

**PERINGKASAN ULASAN PRODUK RUMAH TANGGA
MENGUNAKAN BERTOPIC DAN MAXIMAL
MARGINAL RELEVANCE**

SKRIPSI

RIZKI AMANDA PUTRI

171402095



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

PERINGKASAN ULASAN PRODUK RUMAH TANGGA
MENGUNAKAN BERTOPIC DAN MAXIMAL
MARGINAL RELEVANCE

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Teknologi Informasi

RIZKI AMANDA PUTRI

171402095



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

PERSETUJUAN

Judul : Peringkasan Uraian Produk Normal Tanpa Menggunakan
BERTopic dan Maximal Marginal Relevance
Kategori : Skripsi
Nama Mahasiswa : Rizki Amanda Putri
Nomor Induk Mahasiswa : 171402095
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Fakultas : Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi
Universitas Sumatera Utara

Medan, 4 Juli 2024

Komisi Pembimbing:

Pembimbing 2,

Pembimbing 1,

Fanindia Purnamasari S.TI., M.IT.
NIP. 198908172019032023

Sarah Purnamawati S.T., M.Sc.
NIP. 198302262010122003

Diketahui/disetujui oleh
Program Studi S-1 Teknologi Informasi
Ketua,

Dedy Prigandi S.T., M.Kom.
NIP. 197908312009121002

PERNYATAAN

**PERINGKASAN ULASAN PRODUK RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN
BERTOPIC DAN MAXIMAL MARGINAL RELEVANCE**

SKRIPSI

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

Medan, 4 Juli 2024

RIZKI AMANDA PUTRI

171402095

UCAPAN TERIMA KASIH

Alhamdulillah, puji dan syukur diucapkan kepada Allah SWT karena atas izin-Nya penulis diberi kesempatan agar dapat menyelesaikan tugas akhir ini untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer, Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara. Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan serta dukungan sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan skripsi ini. Diantaranya ialah :

1. Kedua orang tua penulis, Bapak Sutrisno, S.H dan Ibu Sriani serta kedua adik penulis Iman Taufik, S.E dan Humaira yang selalu memberikan doa serta dukungan dalam penyelesaian skripsi ini.
2. Keluarga besar penulis yang telah banyak memberikan motivasi kepada penulis dalam menyelesaikan tugas akhir ini.
3. Bapak Dr. Muryanto Amin, S.Sos., M.Si., selaku Rektor Universitas Sumatera Utara.
4. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia B.Sc., M.Sc. selaku dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
5. Ibu Sarah Purnamawati, S.T., M.Sc. selaku wakil dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara serta Dosen Pembimbing I dan Ibu Fanindia Purnamasari, S.TI., M.IT. selaku Dosen Pembimbing II yang telah memberikan banyak saran dan bimbingannya kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini.
6. Bapak Dedy Arisandi, S.T., M.Kom. selaku Ketua Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara serta Dosen Penguji I dan Ibu Umayra Ramadhani Putri Nasution S.TI., M.Kom selaku Dosen Penguji II yang telah memberikan kritik dan saran yang membangun dalam penyelesaian skripsi ini.
7. Bapak Ivan Jaya, S.Si., M.Kom. selaku Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
8. Seluruh staf akademik yang telah memberikan seluruh bantuannya kepada penulis hingga sampai ke sidang akhir.

9. Teman-teman penulis Arinda Bella Putri M, Lisa Ayuning Tias, Nabila Sagita, Firda Mega Tasya, Winari Anggani, Azmitha Azni, Indah Ramadani, Theodora Rini Ketaren yang saling memotivasi dari awal kuliah hingga sekarang.
10. M. Wahyu Pratama, Alvin Febriando, dan M. Syafriansyah yang selalu mau direpotin oleh penulis ketika ditanyai tugas, hehe. Semoga ilmu yang kalian miliki membawa keberkahan dan bermanfaat bagi yang lain.
11. Semua pihak yang terlibat secara langsung maupun tidak langsung dalam membantu menyelesaikan skripsi ini.

Semoga Allah SWT selalu senantiasa memberikan keberkahan kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan serta dukungan kepada penulis.

Medan, 4 Juli 2024

RIZKI AMANDA PUTRI

ABSTRAK

Ulasan produk merupakan pendapat atau opini dari pembeli sebagai bentuk penilaian terhadap produk yang telah dibeli dan digunakan. Dalam proses berbelanja *online*, ulasan produk sangat penting karena memberikan informasi yang dapat meyakinkan calon pembeli. *Household appliance* atau peralatan rumah tangga menduduki peringkat ke empat sebagai produk yang paling dicari dan dibeli, sehingga jumlah ulasan meningkat dan calon pembeli kesulitan memperoleh informasi yang jelas. Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan peringkasan ulasan produk agar informasi utama tersampaikan dengan singkat. Ulasan diambil hanya melalui *Shopee* Indonesia secara daring. Kemudian digunakan *IndoBERT* sebagai klasifikasi sentimen dan dilanjutkan dengan *topic modeling* menggunakan *BERTopic* untuk mengidentifikasi topik yang tersembunyi. Peringkasan dilakukan menggunakan *MMR* dengan memilih kalimat yang mewakili topik relevan. Hasil penelitian menunjukkan nilai *f1-score* untuk ulasan positif sebagai berikut : *food processor*: 0.229167, *humidifier*: 0.156566, *vacuum cleaner*: 0.363359. Sedangkan untuk ulasan negatif : *food processor*: 0.804781, *humidifier*: 0.505703, *vacuum cleaner*: 0.659280.

Kata Kunci : analisis sentimen, pemodelan topik, peringkasan ulasan, *IndoBERT*, *BERTopic*, *Maximal Marginal Relevance*.

REVIEW SUMMARIZATION ON HOUSEHOLD PRODUCT USING BERTOPIC AND MAXIMAL MARGINAL RELEVANCE

ABSTRACT

Product reviews are opinions or assessments from customers regarding products they have purchased and used. In the online shopping process, product reviews are crucial because they provide information that can convince potential customers. Household appliances rank fourth among the most searched and purchased products, leading to an increase in reviews, making it difficult for potential customers to obtain clear information. This research aims to summarize product reviews to convey key information concisely. The reviews were sourced exclusively from Shopee Indonesia online. IndoBERT was used for sentiment classification, followed by topic modeling using BERTopic to identify hidden topics. Summarization was done using MMR by selecting sentences that represent relevant topics. The research results show the *f1-score* values for positive reviews as follows : *food processor*: 0.229167, *humidifier*: 0.156566, *vacuum cleaner*: 0.363359. Meanwhile, for negative reviews, the *f1-score* values are : *food processor*: 0.804781, *humidifier*: 0.505703, *vacuum cleaner*: 0.659280.

Kata Kunci : *sentiment analysis, topic modeling, review summarization, IndoBERT, BERTopic, Maximal Marginal Relevance.*

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	i
PERNYATAAN	ii
UCAPAN TERIMA KASIH	iii
ABSTRAK	v
ABSTRACT	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah	3
1.4. Tujuan Penelitian	3
1.5. Manfaat Penelitian	3
1.6. Metodologi Penelitian	4
1.7. Sistematika Penulisan	5
BAB 2 LANDASAN TEORI	6
2.1. Natural Language Processing	6
2.2. Analisis Sentimen	6
2.2.1. IndoBERT	7
2.3. Pemodelan Topik	10
2.3.1. BERTopic	10
2.4. Peringkasan Teks	13
2.5. Peringkasan Ulasan	14
2.6. Maximal Marginal Relevance	14
2.7. Model Evaluasi	15
2.8. Penelitian Terdahulu	16
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN	19
3.1. Dataset	19

3.2.	Arsitektur Umum	19
3.2.1.	Input Data	20
3.2.2.	Text-Preprocessing	22
3.2.3.	Sentiment Classification	31
3.2.4.	Topic Modeling	33
3.2.5.	Opinion Summarization	37
3.3.	Perancangan Sistem	38
3.3.1.	Rancangan Tampilan Halaman Utama	38
3.3.2.	Rancangan Tampilan Halaman Input Data	39
3.3.3.	Rancangan Tampilan Halaman Histori Data	39
3.3.4.	Rancangan Tampilan Halaman Hasil	39
3.4.	Metode Evaluasi	40
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN		41
4.1.	Implementasi Sistem	41
4.1.1.	Spesifikasi Perangkat Keras yang Digunakan	41
4.1.2.	Spesifikasi Perangkat Lunak yang Digunakan	41
4.1.3.	Implementasi Perancangan Tampilan Antarmuka	41
4.2.	Pengujian Sistem	47
4.2.1.	Sentiment Classification	47
4.2.2.	Topic Modeling	54
4.2.3.	Opinion Summarization	60
4.3.	Evaluasi Sistem	63
BAB 5 KESIMPULAN		66
5.1.	Kesimpulan	66
5.2.	Saran	66
DAFTAR PUSTAKA		67

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu	17
Tabel 3.1. Pengelompokkan Data	19
Tabel 3.2. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset Food Processor	21
Tabel 3.3. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset Humidifier	21
Tabel 3.4. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset Vacuum Cleaner	21
Tabel 3.5. Contoh Case Folding Pada Dataset Food Processor	22
Tabel 3.6. Contoh Case Folding Pada Dataset Humidifier	23
Tabel 3.7. Contoh Case Folding Pada Dataset Vacuum Cleaner	23
Tabel 3.8. Contoh Remove Punctuation Pada Dataset Food Processor	24
Tabel 3.9. Contoh Remove Punctuation Pada Dataset Humidifier	25
Tabel 3.10. Contoh Remove Punctuation Pada Dataset Vacuum Cleaner	25
Tabel 3.11. Contoh Tokenization Pada Dataset Food Processor	26
Tabel 3.12. Contoh Tokenization Pada Dataset Humidifier	26
Tabel 3.13. Contoh Tokenization Pada Dataset Vacuum Cleaner	27
Tabel 3.14. Contoh Stopword Removal Pada Dataset Food Processor	28
Tabel 3.15. Contoh Stopword Removal Pada Dataset Humidifier	28
Tabel 3.16. Contoh Stopword Removal Pada Dataset Vacuum Cleaner	29
Tabel 3.17. Contoh Lemmatization Pada Dataset Food Processor	30
Tabel 3.18. Contoh Lemmatization Pada Dataset Humidifier	30
Tabel 3.19. Contoh Lemmatization Pada Dataset Vacuum Cleaner	30
Tabel 3.20. Contoh Klasifikasi Sentimen	32
Tabel 3.21. Contoh Weighting Scheme Pada BERTopic	35
Tabel 3.22. Contoh Cluster Labeling Pada BERTopic	36
Tabel 3.23. Contoh Hasil Nilai Maximal Marginal Relevance Pada Tiap Cluster	38
Tabel 3.24. Contoh Ringkasan Gabungan Dari Setiap Cluster	38
Tabel 4.1. Data Ulasan Pada Dataset Food Processor	47
Tabel 4.2. Data Ulasan Pada Dataset Humidifier	50
Tabel 4.3. Data Ulasan Pada Dataset Vacuum Cleaner	52

Tabel 4.4. Hasil Akurasi Analisis Sentimen IndoBERT pada Ketiga Dataset	53
Tabel 4.5. Hasil Cluster Labeling Positif Pada Dataset Food Processor	54
Tabel 4.6. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Positif Pada Dataset Food Processor	54
Tabel 4.7. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset Food Processor	55
Tabel 4.8. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Negatif Pada Dataset Food Processor	55
Tabel 4.9. Hasil Pengklasteran Ulasan Positif Pada Dataset Humidifier	56
Tabel 4.10. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Positif Pada Dataset Humidifier	56
Tabel 4.11. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset Humidifier	57
Tabel 4.12. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Negatif Pada Dataset Humidifier	57
Tabel 4.13. Hasil Pengklasteran Ulasan Positif Pada Dataset Vacuum Cleaner	58
Tabel 4.14. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Positif Pada Dataset Vacuum Cleaner	58
Tabel 4.15. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset Vacuum Cleaner	59
Tabel 4.16. Jumlah Cluster Labeling Ulasan Negatif Pada Dataset Vacuum Cleaner	60
Tabel 4.17. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Positif Food Processor	60
Tabel 4.18. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Negatif Food Processor	60
Tabel 4.19. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Positif Humidifier	61
Tabel 4.20. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Negatif Humidifier	61
Tabel 4.21. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Positif Vacuum Cleaner	61
Tabel 4.22. Hasil Nilai MMR Pada Ulasan Negatif Vacuum Cleaner	61
Tabel 4.23. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset Food Processor	62
Tabel 4.24. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset Food Processor	62
Tabel 4.25. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset Humidifier	62
Tabel 4.26. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset Humidifier	62
Tabel 4.27. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset Vacuum Cleaner	63
Tabel 4.28. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset Vacuum Cleaner	63
Tabel 4.29. Hasil Recall Untuk Ringkasan Positif	63
Tabel 4.30. Hasil Recall Untuk Ringkasan Negatif	64
Tabel 4.31. Hasil Precision Untuk Ringkasan Positif	64
Tabel 4.32. Hasil Precision Untuk Ringkasan Negatif	64
Tabel 4.33. Hasil F1-Score Untuk Ringkasan Positif	65
Tabel 4.34. Hasil F1-Score Untuk Ringkasan Negatif	65

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Arsitektur Transformers	8
Gambar 2.2. Proses Pre-training dan Fine-tuning	9
Gambar 2.3. Proses Kerja BERTopic	11
Gambar 3.1. Arsitektur Umum	20
Gambar 3.2. Proses Kerja Case Folding	22
Gambar 3.3. Python Code Case Folding	22
Gambar 3.4. Proses Kerja Remove Punctuation	24
Gambar 3.5. Python Code Remove Punctuation	24
Gambar 3.6. Proses Kerja Tokenization	26
Gambar 3.7. Python Code Tokenization	26
Gambar 3.8. Proses Kerja Stopword Removal	27
Gambar 3.9. Python Code Stopword Removal	28
Gambar 3.10. Proses Kerja Lemmatization	29
Gambar 3.11. Python Code Lemmatization	29
Gambar 3.12. Proses Kerja IndoBERT	31
Gambar 3.13. Tokenisasi Pada IndoBERT	32
Gambar 3.14. Embedding Pada IndoBERT	32
Gambar 3.15. Fine-tuning Pada IndoBERT	32
Gambar 3.16. Klasifikasi Sentimen Pada IndoBERT	32
Gambar 3.17. Embedding Pada BERTopic	34
Gambar 3.18. Dimensionality Reduction Pada BERTopic	34
Gambar 3.19. Clustering Pada BERTopic	34
Gambar 3.20. Tokenizer Pada BERTopic	35
Gambar 3.21. Rancangan Tampilan Halaman Utama	38
Gambar 3.22. Rancangan Tampilan Halaman Input Data	39
Gambar 3.23. Rancangan Tampilan Halaman Histori Data	39
Gambar 3.24. Rancangan Tampilan Halaman Hasil	39
Gambar 4.1. Tampilan Halaman Utama	42
Gambar 4.2. Tampilan Halaman Input Data	42
Gambar 4.3. Tampilan Halaman Histori Data	43

Gambar 4.4. Tampilan Halaman Hasil Raw Data	43
Gambar 4.5. Tampilan Halaman Hasil Preprocessing	44
Gambar 4.6. Tampilan Halaman Hasil Cluster Labeling	45
Gambar 4.7. Tampilan Halaman Hasil Visualisasi	45
Gambar 4.8. Tampilan Halaman Hasil Review Summarization	46
Gambar 4.9. Tampilan Halaman Hasil Model Evaluation	47

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Perkembangan teknologi saat ini telah membawa perubahan signifikan dalam cara melakukan transaksi. (*Institute of Southeast Asian Studies*, 2022) menjelaskan bahwa Indonesia dengan populasi sebesar 278,3 juta jiwa menempati peringkat keempat dalam jumlah penduduk terbanyak di dunia dan sebanyak 138 juta jiwa telah melakukan transaksi jual beli secara daring. Indonesia juga diakui sebagai pasar *e-commerce* terbesar kesembilan dengan proyeksi penjualan mencapai \$59 miliar (Statista, 2022).

Persaingan yang ketat dalam jual beli *online* memaksa penjual untuk tetap terus meningkatkan dan mengembangkan produk yang dijualnya. Banyaknya transaksi ini juga membuka peluang bagi pembeli untuk menyampaikan kritik dan saran terhadap produk yang telah dibeli dan digunakan. Dengan tujuan agar calon pembeli berikutnya dapat lebih cermat dalam memilih produk yang dijual untuk memperoleh produk dengan kualitas terbaik (Farhana, 2017). Salah satu tujuan dari *e-commerce* adalah untuk memberi kepuasan bagi pembeli dengan menyediakan kolom ulasan produk yang memungkinkan mereka untuk menilai produk yang telah dibeli (Hasna, 2018). Ulasan produk merupakan sumber informasi yang sangat penting, baik bagi pembeli maupun penjual. Bagi calon pembeli, ulasan produk memberikan informasi yang dapat digunakan sebagai pertimbangan sebelum melakukan pembelian. Sedangkan, bagi penjual berguna untuk mengetahui penilaian dari pembeli terhadap produk yang dijualnya, sehingga dapat meningkatkan visibilitas produk dan membangun kepercayaan pelanggan.

Household appliances atau peralatan rumah tangga menduduki peringkat keempat untuk kategori produk paling dicari dan dibeli. Hal ini dikarenakan, produk-produk tersebut sangat dibutuhkan untuk kegiatan sehari-hari (Katadata, 2021). Namun, juga akan mengakibatkan terjadinya banyak penumpukan ulasan yang sangat cepat serta menyebabkan ketidakefisienan yang dapat menyulitkan para pembacanya untuk mengetahui informasi yang dibutuhkan (Sakila, 2018). Contohnya seperti *food*

processor, *humidifier*, dan *vacuum cleaner*. Ketiga peralatan rumah tangga tersebut merupakan peralatan yang hampir ada pada setiap rumah, menjadikannya produk yang sangat laris dalam kategori ini.

Penelitian terdahulu yang terkait dengan ulasan produk telah dilakukan oleh M. Rifqi Maarif (2022) mengenai peringkasan ulasan produk secara daring menggunakan *topic modeling* dan *sentiment analysis*. Produk laptop *Lenovo K80* yang diperoleh dari *Amazon* dengan jumlah 14520 ulasan teks digunakan pada penelitian ini. Terdapat empat aspek yang diperoleh dengan menggunakan *LDA* diantaranya *camera & display quality*, *price & money value*, *battery performance*, *after sales service*. Hasil sentimen diperoleh dengan menggunakan *BERT*. Satu-satunya aspek yang hanya memperoleh hasil sentimen positif ialah *price & money value* sedangkan aspek yang lainnya memperoleh hasil sentimen negatif. Dapat disimpulkan bahwa meskipun produk ini tidak memuaskan pelanggan tapi harga dari produk ini cukup memuaskan pelanggan. Jadi menurut pelanggan, produk ini kualitasnya termasuk bagus. Penelitian ulasan produk menggunakan *topic modeling LDA* merupakan metode yang paling banyak digunakan karena *LDA* dapat memproses data dalam jumlah besar maupun kecil serta dapat mengetahui topik-topik utama yang terdapat pada dokumen.

Oleh karena itu, penulis akan melakukan peringkasan ulasan terhadap produk peralatan rumah tangga menggunakan *BERTopic* dan *Maximal Marginal Relevance*. Karena, *BERTopic* dapat menemukan jumlah topik secara otomatis dan memanfaatkan *semantic embeddings* untuk menghasilkan topik yang lebih spesifik serta belum banyak digunakan untuk penelitian karena merupakan *topic modeling* baru. Produk yang akan diteliti ialah *food processor*, *humidifier*, dan *vacuum cleaner*. Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis akan melakukan penelitian dengan judul "PERINGKASAN ULASAN PRODUK RUMAH TANGGA MENGGUNAKAN BERTOPIC DAN MAXIMAL MARGINAL RELEVANCE."

1.2. Rumusan Masalah

Ulasan produk bertujuan untuk memberikan informasi dan penilaian mengenai suatu produk. Namun, banyaknya ulasan dari produk tersebut akan menyulitkan calon pembeli memperoleh informasi serta memberikan penilaian pada produk tersebut. Oleh karena itu, diperlukan suatu pendekatan yang dapat menghasilkan peringkasan ulasan produk yang dapat membantu calon pembeli mengetahui informasi penting dan memberikan penilaian terhadap produk tersebut.

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah :

1. Data yang digunakan hanya diambil melalui *e-commerce* Shopee Indonesia.
2. Data yang digunakan hanya berupa data ulasan teks berbahasa Indonesia.
3. Data yang digunakan hanya merupakan data ulasan produk perlengkapan rumah tangga diantaranya : *humidifier, vacuum cleaner, food processor*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menghasilkan peringkasan ulasan produk agar dapat membantu calon pembeli memperoleh informasi penting dan memberikan penilaian terhadap produk tersebut.

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diperoleh pada penelitian ini adalah :

1. Pembaca dapat mengetahui informasi produk secara efektif dan efisien.
2. Penjual dapat mengevaluasi produk yang dijual.
3. Penjual dapat meningkatkan ketertarikan dan kepercayaan pelanggan terhadap produk yang dijual.
4. Penjual dapat mengidentifikasi aspek produk yang perlu ditingkatkan berdasarkan penilaian pelanggan.

1.6. Metodologi Penelitian

Adapun beberapa bagian yang akan dilakukan pada penelitian ini adalah :

1. Studi Literatur

Pada bagian ini dilakukan pengumpulan daftar bacaan yang dibutuhkan mengenai *NLP*, analisis sentimen, pemodelan topik, peringkasan teks, peringkasan ulasan, *IndoBERT*, *BERTopic*, *Maximal Marginal Relevance*.

2. Analisis Permasalahan

Pada bagian ini dilakukan analisis masalah dan mengumpulkan berbagai penjelasan untuk menemukan metode yang tepat dalam menyelesaikan permasalahan pada penelitian ini.

3. Perancangan Sistem

Pada bagian ini dilakukan perancangan dan pembangunan sistem untuk memecahkan masalah yang sudah dianalisis sebelumnya.

4. Pengujian

Pada bagian ini dilakukan pengujian dari sistem yang sudah dibangun sebelumnya untuk membuktikan bahwa sistem tersebut mampu menghasilkan kinerja yang terbaik.

5. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Pada bagian ini dilakukan penulisan dan penyusunan laporan yang mencakup langkah-langkah penelitian sesuai dengan hasil penelitian yang sudah diperoleh.

1.7. Sistematika Penulisan

Beberapa bagian pokok sistematika penulisan pada penelitian ini terdiri dari :

BAB 1 : Pendahuluan

Pada bab ini berisi keterangan mengenai latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian dan sistematika penulisan.

BAB 2 : Landasan Teori

Pada bab ini berisi penjelasan mengenai beberapa teori yang bertujuan untuk memahami masalah yang terdapat pada penelitian ini seperti *NLP*, analisis sentiment, pemodelan topik, peringkasan teks, peringkasan ulasan, *IndoBERT*, *BERTopic*, *Maximal Marginal Relevance*.

BAB 3 : Analisis dan Perancangan

Pada bab ini berisi penjabaran terkait proses perancangan sistem, pemodelan yang digunakan pada analisis sentimen, pemodelan topik, dan peringkasan ulasan.

BAB 4 : Implementasi dan Pembahasan

Pada bab ini berisi penjelasan terhadap penerapan pemodelan *IndoBERT* untuk analisis sentimen dan *BERTopic* untuk pemodelan topik dan peringkasan ulasan menggunakan *Maximal Marginal Relevance*. Serta menampilkan hasil akhir dari pengujian sistem tersebut.

BAB 5 : Kesimpulan dan Saran

Pada bab ini berisi kesimpulan dari semua penjelasan yang sudah dilakukan pada penelitian ini beserta adanya saran yang membangun untuk penelitian berikutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1. Natural Language Processing

Natural Language Processing atau NLP merupakan sebuah ilmu yang bertujuan untuk menganalisis serta memahami hubungan antara komputer dan manusia secara lisan maupun tulisan dengan menggunakan kode agar dapat memahami bahasa manusia. NLP juga memiliki tugas lain seperti melakukan analisis sentimen, peringkasan teks, klasifikasi teks, ekstraksi informasi, penerjemahan teks, dan sebagainya (Irfan, 2022). Banyak perusahaan dan organisasi yang memanfaatkan penggunaan NLP, terutama pada dunia bisnis. Dengan adanya NLP, perusahaan dapat meningkatkan ketertarikan dan penilaian dari pelanggan mengenai produk yang mereka jual (Makadia, 2022). Terdapat dua bagian dasar NLP yang bertujuan untuk menghasilkan informasi, yaitu :

1. *Natural Language Generation* (NLG) berfokus untuk menghasilkan frasa dan kalimat yang penting. NLG hanya dapat menulis dan tidak dapat membaca. Contohnya : *virtual assistant & chatbot*, laporan analisis, dan sebagainya.
2. *Natural Language Understanding* (NLU) berfokus untuk membaca dan memahami informasi. Contohnya : *sentiment analysis, text summarization, classification of topics* dan lain-lain.

2.2. Analisis Sentimen

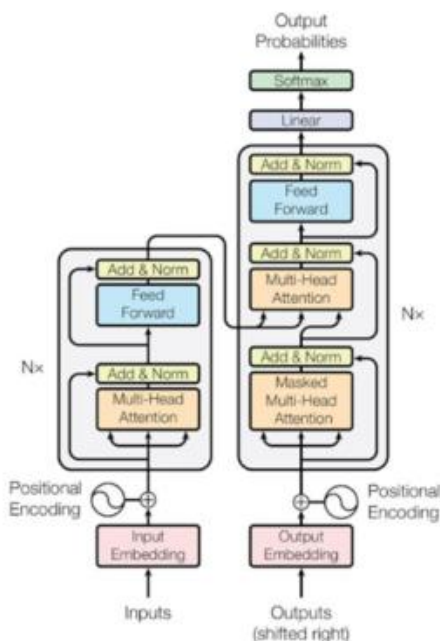
Analisis merupakan sebuah kata yang berasal dari bahasa Yunani Kuno yang artinya memecahkan atau menguraikan. Sedangkan menurut Kamus Besar Bahasa Indonesia (KBBI), sentimen artinya adalah pendapat atau pandangan emosi terhadap sesuatu. Analisis sentimen merupakan bagian dari *machine learning* yang termasuk kedalam klasifikasi. Sistem akan mengklasifikasikan pendapat tersebut dengan mengimplementasikan pemodelan yang akan menghasilkan sentimen bernilai positif, ataupun negatif. Manfaat analisis sentimen untuk para pelaku bisnis ialah untuk mengetahui pendapat masyarakat mengenai kualitas produk yang dijual sehingga

dapat lebih meningkatkan kualitas produk tersebut (Pradhan, 2022). Analisis sentimen memiliki beberapa tipe untuk mengenali pendapat masyarakat, yaitu :

1. *Fine-Grained Sentiment Analysis*
Analisis sentimen pada tipe ini lebih difokuskan pada ukuran polaritas pendapat yang akan mengklasifikasikannya kedalam kategori sangat positif, positif, netral, negatif, sangat negatif.
2. *Intent Sentiment Analysis*
Analisis sentimen pada tipe ini bertujuan untuk mengetahui maksud dan tujuan atau pesan dari pendapat tersebut. Adapun pesan tersebut dapat berupa kritik, saran, opini, pujian, dan sebagainya.
3. *Aspect-Based Sentiment Analysis*
Analisis sentimen pada tipe ini lebih difokuskan pada aspek atau fitur yang terdapat pada sebuah produk. Analisis dengan level ini paling sering digunakan oleh para pelaku bisnis untuk mengetahui kualitas dari produk yang dijualnya.
4. *Emotion Detection*
Analisis sentimen pada tipe ini bertujuan untuk mengetahui perasaan seseorang yang ditulis melalui teks seperti marah, bahagia, senang, sedih, dan sebagainya.

2.2.1. IndoBERT

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) merupakan model bahasa *NLP* yang dikembangkan oleh *Google* pada tahun 2018. *BERT* juga merupakan representasi dari *transformers* yaitu sebuah mekanisme *attention* yang memahami hubungan antar kata maupun sub kata secara kontekstual. Terdapat dua mekanisme yang terjadi pada *transformers*, yaitu *encoder* dan *decoder* (Vashwani, dkk., 2017). Penggunaan model *BERT* dapat dilakukan pada beberapa tugas di *NLP*. Salah satunya ialah pengklasifikasian teks seperti klasifikasi sentimen, mendeteksi spam, atau identifikasi topik. Karena *BERT* dapat memahami konteks hubungan antar beberapa kata yang memungkinkan melakukan pengklasifikasian menggunakan *BERT* akan lebih akurat. Untuk mengetahui proses yang terjadi pada mekanisme *transformers*, dapat dilihat arsitektur *transformers* pada **Gambar 2.1**.



Gambar 2.1. Arsitektur *Transformers* (Vaswani, A., et al., 2017)

Arsitektur *transformers* terdiri dari dua bagian utama yaitu *encoder* dan *decoder*. *Encoder* bertugas untuk mengubah input teks menjadi abstrak melalui serangkaian *layer* yang saling terhubung. Setiap *layer* pada *encoder* memiliki dua *sub-layer* yaitu *self-attention layer* untuk memperhitungkan hubungan antar kata secara bersamaan tanpa memperhatikan urutan kata tersebut. Sedangkan, *feed-forward neural network layer* untuk menambah dimensi dan kompleksitas representasi *input* dengan transformasi *non-linear*. *Decoder* bertugas untuk menerima representasi abstrak dari *encoder* dan menghasilkan *output* berdasarkan representasi tersebut. Sama dengan *encoder*, *decoder* juga memiliki *layer* yang sama ditambah dengan *masked multi-head self-attention* yang memastikan model hanya melihat informasi dari masa lalu saat menghasilkan *output*, seperti pada tugas penerjemah bahasa per kata.

IndoBERT merupakan model *pretrained BERT* khusus untuk bahasa Indonesia. *IndoBERT* dirancang untuk memahami dan memproses teks dalam bahasa Indonesia dengan cara yang lebih efektif dibandingkan model bahasa generik yang tidak dioptimalkan untuk bahasa tersebut. *IndoBERT* memiliki empat model dengan *layer* yang berbeda-beda yaitu *IndoBERT_{BASE}*, *IndoBERT_{LARGE}*, *IndoBERT-lite_{BASE}*, *IndoBERT-lite_{LARGE}*. *IndoBERT* menggunakan 220 juta kata untuk melatih model. Kata-kata tersebut berasal dari tiga sumber utama yaitu Wikipedia versi Indonesia (74 juta kata), artikel berita seperti Kompas, Tempo, dan Liputan6 (total keseluruhannya

sebanyak 55 juta kata) dan *Web Corpus* versi Indonesia (90 juta kata). Semua model dilatih sebanyak 2.4 juta langkah (180 *epochs*) dengan *perplexity* akhir sebesar 3.97, artinya sudah mirip dengan *BERT* versi bahasa Inggris (Wilie et al., 2020). *IndoBERT* dapat melakukan pengklasifikasian sama seperti *BERT*, namun *IndoBERT* lebih dikhususkan untuk teks berbahasa Indonesia. Terdapat dua proses yang dilakukan pada saat melakukan pengklasifikasian yaitu *pre-training* dan *fine-tuning*.

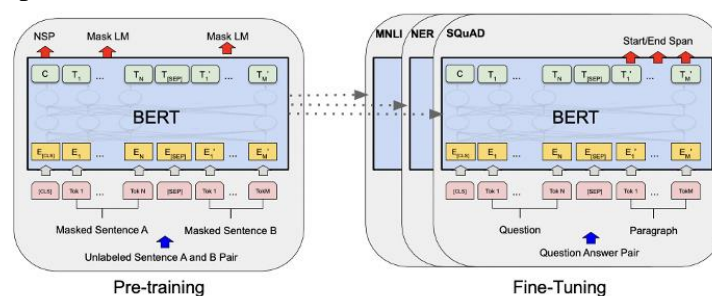
1. *Pre-training*

Pre-training merupakan tahapan pertama yang dilakukan untuk memahami bahasa pada tingkat yang lebih mendalam, mempelajari konteks kata pada kalimat dan mengembangkan pemahaman umum tentang bahasa yang digunakan dengan melakukan :

- Masked Language Model* (MLM), bertugas untuk memahami konteks dan hubungan antar kata. Karena, beberapa kata dalam kalimat akan disamarkan (masked) dan model bertugas untuk memprediksi kata yang disamarkan tersebut.
- Next Sentence Prediction* (NSP), bertugas untuk membantu model untuk mempelajari hubungan antar kalimat. Model akan diberikan dua kalimat dan harus memprediksi apakah kalimat kedua secara logis mengikuti kalimat pertama.

2. *Fine-tuning*

Fine-tuning merupakan tahapan kedua dari proses klasifikasi. Setelah dilakukan *pre-training*, model telah memiliki pemahaman bahasa yang luas tetapi belum melakukan kesesuaian untuk tugas spesifik. Proses penyesuaian model yang telah dilakukan *pre-training* untuk tugas spesifik disebut dengan *fine-tuning*. Tugas spesifik tersebut seperti klasifikasi teks, pertanyaan dan jawaban, atau penamaan entitas (Devlin, et al., 2019).



Gambar 2.2. Proses *Pre-training* dan *Fine-tuning* (Devlin, J., et al., 2018)

2.3. Pemodelan Topik

Pemodelan topik atau *topic modeling* merupakan teknik *NLP* dan *text mining* yang digunakan untuk mengidentifikasi kumpulan kata atau disebut topik yang paling sering muncul pada kalimat dan mengelompokkan kalimat tersebut berdasarkan topik yang sama. Pemodelan topik dapat digunakan untuk analisis teks artikel berita, postingan media sosial serta pada ulasan produk untuk menemukan poin utama tanpa harus membaca semua ulasan. Pada penelitian ini, juga dilakukan *cluster labeling* yaitu proses pelabelan pada topik yang sama untuk mempermudah interpretasi. Oleh karena itu, pemodelan topik sangat membantu proses mengorganisir, mengelompokkan, dan mengekstrak informasi penting dari data teks serta membuatnya lebih mudah untuk dipahami dan dianalisis (Maarten, 2022).

2.3.1. BERTopic

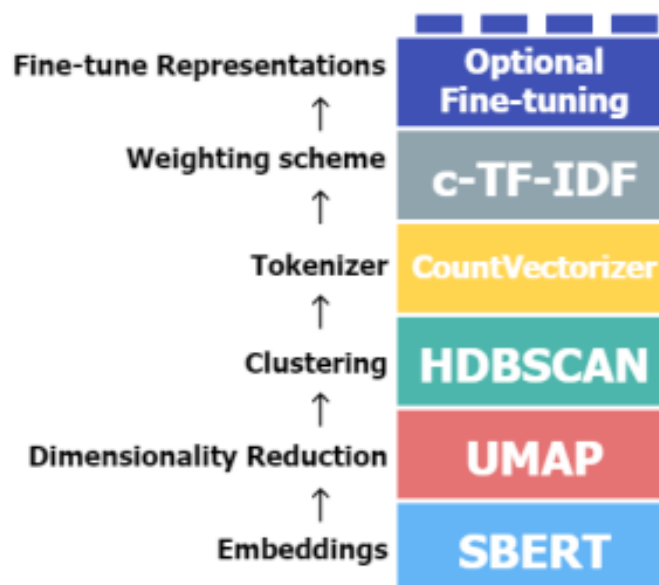
BERTopic merupakan sebuah *topic modeling* yang memanfaatkan *BERT* dan *c-TF-IDF* untuk mengubah setiap kalimat menjadi vektor representasi yang lebih dalam secara makna dan struktur. Hal ini memungkinkan, klasterisasi berdasarkan topik yang serupa dengan menentukan jumlah *cluster* yang tepat dan menghasilkan topik yang signifikan secara otomatis (Maarten, 2022).

BERTopic secara otomatis melakukan *feature extraction* dengan menggunakan model *BERT* untuk menghasilkan vektor dokumen yang melibatkan transformasi teks menjadi representasi numeric untuk analisis data. Selanjutnya melakukan *topic extraction* yaitu menentukan jumlah *cluster* yang tepat dan menghasilkan topik-topik yang sama serta membantu pemahaman isi teks dengan mengelompokkan kalimat ke dalam kategori atau topik tertentu.

Meskipun *BERTopic* merupakan algoritma baru, tetapi juga memiliki keunggulan yang lebih baik dibandingkan metode *topic modeling* sebelumnya. Karena adanya penggunaan *transformer* dari *BERT*, maka *BERTopic* memiliki kemampuan yang lebih baik dalam mengidentifikasi dan menginterpretasikan topik pada data teks. Selain itu, kemampuan pemahaman konteks kata dalam kalimat yang lebih baik membuatnya efektif. *BERTopic* juga menghasilkan representasi vektor yang lebih akurat dalam mencerminkan makna semantik kata-kata. Fleksibilitasnya memungkinkan penggunaannya lebih dari 50 bahasa, serta dapat disesuaikan dengan kebutuhan kasus atau tujuan analisis. Selain itu, *BERTopic* juga menyediakan fungsi visualisasi untuk memahami distribusi topik dan hubungan antar kalimat. Analisis

kata-kata kunci yang mewakili setiap topik memungkinkan menghasilkan interpretasi yang lebih baik, sementara distribusi topik memberikan wawasan tentang konsistensi topik-topik dalam dataset, berguna untuk pengambilan keputusan bisnis.

Pada dasarnya, *BERTopic* tidak bergantung pada perhitungan matematis tertentu dalam bentuk rumus atau persamaan. Dikarenakan menggunakan serangkaian tahapan dan teknik yang beragam. Namun, *BERTopic* mengintegrasikan berbagai teknik dan metode, termasuk perhitungan vektor, klusterisasi, dan pengambilan kata kunci (Maarten, 2022). Adapun proses kerja pada *BERTopic*, yaitu :



Gambar 2.3. Proses Kerja *BERTopic* (Maarten, 2022)

a. *Extract Embedding*

Tahap pertama ialah melakukan proses *embedding* yaitu mengubah ulasan teks menjadi *dense vector* menggunakan *sentence-transformers* atau teknik *embedding* lainnya. *Sentence-transformer* adalah model yang memanfaatkan arsitektur *transformer* untuk menghasilkan representasi vektor numerik yang kaya dan kontekstual. Terdapat dua model *default* yang dapat digunakan sesuai dengan kebutuhan, yaitu :

- “*all-miniLM-L6-V2*” merupakan model khusus bahasa Inggris yang efektif dalam menangani *semantic similarity*.
- “*paraphrase-multilingual-miniML-L12-V2*” merupakan model multibahasa yang dapat mengatasi lebih dari 50 bahasa dan dapat lebih luas melatih data.

b. *Reduce Dimensionality*

Tahap kedua ialah mengurangi dimensi dari hasil tahapan pertama menggunakan UMAP (*Uniform Manifold Approximation and Projection*) karena klasterisasi akan sulit dilakukan jika data memiliki dimensi yang tinggi atau disebut *curse dimensionality* (kutukan dimensi). Dengan mengurangi jumlah dimensi, waktu pemrosesan dan kebutuhan memori untuk *clustering* dan *topic modeling* dapat diminimalkan.

c. *Cluster Documents*

Tahap ketiga ialah melakukan *clustering* data ke dalam *cluster* atau topik menggunakan teknik *density-based-clustering* yaitu HDBSCAN. Diharapkan mampu menemukan *clustering* dari bentuk dan ukuran yang tidak terduga serta dapat menemukan *outlier*. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kualitas representasi dengan mengurangi keberadaan *noise* dalam data.

d. *Tokenizer*

Tahap selanjutnya melakukan tokenisasi yaitu semua kalimat digabung menjadi satu kalimat panjang yang mewakili *cluster*. Selanjutnya, menghitung frekuensi munculnya setiap kata dalam setiap *cluster* serta frekuensi kemunculan kata tersebut. Pada tahap ini, *BERTopic* menggunakan representasi *bag-of-words* pada level *cluster* bukan pada level kalimat.

e. *Topic Representation*

Tahap selanjutnya ialah melakukan *topic representation* dengan *class-based TF-IDF* (*c-TF-IDF*). Tujuannya adalah untuk mengekstraksi kata kunci yang paling mewakili setiap topik. *c-TF-IDF* merupakan metode yang efisien dalam menghasilkan representasi topik yang akurat atau sebagai topik kandidat. Rumus untuk menghitung *c-TF-IDF* dapat dilihat pada **Persamaan 2.1** berikut.

$$W_{x,c} = tf_{x,c} \times \log\left(1 + \frac{A}{fx}\right) \quad (2.1)$$

Pada persamaan 2.1, W dinyatakan sebagai hasil *score* dari kata x pada kelas c . $tf_{x,c}$ merupakan frekuensi dari kata x pada kelas c . fx merupakan frekuensi dari kata x di semua kelas. A merupakan rata-rata jumlah kata di setiap kelas.

f. *Fine-Tune Topic Representation*

Tahap terakhir bertujuan untuk meningkatkan representasi topik *c-TF-IDF* dengan menggunakan berbagai teknik, seperti : *GPT*, *T5*, *KeyBERT*, *Spacy*, dan lainnya. Meskipun opsional, tapi tetap perlu dilakukan untuk mengurangi komputasi pada model yang besar karena pada dasarnya hanya memerlukan operasi pada set dokumen kecil untuk setiap topik. Oleh karena itu, teknik-teknik ini layak digunakan pada pengaturan produksi dan hanya memerlukan waktu yang relatif singkat dibandingkan dengan langkah-langkah sebelumnya.

2.4. Peringkasan Teks

Peringkasan teks merupakan proses merangkum atau meringkas informasi dari sebuah teks ke dalam bentuk yang lebih singkat dan ringkas, tetapi tetap menjaga maksud dan inti dari teks tersebut. Adapun tujuan dilakukannya peringkasan teks ialah untuk memberikan gambaran maupun ide pokok yang lebih mudah dimengerti atau cepat dipahami dari isi teks asli tanpa harus membaca keseluruhan teks. Hal ini dapat menghemat waktu membaca serta dapat menggali informasi penting secara efektif dan efisien. Pada umumnya, peringkasan teks terdiri dari dua teknik, yaitu peringkasan teks secara ekstraktif dan peringkasan teks secara abstraktif. Peringkasan teks secara ekstraktif merupakan teknik peringkasan yang dilakukan dengan memilih beberapa kalimat utama yang diambil dari teks asli tanpa mengubah kata-kata secara signifikan kemudian menggabungkannya menjadi teks yang lebih singkat. Sedangkan peringkasan abstraktif merupakan teknik peringkasan yang dilakukan dengan mengambil beberapa kalimat utama kemudian meringkasnya menggunakan kalimat sendiri dan seringkali menggunakan struktur kalimat dan kata-kata yang berbeda dari teks asli (Maulidia, 2021). Beberapa penerapan peringkasan teks dalam kehidupan sehari-hari, seperti peringkasan berita dan artikel, peringkasan abstrak ilmiah, sinopsis *film* atau serial televisi, peringkasan ulasan produk, dan masih banyak lagi. Pada penelitian ini, dilakukan peringkasan ulasan produk. Peringkasan ulasan produk termasuk ke dalam kategori peringkasan secara ekstraktif karena untuk tidak mengubah kalimat-kalimat ulasan yang asli ditulis oleh pelanggan sehingga dapat menyajikan nilai-nilai utama seperti kelebihan ataupun kekurangan dari sebuah produk berdasarkan ulasan asli yang dituliskan langsung oleh pembeli.

2.5. Peringkasan Ulasan

Peringkasan ulasan atau *review summarization* merupakan penerapan peringkasan teks secara ekstraktif yang menampilkan informasi penting serta mengidentifikasi topik tersembunyi dari ulasan-ulasan pelanggan terhadap suatu produk (Darmawiguna, et al. 2021). Tujuannya ialah agar memberikan informasi secara cepat dan efisien kepada calon pembeli serta membantu penjual memahami evaluasi produk yang dijualnya. Selain itu, juga menghemat waktu calon pembeli dan penjual dalam membaca penilaian produk (Sindhu, et al. 2019). Secara umum, prosesnya meliputi klasifikasi sentimen, ekstraksi dan pemodelan topik, serta peringkasan ulasan dengan mengurutkan nilai kalimat dari nilai yang tertinggi hingga yang terendah. Kalimat dengan nilai tertinggi menjadi outputnya (Devid, et. 2016).

2.6. Maximal Marginal Relevance

Maximal Marginal Relevance merupakan algoritma ekstraktif untuk peringkasan teks yang menghitung skor kalimat berdasarkan kesamaan (*similarity*) dengan *query* dan menghindari redundansi dari ringkasan yang dihasilkan. Jika terdapat peningkatan kesamaan (*similarity*) antara satu kalimat dengan kalimat lain, maka menunjukkan adanya redundansi (Delvin, 2022). *MMR* meningkatkan kualitas peringkasan dengan memilih dan menyusun kalimat-kalimat secara ekstraktif berdasarkan dua faktor utama yaitu relevansi dan keberagaman. *MMR* akan memilih kalimat yang tidak hanya sangat relevan tetapi juga memastikan adanya keberagaman informasi untuk memberikan ringkasan yang lebih informatif. Adapun rumus atau formula untuk mengurangi redundansi pada *MMR* dapat dilihat pada **Persamaan 2.2** :

$$MMR = \operatorname{argmax}[\lambda \cdot \operatorname{Sim}_1(Si, Q) - (1 - \lambda) \cdot \max \operatorname{Sim}_2(Si, S')] \quad (2.2)$$

Keterangan :

- λ = parameter yang mengontrol nilai relevansi kalimat ($\lambda = 0.7$)
- Si = pencarian item untuk dimasukkan kedalam hasil peringkasan
- S' = kumpulan item yang sudah dipilih sebelumnya
- Q = vektor kalimat pertanyaan
- $\operatorname{Sim}_1(Si, Q)$ = mengukur tingkat relevansi antara item dengan pertanyaan
- $\operatorname{Sim}_2(Si, S')$ = mengevaluasi item mana yang mirip dengan item yang sudah ada

Pada perhitungan relevansi dan *diversity* menggunakan α sebagai faktor bobot yang digunakan untuk mengontrol sejauh mana relevansi dibandingkan dengan *diversity* dalam suatu peringkasan ulasan menggunakan *maximal marginal relevance*. Nilai α berada di antara 0 dan 1, dan apabila diperoleh nilai yang berbeda dapat memberikan penekanan yang berbeda pada aspek relevansi dan *diversity*. Jika $\alpha = 1$, maka *MMR* sepenuhnya didominasi oleh relevansi, dan *diversity* tidak memainkan peran. Jika $\alpha = 0$, maka *MMR* sepenuhnya didominasi oleh *diversity*, dan relevansi tidak memainkan peran. Pada **Persamaan 2.3** merupakan formula untuk menghitung kesamaan atau bisa disebut relevansi (*similarity*). Sedangkan pada **Persamaan 2.4** merupakan formula untuk menghitung keberagaman (*diversity*).

$$\text{Relevance Score} = \alpha \times \text{Similarity}(\text{Sentence}, \text{Document} / \text{Topic}) \quad (2.3)$$

$$\text{Diversity Score} = (1 - \alpha) \times \text{Similarity}(\text{Sentence}, \text{SentenceSet}) \quad (2.4)$$

2.7. Model Evaluasi

Metode evaluasi adalah proses untuk mengukur kualitas peringkasan ulasan. Untuk mengukur kualitas tersebut dapat menggunakan ROUGE (*Recall-Oriented Understudy for Gisting Evaluation*). Metrik ROUGE mengukur kesamaan antara peringkasan dan teks sumber yang dianggap sebagai referensi atau *ground truth* (Yogie, 2021). ROUGE memiliki beberapa metrik, diantaranya ialah ROUGE-N (*N-gram Overlap*), ROUGE-L (*Longest Common Subsequence*), ROUGE-W (*Weighted Overlap*), ROUGE-S (*Skip-bigram Overlap*), ROUGE-Su (*Skip-bigram Overlap with Unigram*). Namun, yang sering digunakan hanyalah ROUGE-N dan ROUGE-L seperti pada penelitian ini. ROUGE-N mengukur sejauh mana *n-gram* dalam peringkasan mencocokkan *n-gram* dalam teks asli, seperti ROUGE-1 dan ROUGE-2. ROUGE-L mengukur *subsequence* terpanjang antara peringkasan dan teks asli. Adapun fungsi dari ketiga jenis ROUGE tersebut ialah ROUGE-1 untuk mengukur kecocokan kata tunggal, ROUGE-2 untuk mengukur kecocokan pasangan frasa dan ROUGE-L untuk mengevaluasi urutan dan struktur ringkasan dengan mencari urutan kata-kata terpanjang yang sama dalam kedua ringkasan, meskipun tidak harus bersebelahan. ROUGE melibatkan perhitungan *precision*, *recall*, dan *f1-score* untuk memberikan evaluasi yang komperhensif. *Recall* bertujuan untuk mengukur seberapa baik model

menemukan semua informasi yang relevan dari teks asli. Nilai *recall* yang tinggi menunjukkan bahwa ringkasan yang dihasilkan tidak kehilangan informasi yang relevan. Adapun rumus perhitungan untuk *recall* dapat dilihat pada **Persamaan 2.3**.

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (2.4)$$

Precision bertujuan untuk mengukur seberapa baik model menghindari memasukkan informasi yang tidak relevan. Nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa ringkasan yang dihasilkan berkualitas tinggi dan tidak memiliki banyak *noise*. Adapun rumus perhitungan untuk *precision* dapat dilihat pada **Persamaan 2.4**.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (2.3)$$

F1-Score merupakan *metric* evaluasi yang menggabungkan *recall* dan *precision* untuk memberikan satu nilai yang menunjukkan seberapa baik model tersebut. Bertujuan untuk menampilkan keseimbangan antara *recall* dan *precision*. Adapun rumus perhitungan untuk *f1-score* dapat dilihat pada **Persamaan 2.5**.

$$F1 - Score = \frac{2 \times precision \times recall}{recall + precision} \quad (2.5)$$

2.8. Penelitian Terdahulu

Penelitian mengenai peringkasan ulasan produk sudah pernah dilakukan oleh beberapa pihak dengan menggunakan berbagai model, seperti Rajesh Piryani *et al.* (2018) menggunakan data SemEval 2014 untuk menganalisis data ulasan empat laptop. Menghasilkan 3041 kalimat menggunakan metode *Aspect Seed Vector*. Ekstraksi kalimat mengidentifikasi aspek seperti ‘battery’ dengan nilai *recall* 0.506, *precision* 0.441, *f1-score* 0.441. Sedangkan pada aspek ‘performance’ memperoleh nilai *recall* 0.377, *precision* 0.620, dan *f1-score* 0.397.

Minakshi, G., *et al.* (2019) melakukan penelitian peringkasan ulasan produk dari *Amazon for Mobile* dengan empat kelompok data berdasarkan jumlah pengguna (50, 100, 200, 500) menggunakan *LDA*. Menghasilkan beberapa aspek yaitu *item*, *shipping*, *quality*, *communication*, *cost*. Ulasan juga dibandingkan menggunakan *Gibbs* untuk menghasilkan beberapa kategori nilai. Hasil akurasi yang diperoleh dari ialah kelompok 50 memperoleh 61,83%, kelompok 100 memperoleh 69,52%, kelompok 200 memperoleh 80,5%, dan kelompok 500 memperoleh 78,26%.

N. Hema P., *et al.* (2021) melakukan penelitian peringkasan ulasan pada 74258 produk *Amazon Fine Food* dengan jumlah 568454 ulasan dari 256059 pengguna.

Penelitian ini menggunakan *seq2seq* untuk proses peringkasan teks dan *XLNet* untuk analisis sentimen. Hasil akurasi tertinggi ialah 91% dengan melakukan 50 *epochs*.

Alhassan Mabrouk, *et al.* (2021) meneliti peringkasan ulasan produk laptop dari lima *e-commerce* yaitu, *Amazon*, *Flipkart*, *eBay*, *Walmart* menggunakan *RNN* untuk menilai efektivitas komponen *BERT embeddings*. Penelitian ini membuktikan bahwa *RNN* memperoleh hasil yang lebih unggul dibandingkan *CNN* dan *SVM* dengan nilai rata-rata sebesar 77,4% dan *F1-Measures* sebesar 82,6%.

Nathania H, Gabriela., *et al* (2021) meneliti peringkasan ulasan hotel menggunakan data dari *TripAdvisors*. Penelitian ini menerapkan dua metode peringkasan ulasan dan dua cara untuk mengukur kualitas hasilnya. Pertama, peringkasan ekstraktif menggunakan metode *TF/IDF* menghasilkan nilai *ROUGE* sebesar 0.2101 dan *BLEU* sebesar 0.7820. Kedua, metode *Adjective-Noun Pairing* menghasilkan nilai *ROUGE* sebesar 0.0670 dan *BLEU* sebesar 0.03672.

M. Rifqi Muarif (2022) meneliti peringkasan ulasan produk *laptop Lenovo K80* dari *Amazon* dengan 14520 ulasan. Terdapat empat aspek yang dihasilkan, diantaranya *camera & display quality*, *price money & value*, *battery performance*, *after sales service*. *Topic modeling* dilakukan dengan menggabungkan *LDA* dan *Word2Vec*, sedangkan analisis sentimen menggunakan *SVM* dan *Word2Vec*. Hasil analisis sentimen menunjukkan 42% untuk sentimen positif dan 58% untuk sentimen negatif. Beberapa aspek dengan sentimen negatif ialah *camera & display*, *battery performance*, *after sales service*. Sedangkan *price & money value* mendapat sentimen positif. Kesimpulannya, pelanggan kurang puas dengan kualitas *Lenovo K80* tetapi senang dengan harganya yang terjangkau.

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu

No.	Peneliti (Tahun)	Judul	Keterangan
1.	Piryani, R., <i>et al.</i> (2018)	<i>Generating Aspect-Based Extractive Opinion Summary : Drawing Inferences From Social Media Texts</i>	Ekstraksi kalimat dengan <i>Aspect Seed Vector</i> menghasilkan aspek ‘battery’ dengan <i>recall</i> 0.506, <i>precision</i> 0.441, <i>f1-score</i> 0.441 dan ‘performance’ dengan <i>recall</i> 0.377, <i>precision</i> 0.620, <i>f1-score</i> 0.397.

Tabel 2.1. Penelitian Terdahulu (lanjutan)

2.	Minakshi, G., <i>et al.</i> (2019)	<i>Product Review Summarization for E-Commerce Site Using Gibbs Sampling Based LDA</i>	Ekstraksi kalimat dengan <i>LDA</i> dan <i>Gibbs</i> menghasilkan aspek <i>item</i> , <i>shipping</i> , <i>quality</i> , <i>communication</i> , <i>cost</i> dengan akurasi tertinggi yaitu sebesar 80,5%.
3.	N. Hema P., <i>et al.</i> (2021)	<i>Summarizing of Customer Reviews in Web Services Using NLP</i>	Menggunakan <i>Seq2Seq</i> untuk peringkasan teks dan <i>XLNet</i> untuk analisis sentimen dengan akurasi sebesar 91% dalam 50 epochs.
4.	Alhassan Mabrouk, <i>et al.</i> (2021)	<i>SEOpinion Summarization and Explonation of Opinion From E-Commerce Website</i>	<i>RNN</i> memperoleh hasil lebih baik daripada <i>CNN</i> dan <i>SVM</i> dengan nilai <i>averages</i> sebesar 77,4% dan <i>F1-Measures</i> sebesar 82,6%.
5.	Nathania H, Gabriela, <i>et al.</i> (2021)	<i>Extractive Hotel Review Summarization based on TF/IDF and Adjective-Noun Pairing by Considering Annual Sentiment Trends</i>	Peringkasan dilakukan ekstraktif menggunakan <i>tf/idf</i> : <i>ROUGE</i> 0.02101 dan <i>BLEU</i> 0.780. Serta peringkasan frasa dngan <i>Adjective-Noun Pairing</i> : <i>ROUGE</i> 0.1686 dan <i>BLEU</i> 0.03672.
6.	M. Rifqi Muarif (2022)	<i>Summarizing Online Customer Review Using Topic Modeling and Sentiment Analysis</i>	<i>Topic modeling</i> dengan <i>LDA</i> dan <i>Word2Vec</i> . Analisis sentimen dengan <i>SVM</i> dan <i>Word2Vec</i> memperoleh empat topik : <i>camera & display quality</i> , <i>price money & value</i> , <i>battery performance</i> , <i>after sales service</i> dengan 42% sentimen positif dan 58% sentimen negatif.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN

3.1. Dataset

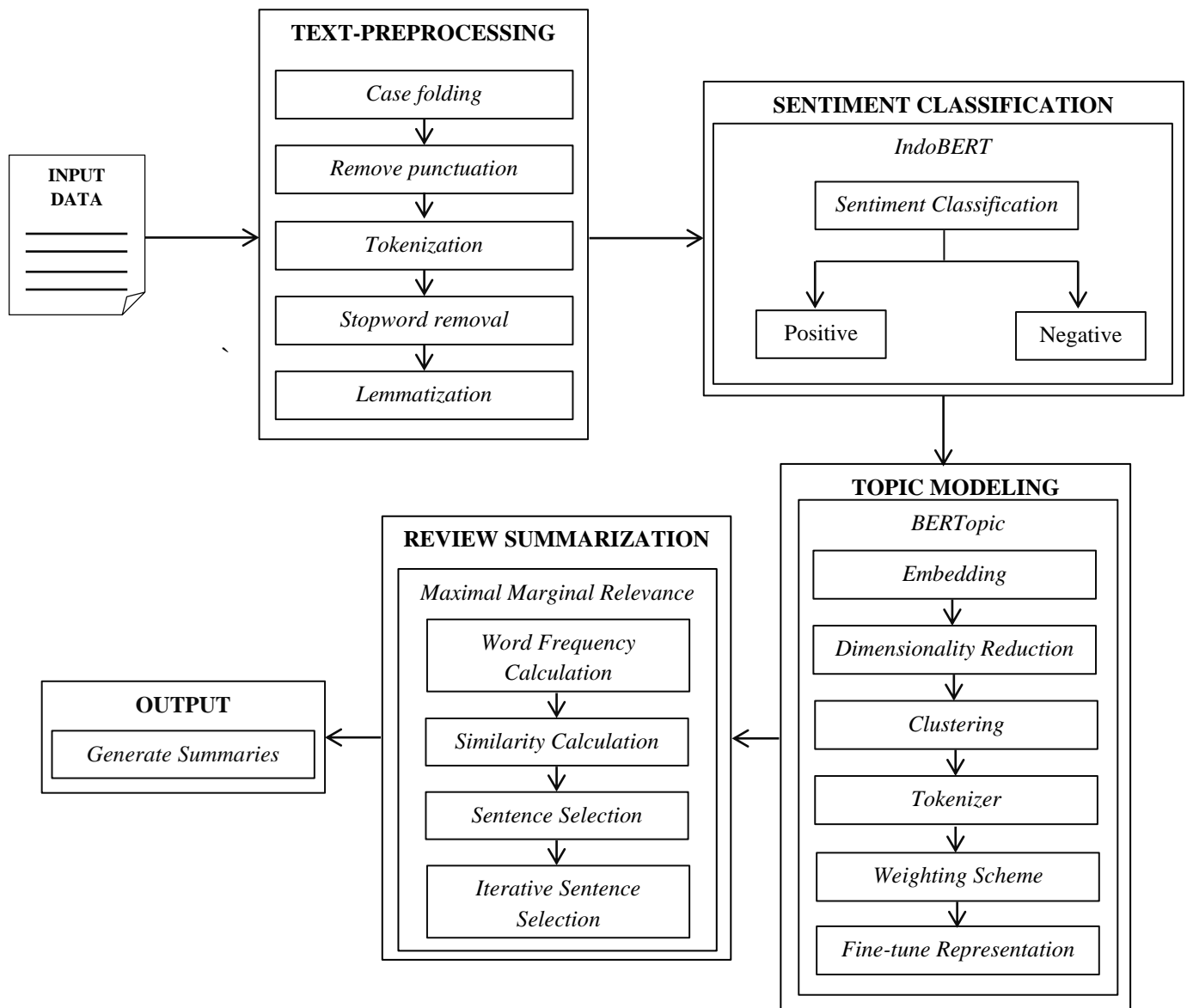
Dataset yang digunakan pada penelitian ini merupakan data yang diambil dari *e-commerce Shopee* Indonesia yang berisi ulasan pelanggan mengenai produk kebutuhan rumah tangga dengan cara melakukan *scrapping* secara daring pada ulasan tersebut. Pada penelitian ini menggunakan tiga dataset yang juga berisi tiga produk kebutuhan rumah tangga, diantaranya *humidifier*, *food processor*, dan *vacuum cleaner*. Masing-masing dataset tersebut memiliki jumlah data ulasan yang berbeda dan selanjutnya dilakukan pemisahan data per kalimat dengan tujuan agar tidak terjadi makna yang ambigu dari kalimat tersebut. Adapun jumlah data per kalimat berdasarkan masing-masing produk dapat dilihat pada **Tabel 3.1** dibawah ini.

Tabel 3.1. Pengelompokkan Data

Dataset	Data Ulasan	Data Per Kalimat
<i>Food Processor</i>	1030	1522
<i>Humidifier</i>	820	1287
<i>Vacuum Cleaner</i>	779	1214

3.2. Arsitektur Umum

Pada bagian arsitektur umum bertujuan untuk membahas beberapa tahapan atau proses yang akan dilakukan pada penelitian ini, diantaranya melakukan *online scrapping* dan *input data*, *preprocessing*, *sentiment classification*, *opinion summarization*, dan *model evaluation*. Beberapa tahapan atau proses tersebut dapat dilihat secara lebih detail pada **Gambar 3.1** berikut ini.



Gambar 3.1. Arsitektur Umum

3.2.1. Input Data

Input data yang digunakan pada penelitian ini berupa ulasan dari tiga produk kebutuhan rumah tangga yaitu *food processor*, *humidifier*, *vacuum cleaner* yang diambil melalui salah satu *e-commerce* di Indonesia yaitu *Shopee* dan telah dilakukan segmentasi kalimat. Contoh data ulasan yang akan digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.2. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset *Food Processor*

Data Ulasan	Segmentasi Kalimat
Alhamdulillah... Pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangat rapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak. Baik kemasan maupun barangnya... Abang kurirnya juga ramah dan sopan. Makasih buat penjualnya the bessss Jadi pengen berbelanja lagi di sini...	Alhamdulillah... Pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangat rapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.
	Baik kemasan maupun barangnya... Abang kurirnya juga ramah dan sopan.
	Makasih buat penjualnya the bessss Jadi pengen berbelanja lagi di sini...

Tabel 3.3. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset *Humidifier*

Data Ulasan	Segmentasi Kalimat
Akhirnyaaaa dapat juga ini barang. Barang dipacking rapi sekali. Packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik. Barang berfungsi normal. Pengiriman juga sangat cepat. Udah lama banget pgn punya produk ini. MasyaAllah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus. Baca baca review nya bagus bagus isinya. Jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan. Semoga anabul makin sehat.	Akhirnyaaaa dapat juga ini barang.
	Barang dipacking rapi sekali.
	Packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik.
	Barang berfungsi normal.
	Pengiriman juga sangat cepat.
	Udah lama banget pgn punya produk ini.
	MasyaAllah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus.
	Baca baca review nya bagus bagus isinya.
	Jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan.
	Semoga anabul makin sehat.

Tabel 3.4. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Data Ulasan	Segmentasi Kalimat
Cakeepppp suara jg ga bgtu berisik si , dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg . Ak ada cb merk lain punya kk	Cakeepppp suara jg ga bgtu berisik si , dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg .

Tabel 3.4. Contoh Kalimat Ulasan Pada Dataset *Vacuum Cleaner* (lanjutan)

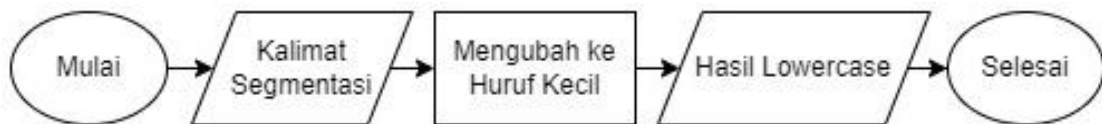
Data Ulasan	Segmentasi Kalimat
trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya . Bagussss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini . Bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti ² .	Ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya .
	Bagussss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini .
	Bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti ² .

3.2.2. Text-Preprocessing

Text-Preprocessing bertujuan untuk membuat data menjadi lebih terstruktur dan mudah di proses sehingga akan menghasilkan pemodelan yang lebih baik. Adapun beberapa tahapan *text-preprocessing* yang dilakukan pada penelitian ini ialah :

3.2.2.1. Case Folding

Langkah kerja *case folding* terlihat seperti pada Gambar 3.2.

**Gambar 3.2.** Proses Kerja *Case Folding*

Implementasi *python code* pada *case folding* terlihat pada Gambar 3.3.

```
df['column_name'] = df['column_name'].str.lower()
```

Gambar 3.3. *Python Code Case Folding*

Case Folding merupakan proses perubahan setiap huruf besar (*uppercase*) pada data teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) dengan tujuan untuk melakukan penyamaan karakter dan mempermudah generalisasi. Contoh penerapan *case folding* pada masing-masing dataset terlihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.5. Contoh *Case Folding* Pada Dataset *Food Processor*

Data Per Kalimat	<i>Case Folding</i>
Alhamdulillah... Pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangatrapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.	alhamdulillah... pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangatrapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.

Tabel 3.5. Contoh *Case Folding* Pada Dataset *Food Processor* (lanjutan)

Data Per Kalimat	Case Folding
Baik kemasan maupun barangnya... Abang kurirnya juga ramah dan sopan.	baik kemasan maupun barangnya... abang kurirnya juga ramah dan sopan.
Makasih buat penjualnya the bessss Jadi pengen berbelanja lagi di sini...	makasih buat penjualnya the bessss jadi pengen berbelanja lagi di sini...

Tabel 3.6. Contoh *Case Folding* Pada Dataset *Humidifier*

Data Per Kalimat	Case Folding
Akhirnyaaaa dapat juga ini barang.	akhirnyaaaa dapat juga ini barang.
Barang dipacking rapi sekali.	barang dipacking rapi sekali.
Packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik.	packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik.
Barang berfungsi normal.	barang berfungsi normal.
Pengiriman juga sangat cepat.	pengiriman juga sangat cepat.
Udah lama banget pgn punya produk ini.	udah lama banget pgn punya produk ini.
MasyaAllah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus.	masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus.
Baca baca review nya bagus bagus isinya.	baca baca review nya bagus bagus isinya.
Jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan.	jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan.
Semoga anabul makin sehat.	semoga anabul makin sehat.

Tabel 3.7. Contoh *Case Folding* Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

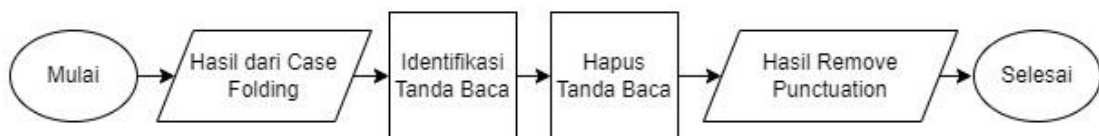
Data Per Kalimat	Case Folding
Cakepppp suara jg ga bgtu berisik si , dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg .	cakepppp suara jg ga bgtu berisik si , dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg .
Ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya .	ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya .
Bagusss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini .	bagusss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini .

Tabel 3.7. Contoh *Case Folding* Pada Dataset *Vacuum Cleaner* (lanjutan)

Data Per Kalimat	Case Folding
Bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti ² .	bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti ² .
Data Per Kalimat	Case Folding
Alhamdulillah... Pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangat rapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.	alhamdulillah... pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangat rapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.
Baik kemasan maupun barangnya... Abang kurirnya juga ramah dan sopan.	baik kemasan maupun barangnya... abang kurirnya juga ramah dan sopan.
Makasih buat penjualnya the bessss Jadi pengen berbelanja lagi di sini...	makasih buat penjualnya the bessss jadi pengen berbelanja lagi di sini...

3.2.2.2. Remove Punctuation

Langkah kerja *remove punctuation* terlihat seperti pada Gambar 3.4.

**Gambar 3.4.** Proses Kerja *Remove Punctuation*

Implementasi *python code* pada *remove punctuation* terlihat pada Gambar 3.5.

```
df['column_name'] = df['column_name'].str.replace(r'^\w\s+', '')
```

Gambar 3.5. *Python Code Remove Punctuation*

Remove Punctuation atau *Data Cleaning* merupakan proses pembersihan data teks dari seluruh tanda baca, angka, *link*, spasi yang berlebih dan berbagai macam karakter yang redundan, *hashtag* (#), *username* (@). Contoh penerapan *remove punctuation* pada masing-masing dataset dapat dilihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.8. Contoh *Remove Punctuation* Pada Dataset *Food Processor*

Case Folding	Remove Punctuation
alhamdulillah... pesanan dah sampai, untuk kemasnya sangatrapi, alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak.	alhamdulillah pesanan dah sampai untuk kemasnya sangatrapi alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak

Tabel 3.8. Contoh *Remove Punctuation* Pada Dataset *Food Processor* (lanjutan)

<i>Case Folding</i>	<i>Remove Punctuation</i>
baik kemasan maupun barangnya... abang kurirnya juga ramah dan sopan.	baik kemasan maupun barangnya abang kurirnya juga ramah dan sopan
makasih buat penjualnya the bessss jadi pengen berbelanja lagi di sini...	makasih buat penjualnya the bessss jadi pengen berbelanja lagi di sini

Tabel 3.9. Contoh *Remove Punctuation* Pada Dataset *Humidifier*

<i>Case Folding</i>	<i>Remove Punctuation</i>
akhirnyaaaaa dapat juga ini barang.	akhirnyaaaaa dapat juga ini barang
barang dipacking rapi sekali.	barang dipacking rapi sekali
packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik.	packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik
barang berfungsi normal.	barang berfungsi normal
pengiriman juga sangat cepat.	pengiriman juga sangat cepat
udah lama banget pgn punya produk ini.	udah lama banget pgn punya produk ini
masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus.	masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus
baca baca review nya bagus bagus isinya.	baca baca review nya bagus bagus isinya
jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan.	jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan
semoga anabul makin sehat.	semoga anabul makin sehat

Tabel 3.10. Contoh *Remove Punctuation* Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

<i>Case Folding</i>	<i>Remove Punctuation</i>
cakeeppp suara jg ga bgtu berisik si , dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg .	cakeeppp suara jg ga bgtu berisik si dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg
ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya .	ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya
bagusss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini .	bagusss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini
bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti ² .	bundling sama hepa filternya pula bisa buat ganti

3.2.2.3. Tokenization

Langkah kerja *tokenization* terlihat seperti pada Gambar 3.6.



Gambar 3.6. Proses Kerja *Tokenization*

Implementasi *python code* pada *tokenization* terlihat pada Gambar 3.7.

```
df['column_name'] = df.apply(lambda row: word_tokenize(row['column_name']), axis=1)
```

Gambar 3.7. *Python Code Tokenization*

Tokenization merupakan proses pemecahan kalimat menjadi potongan kata atau disebut sebagai token dengan tujuan untuk menjadikan token-token tersebut sebagai angka yang akan diproses dalam sebuah pemodelan. Contoh penerapan *tokenization* pada masing-masing dataset dapat dilihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.11. Contoh *Tokenization* Pada Dataset *Food Processor*

<i>Remove Punctuation</i>	<i>Tokenization</i>
alhamdulillah pesanan dah sampai untuk kemasnya sangatrapi alhamdulillah barangnya juga tidak ad yg rusak	[alhamdulillah, pesanan, dah, sampai, untuk, kemasnya, sangat, rapi, alhamdulillah, barangnya, juga, tidak, ad, yg, rusak,]
baik kemasan maupun barangnya abang kurirnya juga ramah dan sopan	[baik, kemasan, maupun, barangnya, abang, kurirnya, juga, ramah, dan, sopan,]
makasih buat penjualnya the bessss jadi pengen berbelanja lagi di sini	[makasih, buat, penjualnya, the, bessss, jadi, pengen, berbelanja, lagi, di, sini,]

Tabel 3.12. Contoh *Tokenization* Pada Dataset *Humidifier*

<i>Remove Punctuation</i>	<i>Tokenization</i>
akhirnyaaaa dapat juga ini barang	[akhirnyaaaaa, dapat, juga, ini, barang,]
barang dipacking rapi sekali	[barang, dipacking, rapi, sekali,]
packingnya pun aman jadi barangnya diterima dalam kondisi baik	[packingnya, pun, aman, jadi, barangnya, diterima, dalam, kondisi, baik,]
barang berfungsi normal	[barang, berfungsi, normal,]

Tabel 3.12. Contoh *Tokenization* Pada Dataset *Humidifier* (lanjutan)

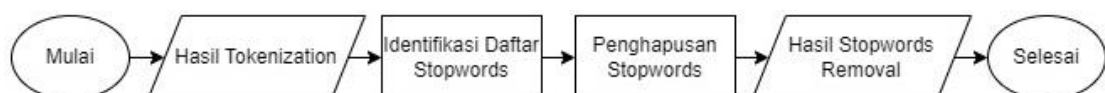
<i>Remove Punctuation</i>	<i>Tokenization</i>
pengiriman juga sangat cepat	[pengiriman, juga, sangat, cepat,]
udah lama banget pgn punya produk ini	[udah, lama, banget, pgn, punya, produk, ini,]
masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus	[masyaallah, tiap, kali, pas, mau, checkout, kehabisan, terus,]
baca baca review nya bagus bagus isinya	[baca, baca, review, nya, bagus, bagus, isinya,]
jadi makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan	[jadi, makin, penasaran, pengen, beli, buat, anabul, kesayangan,]
semoga anabul makin sehat	[semoga, anabul, makin, sehat,]

Tabel 3.13. Contoh *Tokenization* Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

<i>Remove Punctuation</i>	<i>Tokenization</i>
cakeeppp suara jg ga bgtu berisik si dan mesin jg dipake nya ga cepet panas jg	[cakeeppp, suara, jg, ga, bgtu, berisik, si, dan, mesin, jg, dipake, nya, ga, cepet, panas, jg,]
ak ada cb merk lain punya kk trnyata lbh berisik dan cepet mesin di bagian mesin nya	[ak, ada, cb, merk, lain, punya, kk, trnyata, lbh, berisik, dan, cepet, mesin, di, bagian, mesin, nya,]
bagusss deh ga ragu buat beli dr awal mantep pengen yg seri ini	[bagusss, deh, ga, ragu, buat, beli, dr, awal, mantep, pengen, yg, seri, ini,]
bundling sama hepa filturnya pula bisa buat ganti	[bundling, sama, hepa, filturnya, pula, bisa, buat, ganti,]

3.2.2.4. Stopword Removal

Langkah kerja *stopword removal* terlihat seperti pada Gambar 3.8.

**Gambar 3.8.** Proses Kerja *Stopword Removal*

Implementasi *python code* pada *stopword removal* terlihat pada Gambar 3.9.

```
df['column_name'] = df['column_name'].apply(lambda x: ' '.join([word for word in x.split() if word not in (stopwords_data)]))
```

Gambar 3.9. *Python Code Stopword Removal*

Stopword Removal merupakan proses penghapusan kata-kata yang tidak memiliki makna penting berdasarkan pada kamus *stopword* yang digunakan. Pada penelitian ini menggunakan kamus *stopword* yang telah dibuat oleh Tala¹ yang berisi 758 kata. Contoh penerapan *stopword removal* pada masing-masing dataset dapat dilihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.14. Contoh *Stopword Removal* Pada Dataset *Food Processor*

<i>Tokenization</i>	<i>Stopwords</i>
[alhamdulillah, pesanan, dah, sampai, untuk, kemasnya, sangat, rapi, alhamdulillah, barangnya, juga, tidak, ad, yg, rusak,]	alhamdulillah pesanan sampai untuk kemasnya sangat rapi alhamdulillah juga tidak rusak
[baik, kemasan, maupun, barangnya, abang, kurirnya, juga, ramah, dan, sopan,]	baik kemasan maupun abang kurirnya juga ramah sopan
[makasih, buat, penjualnya, the, bessss, jadi, pengen, berbelanja, lagi, di, sini,]	makasih buat penjualnya bessss pengen berbelanja lagi sini

Tabel 3.15. Contoh *Stopword Removal* Pada Dataset *Humidifier*

<i>Tokenization</i>	<i>Stopwords</i>
[akhirnyaaaaa, dapat, juga, ini, barang,]	akhirnyaaaaa dapat juga
[barang, dipacking, rapi, sekali,]	dipacking rapi sekali
[packingnya, pun, aman, jadi, barangnya, diterima, dalam, kondisi, baik,]	packingnya aman diterima dalam kondisi baik
[barang, berfungsi, normal,]	berfungsi normal
[pengiriman, juga, sangat, cepat,]	pengiriman juga sangat cepat
[udah, lama, banget, pgn, punya, produk, ini,]	lama banget pgn punya produk

Tabel 3.15. Contoh *Stopword Removal* Pada Dataset *Humidifier* (lanjutan)

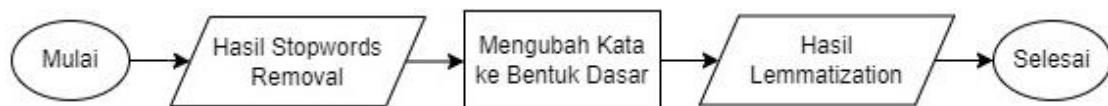
[masyaallah, tiap, kali, pas, mau, checkout, kehabisan, terus,]	masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus
[baca, baca, review, nya, bagus, bagus, isinya,]	baca baca review bagus bagus isinya
[jadi, makin, penasaran, pengen, beli, buat, anabul, kesayangan,]	makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan
[semoga, anabul, makin, sehat,]	semoga anabul makin sehat

Tabel 3.16. Contoh *Stopword Removal* Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

<i>Tokenization</i>	<i>Stopwords</i>
[cakeeppp, suara, jg, ga, bgtu, berisik, si, dan, mesin, jg, dipake, nya, ga, cepet, panas, jg,]	cakeeppp suara bgtu berisik mesin panas
[ak, ada, cb, merk, lain, punya, kk, trnyata, lbh, berisik, dan, cepet, mesin, di, bagian, mesin, nya,]	ak merk lain punya trnyata lbh berisik mesin bagian mesin
[bagusss, deh, ga, ragu, buat, beli, dr, awal, mantep, pengen, yg, seri, ini,]	ragu buat beli awal pengen seri
[bundling, sama, hepa, filternya, pula, bisa, buat, ganti,]	bundling sama filternya pula bisa buat ganti

3.2.2.5. Lemmatization

Langkah kerja *lemmatization* terlihat seperti pada Gambar 3.10.

**Gambar 3.10.** Proses Kerja *Lemmatization*

Implementasi *python code* pada *stopword removal* terlihat pada Gambar 3.11.

```
df['column_name'] = df['column_name'].apply(lambda x: ' '.join([lemmatizer.lemmatize(word) for word in x.split()]])
```

Gambar 3.11. *Python Code Lemmatization*

Lemmatization merupakan proses pengembalian kata yang tidak baku menjadi kata baku, seperti koreksi ejaan yang salah, penghapusan imbuhan,

pengembalian ejaan kata yang disingkat menjadi kata aslinya. Contoh penerapan *stemming* pada masing-masing dataset dapat dilihat pada ketiga tabel dibawah ini.

Tabel 3.17. Contoh *Lemmatization* Pada Dataset *Food Processor*

<i>Stopwords</i>	<i>Lemmatization</i>
alhamdulillah pesanan sampai untuk kemasnya sangat rapi alhamdulillah juga tidak rusak	alhamdulillah pesan sampai untuk kemas sangat rapi alhamdulillah juga tidak rusak
baik kemasan maupun abang kurirnya juga ramah sopan	baik kemas maupun abang kurir juga ramah sopan
makasih buat penjualnya bessss pengen berbelanja lagi sini	terima kasih buat jual bes pengen belanja lagi sini

Tabel 3.18. Contoh *Lemmatization* Pada Dataset *Humidifier*

<i>Stopwords</i>	<i>Lemmatization</i>
akhirnyaaaa dapat juga	akhirnya dapat juga
dipacking rapi sekali	dipacking rapi sekali
packingnya aman diterima dalam kondisi baik	packingnya aman terima dalam kondisi baik
berfungsi normal	fungsi normal
pengiriman juga sangat cepat	kirim juga sangat cepat
lama banget pgn punya produk	lama banget pgn punya produk
masyaallah tiap kali pas mau checkout kehabisan terus	masyarakat tiap kali pas mau checkout habis terus
baca baca review bagus bagus isinya	baca baca review bagus bagus isi
makin penasaran pengen beli buat anabul kesayangan	makin penasaran pengen beli buat anabul sayang
semoga anabul makin sehat	moga anabul makin sehat

Tabel 3.19. Contoh *Lemmatization* Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

<i>Stopwords</i>	<i>Lemmatization</i>
cakepppp suara bgtu berisik mesin panas	cakep suara begitu berisik mesin panas
ak merk lain punya trnyata lbh berisik mesin bagian mesin	saya merk lain punya ternyata lebih berisik mesin bagi mesin

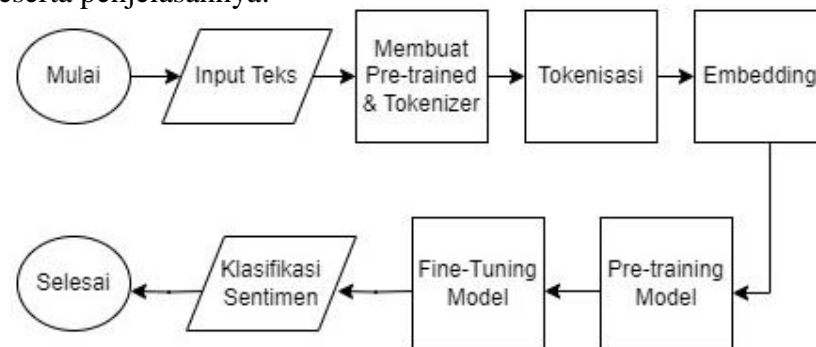
Tabel 3.19. Contoh *Lemmatization* Pada Dataset *Vacuum Cleaner* (lanjutan)

ragu buat beli awal pengen seri	ragu buat beli awal pengen seri
bundling sama filternya pula bisa buat ganti	bundling sama filter pula bisa buat ganti

3.2.3. Sentiment Classification

3.2.3.1. IndoBERT

Setelah melakukan semua proses *pre-processing*, kemudian dilanjutkan dengan melakukan *sentiment classification* menggunakan *IndoBERT* yang bertujuan untuk mengklasifikasikan ulasan pelanggan berdasarkan sentimen yang dihasilkan. Berikut ini merupakan diagram proses *IndoBERT* untuk menghasilkan klasifikasi sentimen beserta penjelasannya.

**Gambar 3.12.** Proses Kerja *IndoBERT*

1. Dimulai dari menginput data ulasan yang merupakan hasil akhir dari *pre-processing*.
2. Kemudian membuat model *pre-trained IndoBERT* dan *tokenizer* yang sesuai model *pre-trained* atau yang telah dilatih sebelumnya.
3. Melakukan tokenisasi untuk mengonversi data ulasan menjadi token. Pada tahap ini melakukan beberapa hal, seperti :
 - a. Memecah teks menjadi kata atau sub-kata.
 - b. Menambahkan token khusus seperti '[CLS]' di awal kalimat dan '[SEP]' di akhir kalimat dan juga menandakan akhir dari input teks. [CLS] yaitu *classification*, sedangkan [SEP] yaitu *separator*.
 - c. Mengubah token menjadi ID numerik yang bisa dipahami oleh model. Contoh hasilnya dapat dilihat pada **Gambar 3.13**.

```
Text 1:
Token: ['[CLS]', 'kualitas', 'produk', 'sangat', 'baik', 'produk', 'original', 'harga', 'sangat', 'baik', 'cepat', 'kirim', 'baik', '[SEP]']
Token ID: [2, 1553, 497, 310, 342, 497, 6483, 405, 310, 342, 972, 2785, 342, 3]
```

Gambar 3.13. Tokenisasi Pada *IndoBERT*

4. Setelah diubah menjadi *token ID*, kemudian dikonversikan untuk menghasilkan vektor yang disebut *embedding*. Hal ini bertujuan untuk mempresentasikan makna dan konteks dari setiap token. Contoh hasilnya dapat dilihat pada **Gambar 3.14**.

```
Embedding: tensor([[1.307, 0.5795, -0.7633, ..., -1.3773, 0.0259, 0.4296],
 [ 0.8191, -0.3489, -0.0104, ..., 0.3257, -1.4726, 0.6923],
 [ 0.6589, -0.0340, 0.2372, ..., -0.2876, -2.7893, 2.1533],
 ...,
 [ 1.4650, -0.8733, -0.1521, ..., 0.0338, -2.8720, 1.6109],
 [ 0.8466, 0.2788, -1.4197, ..., 0.3315, -2.5493, 1.5046],
 [ 1.3674, 0.0198, 0.0771, ..., -0.5562, -0.4381, 1.3553]])
```

Gambar 3.14. *Embedding* Pada *IndoBERT*

5. Melakukan *pre-training* oleh pembuat model sebelum model didistribusikan. Tujuannya untuk memastikan model memiliki pemahaman dasar tentang bahasa Indonesia.
6. Melakukan *fine-tuning* yang bertujuan untuk melatih model melakukan klasifikasi sentimen. *Code* untuk melakukan *fine-tuning* terlihat pada **Gambar 3.15**.

```
model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(pretrained)
```

Gambar 3.15. *Fine-tuning* Pada *IndoBERT*

7. Kemudian, menggunakan model yang telah dilatih untuk menentukan klasifikasi sentimen. *Code* untuk melakukannya dapat dilihat pada **Gambar 3.16**.

```
sentiment_analysis = pipeline("sentiment-analysis", model=model, tokenizer=tokenizer)
```

Gambar 3.16. Klasifikasi Sentimen Pada *IndoBERT*

Berikut adalah contoh hasil percobaan klasifikasi sentimen menggunakan *IndoBERT*.

Tabel 3.20. Contoh Klasifikasi Sentimen

Dataset	Kalimat	Sentiment
Food Processor	bagus banget mesin pisau tajam	Positif
	paket langsung coba buat giling daging ayam mantep hasil halus suara mesin gak berisik pokok mantul terima kasih seler terima kasih	Positif

Tabel 3.20. Contoh Klasifikasi Sentimen (lanjutan)

	mesin berfungsi dengan baik tidak ada cacat sama sekali	Positif
	choper cosmos otomatis kalau panas mati sendiri kalau mesin sudah dingin bisa guna lagi	Negatif
	mesin giling tidak bisa nyala	Negatif
Humidifier	listrik wat tidak terlalu besar	Positif
	mudah dengan ada purifier udara makin bersih makin sehat serta awet mesin juga gak berisik	Positif
	operasi mudah	Positif
	barang bagus tapi sayang lecet	Negatif
	berisik meski klik cepat maksimal	Negatif
Vacuum Cleaner	kuat sedot	Positif
	listrik gak besar cocok untuk buat anak kos	Positif
	fitur baik daya hisap kuat	Positif
	cepat panas kalau buat unit apartemen	Negatif
	paling berat mesin penghisapnya nyambung	Negatif

3.2.4. Topic Modeling

3.2.4.1. BERTopic

Setelah melewati proses pengklasifikasian sentimen, proses selanjutnya ialah melakukan *topic modeling*. Terdapat beberapa tahapan atau proses dalam melakukan *topic modeling* dengan *BERTopic*, yaitu :

1. *Embedding* dilakukan untuk menangkap makna dan konteks dari kata-kata dalam dimensi tinggi seperti model *embedding SBERT*. Berikut adalah contoh vektor dalam dimensi tinggi yaitu dimensi 384.

```
[[-0.31316313 -0.17420943 -0.09812415 ... -0.12985158 0.23538776
 0.20722632]
 [-0.00542913 0.09700888 0.04392942 ... 0.02638882 -0.1586229
 0.23464142]
 [-0.02578817 -0.08235727 -0.13984716 ... -0.4070355 0.19992316
 0.3350213 ]
 ...
 [ 0.00520291 0.09891859 -0.15392336 ... -0.22408183 -0.12336002
 0.3062114 ]
 [-0.06321941 -0.02413664 0.00204536 ... -0.34386978 -0.07912794
 0.24459855]
 [ 0.01765337 -0.02545065 -0.44722685 ... -0.27322632 0.2831833
 0.03644911]]
```

Gambar 3.17. *Embedding Pada BERTopic*

2. *Dimensionality Reduction* bertujuan untuk mengurangi dimensi dari *embedding* yang dihasilkan oleh *SBERT*. *UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection)* merupakan teknik yang efektif untuk mengurangi dimensi agar data lebih mudah diklaster dan divisualisasikan. Contoh berikut menunjukkan *embedding* yang telah direduksi menjadi lima dimensi :

```
[[5.599158 2.3186524 7.694345 7.563326 7.061605 ]
 [5.696703 6.3022118 5.6411133 5.186302 7.7098613]
 [3.1904 0.7290768 6.1341667 8.039401 5.6045446]
 ...
 [2.193246 7.1690187 4.2227387 7.831155 5.680313 ]
 [4.8598843 1.6417031 7.3351736 7.5657496 8.2255945]
 [5.4638276 2.8133464 7.91488 8.3099575 5.262803 ]]
```

Gambar 3.18. *Dimensionality Reduction Pada BERTopic*

3. *Clustering* yaitu mengelompokkan teks berdasarkan *embedding* yang telah direduksi menggunakan *HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)* untuk mengidentifikasi *cluster* dan dapat secara otomatis menentukan jumlah *cluster*. Pada contoh berikut menghasilkan dua *cluster* yaitu 0 dan 1.

```
CLUSTERING : [1 1 1 0 0 ... 0 0 1 1 1]
```

Gambar 3.19. *Clustering Pada BERTopic*

4. *Tokenizer* dilakukan menggunakan *CountVectorizer* yang bertujuan untuk memecah teks menjadi token dan menghitung frekuensi kemunculannya. Berikut ini merupakan daftar token yang diekstraksi dari teks oleh *CountVectorizer*.


```
[ 'ada' 'ada yang' 'alhamdulillah' 'alhamdulillah barang'
'alhamdulillah barang sampai' 'aman' 'aman banget' 'aman pakai' 'amanah'
'awet' 'bagus' 'bagus banget' 'bagus fungsi' 'bagus fungsi dengan'
'bagus sepadan' 'bagus sepadan dengan' 'baik' 'baik bagus'
'baik bagus sepadan' 'baik baik' 'baik baik sepadan' 'baik barang'
...
'pisau' 'pokok' 'produk' 'produk bagus' 'puas' 'puas banget' 'ramah'
'rapi' 'respon' 'safety' 'sama' 'sampai' 'sampai dengan'
'sampai dengan aman' 'sampai dengan selamat' 'sangat' 'sangat aman'
'sangat baik' 'saya' 'sekali' 'selalu' 'selamat' 'seller' 'semoga'
'semoga awet' 'sempat' 'semua' 'sepadan' 'sepadan dengan']
```

Gambar 3.20. *Tokenizer Pada BERTopic*

5. *Weighting Scheme* menggunakan *c-TF-IDF* bertujuan untuk memberikan skor dan membantu mengidentifikasi pada token-token yang paling relevan untuk setiap topik. Adapun rumus perhitungan skor pada *c-TF-IDF* ialah :

$$W_{x,c} = tf_{x,c} \times \log \left(1 + \frac{A}{f_x} \right)$$

Keterangan :

$W_{x,c}$ = bobot *c-tf-idf* dari kata x dalam kelas c

$tf_{x,c}$ = mengukur seberapa sering kata x dalam kelas c

$\log \left(1 + \frac{A}{f_x} \right)$ = mengukur seberapa penting kata x dalam keseluruhan korpus

A = jumlah total dokumen di korpus

f_x = jumlah dokumen yang mengandung kata x

Setelah melakukan perhitungan pada seluruh token, berikut ini merupakan hasil perhitungan skor untuk setiap token yang paling relevan pada setiap topik menggunakan *c-tf-idf*. Hasilnya dapat dilihat pada **Tabel 3.21**.

Tabel 3.21. *Contoh Weighting Scheme Pada BERTopic*

Cluster	Kata	Frekuensi	Cluster	Kata	Frekuensi
0	terima	56	1	Baik	591
0	terima kasih	55	1	Dengan	565
0	kasih	55	1	Harga	352
0	bagus	9	1	Barang	351
0	barang	8	1	Sepadan	324
0	banget	6	1	Bagus	307
0	semoga	6	1	Fitur	287
0	semoga awet	6	1	fitur baik	286
0	awet	6	1	dengan harga	286
0	sampai	5	1	sepadan harga	276

Tabel ini menampilkan sepuluh kata yang paling banyak kemunculan katanya. Dan hasil dari daftar sepuluh kata ini, empat kata yang memiliki nilai frekuensi paling tinggi akan dijadikan sebagai kata kunci atau *keyword* dalam melakukan representasi topik yang akan dijelaskan pada tahapan selanjutnya.

6. *Fine-Tune Topic Representation* merupakan langkah penting untuk memastikan bahwa *cluster* yang dihasilkan model lebih relevan, deskriptif, dan mudah dipahami. Penyempurnaan representasi topik pada *c-tf-idf* melibatkan penggunaan berbagai teknik untuk meningkatkan kualitas dan interpretabilitas topik yang dihasilkan seperti *KeyBERT*, *POS Tagging*, *OpenAI*, *GPT*, dan sebagainya.
7. Selanjutnya, untuk mempermudah melakukan visualisasi dan interpretasi dari masing-masing topik yang ada, penulis melakukan *cluster labeling* berdasarkan kata kunci atau *keyword* yang dihasilkan. Adapun hasilnya dapat dilihat pada **Tabel 3.22**.

Tabel 3.22. Contoh *Cluster Labeling* Pada *BERTopic*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_panas_cepat panas_cepat_mesin	cuma mesin cepat panas	Kualitas Mesin
0	0_panas_cepat panas_cepat_mesin	bagus tapi gampang pan...	Kualitas Mesin
.....
1	1_dengan_harga_baik_sepadan	harga jangkau banget m...	Harga Produk
1	1_dengan_harga_baik_sepadan	fitur baik sepadan deng...	Harga Produk
.....
2	2_debu_yang_sedot_tidak	tidak ramping sangat sus..	Kualitas Produk
2	2_debu_yang_sedot_tidak	sedot debu mantap cuma..	Kualitas Produk

3.2.5. *Opinion Summarization*

3.2.5.1. *Maximal Marginal Relevance*

Data ulasan yang telah melalui seluruh rangkaian tahapan diatas, selanjutnya akan dijadikan sebagai input proses pada tahapan *opinion summarization*. Peringkasan ulasan dilakukan menggunakan algoritma *maximal marginal relevance* karena diharapkan dapat meningkatkan keragaman dan relevansi dari ringkasan yang dihasilkan. Hal ini bertujuan untuk mencegah adanya redundansi pada saat melakukan proses peringkasan. Dibawah ini merupakan proses peringkasan ulasan menggunakan *maximal marginal relevance* berdasarkan *cluster labeling* yang diperoleh sebelumnya menggunakan *BERTopic*. Pada penelitian ini, penulis hanya mengambil dua kalimat yang memiliki nilai *MMR* tertinggi pada masing-masing *cluster* yang ada. Berikut ini merupakan proses kerja *MMR* dalam melakukan peringkasan ulasan :

1. Pembentukan *tf-idf matrix* dengan cara menghitung frekuensi kata dalam dokumen dan seberapa sering kata tersebut muncul di keseluruhan dokumen.
2. Menghitung kesamaan (*similarity*) kosinus antar ulasan menggunakan *cosine similarity* berdasarkan matriks *tf-idf* yang telah dihitung sebelumnya untuk menentukan seberapa mirip setiap ulasan satu sama lain. Nilai tertinggi akan dijadikan sebagai kalimat pertama. Nilai *MMR* dihitung dengan cara menggabungkan relevansi dan diversifikasi. Adapun rumusnya ialah dapat dilihat pada **Persamaan 2.2**.
3. Memilih kalimat pertama yang akan dimasukkan ke dalam ringkasan berdasarkan nilai rata-rata *similarity* terhadap keseluruhan dokumen.
4. Selanjutnya ialah melakukan iterasi untuk pemilihan kalimat yang tidak hanya relevan tetapi juga beragam untuk dimasukkan dalam ringkasan. Bertujuan agar hasil ringkasan mencakup berbagai aspek atau perspektif dari topik yang sedang diringkaskan, menghindari adanya redundansi, memberikan representasi yang lebih lengkap serta memperbaiki kualitas ringkasan agar lebih informatif.
5. Kemudian menyusun ringkasan berdasarkan *cluster* untuk dibentuk menjadi sebuah paragraf. Adapun hasil akhir dari peringkasan ulasan menggunakan *MMR* dapat dilihat pada **Tabel 3.23** dan **Tabel 3.24**.

Tabel 3.23. Contoh Hasil Nilai *Maximal Marginal Relevance* Pada Tiap *Cluster*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	cuma mesin cepat panas	0.210796
0	bagus tapi gampang panas	0.124788
1	harga jangkau banget model juga bagus tidak kalah...	0.131935
1	fitur baik sepadan dengan harga murah baru sampai	0.071598
2	tidak ramping sangat susah jangkau susah kecil s...	0.114434
2	sedot debu mantap cuma bahan plastik yang kura...	0.097432

Tabel 3.24. Contoh Ringkasan Gabungan Dari Setiap *Cluster*

Hasil Peringkasan Ulasan
<p>“cuma mesin cepat panas bagus tapi gampang panas harga jangkau banget model juga bagus tidak kalah sama yang harga mahal itu fitur baik sepadan dengan harga murah baru sampai tidak ramping sangat susah jangkau susah kecil sempit ada bagi yang turut saya ada guna tapi ada bisa lepas pasang sedot debu mantap cuma bahan plastik yang kurang bagus sesuai dengan harga”</p>

3.3. Perancangan Sistem

Perancangan sistem merupakan proses merancang atau penggambaran kerangka antarmuka yang dapat memudahkan pengguna dalam menjalankan sistem. Adapun beberapa bagian yang terdapat pada sistem penelitian ini meliputi : halaman utama, halaman *input* data, halaman histori data, dan halaman hasil proses (*output*).

3.3.1. Rancangan Tampilan Halaman Utama

Halaman ini digunakan untuk menampilkan halaman utama yang berisi logo, judul penelitian, dan identitas penulis.

**Gambar 3.21.** Rancangan Tampilan Halaman Utama

3.3.2. Rancangan Tampilan Halaman *Input Data*

Halaman ini digunakan untuk melakukan *input* data dengan cara *input* nama *dataset* dan *url/link* produk yang akan di *scrapping*. Kemudian, klik tombol *scrapping* untuk melakukan *scrapping* data ulasan produk secara daring. Rancangan tampilan halaman *input* data dapat dilihat pada **Gambar 3.22**.

Nama Produk	Url/Link Produk	Scrapping
-------------	-----------------	-----------

Gambar 3.22. Rancangan Tampilan Halaman *Input Data*

3.3.3. Rancangan Tampilan Halaman Histori Data

Halaman ini digunakan untuk menampilkan tabel dari hasil data yang sudah di *scrapping* sebelumnya.

TABEL HISTORI DATA		
Nama Produk	Hasil	Hapus Data
Food Processor	Detail	Delete
Humidifier	Detail	Delete
Vacuum Cleaner	Detail	Delete

Gambar 3.23. Rancangan Tampilan Halaman Histori Data

3.3.4. Rancangan Tampilan Halaman Hasil

Halaman ini digunakan untuk menampilkan beberapa hasil seperti *raw data*, *preprocessing*, *topic labeling*, *visualization*, *review summarization*, *model evaluation*.

Raw Data	Pre Processing	Topic Labeling	Visualization	Review Summarization	Model Evaluation
Nama Tabel					
No.		Comments			
1.		Value1			
2.		Value2			
3.		Value3			
4.		Value4			
5.		Value5			

Gambar 3.24. Rancangan Tampilan Halaman Hasil

3.4. Metode Evaluasi

Metode evaluasi digunakan untuk mengukur kinerja atau keefektifan suatu model untuk memahami dan menghasilkan *output* sesuai dengan yang diinginkan. Pada penelitian ini menggunakan *ROUGE* tepatnya *ROUGE-N* dan *ROUGE-L* sebagai metode evaluasi seperti pada **Persamaan 2.2, 2.3, dan 2.4**.

Pada *review summarization*, *ROUGE metrics* digunakan untuk mengevaluasi apakah ringkasan yang dihasilkan oleh sistem dapat menangkap informasi dan inti dari ulasan yang diberikan. Adapun *ROUGE metrics* yaitu *precision*, *recall*, dan *f1-score*. *Precision* digunakan untuk mengukur seberapa banyak *unigram* (kata tunggal) dalam ringkasan sistem yang juga muncul dalam ringkasan referensi. *Recall* mengukur seberapa banyak *unigram* dalam ringkasan referensi yang juga muncul dalam ringkasan sistem. Sedangkan *f1-score* merupakan nilai gabungan yang mencerminkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*.

Pada *ROUGE metrics*, nilai metrik yang paling berpengaruh ialah *F1-Score*. Karena, *F1-Score* menggabungkan hasil dari perhitungan *precision* dan *recall*. Dan sering disebut sebagai metrik holistik yang baik untuk mengevaluasi kualitas peringkasan.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

4.1. Implementasi Sistem

Proses implementasi sistem bertujuan untuk menjelaskan beberapa spesifikasi dan implementasi rancangan antarmuka yang digunakan pada penelitian ini. Sistem ini dibangun menggunakan bahasa pemrograman *Python*.

4.1.1. Spesifikasi Perangkat Keras yang Digunakan

Adapun beberapa spesifikasi perangkat keras (*hardware*) yang digunakan pada penelitian ini ialah :

1. Laptop Lenovo IdeaPad 310-14IKB
2. Intel(R) Core(TM) i5-7200U CPU @ 2.50GHz 2.71 GHz
3. HDD 932GB
4. RAM 12GB

4.1.2. Spesifikasi Perangkat Lunak yang Digunakan

Adapun beberapa spesifikasi perangkat lunak (*software*) yang digunakan pada penelitian ini ialah :

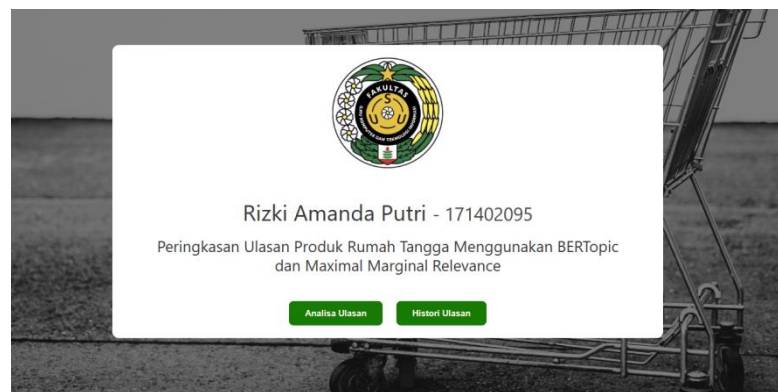
1. Python 3.10.2
2. Sublime Text
3. Google Colaboratory
4. Library : *pandas, nltk, transformers, bertopic, cosine similarity*

4.1.3. Implementasi Perancangan Tampilan Antarmuka

Tahap ini menjelaskan mengenai implementasi perancangan antarmuka yang sudah dilakukan pada Bab 3, yaitu :

4.1.3.1. Tampilan Halaman Utama

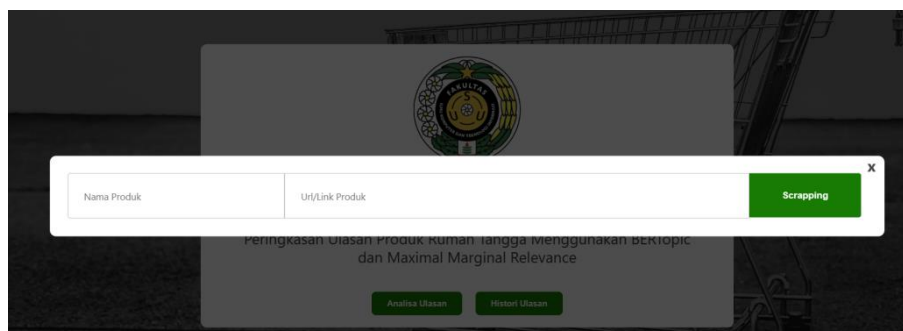
Tampilan halaman utama dijadikan sebagai halaman awal untuk sistem yang akan dijalankan. Halaman ini berisi informasi tentang penulis, judul penelitian dan dua tombol yaitu tombol Analisa Ulasan yang bertujuan untuk melakukan *input* data serta tombol Histori Ulasan untuk melihat histori data yang sudah tersimpan.



Gambar 4.1. Tampilan Halaman Utama

4.1.3.2. Tampilan Halaman Input Data

Untuk bisa mendapatkan halaman ini, sebelumnya harus memilih tombol ‘Analisa Ulasan’ yang terdapat pada tampilan utama. Pada halaman ini bertujuan untuk melakukan *scrapping* secara daring yang kemudian akan tersimpan pada halaman histori data sebagai data teks dalam format *csv*.



Gambar 4.2. Tampilan Halaman *Input Data*

4.1.3.3. Tampilan Halaman Histori Data

Setelah melakukan *scrapping* data secara daring, kemudian data akan tersimpan ke dalam halaman histori data. Terdapat dua tombol pada tabel dibawah ini yaitu *Detail* dan *Delete*. Tombol *Detail* digunakan untuk melihat hasil dari data yang sudah di *scrapping* dan tombol *Delete* digunakan untuk menghapus dataset yang sudah tidak ingin digunakan lagi. Adapun tampilan dari halaman histori data adalah sebagai berikut :

Datalist Histori Ulasan

Nama Produk	Hasil	Hapus Data
Air Purifier.csv	Detail	Delete
Covenant Air_Purifier.csv	Detail	Delete
fp1.csv	Detail	Delete
hum1.csv	Detail	Delete
vc3.csv	Detail	Delete

Gambar 4.3. Tampilan Halaman Histori Data

4.1.3.4. Tampilan Halaman Hasil

Setelah mengklik tombol *Detail*, maka akan menampilkan hasil dari proses peringkasan ulasan produk sesuai dengan dataset yang sudah di *scrapping* sebelumnya seperti beberapa *tab menu* yang dapat dilihat pada **Gambar 4.4**

Raw Data Pre Processing Cluster Labeling Visualization Review Summarization Model Evaluation

Raw Data

Show 10 entries

Search:

No.	Comments
1	Kualitas produk sangat baik produk original harga sangat baik kecepatan pengiriman baik
2	Puas dengan semuanya, dg barang nya yg oke, g ada kurang apapun, pengemasan uaman bgt km pke bubble wrap dn kayu, pengiriman cepet, seller ny jg fast respon dn ramah mau ngasi tau caranya aktifin krtn garansi. Makasih seller km penjual yg amanah, lancar terus rejeki mu y
3	Fitur Terbaik:menghaluskan daging Sepadan dengan Harga:melebihi Paket dikemas dengan sangat rapi dan aman,ditambahkan kayu juga.Sangat bagus sih kukira bahannya mika ternyata kaca cukup bagus dengan harga segitu.Pengiriman juga sangat cepat.Rekomend banget beli disini
4	Fitur Terbaik:Terbaik:karena merk ternama terdaftar, recommended Sepadan dengan Harga:Sepadan bagus kualitasnya Belanja ditoko ini sangat memuaskan, bisa dijadikan langganan, pengiriman cepat, pengemasan rapi. Makasih kakak seller
5	Sepadan dengan Hargasepadan bgt Fitur Terbaik:bagus bgt Masya Allah packinganx rapi bgt pake palet jd barangx tiba dengan aman..mksh y kaka adminx ramah bgt tokox amanah

Klasifikasi Data Ulasan

Show 10 entries

Search:

No.	Comments	Sentiment
1	Kualitas produk sangat baik produk original harga sangat baik kecepatan pengiriman baik	positive
2	Puas dengan semuanya, dg barang nya yg oke, g ada kurang apapun, pengemasan uaman bgt km pke bubble wrap dn kayu, pengiriman cepet, seller ny jg fast respon dn ramah mau ngasi tau caranya aktifin krtn garansi. Makasih seller km penjual yg amanah, lancar terus rejeki mu y	positive
3	Fitur Terbaik:menghaluskan daging Sepadan dengan Harga:melebihi Paket dikemas dengan sangat rapi dan aman,ditambahkan kayu juga.Sangat bagus sih kukira bahannya mika ternyata kaca cukup bagus dengan harga segitu.Pengiriman juga sangat cepat.Rekomend banget beli disini	positive
4	Fitur Terbaik:Terbaik:karena merk ternama terdaftar, recommended Sepadan dengan Harga:Sepadan bagus kualitasnya Belanja ditoko ini sangat memuaskan, bisa dijadikan langganan, pengiriman cepat, pengemasan rapi. Makasih kakak seller	positive
5	Sepadan dengan Hargasepadan bgt Fitur Terbaik:bagus bgt Masya Allah packinganx rapi bgt pake palet jd barangx tiba dengan aman..mksh y kaka adminx ramah bgt tokox amanah	positive

Gambar 4.4. Tampilan Halaman Hasil *Raw Data*

Pada hasil dari menu *raw data*, ditampilkan dua tabel yaitu tabel *raw data* dan tabel klasifikasi data ulasan. Hal ini bertujuan untuk mengetahui hasil sentimen dari data mentah yang ada. Karena, dengan adanya klasifikasi data ulasan sebelum dilakukan *preprocessing* ialah untuk mengetahui pendapat umum dari pembeli

terhadap produk dan pelayanan yang sudah didapatkan. Sehingga dapat memberikan umpan balik yang sangat berguna bagi penjual dan calon pembeli.

Datalist Normalization

Show 10 entries Search:

No.	Comments
1	kualitas produk sangat baik produk original harga sangat baik cepat kirim baik
2	puas dengan semua barang yang ada kurang apa kemas aman banget karena pakai bubble wrap dan kayu kirim seller juga respon dan ramah mau kasih tahu cara aktifin kartu garansi
3	terima kasih seller kamu jual yang amanah lancar terus rezeki mu
4	fitur baik halus daging sepadan dengan harga lebih paket kemas dengan sangat rapi aman di tambah kayu juga sangat bagus kira bahan mika nyata kaca cukup bagus dengan harga segitu kirim juga sangat cepat rekomen banget beli sini
5	fitur baik baik karena merk nama daftar recommended sepadan dengan harga sepadan bagus kualitas belanja toko sangat puas bisa jadi langgan kirim cepat kemas rapi terima kasih kakak seller

Datalist Sentiment

Show 10 entries Search:

No.	Comments	Sentiment
1	kualitas produk sangat baik produk original harga sangat baik cepat kirim baik	positive
2	puas dengan semua barang yang ada kurang apa kemas aman banget karena pakai bubble wrap dan kayu kirim seller juga respon dan ramah mau kasih tahu cara aktifin kartu garansi	negative
3	terima kasih seller kamu jual yang amanah lancar terus rezeki mu	positive
4	fitur baik halus daging sepadan dengan harga lebih paket kemas dengan sangat rapi aman di tambah kayu juga sangat bagus kira bahan mika nyata kaca cukup bagus dengan harga segitu kirim juga sangat cepat rekomen banget beli sini	positive
5	fitur baik baik karena merk nama daftar recommended sepadan dengan harga sepadan bagus kualitas belanja toko sangat puas bisa jadi langgan kirim cepat kemas rapi terima kasih kakak seller	positive

Gambar 4.5. Tampilan Halaman Hasil *Preprocessing*

Untuk halaman hasil *preprocessing*, penulis hanya menampilkan hasil akhir dari tahapan *preprocessing* yaitu tahapan *normalization*. Pada tahapan *normalization*, diharapkan seluruh data sudah bersih dan siap untuk melakukan tahapan selanjutnya yaitu klasifikasi sentimen. Pada halaman hasil klasifikasi sentimen, ditampilkan masing-masing sentimen sesuai dengan makna dan maksud kalimatnya. Pada penelitian ini, menggunakan *IndoBERT* sebagai metode untuk melakukan klasifikasi sentimen. Karena, *IndoBERT* dibuat khusus untuk menganalisis kalimat dalam bahasa Indonesia dan pastinya mampu mengerti dan memahami kalimat-kalimat dalam bahasa Indonesia sekalipun kata-kata yang terdapat di dalam kalimatnya tidak baku.

Tampilan pada **Gambar 4.6** adalah tampilan hasil *cluster labeling* menggunakan *BERTopic*. Dibawah ini akan menampilkan *cluster labeling* berdasarkan sentimennya masing-masing.

Cluster Labeling - Positive

Show 10 entries

Search:

No.	Cluster	Keyword	Comments	Sentiment	Label
1	0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih	positive	Kepuasan Pelanggan
2	0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	bagus banget coper suka fungsi dengan baik semoga awet terima kasih buat semua kirim kita banget karena pakai jasa kirim instan pesan sampai	positive	Kepuasan Pelanggan
3	0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih antar dengan selamat sampai rumah	positive	Kepuasan Pelanggan
4	0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	semoga awet terima kasih	positive	Kepuasan Pelanggan
5	0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih banyak	positive	Kepuasan Pelanggan

Cluster Labeling - Negative

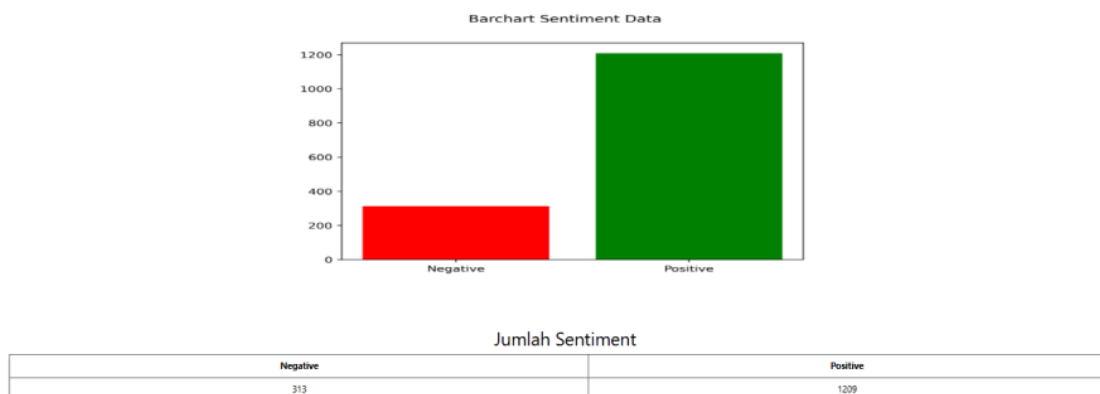
Show 10 entries

Search:

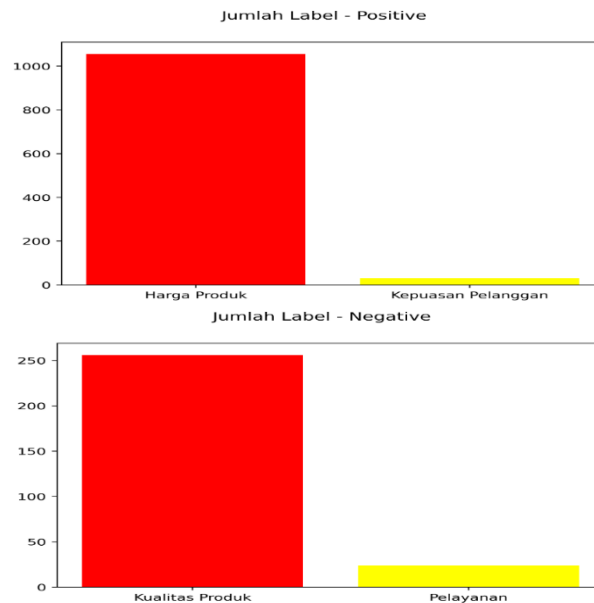
No.	Cluster	Keyword	Comments	Sentiment	Label
1	0	0_bubble_wrap_bubble wrap_cuma	puas dengan semua barang yang ada kurang apa kemas aman banget karena pakai bubble wrap dan kayu kirim seller juga respon dan ramah mau kasih tahu cara aktifin kartu garansi	negative	Pelayanan
2	0	0_bubble_wrap_bubble wrap_cuma	tidak nyangka kasih packing kayu segala padahal saya cuma order extra bubble wrap	negative	Pelayanan
3	0	0_bubble_wrap_bubble wrap_cuma	packing rapi pakai bubble wrap sama pakai peti kayu	negative	Pelayanan
4	0	0_bubble_wrap_bubble wrap_cuma	awal gugup lihat bubble wrap cuma selembat	negative	Pelayanan
5	0	0_bubble_wrap_bubble wrap_cuma	tanpa bubblewrap	negative	Pelayanan

Gambar 4.6. Tampilan Halaman Hasil *Cluster Labeling*

Pada **Gambar 4.7** merupakan tampilan dari beberapa hasil visualisasi dalam bentuk *barchart* diantaranya visualisasi jumlah klasifikasi sentimen yang telah selesai dilakukan *preprocessing*, visualisasi jumlah dari hasil *cluster labeling* untuk sentimen positif dan visualisasi jumlah dari hasil *cluster labeling* untuk sentimen negatif.



Gambar 4.7. Tampilan Halaman Hasil Visualisasi



Gambar 4.7. Tampilan Halaman Hasil Visualisasi (lanjutan)

Pada **Gambar 4.8** merupakan tampilan hasil dari *review summarization* berdasarkan masing-masing sentimen. Setelah selesai dilakukan *cluster labeling*, proses selanjutnya ialah melakukan proses *review summarization* menggunakan *maximal marginal relevance*. MMR bertugas untuk memilih ulasan yang paling representatif dari setiap *cluster* kemudian akan dinilai berdasarkan nilai *MMR* dari yang tertinggi sampai yang terendah. Setelah proses penyeleksian selesai, ulasan-ulasan yang memiliki nilai relevansi tertinggi akan dirangkum menjadi sebuah ringkasan yang representatif.

Result : Hasil Ringkasan Positif

Hasil Ringkasan Positif
"terima kasih bagus banget coper suka fungsi dengan baik semoga awet terima kasih buat semua kirim kita banget karena pakai jasa kirim instan pesan sampai terima kasih barang sesuai bagus banget fitur baik fungsi dengan baik sepadan dengan harga barang sampai dengan selamat cepat packing sangat aman produk bagus terima kasih seller mantap banget kirim sempurna tapi belum coba semoga bisa"

Result : Hasil Ringkasan Negatif

Hasil Ringkasan Negatif
"packing tidak pakai bubble wrap jadi ada bagi yang pecah fitur baik baik sepadan dengan harga sesuai chopernya bagus cuma bubble wrap tipis kardus penyok fitur baik belum coba barang aman tapi belum coba alhamdulillah choper sudah sampai bagus fungsi dengan baik terima kasih seller maaf foto tidak sesuai karena sudah ambil sama yang mesen"

Gambar 4.8. Tampilan Halaman Hasil *Review Summarization*

Pada **Gambar 4.9** merupakan tampilan hasil dari *model evaluation*. *Model evaluation* bertujuan untuk mengetahui performa dari algoritma MMR dengan menggunakan *ROUGE Metric*. Dibawah ini merupakan tampilan hasil dari *ROUGE score* dari masing-masing sentimen.

ROUGE SCORE - Positive

Metric	Recall	Precision	F1 Score
rouge-1	0.1609756098	0.8461538462	0.2704918006
rouge-2	0.0369799692	0.4444444444	0.0682788037
rouge-l	0.1414634146	0.7435897436	0.2377049153

ROUGE SCORE - Negative

Metric	Recall	Precision	F1 Score
rouge-1	0.4510869565	0.9880952381	0.6194029808
rouge-2	0.3402366864	0.9913793103	0.5066079257
rouge-l	0.4510869565	0.9880952381	0.6194029808

Gambar 4.9. Tampilan Halaman Hasil *Model Evaluation*

4.2. Pengujian Sistem

4.2.1. Sentiment Classification

Pengujian sistem dilakukan untuk memastikan bahwa sistem yang dioperasikan dapat berjalan dengan baik dan menghasilkan *output* yang dibutuhkan. Data yang digunakan merupakan tiga dataset ulasan produk rumah tangga yaitu *food processor*, *humidifier*, dan *vacuum cleaner* yang di *scrapping* melalui *Shopee* Indonesia. Masing-masing dataset tersebut menghasilkan ulasan yang kemudian akan dilakukan segmentasi menjadi per kalimat, seperti yang sudah ditampilkan pada Tabel 3.1. Tujuannya agar satu ulasan tidak menghasilkan makna yang ambigu sehingga dapat mempermudah proses klasifikasi sentimen yang dihasilkan menggunakan *IndoBERT*. Segmentasi data pada dataset *Food Processor* menghasilkan 1559 kalimat dari 1030 ulasan. Dataset *Humidifier* menghasilkan 1321 kalimat dari 820 ulasan. Dan dataset *Vacuum Cleaner* menghasilkan 1246 kalimat dari 779 ulasan. Beberapa *sample* data ulasan yang dilakukan segmentasi kalimat dapat dilihat pada **Tabel 4.1**.

Tabel 4.1. Data Ulasan Pada Dataset *Food Processor*

No.	Ulasan	Label
1.	Fitur Terbaik:Menghaluskan bumbu basah/kering, mengupas bawang Sepadan dengan Harga:Harga terjangkau Produk ori dan berkualitas. Pengemasan aman dan cepat. Pengiriman cepat. Harga lebih murah dibanding toko lain. Terima kasih.	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	

Tabel 4.1. Data Ulasan Pada Dataset *Food Processor* (lanjutan)

	fitur baik halus bumbu basah kering kupas bawang dengan harga harga jangkau produk ori kualitas	Negative
	kemas aman cepat	Positive
	kirim cepat	Positive
	harga lebih murah banding toko lain	Positive
	terima kasih	Positive
2.	Sepadan dengan Harga:sepadan bgt Krn wadahnya kaca, brg ori, jd agak berat. Fitur Terbaik:packagingnya super mantab. bener2 diproteksi pake kayu . Semoga aman dan awet. Mantab, mksh seller tetap utamakan keselamatan dan pelayanan yg baik utk barang model begini.	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	padan dengan harga padan banget karena wadah kaca ori jadi berat	Negative
	fitur baik packaging super mantap	Positive
	benar proteksi pakai kayu	Negative
	semoga aman awet	Positive
	mantap terima kasih seller tetap utama selamat layan yang baik untuk barang model	Positive
3.	Saya komplain karena tutup choper pas unboxing sudah dalam keadaan retak, karena tidak menggunakan bubble wrap, saya mau upload videonya tapi durasi yg bisa cuman sekian detik jadi ga bisa diupload. Gimana cara menukarnya ? Kalo mau video unboxing ya saya minta no wa Anda, video akan sy kirim !	Negative
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	saya komplain karena tutup choper pas unboxing sudah dalam ada retak karena tidak guna bubble wrap saya mau upload video tapi durasi yang bisa	Negative

Tabel 4.1. Data Ulasan Pada Dataset *Food Processor* (lanjutan)

	cuma sekian detik tidak bisa diupload	
	bagaimana cara tukar	Negative
	mau video unboxing saya minta wa video akan kirim	Negative
4.	Lecet parah! TERUS GAMAU NYALA SAMSEK!:) Emang sih seharusnya jangan klik dulu pesanan diterima kalo belum bener2 unboxing barangnya!! (pengalaman buat saya kedepannya) karena hampir tiap hari sih paket dtg dan baru ini ada kejadian kek gini wkwk. UTAMAKAN KEPUASAN PEMBELI! SEMOGA LEBIH AMANAH!	Negative
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	lecet parah	Negative
	terus gamau nyala sama sekali	Negative
	emang harus jangan klik pesan terima belum benar unboxing barang	Negative
	alam buat saya depan karena hampir tiap hari paket datang baru ada jadi seperti gini	Positive
	utama puas beli	Positive
	semoga lebih amanah	Positive
5.	Lumayan bagus, daging dan kentang pake chopper ini halus gilingnya. tp kalo buat bumbu2, spt cabe bawang gkbisa halus, cepat sekali sampenya. langsung dieksekusi	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	lumayan bagus daging kentang pakai choper halus giling	Positive
	tapi buat bumbu seperti cabe bawang tidak bisa halus cepat sekali sampai	Negative
	langsung eksekusi	Negative

Tabel 4.2. Data Ulasan Pada Dataset *Humidifier*

No.	Ulasan	Label
1.	Alhamdulillah datang tanpa cacat, dan bisa dinyalakan. Harganya terjangkau tapi kualitasnya memukau. Pengirimannya cepet dan aman. Pengemasan rapi dan sangat aman karna aku juga tambah bubble wrap. Rekomended sih ini asap rokok masuk dari ventilasi kamar 5 menitan udah langsung hilang asapnya, ada indikator kualitas udara juga	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	alhamdulillah datang tanpa cacat bisa nyala	Positive
	harga jangkau tapi kualitas pukau	Negative
	kirim aman	Positive
	kemas rapi sangat aman karena juga tambah bubble wrap	Negative
	rekomended segera mungkin rokok masuk dari ventilasi kamar menit langsung hilang segera mungkin ada indikator kualitas udara juga	Positive
2.	Fitur Terbaik:berfungsi Sepadan dengan Harga:mantap semalem tdr enakan untuk aku yang alergi debu dan dingin . bener bener bisa tdr tanpa pilek. biasany kalau malam suka pilek dan bersin karna debu kalau hidupin ac(pdhl ac sudah rutin di cleaning) tapi karna pakai alat ini semalem tdr sambil hidupin ac saya tdk pilek. semoga awet ya terimakasih	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	fitur baik fungsi dengan harga mantap kemarin tidur enak untuk yang alergi debu dingin	Positive
	benar benar bisa tidur tanpa pilek	Positive

Tabel 4.2. Data Ulasan Pada Dataset *Humidifier* (lanjutan)

	biasa kalau malam suka pilek bersin karena debu kalau hidupin ac padahal ac sudah rutin cleaning tapi karena pakai alat kemarin tidur sambil hidupin ac saya tidak pilek	Negative
	semoga awet terima kasih	Positive
3.	Pengiriman cepat. Barang ringan dan bergungsi dgn baik. Ga berisik dan udh ada baterai remot nya.	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	kirim cepat	Positive
	barang ringan berfungsi dengan baik	Positive
	tidak berisik ada baterai remote	Positive
4.	Fitur Terbaik:berfungsi Sepadan dengan Harga:sangat menggambarkan ada harga ada kualitas Karena murah material semuanya plastik, dan bener2 ringkih bgt. Kaya kesenggol dikit jatuh dan jatuh2 terus saking ringkihnya. Next beli yang mahal karena ada harga ada kualitas	Negative
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	fitur baik fungsi dengan harga sangat gambar ada harga ada kualitas karena murah material semua plastik benar ringkih	Negative
	kaya senggol sedikit jatuh jatuh terus saking ringkih	Negative
	beli yang mahal karena ada harga ada kualitas	Negative
5.	Ga tau bener membersihkan udara atau cm kipas aja. Soalnya sensornya sebelah kiri, anehnya klo di tutup sensornya, indicator jadi merah dan sensor suhu jg ga akurat, ga sesuai dengan suhu udara aktual diluar. Udara keluaran dari kipas belakang seperti ada bau2 gt. Jadi mohon maaf agak kurang yakin sebenarnya.	Negative

Tabel 4.2. Data Ulasan Pada Dataset *Humidifier* (lanjutan)

	Hasil Segmentasi Kalimat	
	tidak tahu benar bersih udara atau cuma kipas	Negative
	sensor belah kiri aneh kalau tutup sensor indicator merah sensor suhu juga tidak akurat tidak sesuai dengan suhu udara aktual luar	Negative
	udara keluar dari kipas belakang seperti ada bau begitu	Negative
	mohon maaf kurang benar	Negative

Tabel 4.3. Data Ulasan Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

No.	Ulasan	Label
1.	packing aman, pengiriman cepat. sangat berguna, debu debu kecil semua kesedot. tapi agak bising dan cepat panas :(Negative
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	packing aman kirim cepat	Positive
	sangat guna debu debu kecil semua sedot	Negative
	tapi berisik cepat panas	Negative
2.	Baru nyoba sekali, sedotannya sih kenceng. Tapi suaranya juga kenceng bgt gile. Berisik	Negative
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	baru coba sekali sedot kencang	Negative
	tapi suara juga kencang gila	Positive
	Berisik	Negative
3.	Harganya terjangkau banget, modelnya juga bagus ga kalah sama yang harga mahal ituu. Dan untuk bersihin debu beneran daya hisapnya kuat banget, rambut juga ga ngegumpal. Keren banget deh	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	harga terjangkau banget model juga bagus tidak kalah sama yang harga mahal itu	Positive

Tabel 4.3. Data Ulasan Pada Dataset *Vacuum Cleaner* (lanjutan)

	untuk bersih debu beneran daya hisapnya kuat banget rambut juga tidak gumpal	Positive
	keren banget	Positive
4.	Daya sedot lumayan. Setelah dicoba tidak bisa terlalu bersih karpet. Hanya sebagian yg tersedot	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	daya sedot lumayan	Positive
	telah coba tidak bisa terlalu bersih karpet	Negative
	hanya bagi yang sedot	Negative
5.	Mantap daya serap tinggi . Mudah di pakai di mana saja bisa di ganti alat penghisap sesuai keinginan sesuai tempat yg mau di bersihkan.. terima kasih sudah kasih yg kondisi baik.	Positive
	Hasil Segmentasi Kalimat	
	mantap daya serap tinggi	Positive
	mudah pakai mana saja bisa ganti alat penghisap sesuai ingin sesuai tempat yang mau bersih terima kasih sudah kasih yang kondisi baik	Positive

Setelah selesai melakukan segmentasi kalimat dan klasifikasi sentimen menggunakan *IndoBERT*, langkah selanjutnya ialah melakukan pembagian data menjadi tiga bagian yaitu data *testing*, data validasi dan data *testing* dengan rasio 80:10:10. Selanjutnya dilakukan perhitungan akurasi pada ketiga dataset tersebut.

Tabel 4.4. Hasil Akurasi Analisis Sentimen *IndoBERT* pada Ketiga Dataset

Dataset	Jumlah Kalimat	Jumlah Sentimen		Akurasi
		Positif	Negatif	
<i>Food Processor</i>	1522	1208	314	90%
<i>Humidifier</i>	1287	999	288	86%
<i>Vacuum Cleaner</i>	1214	927	287	90%

4.2.2. Topic Modeling

Topic modeling digunakan untuk menentukan *cluster* pada setiap data ulasan. Fungsinya ialah agar informasi yang diperoleh juga lebih singkat, efektif dan efisien. Setelah melakukan segmentasi kalimat dan analisis sentimen, selanjutnya melakukan *topic modeling* menggunakan *BERTopic*. Pada proses analisis sentimen sebelumnya, telah dilakukan pemisahan data berdasarkan sentimen. Jadi pada proses *topic modeling* ini akan dilakukan pengklasteran dan *labeling* ulasan berdasarkan sentimennya masing-masing dan juga pada dataset masing-masing. Adapun hasil *topic modeling* pada penelitian ini ialah sebagai berikut.

Tabel 4.5. Hasil *Cluster Labeling* Positif Pada Dataset *Food Processor*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih	Kepuasan Pelanggan
0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	bagus banget coper su...	Kepuasan Pelanggan
0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih seller sem..	Kepuasan Pelanggan
0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	terima kasih antar den...	Kepuasan Pelanggan
0	0_terima kasih_terima_kasih_terima kasih terima	semoga awet terima ka..	Kepuasan Pelanggan
.....
1	1_baik_dengan_harga_barang	packing luar biasa rapi	Harga Produk
1	1_baik_dengan_harga_barang	Excellent	Harga Produk
1	1_baik_dengan_harga_barang	aman seller	Harga Produk
1	1_baik_dengan_harga_barang	fitur baik sepadan den...	Harga Produk
1	1_baik_dengan_harga_barang	aman banget paket	Harga Produk

Pada hasil pengklasteran pada dataset *food processor* untuk ulasan positif, terdapat dua *cluster* yaitu *cluster* 0 dan *cluster* 1. *Cluster* 0 menjelaskan tentang kepuasan pelanggan. Dan *cluster* 1 menjelaskan tentang harga produk.

Tabel 4.6. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Positif Pada Dataset *Food Processor*

Cluster	Label	Jumlah
0	Kepuasan Pelanggan	34
1	Harga Produk	1052

Tabel 4.6. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Dari tabel tersebut dapat ditarik kesimpulan untuk ulasan positif pada produk *food processor* ialah meskipun hanya beberapa pelanggan yang puas dengan produk tersebut tetapi dengan harga yang terjangkau, banyak pelanggan yang akhirnya mau membeli produk ini. Dengan demikian, untuk meningkatkan kualitas dan kepuasan pelanggan, penjual dapat lebih fokus kepada produk bagaimana yang diinginkan pelanggan serta memastikan keseimbangan yang optimal antara harga dan kualitas produk tersebut.

Tabel 4.7. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset *Food Processor*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_bubble_wrap_bubble wrap_Cuma	tidak nyangka kasih pack..	Pelayanan
0	0_bubble_wrap_bubble wrap_Cuma	awal gugup lihat bubble...	Pelayanan
0	0_bubble_wrap_bubble wrap_Cuma	tanpa bubblewrap	Pelayanan
0	0_bubble_wrap_bubble wrap_Cuma	bubble wrap bungkus pla..	Pelayanan
0	0_bubble_wrap_bubble wrap_Cuma	jadi pas order chat jual...	Pelayanan
....
1	1_barang_tidak_dengan_coba	yang rugi customer juga...	Kualitas Produk
1	1_barang_tidak_dengan_coba	lecet parah	Kualitas Produk
1	1_barang_tidak_dengan_coba	terus gamau nyala sama s..	Kualitas Produk
1	1_barang_tidak_dengan_coba	cuma gores sedikit	Kualitas Produk
1	1_barang_tidak_dengan_coba	barang rusak mesin tidak...	Kualitas Produk

Pada hasil pengklasteran pada dataset *food processor* untuk ulasan negatif, terdapat dua *cluster* yaitu *cluster* 0 dan *cluster* 1. *Cluster* 0 menjelaskan tentang kepuasan pelanggan. Dan *cluster* 1 menjelaskan tentang kualitas produk.

Tabel 4.8. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Negatif Pada Dataset *Food Processor*

Cluster	Label	Jumlah
0	Pelayanan	24
1	Kualitas Produk	256

Tabel 4.8. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Dari tabel tersebut dapat ditarik kesimpulan untuk ulasan negatif pada produk *food processor* ialah hanya ada beberapa pelanggan yang kecewa dengan pelayanan dan kecewa dengan kualitas produknya. Ada yang mengatakan produknya tidak bisa nyala, produk lecet, mesinnya

rusak dan sebagainya. Dengan demikian, untuk penjual harus lebih memperhatikan kualitas produk yang akan dijual. Jangan sampai membuat pelanggan kecewa dan merasa dirugikan serta juga dapat meningkatkan pelayanan terhadap pelanggan. Jangan sampai pelanggan merasa diabaikan.

Tabel 4.9. Hasil Pengklasteran Ulasan Positif Pada Dataset *Humidifier*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_dengan_baik_harga_sepadan	sepadan dengan harga rec..	Harga Produk
0	0_dengan_baik_harga_sepadan	untuk barang dapat harga..	Harga Produk
0	0_dengan_baik_harga_sepadan	sesuai sepadan dengan ha..	Harga Produk
0	0_dengan_baik_harga_sepadan	harga sepadan dengan fu...	Harga Produk
0	0_dengan_baik_harga_sepadan	harga jangkau pesan cepa..	Harga Produk
.....
1	1_baik_semoga_fungsi_awet	semoga awet recommend..	Kepuasan Pelanggan
1	1_baik_semoga_fungsi_awet	fungsi baik guna mudah	Kepuasan Pelanggan
1	1_baik_semoga_fungsi_awet	semoga awet tahan lama	Kepuasan Pelanggan
1	1_baik_semoga_fungsi_awet	barang fungsi baik	Kepuasan Pelanggan
1	1_baik_semoga_fungsi_awet	semua fungsi dengan baik	Kepuasan Pelanggan

Pada hasil pengklasteran pada dataset *humidifier* untuk ulasan positif, terdapat dua *cluster* yaitu *cluster* 0 dan *cluster* 1. *Cluster* 0 menjelaskan tentang harga produk. Dan *cluster* 1 menjelaskan tentang kepuasan pelanggan.

Tabel 4.10. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Positif Pada Dataset *Humidifier*

Cluster	Label	Jumlah
0	Harga Produk	465
1	Kepuasan Pelanggan	288

Tabel 4.10. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Dapat disimpulkan bahwa ulasan positif pada produk *humidifier* memiliki banyak pelanggan yang membeli produk tersebut karena harganya sepadan dengan produknya dan fungsinya berjalan dengan baik. Meskipun dari data diatas *label* harga produk lebih dominan daripada *label* kepuasan pelanggan. Dengan demikian, penjual harus lebih memperhatikan lagi

strategi keseimbangan antara harga produk dan kepuasan pelanggan. Dengan memperhatikan hal tersebut, penjual dapat meningkatkan daya saing produk mereka.

Tabel 4.11. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset *Humidifier*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_udara_ada_kalau_tidak	jadi pikir emang sensor l...	Kualitas Produk
0	0_udara_ada_kalau_tidak	udara tetep panas sayang	Kualitas Produk
0	0_udara_ada_kalau_tidak	minus tidak ada uv c sam..	Kualitas Produk
0	0_udara_ada_kalau_tidak	jauh udara gak pengap ta...	Kualitas Produk
0	0_udara_ada_kalau_tidak	harus benar ngebul baru...	Kualitas Produk
.....
1	1_kirim_tidak_yang_sampai	kirim super duper lama b..	Pelayanan
1	1_kirim_tidak_yang_sampai	tapi kirim lama kurir	Pelayanan
1	1_kirim_tidak_yang_sampai	barang jasa kirim parah	Pelayanan
1	1_kirim_tidak_yang_sampai	lama sampai	Pelayanan
1	1_kirim_tidak_yang_sampai	pesan sesuai lama kirim	Pelayanan

Pada hasil pengklasteran pada dataset *humidifier* untuk ulasan negatif, terdapat dua *cluster* yaitu *cluster* 0 dan *cluster* 1. *Cluster* 0 menjelaskan tentang kualitas produk. Dan *cluster* 1 menjelaskan tentang pelayanan.

Tabel 4.12. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Negatif Pada Dataset *Humidifier*

Cluster	Label	Jumlah
0	Kualitas Produk	54
1	Pelayanan	159

Tabel 4.12. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Dapat disimpulkan bahwa pelayanan terhadap pelanggan merupakan hal paling utama dalam menarik pelanggan agar membeli produk yang dijual. Maka dari itu, pelayanan harus selalu diperhatikan agar pelanggan nyaman membeli produk yang diinginkan. Selain itu, yang paling utama adalah kualitas produk. Setelah pelanggan membeli produknya, barulah bisa menilai bagus atau tidaknya produk tersebut. Dan dengan meningkatkan kualitas produk sesuai dengan keinginan pelanggan, dapat mempertahankan loyalitas pelanggan dan juga meningkatkan reputasi produk tersebut.

Tabel 4.13. Hasil Pengklasteran Ulasan Positif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_mantap_mantap mantap_mantap mantap mantap_lengkap	Mantap	Kepuasan Pelanggan
0	0_mantap_mantap mantap_mantap mantap mantap_lengkap	daya hisap vacum man..	Kepuasan Pelanggan
0	0_mantap_mantap mantap_mantap mantap mantap_lengkap	enak pakai	Kepuasan Pelanggan
.....
1	1_awet_semoga_semoga awet_coba	bagus semoga awet	Kualitas Produk
1	1_awet_semoga_semoga awet_coba	semoga awet tahan lama	Kualitas Produk
1	1_awet_semoga_semoga awet_coba	untuk tahan awet barang..	Kualitas Produk
.....
2	2_dengan_harga_baik_sepadan	harga jangkau banget tid..	Harga Produk
2	2_dengan_harga_baik_sepadan	sepadan dengan harga se..	Harga Produk
2	2_dengan_harga_baik_sepadan	harga murah kencang su..	Harga Produk

Pada hasil pengklasteran pada dataset *vacuum cleaner* untuk ulasan positif, terdapat tiga *cluster* yaitu *cluster 0*, *cluster 1* dan *cluster 2*. *Cluster 0* menjelaskan tentang kepuasan pelanggan. *Cluster 1* menjelaskan tentang kualitas produk dan *cluster 2* menjelaskan tentang harga produk.

Tabel 4.14. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Positif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Cluster	Label	Jumlah
0	Kepuasan Pelanggan	33
1	Kualitas Produk	146
2	Harga Produk	427

Tabel 4.14. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Dari tabel tersebut dapat ditarik kesimpulan untuk ulasan positif pada produk *vacuum cleaner* ialah harga produk memiliki jumlah data yang sangat tinggi meskipun kualitas produknya tidak cukup baik dan bahkan hanya beberapa pelanggan yang puas dengan produknya. Tapi, karena harga produknya yang murah dan terjangkau, banyak pelanggan yang membeli produk ini dan memberikan ulasan yang baik meskipun kualitas produknya tidak begitu bagus.

Tabel 4.15. Hasil Pengklasteran Ulasan Negatif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Cluster	Keywords	Document	Label
0	0_kirim_sudah_sampai_barang	kirim lama cargo tapi...	Pelayanan
0	0_kirim_sudah_sampai_barang	kirim molor hari dari...	Pelayanan
0	0_kirim_sudah_sampai_barang	kirim lama	Pelayanan
.....
1	1_panas_cepat panas_cepat_mesin	berat juga mesin tidak...	Kualitas Mesin
1	1_panas_cepat panas_cepat_mesin	tapi berisik cepat panas	Kualitas Mesin
1	1_panas_cepat panas_cepat_mesin	cuma mesin cepat panas	Kualitas Mesin
.....
2	2_debu_yang_sedot_tidak	buat sedot debu cuma ti...	Kualitas Produk
2	2_debu_yang_sedot_tidak	ringkih bagi ujung yang...	Kualitas Produk
2	2_debu_yang_sedot_tidak	sedot debu parah pada...	Kualitas Produk

Pada hasil pengklasteran pada dataset *vacuum cleaner* untuk ulasan negatif, terdapat tiga *cluster* yaitu *cluster* 0, *cluster* 1 dan *cluster* 2. *Cluster* 0 menjelaskan tentang pelayanan. *Cluster* 1 menjelaskan tentang kualitas mesin. Dan *cluster* 2 menjelaskan tentang kualitas produk.

Tabel 4.16. Jumlah *Cluster Labeling* Ulasan Negatif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Cluster	Label	Jumlah
0	Pelayanan	114
1	Kualitas Mesin	71
2	Kualitas Produk	48

Tabel 4.16. menampilkan jumlah *label* per *cluster*. Tabel tersebut menyimpulkan bahwa pelayanan pada produk ini sangatlah mengecewakan pelanggan. Dibuktikan oleh *label* pelayanan sangatlah dominan daripada *label* yang lain. Kemudian untuk kualitas mesin dan produknya juga mengecewakan beberapa pelanggan. Hal ini sangat harus diperhatikan dalam menjual produk agar tidak menurunkan loyalitas pelanggan dan reputasi produk yang dijual.

4.2.3. *Opinion Summarization*

Selanjutnya melakukan peringkasan ulasan pada masing-masing klaster menggunakan algoritma *MMR*. Data ulasan tetap menggunakan hasil klaster sebelumnya. Pada proses ini, dilakukan perhitungan nilai *MMR* untuk masing-masing ulasan sekaligus sudah dilakukan pengurutan nilai dari tertinggi hingga terendah. Pada penelitian ini, penulis hanya mengambil dua kalimat ulasan dengan nilai *MMR* tertinggi pada setiap klaster agar tidak menghasilkan kalimat peringkasan ulasan yang terlalu panjang. Hasilnya dapat dilihat pada beberapa tabel dibawah ini.

Tabel 4.17. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Positif *Food Processor*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	terima kasih	0.280995
0	bagus banget coper suka fungsi dengan baik sem...	0.174234
1	fitur baik fungsi dengan baik sepadan dengan h...	0.161625
1	packing sangat aman produk bagus terima kasih...	0.099695

Tabel 4.18. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Negatif *Food Processor*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	packing tidak pakai bubble wrap jadi ada bagi...	0.151060
0	fitur baik baik sepadan dengan harga sesuai ch...	0.110357
1	fitur baik belum coba barang aman tapi belum co...	0.077574
1	alhamdulillah choper sudah sampai bagus fungsi...	0.076455

Tabel 4.19. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Positif *Humidifier*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	sepadan dengan harga sepadan dengan harga fitu...	0.234948
0	fungsi semoga udara bersih	0.068180
1	bagus fungsi dengan baik semoga awet	0.183645
1	barang sampai aman	0.074882

Tabel 4.20. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Negatif *Humidifier*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	tadi mau yang apa lebih baik yang apa ada sensor..	0.085538
0	sudah pakai jauh untuk saring debu bau udara	0.072148
1	sepadan dengan harga belum coba jadi kasih bin...	0.070636
1	tapi kirim lama kurir	0.060169

Tabel 4.21. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Positif *Vacuum Cleaner*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	Mantap	0.077141
0	lengkap lengkap	0.060606
1	belum coba semoga awet bagus	0.145592
1	daya sedot kuat mantap	0.108300
2	sepadan dengan harga sesuai dengan harga fitur...	0.197058
2	bagus barang coba pakai mantap kirim banget	0.087139

Tabel 4.22. Hasil Nilai *MMR* Pada Ulasan Negatif *Vacuum Cleaner*

Cluster	Document	Nilai <i>MMR</i>
0	pesan sudah sampai fungsi dengan baik	0.111398
0	kirim lama	0.060317
1	cuma mesin cepat panas	0.210211
1	barang bagus sesuai tapi nyata daya besar juga...	0.096548
2	baik kuat sedot debu	0.098971
2	tidak ramping sangat susah jangkau susah kecil...	0.070555

Setelah memperoleh hasil nilai *MMR* dari setiap ulasan per *cluster* dan mengurutkan nilai-nilai tersebut dari yang terbesar hingga terkecil, langkah selanjutnya ialah menggabungkan data ulasan tersebut menjadi sebuah paragraf. Data

ulasan yang memiliki nilai tertinggi akan menjadi kalimat pertama dalam penggabungan data ulasan tersebut. Dibawah ini merupakan hasil akhir peringkasan ulasan produk untuk masing-masing dataset.

Tabel 4.23. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset *Food Processor*

Hasil Ringkasan Positif
"terima kasih bagus banget coper suka fungsi dengan baik semoga awet terima kasih buat semua kirim kita banget karena pakai jasa kirim instan pesan sampai terima kasih barang sesuai bagus banget fitur baik fungsi dengan baik sepadan dengan harga barang sampai dengan selamat cepat packing sangat aman produk bagus terima kasih seller mantap banget kirim sempurna tapi belum coba semoga bisa"

Tabel 4.24. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset *Food Processor*

Hasil Ringkasan Negatif
"packing tidak pakai bubble wrap jadi ada bagi yang pecah fitur baik baik sepadan dengan harga sesuai chopernya bagus cuma bubble wrap tipis kardus penyok fitur baik belum coba barang aman tapi belum coba alhamdulillah choper sudah sampai bagus fungsi dengan baik terima kasih seller maaf foto tidak sesuai karena sudah ambil sama yang mesen"

Tabel 4.25. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset *Humidifier*

Hasil Ringkasan Positif
"sepadan dengan harga sepadan dengan harga fitur baik bagus fungsi semoga udara bersih kirim barang cepat sampai aman sukses buat toko bagus fungsi dengan baik semoga awet barang sampai aman terima kasih seller"

Tabel 4.26. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset *Humidifier*

Hasil Ringkasan Negatif
"tadi mau yang apa lebih baik ada sensor layar lcd jadi tahu kalau udara lagi buruk sudah pakai jauh untuk saring debu bau udara sepadan dengan harga belum coba jadi kasih bintang nanti ganti karena titip fitur baik belum coba cepat banget sampai pesan besoknya datang padahal pakai kargo tapi kirim lama kurir"

Tabel 4.27. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Positif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Hasil Ringkasan Positif
"mantap lengkap lengkap sesuai harga belum coba semoga awet bagus daya sedot kuat mantap sampai dengan selamat fungsi dengan baik sepadan dengan harga sesuai dengan harga fitur baik sangat baik bagus barang coba pakai mantap kirim banget packaging juga aman cepat sampai"

Tabel 4.28. Hasil Akhir Peringkasan Ulasan Negatif Pada Dataset *Vacuum Cleaner*

Hasil Ringkasan Negatif
"pesan sudah sampai fungsi dengan baik kirim lama cuma mesin cepat panas barang bagus sesuai tapi nyata daya besar juga kalau saya pakai langsung listrik anjlok karena daya rumah saya hanya jadi tidak bisa guna baik kuat sedot debu tidak ramping sangat susah jangkau susah kecil sempit ada bagi yang turut saya ada guna tapi ada bisa lepas pasang"

4.3. Evaluasi Sistem

Untuk mengetahui hasil performa yang dihasilkan dari sebuah algoritma, maka diperlukan evaluasi terhadap algoritma yang digunakan. Untuk kasus peringkasan ulasan produk diperlukan perhitungan *ROUGE* dengan *metrics* seperti *recall*, *precision*, *f1-score* untuk mengetahui performa dari algoritma *MMR*. Beberapa tabel dibawah ini merupakan hasil dari *ROUGE* dari setiap dataset yang digunakan.

Tabel 4.29. Hasil *Recall* Untuk Ringkasan Positif

METRIC	Recall		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.1609756098	0.0984455959	0.1506024096
ROUGE-2	0.0369799692	0.0285204991	0.0627802691
ROUGE-L	0.1414634146	0.0932642487	0.1445783133

Analisis dan interpretasi Tabel 4.29 ialah secara umum model memiliki performa terbaik pada *dataset vacuum cleaner* terutama pada metrik *ROUGE-2* dan *ROUGE-L*, menunjukkan bahwa model lebih baik dalam menangkap pasangan kata dan *subsequence* panjang di produk *vacuum cleaner*. Kemudian, performa model pada *dataset humidifier* cenderung lebih rendah dibandingkan yang lainnya.

Tabel 4.30. Hasil *Recall* Untuk Ringkasan Negatif

METRIC	Recall		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.4510869565	0.6886227545	0.60625
ROUGE-2	0.3402366864	0.6007462687	0.4756944444
ROUGE-L	0.4510869565	0.6886227545	0.60625

Analisis dan interpretasi Tabel 4.30 ialah *humidifier* memiliki nilai *recall* tertinggi yang menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam menangkap informasi penting pada *dataset humidifier*. Meskipun *dataset food processor* memiliki nilai *recall* terendah, namun performanya cukup baik terutama pada metrik *ROUGE-1* dan *ROUGE-L*.

Tabel 4.31. Hasil *Precision* Untuk Ringkasan Positif

METRIC	Precision		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.8461538462	0.8636363636	0.8928571429
ROUGE-2	0.4444444444	0.5714285714	0.7
ROUGE-L	0.7435897436	0.8181818182	0.8571428571

Analisis dan interpretasi Tabel 4.31 ialah secara konsisten, *vacuum cleaner* memiliki nilai *precision* tertinggi untuk semua metrik *ROUGE*. Hal ini menunjukkan bahwa kemampuan model mampu menghasilkan kata-kata yang tepat dan relevan. Secara umum, *ROUGE-2* memiliki nilai *precision* yang terendah. Maka dari itu, perlunya peningkatan dalam menghasilkan pasangan kata yang lebih tepat.

Tabel 4.32. Hasil *Precision* Untuk Ringkasan Negatif

METRIC	Precision		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.9880952381	0.9913793103	0.9897959184
ROUGE-2	0.9913793103	0.9938271605	0.9927536232
ROUGE-L	0.9880952381	0.9913793103	0.9897959184

Analisis dan interpretasi Tabel 4.32 ialah seluruh nilai *precision* untuk semua produk sangat tinggi. Artinya model secara konsisten mampu menyusun dan menghasilkan ringkasan dengan kata-kata yang tepat dan relevan karena mengikuti

teks referensi dengan sangat baik. Jadi, tidak ada perbedaan yang signifikan karena model berkinerja serupa untuk semua kategori produk.

Tabel 4.33. Hasil *F1-Score* Untuk Ringkasan Positif

METRIC	F1 – Score		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.2704918006	0.1767441842	0.2577319563
ROUGE-2	0.0682788037	0.0543293709	0.1152263359
ROUGE-L	0.2377049153	0.1674418586	0.2474226779

Analisis dan interpretasi Tabel 4.33 ialah meskipun *food processor* memiliki *f1-score* yang tertinggi, tetapi nilai yang dihasilkan masih sangat rendah, diperlukan adanya ruang untuk perbaikan dalam keseimbangan antar *recall* dan *precision*. Sedangkan *vacuum cleaner* menunjukkan performa yang lebih baik dalam menemukan pasangan kata dan *subsequence* yang relevan, karena adanya keseimbangan yang lebih baik antara *recall* dan *precision*.

Tabel 4.34. Hasil *F1-Score* Untuk Ringkasan Negatif

METRIC	F1 – Score		
	Food Processor	Humidifier	Vacuum Cleaner
ROUGE-1	0.6194029808	0.8127208432	0.7519379798
ROUGE-2	0.5066079257	0.7488372046	0.6431924839
ROUGE-L	0.6194029808	0.8127208432	0.7519379798

Analisis dan interpretasi Tabel 4.33 ialah *humidifier* memiliki performa yang sangat baik untuk semua *metric ROUGE*. Hal ini menunjukkan bahwa adanya keseimbangan yang baik antara *recall* dan *precision* dalam menemukan kata, pasangan kata, dan *subsequence* yang relevan. Dan untuk kategori produk yang lainnya, diperlukan perbaikan pada keseimbangan antara *recall* dan *precision* untuk meningkatkan kualitas ringkasan yang dihasilkan.

Adapun kesimpulan untuk seluruh hasil dari evaluasi model ialah setiap model memiliki perbedaan dalam mengidentifikasi kesamaan pada *ROUGE-1*, *ROUGE-2*, dan *ROUGE-L*. Performa model secara keseluruhan tetap tergolong baik dalam menghasilkan peringkasan teks yang relevan dan akurat tetapi peningkatan perbaikan dapat terus dilakukan dalam pengenalan kesamaan pada tingkat kesamaan frasa.

BAB 5

KESIMPULAN

5.1. Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang dapat dihasilkan berdasarkan penelitian peringkasan ulasan produk rumah tangga menggunakan *MMR* ialah sebagai berikut :

1. *IndoBERT* mampu menganalisis ulasan berbahasa Indonesia dengan sangat baik karena sudah dikhususkan untuk menganalisis teks bahasa Indonesia. Akurasi yang dihasilkan dari masing-masing dataset ialah *food processor* : 92%, *humidifier* : 90%, dan *vacuum cleaner* : 94%.
2. *BERTopic* mampu menganalisis ulasan bahasa Indonesia dan melakukan *cluster labeling* sesuai dengan kelompok topiknya masing-masing. Adapun beberapa *cluster labeling* yang dihasilkan dari ketiga dataset seperti : kepuasan pelanggan, harga produk, pelayanan, fitur produk, kualitas produk, dan kualitas mesin.
3. Hasil dari peringkasan ulasan produk menggunakan *MMR* pada ketiga dataset menunjukkan bahwa mayoritas ulasan membahas harga produk yang sesuai dengan kualitasnya. Meskipun ada beberapa pelanggan yang kecewa, tetapi lebih banyak pelanggan yang merasa puas karena harga produknya yang terjangkau dan fitur produknya yang bagus. Meskipun kualitasnya buruk dan pelayanannya kurang ramah, tetapi semuanya sesuai dengan harga produknya.
4. Evaluasi peringkasan ulasan produk terhadap performa algoritma *MMR* menunjukkan bahwa model memiliki perbedaan dalam mengidentifikasi kesamaan pada tingkat *ROUGE-1*, *ROUGE-2*, *ROUGE-L*. Performa model secara keseluruhan tetap tergolong baik dalam menghasilkan ringkasan teks yang relevan dan akurat tetapi peningkatan dapat terus dilakukan dalam pengenalan kesamaan pada tingkat pasangan frasa.

5.2. Saran

1. Penerapan algoritma *spell checking* yang spesifik untuk bahasa Indonesia yang dapat membantu dalam mengoreksi kesalahan penulisan kata.
2. Menggunakan teknik *automated topic labeling* untuk meningkatkan konsistensi dan akurasi dalam pemberian keakuratan *cluster label*.
3. Penggunaan model *language understanding* tambahan untuk lebih meningkatkan pemahaman terhadap teks ulasan.

DAFTAR PUSTAKA

- Adi Wianto, P. W. 2018. *Analisis Sentimen Media Sosial Untuk Teks Berbahasa Indonesia Menggunakan Algoritma CNN (Convolutional Neural Network) (Studi Kasus : Politik)*. Skripsi. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Akhtar, N., Zubair, N., Kumar, A., & Ahmad, T. 2017. *Aspect Based Sentiment Oriented Summarization of Hotel Reviews*. ICACC-2017 India, Page 563-571.
- Alif, F. Z. 2020. *Ekstraksi Fitur Untuk Pemilihan Topik Spesifik Review Film Dalam Menghasilkan Aspect-Based Sentiment Analysis*. Skripsi. Universitas Sumatera Utara.
- Amarouche, K., Benbrahim, H., & Kassou, I. 2019. *Customer Product Review Summarization Over Time For Competitive Intelligence*. Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems.
- Amplayo, R. K., Angelidis, S., & Lapata, M. 2021. *Unsupervised Opinion Summarization With Content Planning*. The Thirty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-21).
- Angelidis, S., & Lapata, M. 2018. *Summarizing Opinions: Aspect Extraction Meets Sentiment Prediction and They Are Both Weakly Supervised*. Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in NLP, Page 3675-3686.
- Aprianto, A., Maharani, W., & Herdiani, A. 2016. *Analisis Sentimen Dan Peringkasan Opini Pada Ulasan Produk Menggunakan Algoritma Random Forest*. e-Proceeding of Engineering : Vol.3, No.3 Page 5238.
- Bahrainian, S-A., & Dengel, A. 2013. *Sentiment Analysis and Summarization of Twitter Data*. International CSE Page 227-234.
- C, Sindhu & G, Vadivu. 2019. *Sentiment Analysis and Opinion Summarization of Product Feedback*. International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE) Vol.8 Issue-2S4 Page 59-64.
- Frermann, L., & Klementiev, A. 2019. *Inducing Document Structure For Aspect-Based Summarization*. Proceedings of The 57th Annual Meeting of The Association for Computational Linguistics Page 6263-6273.

- Grootendorst, Maarten. 2022. *BERTopic: Neural Topic Modeling With A Class-Based TF-IDF Procedure*.
- Hadi, Fadhil. 2020. *Peringkasan Sentimen Pada Ulasan Produk Elektronik Dengan Metode Conditional Random Fields*. e-Proceeding of Engineering : Vol.7, No.2 Page 8340.
- I.G.M. Darmawiguna, *et al.* 2021. *Indonesian Sentiment Summarization For Lecturer Learning Evaluation By Using TextRank Algorithm*. IConVET 2020 Journal of Physics : Conference Series.
- Khan, Atif., *et al.* 2020. *Movie Review Summarization Using Supervised Learning And Graph-Based Ranking Algorithm*. Article. Islamia College University Peshawar.
- Maarif, M. R. 2022. *Summarizing Online Customer Review Using Topic Modeling And Sentiment Analysis*. JISKA (Jurnal Informatika Sunan Kalijaga) Vol.7, No.3 Page 177-191.
- Mertayasa, I.K.T., Darmawan, I.D.M.B.A. 2022. *Pemodelan Topik Pada Ulasan Hotel Menggunakan Metode BERTopic Dengan Prosedur c-TF-IDF*. Jurnal Nasional Teknologi Informasi dan Aplikasinya.
- Nabila, Tiara. 2017. *Peringkasan Opini Untuk Review Produk Menggunakan Formulasi Integer Linear Programming*. e-Proceeding of Engineering : Vol.4, No. 2 Page 3226.
- Nugraha, Arsil. 2021. *Aspect Based Sentiment Analysis Pada Ulasan Mobil Menggunakan Algoritma Attention-Based LSTM (Long Short Term Memory)*. Skripsi. Universitas Sumatera Utara.
- Pirayani, R., Gupta, V., & Singh V. K. 2018. *Generating Aspect-Based Extractive Opinion Summary: Drawing Inferences From Social Media Texts*. Computation y Sistem Vol. 22 No. 1 Page 83-91.
- Pristiyanti, R. I. 2018. *Sentiment Analysis Peringkasan Review Film Menggunakan Metode Information Gain and K-Nearest Neighbor*. Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer.
- Priya, N. H., *et al.* 2021. *Summarization of Customer Reviews In Web Services Using Natural Language Processing*. ICCAP 2021.

- Priyatna, G. G. 2022. *Pemodelan Topik Terkait Ulasan Video Game Dengan Genre Battle Royal Menggunakan Metode BERTopic Dengan Fitur Guided Topic Modeling*. Skripsi. Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta.
- Schaik, Eric van. 2022. *Improving The Informativeness of Abstractive Opinion Summarization*. Thesis. University of Twente.
- Setiawan, A. Y. 2021. *Sentiment Summarization Learning Evaluation Using LSTM (Long Short Term Memory) Algorithm*. IConVET 2021.
- Sidik, M. H., Widiyanesti, Sri, & Ramadhani, D. P. 2022. *Analisis Sentimen dan Topic Modeling Terhadap Tim Nasional Indonesia di Kejuaraan AFF Suzuki Cup 2020 Berdasarkan Opini Pengguna Twitter*. e-Proceeding of Management : Vol.9, No.5 Page 2783.
- Tao, Y., Shi, C., Xu, C., Hou, R., & Xu, Z. 2020. *Sentiment Prediction for User Comments on Home Appliances Products*. EAI Mobimedia 2020.
- Titov, I., & McDonald, R. 2008. *A Joint Model of Text and Aspect Ratings for Sentiment Summarization*. Proceedings of ACL-08: HLT, Page 308-316.
- Tran, T. A., Duangsuwan, J., Wettayaprasit, W. 2021. *Automatic Aspect-Based Sentiment Summarization for Visual, Structured, and Textual Summaries*. ECTI Transaction On Computer And Information Technology, Vol.15 No.21.
- Wahid, D.H. 2016. *Peringkasan Sentimen Ekstraktif di Twitter Menggunakan Hybrid TF-IDF dan Cosine Similarity*. IJCCS, Vol.10, No.2 Page 207-218.
- YANG, W-R., & YANG H-C. 2021. *Topic Modeling Analysis of Social Media Marketing Using BERTopic And LDA*. Journal of Industrial Distribution & Business Vol 13 No 9 Page 37-50.



KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN,
RISET, DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI

Jalan Universitas No. 9A Gedung A, Kampus USU Medan 20155, Telepon: (061) 821007
Laman: <http://Fasilkomti.usu.ac.id>

KEPUTUSAN

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI

NOMOR : 2361/UN5.2.14.D/SK/SPB/2024

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER
DAN TEKNOLOGI INFORMASI UNIVERSITAS SUMATERA UTARA

- Membaca : Surat Permohonan Mahasiswa Fasilkom-TI USU tanggal 3 Juli 2024 perihal permohonan ujian skripsi:
Nama : RIZKI AMANDA PUTRI
NIM : 171402095
Program Studi : Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
Judul Skripsi : Peringkasan Ulasan Produk Rumah Tangga Menggunakan Bertopic dan Maximal Marginal Relevance
- Memperhatikan : Bahwa Mahasiswa tersebut telah memenuhi kewajiban untuk ikut dalam pelaksanaan Meja Hijau Skripsi Mahasiswa pada Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara TA 2023/2024.
- Menimbang : Bahwa permohonan tersebut diatas dapat disetujui dan perlu ditetapkan dengan surat keputusan
- Mengingat : 1. Undang-undang Nomor 20 Tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional.
2. Peraturan Pemerintah Nomor 17 tahun 2010 tentang pengelolaan dan penyelenggara pendidikan.
3. Keputusan Rektor USU Nomor 03/UN5.1.R/SK/SPB/2021 tentang Peraturan Akademik Program Sarjana Universitas Sumatera Utara.
4. Surat Keputusan Rektor USU Nomor 1876/UN5.1.R/SK/SDM/2021 tentang pengangkatan Dekan Fasilkom-TI USU Periode 2021-2026

MEMUTUSKAN

- Menetapkan :
Pertama : Membentuk dan mengangkat Tim Penguji Skripsi mahasiswa sebagai berikut:
Ketua : Dedy Arisandi ST., M.Kom.
NIP: 197908312009121002
Sekretaris : Umayra Ramadhani Putri Nasution S.TI, M.Kom.
NIP: 199104112021022001
Anggota Penguji : Sarah Purnamawati ST., MSc.
NIP: 198302262010122003
Anggota Penguji : Fanindia Purnamasari S.TI,M.IT
NIP: 198908172019032023
Moderator : -
Panitera : -
- Kedua : Segala biaya yang diperlukan untuk pelaksanaan kegiatan ini dibebankan pada Dana Penerimaan Bukan Pajak (PNPB) Fasilkom-TI USU Tahun 2024.
- Ketiga : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan dengan ketentuan bahwa segala sesuatunya akan diperbaiki sebagaimana mestinya apabila dikemudian hari terdapat kekeliruan dalam surat keputusan ini.

- Tembusan :
- 1. Ketua Program Studi Sarjana (S-1) Teknologi Informasi
 - 2. Yang bersangkutan
 - 3. Arsip

Medan, 04 Juli 2024
Ditandatangani secara elektronik oleh:
Dekan

#TTE

Maya Silvi Lydia
NIP 197401272002122001