjutnya.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Customer Relationship Management

Customer Relationship Management (CRM) merupakan strategi bisnis yang dirancang untuk membangun dan mempertahankan hubungan yang kuat antara perusahaan dan pelanggan dengan tujuan utama meningkatkan kepuasan, loyalitas, serta nilai jangka panjang pelanggan terhadap perusahaan (Muqit, 2020). Dengan menerapkan CRM secara efektif, perusahaan dapat memperoleh wawasan mendalam mengenai preferensi, kebutuhan, serta perilaku pelanggan, sehingga memungkinkan mereka untuk menyusun strategi bisnis yang lebih terarah dan berbasis data. Lebih dari sekadar alat pemasaran atau layanan pelanggan, CRM mencakup serangkaian metodologi, teknologi perangkat lunak, serta pemanfaatan internet yang terintegrasi guna mengoptimalkan pengelolaan interaksi dengan pelanggan secara sistematis dan berkelanjutan. Penerapan CRM yang tepat tidak hanya meningkatkan efisiensi operasional perusahaan tetapi juga mendukung pengambilan keputusan strategis yang lebih cerdas, memungkinkan perusahaan untuk lebih responsif terhadap dinamika pasar dan membangun keunggulan kompetitif yang berkelanjutan (Hasan et al., 2023).

2.2 Komunikasi

Komunikasi merupakan proses interaksi yang melibatkan pertukaran informasi, gagasan, atau pesan antara individu maupun kelompok dengan tujuan menciptakan pemahaman yang selaras. Dalam setiap bentuk komunikasi, keberadaan umpan balik (*feedback*) menjadi aspek fundamental yang memastikan pesan yang disampaikan dapat diterima dan ditafsirkan sesuai dengan maksud pengirim. Secara etimologis, kata "komunikasi" berasal dari bahasa Latin *cum*, yang berarti "bersama" atau "dengan," serta *unus*, yang berarti "satu," yang kemudian membentuk istilah *communio*, yang mencerminkan makna persatuan, keterhubungan, serta kebersamaan (Pohan & Fitria, 2021). Pemahaman yang baik terhadap pesan komunikasi sangatlah krusial, karena keberhasilan suatu interaksi sangat bergantung pada seberapa jelas pesan dapat ditangkap dan diinterpretasikan oleh penerima. Dalam ranah teori komunikasi, konsep ini memberikan dasar dalam



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

memahami dinamika interaksi manusia serta bagaimana konflik dapat dikelola secara efektif. Lebih dari sekadar pertukaran informasi, komunikasi memiliki peran strategis dalam menjembatani perbedaan budaya, menumbuhkan rasa empati, serta memperkuat hubungan interpersonal, baik dalam lingkungan pribadi, kelompok, sosial, maupun profesional (Qorib, 2024).

2.3 Pelanggan

Pelanggan adalah istilah yang sering kita temui dalam dunia bisnis dan perdagangan, merujuk pada individu atau pihak yang secara rutin berinteraksi dengan bisnis, baik dengan membeli produk atau jasa, maupun hanya sekadar berkunjung atau berdiskusi mengenai usaha tersebut. Secara bahasa, kata "pelanggan" berasal dari kata "langgan," yang berarti melakukan transaksi secara tetap. Dengan demikian, pelanggan dapat diartikan sebagai orang yang secara konsisten menggunakan produk atau jasa yang ditawarkan, sekaligus memiliki pengaruh besar terhadap arah kebijakan dan standar kualitas sebuah perusahaan atau lembaga. Keinginan dan tuntutan pelanggan memainkan peran penting dalam menentukan prioritas bisnis, karena kepuasan pelanggan menjadi salah satu kunci utama keberhasilan perusahaan dalam memenuhi kebutuhan mereka. Akibatnya, banyak lembaga bergantung pada keinginan pelanggan untuk mempertahankan daya saing dan relevansi mereka di pasar (Irwansyah & Suradji, 2021).

2.4 Machine learning

Machine learning, atau yang dikenal sebagai pembelajaran mesin, merupakan salah satu cabang dari *Artificial Intelligence* (AI) yang bertujuan untuk meniru kemampuan manusia dalam menyelesaikan berbagai permasalahan secara otomatis. Teknologi ini memungkinkan sistem komputer untuk mempelajari pola dari data historis dan membuat keputusan tanpa perlu instruksi eksplisit dari penggunanya. Dengan menganalisis data dalam jumlah besar, *machine learning* dapat mengenali hubungan kompleks dan menghasilkan prediksi yang akurat dengan sedikit intervensi manusia. Fleksibilitas dan potensi machine learning dalam berbagai bidang sangat luas, mulai dari otomatisasi tugas hingga peningkatan efisiensi dalam analisis data yang kompleks. Secara umum, algoritma *machine learning* diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu *supervised learning*, yang



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

memanfaatkan data berlabel untuk membangun model prediktif; *unsupervised learning*, yang mengeksplorasi pola tersembunyi dalam data tanpa label serta *reinforcement learning*, yang memungkinkan sistem belajar melalui mekanisme *trial-and-error* berbasis umpan balik dari lingkungannya. Dengan perkembangan pesat teknologi, penerapan machine learning semakin luas, mencakup berbagai sektor seperti kesehatan, keuangan, pemasaran, dan industri lainnya, menjadikannya sebagai salah satu inovasi kunci dalam era digital modern. (Wijoyo et al., 2024).

2.5 Text Classification

Klasifikasi teks, Klasifikasi teks secara khusus berfokus pada pengelompokan dan pengorganisasian data teks untuk mempermudah manajemen dan analisis. Teknik-teknik ini memanfaatkan pemrosesan bahasa alami, pembelajaran mesin, dan data mining untuk mengekstrak pola-pola bermakna serta mengkategorikan data teks, sehingga teks yang sebelumnya tidak terstruktur menjadi wawasan yang terstruktur dan dapat ditindaklanjuti. Penerapan metode ini sangat penting dalam berbagai bidang, seperti klasifikasi dokumen, di mana teks dikategorikan berdasarkan kontennya, dan pengambilan informasi, yang melibatkan pencarian melalui dataset besar untuk menemukan dokumen yang relevan. Selain itu, klasifikasi teks memainkan peran penting dalam analisis sentimen, deteksi spam, dan pemodelan topik, yang memungkinkan pemahaman dan pemanfaatan data teks yang lebih baik di berbagai bidang. Akses yang semakin luas terhadap sumber daya komputasi yang kuat dan alat sumber terbuka telah secara signifikan meningkatkan kemungkinan penerapan teknik penambangan teks untuk penelitian akademis maupun aplikasi praktis (Taha et al., 2024)

2.6 Hugging Face

Hugging Face's Transformers adalah pustaka sumber terbuka yang menyediakan berbagai arsitektur Transformer mutakhir untuk *Natural Language Processing (NLP)*. Pustaka ini dirancang untuk memudahkan komunitas pembelajaran mesin dalam menerapkan model-model canggih melalui antarmuka *API* yang terpadu. Selain itu, Transformers didukung oleh koleksi model pra-latih yang dikurasi dan tersedia untuk komunitas, memungkinkan peneliti dan praktisi untuk dengan mudah



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

mengintegrasikan model-model ini ke dalam aplikasi mereka. Pustaka ini dirancang agar dapat diperluas oleh peneliti, sederhana bagi praktisi, serta cepat dan andal dalam penerapan industry (Wolf & Debut, 2020).

2.7 *DistilBERT Uncased*

DistilBERT adalah versi ringkas dari model *BERT* yang dikembangkan melalui teknik distilasi pengetahuan untuk mengurangi ukuran model dan meningkatkan kecepatan inferensi. Dengan mengurangi jumlah lapisan transformer dari 12 menjadi 6, *DistilBERT* berhasil mengurangi ukuran model sebesar 40% dan meningkatkan kecepatan inferensi hingga 60%, sambil mempertahankan sekitar 97% kemampuan pemahaman bahasa alami dari *BERT* asli. Proses distilasi ini melibatkan pelatihan model yang lebih kecil (student) untuk meniru perilaku model yang lebih besar (teacher) dengan menggunakan kombinasi kerugian, termasuk distilasi dan kerugian kosinus, selama fase pra-pelatihan. Pendekatan ini memungkinkan *DistilBERT* untuk mencapai kinerja yang hampir setara dengan *BERT* dalam berbagai tugas *NLP*, sambil menawarkan keuntungan dalam hal efisiensi komputasi dan kebutuhan penyimpanan (Sanh & Chaumond, 2020)

2.8 **Dashboard KPI**

Dashboard *Key Performance Indicators* (KPI) adalah alat visual yang dirancang untuk memantau dan menganalisis kinerja bisnis secara real-time melalui penyajian berbagai indikator dalam bentuk data interaktif. Dengan mengintegrasikan metrik finansial dan non-finansial, dashboard KPI membantu perusahaan mengidentifikasi tujuan terukur, memvisualisasikan tren, dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat. Penggunaan dashboard ini memungkinkan pemantauan target bisnis secara efisien, memastikan bahwa perusahaan dapat mengukur dan mengevaluasi kemajuan menuju sasaran yang telah ditetapkan. Implementasi dashboard KPI yang efektif juga berperan dalam meningkatkan transparansi dan akuntabilitas di seluruh organisasi, serta memfasilitasi komunikasi strategi dan tujuan kepada semua pemangku kepentingan (Sakti et al., 2024).

Secara teoretis, dashboard KPI CRM mengintegrasikan data dari berbagai titik kontak pelanggan dan operasional bisnis, kemudian mentransformasikannya



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

menjadi informasi yang dapat ditindaklanjuti. Item-item perhitungan yang umum disajikan dalam dashboard KPI CRM dapat diklasifikasikan berdasarkan fokus pengukurannya:

2.8.1 Kinerja Pelanggan

Metrik dalam kategori ini berfokus pada pengukuran efektivitas dan efisiensi upaya perusahaan dalam menarik dan memperoleh pelanggan baru.

1. Tingkat Konversi Prospek (*Lead Conversion Rate*): Indikator ini merefleksikan proporsi prospek (calon pelanggan potensial) yang berhasil dikonversi menjadi pelanggan aktif atau yang melakukan transaksi. Secara konseptual, tingkat konversi yang optimal mengindikasikan keselarasan antara kualitas prospek yang dihasilkan dengan efektivitas proses penjualan (SelectHub, 2023).
2. Tingkat Retensi Pelanggan (*Customer Retention Rate*): Indikator ini menunjukkan persentase pelanggan yang tetap menggunakan produk atau layanan perusahaan selama periode waktu tertentu. Teori nilai seumur hidup pelanggan (*Customer Lifetime Value - CLV*) menggarisbawahi pentingnya retensi, karena biaya mempertahankan pelanggan eksisting umumnya lebih rendah daripada mengakuisisi pelanggan baru (SelectHub, 2023).
3. Kepuasan Pelanggan (*Customer Satisfaction - CSAT*): Metrik ini mengukur tingkat kepuasan pelanggan terhadap produk, layanan, atau interaksi spesifik dengan perusahaan, seringkali diukur melalui survei atau mekanisme umpan balik lainnya. Tingkat kepuasan yang tinggi secara teoretis berkorelasi positif dengan loyalitas dan advokasi pelanggan (SelectHub, 2023).
4. Tingkat Kehilangan Pelanggan (*Customer Churn Rate*): Indikator ini merupakan kebalikan dari tingkat retensi, yaitu mengukur persentase pelanggan yang berhenti berlangganan atau melakukan transaksi dengan perusahaan dalam periode tertentu. Analisis churn rate penting untuk mengidentifikasi faktor-faktor penyebab ketidakpuasan pelanggan dan merumuskan strategi perbaikan (SelectHub, 2023).

2.8.2 Kinerja Penjualan



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Metrik dalam kategori ini mengukur efisiensi dan efektivitas proses penjualan serta kualitas layanan yang diberikan kepada pelanggan.

1. Waktu Respons Prospek (*Lead Response Time*): Indikator ini mengukur interval waktu antara masuknya prospek baru hingga respons pertama dari tim penjualan atau layanan. Teori manajemen layanan pelanggan menekankan bahwa kecepatan respons merupakan faktor krusial dalam meningkatkan probabilitas konversi dan persepsi positif pelanggan terhadap layanan (SelectHub, 2023).
2. Nilai Penjualan Rata-rata (*Average Sales Value* atau *Average Order Value - AOV*): Metrik ini menunjukkan nilai moneter rata-rata dari setiap transaksi penjualan yang berhasil. Secara teoretis, AOV dapat ditingkatkan melalui strategi *up-selling*, *cross-selling*, atau optimalisasi portofolio produk/layanan (SelectHub, 2023).
3. Panjang Siklus Penjualan (*Sales Cycle Length - SCL*): Indikator ini mengukur durasi rata-rata yang dibutuhkan untuk menyelesaikan seluruh proses penjualan, mulai dari identifikasi prospek hingga penutupan penjualan. Siklus penjualan yang lebih pendek secara teoretis mengindikasikan efisiensi operasional tim penjualan dan alur proses yang lebih optimal (SelectHub, 2023).
4. Tingkat Klik-Tayang Email (*Email Click-Through Rate - CTR*): Dalam konteks kampanye pemasaran melalui email, CTR mengukur persentase penerima yang melakukan klik pada tautan yang disematkan dalam email. Teori komunikasi pemasaran menyatakan bahwa CTR yang tinggi mencerminkan relevansi konten dan efektivitas pesan terhadap target *audiens* (SelectHub, 2023).

2.2 Penelitian Terdahulu

Penelitian berjudul "Peran Layanan Pelanggan Melalui *Consumer Relationship Management*" Penelitian ini berfokus pada bagaimana penerapan *Customer Relationship Management (CRM)* dapat memengaruhi layanan pelanggan dalam meningkatkan kepuasan pelanggan. Studi ini mengeksplorasi elemen-elemen utama



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dalam *CRM*, seperti pengelolaan data pelanggan, strategi komunikasi, dan personalisasi layanan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *CRM* yang efektif mampu meningkatkan loyalitas pelanggan dengan memperkuat hubungan yang lebih baik melalui komunikasi yang lebih personal dan terarah. Namun, penelitian ini lebih menekankan pada aspek operasional *CRM* dan tidak membahas secara mendalam tentang pengolahan data berbasis teknologi mutakhir seperti *Natural Language Processing (NLP)* (Fitri & Putri, 2024)

Penelitian berjudul "Analisis Pengaruh Efektivitas Komunikasi, Customer Knowledge, dan *Customer Relationship Management* Terhadap Kepuasan Pelanggan" Penelitian ini membahas hubungan antara efektivitas komunikasi, pengetahuan pelanggan, dan penerapan *CRM* dalam meningkatkan kepuasan pelanggan. Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif untuk mengukur bagaimana variabel-variabel tersebut saling memengaruhi dalam konteks pengelolaan pelanggan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa komunikasi yang efektif dan pengelolaan pengetahuan pelanggan memainkan peran penting dalam mendukung keberhasilan *CRM*. Namun, studi ini tidak secara khusus mengintegrasikan pendekatan berbasis teknologi, seperti klasifikasi teks atau analisis sentimen dalam konteks komunikasi digital (Analisis Pengaruh Efektivitas Komunikasi, Customer knowledge Dan *Customer Relationship Management* Terhadap Kepuasan Pelanggan (Puspitasari & Febrianti, 2024)

Penelitian berjudul "Sentiment Analysis for *Customer Relationship Management*: An Incremental Learning Approach" Penelitian ini berfokus pada penerapan sentiment analysis dalam *CRM* menggunakan pendekatan pembelajaran incremental. Penelitian ini membahas bagaimana analisis sentimen dapat membantu perusahaan memahami opini pelanggan secara real-time untuk meningkatkan pengalaman pelanggan. Penelitian ini menggunakan teknologi *machine learning* untuk mengembangkan model yang dapat menangani data pelanggan dalam jumlah besar secara dinamis. Meskipun demikian, penelitian ini tidak secara eksplisit membahas penerapan berbasis *NLP* untuk mengelompokkan komunikasi pelanggan pada platform digital seperti media social (Capuano &



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Greco, 2020).

Ketiga penelitian di atas memberikan kontribusi penting dalam memahami penerapan *CRM*, komunikasi pelanggan, dan teknologi analisis data. Namun, terdapat gap yang signifikan dalam topik penelitian skripsi saya, yaitu penerapan berbasis *NLP* untuk menganalisis komunikasi pelanggan di media sosial dalam konteks optimasi *CRM*. Penelitian terdahulu lebih banyak berfokus pada aspek konseptual *CRM* atau penerapan *machine learning* secara umum, tanpa mengintegrasikan berbasis *NLP* secara spesifik. Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengisi gap tersebut dengan mengeksplorasi bagaimana teknologi *NLP* dapat digunakan untuk mengklasifikasikan komunikasi pelanggan dari media sosial untuk meningkatkan efektivitas *CRM*.

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Rancangan Penelitian

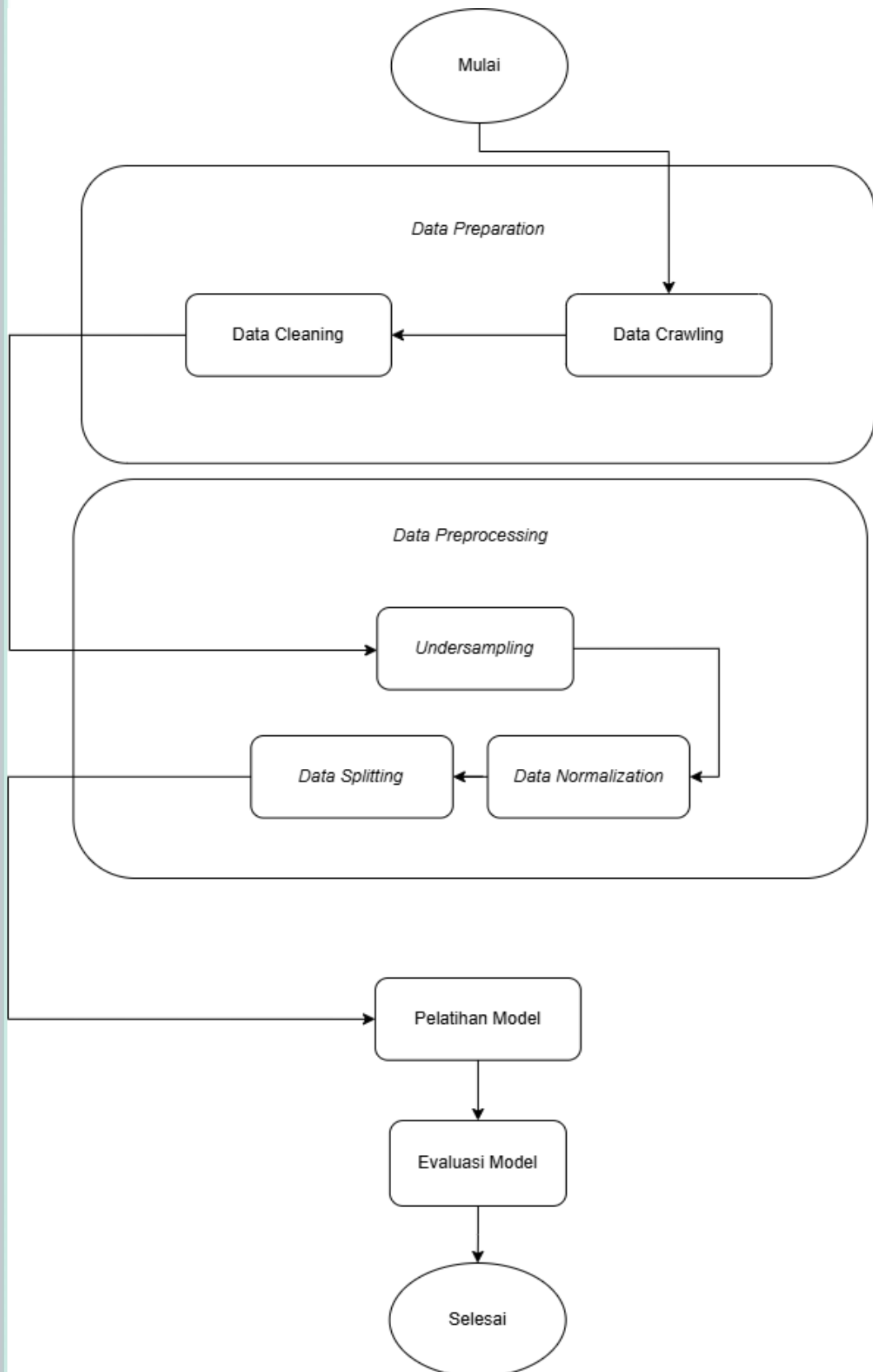
Pada penelitian yang berjudul Penerapan *Text Classification* dalam Menganalisis Komunikasi Pelanggan di Media Sosial, proses pengumpulan dan analisis data sangat penting untuk memastikan efektivitas dan keberhasilan model yang dikembangkan dalam mencapai tujuan penelitian. Pendekatan kuantitatif digunakan dengan memanfaatkan dataset publik yang mencakup komunikasi pelanggan dari platform media sosial yang tersedia di repositori publik. Data yang diperoleh akan melalui tahapan *preprocessing* untuk memastikan kualitas data yang optimal sebelum digunakan dalam model. Pendekatan model NLP berbasis *Transformer*, khususnya model *DistilBERT Uncased*, akan di-fine-tune pada data yang telah diproses untuk mengklasifikasikan komunikasi pelanggan. Kinerja model akan dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi, dan *recall* untuk mengukur efektivitas klasifikasi yang dilakukan. Setelah model dievaluasi, langkah selanjutnya adalah menghitung indeks-indeks pada Dashboard *Key Performance Indicators* (KPI). Berikut merupakan gambar dari tahapan pembuatan model menggunakan metode *DistilBERT* dan juga Use Case dari Dashboard KPI



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



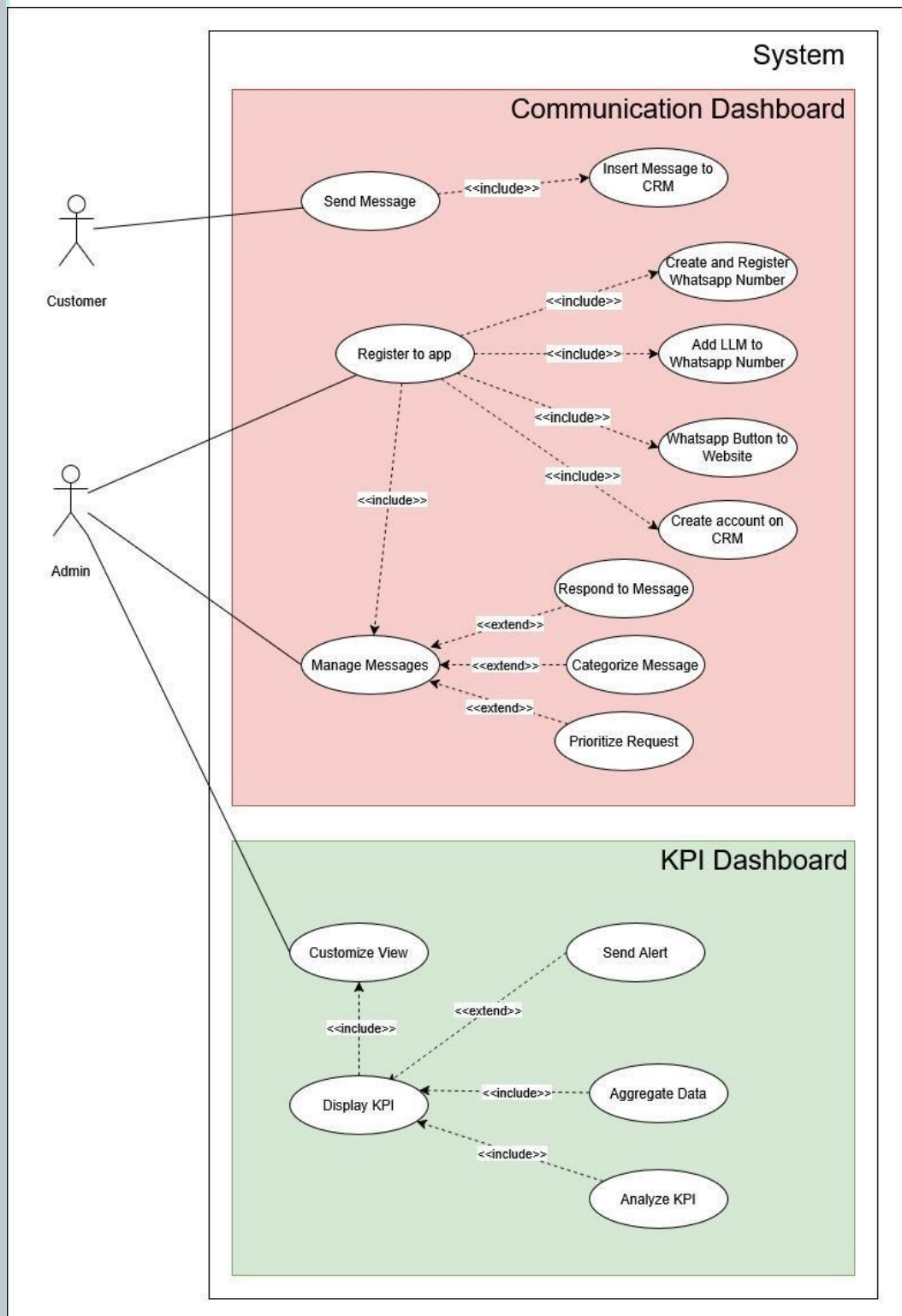
Gambar 3. 1 Tahapan Pembuatan Model



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 3. 2 Use Case Dashboard KPI

Dalam Dashboard *Key Performance Indicators* (KPI), terdapat beberapa aksi yang dapat dilakukan oleh admin. Berikut adalah penjelasan mengenai aksi yang dilakukan oleh Admin dalam *dashboard* KPI:



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

- Menampilkan KPI (*Display KPI*):

Admin dapat melihat berbagai indikator kinerja utama yang disajikan dalam bentuk visualisasi data seperti grafik atau tabel.

- Mengagregasi Data (*Aggregate Data*):

Admin mengumpulkan data dari berbagai sumber atau departemen untuk mendapatkan gambaran menyeluruh tentang kinerja organisasi.

- Menganalisis KPI (*Analyze KPI*):

Admin melakukan analisis mendalam terhadap data yang telah dikumpulkan untuk memahami tren, pola, dan penyimpangan dalam kinerja.

- Menyesuaikan Tampilan (*Customize View*):

Admin dapat menyesuaikan tampilan dashboard sesuai dengan kebutuhan, seperti memilih metrik yang ditampilkan, mengatur tata letak, atau memilih jenis visualisasi data.

- Mengirimkan Peringatan (*Send Alert*):

Admin dapat mengatur sistem untuk mengirimkan notifikasi atau peringatan otomatis jika suatu indikator kinerja mencapai ambang batas tertentu atau terjadi anomali.

3.2 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dirancang untuk memandu peneliti dalam melakukan penelitian dengan sistematis dan terstruktur. Pada penelitian ini mencakup beberapa tahapan, yaitu identifikasi masalah, studi literatur, *data preparation*, *data preprocessing*, model training, evaluasi model, deployment model, perhitungan dashboard KPI, dan penyusunan dokumen.

1) Identifikasi Masalah

Dalam penelitian ini identifikasi masalah dilakukan melalui dua pendekatan utama yaitu:

a. Wawancara

wawancara dilakukan dengan mewawancarai seorang *CEO Purplebox* sebuah perusahaan penyedia jasa teknologi, ditemukan terdapat beberapa tambahan pada sistem *CRM* yang sudah ada, seperti automasi klasifikasi untuk mengetahui permasalahan pelanggan dan perhitungan indeks



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dashboard KPI.

2) Studi Literatur

Untuk memperdalam pemahaman mengenai permasalahan ini, studi literatur dilakukan dengan menelaah beberapa jurnal ilmiah yang relevan. Dari beberapa jurnal yang sudah dilakukan studi literatur ditemukan bahwa penerapan analisis teks otomatis, seperti analisis sentimen dan klasifikasi teks, dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam memahami kebutuhan serta preferensi pelanggan. Oleh karena itu, penerapan klasifikasi teks dalam menganalisis komunikasi pelanggan di media sosial dapat menjadi solusi efektif untuk mengatasi permasalahan yang dihadapi perusahaan, khususnya dalam mengurangi waktu dan biaya operasional yang terkait dengan proses manual.

3) *Data Preparation*

- Data Crawling

Pada penelitian ini, pengumpulan data dilakukan dengan mengunduh dataset dari sumber repositori publik yang tersedia di GitHub. Dataset yang dikumpulkan berisi teks chat pelanggan, yang mencakup berbagai jenis komunikasi terkait transaksi, seperti pertanyaan tentang pembayaran, masalah pengiriman, permintaan pengembalian dana, dan masalah terkait akun pelanggan. Dataset ini kemudian disimpan dalam format CSV, yang memungkinkan data untuk diproses dan digunakan dalam pelatihan model klasifikasi teks.

- Data Cleaning

Pada tahap ini, data yang telah dikumpulkan melalui proses crawling dari repositori publik akan dibersihkan dari elemen-elemen yang tidak relevan dan dapat mengganggu kinerja model. Proses pembersihan ini mencakup beberapa langkah seperti: pada penelitian ini dilakukan dengan menghapus atribut atau kolom yang tidak diperlukan, menghapus nilai yang sama atau duplicate value, nilai kosong atau null value. Dengan melakukan data cleaning yang baik, model seperti DistilBERT dapat lebih fokus mempelajari pola linguistik yang benar dan meningkatkan akurasi klasifikasi teks yang dilakukan.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

4) Data Preprocessing

Pada penelitian ini, proses data preprocessing terdiri dari tiga tahapan utama, yaitu undersampling, data normalization, dan data splitting. Proses pertama yang dilakukan adalah undersampling, yaitu teknik untuk menangani ketidakseimbangan jumlah data antar kelas. Kelas yang dominan akan dikurangi jumlahnya agar proporsinya seimbang dengan kelas lain, sehingga model tidak hanya belajar dari kelas mayoritas dan dapat menghindari bias dalam proses klasifikasi. Penelitian yang dilakukan oleh Magbnolia et al. menunjukkan bahwa penerapan teknik undersampling secara efektif dapat mengatasi permasalahan ketidakseimbangan kelas data (imbalanced data) pada dataset analisis sentimen. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa undersampling mampu meningkatkan performa klasifikasi model dengan mereduksi sampel dari kelas mayoritas sehingga model tidak bias dan dapat mengenali pola dari kelas minoritas dengan lebih baik. (Magnolia et al., 2022)

Setelah data seimbang, tahap berikutnya adalah data normalization, yaitu proses pembersihan dan standarisasi data agar teks yang digunakan dalam pelatihan model memiliki struktur yang konsisten. Proses ini meliputi penghilangan karakter khusus, konversi huruf menjadi huruf kecil (lowercasing), dan penyesuaian format teks agar lebih rapi dan mudah diproses oleh model berbasis NLP. seperti yang dilakukan oleh Abdul Kamarudin mengenai pengaruh normalisasi teks pada analisis sentiment tentang penerapan bert untuk analisis sentiment mengenai tempat wisata yang terdapat di Kabupaten Karo, juga mengindikasikan bahwa normalisasi teks dapat berkontribusi positif terhadap kinerja model, meskipun peningkatannya mungkin tidak selalu signifikan. (SITEPU, 2024)

Tahap terakhir dalam data preprocessing adalah data splitting, yaitu proses pembagian dataset menjadi tiga bagian subset yang independen: data pelatihan (training set), data validasi (validation set), dan data pengujian (testing set). Pentingnya pemilihan rasio data splitting yang tepat telah menjadi fokus dalam berbagai penelitian. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh Atmaja et al. (2023) dalam analisis sentimen terkait kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka menggunakan pembagian data latih dan data uji dengan rasio 70:30.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Senada dengan itu, Putri et al. (2023) dalam klasifikasi sentimen ulasan aplikasi MyTelkomsel juga menerapkan rasio pembagian data sebesar 70% untuk data latih dan 30% untuk data uji, yang mereka sebut memberikan hasil yang baik. Merujuk pada temuan tersebut yang mengindikasikan potensi optimalitas rasio 70:30, penelitian ini bertujuan untuk melakukan verifikasi lebih lanjut dan mengidentifikasi konfigurasi rasio pembagian data yang paling optimal untuk kasus klasifikasi teks yang sedang ditangani. Oleh karena itu, diterapkan dua skenario pembagian data. Skenario pertama mengalokasikan 70% dari total dataset untuk data pelatihan, 15% untuk data validasi, dan 15% sisanya untuk data pengujian, yang secara efektif juga menguji proporsi data latih sebesar 70% terhadap kombinasi validasi dan uji sebesar 30%. Sementara itu, skenario kedua menerapkan rasio yang berbeda, yaitu 80% untuk data pelatihan, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data pengujian. Melalui perbandingan hasil dari kedua skenario ini, diharapkan dapat diperoleh bukti empiris mengenai skema pembagian data yang paling cocok. Tujuan umum dari data splitting itu sendiri adalah untuk mengukur kinerja model secara objektif pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya dan sebagai strategi untuk memitigasi potensi terjadinya overfitting selama fase pelatihan model.

5) Pelatihan Model

Dalam penelitian ini Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah DistilBERT Uncased, yaitu versi ringan dari model BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) yang telah dipra-latih pada data besar dalam bahasa Inggris. Sebelum proses pelatihan, model DistilBERT di-fine-tune pada dataset yang telah disiapkan, di mana model disesuaikan untuk menyelesaikan tugas klasifikasi berdasarkan teks komunikasi pelanggan dari media sosial. Proses fine-tuning dilakukan dengan mengatur sejumlah hyperparameter, seperti learning rate dan batch size untuk mencapai hasil pelatihan yang optimal. Penelitian lain, seperti yang dilakukan oleh (Basbeth & Fudholi, 2024), juga mengonfirmasi pendekatan ini dengan melakukan fine-tuning pada parameter yang sama, yaitu learning rate dengan optimizer Adam dan batch size, untuk meningkatkan kinerja model. Melalui proses pelatihan ini, model belajar mengenali pola dan makna dari teks berdasarkan label kategori



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

yang diberikan, sehingga diharapkan mampu melakukan prediksi terhadap data baru.

6) Evaluasi Hasil

Setelah tahap pelatihan, selanjutnya model dievaluasi menggunakan metrik seperti akurasi, presisi (*precision*), dan *recall* pada set validasi atau uji. Hal ini membantu menilai sejauh mana model berhasil mengklasifikasikan teks ke dalam kategori yang benar. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh (Fajri et al., 2022) juga menggunakan kombinasi metrik evaluasi akurasi, presisi, dan *recall* untuk menganalisis performa model klasifikasi teks mereka dan menentukan apakah tingkat akurasi yang dicapai sudah cukup memadai untuk kasus penggunaan yang diuji.

7) Deployment Model

Setelah tahap evaluasi model selesai, deployment model adalah proses mengambil model machine learning yang telah dilatih dan kinerjanya divalidasi, kemudian mengimplementasikannya ke dalam suatu sistem atau lingkungan operasional. Tujuannya adalah agar model tersebut dapat diakses, menerima input data baru, dan menghasilkan prediksi secara otomatis untuk digunakan dalam aplikasi atau kasus penggunaan nyata.

8) Integrasi Dashboard KPI

Setelah model dievaluasi, langkah selanjutnya adalah menghitung indeks analisis ke dalam Dashboard Key Performance Indicators (KPI). Dashboard ini akan menampilkan metrik kinerja utama secara real-time, memungkinkan perusahaan untuk memantau dan mengevaluasi efektivitas strategi Customer Relationship Management (CRM) mereka.

9) Penyusunan Dokumen

Tahapan akhir penelitian ini berfokus pada penulisan laporan penelitian yang sistematis dan sesuai dengan pedoman akademik. Proses ini melibatkan penyusunan bab-bab utama, seperti pendahuluan, tinjauan pustaka, metodologi penelitian, hasil dan pembahasan, serta kesimpulan dan saran. Setiap bab ditulis dengan memperhatikan alur logika yang kohesif dan didukung oleh referensi



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

yang relevan. Setelah penulisan selesai, dilakukan revisi dan penyuntingan untuk memastikan tidak ada kesalahan tata bahasa, ejaan, maupun format penulisan. Tahap ini juga melibatkan konsultasi dengan dosen pembimbing untuk mendapatkan masukan dan persetujuan sebelum skripsi diajukan ke sidang. Dengan demikian, penyusunan dokumen skripsi dilakukan secara teliti dan memenuhi standar akademik yang ditetapkan.

3.3 Objek Penelitian

Objek dalam penelitian ini adalah teks komplain atau komentar dari customer atau calon customer yang dikelola dalam system *Customer Relationship Management (CRM)*. Objek penelitian ini ditentukan berdasarkan tujuan penelitian, yaitu mengembangkan model yang mampu memprediksi kategori permasalahan *customer support* berdasarkan pesan pada *media social*

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menguraikan secara rinci tahapan implementasi penelitian yang telah dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian. Tahapan-tahapan ini merupakan kelanjutan dari metodologi penelitian yang telah dipaparkan pada Bab III. Adapun tahapan penelitian yang akan dibahas meliputi analisis kebutuhan, persiapan data (*data preparation*), pra-pemrosesan data (*data preprocessing*), pelatihan model (*model training*), evaluasi model, *deployment model*, perhitungan *Key Performance Indicator* (KPI) untuk dasbor, hingga penyusunan dokumen akhir penelitian. Setiap tahapan akan dijelaskan secara komprehensif, termasuk langkah-langkah spesifik yang ditempuh dan hasil yang diperoleh pada masing-masing tahapan tersebut.

4.1 Analisis Kebutuhan

Analisis kebutuhan dilakukan untuk mengidentifikasi elemen-elemen penting yang diperlukan dalam membangun sistem klasifikasi komunikasi pelanggan berbasis *machine learning*, serta bagaimana sistem tersebut dapat mendukung efektivitas manajemen *Customer Relationship Management* (CRM). Tahapan analisis ini dimulai dengan melakukan studi literatur dan diskusi Bersama responden yang mencakup client atau divisi *customer support*, adapun dari hasil studi literatur dan diskusi ini mendapatkan beberapa kebutuhan yang perlu di penuhi dalam sistem ini.

4.1.1 Kebutuhan Pengembangan Model

4.1.1.1 Kebutuhan Dataset

Tabel 1.Detail Dataset

Dataset	Spesifikasi	Deskripsi
(Bitext-customer-support-llm-chatbot-training-dataset., 2023) https://tinyurl.com/Dataset-CustSupport	Tipe	Multiclass
	Baris	9974 Baris
	Class	4 Class

Dataset yang dimanfaatkan dalam penelitian ini adalah *Bitext Customer Support LLM Chatbot Training Dataset* yang dipublikasikan pada tahun 2023. Dataset ini



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dikategorikan sebagai data multikelas (*multiclass*), yang mengindikasikan bahwa setiap entri data dapat diklasifikasikan ke dalam salah satu dari beberapa kategori target yang telah ditentukan dan bersifat saling eksklusif. Secara keseluruhan, dataset ini mencakup 9.974 baris data, di mana setiap baris kemungkinan besar merepresentasikan satu unit interaksi atau percakapan dalam konteks layanan pelanggan.

Lebih lanjut, dataset ini terbagi ke dalam 4 kelas target yang berbeda, yang memungkinkan klasifikasi input ke dalam kategori-kategori spesifik tersebut. Perlu dicatat bahwa seluruh konten tekstual dalam dataset ini disajikan dalam Bahasa Inggris. Dengan karakteristik tersebut, dataset ini menyediakan sumber data yang substansial dan terstruktur dalam Bahasa Inggris, yang sangat relevan untuk melatih dan mengevaluasi model *chatbot* atau sistem pemrosesan bahasa alami lainnya yang dirancang untuk aplikasi layanan pelanggan, khususnya dalam melakukan klasifikasi pertanyaan atau keluhan pengguna ke dalam salah satu dari empat kategori yang ada. Deskripsi terkait label-label yang terdapat pada dataset tercantum pada Tabel 2 dan penyebaran data pada setiap label diilustrasikan pada Gambar 4.1.

Tabel 2.Deskripsi Class Customer Support issue

No	Nama Class	Deskripsi
1	<i>Delivery</i>	Customer chat yang dikategorikan sebagai <i>delivery issue</i>
2	<i>Order</i>	Customer chat yang dikategorikan sebagai <i>order issue</i>
3	<i>Payment</i>	Customer chat yang dikategorikan sebagai <i>payment issue</i>
4	<i>Refund</i>	Customer chat yang dikategorikan sebagai <i>refund issue</i>

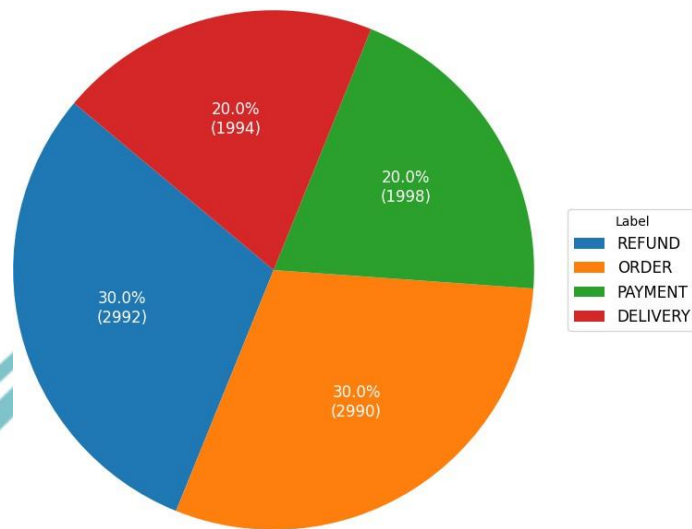
Detail jumlah persebaran data pada tiap *class* tercantum pada gambar 4.1



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Distribusi Label dalam Dataset



Gambar 4. 1 Penyebaran Data tiap Class

Namun, untuk mencapai tujuan utama penelitian ini, fokus analisis ditambahkan dengan klasifikasi tingkat urgensi pesan pelanggan. Oleh karena itu, dataset yang sama digunakan kembali, namun dengan proses pelabelan baru untuk menciptakan tiga kategori urgensi. Detail label urgensi ini tertera pada Tabel 3

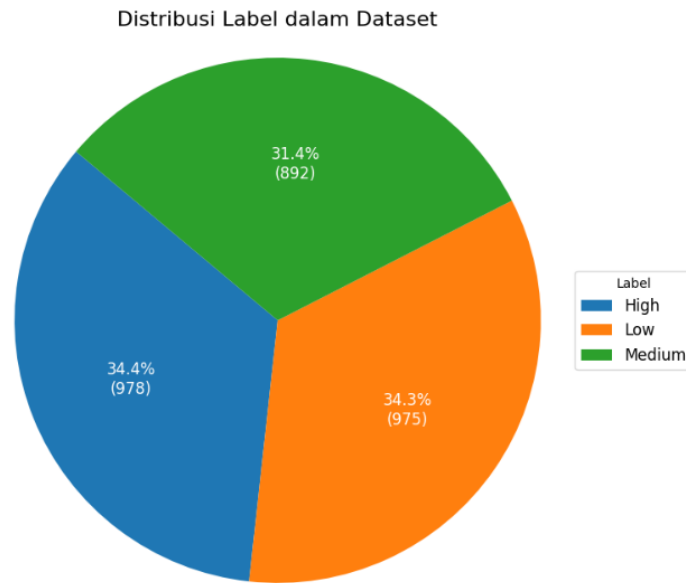
Tabel 3 Data Urgency

No	Nama Class	Deskripsi
1	High	Customer chat yang dikategorikan dari kategori <i>Order</i> dan <i>Payment</i> , di tambah kalimat mengandung kata frustrasi (contoh : “problem”, “wrong”)
2	Medium	Customer chat yang dikategorikan dari kategori <i>refund</i>
3	Low	Customer chat yang dikategorikan dari kategori <i>delivery</i>

Detail jumlah Detail jumlah persebaran data pada tiap *class urgency* tercantum pada



gambar 4.2



Gambar 4. 2 Persebaran Data Urgency

4.1.1.2 Kebutuhan Pre-trained Model

Dalam konteks penelitian ini, di mana teknik *fine-tuning* diterapkan untuk melatih model pendeteksi kalimat ujaran kebencian secara otomatis pada komentar berbahasa Inggris, pemilihan model *pre-trained* yang tepat menjadi krusial. Model DistilBERT dipilih sebagai basis model yang akan diadaptasi. Keputusan ini didasarkan pada pemenuhan kriteria kebutuhan *pre-trained model* sebagaimana telah diidentifikasi pada Tabel 4.

Tabel 4 Kebutuhan Pre-Trained Model

Kode	Nama	Deskripsi
KPM-1	Bahasa	Pre-trained model merupakan model yang telah dilatih menggunakan Bahasa Inggris
KPM-2	Kemampuan text-to-label	Pre-trained model mampu melakukan text-to-label
KPM-3	Keterbaruan	Pre-trained model merupakan model yang dipublikasikan dalam 5 tahun terakhir

Pertama, terkait kriteria bahasa (KPM-1), DistilBERT, khususnya varian yang telah

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dilatih secara ekstensif pada korpus Bahasa Inggris, sangat sesuai untuk memproses dan menganalisis dataset percakapan pelanggan yang digunakan dalam penelitian ini, yang mana keseluruhannya berbahasa Inggris. Hal ini memastikan bahwa model memiliki pemahaman kontekstual yang baik terhadap input teks dari *chat* tersebut. Kedua, berkenaan dengan kemampuan *text-to-label* (KPM-2), arsitektur DistilBERT sangat mendukung tugas klasifikasi teks multikelas. Setelah proses *fine-tuning*, model akan mampu memetakan setiap segmen teks dari percakapan pelanggan ke salah satu dari empat label kelas isu yang telah ditetapkan (*Delivery Issue, Order Issue, Payment Issue, Refund Issue*) dan urgency dari masing masing kelas (*High, Medium, Low*), sehingga memungkinkan identifikasi otomatis jenis keluhan atau pertanyaan yang muncul dalam interaksi *chat* pelanggan. Ketiga, dari aspek keterbaruan (KPM-3), DistilBERT yang diperkenalkan pada tahun 2019 oleh Hugging Face, memenuhi syarat sebagai model yang dipublikasikan dalam kurun waktu lima tahun terakhir relatif terhadap periode pelaksanaan penelitian. Ini menjamin bahwa pendekatan yang digunakan memanfaatkan teknologi pemrosesan bahasa alami yang relatif modern dan telah teruji efektivitasnya untuk tugas-tugas klasifikasi serupa pada data tekstual percakapan.

4.1.1.3 Kebutuhan Model

Pengembangan model *text classification* untuk mendeteksi permasalahan dan menjadi fokus produk dalam penelitian ini. Model ini nantinya akan di implemmentasi pada sistem web CRM dan akan digunakan oleh divisi *customer support*. Oleh karena itu model ini penting untuk dikembangkan, Tabel 5 menampilkan kebutuhan model dalam penelitian ini.

Tabel 5. Spesifikasi Model

No.	Nama	Deskripsi
1	Performa	Model memiliki performa/akurasi yang setara dengan penelitian sebelumnya
2	Kemampuan deteksi	Model mampu mendeteksi permasalahan customer berdasarkan percakapan customer berdasarkan input



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

3	Kecepatan	Model mampu melakukan prediksi dengan waktu kurang dari satu menit atau 60 detik per percakapan customer
---	-----------	--

Diharapkan dengan terpenuhinya kebutuhan yang tercantum pada Tabel 4, model dapat layak digunakan.

4.1.2 Kebutuhan Dashboard KPI

4.1.1.1 Kebutuhan Fungsional

Sistem analisis komunikasi pelanggan dan kinerja *Customer Relationship Management* (CRM) yang dikembangkan dalam penelitian ini dirancang untuk menyediakan kapabilitas analitik yang komprehensif. Untuk mencapai tujuan tersebut, serangkaian kebutuhan fungsional inti telah diidentifikasi, yang mencakup analisis performa penjualan, evaluasi kinerja *chatbot*, pemahaman dinamika pelanggan, serta fleksibilitas dalam melakukan perhitungan berbasis kriteria yang ditentukan oleh admin.

Dalam konteks penelitian ini, implementasi *Key Performance Indicators* (KPI) dilakukan secara selektif, mengacu pada kerangka teoretis namun dengan penyesuaian yang didikte oleh pertimbangan pragmatis. Dua faktor utama yang melandasi keputusan ini adalah: pertama, keterbatasan dalam ketersediaan dan kualitas data aktual yang merupakan prasyarat esensial untuk kalkulasi metrik yang valid dan reliabel. Kedua, adanya fokus strategis untuk memenuhi kebutuhan informasi dan prioritas spesifik yang telah diartikulasikan oleh pengguna atau pemangku kepentingan terkait.

Oleh karena itu, KPI yang diintegrasikan ke dalam sistem merupakan hasil seleksi yang memprioritaskan metrik dengan relevansi tertinggi dan kemampuan ukur yang akurat berdasarkan kondisi data riil, sekaligus secara efektif menjawab kebutuhan informasi fundamental pengguna sesuai dengan lingkup fungsional sistem yang dikembangkan. Adapun poin poin dari hasil sleksi yang sudah dilakukan adalah sebagai berikut:



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

1. Analisis Performa Penjualan

Salah satu fungsionalitas utama sistem adalah kemampuannya untuk mengkalkulasi dan menyajikan metrik-metrik kunci yang berkaitan dengan performa penjualan. Secara spesifik, sistem harus mampu menghitung *Average Order Value* (AOV). AOV merepresentasikan rata-rata nilai transaksi dari setiap pesanan yang berhasil diselesaikan oleh pelanggan, memberikan indikasi mengenai nilai belanja rata-rata per transaksi. Selain itu, sistem juga diwajibkan untuk dapat menghitung *Conversion Rate*. Metrik ini mengukur persentase dari total interaksi pelanggan atau kunjungan (misalnya, pada platform digital) yang berhasil dikonversi menjadi transaksi penjualan aktual. Kemampuan untuk menganalisis kedua metrik ini memungkinkan organisasi untuk mengevaluasi efektivitas strategi penjualan yang diterapkan dan mengidentifikasi area potensial untuk peningkatan lebih lanjut.

2. Analisis Performa Chatbot

Guna mengevaluasi efektivitas penggunaan media komunikasi otomatis seperti *chatbot*, sistem harus dilengkapi dengan fungsionalitas untuk menghitung berbagai indikator kinerja terkait. Pertama, sistem harus mampu mengukur *Response Time*, yaitu rata-rata waktu yang dibutuhkan oleh *chatbot* untuk memberikan respons terhadap pertanyaan atau input yang diajukan oleh pelanggan. Kedua, sistem harus dapat mengkalkulasi *Conversation Success Rate*. Metrik ini menunjukkan persentase dari total percakapan melalui *chatbot* yang berhasil diselesaikan atau mencapai tujuan yang diinginkan oleh pelanggan, seperti penyelesaian masalah atau perolehan informasi yang relevan. Ketiga, sistem juga perlu memiliki kemampuan untuk melacak dan melaporkan *Message Volume*, yang mengindikasikan jumlah total pesan atau percakapan yang ditangani oleh *chatbot* dalam periode waktu tertentu. Analisis volume pesan ini berguna untuk memahami beban kerja *chatbot* dan mengidentifikasi tren interaksi pelanggan.

3. Analisis Dinamika Pelanggan

Pemahaman yang mendalam terhadap akuisisi dan retensi pelanggan merupakan aspek krusial dalam strategi CRM. Oleh karena itu, sistem harus fungsional dalam menghitung *Customer Acquisition Rate* (CAR). CAR mengindikasikan seberapa efektif upaya perusahaan dalam mendapatkan pelanggan baru selama periode waktu tertentu. Di sisi lain, sistem juga harus mampu menghitung *Retention Rate*, yang



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

menunjukkan persentase pelanggan yang berhasil dipertahankan oleh perusahaan dan terus melakukan transaksi atau interaksi dalam periode waktu yang ditentukan. Analisis kedua metrik ini dianggap vital untuk menilai kesehatan basis pelanggan, mengukur loyalitas, dan mengevaluasi keberlanjutan pertumbuhan bisnis.

4. Fleksibilitas Perhitungan Berbasis Kriteria Administrator

Sebagai fungsionalitas tambahan yang penting, sistem harus menyediakan fleksibilitas bagi administrator atau pengguna dengan hak akses tertentu untuk melakukan kustomisasi dalam perhitungan *Key Performance Indicators* (KPI). Kemampuan ini mencakup penyediaan fitur untuk menerapkan filter pada data yang akan dianalisis. Filter tersebut dapat didasarkan pada berbagai kriteria, seperti periode waktu tertentu, jenis produk atau layanan, kategori pelanggan, atau segmen demografis lainnya. Selain itu, sistem juga harus memungkinkan administrator untuk menetapkan target kinerja spesifik untuk setiap KPI yang dipantau. Fungsionalitas ini memastikan bahwa analisis yang dihasilkan dan KPI yang ditampilkan dapat disesuaikan secara dinamis dengan kebutuhan manajerial spesifik dan tujuan strategis yang ditetapkan oleh pengelola CRM atau pihak manajemen.

4.1.2.1 Kebutuhan Non-Fungsional

1. Kecepatan pemanggilan model secara realtime yang akan digunakan dalam proses klasifikasi di Dashboard CRM
2. Akurasi Perhitungan KPI: Seluruh metrik KPI yang dihitung dan ditampilkan oleh sistem (AOV, *conversion rate*, metrik chatbot, metrik pelanggan, dll.) harus akurat, konsisten, dan mencerminkan data sumber dengan benar untuk mendukung pengambilan keputusan yang valid.
3. Proses pengaturan filter, penentuan target kinerja, dan kustomisasi tampilan dashboard harus dapat dilakukan dengan mudah oleh administrator
4. Logika perhitungan KPI dan penambahan metrik baru pada dashboard harus dapat dimodifikasi atau diperluas dengan usaha yang wajar.
5. Bahasa ataupun currency yang ada pada dashboard KPI mengikuti dengan region atau negara pengguna



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

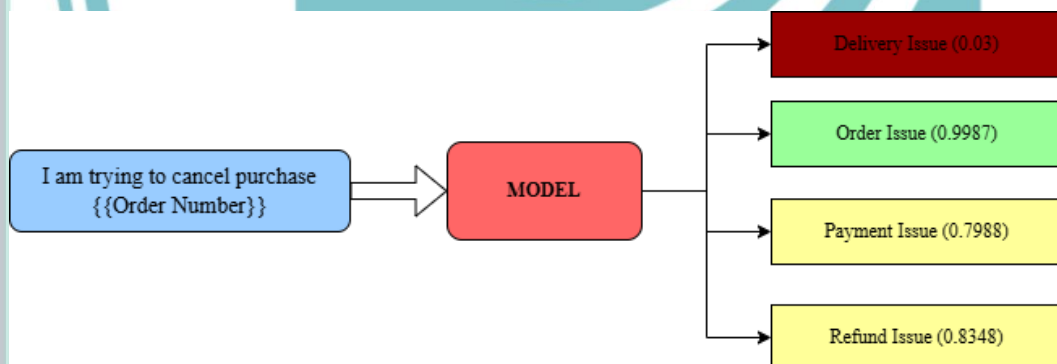
4.2 Perancangan Sistem

Setelah kebutuhan pada penelitian ini berhasil teridentifikasi dan terpenuhi, proses selanjutnya dalam penelitian ini adalah melakukan perancangan sistem berdasarkan kebutuhan tersebut.

4.2.1 Perancangan Model

4.2.1.1 Pelatihan Model Deep Learning

Model *deep learning* yang dikembangkan dalam penelitian ini adalah model yang dirancang untuk melakukan tugas klasifikasi teks (*text-to-label*). Model ini akan menerima input berupa teks percakapan pelanggan (*customer chat*) dan menghasilkan prediksi label kategori permasalahan yang relevan sebagai outputnya. Mengingat dataset yang digunakan dalam penelitian ini bersifat multikelas (*multiclass*), maka hasil keluaran dari model akan berupa salah satu dari kelas-kelas tersebut. Proses ini bertujuan untuk mengotomatisasi identifikasi jenis keluhan atau pertanyaan pelanggan berdasarkan analisis teks percakapan mereka.



Gambar 4. 3 Flow Model Prediksi

Berdasarkan pada ilustrasi Gambar 4.3, teks percakapan pelanggan dalam Bahasa Inggris diberikan sebagai masukan (input) kepada model *fine-tuned DistilBERT uncased*. Model kemudian memproses input tersebut dan menghasilkan probabilitas untuk setiap kategori isu yang telah ditentukan (*Delivery Issue*, *Order Issue*, *Payment Issue*, *Refund Issue*) dan (*High*, *Medium*, *Low*). Kategori dengan probabilitas tertinggi kemudian ditetapkan sebagai hasil klasifikasi akhir dari percakapan tersebut.

Pengembangan model ini dilakukan dengan menerapkan teknik *fine-tuning*, yang mengadaptasi *pre-trained model DistilBERT uncased* sebagai basis model. *Pre-*



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

trained model merupakan model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset umum berskala besar, sehingga memiliki pemahaman bahasa yang luas. Melalui proses *fine-tuning*, model tersebut kemudian dilatih kembali menggunakan dataset yang lebih spesifik dan relatif lebih kecil, sesuai dengan konteks penelitian ini, yaitu klasifikasi percakapan pelanggan berbahasa Inggris. Pendekatan *fine-tuning* ini dipilih karena secara signifikan dapat mengurangi kebutuhan akan volume data yang masif dan waktu pelatihan yang panjang jika dibandingkan dengan melatih model dari awal.

Pemilihan DistilBERT *uncased* sebagai *pre-trained model* didasarkan pada pemenuhan kriteria kebutuhan yang telah diuraikan pada sub bab sebelumnya mengenai Kebutuhan *Pre-trained Model* pada Tabel 3 Kriteria tersebut mencakup kemampuan model dalam memproses Bahasa Inggris (KPM-1), kapabilitas untuk tugas *text-to-label* (KPM-2), serta aspek keterbaruan model (KPM-3). Dengan demikian, DistilBERT akan dilatih secara spesifik untuk tugas mengklasifikasikan teks percakapan pelanggan ke dalam salah satu dari empat kategori isu yang telah ditetapkan, Spesifikasi mode. 1 tercantum pada Tabel 6

Tabel 6. Spesifikasi Model

Pre-Trained Model	Spesifikasi	Deskripsi
DistilBERT (uncased)	Bahasa	Model telah dilatih secara ekstensif pada korpus Bahasa Inggris (mendukung Bahasa Inggris).
	Kemampuan	Mampu melakukan tugas klasifikasi teks (<i>text-to-label</i>) setelah proses <i>fine-tuning</i> .
	Tahun Rilis	2019

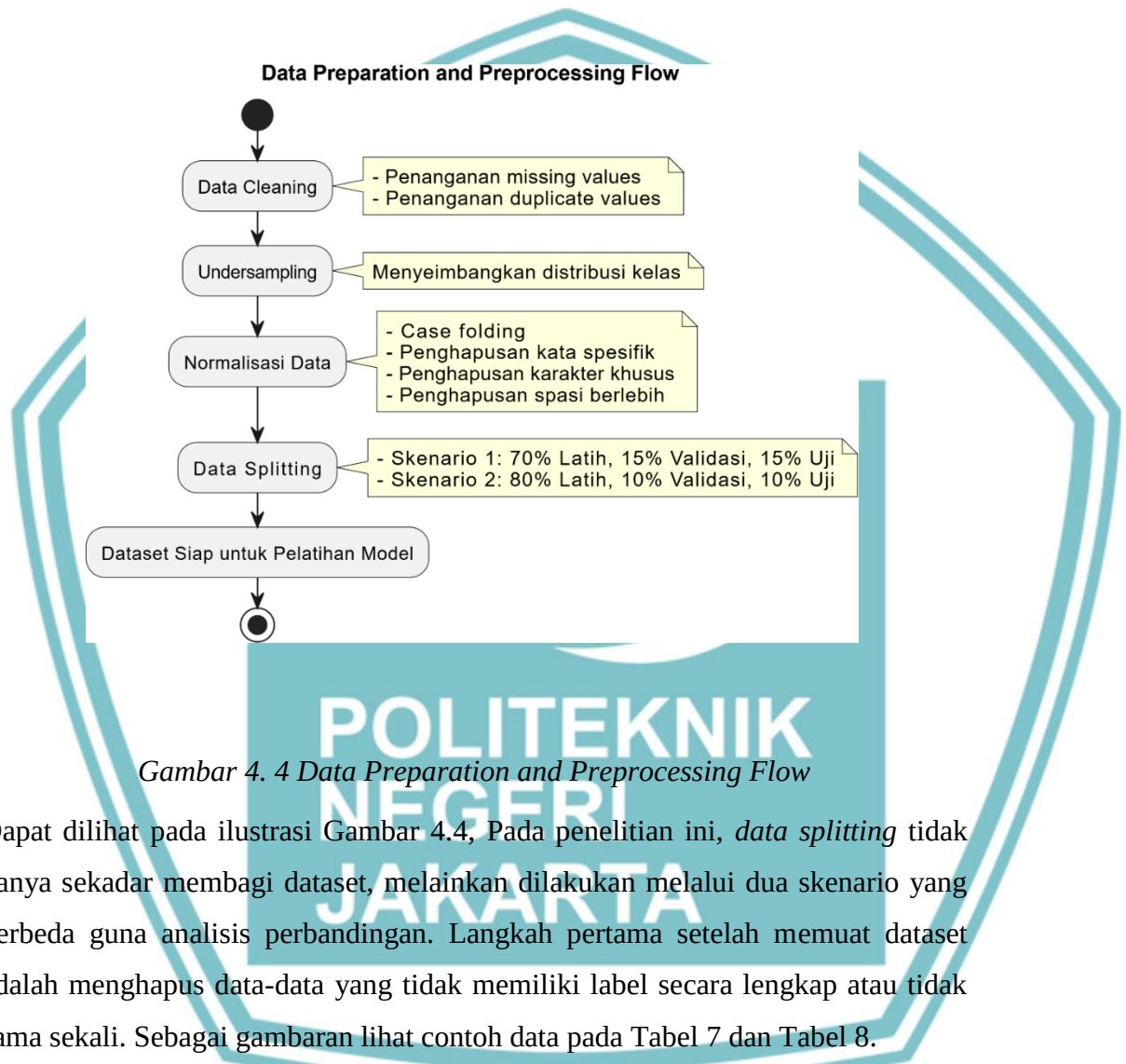
Sebelum memulai tahap pelatihan model, dataset yang digunakan telah melalui serangkaian tahapan *data preprocessing* yang komprehensif, sebagaimana telah dijelaskan pada bagian sebelumnya. Tahapan ini mencakup *data cleaning* (penghapusan kolom tidak relevan, penanganan *missing values* dan *duplicate values*, serta validasi kategori), *undersampling* untuk menyeimbangkan distribusi



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

kelas, normalisasi data (termasuk *case folding*, penghapusan token spesifik, penghapusan karakter khusus, dan penghapusan spasi berlebih), serta *data splitting* ke dalam data latih, validasi, dan uji dengan dua skenario rasio (70:15:15 dan 80:10:10). Detial Data processing di ilustrasikan pada gambar 4.4



Gambar 4. 4 Data Preparation and Preprocessing Flow

Dapat dilihat pada ilustrasi Gambar 4.4, Pada penelitian ini, *data splitting* tidak hanya sekedar membagi dataset, melainkan dilakukan melalui dua skenario yang berbeda guna analisis perbandingan. Langkah pertama setelah memuat dataset adalah menghapus data-data yang tidak memiliki label secara lengkap atau tidak sama sekali. Sebagai gambaran lihat contoh data pada Tabel 7 dan Tabel 8.

Tabel 7. Contoh Data Customer Support Classification

Text	Label
is it possible to see your available payment methods?	PAYMENT
wanna change some items of order {{Order Number}}	ORDER



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

help me check your money bck guarantee	<i>REFUND</i>
how can i get information about the options for <i>delivery</i>	<i>DELIVERY</i>

Tabel 8. Contoh Data Urgency

Text	Label
i have problems with canceling order {{Order Number}}	High
how can I check your reimbursement policy?	Medium
help me to check what <i>delivery</i> methods i can choose	Low

Data diatas merupakan contoh data yang memiliki label lengkap, dimana setiap kolom baris pada kolom teks memiliki kelasnya yaitu pada kolom label, Untuk data tanpa label yang lengkap akan memiliki nilai “NULL” atau “NAN” dan memiliki data yang sama dengan baris lain, maka data-data itulah yang dihapus.

Tahap selanjutnya adalah undersampling. Seperti yang telah dijelaskan sebelumnya, tahap ini dilakukan dengan tujuan utama untuk menyeimbangkan jumlah data pada setiap kelas atau kategori isu yang terdapat dalam dataset Anda, yaitu *REFUND* (2992 sampel), *ORDER* (2990 sampel), *PAYMENT* (1998 sampel), dan *DELIVERY* (1994 sampel). Keputusan untuk menerapkan teknik ini diperkuat oleh uji coba awal yang dilakukan. Sebelum implementasi undersampling, model yang dilatih pada dataset yang tidak seimbang hanya mampu mencapai akurasi sebesar 0,9674. Namun, setelah proses undersampling diterapkan untuk menyeimbangkan distribusi kelas, terdapat peningkatan performa yang tercatat, dengan model mampu mencapai akurasi sebesar 0,9727. Peningkatan ini mengonfirmasi bahwa penanganan ketidakseimbangan kelas merupakan langkah yang krusial untuk mengoptimalkan kinerja model.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

```
Epoch 1/2
499/499 [=====] - 1545s 3s/step - loss:
0.1173 - accuracy: 0.9674 - val_loss: 0.0067 - val_accuracy: 1.0000
```

Gambar 4. 5 Evaluasi sebelum Undersampling

```
399/399 [=====] - 1240s 3s/step - loss: 0.1286 - accuracy: 0.9727 - val_loss: 0.0029 - val_accuracy: 1.0000
```

Gambar 4. 6 Evaluasi sesudah Undersampling

Proses *undersampling* ini bekerja dengan cara mengurangi secara acak jumlah sampel dari kelas-kelas yang memiliki jumlah data lebih banyak (kelas mayoritas), dalam hal ini adalah *REFUND* dan *ORDER*, agar jumlahnya lebih mendekati atau setara dengan kelas-kelas yang memiliki jumlah data lebih sedikit (kelas minoritas), yaitu *PAYMENT* dan *DELIVERY*. Berbeda dengan beberapa kasus pada dataset multilabel di mana mungkin terdapat ketergantungan antar label (misalnya, sebuah data tidak bisa memiliki label spesifik tertentu jika tidak memiliki label umum lainnya), pada dataset multikelas yang Anda gunakan untuk klasifikasi isu pelanggan ini, keempat kategori (*REFUND*, *ORDER*, *PAYMENT*, *DELIVERY*) bersifat independen dan saling eksklusif. Hal ini berarti setiap percakapan pelanggan hanya akan masuk ke dalam satu kategori isu, sehingga proses penyeimbangan jumlah data pada tiap kelas dapat dilakukan secara lebih langsung dan merata untuk masing-masing kategori. Dengan demikian, tidak ada kompleksitas ketergantungan antar label yang menghalangi upaya untuk menyamaratakan jumlah data per kelas.

Pendekatan yang sama kemudian diterapkan pada dataset untuk model klasifikasi urgensi. Setelah proses pelabelan ulang berdasarkan aturan yang telah ditetapkan, distribusi kelas urgensi menjadi tidak seimbang. Kategori *High* menjadi kelas mayoritas yang sangat dominan dibandingkan dengan kelas *Medium* dan *Low*. Proses ini mengurangi jumlah sampel dari kelas *high_urgency* secara acak hingga jumlahnya setara dengan kelas-kelas minoritas. Hasilnya adalah dataset pelatihan yang seimbang, di mana setiap kelas urgensi memiliki jumlah sampel yang representatif.

Meskipun tujuan utamanya adalah untuk mengurangi ketidakseimbangan antar kelas, penerapan teknik *undersampling* ini juga akan mengakibatkan ukuran dataset secara keseluruhan menjadi lebih kecil dibandingkan ukuran aslinya. Pengurangan

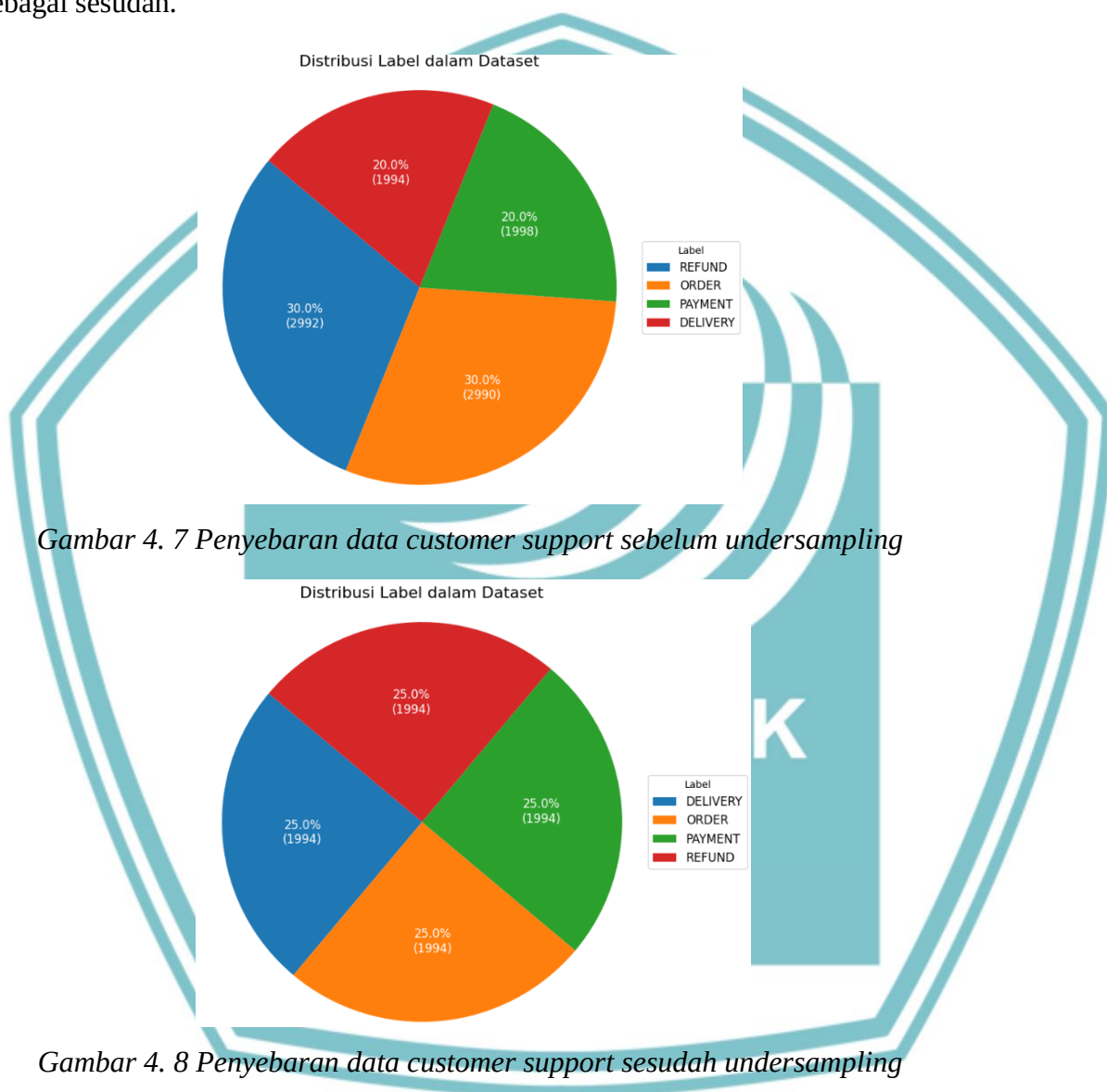


© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi waktu pelatihan model dan membantu model untuk tidak menjadi bias terhadap kelas-kelas yang semula dominan. Detail jumlah penyebaran data perlabel sebelum dan setelah dilakukan undersampling diilustrasikan pada Gambar 4.7, 4.9 sebagai sebelum undersampling dan 4.8, 4.10 sebagai sesudah.



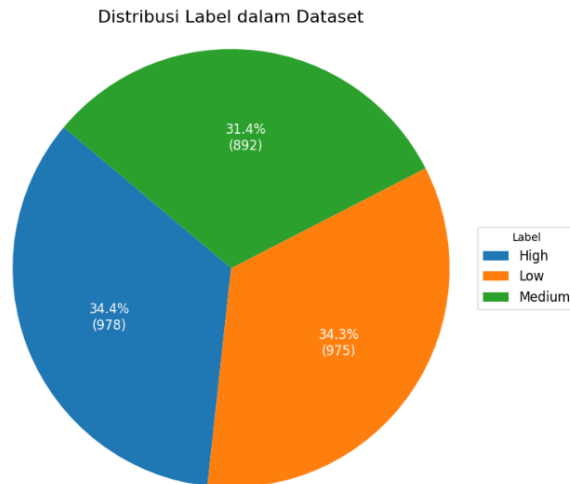
Gambar 4. 7 Penyebaran data customer support sebelum undersampling

Gambar 4. 8 Penyebaran data customer support sesudah undersampling

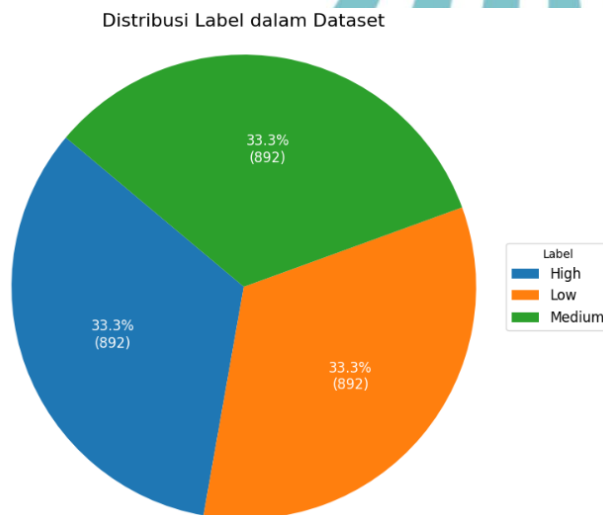


Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4. 9 Penyebaran data urgency sesudah undersampling



Gambar 4. 10 Penyebaran data urgency sesudah undersampling

Setelah proses *undersampling* untuk menyeimbangkan distribusi kelas, tahap selanjutnya dalam penelitian ini adalah normalisasi data. Tahap ini memiliki peran krusial untuk membersihkan dan menyeragamkan format teks dari setiap percakapan pelanggan, sehingga menghasilkan data yang lebih konsisten dan optimal untuk diproses oleh model klasifikasi. Sejumlah penelitian, seperti yang dilakukan oleh Prasetija mengenai pengaruh normalisasi teks pada klasifikasi sentimen ulasan produk kecantikan dan penelitian oleh Van Der Goot et al. tentang dampak normalisasi pada *part-of-speech tagging*, juga mengindikasikan bahwa normalisasi teks dapat berkontribusi positif terhadap kinerja model, meskipun



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

peningkatannya mungkin tidak selalu signifikan.

Dalam penelitian ini, proses normalisasi data diterapkan melalui beberapa langkah yang dilakukan secara berurutan. Langkah pertama adalah case folding, di mana seluruh data teks dikonversi menjadi format huruf kecil (*lowercase*) untuk memastikan konsistensi. Selanjutnya, dilakukan penghapusan kata spesifik yang dinilai tidak relevan atau berpotensi menimbulkan bias bagi model. Proses ini dilanjutkan dengan penghapusan karakter dan simbol non-alfabet, seperti angka dan berbagai tanda baca, serta diakhiri dengan penghapusan spasi berlebih untuk memastikan kerapian dan struktur teks yang baik.

Penting untuk dicatat bahwa dalam penelitian ini tidak diterapkan teknik *lemmatization* maupun *stopword removal*. Keputusan ini didasarkan pada pertimbangan bahwa model DistilBERT yang digunakan, dengan mekanisme tokenisasi *subword*-nya, telah efektif dalam menangkap makna kontekstual kalimat secara utuh. Berdasarkan Informasi yang dijelaskan pada forum *Hugging Face* penerapan *lemmatization* atau *stopword removal* justru berpotensi menghilangkan nuansa makna yang bisa jadi penting bagi pemahaman model. Dengan selesainya tahap normalisasi ini, dataset teks percakapan pelanggan menjadi lebih bersih, seragam, dan siap untuk dilanjutkan ke tahap *data splitting* serta tokenisasi sebelum memasuki proses pelatihan model. Contoh data hasil *data normalization* tercantum pada Tabel 9.

Tabel 9. Contoh Hasil Data Normalisasi

Sebelum Normalization
can you help me cancel order {{Order Number}}?
Sesudah Normalization
can you help me cancel order

Setelah normalisasi data, langkah krusial berikutnya dalam pra-pemrosesan adalah *data splitting* atau pembagian dataset. Dalam penelitian ini, *data splitting* tidak hanya bertujuan untuk memisahkan data latih dari data uji, tetapi juga untuk mengeksplorasi dampak rasio pembagian terhadap kinerja model klasifikasi teks.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Oleh karena itu, diterapkan dua skenario pembagian dataset yang berbeda, yaitu:

1. Skenario pertama mengalokasikan 70% dari total dataset untuk data pelatihan (*training set*), 15% untuk data validasi (*validation set*), dan 15% sisanya untuk data pengujian (*testing set*).
2. Skenario kedua, sebagai pembandingan, menerapkan rasio pembagian 80% untuk data pelatihan, 10% untuk data validasi, dan 10% untuk data pengujian.

Penggunaan dua skenario ini dimaksudkan untuk melakukan perbandingan secara empiris dan mengidentifikasi konfigurasi rasio mana yang paling optimal dan menghasilkan kinerja model terbaik untuk kasus klasifikasi teks komunikasi pelanggan yang sedang ditangani. Proses *data splitting* ini memastikan bahwa model dievaluasi secara objektif pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya, sekaligus menjadi strategi penting untuk memitigasi potensi terjadinya *overfitting* selama fase pelatihan model. Keseluruhan tahapan pra-pemrosesan, termasuk *data splitting* dengan kedua skenarionya ini, dijalankan secara sistematis untuk menjamin kualitas dan kesiapan data dalam membangun model klasifikasi teks yang efektif. Sebagai gambaran ilustrasi pembagian data tercantum pada Gambar 4.9.

Skenario 1		
70% Training	15% Val	15% Test
Skenario 2		
80% Training	10% Val	10% Test

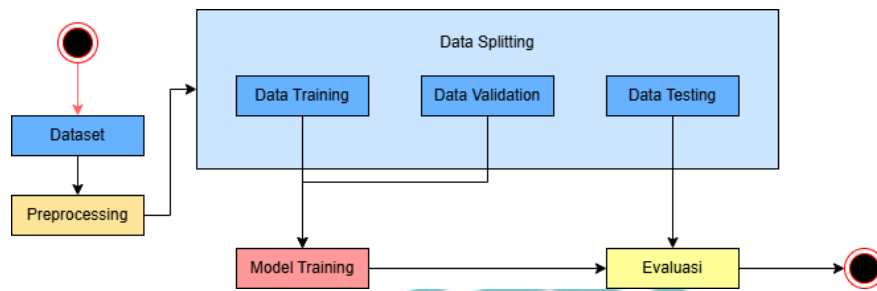
Gambar 4. 11 Skenario Pembagian Data

Setelah dataset selesai melalui proses *prerprocessing* maka akan dilanjutkan ke proses *training model*. Alur pelatihan model ini diilustrasikan pada Gambar 4.11.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4. 12 Model Training Flow

Bisa dilihat pada gambar 4.12 Data latih dan data validasi yang telah melalui tahap pra-pemrosesan selanjutnya diteruskan kepada model DistilBERT sebagai masukan untuk proses training atau pelatihan. Selama proses training ini berlangsung, kinerja model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya (*unseen data*) dipantau secara berkala melalui metrik *validation accuracy*. Pemantauan *validation accuracy* ini memiliki peran penting, tidak hanya untuk mengukur kemampuan generalisasi model pada setiap *epoch* pelatihan, tetapi juga sebagai salah satu indikator untuk membantu mencegah terjadinya *overfitting*, di mana model mungkin berkinerja sangat baik pada data latih namun buruk pada data baru.

Setelah keseluruhan proses *training* model dianggap selesai dan konfigurasi model final diperoleh, dilakukan evaluasi secara komprehensif terhadap performa akhir model. Evaluasi ini dilakukan dengan menggunakan data tes yang telah disisihkan sebelumnya dan belum pernah digunakan selama proses pelatihan maupun validasi. Metode evaluasi yang diterapkan dalam penelitian ini untuk mengukur kemampuan klasifikasi model mencakup penghitungan metrik-metrik standar sebagai berikut: *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

4.2.2 Perancangan Dashboard KPI

4.2.2.1 Perhitungan *Response Time* Chatbot

$$RT = TFR - TLC$$

Rumus *Response Time*

Rumus di atas mengilustrasikan metodologi yang fundamental dalam evaluasi kinerja *chatbot*, yaitu perhitungan *response time* atau waktu tanggap. Metrik ini memiliki peran krusial dalam menentukan seberapa efisien dan cepat sebuah *chatbot* dapat memberikan respons terhadap inisiasi interaksi oleh pengguna. Pada



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

rumus *response time* menampilkan formula dasar untuk “R” atau *Response Time*, yang secara eksplisit dinyatakan sebagai selisih antara "TFR" dan "TLC". TFR merujuk pada titik waktu ketika *chatbot* berhasil menghasilkan dan mengirimkan tanggapan awalnya kepada pengguna. Sebaliknya, TLC menandakan momen ketika pengguna pertama kali mengirimkan pesan, pertanyaan, atau input lain yang memicu kebutuhan akan respons dari sistem *chatbot*. Selisih antara kedua titik waktu ini menghasilkan durasi yang dibutuhkan *chatbot* untuk memberikan tanggapan perdananya.

```
if (userDate && assistantDate) {
    responseTime = Math.round(
        (assistantDate.getTime() - userDate.getTime()) / 1000
    );
}
```

Gambar 4. 13 Implementasi Kode pada Backend

Gambar 4.13 menyajikan cuplikan kode, yang bertugas mengimplementasikan kalkulasi *response time* secara terprogram. Kode ini diawali dengan sebuah struktur kondisional `if (userDate && assistantDate)`, yang berfungsi sebagai mekanisme validasi. Kondisi ini memastikan bahwa kedua variabel, `userDate` yang merepresentasikan waktu inisiasi interaksi oleh pengguna (setara dengan "TLC") dan `assistantDate` yang merepresentasikan waktu respons pertama dari *chatbot* (setara dengan "TFR"), telah memiliki nilai yang valid dan terdefinisi sebelum proses kalkulasi dilanjutkan. Selisih antara `assistantDate.getTime()` dan `userDate.getTime()` kemudian dihitung, menghasilkan durasi respons dalam milidetik. Nilai ini selanjutnya dibagi dengan 1000 untuk dikonversi ke satuan detik, dan fungsi `Math.round()` diterapkan untuk membulatkan hasil ke bilangan bulat terdekat, yang kemudian disimpan dalam variabel `responseTime`.

4.2.2.2 Perhitungan Conversation Chatbot Success Rate

$$SR = SC / TC * 100$$

Rumus Perhitungan Success Rate Chatbot

Rumus di atas menyajikan metodologi perhitungan “SR” sebagai *Success Rate* atau Tingkat Keberhasilan, sebuah metrik yang esensial untuk mengevaluasi performa dalam berbagai konteks, terutama yang berkaitan dengan penyelesaian tugas atau



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

interaksi. Contohnya adalah dalam sistem layanan pelanggan, *chatbot*, atau proses lainnya di mana keberhasilan interaksi perlu diukur. Dalam formula ini, "SC" merujuk pada jumlah total percakapan atau interaksi yang berhasil mencapai tujuan atau kriteria keberhasilan yang telah ditetapkan. Sementara itu, "TC" adalah jumlah keseluruhan percakapan atau interaksi yang terjadi dalam periode atau lingkup evaluasi yang sama. Dengan membagi jumlah percakapan yang berhasil dengan total percakapan, kemudian mengalikannya dengan 100, diperoleh nilai tingkat keberhasilan dalam bentuk persentase.

```
// Count successful (resolved) conversations
const successfulConversations = conversations.filter(
  (conv) => conv.resolved === true
);

const successRate =
  (successfulConversations.length / conversations.length) * 100;
```

Gambar 4. 14 Implementasi Perhitungan Success Rate pada Kode

Gambar 4.14 menampilkan cuplikan kode, yang berfungsi untuk mengimplementasikan perhitungan *Success Rate* secara terprogram. Secara garis besar, langkah pertama dalam kode tersebut adalah mengidentifikasi dan menghitung jumlah percakapan yang dianggap berhasil. Hal ini dilakukan dengan menyaring (mem-filter) sekumpulan data percakapan (*conversations*) untuk mendapatkan hanya percakapan yang memenuhi kriteria keberhasilan tertentu, dalam contoh ini ditandai dengan properti *resolved* yang bernilai *true*. Jumlah percakapan yang berhasil ini kemudian disimpan. Selanjutnya, tingkat keberhasilan dihitung dengan membagi jumlah percakapan yang berhasil (*successfulConversations.length*) dengan jumlah total percakapan (*conversations.length*). Hasil dari pembagian ini, yang merupakan rasio keberhasilan, kemudian dikalikan dengan 100 untuk mengubahnya menjadi format persentase, yang kemudian disimpan sebagai *successRate*.



4.2.2.3 Perhitungan Message Volume

```
// Create daily buckets for the trend data
const trend = [];
const dateMap = new Map<string, number[]>();
// Group messages by date
recentConversations.forEach((conv) => {
  const dateStr = new Date(conv.created_at).toISOString().split("T")[0];

  if (!dateMap.has(dateStr)) {
    dateMap.set(dateStr, []);
  }

  // Count messages in this conversation
  let messageCount = 0;
  const conversationData = conv.conversation;

  // Apply the same Logic as before to handle different conversation data structures
  if (conversationData) {
    if (Array.isArray(conversationData)) {
      messageCount = conversationData.length;
    } else if (
      conversationData.messages &&
      Array.isArray(conversationData.messages)
    ) {
      messageCount = conversationData.messages.length;
    } else if (typeof conversationData === "object") {
      messageCount = Object.keys(conversationData).length;
    }
  }

  // If we couldn't count any messages but we know there's conversation data,
  // use the average as a fallback
  if (messageCount === 0 && conversationData) {
    messageCount = Math.round(avgMessagesPerConvo);
  }

  dateMap.get(dateStr)!.push(messageCount);
});
```

Gambar 4. 15 Implementasi Perhitungan Message Volume

Gambar 4.15 bertujuan untuk mengolah data percakapan guna mengelompokkan jumlah pesan berdasarkan frekuensi harian, yang nantinya dapat digunakan untuk analisis tren. Proses utama melibatkan iterasi melalui setiap percakapan, di mana tanggal percakapan tersebut diidentifikasi. Selanjutnya, kode menghitung jumlah pesan dalam setiap percakapan individual, dengan dilengkapi logika untuk menyesuaikan diri terhadap berbagai format data percakapan yang mungkin ada, serta menerapkan nilai rata-rata sebagai estimasi jika penghitungan langsung tidak memungkinkan. Pada akhirnya, jumlah pesan yang telah dihitung atau diestimasi dari setiap percakapan dikumpulkan dan diasosiasikan dengan tanggal terjadinya, menghasilkan sebuah agregasi data yang menunjukkan volume pesan per hari. Struktur data hasil olahan ini kemudian siap digunakan untuk keperluan analisis tren lebih lanjut.

4.2.2.4 Perhitungan Average Order Value

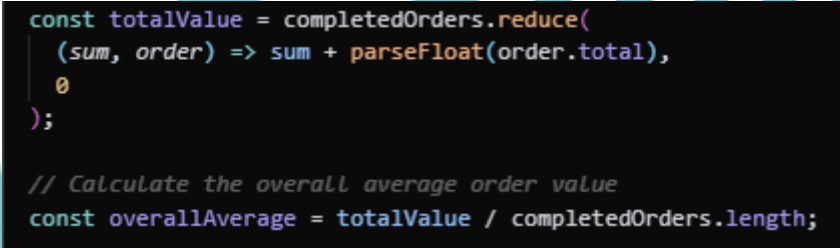
$$AOV = TR / NoS$$

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Rumus Perhitungan AOV(Average Order Value)

Rumus di atas menyajikan visualisasi metodologi yang digunakan untuk menghitung *Average Order Value* (AOV) atau Nilai Pesanan Rata-Rata. Perhitungan AOV merupakan salah satu metrik penting dalam analisis kinerja penjualan, khususnya dalam konteks *e-commerce* atau sistem penjualan lainnya, karena memberikan gambaran mengenai nilai rata-rata transaksi yang dilakukan oleh pelanggan. Pada rumus perhitungan AOV dijelaskan, "AOV" merujuk pada Nilai Penjualan Rata-Rata atau AOV. "TR" adalah total pendapatan yang dihasilkan dari seluruh transaksi penjualan dalam periode tertentu, sedangkan "NoS" adalah jumlah total transaksi penjualan yang terjadi dalam periode yang sama. Dengan demikian, formula ini secara matematis mendefinisikan AOV sebagai hasil bagi antara total pendapatan dengan jumlah penjualan.



```
const totalValue = completedOrders.reduce(
  (sum, order) => sum + parseFloat(order.total),
  0
);

// Calculate the overall average order value
const overallAverage = totalValue / completedOrders.length;
```

Gambar 4. 16 Implementasi Kode Rumus AOV

Gambar 4.16 menunjukkan implementasi praktis dari formula tersebut menggunakan cuplikan kode. Tahap pertama dalam kode adalah perhitungan total nilai dari seluruh pesanan yang berhasil (*completed orders*). Hal ini dilakukan dengan menggunakan metode *reduce* pada *array* *completedOrders*. Kode `const totalValue = completedOrders.reduce((sum, order) => sum + parseFloat(order.total), 0);` mengiterasi setiap elemen *order* dalam *array* *completedOrders*. Untuk setiap *order*, nilai dari properti *order.total* diambil, dikonversi menjadi tipe data *float* menggunakan fungsi *parseFloat()* untuk memastikan akurasi dalam operasi aritmatika, dan kemudian ditambahkan ke variabel akumulator *sum*. Hasil akhir dari operasi *reduce* ini, yang merepresentasikan total pendapatan, disimpan dalam konstanta *totalValue*.

Tahap selanjutnya adalah perhitungan AOV itu sendiri, seperti yang ditunjukkan oleh kode `const overallAverage = totalValue / completedOrders.length;`. Di sini,

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

totalValue (total pendapatan) dibagi dengan completedOrders.length (yang merepresentasikan jumlah total penjualan atau "NoS"). Hasil pembagian ini, yang merupakan nilai AOV, disimpan dalam konstanta overallAverage.

4.2.2.5 Perhitungan Conversion Rate

$$LCR = NoC / TNL * 100$$

Rumus Perhitungan *Conversion Rate*

Rumus di atas menguraikan metodologi yang digunakan untuk menghitung *Conversion Rate* atau Tingkat Konversi. Metrik ini merupakan indikator kinerja fundamental yang digunakan secara luas untuk mengukur efektivitas suatu proses dalam mengubah prospek atau *leads* menjadi hasil yang diinginkan, misalnya pelanggan atau penjualan. Rumus menampilkan formula dasar untuk "TCR" atau *Lead Conversion Rate*. Dalam formula ini, "NoC" merujuk pada jumlah total prospek yang berhasil dikonversi menjadi hasil yang ditargetkan (misalnya, menjadi pelanggan). "TNL" adalah jumlah keseluruhan prospek atau kontak awal yang diperoleh dalam periode atau lingkup yang sama. Hasil bagi antara jumlah konversi dan jumlah total prospek kemudian dikalikan dengan 100 untuk menyatakan tingkat konversi dalam format persentase.

```
// Calculate conversion rate
const conversionRate =
  totalContacts > 0
    ? Math.round((convertedCustomers / totalContacts) * 100)
    : 0;
```

Gambar 4. 17 Implementasi Kode Perhitungan *Conversion Rate*

Gambar 4.17 memperlihatkan cuplikan kode yang mengimplementasikan perhitungan *conversion rate*. Secara garis besar, kode tersebut mengambil dua nilai input utama, yaitu jumlah pelanggan yang berhasil dikonversi (convertedCustomers) dan jumlah total kontak atau prospek (totalContacts). Kode ini kemudian melakukan perhitungan untuk menghasilkan persentase tingkat konversi. Sebuah logika penting yang diterapkan dalam kode ini adalah adanya pemeriksaan terhadap jumlah total kontak; jika tidak ada kontak sama sekali (nilai totalContacts adalah nol atau kurang), maka tingkat konversi akan secara otomatis



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

dianggap nol. Hal ini bertujuan untuk menghindari kesalahan perhitungan matematis, seperti pembagian dengan nol, dan memastikan bahwa hasil yang ditampilkan selalu valid. Nilai persentase yang dihasilkan kemudian dibulatkan untuk penyajian yang lebih ringkas.

4.2.2.6 Perhitungan Customer Acquisition Rate

$$AR = NA / TC * 100$$

Rumus Perhitungan Acquisition Rate

Rumus Acquisition rate menyajikan metodologi perhitungan “AR” *Customer Acquisition Rate* (CAR) atau *Tingkat Akuisisi Pelanggan*. Metrik AR adalah salah satu indikator kinerja kunci yang digunakan untuk mengevaluasi efektivitas upaya dan strategi suatu entitas bisnis dalam memperoleh pelanggan baru melalui *channel* atau saluran tertentu. Dalam konteks formula ini, "NA" merujuk pada jumlah pelanggan baru yang berhasil diperoleh. Sementara itu, "TC" merepresentasikan jumlah total prospek atau *leads* yang dihasilkan atau dijangkau melalui saluran spesifik yang sedang dievaluasi. Hasil bagi antara jumlah akuisisi baru dengan total *leads* dari *channel* tersebut kemudian dikalikan dengan 100 untuk menyatakan tingkat akuisisi dalam format persentase.

```
// Calculate acquisition rate
const acquisitionRate =
  channelData.length > 0
    ? Math.round((acquiredCount / channelData.length) * 100)
    : 0;
```

Gambar 4. 18 Implementasi Perhitungan Acquisition Rate pada Kode

Gambar 4.18 menampilkan cuplikan kode, yang berfungsi untuk mengimplementasikan perhitungan Tingkat Akuisisi Pelanggan secara terprogram. Secara garis besar, kode tersebut menghitung *acquisitionRate* berdasarkan jumlah pelanggan baru yang berhasil didapatkan (*acquiredCount*) relatif terhadap total data atau *leads* yang berasal dari suatu *channel* spesifik (dalam contoh ini direpresentasikan oleh *channel1Data.length*). Perhitungan ini melibatkan pembagian jumlah akuisisi baru dengan total data *channel*, yang hasilnya kemudian dikonversi menjadi persentase dengan dikalikan 100 dan dibulatkan menggunakan fungsi *Math.round()* untuk mendapatkan nilai bilangan bulat. Sangat penting untuk dicatat bahwa kode ini juga menyertakan logika kondisional: jika tidak ada data



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

atau *leads* dari *channel* tersebut (*channel1Data.length* adalah 0), maka *acquisitionRate* akan secara otomatis diatur menjadi 0. Langkah ini krusial untuk mencegah terjadinya kesalahan pembagian dengan nol dan memastikan bahwa hasil yang ditampilkan selalu akurat dan valid.

4.2.2.7 Perhitungan Retention Rate

$$CRR = ((EC - NC) / S) * 100$$

Rumus Perhitungan *Retention Rate*

Rumus di atas mengilustrasikan metodologi yang digunakan untuk menghitung “*CRR*” *Customer Retention Rate* atau Tingkat Retensi Pelanggan. Metrik ini merupakan salah satu indikator kunci dalam analisis bisnis dan pemasaran yang bertujuan untuk mengukur kemampuan perusahaan dalam mempertahankan pelanggan selama periode waktu tertentu. Dalam formula ini, 'EC' merepresentasikan jumlah total pelanggan pada akhir periode, 'NC' adalah jumlah pelanggan baru yang diperoleh selama periode tersebut, dan 'S' adalah jumlah pelanggan pada awal periode. Selisih antara 'EC' dan 'NC' menghasilkan jumlah pelanggan dari awal periode yang berhasil dipertahankan, yang kemudian dibagi dengan jumlah pelanggan awal ('S') dan dikalikan 100 untuk mendapatkan persentase tingkat retensi.

```
if (olderCustomerEmails.size > 0) {
  const returnedFromOlder = Array.from(olderCustomerEmails).filter(
    (email: string) => recentCustomerEmails.has(email)
  ).length;
  retentionRate = Math.round(
    (returnedFromOlder / olderCustomerEmails.size) * 100
  );
}
```

Gambar 4. 19 Implementasi Kode Perhitungan Retention Rate

Gambar 4.19 mengimplementasikan logika perhitungan tingkat retensi. Secara garis besar, kode ini pertama-tama melakukan pengecekan untuk memastikan bahwa ada data pelanggan dari periode awal (*olderCustomerEmails.size > 0*) sebelum melakukan perhitungan, guna menghindari kesalahan atau hasil yang tidak valid. Selanjutnya, kode tersebut mengidentifikasi dan menghitung jumlah pelanggan yang ada pada periode awal (*olderCustomerEmails*) dan juga masih tercatat sebagai pelanggan aktif pada periode terkini atau akhir



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

(recentCustomerEmails). Jumlah pelanggan yang berhasil dipertahankan dari kohor awal ini disimpan dalam variabel returnedFromOlder. Nilai returnedFromOlder ini secara konseptual sejalan dengan komponen (EC – NC) pada formula umum, yang merepresentasikan pelanggan lama yang tetap bertahan. Akhirnya, tingkat retensi (retentionRate) dihitung dengan membagi jumlah pelanggan yang berhasil dipertahankan (returnedFromOlder) dengan jumlah total pelanggan pada periode awal (olderCustomerEmails.size, yang analog dengan 'S' pada formula), kemudian hasilnya dikalikan 100 untuk dikonversi menjadi persentase dan dibulatkan.

4.3 Implementasi Sistem

4.3.1 Implementasi Model Deep Learning

Seluruh dokumentasi kode implementasi pengembangan model deep learning dapat diakses melalui tautan berikut: <https://github.com/SyahrulRay/Thesis>

4.3.1.1 Pelatihan Model

Setelah dataset melalui tahap preprocess yang telah dijelaskan, selanjutnya adalah melatih model menggunakan dataset tersebut. Proses pelatihan model pada penelitian inipun mengikuti rancangan alur pelatihan model yang telah dijelaskan sebelumnya. Dataset akan dilatih menggunakan model distilbert dengan beberapa *scenario fine tuning*. Detail scenario pelatihan tercantum pada Tabel 10.

Tabel 10. Skenario Hyperparameter Tuning

Kode Skenario	Pre-Trained Model	Skenario
DB-S1	Distil-BERT	• 70:30 Data Splitting • 8:16 Batch • 3e-5 Learning Rate
DB-S2	Distil-BERT	• 80:20 Data Splitting • 8:16 Batch • 3e-5 Learning Rate



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode Skenario	Pre-Trained Model	Skenario
DB-S3	Distil-BERT	• 70:30 <i>Data Splitting</i> • 16:8 <i>Batch</i> • 3e-5 <i>Learning Rate</i>
DB-S4	Distil-BERT	• 80:20 <i>Data Splitting</i> • 16:8 <i>Batch</i> • 3e-5 <i>Learning Rate</i>
DB-S5	Distil-BERT	• 70:30 <i>Data Splitting</i> • 8:16 <i>Batch</i> • 5e-5 <i>Learning Rate</i>
DB-S6	Distil-BERT	• 80:20 <i>Data Splitting</i> • 8:16 <i>Batch</i> • 5e-5 <i>Learning Rate</i>
DB-S7	Distil-BERT	• 70:30 <i>Data Splitting</i> • 16:8 <i>Batch</i> • 5e-5 <i>Learning Rate</i>
DB-S8	Distil-BERT	• 80:20 <i>Data Splitting</i> • 16:8 <i>Batch</i> • 5e-5 <i>Learning Rate</i>

Setelah pemaparan mengenai delapan skenario *hyperparameter tuning* yang tercantum pada Tabel 10 dan penegasan bahwa alur pelatihan untuk setiap skenario tersebut adalah identik mengikuti rancangan yang telah ditetapkan, pembahasan pada bagian selanjutnya akan difokuskan pada penyajian dan analisis mendalam terhadap hasil evaluasi yang diperoleh dari masing-masing skenario *fine-tuning* tersebut. Analisis ini bertujuan untuk mengidentifikasi konfigurasi *hyperparameter*



yang menghasilkan performa model DistilBERT paling optimal dalam tugas klasifikasi teks percakapan pelanggan.

Tabel 11. Hasil Evaluasi Skenario

Kode Skenario	Accuracy	Validation Accuracy	Precision	Recall	Dokumentasi
DB-S1	0.9988	1.0000	1.0000	1.0000	https://tinyurl.com/erparameterTuning1
DB-S2	0.9982	0.9960	0.9966	0.9953	https://tinyurl.com/erparameterTuning2
DB-S3	0.9994	0.9940	0.9940	0.9947	https://tinyurl.com/erparameterTuning3
DB-S4	0.9989	1.0000	1.0000	1.0000	https://tinyurl.com/erparameterTuning4
DB-S5	0.9975	0.9994	0.9992	0.9996	https://bit.ly/HyperparameterTuning5
DB-S6	0.9997	0.9982	0.9980	0.9981	https://bit.ly/HyperparameterTuning6
DB-S7	0.9978	1.0000	1.0000	1.0000	https://tinyurl.com/erparameterTuning7
DB-S8	0.9979	0.9991	0.9994	0.9987	https://bit.ly/HyperaramaterTuning8

Berdasarkan data hasil evaluasi dari delapan skenario fine-tuning model DistilBERT yang disajikan pada Tabel 11 dapat dilakukan analisis mendalam terhadap kinerja model dan pengaruh variasi hyperparameter.

Secara keseluruhan, hasil evaluasi menunjukkan bahwa model DistilBERT mampu

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

mencapai kinerja yang sangat tinggi di semua delapan skenario eksperimen. Nilai *accuracy* pelatihan untuk semua skenario berada di atas 0.9975, dan yang lebih penting, *validation accuracy*, *precision*, serta *recall* pada data validasi juga menunjukkan angka yang sangat mendekati sempurna, yaitu 0.9940 atau lebih tinggi. Hal ini mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang sangat baik dan efektif dalam melakukan klasifikasi teks percakapan pelanggan ke dalam kategori isu yang telah ditentukan.

Dari kedelapan skenario tersebut, beberapa konfigurasi menunjukkan performa yang optimal pada data validasi. Skenario DB-S1 (70:30 *Data Splitting*, 8:16 *Batch*, 3e-5 *Learning Rate*), DB-S4 (80:20 *Data Splitting*, 16:8 *Batch*, 3e-5 *Learning Rate*), dan DB-S7 (70:30 *Data Splitting*, 16:8 *Batch*, 5e-5 *Learning Rate*) berhasil mencapai nilai sempurna (1.0000) untuk *validation accuracy*, *precision*, dan *recall*. Skenario lain seperti DB-S5 dan DB-S8 juga menunjukkan hasil yang sangat kompetitif dengan nilai metrik di atas 0.9980.

Analisis terhadap pengaruh masing-masing hyperparameter menunjukkan beberapa observasi:

- Rasio Pembagian Data: Perbandingan antara rasio 70:15:15 (misalnya DB-S1 vs DB-S2 jika parameter lain sama, atau DB-S1, DB-S3, DB-S5, DB-S7) dan 80:10:10 (DB-S2, DB-S4, DB-S6, DB-S8) tidak menunjukkan perbedaan kinerja yang drastis. Kedua pendekatan rasio pembagian data mampu menghasilkan model dengan performa sangat tinggi. Misalnya, DB-S1 (70:15:15) dan DB-S4 (80:10:10) keduanya mencapai skor validasi sempurna, meskipun dengan konfigurasi *batch size* dan *learning rate* yang sedikit berbeda.
- Konfigurasi *Batch Size*: Variasi *batch size* untuk data latih dan validasi (8:16 vs 16:8) juga tidak memberikan dampak perbedaan yang sangat signifikan secara konsisten di semua metrik. Sebagai contoh, pada *learning rate* 3e-5, skenario DB-S1 (8:16 *batch*) dan DB-S4 (16:8 *batch*) keduanya mencapai hasil validasi sempurna, meskipun dengan rasio split yang berbeda. Demikian pula pada *learning rate* 5e-5, skenario DB-S7 (16:8 *batch*) mencapai skor validasi sempurna.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

- *Learning Rate*: Penggunaan *learning rate* 3e-5 dan 5e-5 keduanya mampu menghasilkan model dengan kinerja sangat baik. Skenario DB-S1, DB-S4 (keduanya dengan LR 3e-5) dan DB-S7 (LR 5e-5) mencapai skor validasi sempurna. Ini mengindikasikan bahwa model DistilBERT cukup robust terhadap variasi kecil pada *learning rate* dalam rentang ini untuk dataset yang digunakan.

Lebih lanjut, kedekatan antara nilai *accuracy* pada data latih (misalnya, DB-S6 dengan 0.9997) dan *validation accuracy* (DB-S6 dengan 0.9982) di semua skenario menunjukkan bahwa model tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Nilai *precision* dan *recall* yang tinggi secara konsisten juga mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam meminimalkan kesalahan klasifikasi, baik itu *false positives* maupun *false negatives*, untuk setiap kategori isu pelanggan.

Kesimpulannya, eksperimen hyperparameter tuning ini menunjukkan bahwa model DistilBERT sangat cocok dan handal untuk tugas klasifikasi teks pada dataset percakapan pelanggan ini. Meskipun terdapat variasi minor dalam hasil antar skenario, performa secara umum tetap sangat tinggi. Skenario DB-S1, DB-S4, dan DB-S7 dapat dianggap sebagai konfigurasi yang paling menonjol karena mencapai nilai evaluasi tertinggi pada data validasi. Tingginya angka pada semua metrik kunci ini memberikan keyakinan bahwa model yang dikembangkan memiliki akurasi dan keandalan yang baik.

Pelatihan model klasifikasi urgensi dilakukan dengan mengadopsi konfigurasi *hyperparameter* terbaik yang telah diidentifikasi dari hasil evaluasi ekstensif pada model klasifikasi topik sebelumnya. Berdasarkan temuan pada Tabel 11, skenario DB-S4 terbukti menunjukkan kinerja optimal dengan skor validasi sempurna. Oleh karena itu, konfigurasi tersebut rasio pembagian data 80:20, batch size 16 untuk pelatihan dan 8 untuk validasi, serta *learning rate* 3e-5 diterapkan kembali untuk melatih model urgensi pada dataset yang telah dilabeli ulang.

Setelah dilatih pada dataset urgensi, model dievaluasi pada data uji untuk mengukur kinerjanya. Hasil evaluasi menunjukkan performa yang sangat tinggi. Akurasi akhir yang dicapai oleh model klasifikasi urgensi adalah 96% dan akurasi validasi sebesar 100%, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengklasifikasikan setiap



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

tingkat urgensi (*high, medium, low*) secara seimbang dan andal. Kinerja yang kuat ini memvalidasi bahwa pendekatan *fine-tuning* dengan *hyperparameter* yang telah terbukti efektif mampu menghasilkan model klasifikasi urgensi yang akurat dan siap untuk implementasi praktis.

4.3.1.2 Deployment Model

Untuk keperluan *deployment model* dalam penelitian ini, peneliti menggunakan platform *Hugging Face Spaces*. Platform ini peneliti pilih karena kemudahannya dalam meng-host aplikasi *machine learning*, integrasi yang sangat baik dengan model-model dari *Hugging Face Hub*, serta penyediaan lingkungan yang sudah terkonfigurasi untuk menjalankan aplikasi berbasis Python secara cepat.

Secara spesifik, antarmuka pengguna interaktif untuk demo model ini peneliti bangun menggunakan framework Gradio. Gradio memungkinkan pembuatan demo aplikasi *machine learning* dengan kode Python yang minimal, sehingga memudahkan pengguna untuk berinteraksi langsung dengan model. Model yang telah peneliti *fine-tuning* beserta skrip aplikasi Gradio (*app.py*) yang menangani pemuatan model dan logika inferensi peneliti host pada *Hugging Face Spaces* dan dapat diakses melalui

URL : <https://huggingface.co/spaces/SyahrulRay/CustomerSupportClass>.

Pengguna dapat berinteraksi dengan model yang telah di deploy melalui antarmuka Gradio yang tersedia pada URL *Hugging Face Spaces* tersebut. Alur kerjanya adalah sebagai berikut:

1. *Input* Pengguna: Pengguna memasukkan teks yang berasal dari keluhan atau percakapan layanan pelanggan ke dalam kolom *input* teks yang disediakan oleh antarmuka Gradio.
2. *Proses Model*: Setelah pengguna mengirimkan *input*, maka tahap selanjutnya pra-pemrosesan pada teks input, kemudian memuat model DistilBERT yang telah peneliti latih untuk melakukan inferensi dan memprediksi kelas atau kategori dari keluhan tersebut.
3. *Output* Hasil: Hasil prediksi berupa kelas atau kategori dari teks keluhan pelanggan, yaitu salah satu dari "*delivery issue*", "*order issue*", "*payment issue*",



Hak Cipta :

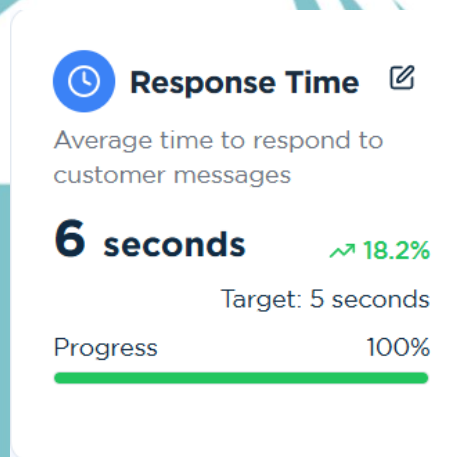
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

atau "refund issue", kemudian ditampilkan kembali kepada pengguna secara langsung melalui antarmuka Gradio.

Dengan menggunakan *Hugging Face Spaces* dan Gradio, model klasifikasi keluhan pelanggan yang peneliti kembangkan ini dapat didemonstrasikan dan diakses dengan mudah, sehingga memungkinkan validasi fungsionalitasnya secara interaktif.

4.3.2 Implementasi Dashboard KPI

4.3.2.1 Response Time Chatbot Section



Gambar 4. 20 Tampilan Section Response Time

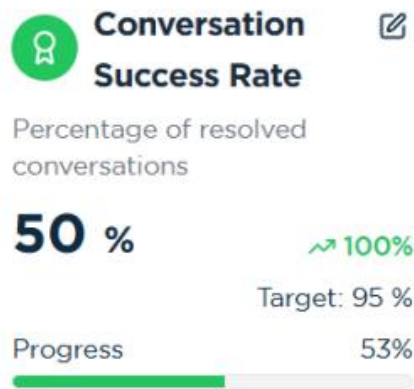
Gambar 4.20 menampilkan widget KPI Waktu Respons Chatbot yang menyajikan rata-rata waktu respons chatbot terhadap pesan pelanggan, beserta persentase perubahan tren dan perbandingan dengan target yang ditetapkan. Nilai-nilai ini dihasilkan dari proses kalkulasi yang mengambil data percakapan, mengurutkannya, menghitung selisih waktu antara pesan pengguna dan respons asisten untuk setiap interaksi, dan kemudian merata-ratakannya serta menganalisis trennya.

4.3.2.2 Conversation Chatbot Success Rate Section



Hak Cipta :

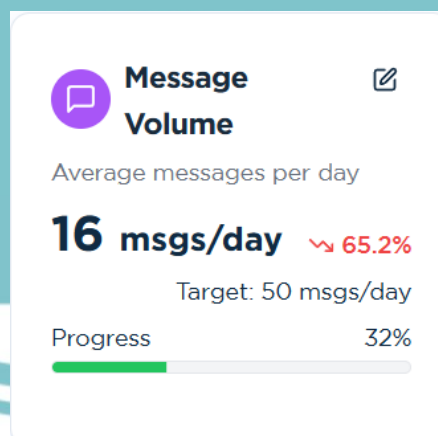
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4. 21 Tampilan Section Success Rate

Widget KPI pada gambar 4.21 ini menunjukkan Tingkat Keberhasilan Percakapan Chatbot, yang merepresentasikan persentase percakapan yang berhasil diselesaikan. Informasi ini disertai dengan data tren perubahan dan perbandingan terhadap target yang diinginkan. Perhitungan metrik ini melibatkan pengambilan data percakapan, identifikasi percakapan yang memenuhi kriteria berhasil (misalnya, *resolved === true*), dan kemudian kalkulasi rasio keberhasilan terhadap total percakapan, yang juga dianalisis trennya dari waktu ke waktu.

4.3.2.3 Message Volume Section



Gambar 4. 22 Tampilan Section Message Volume

Gambar 4.22 menampilkan widget KPI Volume Pesan, yang mengindikasikan rata-rata jumlah pesan per hari yang ditangani. Widget ini juga menyertakan informasi tren perubahan dan perbandingan dengan target volume pesan harian. Logika di baliknya melibatkan akuisisi data percakapan, penghitungan jumlah pesan dalam setiap percakapan (dengan penanganan berbagai struktur data), perhitungan rata-

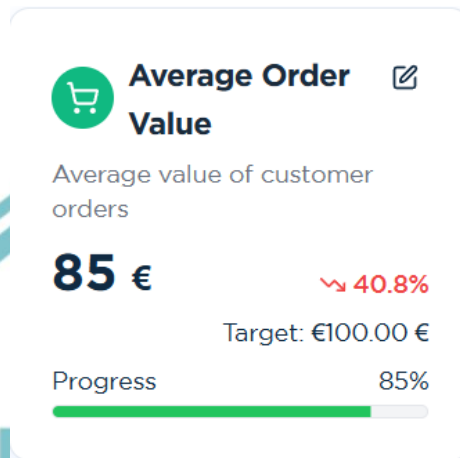


Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

rata pesan per percakapan, dan agregasi volume pesan harian untuk analisis tren.

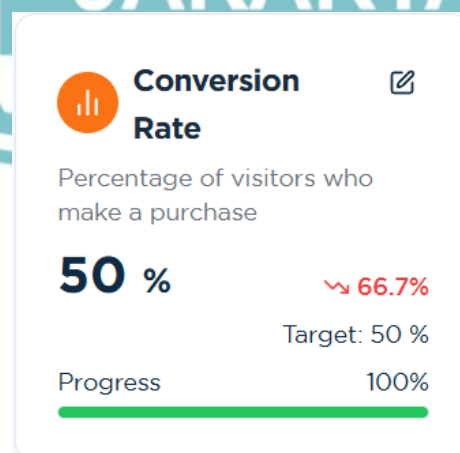
4.3.2.4 Average Order Value Section



Gambar 4. 23 Tampilan Section Average Order Value

Gambar 4.23 menyajikan *Average Order Value* (AOV) atau Nilai Pesanan Rata-Rata, yang menunjukkan nilai moneter rata-rata dari setiap transaksi pelanggan. Tampilan ini dilengkapi dengan persentase perubahan tren dan perbandingan dengan target AOV yang telah ditentukan. Sesuai rancangan kebutuhan fungsional *dashboard*, AOV dihitung dari total pendapatan dibagi jumlah pesanan, dan hasilnya ditampilkan beserta analisis trennya.

4.3.2.5 Conversion Rate Section



Gambar 4. 24 Tampilan Section Conversion Rate

Gambar 4.24 menampilkan *Conversion Rate* atau Tingkat Konversi, yang



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

mengukur persentase interaksi atau kunjungan yang berhasil menjadi transaksi. Data ini disajikan bersama dengan indikator tren perubahan dan perbandingan terhadap target tingkat konversi. Berdasarkan kebutuhan fungsional *dashboard*, tingkat konversi dihitung dengan membagi jumlah konversi dengan jumlah total pengunjung atau prospek, kemudian hasilnya ditampilkan dengan analisis tren.

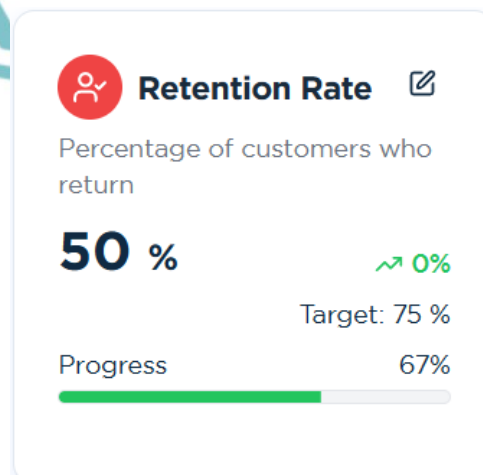
4.3.2.6 Customer Acquisition Rate Section



Gambar 4. 25 Tampilan Section Customer Acquisition

Gambar 4.25 menunjukkan *Customer Acquisition Rate* (CAR) atau Tingkat Akuisisi Pelanggan, yang merefleksikan efektivitas dalam memperoleh pelanggan baru. Tampilan ini mencakup nilai CAR, persentase perubahan tren, dan perbandingan dengan target yang ditetapkan. Sesuai kebutuhan fungsional *dashboard*, CAR dihitung dari jumlah pelanggan baru dibagi dengan jumlah prospek atau target audiens tertentu, dengan hasil dan analisis tren yang ditampilkan

4.3.2.7 Retention Rate Section



Gambar 4. 26 Tampilan Section Retention Rate

Gambar 4.26 menampilkan *widget* KPI untuk *Retention Rate* atau Tingkat Retensi Pelanggan, yang menunjukkan persentase pelanggan yang berhasil dipertahankan oleh perusahaan selama periode waktu tertentu. Disajikan pula data tren perubahan dan perbandingan dengan target retensi yang diinginkan. Berdasarkan kebutuhan fungsional *dashboard*, tingkat retensi dihitung dengan formula yang melibatkan jumlah pelanggan di awal dan akhir periode serta pelanggan baru, dan hasilnya beserta analisis trennya ditampilkan pada *widget*.

4.4 Pengujian

Tahap pengujian model merupakan fase krusial untuk mengevaluasi kinerja dan reliabilitas model klasifikasi teks DistilBERT yang telah dilatih. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui sejauh mana model mampu melakukan prediksi secara akurat pada berbagai jenis input teks, baik yang relevan maupun yang tidak relevan dengan konteks komunikasi pelanggan.

4.4.1 Deskripsi Pengujian

Pengujian model dalam penelitian ini dilakukan melalui dua skenario utama untuk memberikan evaluasi yang komprehensif terhadap kemampuan model:

4.4.1.1 Real Case Testing (Pengujian Kasus Nyata)

Pengujian ini dirancang untuk mensimulasikan penggunaan model dalam skenario operasional sehari-hari dan memberikan evaluasi akhir yang paling objektif terhadap kinerjanya. Berbeda dari pengujian sampel terbatas, evaluasi ini dilakukan secara komprehensif pada seluruh data uji (*test set*) yang telah disisihkan, yang mana data ini belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan atau validasi.

Tujuan dari pengujian ini adalah untuk mengukur performa model secara kuantitatif dalam mengklasifikasikan teks yang relevan dengan kasus-kasus komunikasi pelanggan, seperti isu pengiriman, pesanan, pembayaran, dan pengembalian dana. Untuk mencapai tujuan ini, evaluasi akan berfokus pada tiga hasil utama:

1. *Confusion Matrix*: Digunakan untuk menganalisis secara visual dan rinci ketepatan prediksi model. Matriks ini akan menunjukkan jumlah prediksi yang



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

benar dan jenis-jenis kesalahan klasifikasi yang mungkin terjadi antar kelas.

2. *Classification Report*: Digunakan untuk mengukur metrik kinerja standar secara kuantitatif, yang mencakup akurasi, presisi, recall, dan F1-score untuk setiap kelas.
3. Kappa Cohen Score: mempertimbangkan kemungkinan kesepakatan yang terjadi secara kebetulan (*chance agreement*). Ini membuatnya menjadi metrik yang lebih kuat dan dapat diandalkan, terutama dalam skenario di mana kelas-kelas tidak seimbang.

Dengan menggunakan seluruh data uji, hasil dari *Real Case Testing* ini akan memberikan gambaran yang andal dan tidak bias mengenai seberapa baik model dapat diharapkan untuk berkinerja saat diimplementasikan di dunia nyata.

4.4.1.2 Out of Context Testing (Pengujian di Luar Konteks)

Pengujian ini bertujuan untuk menguji kemampuan model dalam mengenali dan menangani input teks yang tidak relevan atau berada di luar lingkup permasalahan *customer support* yang menjadi fokus pelatihan. Dengan adanya implementasi mekanisme threshold dan penggunaan label "*Other*", skenario ini secara khusus mengevaluasi efektivitas model dalam mengidentifikasi teks-teks tersebut dan mengklasifikasikannya ke dalam kategori "*Other*", sehingga tidak salah dikategorikan sebagai salah satu isu layanan pelanggan utama.

4.4.1.3 Pengujian Fungsional Sistem Analisis Komunikasi Pelanggan dan Kinerja CRM

Pengujian fungsional dilakukan untuk memastikan bahwa setiap kapabilitas analitik yang dirancang untuk sistem analisis komunikasi pelanggan dan kinerja *Customer Relationship Management* (CRM) dapat berjalan sesuai dengan spesifikasi kebutuhan yang telah ditetapkan. Pengujian ini berfokus pada verifikasi output sistem berdasarkan input dan kondisi tertentu, tanpa memperhatikan struktur internal kode (*black-box testing*).

4.4.2 Prosedur Pengujian

4.4.2.1 Prosedur Pengujian Model

Prosedur pengujian untuk kedua skenario tersebut dirinci dalam Tabel 12

Tabel 12. Prosedur Pengujian Model



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tahapan	<i>Real Case Testing</i> (Pengujian Kasus Nyata)	<i>Out of Context Testing</i> (Pengujian di Luar Konteks)
Persiapan Data Uji	- Menggunakan seluruh data uji (test set) yang telah dipisahkan pada tahap <i>data splitting</i> (10% dari dataset). - Data uji ini berisi ratusan sampel yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan atau validasi.	- Menyiapkan 10 sampel teks atau kalimat yang berbeda- beda - Setiap sampel teks sengaja dibuat agar tidak berkaitan dengan isu pengiriman, pesanan, pembayaran, atau pengembalian dana (misalnya, kalimat umum, pertanyaan tentang topik acak, lirik lagu, dll - Menetapkan <i>ground truth</i> (kebenaran dasar) untuk setiap sampel teks ini sebagai "Others".
Pelaksanaan Pengujian	- Menjalankan seluruh data uji ke dalam model yang telah dilatih untuk mendapatkan prediksi bagi setiap sampel. - Membandingkan hasil prediksi model dengan label asli (<i>ground truth</i>) dari data	Menginputkan ke-10 sampel teks tersebut satu per satu ke dalam model klasifikasi DistilBERT yang telah dilengkapi dengan mekanisme <i>threshold</i> dan kemampuan untuk memprediksi label



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Tahapan	<i>Real Case Testing</i> (Pengujian Kasus Nyata)	<i>Out of Context Testing</i> (Pengujian di Luar Konteks)
	uji.	"Others" Mencatat hasil prediksi label yang diberikan oleh model untuk setiap sampel teks.

4.4.2.2 Prosedur Pengujian Fungsional

Berikut adalah detail skenario pengujian untuk masing-masing kebutuhan fungsional:

Tabel 13.. Prosedur Pengujian Fungsional

Kod	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Langkah-langkah Eksekusi	Hasil yang Diharapkan
FU-1	Perhitungan <i>Average Order Value</i> (AOV)	Menguji kemampuan sistem menghitung AOV berdasarkan sekumpulan data transaksi pesanan.	1. Siapkan data <i>dummy</i> beberapa transaksi dengan nilai yang berbeda. 2. Input data transaksi ke sistem (jika ada fitur input) atau pastikan data tersedia di database. 3. Jalankan fungsi kalkulasi AOV.	Sistem menampilkan nilai AOV yang benar, sesuai dengan perhitungan manual (Total Pendapatan / Jumlah Pesanan) dari data <i>dummy</i> .
FU-2	Perhitungan	Menguji	1. Siapkan data	Sistem



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kod	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Langkah-langkah Eksekusi	Hasil yang Diharapkan
	<i>Conversion Rate</i>	kemampuan sistem menghitung <i>Conversion Rate</i> berdasarkan data interaksi/kunjungan dan data transaksi penjualan.	1. <i>dummy</i> jumlah interaksi/kunjungan dan jumlah transaksi penjualan yang berhasil. 2. Input data tersebut ke sistem. 3. Jalankan fungsi kalkulasi <i>Conversion Rate</i>.	menampilkan nilai <i>Conversion Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual $\left(\frac{\text{Jumlah Transaksi}}{\text{Jumlah Interaksi}} \right) \times 100\%$ dari data <i>dummy</i>.
FU-3	Pengukuran <i>Response Time</i> Chatbot	Menguji kemampuan sistem menghitung rata-rata waktu respons chatbot.	1. Siapkan data <i>dummy</i> log percakapan chatbot yang mencakup waktu pesan pengguna dan waktu respons chatbot. 2. Input data log ke sistem. 3. Jalankan fungsi kalkulasi <i>Response Time</i>.	Sistem menampilkan nilai rata-rata <i>Response Time</i> yang akurat berdasarkan selisih waktu antara pesan pengguna dan respons chatbot dari data <i>dummy</i>.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kod	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Langkah-langkah Eksekusi	Hasil yang Diharapkan
FU-4	Pengukuran <i>Conversatio n Success Rate</i> Chatbot	Menguji kemampuan sistem menghitung tingkat keberhasilan percakapan chatbot.	1. Siapkan data <i>dummy</i> log percakapan chatbot, beberapa ditandai sebagai 'berhasil' (misal, masalah terselesaikan) dan beberapa 'tidak berhasil'. 2. Input data log ke sistem. 3. Jalankan fungsi kalkulasi <i>Success Rate</i> .	Sistem menampilkan nilai <i>Conversatio n Success Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual ((Jumlah Percakapan Berhasil / Total Percakapan) * 100%)
FU-5	Pelaporan <i>Message Volume</i> Chatbot	Menguji kemampuan sistem melacak dan melaporkan jumlah total pesan atau percakapan yang ditangani chatbot dalam periode waktu tertentu.	1. Siapkan data <i>dummy</i> log percakapan chatbot dengan stempel waktu yang beragam. 2. Tentukan periode waktu untuk analisis. 3. Jalankan fungsi pelaporan <i>Message Volume</i> untuk periode tersebut.	Sistem menampilkan jumlah total pesan atau percakapan yang akurat sesuai dengan data <i>dummy</i> dalam periode waktu yang ditentukan.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kod	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Langkah-langkah Eksekusi	Hasil yang Diharapkan
FU-6	Perhitungan <i>Customer Acquisition Rate</i> (CAR)	Menguji kemampuan sistem menghitung CAR.	1. Siapkan data <i>dummy</i> jumlah pelanggan baru yang diakuisisi dan jumlah total prospek (atau basis data lain yang relevan) dalam periode tertentu. 2. Input data ke sistem. 3. Jalankan fungsi kalkulasi CAR.	Sistem menampilkan nilai CAR yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual ((Jumlah Pelanggan Baru / Jumlah Total Prospek) * 100%) dari data <i>dummy</i> .
FU-7	Perhitungan <i>Retention Rate</i>	Menguji kemampuan sistem menghitung <i>Retention Rate</i> .	1. Siapkan data <i>dummy</i> jumlah pelanggan di awal periode, jumlah pelanggan baru yang diakuisisi selama periode, dan jumlah pelanggan di akhir periode. 2. Input data ke sistem. Jalankan fungsi kalkulasi <i>Retention Rate</i> .	Sistem menampilkan nilai <i>Retention Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual (((Pelanggan Akhir - Pelanggan Baru) / Pelanggan



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kod	Fitur yang Diuji	Skenario Pengujian	Langkah-langkah Eksekusi	Hasil yang Diharapkan
				Awal) * 100%) dari datadummy.

4.4.3 Analisis Hasil Pengujian

Setelah pelaksanaan pengujian, dilakukan analisis terhadap hasil yang diperoleh untuk masing-masing scenario.

4.4.3.1 Analisis Hasil *Real Case Testing*

Pengujian kasus nyata (*Real Case Testing*) dilakukan untuk mengevaluasi kinerja final dari model DistilBERT yang telah dilatih dalam mengklasifikasikan teks komunikasi pelanggan. Berbeda dari pendekatan spot-checking, pengujian ini menerapkan evaluasi yang komprehensif pada seluruh data uji (test set), yang terdiri dari 798 sampel yang belum pernah dilihat oleh model selama proses pelatihan maupun validasi. Kinerja model dianalisis secara kuantitatif melalui tiga alat evaluasi utama: Confusion Matrix, Classification Report, dan Cohen's Kappa Score. Hasil evaluasi dapat dilihat pada gambar

```
50/50 [=====] - 34s 639ms/step - loss: 0.0113 - accuracy: 0.9975
Test Loss: 0.0113
Test Accuracy: 0.9975
```

Gambar 4. 27 Hasil Accuracy Testing pada data test

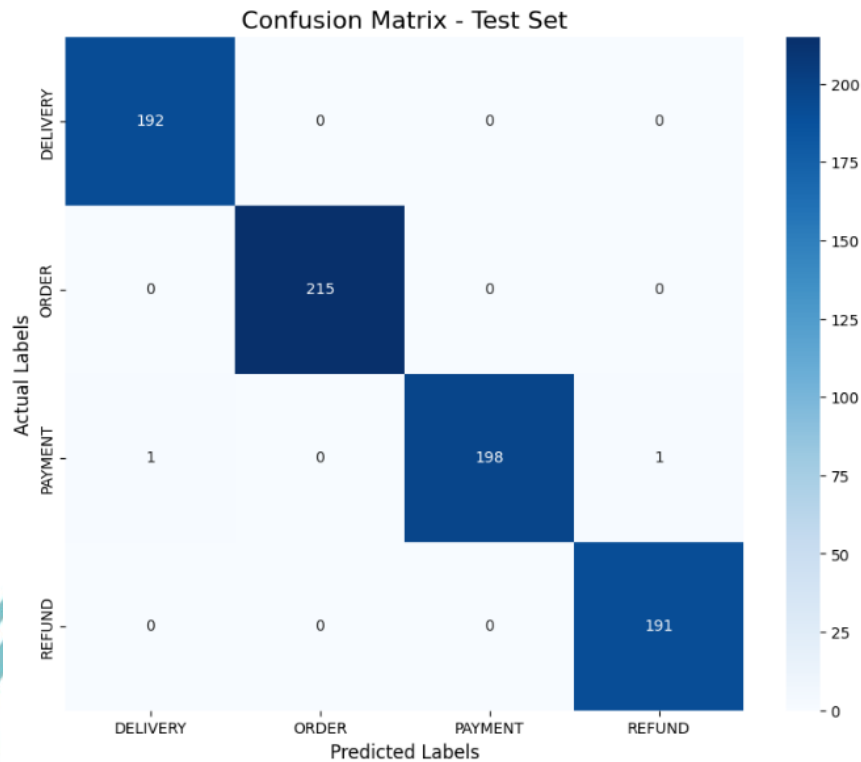
Classification Report for Test Set:				
	precision	recall	f1-score	support
DELIVERY	0.99	1.00	1.00	192
ORDER	1.00	1.00	1.00	215
PAYMENT	1.00	0.99	0.99	200
REFUND	0.99	1.00	1.00	191
accuracy			1.00	798
macro avg	1.00	1.00	1.00	798
weighted avg	1.00	1.00	1.00	798

Gambar 4. 28 Hasil Classification Report



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Gambar 4. 29 Hasil Confusion Matrix

Cohen's Kappa Score: 0.9967

Gambar 4. 30 Hasil Kappa Score

Hasil evaluasi akhir pada 798 data uji menunjukkan kinerja model yang cukup baik. Berdasarkan confusion matrix yang dihasilkan, dapat terlihat bahwa sebagian besar prediksi jatuh tepat di sepanjang garis diagonal, dengan nilai-nilai: *DELIVERY* (192), *ORDER* (215), *PAYMENT* (198), dan *REFUND* (191). Ini menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar sampel uji ke dalam kategori yang benar.

Meskipun menunjukkan kinerja yang mendekati sempurna, confusion matrix juga memperlihatkan dua kesalahan klasifikasi minor pada sel off-diagonal. Secara spesifik, terdapat satu sampel aktual *PAYMENT* yang keliru diklasifikasikan sebagai *DELIVERY*, dan satu sampel aktual *PAYMENT* lainnya yang salah diklasifikasikan sebagai *REFUND*.

Temuan ini diperkuat secara kuantitatif oleh classification report, yang mencatat



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

skor akurasi 0.9975 (atau 1.00 jika dibulatkan) pada seluruh test set. Untuk metrik per kelas, model mencapai skor presisi, recall, dan F1-score yang cukup baik, sebagian besar mencapai 1.00, dan beberapa di antaranya sedikit di bawah 1.00 (contohnya precision untuk *DELIVERY* dan *REFUND* 0.99, serta recall dan f1-score untuk *PAYMENT* 0.99). Nilai presisi yang cukup menandakan bahwa model tepat dalam sebagian besar prediksi yang dibuat (minimal false positives), sementara recall yang cukup menunjukkan kemampuannya untuk mengidentifikasi hampir seluruh kasus relevan untuk setiap kategori tanpa ada yang terlewat (minimal false negatives).

Selain itu, evaluasi juga mencakup perhitungan *Cohen's Kappa Score*, yang memberikan nilai 0.9967. Nilai Kappa ini mengindikasikan kesepakatan yang hampir sempurna antara prediksi model dan label aktual, setelah memperhitungkan kemungkinan kesepakatan yang terjadi secara kebetulan. Nilai yang mendekati 1.0 ini semakin memvalidasi kinerja model yang konsisten dan andal, bahkan pada dataset yang mungkin memiliki ketidakseimbangan kelas.

Secara keseluruhan, analisis ini memvalidasi bahwa model DistilBERT yang telah di-fine-tune memiliki tingkat keandalan dan robustitas yang cukup untuk tugas klasifikasi komunikasi pelanggan pada domain data yang digunakan, dengan hanya menampakkan kesalahan yang sangat minimal.

4.4.3.2 Analisis Hasil Out of Context Testing

Pengujian di luar konteks (*Out of Context Testing*) dilaksanakan untuk menilai kemampuan model DistilBERT dalam mengidentifikasi dan menangani input teks yang tidak relevan dengan lingkup permasalahan *customer support* yang telah ditentukan (yaitu, di luar kategori *Delivery Issue*, *Order Issue*, *Payment Issue*, dan *Refund Issue*). Pengujian ini sangat penting untuk memastikan bahwa model tidak hanya akurat dalam mengklasifikasikan kasus yang relevan, tetapi juga *robust* atau tangguh terhadap input yang bersifat noise atau di luar domain yang diharapkan. Sebanyak 10 sampel teks yang sengaja dirancang agar tidak memiliki kaitan dengan isu-isu layanan pelanggan tersebut diujikan kepada model. *Ground truth* untuk semua sampel ini adalah kategori "*Other*", yang diharapkan dapat diprediksi oleh model melalui mekanisme threshold yang telah diimplementasikan.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Selain evaluasi performa secara umum, perlu dipertimbangkan pula strategi untuk menangani situasi di mana model menghasilkan prediksi dengan tingkat kepercayaan (*confidence value*) yang rendah atau ambigu antar kelas. Ambiguitas semacam ini dapat mengurangi keandalan prediksi dalam skenario praktis. Untuk mengatasi hal tersebut, beberapa penelitian telah mengadopsi penggunaan nilai ambang batas (*threshold*) pada *confidence score* klasifikasi. Sebagai contoh, penelitian yang dilakukan oleh (Shen & Kejriwal, 2023) menunjukkan bahwa penerapan *threshold* dapat membantu dalam mengidentifikasi dan mengelola prediksi yang memiliki tingkat kepercayaan di bawah batas tertentu.

Tabel 14. Hasil Pengujian Out of Context

Kode Testing	Teks Input	Prediksi Model	Ground Truth	Status
OC-1	"Ko syahrul ganteng pisan ya?"	Other	Other	Benar
OC-2	"Siapa si syahrul tuh?"	Other	Other	Benar
OC-3	"kenapa kambing makan rumput?"	Other	Other	Benar
OC-4	"Apa resep membuat nasi goreng yang enak?"	Other	Other	Benar
OC-5	"Film yang lagi tayang di bioskop bagus tidak ya?"	Other	Other	Benar
OC-6	"Siapa yang akan memenangkan pertandingan bola malam ini?"	Other	Other	Benar
OC-7	"Harga emas hari ini naik atau turun ya?"	Other	Other	Benar
OC-8	"Menurutmu, warna apa yang cocok untuk dinding kamar tidur?"	Other	Other	Benar
OC-9	"Kucing saya dari kemarin tidak mau makan, kenapa ya?"	Other	Other	Benar
OC-10	"Saya sedang mencari rekomendasi tempat wisata di Bali."	Other	Other	Benar

Berdasarkan hasil pengujian yang disajikan pada Tabel 14, model menunjukkan

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

kinerja yang sangat baik. Dari total 10 sampel teks *out of context* yang diinputkan, keseluruhan sampel (OC-1 hingga OC-10) berhasil diprediksi dengan benar oleh model sebagai kategori "Other", sehingga tingkat akurasi model dalam skenario *Out of Context Testing* ini mencapai 100%.

Hasil akurasi sempurna pada pengujian ini mengindikasikan efektivitas mekanisme *threshold* dan penggunaan label "Other". Keberhasilan model dalam mengklasifikasikan semua input yang tidak relevan ke dalam kategori "Other" menunjukkan bahwa mekanisme *threshold* yang diterapkan telah berfungsi secara optimal, mampu membedakan antara teks yang memiliki ciri-ciri kuat dari salah satu kategori isu utama dengan teks yang tidak menunjukkan keterkaitan yang cukup. Selain itu, hasil ini juga menunjukkan kemampuan generalisasi model dan kemampuannya untuk menolak input asing, artinya model tidak memaksakan klasifikasi input tersebut ke dalam kategori-kategori yang telah dipelajarinya secara spesifik, melainkan mengarahkannya ke kategori residual "Other". Kemampuan untuk menangani input *out of context* secara tepat ini meningkatkan reliabilitas atau keandalan model secara keseluruhan, karena dalam implementasi nyata, hal ini mencegah model memberikan respons atau klasifikasi yang tidak relevan atau bahkan keliru terhadap pertanyaan atau pernyataan pengguna yang tidak berkaitan dengan layanan pelanggan yang ditangani.

Kesimpulannya, hasil *Out of Context Testing* ini menunjukkan bahwa model DistilBERT yang dikembangkan tidak hanya berfokus pada akurasi klasifikasi untuk kasus-kasus relevan, tetapi juga memiliki kemampuan yang sangat baik dalam menyaring dan mengkategorikan input yang tidak relevan. Performa sempurna dalam skenario ini memberikan keyakinan tambahan terhadap robustness dan kepraktisan model untuk diimplementasikan dalam sistem *customer support* yang sesungguhnya, di mana variasi input dari pengguna sangat mungkin terjadi.

4.4.3.3 Analisis Hasil Pengujian Fungsional

Pengujian fungsional telah dilaksanakan untuk setiap skenario yang dirancang pada Tabel 13. Hasil dari pengujian tersebut dirangkum dalam tabel di bawah ini.

Tabel 15 Hasil Pengujian Fungsional



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode	Fitur yang Diuji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Observasi	Status
FU-1	Perhitungan <i>Average Order Value</i> (AOV)	Sistem menghitung nilai AOV yang benar, sesuai dengan perhitungan manual (Total Pendapatan / Jumlah Pesanan) dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai AOV yang benar dan sesuai dengan perhitungan manual dari data <i>dummy</i>	Berhasil
FU-2	Perhitungan <i>Conversion Rate</i>	Sistem menghitung nilai <i>Conversion Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual ((Jumlah Transaksi / Jumlah Interaksi) * 100%) dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai <i>Conversion Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase dan sesuai dengan perhitungan manual dari data <i>dummy</i> .	Berhasil
FU-3	Pengukuran <i>Response Time</i> Chatbot	Sistem menghitung nilai rata-rata <i>Response Time</i> yang akurat berdasarkan selisih waktu antara pesan pengguna dan respons chatbot dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai rata-rata <i>Response Time</i> yang akurat, sesuai dengan data log percakapan <i>dummy</i> .	Berhasil



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode	Fitur yang Diuji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Observasi	Status
FU-4	Pengukuran <i>Conversation Success Rate</i> Chatbot	Sistem menghitung nilai <i>Conversation Success Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual ((Jumlah Percakapan Berhasil / Total Percakapan) * 100%) dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai <i>Conversation Success Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase dan sesuai dengan perhitungan manual dari data <i>dummy</i> .	Berhasil
FU-5	Pelaporan <i>Message Volume</i> Chatbot	Sistem menghitung jumlah total pesan atau percakapan yang akurat sesuai dengan data <i>dummy</i> dalam periode waktu yang ditentukan.	Sistem menghitung jumlah total pesan atau percakapan yang akurat untuk periode waktu yang ditentukan, sesuai dengan data <i>dummy</i> .	Berhasil
FU-6	Perhitungan <i>Customer Acquisition Rate (CAR)</i>	Sistem menghitung nilai CAR yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual ((Jumlah Pelanggan Baru / Jumlah Total Prospek) * 100%) dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai CAR yang benar dalam bentuk persentase dan sesuai dengan perhitungan manual dari data <i>dummy</i>	Berhasil



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang menggunakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Kode	Fitur yang Diuji	Hasil yang Diharapkan	Hasil Observasi	Status
FU-7	Perhitungan <i>Retention Rate</i>	Sistem menghitung nilai <i>Retention Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase, sesuai dengan perhitungan manual (((Pelanggan Akhir - Pelanggan Baru) / Pelanggan Awal) * 100%) dari data <i>dummy</i> .	Sistem menghitung nilai <i>Retention Rate</i> yang benar dalam bentuk persentase dan sesuai dengan perhitungan manual dari data <i>dummy</i> .	Berhasil

Berdasarkan hasil pengujian fungsional yang tercatat pada Tabel 14, dapat disimpulkan bahwa fungsi-fungsi inti sistem yang berkaitan dengan kalkulasi metrik performa penjualan, performa chatbot, dan dinamika pelanggan telah berjalan sesuai dengan spesifikasi dan kebutuhan yang diharapkan. Seluruh skenario uji dari FU-001 hingga FU-007 menunjukkan status "Berhasil". Hasil ini menunjukan bahwa persentase keberhasilan dari pengujian ini adalah 100%.

Keberhasilan seluruh skenario pengujian hingga FU-007 ini menunjukkan bahwa fungsionalitas dasar terkait perhitungan dan penyajian indikator kinerja utama telah diimplementasikan dengan baik dan sesuai dengan rancangan. Tidak ditemukannya kegagalan pada pengujian fungsi-fungsi ini memberikan indikasi bahwa sistem memiliki fondasi yang solid untuk analisis data pelanggan dan CRM.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini telah berhasil menjawab rumusan masalah dengan membangun sebuah model klasifikasi dan perhitungan dashboard KPI. Sistem ini berhasil memudahkan pengelola CRM dalam mengkategorikan permasalahan customer menggunakan model teks klasifikasi dengan DistilBERT sebagai *pretrained model*. Sistem ini berhasil membantu perusahaan dalam melihat perhitungan kinerja strategis pada system yang sudah ada menggunakan perhitungan indeks *dashboard KPI* untuk melakukan analisis komunikasi pelanggan secara real-time.

Secara keseluruhan, sistem yang dibangun tidak hanya valid secara teknis tetapi juga efektif dari sisi pengguna. Sistem ini berhasil mengklasifikasi permasalahan customer, sekaligus menyediakan perhitungan untuk mengetahui kinerja strategis yang berpotensi besar untuk meningkatkan efisiensi operasional dan kepuasan pelanggan.

5.2 Saran

Berdasarkan kesimpulan yang telah diuraikan serta keseluruhan proses penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran konstruktif yang dapat dipertimbangkan untuk pengembangan lebih lanjut dari sistem yang telah dibangun, serta sebagai arahan untuk penelitian selanjutnya di bidang ini.

1. Pengembangan Model Klasifikasi Teks, disarankan agar penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi dan membandingkan kinerja model DistilBERT dengan model pre-trained lainnya yang mungkin lebih baru atau memiliki arsitektur berbeda, guna melihat potensi peningkatan performa. Selain itu, sangat penting untuk melakukan pengujian model menggunakan dataset yang lebih beragam dan spesifik untuk konteks industri atau perusahaan di Indonesia, termasuk memperkaya data latih dengan variasi bahasa sehari-hari, slang, atau singkatan yang umum digunakan oleh pelanggan Indonesia, khususnya di platform WhatsApp.



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

2. Pengembangan Dashboard KPI, direkomendasikan untuk menambahkan fitur analitik yang lebih *advanced* guna memperkaya wawasan yang dapat diperoleh pengguna. Misalnya, menambahkan indeks indeks lain yang dapat membantu tim *customer support* seperti *customer satisfaction* dan *customer churn rate*.



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian , penulisan Karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Daftar Pustaka

- Atmaja, R., Saputra, A. E., & Fikri, A. (2023). Analisis Sentimen Kebijakan Merdeka Belajar Kampus Merdeka (Mbkm) Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine (Svm). *Journal Of Engineering, Information System And Bussiness Inovation*.
- Basbeth, F., & Fudholi, D. H. (2024). Klasifikasi Emosi Pada Data Text Bahasa Indonesia Menggunakan Algoritma Bert, Roberta, Dan Distil-Bert. *Jurnal Media Informatika Budidarma*.
- Capuano, N., & Greco, L. (2020). Sentiment Analysis For Customer Relationship Management: An Incremental Learning Approach.
- Fajri, F., Tutuko, B., & Sukemi, S. (2022). Membandingkan Nilai Akurasi Bert Dan Distilbert Pada Dataset Twitter. *Jurnal Sistem Informasi*.
- Fitri, M., & Putri, R. (2024). Peran Layanan Pelanggan Melalui Consumer Relationship Management Untuk Meningkatkan Loyalitas Pelanggan. *Jurnal Motivasi Pendidikan Dan Bahasa*.
- Hasan, G., Lim, J., Fernandes, N., Raymond, & Edison, T. (2023). Dampak Customer Relationship Management (Crm) Terhadap Kinerja Perusahaan Di Tiga Segmen (Keuangan, Pemasaran Dan Operasional). *Jurnal Minfo Polgan*.
- Herdayani, S., & Barkah, C. (2022). Peranan Media Sosial Dalam Mengembangkan Suatu Bisnis: Literature Review. *Jurnal Administrasi Bisnis*.
- Irwansyah, & Suradji, M. (2021). Pelanggan Dan Karakteristiknya Dalam Pendidikan Islam. *Jurnal Studi Pendidikan Islam*.
- Lawrence, V., Limbor, E., & Putri, T. (2024). Perancangan Dashboard Transaksi Dan Segmentasi Pelanggan Untuk Pemesanan Layanan Travel Pt Y. *Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*.
- Magnolia, C., Nurhopipah, A., & Kusuma, B. A. (2022). Penanganan Imbalanced Dataset Untuk Klasifikasi Komentar Program Kampus Merdeka Pada

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta



Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Aplikasi Twitter. *Edu Komputika Jurnal*.

Muqit, A. (2020). Customer Relationship Management & Praktek. *Polinema Press*.

Nurhasiyah, Dwiyansaputra, R., Murpratiwi, S. I., & Aranta, A. (2025). Analisis Sentimen Pengguna Platform Media Sosial X Pada Topik Pemilihan Presiden 2024 Menggunakan Perbandingan Model Monolingual Dan Multilingual Bert. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*.

Pohan, D., & Fitria, U. (2021). Jenis Jenis Komunikasi. *Journal Educational Research And Social Studies*.

Puspitasari, A., & Febrianti, D. (2024). Analisis Pengaruh Efektivitas Komunikasi, Customer Knowledge Dan Customer Relationship Management Terhadap Kepuasan Pelanggan. *Jurnal Bisnis Mahasiswa*.

Putri, A. M., Nofa, W. K., & Hapsari, D. A. (2023). Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi Mytelkomsel Menggunakan Metode Support Vector Machine. *Jurnal Pendidikan Komputer (Informatika Dan Saintek)*.

Qorib, F. (2024). Tinjauan Singkat Teori Komunikasi; Sejarah, Konsep, Perkembangan, Dan Tantangannya. *Jurnal Riset Manajemen Komunikasi*.

S.F., W., & Firmansyah, H. (2021). Pengaruh Customer Relationship Management (Crm) Terhadap Kepuasan Pelanggan Produk Sepatu Converse. *Jurnal Bisnis Dan Pemasaran*.

Sakti, R., Lestanti, S., & Budiman, S. (2024). Perancangan Dashbord Monitoring Penjualan Pada Website Pateron.Id Menggunakan Framework Laravel Dan Vue Js. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*.

Sanh, V., & Chaumond, J. (2020). Distilbert, A Distilled Version Of Bert: Smaller, Faster, Cheaper And Lighter. *Jurnal Of Computer Science*.

Shen, K., & Kejriwal, M. (2023). Quantifying Confidence Shifts In A Bert-Based Question Answering System Evaluated On Perturbed Instances. *National Library Of Medicine*.

Sidek, Z., Ahmad, S., Kumar, Y., & Teo, N. (2024). Text Classification On User



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumukan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Feedback: A Systematic Literatures Review. *Indonesian Journal Of Electrical Engineering And Computer Science*.

Sitepu, A. K. (2024). Penerapan Bert Untuk Analisis Sentimen Mengenai Tempat Wisata Yang Terdapat Di Kabupaten Karo. *Universitas Medan Area*.

Taha, K., Yoo, P., Yeun, C., & Taha, A. (2024). A Comprehensive Survey Of Text Classification Techniques And Their Research Applications: Observational And Experimental Insights. *Jurnal Of Computer Science*.

Wahyuni, & Sri, F. (2022). Optimalisasi Customer Relationship Management (Crm) Dalam Meningkatkan Loyalitas Nasabah Pada Bank Rakyat Indonesia (Bri) Kantor Jabang Jember. *Jurnal Ekonomi Dan Bisnis Islam*.

Wijoyo, A., Saputra, A., Ristanti, S., Sya'ban, S., Amalia, M., & Febriansyah, R. (2024). Pembelajaran Machine Learning. *Jurnal Ilmu Komputer Dan Science*.

Wolf, T., & Debut, L. (2020). Transformers: State-Of-The-Art Natural Language Processing. *Association For Computational Linguistics*.

**POLITEKNIK
NEGERI
JAKARTA**

DAFTAR RIWAYAT HIDUP PENULIS



Syahrul Rayhansyah

Lahir di Jakarta pada tanggal 6 Mei 2003. Lulus dari SD Negeri 01 RBU Jakarta tahun 2015, SMP Negeri 173 Jakarta tahun 2018, dan SMA Negeri 13 Jakarta Utara pada tahun 2021. Menjadi mahasiswa Program Sarjana Terapan Politeknik Negeri Jakarta, Jurusan Teknik Informatika dan Komputer, Program Studi Teknik Informatika pada Tahun 2021.

© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta





Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengemukakan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

LAMPIRAN

Lampiran 1. Transkrip wawancara untuk pengembangan model dan dashboard

KPI

Narasumber: Mas Ale

Jabatan Narasumber: CEO Purple Box Pewawancara: Syahrul Rayhansyah

Tanggal Wawancara: 7 November 2024 Waktu Wawancara: Siang Hari

Lokasi Wawancara: Google Meet

Syahrul: Selamat siang, Mas Ale. Terima kasih banyak atas kesediaan Mas Ale untuk berdiskusi dengan saya pada siang hari ini.

Mas Ale: Selamat siang juga, Syahrul. Tentu, dengan senang hati. Ada yang bisa saya bantu?

Syahrul: Baik, Mas Ale. Sesuai pembicaraan kita sebelumnya, saya ingin menggali lebih dalam mengenai rencana pengembangan sistem CRM di perusahaan. Bisa Mas Ale jelaskan lebih detail mengenai rencana tersebut?

Mas Ale: Tentu. Jadi, kami memang memiliki rencana untuk melakukan beberapa peningkatan signifikan pada sistem CRM yang ada. Fokus utamanya adalah untuk meng-improve atau mengembangkan CRM dengan menambahkan fungsionalitas berbasis AI (Artificial Intelligence), atau setidaknya fitur yang mampu secara otomatis melakukan klasifikasi atau kategorisasi terhadap berbagai jenis permasalahan yang masuk melalui layanan *customer support*. Ini diharapkan dapat meningkatkan efisiensi dan responsivitas tim kami.

Syahrul: Itu terdengar sangat strategis, Mas Ale. Untuk fitur klasifikasi otomatis tersebut, apakah sudah ada pembagian kategori permasalahan yang akan diimplementasikan?

Mas Ale: Ya, untuk tahap awal, kami akan membatasi pada kategori-kategori yang paling sering kami jumpai. Jadi, pembagian kelasnya akan difokuskan pada empat kategori utama, yaitu *delivery* (pengiriman), *order* (pesanan),



© Hak Cipta milik Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

Hak Cipta :

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penulisan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah.
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar Politeknik Negeri Jakarta
2. Dilarang mengumpulkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin dari Jurusan TIK Politeknik Negeri Jakarta

payment (pembayaran), dan *refund* (pengembalian dana/barang). Ini untuk memastikan implementasi awal bisa lebih terarah.

Syahrul: Saya paham. Selain peningkatan pada CRM, saya juga mendapat informasi mengenai pengembangan chatbot. Apakah ada aspek analisis atau pengukuran tertentu yang ingin Mas Ale implementasikan terkait chatbot tersebut?

Mas Ale: Benar sekali, Syahrul. Seiring dengan pengembangan chatbot, kami juga sangat berkepentingan untuk dapat mengimplementasikan analisis perhitungan terkait performanya. Beberapa metrik kunci yang kami ingin pantau antara lain adalah response time chatbot dalam menanggapi pengguna, serta tingkat success conversation atau keberhasilan interaksi yang dilakukan oleh chatbot. Ini penting untuk evaluasi berkelanjutan.

Syahrul: Jadi, poin utamanya adalah pengembangan CRM dengan AI untuk klasifikasi masalah dan implementasi analisis performa chatbot ya, Mas. Apakah ada aspek lain atau mungkin harapan khusus dari implementasi kedua hal ini?

Mas Ale: Secara garis besar, itu adalah dua poin utama yang menjadi fokus kami saat ini. Harapannya tentu saja agar operasional *customer support* menjadi lebih streamlined, kualitas layanan meningkat, dan pada akhirnya kepuasan pelanggan juga semakin baik.

Syahrul: Baik, Mas Ale. Penjelasannya sangat jelas dan memberikan gambaran yang baik. Informasi ini akan sangat berguna. Sekali lagi, terima kasih banyak atas waktu dan wawasannya.

Mas Ale: Sama-sama, Syahrul. Semoga berhasil dengan penelitian atau proyeknya. Jika ada pertanyaan lebih lanjut, jangan ragu untuk menghubungi saya kembali.