**SKRIPSI**

**PENERAPAN METODE *NAIVE BAYES CLASSIFIER* UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN PADA JUDUL BERITA KOMPAS.TV KOTA SEMARANG**

Diajukan untuk memenuhi memenuhi salah satu syarat mendapatkan

gelar Sarjana Teknik Informatika



Disusun Oleh:

Nama : Alrico Rizki Wibowo

NIM : A11.2020.12703

Program Studi : Teknik Informatika

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER**

**UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO**

**2024**

# PERSETUJUAN SKRIPSI

Nama : Alrico Rizki Wibowo

NIM : A11.2020.12703

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Ilmu Komputer

Judul Tugas Akhir : Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Sentimen Pada Judul Berita Kompas.TV Kota Semarang

Tugas Akhir ini telah diperiksa dan disetujui, Semarang, 7 Februari 2024

Menyetujui : Mengetahui :

Dosen Pembimbing Dekan Fakultas Ilmu Komputer

**Yani Parti Astuti, S.Si, M.Kom** **Dr. Drs. Abdul Syukur, MM**

**NPP: 0686.11.2013.532** **NPP : 0686.11.1992.017**

# PENGESAHAN DEWAN PENGUJI

Nama : Alrico Rizki Wibowo

NIM : A11.2020.12703

Program Studi : Teknik Informatika

Fakultas : Ilmu Komputer

Judul Tugas Akhir : Penerapan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Klasifikasi Sentimen Pada Judul Berita Kompas.TV Kota Semarang

Tugas akhir ini telah diujikan dan dipertahankan di hadapan Dewan Penguji pada Sidang tugas akhir tanggal 2 Februari 2024. Menurut pandangan kami, tugas akhir ini memadai dari segi kualitas maupun kuantitas untuk tujuan penganugrahan gelar Sarjana Komputer (S.Kom)

Semarang, 7 Februari 2024

Dewan Penguji :

Anggota Penguji 1 Anggota Penguji 2

Dr. Muljono, S.Si, M.Kom ADHITYA NUGRAHA S.Kom, M.CS

NPP: 0686.11.1996.104 NPP: 0686.11.2012.444

Ketua Penguji

DE ROSAL IGNATIUS MOSES SETIADI M.Kom

NPP : 0686.11.2012.404

# PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Sebagai mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro, yang bertanda tangan di bawah ini, saya :

Nama : Alrico Rizki Wibowo

NIM : A11.2020.12703

Menyatakan bahwa karya ilmiah Saya yang berjudul :

**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN PADA JUDUL BERITA KOMPAS.TV KOTA SEMARANG**

Merupakan karya asli saya (kecuali cuplikan dan ringkasan yang masing-masing telah saya jelaskan sumbernya dan perangkat pendukung lainnya). Apabila di kemudian hari, karya saya disinyalir bukan merupakan karya asli saya, yang disertai dengan bukti-bukti yang cukup, maka saya bersedia untuk dibatalkan gelar saya beserta hak dan kewajiban yang melekat pada gelar tersebut. Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Semarang

Pada Tanggal : 07 Februari 2024

Yang menyatakan



(Alrico Rizki Wibowo)

# PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai mahasiswa Universitas Dian Nuswantoro, yang bertanda tangan di bawah ini, Saya:

Nama : Alrico Rizki Wibowo

NIM : A11.2020.12703

demi mengembangkan Ilmu Pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Dian Nuswantoro Hak Bebas Royalti Non-Ekslusif (Non-exclusive Royalty-Free Right) atas karya ilmiah saya yang berjudul :

**PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN PADA JUDUL BERITA KOMPAS.TV KOTA SEMARANG**

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non- Eksklusif ini Universitas Dian Nuswantoro berhak untuk menyimpan, meng*copy* ulang (memperbanyak), menggunakan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya dan menampilkan/mempublikasikannya di internet atau media lain untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Universitas Dian Nuswantoro, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya

Dibuat di : Semarang

Pada Tanggal : 07 Februari 2024

Yang menyatakan



(Alrico Rizki Wibowo)

# UCAPAN TERIMA KASIH

Segala puji bagi Allah SWT yang memberikan taufik dan hidayah-Nya. Terima kasih kepada semua yang telah membantu dan membimbing dalam penulisan laporan tugas akhir yang berjudul “PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER UNTUK KLASIFIKASI SENTIMEN PADA JUDUL BERITA KOMPAS.TV KOTA SEMARANG” dapat terselesaikan. Oleh karena itu, penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Edi Noersasongko, M.Kom., selaku Bapak Rektor Universitas Dian Nuswantoro.
2. Bapak Dr. Abdul Syukur selaku Bapak Dekan Universitas Dian Nuswantoro.
3. Bapak Sri Winarno, Ph.D selaku Kaprogdi TI-SI.
4. Ibu Yani Parti Astuti, S.Si, M.Kom selaku pembimbing tugas akhir.
5. Kedua orang tua penulis, yang selalu memberikan semangat dan dukungan.
6. Sri Mulyati, S.S. dan Dewi Fitri Titasari, S.S., yang membantu dalam pembuatan label klasifikasi *dataset*.
7. Silvianita Ika Aprillia Vridayanti, S.Kep yang memberikan saran dan nasehat dalam pembuatan tugas akhir.
8. Seluruh sahabat dan teman-teman penulis angkatan 2020 yang tidak bisa disebutkan satu-persatu.

Pada akhirnya, diharapkan laporan tugas akhir ini dapat memberikan manfaat yang signifikan. Penulis menyadari bahwa dalam penyusunannya masih terdapat kekurangan yang perlu diperbaiki untuk mencapai tingkat kesempurnaan yang diinginkan.

Semarang, 15 Januari 2024



Alrico Rizki Wibowo

A11.2020.12703

# ABSTRAK

Berita memiliki peran utama sebagai sumber informasi untuk menyampaikan laporan mengenai pendapat, peristiwa, dan temuan terbaru dalam berbagai aspek kehidupan. Judul berita, sebagai komponen penting, mampu menjadi penentu dari isi berita. Sentimen yang terkandung dalam judul berita dapat diklasifikasikan dengan menggunakan sentimen analis, seperti yang terjadi di platform media online Kompas.TV. Judul berita diambil dengan menggunakan program otomatis yang memanfaatkan body HTML dengan bantuan NodeJs sebagai teknologi untuk pembuatan program. Penelitian ini difokuskan pada penerapan metode Naïve Bayes Classifier untuk mengklasifikasikan sentimen pada judul berita Kompas.TV di Kota Semarang. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi mencapai 91.04%, dengan rasio data latih dan data uji sebesar 90:10. Kesimpulan dari penelitian ini adalah bahwa metode Naïve Bayes Classifier efektif dalam mengidentifikasi judul berita dengan sentimen negatif pada Kompas.TV, dengan presisi sebesar 89% dan recall sebesar 94%. Temuan ini memberikan kontribusi positif pada pemahaman analisis sentimen pada judul berita di media online, terutama dalam konteks berita Kompas.TV di Kota Semarang.

Kata Kunci : Kompas.TV, Analisis Sentimen, Naïve Bayes Classifier

# DAFTAR ISI

[PERSETUJUAN SKRIPSI ii](#_Toc158673337)

[PENGESAHAN DEWAN PENGUJI iii](#_Toc158673338)

[PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI iv](#_Toc158673339)

[PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI v](#_Toc158673340)

[UCAPAN TERIMA KASIH vi](#_Toc158673341)

[ABSTRAK vii](#_Toc158673342)

[DAFTAR ISI viii](#_Toc158673343)

[DAFTAR TABEL x](#_Toc158673344)

[DAFTAR GAMBAR xi](#_Toc158673345)

[BAB I](#_Toc158673346) [PENDAHULUAN 1](#_Toc158673347)

[1.1. Latar Belakang Masalah 1](#_Toc158673348)

[1.2. Rumusan Masalah 3](#_Toc158673349)

[1.3. Batasan Masalah 3](#_Toc158673350)

[1.4. Tujuan Penelitian 3](#_Toc158673351)

[1.5. Manfaat Penelitian 4](#_Toc158673352)

[BAB II](#_Toc158673353) [TINJAUAN PUSTAKA 5](#_Toc158673354)

[2.1. Tinjauan Studi 5](#_Toc158673355)

[2.2. Tinjauan Pustaka 8](#_Toc158673356)

[2.3. Kerangka Pemikiran 13](#_Toc158673357)

[BAB III](#_Toc158673358) [METODOLOGI PENELITIAN 15](#_Toc158673359)

[3.1. Sumber Data 15](#_Toc158673360)

[3.2. Instrumen Penelitian 15](#_Toc158673361)

[3.3. Metode Yang Diusulkan 16](#_Toc158673362)

[BAB IV](#_Toc158673363) [HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN 22](#_Toc158673364)

[4.1. Pengumpulan Data 22](#_Toc158673365)

[4.2 Pelabelan Dataset 23](#_Toc158673366)

[4.3. Tahap Preprocessing Data 24](#_Toc158673367)

[4.4. Pembobotan Kata 33](#_Toc158673368)

[4.5. Klasifikasi Metode 35](#_Toc158673369)

[4.6. Pengujian Metode 41](#_Toc158673370)

[4.7. Hasil Evaluasi 42](#_Toc158673371)

[4.8. Pseudocode Program 42](#_Toc158673372)

[4.9. Hasil Program 50](#_Toc158673373)

[BAB V PENUTUP 55](#_Toc158673374)

[5.1. Kesimpulan 55](#_Toc158673375)

[5.2. Saran 55](#_Toc158673376)

[Daftar Pustaka 57](#_Toc158673377)

# DAFTAR TABEL

[Tabel 2.1 Penelitian Terkaitt 6](#_Toc158673541)

[Tabel 3.1. Tabel Data Set 18](#_Toc158673544)

[Tabel 3.2. Cleansing 19](#_Toc158673545)

[Tabel 3.3. *Case Folding* 19](#_Toc158673546)

[Tabel 3.4. Tokenizing 20](#_Toc158673547)

[Tabel 3.5 Stopword Removal 20](#_Toc158673548)

[Tabel 3.6. *Stemming* 21](#_Toc158673549)

[Tabel 3.8 Confussion Matrix 21](#_Toc158673550)

[Tabel 4.1 Contoh Dataset 22](#_Toc158673551)

[Tabel 4.2 Contoh Pelabelan Dataset 23](#_Toc158673552)

[Tabel 4.3.1 Hasil Sampel Dataset *Cleansing* 24](#_Toc158673553)

[Tabel 4.3.2 Hasil Sampel Data *Set Case Folding* 26](#_Toc158673554)

[Tabel 4.3.3 Hasil Sampel Dataset *Tokenizing* 27](#_Toc158673555)

[Tabel 4.3.4 Hasil Sampel Dataset *Stopword Removal* 29](#_Toc158673556)

[Tabel 4.3.5 Hasil Sampel Dataset *Stemming* 31](#_Toc158673557)

[Tabel 4.3.6 Hasil Sampel Data Training 32](#_Toc158673558)

[Tabel 4.3.7 Hasil Sampel Data Uji 33](#_Toc158673559)

[Tabel 4.4.1 Hasil *Term Frequency* Sampel Dataset *Training* 33](#_Toc158673560)

[Tabel 4.6.1 Perbandingan Hasil Performa NBC Rasio Dataset 42](#_Toc158673561)

# DAFTAR GAMBAR

[Gambar 2.1. Kerangka Pemikiran 14](#_Toc158673542)

[Gambar 3.1. Alur Penelitian 17](#_Toc158673543)

[Gambar 4.1. Pseudocode Inisialisasi Import Library 43](#_Toc158673562)

[Gambar 4.2. Pseudocode Inisialisasi Variabel Global 43](#_Toc158673563)

[Gambar 4.3. Pseudocode Function getNewsFromUrl 44](#_Toc158673564)

[Gambar 4.4. Pseudocode Function getBerita 44](#_Toc158673565)

[Gambar 4.5. Pseudocode Function importFromCSV 45](#_Toc158673566)

[Gambar 4.6. Pseudocode Function preprocessTextAndSaveToCSV 46](#_Toc158673567)

[Gambar 4.7. Pseudocode Function calculateTF 46](#_Toc158673568)

[Gambar 4.8. Pseudocode Function readTrainingAndTestDataFromCSV 47](#_Toc158673569)

[Gambar 4.9. Pseudocode Function calculateNaiveBayesProbabilities 48](#_Toc158673570)

[Gambar 4.10. Pseudocode Function readSentimenResult 49](#_Toc158673571)

[Gambar 4.11. Pseudocode Function calculateMetrics 49](#_Toc158673572)

[Gambar 4.12. Pseudocode Function menu 50](#_Toc158673573)

[Gambar 4.13. Tampilan Menu Program 51](#_Toc158673574)

[Gambar 4.14. Tampilan Program Scrape Judul Berita 51](#_Toc158673575)

[Gambar 4.15. Tampilan Program *Import* Judul Berita 52](#_Toc158673576)

[Gambar 4.16. Tampilan Program *Preprocessing* Judul Berita 52](#_Toc158673577)

[Gambar 4.17. Tampilan Program Perhitungan *Term Frequency* 53](#_Toc158673578)

[Gambar 4.18. Tampilan Program Perhitungan Confussion Matrix 54](#_Toc158673579)

# BAB I

# PENDAHULUAN

## 1.1. Latar Belakang Masalah

Berita merupakan suatu bentuk laporan pendapat seseorang atau kelompok maupun peristiwa tentang temuan baru disegala aspek yang dianggap penting bagi wartawan yang bertujuan untuk ditampilkan di media (Anton Mabruri KN, 2018).

Berita dulu hanya muncul di surat kabar, radio, dan televisi. Namun, dengan kemajuan teknologi internet dan peningkatan jumlah pengguna internet di Indonesia, menurut data Kementerian Komunikasi dan Informatika Republik Indonesia, pada tahun 2023, mencapai 212,9 juta orang, setara dengan 77% populasi Indonesia pada Januari 2023. Akibatnya, sumber informasi berita kini lebih dominan berasal dari media *online*. (Kominfo, 2023). Media *online* seperti berita online, memiliki unsur-unsur seperti *headline*, *lead*, tubuh berita, dan foto (Azhar&Sari, 2018). Sebagai contoh, Kompas.tv, sebagai salah satu platform berita online, memiliki struktur judul berita yang mampu menjelaskan dengan efektif konten yang akan dibahas dalam berita tersebut. Dalam proses pengklasifikasian jenis berita, judul berita dianggap sebagai kriteria utama yang dapat memandu pembaca untuk menentukan relevansi dan pentingnya suatu topik berita.

Klasifikasi merupakan teknik dalam pembelajaran mesin yang bertujuan memprediksi kelas atau label suatu data dengan memanfaatkan fitur-fiturnya. Proses klasifikasi pada dasarnya memisahkan data menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk membentuk model klasifikasi, sementara data uji digunakan untuk menguji performa model tersebut dalam memprediksi kelas atau label dari data yang belum pernah dilihat sebelumnya (Provost & Fawcett, 2019). Proses klasifikasi melibatkan pemeriksaan dan analisis dokumen teks pra-klasifikasi untuk membentuk model yang dapat digunakan dalam mengklasifikasikan dokumen teks baru yang belum memiliki kategori. Pengklasifikasian teks dapat dilakukan melalui bidang data mining yang dikenal sebagai *text mining*. *Text mining* merupakan suatu teknik dalam ilmu data yang bertujuan untuk mengekstrak informasi berharga dari teks. Dalam konteks analisis sentimen, text mining dapat mengidentifikasi sentimen dari suatu pernyataan. Teknik ini digunakan untuk mengidentifikasi pola dan hubungan yang terdapat dalam data teks (Silge, J., & Robinson, 2019). Identifikasi yang dimaksud salah satunya adalah klasifikasi sentimen.

Analisis sentimen merupakan penelitian yang tergolong dalam *text mining* yang memiliki fungsi mengklasifikasikan data atau dokumen dalam bentuk tekstual atau teks sebagai kalimat opini berbasis sentimen (Rizal Setya Perdana, 2018). Menurut penelitian yang dilakukan oleh Delfariyadi et al. (2022), sentimen dapat diklasifikasikan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. (Delfariyadi et al., 2022). Metode *Naïve Bayes Classifier* telah terbukti efektif dalam pengklasifikasian sentimen dengan kecepatan pemrosesan dan pengklasifikasian data yang tinggi (Miftakhurahmat et al., 2023). Metode ini menunjukkan performa yang baik dalam mengidentifikasi sentimen dari teks atau data yang diberikan. Namun, perlu diingat bahwa *Naïve Bayes Classifier* memiliki kekurangan. Salah satunya adalah ketidakberlakuannya ketika terdapat nilai probabilitas yang nol. Jika terjadi nilai nol, prediksi yang dihasilkan juga akan menjadi nol. Oleh karena itu, perlu dilakukan penanganan khusus saat menghadapi kasus-kasus di mana probabilitas nol mungkin terjadi untuk mencapai hasil yang lebih akurat dalam pengklasifikasian sentimen (Singh et al., 2022)

Dalam pengklasifikasian *text mining*, algoritma *Naïve Bayes Classifier* digunakan dalam penelitian yang berjudul “Klasifikasi Sentimen Judul Berita Pemberitaan COVID-19 Tahun 2021 pada Media DetikHealth” dengan total 399 judul berita sepanjang tahun 2021ditemukan hasil judul berita dengan sentimen netral sebanyak 147 data, sentimen positif sebanyak 114 data, dan sentimen negatif sebanyak 138 data. Dalam penelitian ini didapatkan juga bahwa implementasi dari algoritma *Naïve Bayes Classifier*, persentase akurasi yang diperoleh sebesar 72.5% (Delfariyadi et al., 2022).

Dari latar belakang diatas, maka penelitian ini menjadi sebuah Tugas Akhir dengan judul “Penerapan Metode *Naive Bayes Classifier* Untuk Klasifikasi Sentimen Judul Berita Kompas.Tv Kota Semarang”, dengan menggunakan dua kelas yaitu positif dan negatif, dengan adanya dua kelas maka dapat dianalisa hasil dari klasifikasinya dan diharapkan penelitian ini mampu meningkatkan performa akurasi pada penelitian sebelumnya dengan metode yang sama.

## 1.2. Rumusan Masalah

Dengan merujuk terjadap konteks yang telah diuraikan, rumusan masalah yang diajukan adalah sejauh mana penerapan serta kinerja metode Klasifikasi Naive Bayes terhadap pengelompokan sentimen pada judul berita online di Kompas TV, khususnya di wilayah Kota Semarang.

## 1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian dengan judul "Penerapan Metode *Naive Bayes Classifier* Untuk Klasifikasi Sentimen Judul Berita Kompas.Tv Kota Semarang" adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya fokus pada *headline* berita Kompas.tv Kota Semarang pada kurun waktu Januari 2023 sampai November 2023.
2. Penelitian ini hanya mengklasifikasikan sentimen dalam *headline* berita Kompas.tv Kota Semarang menjadi dua kategori: positif, dan negatif.
3. Metode Naive Bayes Classifier yang diterapkan dalam penelitian ini hanya memanfaatkan fitur-fitur yang relevan untuk mengklasifikasikan sentimen dalam judul berita.
4. Penelitian ini tidak membahas mengenai pengaruh konteks dan penggunaan bahasa dalam *headline* berita terhadap klasifikasi sentimen.

## 1.4. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi kemampuan metode Naive Bayes Classifier dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sentimen positif dan negatif yang terdapat dalam judul-judul berita. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mengenai efektivitas metode Naive Bayes Classifier dalam menganalisis sentimen pada judul berita Kompas.TV di wilayah Kota Semarang.

## 1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian dengan judul "Penerapan Metode *Naive Bayes Classifier* Untuk Klasifikasi Sentimen Judul Berita Kompas.Tv Kota Semarang" adalah sebagai berikut:

1. Bagi akademik:
2. Memperluas pengetahuan dan pemahaman terkait penggunaan algoritma Naïve Bayes Classifier dalam klasifikasi teks pada judul berita online Kompas.TV di Kota Semarang..
3. Sebagai referensi bagi peneliti atau akademisi yang ingin melakukan penelitian serupa pada media berita lainnya.
4. Memberikan kontribusi dalam pengembangan metode klasifikasi sentimen pada *headline* berita dengan metode *Naive Bayes Classifier.*
5. Bagi masyarakat:
6. Mengetahui sentimen yang terkandung dalam judul berita oneline Kompas.TV Kota Semarang.
7. Membantu masyarakat dalam memahami dan menafsirkan judul berita dengan lebih baik, dengan memperhatikan sentimen yang terkandung di dalamnya.
8. Memungkinkan masyarakat untuk menjadi lebih kritis terhadap berita yang mereka konsumsi, karena mereka dapat melihat sentimen yang terkandung dalam judul berita tersebut.

# BAB II

# TINJAUAN PUSTAKA



## 2.1. Tinjauan Studi

Dalam studi mengenai klasifikasi sentimen terhadap media daring dalam konteks pemilihan calon presiden dan wakil presiden Indonesia tahun 2019, metode Naïve Bayes Classifier diimplementasikan dengan judul "Analisis Sentimen Pada Media Daring Tentang Pemilihan Presiden Indonesia Tahun 2019 Menggunakan Metode Naïve Bayes". Didapatkan tingkat akurasi sebesar 80% pada portal berita Detik dan 70% untuk Kompas, dengan pembagian dataset menjadi 90% untuk data pelatihan dan 10% untuk data uji (Jaya & Muslim, 2019).

Hasil penelitian yang berjudul "Text Mining untuk Mengklasifikasi Judul Berita Online: Studi Kasus Radar Banjarmasin dengan Metode Naïve Bayes" dengan menggunakan teknik *scraping* html untuk mendapatkan data. Sehingga terkumpul 400 data yang dibagi menjadi 4 kelas, yaitu banua, bisnis, hukum, dan kriminal. Dalam penelitian ini, data akan melalui beberapa proses yakni, *text preprocessing*, pengklasifikasian, dan pengujian metode. Penelitianini mendapatkan hasil bahwa penggunaan metode *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan akurasi sebesar 78,75%, dengan recall sebesar 80,56% dan precision sebesar 78,75% (Sholih ’afif et al., 2021).

Dalam penelitian sebelumnya tentang klasifikasi sentimen pada judul berita mengenai Covid-19 di Indonesia dengan metode Naïve Bayes Classifier, fokus penelitian kali ini adalah data judul berita yang diambil dari media daring DetikHealth. Total data yang digunakan sebanyak 399 judul berita selama tahun 2021. Data tersebut dibagi menjadi tiga kategori sentimen, yaitu sentimen netral dengan 147 data, sentimen positif sebanyak 114 data, dan sentimen negatif sejumlah 138 data. Memiliki tingkat akurasi sebesar 72,5% (Delfariyadi et al., 2022).

Dari penelitian yang berjudul “Analisis Sentimen Review Aplikasi Berita Online Pada Google Play Menggunakan Metode Algoritma Naive Bayes Classifier Dan Support Vector Machines”, dengan menggunakan *tools scraper similar* pada Google Chrome mendapatkan total 5894 data, kemudian data tersebut diolah melalui beberapa proses yakni *preprocessing*, TF-IDF, dan klasifikasi menghasilkan data ulasan sentimen positif sebanyak 4655 dan 421 ulasan sentimen negatif serta menghasilkan nilai akurasi dari Support Vector Machine (SVM) sebesar 94.06% sedangkan Naive Bayes sebesar 91.58% (Kusnia, 2022).

Menurut penelitian yang berjudul “Klasifikasi Judul Berita Online menggunakan Metode Support Vector Machine (SVM) dengan Seleksi Fitur Chi-square”. Penelitian ini melibatkan 2400 data yang diambil dari situs kompas.com dengan jumlah enam kelas yaitu olahraga, kesehatan, kuliner, berita nasional, teknologi, dan keuangan dengan setiap kelas memiliki 400 data. Data ini diambil dalam rentang tanggal 22 Februari 2023 sampai 7 April 2023. Penelitian ini menggunakan beberapa tahapan *pre-processing text*, *term weighting* menggunakan TF-IDF, seleksi fitur dengan chi-square, dan klasifikasi dengan SVM. Penggunaan SVM ini dilakukan untuk menilai judul berita online masuk ke dalam kategori mana. Hasil pengujian menunjukkan performa terbaik pada akurasi 93,06%, presisi 92,11%, recall 93,06%, dan f1-score 93,04%. Pencapaian ini diperoleh dengan mengatur threshold chi-square sebesar 80%, dan parameter SVM seperti kernel polynomial derajat 2, C=1, λ=1, konstanta γ=0,01, ε=10^(-8), dan maksimal iterasi sebanyak 10. (Rama et al., 2023).

Tabel 2.1 Penelitian Terkaitt

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Peneliti dan Tahun | Masalah | Metode | Hasil |
| 1. | Jaya, Chandra  Muslim, Kemas, 2019 | Analisis sentimen pada platform media daring terkait Pemilu 2019 | *Naïve Bayes Classifier* | Didapatkan tingkat akurasi sebesar 80% pada portal berita Detik dan 70% pada Kompas, dengan pembagian dataset menjadi 90% untuk data latih dan 10% untuk data uji. |
| 2. | Sholih 'afif, Muhammad  Muzakir, Muhammad  Al, Moh Iqbal  Al Awalaien, Ghifari, 2021 | Analisis klasifikasi pada judul berita online Radar Banjarmasin. | *Naïve Bayes Classifier* | Dalam penelitian ini, diperoleh 400 data berita yang diklasifikasikan ke dalam empat kelas, yaitu banua, bisnis, hukum, dan kriminal. Hasil penelitian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 78,75%, dengan recall mencapai 80,56% dan presisi sebesar 78,75%. |
| 3. | Delfariyadi, Fahri  Helen, Afrida  Yuliawati, Susi, 2022 | Analisis klasifikasi sentimen pada judul berita mengenai COVID-19 di media daring DetikHealth pada tahun 2021 | *Naïve Bayes Classifier* | Dari hasil pengumpulan data 399 judul berita, dikelompokkan ke dalam tiga kategori sentimen, yakni sentimen netral dengan 147 data, sentimen positif sebanyak 114 data, dan sentimen negatif sejumlah 138 data. Memiliki tingkat akurasi sebesar 72,5%. |
| 4. | Kusnia, Ulfa, 2022 | Klasifikasi ulasan terhadap aplikasi media berita online. | *Support Vector Machine & Naïve Bayes Classifier* | Diperoleh data 4655 ulasan positif dan 421 ulasan negatif. Metode Support Vector Machine (SVM) mendapatkan akurasi 94.06%, sedangkan Naive Bayes mencapai akurasi 91.58%. |
| 5. | Rama, Putu  Putra, Bena  Perdana, Rizal Setya, 2023 | Klasifikasi judul berita *online* untuk membuat kategori berita | *Support Vector Machine* | Penelitian ini menghasilkan tingkat akurasi sebesar 93,06%, dengan presisi mencapai 92,11%, recall sebanyak 93,06%, dan f1-score mencapai 93,04%. Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 2400 sampel yang diambil dari situs kompas.com. Enam kelas yang berbeda teridentifikasi, yakni olahraga, kesehatan, kuliner, berita nasional, teknologi, dan keuangan, dengan masing-masing kelas memiliki 400 data sampel. |

## 2.2. Tinjauan Pustaka

Sebelum memasuki isi tinjauan pustaka, penting untuk memahami konsep-konsep dasar yang terkait dengan penelitian ini. Tinjauan pustaka ini membahas beberapa konsep yang relevan, seperti *text mining*, metode klasifikasi seperti *Naïve Bayes Classifier*, analisis sentimen, *crawling data*, *preprocessing*, dan seleksi fitur. Pemahaman tentang konsep-konsep ini memberikan landasan teoritis yang kuat untuk penelitian ini dan membantu dalam memahami metode yang digunakan dalam analisis sentimen pada penelitian kali ini. Selanjutnya, tinjauan pustaka menjelaskan secara lebih rinci tentang masing-masing konsep dan penelitian terkait yang telah dilakukan sebelumnya.

* + 1. Text Mining

Salah satu cabang dari data mining yang khusus berfokus pada analisis dan pemrosesan teks. Tujuan utama dari *text mining* adalah untuk menemukan pola atau bentuk unik dari kumpulan data berjenis teks yang memiliki volume besar. Dalam text mining, data teks diolah dan dianalisis untuk menghasilkan informasi yang dapat dimanfaatkan dalam berbagai bidang (Roufia, 2018).

* + 1. Supervised Learning

Klasifikasi merupakan salah satu teknik yang digunakan dalam teknologi *big data*. Dimana dalam klasifikasi memiliki dua model klasifikasi yang umum digunakan, yaitu supervised learning dan unsupervised learning. Dalam penelitian ini, metode klasifikasi yang digunakan adalah supervised learning, yang bertujuan untuk mengelompokkan dataset berdasarkan label atau kelas yang berbeda serta melakukan prediksi pada data yang ada (Kurniawan et al., 2022).

* + 1. Analisis Sentimen

Analisis sentimen merupakan penelitian yang tergolong dalam *text mining* yang memiliki fungsi mengklasifikasikan data atau dokumen dalam bentuk tekstual atau teks sebagai kalimat opini berbasis sentimen (Rizal Setya Perdana, 2018). Pada penerapannya, analisis sentimen memiliki fungsi utama untuk mengukur tingkat kepuasan masyarakat terhadap berbagai entitas seperti produk, layanan jasa, organisasi, dan tokoh masyarakat. Tujuan dari analisis sentimen ini adalah untuk memberikan evaluasi yang dapat meningkatkan kualitas entitas tersebut. Dalam penelitian analisis sentimen ini, terdapat dua kategori yaitu positif, dan negatif.

* + 1. Crawling Data

Dalam penelitian ini, pengumpulan data judul berita dilakukan melalui teknik crawling. Proses *crawling* data dilakukan dengan melakukan *sniffing* atau memonitor situs terkait untuk mendapatkan respons berupa *body* HTML. Selanjutnya, dilakukan parsing data pada *body* HTML tersebut. Setelah parsing dilakukan, dilakukan pengambilan data yang relevan untuk keperluan penelitian ini..

* + 1. Preprocessing

Dalam analisis data, *preprocessing* merupakan tahap yang penting untuk mengolah data teks yang awalnya tidak terstruktur menjadi lebih terstruktur. Tujuannya adalah agar proses analisis data dapat dilakukan dengan lebih akurat dan efisien. Terdapat empat tahap pada *preprocessing* ini, antara lain (Ferryawan et al., 2020):

1. *Case folding* merupakan salah satu tahapan dalam mengubah data teks dalam dokumen menjadi huruf kecil. Hal ini dilakukan untuk memastikan konsistensi dalam analisis data dan mempermudah proses pengolahan lebih lanjut.
2. *Tokenizing* merupakan proses pemisahan *string* berdasarkan setiap kata yang membentuk urutan teks. Pada tahap ini, *string* dibagi menjadi bagian-bagian yang terdiri dari kata-kata individual, memungkinkan untuk melakukan analisis lebih lanjut pada setiap kata tersebut.
3. *Filtering* adalah seleksi kata-kata penting dari hasil tokenisasi sebelumnya. Pada tahap ini, dilakukan pengambilan kata-kata yang dianggap relevan dan penting untuk analisis lebih lanjut.
4. *Stemming* merupakan proses pengelompokan kata-kata yang memiliki kata dasar dan arti yang sama, meskipun memiliki bentuk yang berbeda karena adanya variasi imbuhan.
   * 1. Term Frequency & Document Frequency

Term Frequency mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam suatu dokumen sesuai pada kelasnya, sementara *Document Frequency* mengukur berapa banyak dokumen yang mengandung kata tersebut sesuai pada kelasnya. Dalam perhitungan TF dan DF berguna untuk menghitung probabilitas dalam pengklasifikasian, berikut adalah rumus untuk mencari TF dan DF.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (1) |

Keterangan :

TF(w,d) : frekuensi jumlah kemunculan kata (w) pada dokumen(d)

|  |  |
| --- | --- |
|  | (2) |

Keterangan :

DF(w) : jumlah dokumen (d) yang didalamnya terdapat kata (w).

* + 1. Naïve Bayes Classification

*Naive Bayes Classifier* adalah suatu metode klasifikasi yang berasal dari teorema Bayes. Metode ini menggunakan probabilitas dan statistik untuk melakukan klasifikasi. Naive Bayes Classifier memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya (Asfi & Fitrianingsih, 2020).

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |

Keterangan :

X : Data pada kelas yang belum diketahui

H : Hipotesis data X adalah kelas yang spesifik

P(X) : Probabilitas dari X

P(H) : Probabilitas dari H

P(H|X) : Probabilitas H berdasar kondisi hipotesis X

P(X|H) : Probabilitas X berdasar kondisi hipotesis H

Probabilitas H berdasarkan kondisi hipotesis X dihasilkan dari probabilitas X berdasarkan hipotesis X, probabilitas H, serta probabilitas X. Namun dalam pemakaiaannya, rumus atau persamaan ini akan verubah menjadi:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (4) |

Keterangan :

P(C) : Probabilitas dari kelas C

P(Wi,C) : Jumlah *terms* yang ada di dokumen data latih pada kelas C

Count(C) : Jumlah semua terms yang ada di dokumen data latih pada kelas C

|V| : Jumlah total *terms* (*term* yang sama dihitung 1)

* + 1. Confusion Matrix

*Confusion matrix* merupakan metode evaluasi yang digunakan untuk mengukur kinerja dari suatu metode klasifikasi. Dengan cara yang sederhana, confusion matrix menyajikan informasi perbandingan antara hasil klasifikasi yang diberikan oleh sistem dengan hasil klasifikasi yang sebenarnya. (Roufia, 2018). Berikut merupakan rumus dari perhitungan *confusion matrix*:

***a. Accuracy***

Akurasi adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana sistem atau program mampu menganalisis data dengan benar. Berikut ini adalah rumus untuk menghitung akurasi.

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

Keterangan:

a. TP (*True Positive*), merupakan total data positif yang mampu diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.

b. TN (*True Negative*), merupakan total data negatif yang mampu diklasifikasikan dengan benar oleh sistem.

c. FN (*False Negative*), merupakan total negatif yang mampu diklasifikasikan dengan salah oleh sistem.

d. FP (*False Positive*), merupakan total data positif yang mampu diklasifikasikan dengan salah oleh sistem.

**b. *Precision***

*Precision* adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana sistem atau program mampu mengukur ketepatan dalam menghasilkan informasi yang diinginkan oleh pengguna. Berikut ini adalah rumus untuk menghitung precision:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

Keterangan:

1. TN (*True Negative*), merupakan total data negatif yang mampu diklasifikasikan dengan benar oleh sistem
2. FN (*False Negative*), merupakan total data negatif yang mampu diklasifikasikan dengan salah oleh sistem.

**c. *Recall***

*Recall* adalah ukuran yang menunjukkan sejauh mana sistem atau metode dapat mengembalikan informasi yang benar dari data yang ada. Berikut ini adalah rumus untuk menghitung recall:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (7) |

Keterangan:

a. TN (*True Negative*), merupakan total data negatif yang mampu diklasifikasikan dengan benar oleh sistem

b. FP (*False Positive*), merupakan total data positif yang mampu diklasifikasikan dengan salah oleh sistem.

* + 1. Node JS

Node.js adalah *platform runtime* yang memungkinkan pengembangan aplikasi berbasis server-side menggunakan JavaScript. Dalam konteks *text mining* dan analisis sentimen, Node.js dapat digunakan untuk memproses dan menganalisis teks secara efisien. Dalam penelitian ini, menggunakan beberapa *library* seperti Natural, SastrawiJs dan Axios.

## 2.3. Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan serangkaian tahapan yang harus dijalani. Diantara langkah tersebut adalah latar belakang permasalahan, tujuan penelitian, tahap penelitian serta hasil penelitian. Dalam latar belakang penelitian, penulis melakukan riset terhadap klasifikasi sentimen berdasarkan judul berita pada media Kompas.TV Kota Semarang. Dalam penelitian ini, dilakukan klasifikasi sentimen berdasarkan judul berita dengan menggunakan metode Naive Bayes Classifier, serta pengukuran akurasi dari klasifikasi tersebut. Tahapan penelitian melibatkan penerapan metode *Naive Bayes Classifier* sebagai algoritma untuk mengklasifikasikan sentimen dalam judul berita media Kompas.TV di Kota Semarang. Pengolahan data dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Node JS. Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan tingkat akurasi dari metode yang digunakan. Pada tahap hasil penelitian, penulis menyimpulkan hasil dari riset yang dilakukan. Hasil ini memberikan gambaran tentang efektivitas metode yang digunakan dalam mengklasifikasikan sentimen berdasarkan judul berita. Selain itu, ditunjukkan juga tingkat akurasi dari metode yang digunakan. Untuk memudahkan pemahaman terhadap kerangka pemikiran dalam penelitian ini, berikut adalah diagram yang menjelaskan kerangka pemikirannya:

Sebuah gambar berisi teks, cuplikan layar, Font, hitam

Deskripsi dibuat secara otomatisGambar **2.1. Kerangka Pemikiran**

# BAB III

# METODOLOGI PENELITIAN



## 3.1. Sumber Data

Data dalam penelitian ini bersumber dari judul berita online yang diambil dari situs web Kompas.TV Kota Semarang. Untuk mengumpulkan data tersebut, digunakan teknik *crawling* API dari situs web Kompas.TV. Proses pengumpulan data dilakukan melalui API yang telah disediakan oleh Kompas.TV. API ini memungkinkan akses terstruktur dan otomatis ke data judul berita yang terdapat di situs web tersebut. Dengan menggunakan teknik *crawling* API, peneliti dapat mengambil judul berita secara otomatis tanpa perlu melakukan akses manual ke setiap halaman berita. Oleh karena itu, dalam penelitian ini, data judul berita dari situs web Kompas.TV dimanfaatkan sebagai sumber data penelitian.

## 3.2. Instrumen Penelitian

Dalam penelitian ini, terdapat beberapa komponen yang diperlukan untuk mendukung kelancaran penelitian. Beberapa komponen tersebut meliputi:

* + 1. Kebutuhan Perangkat Lunak

Beberapa perangkat lunak yang diperlukan meliputi:

1. Sistem operasi yang digunakan pada perangkat penulis adalah Windows 11.
2. Dalam menuliskan program atau sistem yang dibangun penulis menggunakan Visual Studio Code dan Node JS.
3. Penulis menggunakan Google Chrome sebagai browser untuk mencari referensi.
   * 1. Kebutuhan Perangkat Keras

Dalam penelitian ini, dibutuhkan sebuah laptop dengan spesifikasi processor AMD Ryzen 7 5700U, kapasitas SSD 500 GB dan RAM sebesar 16 GB.

## 3.3. Metode Yang Diusulkan

Alur pelaksanaan metode yang diterapkan dalam penelitian ini diawali dengan melakukan pengumpulan atau *crawling* data judul berita dari website Kompas.TV Kota Semarang, menggunakan bahasa pemrograman Node JS dan memanfaatkan API Kompas.TV. Selanjutnya adalah melakukan pelabelan terhadap data yang sudah didapatkan, sehingga didapatkan data positif dan negatif berdasarkan sentimen yang terkandung dalam judul berita.

Tahap selanjutnya adalah melakukan tahap *preprocessing* data. Tujuan dari tahap *preprocessing* adalah untuk menghilangkan elemen-elemen yang tidak digunakan dalam proses klasifikasi analisis sentimen. Proses perhitungan sentimen dilakukan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*. Metode ini mengklasifikasikan sentimen berdasarkan judul berita yang telah melalui tahap *preprocessing* dan pembobotan. *Naïve Bayes Classifier* didasarkan pada teorema Bayes.

Setelah data diolah melalui proses *training* dan *testing* menggunakan metode *Naïve Bayes Classifier*, langkah selanjutnya adalah melakukan evaluasi atau pengujian performa. Evaluasi dilakukan dengan memanfaatkan tabel *confusion matrix*, yang digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi metode pada proses penelitian yang dilakukan.

Dengan melalui alur pelaksanaan ini, diharapkan metode yang diusulkan dapat menghasilkan klasifikasi sentimen yang akurat berdasarkan judul berita pada media Kompas.TV Kota Semarang. Untuk memudahkan pemahaman terhadap alur pelaksana metode dalam penelitian ini, berikut adalah diagram yang menjelaskan alur pelaksana metode:

Sebuah gambar berisi teks, cuplikan layar, diagram, deasin

Deskripsi dibuat secara otomatis

Gambar 3.1. Alur Penelitian

* + 1. Crawling Dataset

Pada penelitian ini data dikumpulkan dengan menggunakan cara *crawling*, dimana menggunakan API dari website Kompas.TV yang diolah dibangun menggunakan bahasa pemrograman Node JS. Data yang digunakan masih menggunakan data yang didapat langsung dari *website* Kompas.TV, dengan jumlah data 1886.

* + 1. Pelabelan Dataset

Setelah data terkumpul, proses pelabelan dataset akan dilakukan secara manual oleh seorang penganalisis yang memiliki latar belakang gelar sarjana sastra. Langkah ini penting untuk mengukur hasil prediksi dari program yang akan dikembangkan menggunakan metode pengklasifikasi Naïve Bayes Classifier. Proses pelabelan dilakukan dengan teliti untuk memastikan setiap data dalam dataset diberikan label sentimen yang sesuai berdasarkan pemahaman mendalam terhadap struktur bahasa dan konteks budaya Indonesia.

* + 1. Preprocessing

*Preprocessing* dalam penelitian ini bertujuan untuk mengorganisir data judul berita agar lebih terstruktur. Selain itu, tahap ini juga dilakukan agar sistem dapat mengenali data dengan lebih mudah saat proses klasifikasi. Tahapan yang harus dilakukan dalam penelitian ini, yaitu:

1. *Cleansing*, merupakan tahap pembersihan data dilakukan untuk menghilangkan karakter atau informasi yang tidak relevan atau mengganggu dalam judul berita.

**Tabel 3.1. Tabel Data Set**

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | Bantuan Modal Rp 250 Miliar Digelontorkan Bagi UMKM Sembako |
| 2. | Warung Makan di Jalur Pantura Semarang Kendal Terbakar |
| 3. | Gara-gara VCS, Banyak Mahasiswa di Semarang Jadi Korban Pemerasan hingga Rugi Jutaan Rupiah |
| 4. | Mahasiswa PPG Prajabatan UPGRIS Semarang Pamerkan 80 Karya Inovasi |
| 5. | Suasana Haru Pemakaman Korban Kecelakaan Mobil Tertimpa Truk di Semarang |

**Tabel 3.2. Cleansing**

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | Bantuan Modal Rp 250 Miliar Digelontorkan Bagi UMKM Sembako |
| 2. | Warung Makan di Jalur Pantura Semarang Kendal Terbakar |
| 3. | Gara gara VCS Banyak Mahasiswa di Semarang Jadi Korban Pemerasan hingga Rugi Jutaan Rupiah |
| 4. | Mahasiswa PPG Prajabatan UPGRIS Semarang Pamerkan 80 Karya Inovasi |
| 5. | Suasana Haru Pemakaman Korban Kecelakaan Mobil Tertimpa Truk di Semarang |

1. *Case Folding*, merupakan tahap dalam *preprocessing* yang dilakukan untuk mengubah semua huruf dalam dokumen menjadi huruf kecil semua.

**Tabel 3.3. *Case Folding***

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | bantuan modal rp 250 miliar digelontorkan bagi umkm sembako |
| 2. | warung makan di jalur pantura semarang kendal terbakar |
| 3. | gara gara vcs banyak mahasiswa di semarang jadi korban pemerasan hingga rugi jutaan rupiah |
| 4. | mahasiswa ppg prajabatan upgris semarang pamerkan 80 karya inovasi |
| 5. | suasana haru pemakaman korban kecelakaan mobil tertimpa truk di semarang |

1. *Tokenizing*, merupakan tahapan dalam *preprocessing* yang dilakukan untuk memisahkan teks menjadi unit-unit yang lebih kecil, yang disebut dengan token. Token dapat berupa kata, frasa, atau karakter tertentu yang memiliki makna dalam konteks tertentu. Tujuan dari tokenizing adalah untuk memudahkan pemrosesan dan analisis teks selanjutnya, seperti klasifikasi atau analisis sentimen

Tabel **3.4. Tokenizing**

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | “bantuan”, “modal”, “rp”, “250”, “miliar”, “digelontorkan”, “bagi”, “umkm”, “sembako” |
| 2. | “warung”, “makan”, “di”, “jalur”, “pantura”, “semarang”, “kendal”, “terbakar” |
| 3. | “gara”,”gara”, “vcs”, “banyak”, “mahasiswa”, “di”, “semarang”, “jadi”, “korban”, “pemerasan”, “hingga”, “rugi”, “jutaan”, “rupiah” |
| 4. | “mahasiswa”, “ppg”, “prajabatan”, “upgris”, “semarang”, “pamerkan”, “80”, “karya”, “inovasi” |
| 5. | “suasana”, “haru”, “pemakaman”, “korban”, “kecelakaan”, “mobil”, “tertimpa”, “truk”, “di”, “Semarang” |

1. *Stopword Removal*, merupakan tahap dalam *preprocessing* yang dilakukan untuk menghapus kata-kata yang umum dan tidak memberikan informasi yang berguna dalam analisis teks. Kata-kata tersebut disebut *stopwords*.

**Tabel 3.5 Stopword Removal**

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | bantuan,modal,rp,250,miliar,digelontorkan,bagi,umkm,sembako |
| 2. | warung,jalur,pantura,kendal,terbakar |
| 3. | gara,gara,vcs,jadi,korban,pemerasan,rugi,jutaan,rupiah |
| 4. | ppg,prajabatan,upgris,pamerkan,80,karya,inovasi |
| 5. | suasana,haru,pemakaman,korban,kecelakaan,tertimpa |

1. *Stemming*, tahapan dalam *preprocessing* yang dilakukan untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya atau kata dasar, dengan menghilangkan kata imbuhan seperti di-, ke-, -nya, me-, ber-, per-, -an, -I, dll dan dilakukan pencocokan kata dasar didalam kamus Bahasa Indonesia

**Tabel 3.6. *Stemming***

|  |  |
| --- | --- |
| No. | Judul Berita |
| 1. | bantu,modal,miliar,gelontor,bagi |
| 2. | warung,jalur,kendal,bakar |
| 3. | jadi,korban,peras,rugi,rupiah |
| 4. | pamer,karya,inovasi |
| 5. | suasana,haru,makam,korban,celaka,timpa |

* + 1. Perhitungan Term Frequency & Document Frequency

Setelah tahap preprocessing selesai, langkah selanjutnya adalah melakukan perhitungan TF dan DF. Pada tahap ini maka terlihat frekuensi jumlah *term* dan *document* sesuai dengan kelasnya.

* + 1. Klasifikasi Metode

Langkah selanjutnya setelah dilakukannya proses perhitungan TF & DF, dilanjutkan dengan memasukan nilai jumlah pada hasil TF & DF sesuai dengan kelasnya ke persamaan rumus klasifikasi dari algoritma *Naive Bayes Classifier*.

* + 1. Pengujian Metode

Pada penelitian kali ini, metode yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja dari algoritma yang digunakan adalah metode *Confussion Matrix*. dalam metode ini, dilakukan perhitungan untuk menentukan nilai TP, TN, FP, FN.

Tabel 3.8 Confussion Matrix

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Actual Values | |
| Predicted Values | Positive | Negative |
| Positive | TP | FP |
| Negative | FN | TN |

# BAB IV

# HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN



## 4.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini diawali dengan tahap pengumpulan data berupa teks dari judul berita Kompas TV yang berkaitan dengan wilayah Kota Semarang. Proses pengambilan data dilakukan menggunakan teknik pengambilan data (crawling) yang dikembangkan dengan menggunakan Node JS. Dalam implementasinya, library seperti axios dan jsdom digunakan untuk melakukan *parsing* HTML dan mengakses informasi yang dibutuhkan. Total dataset yang berhasil dikumpulkan sebanyak 1886 judul berita. Untuk keperluan analisis, dataset tersebut kemudian dibagi menjadi dua bagian, yakni data training sebesar 90% dan data testing sebesar 10%, guna memastikan representasi yang seimbang dalam tahap pembelajaran dan pengujian model.

Tabel 4.1 Contoh Dataset

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | Saran sih Bikin aja harga ionic 5 itu sama kayak Brio Insya alloh laris manis |
| 2 | Problemnya subsidi, kualitas diturunin harga dinaikin. Pengusaha gitu cari cuan nya. Subsidi penyebab inflasi paling gede |
| 3 | Sebaiknya KUALITASNYA dikembangkan dulu biar sebaik kualitas motor-motor pabrikan Jepang. |
| … | … |
| 1461 | Hanya bisa tuk antar anak sekolah,dan antar pembantu kepasar.klw agak jauh gak bisa,apalagi klw terjebak macet,abis listriknya,dorong pulang. |
| 1462 | Rip Esemka kebanggaan solo ???????? |
| 1463 | niat beli EV biar murah, eh malah listriknya ikut dinaikin juga sama pemerintah???? pkoknya kuras terus rakyatnya jgn kasih sejahtera???? |

## 4.2 Pelabelan Dataset

Setelah berhasil mengumpulkan data, analisis sentimen dan pelabelan data dilakukan secara manual oleh seorang analis yang memiliki gelar sarjana sastra Bahasa Indonesia. Langkah ini mencerminkan upaya untuk memberikan label pada setiap dataset berdasarkan sentimen yang terkandung di dalamnya. Berikut ini adalah contoh dataset yang telah diberi label:

Tabel 4.2 Contoh Pelabelan Dataset

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| NO | Judul Berita | Sentimen |
| 1 | Saran sih Bikin aja harga ionic 5 itu sama kayak Brio Insya alloh laris manis | Positive |
| 2 | Problemnya subsidi, kualitas diturunin harga dinaikin. Pengusaha gitu cari cuan nya. Subsidi penyebab inflasi paling gede | Negative |
| 3 | Sebaiknya KUALITASNYA dikembangkan dulu biar sebaik kualitas motor-motor pabrikan Jepang. | Positive |
| … | … | … |
| 1884 | Hanya bisa tuk antar anak sekolah,dan antar pembantu kepasar.klw agak jauh gak bisa,apalagi klw terjebak macet,abis listriknya,dorong pulang. | Negative |
| 1885 | Rip Esemka kebanggaan solo ???????? | Negative |
| 1886 | niat beli EV biar murah, eh malah listriknya ikut dinaikin juga sama pemerintah???? pkoknya kuras terus rakyatnya jgn kasih sejahtera???? | Negative |

## 4.3. Tahap Preprocessing Data

Selanjutnya dalam proses penelitian adalah tahap preprocessing data. Tujuan dari tahap ini adalah untuk melakukan normalisasi dataset sehingga data tersebut dapat dianalisis secara optimal. Pada tahap ini, data melalui beberapa proses, termasuk cleansing, case folding, tokenizing, penghapusan kata-kata umum (stopword removal), dan stemming. Berikut adalah tabel hasil dari proses-proses yang dilakukan:

* + 1. Cleansing

Fokus utama tahap cleansing adalah untuk menghapus atau menangani simbol-simbol yang tidak diperlukan atau berpotensi mengganggu analisis data. Proses ini melibatkan identifikasi dan penghapusan karakter khusus, tanda baca, atau simbol lainnya yang tidak memberikan kontribusi signifikan terhadap analisis teks. Langkah-langkah dalam cleansing dapat mencakup filterisasi karakter non-alfanumerik, penghilangan tanda baca, dan penanganan khusus terhadap simbol-simbol tertentu yang dianggap tidak relevan. Hasil dari tahap cleansing ini dapat dilihat dalam Tabel 4.3.1.

Tabel 4.3.1 Hasil Sampel Dataset *Cleansing*

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | Saran sih Bikin aja harga ionic itu sama kayak Brio Insya alloh laris manis |
| 2 | Model jelek kwalitas buruk harga mahal croot |
| 3 | Subsidi hrs tepat sasaran |
| 4 | Harus adil dan merata lah Penerima subsidi saat ini jangan jangan pajak pph juga msh subsidi pemerintah mengkhianati pancasila sila ke lima Keadilan bagi seluruh rakyat Indonesia Kl mmg ga mau merata bagusan ga usa subsidi sama sekali. Untungnya subsidi merata umum, peralihan kendaraan bbm ke listrik lbh cepat Efeknya apa Pengurangan konsumsi subsidi BBM Pengurangan polusi Meningkatkan minat pihak swasta dll utk ikut berpartisipasi dalam investasi ekosistem motor listrik |
| 5 | Jadi ga tepat sasaran donk Menurut saya syarat sebelumnya sudah tepat. Hanya saja subsidinya kurang besar jd warga kurang mampu masih pikir untuk beli. Seandainya subsidinya jt kemungkinan warga kurang mampu pasti lebih berani untuk beli |
| 6 | apa sieh kok mbulet, aslinya yo tiap SPBU seluruh Indonesia ada tempat ngecharge wes laku orng yg mau beli knp masih milih yg konvensional karena klo keluar kota khawatir mau ngecarger dimana wong tdk semua tempat tersedi masak klo keluar daerah pulangnya harus ditowing kan gak lucu |
| 7 | buat larangan penjualan kendaraan konvensional |
| 8 | Tambah bikin rakyat susah |
| 9 | Modelnya kurang bagus smua |
| 10 | bagi bagikan secara gratis tanpa pajak seumur hidup. kami siap menerima dengan senang hati |
| 11 | BUKANNYA GA LAKU MAHAL |
| 12 | Ga jelas market nya mau high end tapi pengen laku kayak Avanza ya mana bisa Kalau mau laku keras ya low end tapi harga Avanza Kalau segmen nya masyarakat Low End tapi harga High End ya ga tercapai |
| 13 | Saya bingung sama pemerintah Indonesia Kalian itu pemimpin rakyat Indonesia Atau karyawan perusahaan asing sih Ngapain ngasih subsidi kepada produk perusahaan asing Yg seharusnya lebih diprioritaskan utk mendapat subsidi dari pemerintah Indonesia adalah produk dari perusahaan lokal asli Indonesia bukan produk asing Apalagi yg mampu beli mobil hanya golongan kaya Orang kaya udah banyak duit sejak masih bayi Lantas Ngapain orang kaya dikasih subsidi Kenapa subsidinya gak di relokasi saja utk menopang kehidupan golongan yg kurang mampu yg lebih membutuhkan subsidi dibanding orang kaya Sekarang saya tanya negara asing mana yg memberi subsidi utk produk Indonesia yg dijual di negara mereka agar produk Indonesia dapat bersaing dengan produk mereka di pasar negara mereka DontBeStupid |
| 14 | Harga baterai yg mencapai dari harga mobil dan daya tahan nya adalah bahan pertimbangan terpenting sih Memang kalau dihitung ongkos per bulannya mungkin bisa lebih murah atau mirip mobil BBM Tapi yg jadi masalah adalah mobil konvensional pengeluaran bulanan gak kelihatan mahal amat diabnding mobil listrik yg sekali ganti baterai bakalan mirip kayak beli mobil baru |
| 15 | Kurang laku karna Station charge minim harus ada setiap berapa jarak dari charge penuh sampai habis bateri untuk roda tempat service onderdil tanda tanya Wajar masih baru orang jadi ragu Klau mau benar laku siapkan dlu poin diatas |
| 16 | Ketersediaan station charging yang jadi masalah kalo motor udah rame tapi kalo mobil yang notaben nya sering di pake jalan jauh ya was was lah nanti habis batre tapi gak ada sation kan ribet tapi kalo motor paling di pake sekitar komplek doang |
| 17 | subsidi BBM dicabut biar mahal trus muncul si listrik ini dibilang hemat. ini sih analoginya seperti perokok dan non perokok. banyak teorinya kalo gak merokok sehari sekian sebulan sekian dalam setahun bisa kebeli Nmax faktanya yg gak merokok gak kebeli juga motor tetep aja sama kredit biarpun gak merokok gak kekumpul juga duit segitu ini juga pake mobil BBM keluar biaya sekian biaya ini itu perawan dll dalam setahun sekian juta kalo pake mobil listrik cuma sekian |
| 18 | EV msih belum nyaman dsni klo dipaksain palingan cman Jabodetabek dan kota besar provinsi aj tahan beli dlu Skalian nunggu Sodium battery dan SolidState battery |
| 19 | Nungguin pengganti lithium yaitu solid state battery rilis resmi |
| 20 | KENDARAN LISTRIK PLG RAWAN KEBAKAR TDK MUDAH DIPADAMKAN |
| 21 | Tambah bikin rakyat susah |
| 22 | Dukung terus dan doakan supaya negara kita makmur bisa produksi sndirikan |
| 23 | Bukan gak mau beli tapi terlalu mahal |
| 24 | batrenya mahal klo rusak |
| 25 | Fokus kendaraan umum dan mental |
| 26 | Orang butuh mobil murah |
| 27 | seharusnya utamakan kendaraan umum yang diubah jadi kendaraan listrik jadi masyarakat bisa menilai sendiri plus minusnya secara langsung |
| 28 | Yang saya inginkan cuma 1 Jalan Raya seluruh Indonesia Mulus tanpa Lobang terutama jalan Antar Propinsi dan Kebupaten Harusnya bukan cuma sibuk bangun Tol tol itu di bayar rakyat kecil tidak mungkin bisa menikmati Tol Bagaimana Ekomoni masyrakat Kecil seluruh Indonesia bisa Maju kalau jalan saja rusakï sedangkan segala kebutuhan pokok pedagang kecil di angkut lewat jalan yg rusak itu |
| 29 | Gak laku karena terlalu mahal |
| 30 | Kenapa ev gak laku Yang jualan masih dikit Jadi harga masih dimainin oleh penjual aji mumpung Masa barang harga 160jt di luar negeri di sini dijual 300jt |

* + 1. Case Folding

Setelah proses cleansing, langkah selanjutnya adalah melakukan case folding, di mana setiap entri dalam tabel menggambarkan kata-kata atau teks yang telah diubah menjadi huruf kecil. Dengan menggunakan case folding, konsistensi penulisan kata-kata dijaga, sehingga kata-kata dengan variasi huruf besar dan kecil dianggap sama nilainya.

Tabel 4.3.2 Hasil Sampel Data *Set Case Folding*

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | saran sih bikin aja harga ionic itu sama kayak brio insya alloh laris manis |
| 2 | model jelek kwalitas buruk harga mahal croot |
| 3 | subsidi hrs tepat sasaran |
| 4 | harus adil dan merata lah penerima subsidi saat ini jangan jangan pajak pph juga msh subsidi pemerintah mengkhianati pancasila sila ke lima keadilan bagi seluruh rakyat indonesia kl mmg ga mau merata bagusan ga usa subsidi sama sekali. untungnya subsidi merata umum, peralihan kendaraan bbm ke listrik lbh cepat efeknya apa pengurangan konsumsi subsidi bbm pengurangan polusi meningkatkan minat pihak swasta dll utk ikut berpartisipasi dalam investasi ekosistem motor listrik |
| 5 | jadi ga tepat sasaran donk menurut saya syarat sebelumnya sudah tepat. hanya saja subsidinya kurang besar jd warga kurang mampu masih pikir untuk beli. seandainya subsidinya jt kemungkinan warga kurang mampu pasti lebih berani untuk beli |
| 6 | apa sieh kok mbulet, aslinya yo tiap spbu seluruh indonesia ada tempat ngecharge wes laku orng yg mau beli knp masih milih yg konvensional karena klo keluar kota khawatir mau ngecarger dimana wong tdk semua tempat tersedi masak klo keluar daerah pulangnya harus ditowing kan gak lucu |
| 7 | buat larangan penjualan kendaraan konvensional |
| 8 | tambah bikin rakyat susah |
| 9 | modelnya kurang bagus smua |
| 10 | bagi bagikan secara gratis tanpa pajak seumur hidup. kami siap menerima dengan senang hati |
| 11 | bukannya ga laku mahal |
| 12 | ga jelas market nya mau high end tapi pengen laku kayak avanza ya mana bisa kalau mau laku keras ya low end tapi harga avanza kalau segmen nya masyarakat low end tapi harga high end ya ga tercapai |
| 13 | saya bingung sama pemerintah indonesia kalian itu pemimpin rakyat indonesia atau karyawan perusahaan asing sih ngapain ngasih subsidi kepada produk perusahaan asing yg seharusnya lebih diprioritaskan utk mendapat subsidi dari pemerintah indonesia adalah produk dari perusahaan lokal asli indonesia bukan produk asing apalagi yg mampu beli mobil hanya golongan kaya orang kaya udah banyak duit sejak masih bayi lantas ngapain orang kaya dikasih subsidi kenapa subsidinya gak di relokasi saja utk menopang kehidupan golongan yg kurang mampu yg lebih membutuhkan subsidi dibanding orang kaya sekarang saya tanya negara asing mana yg memberi subsidi utk produk indonesia yg dijual di negara mereka agar produk indonesia dapat bersaing dengan produk mereka di pasar negara mereka dontbestupid |
| 14 | harga baterai yg mencapai dari harga mobil dan daya tahan nya adalah bahan pertimbangan terpenting sih memang kalau dihitung ongkos per bulannya mungkin bisa lebih murah atau mirip mobil bbm tapi yg jadi masalah adalah mobil konvensional pengeluaran bulanan gak kelihatan mahal amat diabnding mobil listrik yg sekali ganti baterai bakalan mirip kayak beli mobil baru |
| 15 | kurang laku karna station charge minim harus ada setiap berapa jarak dari charge penuh sampai habis bateri untuk roda tempat service onderdil tanda tanya wajar masih baru orang jadi ragu klau mau benar laku siapkan dlu poin diatas |
| 16 | ketersediaan station charging yang jadi masalah kalo motor udah rame tapi kalo mobil yang notaben nya sering di pake jalan jauh ya was was lah nanti habis batre tapi gak ada sation kan ribet tapi kalo motor paling di pake sekitar komplek doang |
| 17 | subsidi bbm dicabut biar mahal trus muncul si listrik ini dibilang hemat. ini sih analoginya seperti perokok dan non perokok. banyak teorinya kalo gak merokok sehari sekian sebulan sekian dalam setahun bisa kebeli nmax faktanya yg gak merokok gak kebeli juga motor tetep aja sama kredit biarpun gak merokok gak kekumpul juga duit segitu ini juga pake mobil bbm keluar biaya sekian biaya ini itu perawan dll dalam setahun sekian juta kalo pake mobil listrik cuma sekian |
| 18 | ev msih belum nyaman dsni klo dipaksain palingan cman jabodetabek dan kota besar provinsi aj tahan beli dlu skalian nunggu sodium battery dan solidstate battery |
| 19 | nungguin pengganti lithium yaitu solid state battery rilis resmi |
| 20 | kendaran listrik plg rawan kebakar tdk mudah dipadamkan |
| 21 | tambah bikin rakyat susah |
| 22 | dukung terus dan doakan supaya negara kita makmur bisa produksi sndirikan |
| 23 | bukan gak mau beli tapi terlalu mahal |
| 24 | batrenya mahal klo rusak |
| 25 | fokus kendaraan umum dan mental |
| 26 | orang butuh mobil murah |
| 27 | seharusnya utamakan kendaraan umum yang diubah jadi kendaraan listrik jadi masyarakat bisa menilai sendiri plus minusnya secara langsung |
| 28 | yang saya inginkan cuma jalan raya seluruh indonesia mulus tanpa lobang terutama jalan antar propinsi dan kebupaten harusnya bukan cuma sibuk bangun tol tol itu di bayar rakyat kecil tidak mungkin bisa menikmati tol bagaimana ekomoni masyrakat kecil seluruh indonesia bisa maju kalau jalan saja rusakï sedangkan segala kebutuhan pokok pedagang kecil di angkut lewat jalan yg rusak itu |
| 29 | gak laku karena terlalu mahal |
| 30 | kenapa ev gak laku yang jualan masih dikit jadi harga masih dimainin oleh penjual aji mumpung masa barang harga di luar negeri di sini dijual |

* + 1. Tokenizing

Langkah berikutnya setelah case folding adalah proses tokenizing, di mana teks dibagi menjadi unit-unit kecil yang disebut token. Setiap entri dalam tabel mencerminkan token-token yang dihasilkan dari pemisahan teks. Proses ini memecah teks menjadi bagian-bagian yang lebih kecil, membantu dalam memahami struktur kalimat dan kata-kata yang terdapat dalam dataset. Dengan menerapkan tokenizing, dataset menjadi lebih terstruktur, dan analisis teks dapat dilakukan lebih efisien karena fokus pada unit-unit terkecil. Ini membantu menyederhanakan kompleksitas teks, memungkinkan pemahaman yang lebih baik terhadap makna kata-kata dan kalimat dalam dataset. Berikut adalah hasil dari proses tokenizing.

Tabel 4.3.3 Hasil Sampel Dataset *Tokenizing*

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | "saran", "sih", "bikin", "aja", "harga", "ionic", "itu", "sama", "kayak", "brio", "insya", "alloh", "laris", "manis" |
| 2 | "model", "jelek", "kwalitas", "buruk", "harga", "mahal", "croot" |
| 3 | "subsidi", "hrs", "tepat", "sasaran" |
| 4 | "harus", "adil", "dan", "merata", "lah", "penerima", "subsidi", "saat", "ini", "jangan", "jangan", "pajak", "pph", "juga", "msh", "subsidi", "pemerintah", "mengkhianati", "pancasila", "sila", "ke", "lima", "keadilan", "bagi", "seluruh", "rakyat", "indonesia", "kl", "mmg", "ga", "mau", "merata", "bagusan", "ga", "usa", "subsidi", "sama", "sekali", "untungnya", "subsidi", "merata", "umum", "peralihan", "kendaraan", "bbm", "ke", "listrik", "lbh", "cepat", "efeknya", "apa", "pengurangan", "konsumsi", "subsidi", "bbm", "pengurangan", "polusi", "meningkatkan", "minat", "pihak", "swasta" |
| 5 | "jadi", "ga", "tepat", "sasaran", "donk", "menurut", "saya", "syarat", "sebelumnya", "sudah", "tepat", "hanya", "saja", "subsidi", "kurang", "besar", "jd", "warga", "kurang", "mampu", "masih", "pikir", "untuk", "beli", "seandainya", "subsidi", "jt", "kemungkinan", "warga", "kurang", "mampu", "pasti", "lebih", "berani", "untuk", "beli" |
| 6 | "apa", "sieh", "kok", "mbulet", "aslinya", "yo", "tiap", "spbu", "seluruh", "indonesia", "ada", "tempat", "ngecharge", "wes", "laku", "orng", "yg", "mau", "beli", "knp", "masih", "milih", "yg", "konvensional", "karena", "klo", "keluar", "kota", "khawatir", "mau", "ngecarger", "dimana", "wong", "tdk", "semua", "tempat", "tersedi", "masak", "klo", "keluar", "daerah", "pulangnya", "harus", "ditowing", "kan", "gak", "lucu" |
| 7 | "buat", "larangan", "penjualan", "kendaraan", "konvensional" |
| 8 | "tambah", "bikin", "rakyat", "susah" |
| 9 | "modelnya", "kurang", "bagus", "smua" |
| 10 | "bagi", "bagikan", "secara", "gratis", "tanpa", "pajak", "seumur", "hidup", "kami", "siap", "menerima", "dengan", "senang", "hati" |
| 11 | "bukannya", "ga", "laku", "mahal" |
| 12 | "ga", "jelas", "market", "nya", "mau", "high", "end", "tapi", "pengen", "laku", "kayak", "avanza", "ya", "mana", "bisa", "kalau", "mau", "laku", "keras", "ya", "low", "end", "tapi", "harga", "avanza", "kalau", "segmen", "nya", "masyarakat", "low", "end", "tapi", "harga", "high", "end", "ya", "ga", "tercapai" |
| 13 | "saya", "bingung", "sama", "pemerintah", "indonesia", "kalian", "itu", "pemimpin", "rakyat", "indonesia", "atau", "karyawan", "perusahaan", "asing", "sih", "ngapain", "ngasih", "subsidi", "kepada", "produk", "perusahaan", "asing", "yg", "seharusnya", "lebih", "diprioritaskan", "untuk", "mendapat", "subsidi", "dari", "pemerintah", "indonesia", "adalah", "produk", "dari", "perusahaan", "lokal", "asli", "indonesia", "bukan", "produk", "asing", "apalagi", "yg", "mampu", "beli", "mobil", "hanya", "golongan", "kaya", "orang", "kaya", "udah", "banyak", "duit", "sejak", "masih", "bayi", "lantas", "ngapain", "orang", "kaya", "dikasih", "subsidi", "kenapa", "subsidi", "gak", "di", "relokasi", "saja", "untuk", "menopang", "kehidupan", "golongan", "yg", "kurang", "mampu", "yg", "lebih", "membutuhkan", "subsidi", "dibanding", "orang", "kaya", "sekarang", "saya", "tanya", "negara", "asing", "mana", "yg", "memberi", "subsidi", "untuk", "produk", "indonesia", "yg", "dijual", "di", "negara", "mereka", "agar", "produk", "indonesia", "dapat", "bersaing", "dengan", "produk", "mereka", "di", "pasar", "negara", "mereka", "dontbestupid" |
| 14 | "harga", "baterai", "yg", "mencapai", "dari", "harga", "mobil", "dan", "daya", "tahan", "nya", "adalah", "bahan", "pertimbangan", "terpenting", "sih", "memang", "kalau", "dihitung", "ongkos", "per", "bulannya", "mungkin", "bisa", "lebih", "murah", "atau", "mirip", "mobil", "bbm", "tapi", "yg", "jadi", "masalah", "adalah", "mobil", "konvensional", "pengeluaran", "bulanan", "gak", "kelihatan", "mahal", "amat", "diabnding", "mobil", "listrik", "yg", "sekali", "ganti", "baterai", "bakalan", "mirip", "kayak", "beli", "mobil", "baru" |
| 15 | "kurang", "laku", "karna", "station", "charge", "minim", "harus", "ada", "setiap", "berapa", "jarak", "dari", "charge", "penuh", "sampai", "habis", "bateri", "untuk", "roda", "tempat", "service", "onderdil", "tanda", "tanya", "wajar", "masih", "baru", "orang", "jadi", "ragu", "klau", "mau", "benar", "laku", "siapkan", "dlu", "poin", "diatas" |
| 16 | "ketersediaan", "station", "charging", "yang", "jadi", "masalah", "kalo", "motor", "udah", "rame", "tapi", "kalo", "mobil", "yang", "notaben", "nya", "sering", "di", "pake", "jalan", "jauh", "ya", "was", "was", "lah", "nanti", "habis", "batre", "tapi", "gak", "ada", "sation", "kan", "ribet", "tapi", "kalo", "motor", "paling", "di", "pake", "sekitar", "komplek", "doang" |
| 17 | "subsidi", "bbm", "dicabut", "biar", "mahal", "trus", "muncul", "si", "listrik", "ini", "dibilang", "hemat", "ini", "sih", "analoginya", "seperti", "perokok", "dan", "non", "perokok", "banyak", "teorinya", "kalo", "gak", "merokok", "sehari", "sekian", "sebulan", "sekian", "dalam", "setahun", "bisa", "kebeli", "nmax", "faktanya", "yg", "gak", "merokok", "gak", "kebeli", "juga", "motor", "tetep", "aja", "sama", "kredit", "biarpun", "gak", "merokok", "gak", "kekumpul", "juga", "duit", "segitu", "ini", "juga", "pake", "mobil", "bbm", "keluar", "biaya", "sekian", "biaya", "ini", "itu", "perawan", "dll", "dalam", "setahun", "sekian", "juta", "kalo", "pake", "mobil", "listrik", "cuma", "sekian" |
| 18 | "ev", "msih", "belum", "nyaman", "dsni", "klo", "dipaksain", "palingan", "cman", "jabodetabek", "dan", "kota", "besar", "provinsi", "aj", "tahan", "beli", "dlu", "skalian", "nunggu", "sodium", "battery", "dan", "solidstate", "battery" |
| 19 | "nungguin", "pengganti", "lithium", "yaitu", "solid", "state", "battery", "rilis", "resmi" |
| 20 | "kendaran", "listrik", "plg", "rawan", "kebakar", "tdk", "mudah", "dipadamkan" |
| 21 | "tambah", "bikin", "rakyat", "susah" |
| 22 | "dukung", "terus", "dan", "doakan", "supaya", "negara", "kita", "makmur", "bisa", "produksi", "sndirikan" |
| 23 | "bukan", "gak", "mau", "beli", "tapi", "terlalu", "mahal" |
| 24 | "batrenya", "mahal", "klo", "rusak" |
| 25 | "fokus", "kendaraan", "umum", "dan", "mental" |
| 26 | "orang", "butuh", "mobil", "murah" |
| 27 | "seharusnya", "utamakan", "kendaraan", "umum", "yang", "diubah", "jadi", "kendaraan", "listrik", "jadi", "masyarakat", "bisa", "menilai", "sendiri", "plus", "minusnya", "secara", "langsung" |
| 28 | "yang", "saya", "inginkan", "cuma", "jalan", "raya", "seluruh", "indonesia", "mulus", "tanpa", "lobang", "terutama", "jalan", "antar", "propinsi", "dan", "kebupaten", "harusnya", "bukan", "cuma", "sibuk", "bangun", "tol", "tol", "itu", "di", "bayar", "rakyat", "kecil", "tidak", "mungkin", "bisa", "menikmati", "tol", "bagaimana", "ekonomi", "masyarakat", "kecil", "seluruh", "indonesia", "bisa", "maj"... |
| 29 | "gak", "laku", "karena", "terlalu", "mahal" |
| 30 | "kenapa", "ev", "gak", "laku", "yang", "jualan", "masih", "dikit", "jadi", "harga", "masih", "dimainin", "oleh", "penjual", "aji", "mumpung", "masa", "barang", "harga", "di", "luar", "negeri", "di", "sini", "dijual" |

* + 1. Stopword Removal

Langkah stopword removal adalah komponen penting dalam tahap preprocessing data setelah tokenizing, di mana kata-kata umum yang tidak memberikan nilai signifikan terhadap analisis dihilangkan dari dataset. Setiap entri dalam Tabel 4.3.4 mencerminkan dataset setelah proses stopword removal. Dengan menerapkan stopword removal, dataset menjadi lebih fokus pada kata-kata kunci yang membawa informasi yang lebih relevan dalam analisis, sehingga meningkatkan ketepatan dan keakuratan analisis teks. Dalam Tabel 4.3.4 memberikan gambaran yang jelas tentang perubahan dataset setelah langkah stopword removal, yang menunjukkan kontribusi proses ini dalam menyederhanakan dataset untuk analisis lebih lanjut. Proses ini memastikan bahwa dataset yang digunakan lebih terfokus pada informasi yang substansial. Stopword removal menjadi langkah kunci dalam mempersiapkan dataset untuk analisis teks yang lebih akurat dan informatif

Tabel 4.3.4 Hasil Sampel Dataset *Stopword Removal*

|  |  |
| --- | --- |
| NO | Dokumen |
| 1 | saran,ionic,brio,insya,alloh,laris,manis |
| 2 | jelek,kwalitas,buruk,mahal,croot |
| 3 | subsidi,hrs,tepat,sasaran |
| 4 | harus,adil,merata,penerima,subsidi,pajak,pph,msh,subsidi,pemerintah,mengkhianati,sila,keadilan,bagi,kl,mmg,ga,merata,bagusan,ga,usa,subsidi,untungnya,subsidi,merata,peralihan,kendaraan,bbm,lbh,cepat,efeknya,pengurangan,konsumsi,subsidi,bbm,pengurangan,polusi,meningkatkan,minat,swasta,dll,utk,berpartisipasi,investasi |
| 5 | ga,tepat,sasaran,donk,syarat,sudah,tepat,subsidinya,kurang,besar,jd,kurang,pikir,seandainya,subsidinya,jt,kurang,pasti,berani |
| 6 | sieh,mbulet,aslinya,yo,spbu,ada,nge,charge,wes,laku,orng,yg,knp,milih,yg,klo,khawatir,ngecarger,dimana,tdk,tersedia,masak,klo,pulangnya,harus,ditowing,gak,lucu |
| 7 | buat,larangan,penjualan,kendaraan |
| 8 | susah |
| 9 | modelnya,kurang,bagus,smua |
| 10 | bagi,bagikan,gratis,tanpa,pajak,seumur,hidup,siap,menerima,senang,hati |
| 11 | ga,laku,mahal |
| 12 | ga,market,nya,high,end,pengen,laku,avanza,bisa,laku,keras,low,end,avanza,segmen,nya,low,end,high,end,ga,tercapai |
| 13 | bingung,pemerintah,pemimpin,perusahaan,ngapain,ngasih,subsidi,perusahaan,yg,diprioritaskan,utk,subsidi,pemerintah,perusahaan,asli,bukan,yg,golongan,kaya,kaya,udah,duit,lantas,ngapain,kaya,dikasih,subsidi,subsidinya,gak,relokasi,utk,menopang,kehidupan,golongan,yg,kurang,yg,membutuhkan,subsidi,dibanding,kaya,yg,subsidi,utk,yg,dijual,bersaing,dontbestupid |
| 14 | yg,mencapai,daya,tahan,nya,bahan,pertimbangan,terpenting,dihitung,ongkos,bulannya,bisa,murah,bbm,yg,pengeluaran,bulanan,gak,mahal,diabnding,yg,ganti,baru |
| 15 | kurang,laku,karna,station,charge,minim,harus,ada,jarak,charge,penuh,habis,bateri,service,tanda,wajar,baru,ragu,klau,laku,siapkan,dlu,poin,diatas |
| 16 | ketersediaan,station,charging,udah,rame,notaben,nya,pake,was,was,habis,batre,gak,ada,sation,ribet,paling,pake,komplek,doang |
| 17 | subsidi,bbm,dicabut,mahal,trus,muncul,dibilang,hemat,analoginya,perokok,non,perokok,teorinya,gak,merokok,sehari,sekian,sebulan,sekian,setahun,bisa,kebeli,nmax,faktanya,yg,gak,merokok,gak,kebeli,tetep,kredit,gak,merokok,gak,kekumpul,duit,segitu,pake,bbm,biaya,sekian,biaya,perawan,dll,setahun,sekian,pake,sekian |
| 18 | ev,msih,belum,nyaman,dsni,klo,dipaksain,palingan,cman,jabodetabek,besar,provinsi,aj,tahan,dlu,skalian,nunggu,sodium,battery,solidstate,battery |
| 19 | nungguin,pengganti,lithium,solid,state,battery,rilis,resmi |
| 20 | kendaran,plg,rawan,kebakar,tdk,mudah,dipadamkan |
| 21 | susah |
| 22 | dukung,doakan,makmur,bisa,produksi,sndirikan |
| 23 | bukan,gak,mahal |
| 24 | batrenya,mahal,klo,rusak |
| 25 | fokus,kendaraan,mental |
| 26 | butuh,murah |
| 27 | utamakan,kendaraan,diubah,kendaraan,bisa,menilai,plus,minusnya,langsung |
| 28 | mulus,tanpa,lobang,propinsi,kebupaten,harusnya,bukan,sibuk,bangun,tidak,bisa,menikmati,ekomoni,masyrakat,bisa,maju,rusak,kebutuhan,pokok,pedagang,angkut,yg,rusak |
| 29 | gak,laku,mahal |
| 30 | ev,gak,laku,jualan,dikit,dimainin,penjual,aji,mumpung,barang,jt,dijual,jt |

* + 1. Stemming

Tabel 4.3.5 menunjukkan hasil dari tahap stemming pada sampel dataset setelah tahap stopword removal. Proses stemming ini bertujuan untuk mengubah kata-kata menjadi bentuk dasarnya dengan memanfaatkan kamus Bahasa Indonesia guna memastikan kata-kata tersebut dikembalikan ke bentuk dasarnya yang asli. Setiap baris dalam tabel mencerminkan dataset setelah penerapan stemming, yang bertujuan untuk mengurangi variasi kata dan mendapatkan akar kata

Tabel 4.3.5 Hasil Sampel Dataset *Stemming*

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | saran,insya,laris,manis |
| 2 | jelek,buruk,mahal |
| 3 | subsidi,tepat,sasar |
| 4 | harus,adil,terima,subsidi,pajak,subsidi,khianat,sila,adil,bagi,bagus,subsidi,untung,subsidi,alih,cepat,efek,kurang,konsumsi,subsidi,kurang,polusi,tingkat,minat,swasta,partisipasi,investasi |
| 5 | tepat,sasar,urut,syarat,belum,sudah,tepat,subsidi,kurang,besar,kurang,subsidi,kurang,pasti,berani |
| 6 | asli,ada,laku,khawatir,masak,pulang,harus,lucu |
| 7 | buat,larang,jual |
| 8 | susah |
| 9 | kurang,bagus |
| 10 | bagi,bagi,gratis,tanpa,pajak,umur,hidup,siap,terima,senang,hati |
| 11 | bukan,laku,mahal |
| 12 | laku,bisa,laku,keras,segmen |
| 13 | bingung,pimpin,usaha,subsidi,usaha,harus,prioritas,subsidi,usaha,asli,bukan,kaya,kaya,duit,lantas,kaya,kasih,subsidi,subsidi,relokasi,topang,hidup,kurang,butuh,subsidi,kaya,subsidi,jual,saing |
| 14 | daya,tahan,bahan,ongkos,bisa,murah,ganti,baru |
| 15 | kurang,laku,minim,harus,ada,jarak,penuh,habis,tanda,wajar,baru,laku,siap |
| 16 | habis,ada,paling,doang |
| 17 | subsidi,cabut,mahal,muncul,hemat,non,teori,rokok,bisa,fakta,rokok,kredit,rokok,kumpul,duit,biaya,biaya,perawan |
| 18 | belum,nyaman,paling,besar,provinsi,tahan,sodium |
| 19 | ganti,solid,rilis,resmi |
| 20 | rawan,bakar,mudah,padam |
| 21 | susah |
| 22 | dukung,doa,makmur,bisa,produksi |
| 23 | bukan,mahal |
| 24 | mahal,rusak |
| 25 | fokus,mental |
| 26 | butuh,murah |
| 27 | harus,utama,ubah,bisa,plus,minus,langsung |
| 28 | mulus,tanpa,utama,harus,bukan,sibuk,bangun,tidak,bisa,nikmat,bisa,maju,rusak,butuh,pokok,dagang,angkut,rusak |
| 29 | laku,mahal |
| 30 | laku,jual,dikit,jual,aji,mumpung,barang,jual |

Setelah dilakukan *stemming* maka data *training* akan diberikan label sesuai dengan dokumen asli.

Tabel 4.3.6 Hasil Sampel Data Training

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| No | Dokumen | Sentimen |
| 1 | saran,insya,laris,manis | Positive |
| 2 | jelek,buruk,mahal | Negative |
| 3 | subsidi,tepat,sasar | Positive |
| 4 | harus,adil,terima,subsidi,pajak,subsidi,khianat,sila,adil,bagi,bagus,subsidi,untung,subsidi,alih,cepat,efek,kurang,konsumsi,subsidi,kurang,polusi,tingkat,minat,swasta,partisipasi,investasi | Positive |
| 5 | tepat,sasar,urut,syarat,belum,sudah,tepat,subsidi,kurang,besar,kurang,subsidi,kurang,pasti,berani | Positive |
| 6 | asli,ada,laku,khawatir,masak,pulang,harus,lucu | Negative |
| 7 | buat,larang,jual | Negative |
| 8 | susah | Negative |
| 9 | kurang,bagus | Negative |
| 10 | bagi,bagi,gratis,tanpa,pajak,umur,hidup,siap,terima,senang,hati | Positive |
| 11 | bukan,laku,mahal | Negative |
| 12 | laku,bisa,laku,keras,segmen | Negative |
| 13 | bingung,pimpin,usaha,subsidi,usaha,harus,prioritas,subsidi,usaha,asli,bukan,kaya,kaya,duit,lantas,kaya,kasih,subsidi,subsidi,relokasi,topang,hidup,kurang,butuh,subsidi,kaya,subsidi,jual,saing | Negative |
| 14 | daya,tahan,bahan,ongkos,bisa,murah,ganti,baru | Negative |
| 15 | kurang,laku,minim,harus,ada,jarak,penuh,habis,tanda,wajar,baru,laku,siap | Negative |
| 16 | habis,ada,paling,doang | Negative |
| 17 | subsidi,cabut,mahal,muncul,hemat,non,teori,rokok,bisa,fakta,rokok,kredit,rokok,kumpul,duit,biaya,biaya,perawan | Negative |
| 18 | belum,nyaman,paling,besar,provinsi,tahan,sodium | Negative |
| 19 | ganti,solid,rilis,resmi | Positive |
| 20 | rawan,bakar,mudah,padam | Negative |
| 21 | susah | Negative |
| 22 | dukung,doa,makmur,bisa,produksi | Positive |
| 23 | bukan,mahal | Negative |
| 24 | mahal,rusak | Negative |
| 25 | fokus,mental | Positive |
| 26 | butuh,murah | Positive |
| 27 | harus,utama,ubah,bisa,plus,minus,langsung | Positive |

Tabel 4.3.7 Hasil Sampel Data Uji

|  |  |
| --- | --- |
| No | Dokumen |
| 1 | mulus,tanpa,utama,harus,bukan,sibuk,bangun,tidak,bisa,nikmat,bisa,maju,rusak,butuh,pokok,dagang,angkut,rusak |
| 2 | laku,mahal |
| 3 | laku,jual,dikit,jual,aji,mumpung,barang,jual |

## 4.4. Pembobotan Kata

Tahap selanjutnya dalam proses adalah perhitugan *Term Frequency*, dimana term dihitung berdasarkan kemunculan kata pada dokumen dan menampilkan total terms dokumen berdasarkan kelasnya. Berikut merupakan dataset sampel untuk *training* dan *testing* yang sudah melalui proses pembobotan kata:

Tabel 4.4.1 Hasil *Term Frequency* Sampel Dataset *Training*

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Term | TF | DF | Total Dokumen Sentimen Positive | Total Sentimen Negative |
| 1 | saran | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 2 | insya | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 3 | laris | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 4 | manis | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 5 | jelek | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 6 | buruk | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 7 | mahal | 1 | 6 | 0 | 6 |
| 8 | subsidi | 1 | 5 | 3 | 2 |
| 9 | tepat | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 10 | sasar | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 11 | harus | 1 | 6 | 3 | 3 |
| 12 | adil | 2 | 1 | 1 | 0 |
| 13 | terima | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 14 | pajak | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 15 | khianat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 16 | sila | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 17 | bagi | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 18 | bagus | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 19 | untung | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 20 | alih | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 21 | cepat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 22 | efek | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 23 | kurang | 2 | 5 | 2 | 3 |
| 24 | konsumsi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 25 | polusi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 26 | tingkat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 27 | minat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 28 | swasta | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 29 | partisipasi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 30 | investasi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 31 | urut | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 32 | syarat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 33 | belum | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 34 | sudah | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 35 | besar | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 36 | pasti | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 37 | berani | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 38 | asli | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 39 | ada | 1 | 3 | 0 | 3 |
| 40 | laku | 1 | 5 | 0 | 5 |
| 41 | khawatir | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 42 | masak | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 43 | pulang | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 44 | lucu | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 45 | buat | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 46 | larang | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 47 | jual | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 48 | susah | 1 | 3 | 0 | 3 |
| 49 | gratis | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 50 | tanpa | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 51 | umur | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 52 | hidup | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 53 | siap | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 54 | senang | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 55 | hati | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 56 | bukan | 1 | 4 | 1 | 3 |
| 57 | bisa | 1 | 6 | 3 | 3 |
| 58 | keras | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 59 | segmen | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 60 | bingung | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 61 | pimpin | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 62 | usaha | 3 | 1 | 0 | 1 |
| 63 | prioritas | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 64 | kaya | 4 | 1 | 0 | 1 |
| 65 | duit | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 66 | lantas | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 67 | kasih | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 68 | relokasi | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 69 | topang | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 70 | butuh | 1 | 3 | 2 | 1 |
| 71 | saing | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 72 | daya | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 73 | tahan | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 74 | bahan | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 75 | ongkos | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 76 | murah | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 77 | ganti | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 78 | baru | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 79 | minim | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 80 | jarak | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 81 | penuh | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 82 | habis | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 83 | tanda | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 84 | wajar | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 85 | paling | 1 | 2 | 0 | 2 |
| 86 | doang | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 87 | cabut | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 88 | muncul | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 89 | hemat | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 90 | non | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 91 | teori | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 92 | rokok | 3 | 1 | 0 | 1 |
| 93 | fakta | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 94 | kredit | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 95 | kumpul | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 96 | biaya | 2 | 1 | 0 | 1 |
| 97 | perawan | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 98 | nyaman | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 99 | provinsi | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 100 | sodium | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 101 | solid | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 102 | rilis | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 103 | resmi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 104 | rawan | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 105 | bakar | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 106 | mudah | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 107 | padam | 1 | 1 | 0 | 1 |
| 108 | dukung | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 109 | doa | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 110 | makmur | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 111 | produksi | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 112 | rusak | 1 | 2 | 1 | 1 |
| 113 | fokus | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 114 | mental | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 115 | utama | 1 | 2 | 2 | 0 |
| 116 | ubah | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 117 | plus | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 118 | minus | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 119 | langsung | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 120 | mulus | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 121 | sibuk | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 122 | bangun | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 123 | tidak | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 124 | nikmat | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 125 | maju | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 126 | pokok | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 127 | dagang | 1 | 1 | 1 | 0 |
| 128 | angkut | 1 | 1 | 1 | 0 |

## 4.5. Klasifikasi Metode

Langkah berikutnya adalah melakukan perhitungan probabilitas untuk menemukan nilai probabilitas dari suatu *term* dalam data uji berdasarkan data latih. Proses ini memungkinkan perhitungan probabilitas untuk menentukan seberapa mungkin suatu *term* muncul dalam kelas tertentu. Dengan menerapkan rumus ini pada data uji, kita dapat menentukan probabilitas kelas yang paling mungkin berdasarkan pembelajaran dari data latih. Di bawah ini adalah rumus untuk mencari probabilitas Naïve Bayes Classifier dan contoh perhitungan pada sampel data uji:

* + 1. Proses Perhitungan Probabilitas Data Latih

Dalam Tabel 4.4.1 Hasil TF & DF Sampel Dataset *Training,* diperoleh: Count(positif) = 52, Count(negatif) = 65, dan |V| = 92.

Maka didapatkan probabilitas prior untuk setiap kelas C:

Dengan rumus,

Langkah selanjutnya adalah menghitung probabilitas kondisional untuk setiap *term* atau kata dalam dokumen terhadap kelas positif dan negatif. Perhitungan dilakukan sebagai berikut:

1. Dokumen ke-1 (saran,insya,laris,manis)

Setelah dilakukan perhitungan probabilitas kondisional, selanjutnya mengalikan semua probabilitas *terms*  dengan probabilitas prior

P(Positif|DokumenKe1)=P(Positif)\*P(saran|Positif)\*P(insya|Positif)\*P(laris|Positif)\*P(manis|Positif)

P(Positif)=0.57983\*0.01064\*0.01064\*0.01064\*0.01064

P(Positif)=7.42661e-9

P(Negatif|DokumenKe1)=P(Negatif)\*P(saran|Negatif)\*P(insya|Negatif)\*P(laris|Negatif)\*P(manis|Negatif)

P(Negatif)=0.82353\*0.00461\*0.00461\*0.00461\*0.00461

P(Negatif)=3.71399e-10

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-1 bersentimen positif

* + 1. Proses Perhitungan Probabilitas Data Uji

Setelah menghitung data latih, selanjutnya akan melakukan perhitungan dengan menggunakan data uji berdasarkan Tabel 4.4.1 Hasil *Term Frequency* Sampel Dataset Training. Dengan contoh dokumen (celaka, maut, jadi, sangka), maka diperoleh perhitungan sebagai berikut:

P(Positif|DokumenKe29)=P(Positif)\*P(mahal|Positif)\*P(laku|Positif)

P(Positif)=0.57983\*0.00532\*0.00532

P(Positif)=1.64054e-5

P(Negatif|DokumenKe29)=P(Negatif)\*P(mahal|Negatif)\*P(laku|Negatif)

P(Negatif)=0.82353\*0.02765\*0.02304

P(Negatif)=5.24664e-4

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-29 bersentimen negatif

Setelah melalui seluruh perhitungan pada data uji, hasil dari perhitungan probabilitas sentimen dari setiap dokumen dikumpulkan dan disajikan dalam Tabel 4.5.1, yang merupakan hasil prediksi menggunakan metode Naïve Bayes Classifier. Tabel ini memuat informasi mengenai probabilitas sentimen yang diperoleh untuk setiap dokumen berdasarkan model Naïve Bayes yang telah diterapkan.

Tabel 4.5.1 Hasil Prediksi Naïve Bayes Classifier

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| No | Dokumen | Probabilitas Positif | Probabilitas Negatif | Prediksi Sentimen | Sentimen Asli |
|
| 1 | saran,insya,laris,manis | 7.43E-09 | 3.71E-10 | Positive | Positive |
| 2 | jelek,buruk,mahal | 8.73E-08 | 1.93E-06 | Negative | Negative |
| 3 | subsidi,tepat,sasar | 3.14E-06 | 2.42E-07 | Positive | Positive |
| 4 | harus,adil,terima,subsidi,pajak,subsidi,khianat,sila,adil,bagi,bagus,subsidi,untung,subsidi,alih,cepat,efek,kurang,konsumsi,subsidi,kurang,polusi,tingkat,minat,swasta,partisipasi,investasi | 3.23E-41 | 6.80E-48 | Positive | Positive |
| 5 | tepat,sasar,urut,syarat,belum,sudah,tepat,subsidi,kurang,besar,kurang,subsidi,kurang,pasti,berani | 7.73E-22 | 7.87E-25 | Positive | Positive |
| 6 | asli,ada,laku,khawatir,masak,pulang,harus,lucu | 1.11E-18 | 6.43E-16 | Negative | Negative |
| 7 | buat,larang,jual | 8.73E-08 | 9.67E-07 | Negative | Negative |
| 8 | susah | 3.08E-03 | 1.14E-02 | Negative | Negative |
| 9 | kurang,bagus | 9.84E-05 | 1.40E-04 | Negative | Negative |
| 10 | bagi,bagi,gratis,tanpa,pajak,umur,hidup,siap,terima,senang,hati | 3.63E-20 | 1.42E-23 | Positive | Positive |
| 11 | bukan,laku,mahal | 8.73E-08 | 9.67E-06 | Negative | Negative |
| 12 | laku,bisa,laku,keras,segmen | 1.39E-09 | 2.97E-08 | Negative | Negative |
| 13 | bingung,pimpin,usaha,subsidi,usaha,harus,prioritas,subsidi,usaha,asli,bukan,kaya,kaya,duit,lantas,kaya,kasih,subsidi,subsidi,relokasi,topang,hidup,kurang,butuh,subsidi,kaya,subsidi,jual,saing | 5.16E-42 | 7.08E-38 | Negative | Negative |
| 14 | daya,tahan,bahan,ongkos,bisa,murah,ganti,baru | 4.46E-18 | 1.93E-16 | Negative | Negative |
| 15 | kurang,laku,minim,harus,ada,jarak,penuh,habis,tanda,wajar,baru,laku,siap | 5.35E-27 | 1.39E-23 | Negative | Negative |
| 16 | habis,ada,paling,doang | 4.64E-10 | 2.67E-08 | Negative | Negative |
| 17 | subsidi,cabut,mahal,muncul,hemat,non,teori,rokok,bisa,fakta,rokok,kredit,rokok,kumpul,duit,biaya,biaya,perawan | 5.37E-34 | 3.27E-30 | Negative | Negative |
| 18 | belum,nyaman,paling,besar,provinsi,tahan,sodium | 2.79E-16 | 1.05E-14 | Negative | Negative |
| 19 | ganti,solid,rilis,resmi | 7.43E-09 | 7.43E-10 | Positive | Positive |
| 20 | rawan,bakar,mudah,padam | 4.64E-10 | 5.94E-09 | Negative | Negative |
| 21 | susah | 3.08E-03 | 1.14E-02 | Negative | Negative |
| 22 | dukung,doa,makmur,bisa,produksi | 1.19E-10 | 6.85E-12 | Positive | Positive |
| 23 | bukan,mahal | 1.64E-05 | 4.20E-04 | Negative | Negative |
| 24 | mahal,rusak | 1.64E-05 | 2.10E-04 | Negative | Negative |
| 25 | fokus,mental | 6.56E-05 | 1.75E-05 | Positive | Positive |
| 26 | butuh,murah | 6.56E-05 | 7.00E-05 | Negative | Negative |
| 27 | harus,utama,ubah,bisa,plus,minus,langsung | 2.01E-14 | 5.82E-16 | Positive | Positive |
| 28 | mulus,tanpa,utama,harus,bukan,sibuk,bangun,tidak,bisa,nikmat,bisa,maju,rusak,butuh,pokok,dagang,angkut,rusak | 1.71E-35 | 8.72E-36 | Positive | Positive |
| 29 | laku,mahal | 1.64E-05 | 5.25E-04 | Negative | Negative |
| 30 | laku,jual,dikit,jual,aji,mumpung,barang,jual | 1.31E-14 | 1.18E-13 | Negative | Positive |

## 4.6. Pengujian Metode

Dataset dilakukan pembagian menjadi dua bagian, yaitu data latih dan data uji. Perbandingan rasio persentase data latih dan data uji sebesar 90%:10%. Perbandingan ini didapatkan dari evaluasi pengujian yang memiliki nilai tingkat akurasi tertinggi, dan semakin banyak data uji maka tingkat akurasinya semakin besar. Berikut adalah hasil pengujian metode menggunakan confussion matrix:

Tabel 4.5.1 Confussion Matrix

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | Actual Values | |
| Predicted Values | Positive | Negative |
| Positive | 10 | 0 |
| Negative | 1 | 19 |

Dari data diatas diperoleh nilai akurasi sebesar 96.67%, nilai presisi kelas negatif sebesar 0.95 dan *recall* kelas negatif sebesar 1 dengan menggunakan 90% data latih dan 10% data uji.

## 4.7. Hasil Evaluasi

Setelah dilakukan klasifikasi, langkah selanjutnya yaitu mengevaluasi metode yang digunakan. Dalam evaluasi metode ini, data dalam penelitian ini dibagi menjadi 90% data latih dan 10% data uji.

Tabel 4.6.1 Perbandingan Hasil Performa NBC Rasio Dataset

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Rasio | Data Latih | Data Uji | Akurasi | Presisi Negatif | Recall Negatif | Presisi Positif | Recall Positif |
| 90:10 | 27 | 3 | 96.67% | 100% | 94% | 93% | 100% |
| 85:15 | 26 | 4 | 96.67% | 100% | 94% | 93% | 100% |
| 80:20 | 24 | 6 | 93.33% | 100% | 88% | 87% | 100% |

Hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* menunjukkan presisi kelas positif sebesar 93% pada rasio data latih 90:10 dan 85:15, serta 87% pada rasio 80:20. Presisi kelas negatif mencapai 100% pada semua rasio, menandakan akurasi sistem dalam mengidentifikasi data negatif. Recall kelas positif mencapai 100% untuk semua rasio, sementara recall kelas negatif mencapai 94% (90:10 dan 85:15) dan 88% (80:10). Dengan rasio data latih yang lebih besar, model dapat memperkaya kosa kata dan meningkatkan kemampuan menghitung probabilitas kata. Secara keseluruhan, model mencapai tingkat akurasi tinggi sebesar 96.67%, menunjukkan kinerja yang baik dalam mengklasifikasikan data positif dan negatif

## 4.8. Pseudocode Program

Dalam rangkaian penelitian ini, terlampir di bawah adalah algoritma pseudocode yang secara rinci menguraikan program yang telah dikembangkan sebelumnya:

* + 1. Inisialisasi import *library*

Pseudocode di bawah ini mencakup langkah-langkah untuk memulai penggunaan pustaka-pustaka seperti readline-sync, figlet, chalk, fs, natural, dan sastrawijs. Inisialisasi import library merupakan langkah awal untuk membangun lingkungan kerja yang diperlukan dalam pengembangan perangkat lunak dan kebutuhan untuk analisis data.

1. Impor library yang diperlukan:

    - readline-sync untuk input/output.

    - figlet untuk menghasilkan teks ASCII art.

    - chalk untuk memformat output konsol.

    - fs untuk operasi pada sistem file.

    - natural untuk tugas pemrosesan bahasa alami.

    - sastrawijs untuk stemming kata dalam Bahasa Indonesia.

Gambar 4.1. Pseudocode Inisialisasi Import Library

* + 1. Inisialisasi variabel global

Inisialisasi variabel global dilakukan untuk memulai proses pengumpulan dan pengelolaan data dalam analisis sentimen. Variabel ini bertujuan untuk menyimpan informasi atau data yang akan digunakan selama proses analisis sentimen.

1. Inisialisasi variabel:

    - datasetDokumen: sebuah array kosong untuk menyimpan dokumen dataset.

    - dokumen: sebuah array kosong untuk menyimpan dokumen.

    - trainingData: sebuah array kosong untuk menyimpan data latih.

    - testData: sebuah array kosong untuk menyimpan data uji.

    - totalV: sebuah variabel untuk menyimpan total kosakata.

    - totalDfTrainingSentimentPositive: sebuah variabel untuk menyimpan total frekuensi dokumen untuk sentimen positif pada data latih.

    - totalDfTrainingSentimentNegative: sebuah variabel untuk menyimpan total frekuensi dokumen untuk sentimen negatif pada data latih.

Gambar 4.2. Pseudocode Inisialisasi Variabel Global

* + 1. Pembuatan fungsi saveToCsv

Fungsi saveToCSV digunakan untuk menyimpan data dalam format CSV ke dalam sebuah file. Pertama, fungsi memeriksa apakah data yang akan disimpan memiliki panjang (jumlah elemen) yang tidak nol. Jika data kosong, fungsi akan mencetak pesan "Tidak ada data untuk disimpan." dan menghentikan eksekusi. Selanjutnya, fungsi mengonversi setiap elemen dalam array data menjadi string, menambahkan tanda kutip di sekitar setiap elemen, dan menggabungkan semua elemen menjadi satu string dengan menggunakan newline sebagai pemisah. Kemudian, konten CSV yang terbentuk akan disimpan ke dalam file dengan menggunakan fungsi fs.writeFileSync dengan nama file yang telah ditentukan.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama saveToCSV yang menerima dua parameter:

    - data: array yang berisi data yang akan disimpan dalam format CSV.

    - filename: nama file untuk menyimpan data CSV.

2. Periksa apakah panjang data adalah 0:

    a. Jika ya, cetak pesan "Tidak ada data untuk disimpan." dan kembalikan dari fungsi.

    b. Jika tidak, lanjutkan ke langkah berikutnya.

3. Buat csvContent dengan mengubah setiap elemen dalam array data menjadi string dan menambahkan tanda kutip ("") di sekitar setiap elemen. Gabungkan semua elemen dalam array menjadi satu string dengan menggunakan newline ('\n') sebagai pemisah.

4. Tulis isi csvContent ke dalam file dengan nama filename menggunakan fs.writeFileSync dengan menggunakan encoding 'utf-8'.

* + 1. Pembuatan fungsi importFromCSV

Fungsi importFromCSV dengan *parameter* “file” dirancang untuk mengimpor judul berita dari file CSV ke dalam program. Pada tahap ini, pseudocode mencakup proses membaca data dari file CSV, memisahkannya menjadi baris-baris, dan mengambil judul berita dari setiap baris. Data yang diambil dibersihkan dari tanda kutip ganda dan ditambahkan ke dalam array Judul. Jika proses impor berjalan dengan sukses, sebuah pesan sukses akan ditampilkan. Dalam mengatasi potensi kesalahan, pseudocode juga mencakup tangkapan kesalahan yang akan mencetak pesan kesalahan jika terjadi masalah selama proses impor.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama importFromCSV yang menerima satu parameter:

    - file: Nama file CSV yang akan diimpor.

2. Coba untuk melakukan operasi berikut:

    a. Baca isi file CSV dengan menggunakan fs.readFileSync dan simpan hasilnya dalam variabel data dengan encoding 'utf8'.

    b. Pisahkan data menjadi baris-baris dengan menggunakan newline sebagai pemisah, kemudian hapus whitespace di awal dan akhir setiap baris, dan simpan hasilnya dalam variabel lines.

3. Lakukan iterasi untuk setiap baris dalam lines, mulai dari indeks 1 hingga panjang lines:

    a. Dalam setiap iterasi, hapus tanda kutip dari setiap baris dengan mengganti tanda kutip ganda ("") dengan string kosong.

    b. Tambahkan baris yang telah diproses ke dalam array datasetDokumen.

4. Jika proses di atas berhasil, cetak pesan "Data berhasil diimpor dari file CSV.".

5. Jika terjadi kesalahan selama proses, tangkap error dan cetak pesan error beserta pesan kesalahan.

Gambar 4.5. Pseudocode Function importFromCSV

* + 1. Pembuatan fungsi preprocessTextAndSaveToCSV

Fungsi preprocessTextAndSaveToCSV merupakan tahapan pengolahan teks dan penyimpanan ke dalam file CSV. Pada awalnya, pseudocode mengecek apakah array Judul tidak kosong. Jika tidak kosong, fungsi melakukan berbagai tahapan preprocessing seperti membaca daftar stopwords dan kata dasar, kemudian membersihkan dan menyusun token dari judul berita. Hasil preprocessing kemudian disimpan dalam file CSV 'preprocessed\_berita.csv'. Pseudocode ini juga mencakup tampilan hasil preprocessing untuk setiap judul dan pesan sukses setelah proses selesai. Jika Judul kosong, fungsi memberikan pesan bahwa judul berita belum ada dan mendorong pengguna untuk mengimpor CSV atau memasukkan berita.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama preprocessTextAndSaveToCSV.

2. Periksa apakah datasetDokumen tidak kosong:

    a. Jika tidak kosong, lanjutkan ke langkah berikutnya.

    b. Jika kosong, cetak pesan "Import CSV" dan hentikan eksekusi fungsi.

3. Tentukan nama file untuk daftar kata stop kustom (customStopwordsFile) dan kata dasar (kataDasarFile).

4. Baca isi file customStopwordsFile dan pisahkan kata-kata dengan newline sebagai pemisah. Kemudian, buatlah array customStopwords yang berisi kata-kata tersebut setelah di-trim.

5. Buat objek stopwords yang berisi kata-kata dari customStopwords sebagai kunci dengan nilai true.

6. Baca isi file kataDasarFile dan pisahkan kata-kata dengan newline sebagai pemisah. Kemudian, konversi setiap kata menjadi lowercase, ambil kata dasar pertama dari setiap baris, dan simpan dalam array kataDasarList.

7. Buat objek kataDasar yang berisi kata-kata dari kataDasarList sebagai kunci dengan nilai true.

8. Lakukan preprocessing pada setiap dataset dalam datasetDokumen:

    a. Tokenisasi setiap dataset menjadi token-token dengan menggunakan tokenizer.

    b. Bersihkan setiap token:

        - Jika token merupakan kata dasar, tandai sebagai token yang valid.

        - Jika token tidak valid:

            i. Lakukan stemming pada token.

            ii. Jika hasil stemming merupakan kata dasar, tandai sebagai token yang valid.

        - Hapus karakter selain huruf dari token.

        - Jika panjang token minimal 2 karakter, bukan stopwords, dan valid, simpan token tersebut.

    c. Gabungkan token-token yang telah dibersihkan menjadi satu string dengan koma sebagai pemisah, dan simpan dalam array preprocessedData.

9. Inisialisasi variabel increment (incr) dengan nilai 0.

10. Filter dataset yang telah diproses:

    a. Jika dataset kosong, cetak dataset yang bermasalah, tambahkan dataset asli ke dalam array dokumen, dan lanjutkan ke dataset berikutnya.

    b. Jika dataset tidak kosong, tambahkan dataset asli ke dalam array dokumen dan lanjutkan.

11. Simpan dataset yang telah diproses dan dataset asli ke dalam file CSV menggunakan fungsi saveToCSV dengan nama file 'preprocessed.csv' dan 'preprocessed\_dokumen\_real.csv' masing-masing.

12. Cetak pesan "Data yang sudah diproses berhasil disimpan ke preprocessed.csv".

Gambar 4.6. Pseudocode Function preprocessTextAndSaveToCSV

* + 1. Pembuatan fungsi calculateTF

Fungsi calculateTF dengan *parameter* sebuah data pada skripsi ini mewakili proses perhitungan Term Frequency untuk data teks yang diberikan. Pseudocode ini mencakup langkah-langkah dalam mengiterasi data, menghitung frekuensi term, document frequency, dan invers document frequency, dan terakhir menghitung nilai TF untuk setiap term pada setiap dokumen. Hasilnya adalah array tfidfData yang berisi informasi tentang TF, dan DF untuk setiap term pada setiap dokumen.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama calculateTf yang menerima satu parameter:

    - data: array yang berisi data yang akan dihitung term frequency-nya.

2. Inisialisasikan variabel-variabel berikut:

    - documentCount: jumlah dokumen dalam data.

    - termFrequency: objek yang akan menyimpan term frequency untuk setiap term.

    - documentFrequency: objek yang akan menyimpan document frequency untuk setiap term.

    - inverseDocumentFrequency: objek yang akan menyimpan inverse document frequency untuk setiap term.

    - uniqueTerms: set yang akan menyimpan semua term unik.

3. Lakukan iterasi untuk setiap dataItem dalam data:

    a. Tokenisasi teks dari dataItem dan pecah menjadi tokens.

    b. Lakukan penghitungan term frequency untuk setiap token:

        - Jika token tidak kosong, tambahkan 1 ke term frequency untuk token tersebut.

        - Tambahkan token ke dalam set uniqueTerms.

    c. Lakukan penghitungan document frequency untuk setiap term:

        - Tambahkan 1 ke document frequency untuk term tersebut.

4. Hitung inverse document frequency untuk setiap term:

    - Lakukan perhitungan IDF menggunakan formula Math.log10(documentCount / documentFrequency[term]), kemudian simpan hasilnya dalam inverseDocumentFrequency.

5. Inisialisasikan array tfidfData.

6. Lakukan iterasi untuk setiap term unik dalam uniqueTerms:

    a. Untuk setiap dokumen, hitung TFIDF:

        - Hitung TF menggunakan termFrequency[term][i].

        - Hitung DF menggunakan documentFrequency[term].

        - Hitung IDF menggunakan inverseDocumentFrequency[term].

        - Hitung TFIDF menggunakan TF \* IDF.

        - Jika term tidak kosong dan TF > 0, tambahkan objek { documentIndex: i + 1, term: cleanedTerm, TF, DF, IDF, TFIDF } ke dalam tfidfData.

7. Kembalikan tfidfData.

Gambar 4.7. Pseudocode Function calculateTF

* + 1. Pembuatan fungsi readTrainingAndTestDataFromCSV

Fungsi readTrainingAndTestDataFromCSV dengan parameter data latih dan data uji ini bertanggung jawab untuk membaca dan memproses data training dan test dari file CSV yang diberikan. Pseudocode ini mencakup langkah-langkah seperti membaca dan preprocess setiap baris data *training* dan *test*, menghitung Term Frequency (TF) dan Document Frequency (DF) untuk setiap term dalam teks, mengupdate data frekuensi sentimen positif dan negatif, menggabungkan data training dan test, menghitung TF menggunakan fungsi calculateTF, dan menyimpan hasilnya dalam file CSV. Fungsi ini juga menghasilkan informasi seperti total dokumen di kelas positif dan di kelas negatif dalam dataset training

1. Buatlah sebuah fungsi bernama readTrainingAndTestDataFromCSV yang menerima dua parameter:

    - trainingFilename: Nama file CSV untuk data latih.

    - testFilename: Nama file CSV untuk data uji.

2. Coba untuk melakukan operasi berikut:

    a. Inisialisasikan variabel-variabel:

        - preprocessedData: array untuk menyimpan data yang telah diproses.

        - dfSentimenPositive: objek untuk menyimpan document frequency dari sentimen positif.

        - dfSentimenNegative: objek untuk menyimpan document frequency dari sentimen negatif.

        - trainingDataRaw: string untuk menyimpan isi file data latih.

        - testDataRaw: string untuk menyimpan isi file data uji.

    b. Baca isi file data latih dan pecah menjadi baris-baris. Simpan hasilnya dalam variabel trainingLines.

    c. Lakukan iterasi untuk setiap baris dalam trainingLines:

        i. Pecah baris menjadi token menggunakan koma sebagai pemisah.

        ii. Jika jumlah token lebih dari satu, lanjutkan ke langkah selanjutnya.

        iii. Ambil teks dari token dengan menggabungkan semua token kecuali token terakhir. Hapus tanda kutip ganda dari teks.

        iv. Ambil sentimen dari token terakhir.

        v. Buat objek dataItem yang berisi teks dan sentimen, dan tambahkan teks ke dalam preprocessedData.

        vi. Tambahkan dataItem ke dalam trainingData.

        vii. Hitung document frequency untuk setiap term dalam teks dan tambahkan ke dalam dfSentimenPositive atau dfSentimenNegative tergantung pada sentimen.

    d. Baca isi file data uji dan pecah menjadi baris-baris. Simpan hasilnya dalam variabel testLines.

    e. Lakukan iterasi untuk setiap baris dalam testLines:

        i. Jika jumlah token lebih dari nol, lanjutkan ke langkah selanjutnya.

        ii. Gabungkan semua token menjadi satu teks. Hapus tanda kutip ganda dari teks.

        iii. Buat objek dataItem yang berisi teks dan tambahkan teks ke dalam preprocessedData.

        iv. Tambahkan dataItem ke dalam testData.

    f. Gabungkan trainingData dan testData menjadi satu array dengan nama combinedData.

    g. Hitung TF-IDF untuk setiap dokumen dalam combinedData menggunakan fungsi calculateTf.

    h. Lakukan iterasi untuk setiap dokumen dalam combinedData:

        i. Tentukan indeks dokumen.

        ii. Tentukan TF-IDF untuk dokumen tersebut.

        iii. Tentukan document frequency untuk setiap term dalam teks dokumen.

        iv. Tentukan nilai document frequency dari sentimen positif dan negatif untuk setiap term dalam teks dokumen.

        v. Simpan nilai TF-IDF, document frequency sentimen positif, dan document frequency sentimen negatif untuk setiap term dalam teks dokumen.

    i. Buat string csvOutputTraining yang berisi header dan data TF-IDF untuk data latih.

    j. Buat string csvOutputTest yang berisi header dan data TF-IDF untuk data uji.

    k. Simpan csvOutputTraining ke dalam file 'TF-IDF-Training.csv'.

    l. Simpan csvOutputTest ke dalam file 'TF-IDF-TestData.csv'.

3. Tangkap dan tangani kesalahan jika terjadi, dan cetak pesan error beserta pesan kesalahan.

4. Akhir dari fungsi.

Gambar 4.8. Pseudocode Function readTrainingAndTestDataFromCSV

* + 1. Pembuatan fungsi calculateNaiveBayesProbabilities

Fungsi calculateNaiveBayesProbabilities dengan parameter data uji ini bertanggung jawab untuk menghitung probabilitas sentimen (positif/negatif) untuk setiap dokumen dalam data uji (testData) menggunakan metode Naive Bayes. Pseudocode ini mencakup langkah-langkah seperti split teks, perhitungan probabilitas positif dan negatif untuk setiap term dalam Term Frequency, pembandingan total probabilitas untuk menentukan sentimen prediksi, dan penyimpanan hasil analisis ke dalam file CSV. Fungsi ini juga menampilkan detail perhitungan probabilitas dan sentimen prediksi untuk setiap dokumen.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama calculateNaiveBayesProbabilities yang menerima satu parameter:

    - testData: array yang berisi data uji.

2. Coba untuk melakukan operasi berikut:

    a. Inisialisasikan variabel csvData.

    b. Inisialisasikan objek resultObject yang akan menyimpan hasil perhitungan probabilitas dan prediksi sentimen:

        - terms: array untuk menyimpan teks dari setiap dokumen.

        - positiveProbabilities: array untuk menyimpan probabilitas positif dari setiap dokumen.

        - negativeProbabilities: array untuk menyimpan probabilitas negatif dari setiap dokumen.

        - predictedSentiments: array untuk menyimpan prediksi sentimen dari setiap dokumen.

    c. Lakukan iterasi untuk setiap data uji dalam testData:

        i. Tokenisasi teks dari data uji menjadi array jika teks tidak kosong.

        ii. Hitung TF-IDF untuk setiap term dalam teks data uji.

        iii. Hitung probabilitas sentimen positif dan negatif untuk setiap dokumen uji menggunakan Naive Bayes:

            - Inisialisasikan variabel probDocPositive dan probDocNegative.

            - Inisialisasikan array probPosArr dan probNegArr dengan nilai awal probabilitas prior sentimen positif dan negatif.

            - Inisialisasikan array termArr untuk menyimpan term-term dalam dokumen.

            - Lakukan iterasi untuk setiap term dalam TF-IDF:

                \* Hitung probabilitas term dalam sentimen positif dan negatif.

                \* Akumulasikan probabilitas term dalam dokumen ke probDocPositive dan probDocNegative.

                \* Simpan probabilitas term dalam probPosArr dan probNegArr.

                \* Simpan term dalam termArr.

            - Hitung probabilitas akhir sentimen positif dan negatif dari dokumen.

        iv. Format probabilitas dan term-term untuk ditampilkan.

        v. Bandingkan probabilitas sentimen positif dan negatif, dan tentukan sentimen dokumen.

        vi. Tambahkan hasil perhitungan ke dalam resultObject.

        vii. Tulis log hasil perhitungan untuk setiap dokumen.

    d. Buat string csvData yang berisi hasil analisis sentimen dalam format CSV.

    e. Simpan csvData ke dalam file 'HasilAnalisisSentimen.csv'.

3. Tangkap dan tangani kesalahan jika terjadi, dan cetak pesan error beserta pesan kesalahan.

4. Akhir dari fungsi.

Gambar 4.9. Pseudocode Function calculateNaiveBayesProbabilities

* + 1. Pembuatan fungsi readSentimenResult

Fungsi readSentimenResult dengan parameter nama file ini bertanggung jawab untuk membaca hasil analisis sentimen yang disimpan dalam file CSV dengan nama filename. Pseudocode ini mencakup langkah-langkah seperti membaca isi file, memisahkan data ke dalam baris, dan menyusun hasil pembacaan ke dalam array objek yang mencakup judul, sentimen prediksi, dan sentimen sebenarnya untuk setiap dokumen. Fungsi ini berusaha memastikan pembacaan data berhasil dan mengembalikan array dataResult yang berisi hasil analisis sentimen atau mengembalikan array kosong jika terjadi kesalahan.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama readSentimenResult yang menerima satu parameter:

    - filename: Nama file yang akan dibaca.

2. Coba untuk melakukan operasi berikut:

    a. Baca isi file dengan nama filename menggunakan fs.readFileSync dengan encoding 'utf8'. Simpan hasilnya dalam variabel data.

    b. Pisahkan data menjadi baris-baris dan simpan dalam array lines.

    c. Inisialisasikan array dataResult untuk menyimpan hasil pembacaan data.

    d. Lakukan iterasi untuk setiap baris dalam lines, dimulai dari indeks 1:

        i. Pecah baris menjadi token menggunakan koma sebagai pemisah.

        ii. Jika jumlah token lebih dari satu, lanjutkan ke langkah selanjutnya.

        iii. Ambil judul dari token dengan menggabungkan semua token kecuali token terakhir. Hapus tanda kutip ganda dari judul.

        iv. Ambil sentimen prediksi dari token sebelum terakhir.

        v. Ambil sentimen sebenarnya dari token terakhir.

        vi. Buat objek dataItem yang berisi judul, sentimen prediksi, dan sentimen sebenarnya, dan tambahkan ke dalam dataResult.

3. Kembalikan dataResult.

4. Tangkap dan tangani kesalahan jika terjadi, dan cetak pesan error beserta pesan kesalahan.

Gambar 4.10. Pseudocode Function readSentimenResult

* + 1. Pembuatan fungsi calculateMetrics

Fungsi calculateMetrics dengan parameter data, digunakan untuk menghitung dan mengevaluasi metrik klasifikasi berdasarkan hasil analisis sentimen yang disimpan. Pseudocode ini mencakup langkah-langkah seperti menginisialisasi variabel, serta melakukan iterasi pada setiap item dalam dataResult untuk menghitung matriks kebingungan dan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan recall untuk kedua kelas sentimen. Hasil evaluasi metrik ditampilkan dalam bentuk confusion matrix dan informasi rinci tentang akurasi, presisi, dan recall untuk kelas positif dan negatif. Jika file analisis sentimen tidak ditemukan, fungsi akan menampilkan pesan kesalahan.

1. Buatlah sebuah fungsi bernama calculateMetrics yang menerima satu parameter:

    - dataResult: array yang berisi hasil analisis sentimen.

2. Lakukan operasi berikut:

    a. Inisialisasikan variabel truePositives, trueNegatives, falsePositives, dan falseNegatives dengan nilai awal 0.

    b. Inisialisasikan variabel sentimenAnalis dengan nama file 'HasilAnalisisSentimen.csv'.

    c. Periksa apakah file 'HasilAnalisisSentimen.csv' ada menggunakan fs.existsSync.

    d. Jika file ada, lakukan iterasi untuk setiap item dalam dataResult:

        i. Periksa apakah sentimen prediksi dan sentimen sebenarnya sama dengan 'Positive':

            - Jika iya, tambahkan satu ke truePositives.

        ii. Periksa apakah sentimen prediksi dan sentimen sebenarnya sama dengan 'Negative':

            - Jika iya, tambahkan satu ke trueNegatives.

        iii. Periksa apakah sentimen prediksi 'Positive' dan sentimen sebenarnya 'Negative':

            - Jika iya, tambahkan satu ke falsePositives.

        iv. Periksa apakah sentimen prediksi 'Negative' dan sentimen sebenarnya 'Positive':

            - Jika iya, tambahkan satu ke falseNegatives.

    e. Hitung metrik evaluasi:

        - Hitung akurasi menggunakan rumus: (truePositives + trueNegatives) / (truePositives + trueNegatives + falsePositives + falseNegatives).

        - Hitung presisi kelas negatif menggunakan rumus: trueNegatives / (trueNegatives + falseNegatives).

        - Hitung recall kelas negatif menggunakan rumus: trueNegatives / (trueNegatives + falsePositives).

        - Hitung presisi kelas positif menggunakan rumus: truePositives / (truePositives + falsePositives).

        - Hitung recall kelas positif menggunakan rumus: truePositives / (truePositives + falseNegatives).

    f. Tampilkan hasil evaluasi seperti confusion matrix, true positives, true negatives, false positives, false negatives, akurasi, presisi, dan recall untuk kelas positif dan negatif.

    g. Panggil fungsi menu() untuk kembali ke menu utama.

    h. Jika file 'HasilAnalisisSentimen.csv' tidak ditemukan, cetak pesan kesalahan.

Gambar 4.11. Pseudocode Function calculateMetrics

* + 1. Pembuatan fungsi menu

Fungsi menu() merupakan inti dari program ini yang menampilkan menu pilihan kepada pengguna. Setiap opsi menu memiliki fungsionalitasnya sendiri, seperti pengambilan berita, penyimpanan data ke file CSV, preprocessing teks, perhitungan *term frequency*, dan evaluasi performa model menggunakan confusion matrix. Pengguna dapat memilih opsi menu yang diinginkan dan program akan menjalankan fungsionalitas sesuai dengan pilihan tersebut

1. Buatlah sebuah fungsi bernama menu yang tidak menerima parameter:

    a. Tampilkan menu utama dengan opsi sebagai berikut:

        - [1] Import file data testing CSV

        - [2] Preprocessing Text

        - [3] Calculate Term Frequency - Train Dataset – NBC Classification

        - [4] Confussion Matrix

    b. Tanyakan pilihan menu kepada pengguna menggunakan readlineSync.question.

    c. Gunakan struktur switch-case untuk mengeksekusi aksi sesuai dengan pilihan pengguna:

        i. Jika pengguna memilih "1":

            - Tanyakan nama file kepada pengguna menggunakan readlineSync.question.

            - Panggil fungsi importFromCSV dengan nama file sebagai argumen.

            - Panggil kembali fungsi menu().

        ii. Jika pengguna memilih "2":

            - Panggil fungsi preprocessTextAndSaveToCSV().

            - Panggil kembali fungsi menu().

        iii. Jika pengguna memilih "3":

            - Panggil fungsi readTrainingAndTestDataFromCSV dengan parameter "training.csv" dan "preprocessed.csv".

            - Panggil fungsi calculateNaiveBayesProbabilities dengan testData.

            - Panggil kembali fungsi menu().

        iv. Jika pengguna memilih "4":

            - Panggil fungsi readSentimenResult dengan parameter "HasilAnalisisSentimen.csv".

            - Panggil fungsi calculateMetrics dengan hasil dari fungsi readSentimenResult.

        v. Untuk pilihan selain 1, 2, 3, atau 4:

            - Panggil kembali fungsi menu().

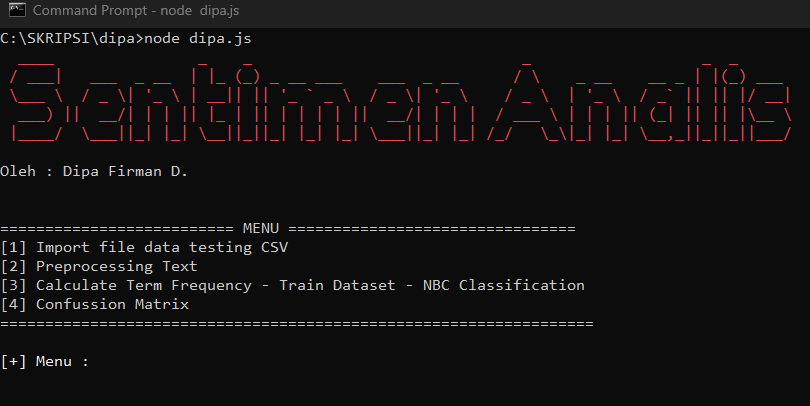
Gambar 4.12. Pseudocode Function menu

## 4.9. Hasil Program

Setelah dilakukan pengembangan program klasifikasi sentimen, berikut merupakan hasil tangkapan layar dari program klasifikasi sentimen saat dijalankan:

* + 1. Tampilan Menu Program

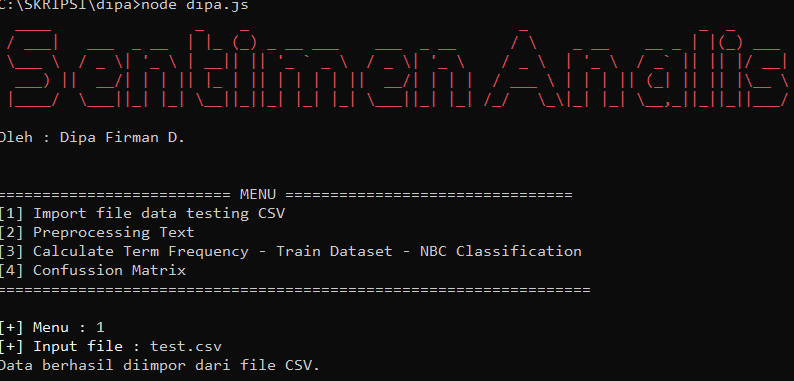
Pada tampilan menu program, pengguna akan disuguhkan beberapa pilihan fungsi yang dirancang untuk mempermudah jalannya penelitian. Antarmuka pengguna yang intuitif akan membantu pengguna dengan mudah mengakses berbagai fitur yang ada dalam program klasifikasi sentimen.



Gambar 4.13. Tampilan Menu Program

* + 1. Hasil Program Import Csv

Pada *program* import csv, dengan input (1) dan nama berkas csv yang mana isi csv ini berupa *dataset* yang akan dilakukan testing



Gambar 4.15. Tampilan Program *Import* data *testing*

* + 1. Hasil *Preprocessing Text*

Pada bagian program *preprocessing* dengan *input* (2) terdapat fungsi untuk melakukan beberapa proses yakni, *cleansing*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming.* Hasil preprocessing akan disimpan kedalam file csv.

Sebuah gambar berisi teks, cuplikan layar, software, Font

Deskripsi dibuat secara otomatis

Gambar 4.16. Tampilan Program *Preprocessing* Judul Berita

* + 1. Hasil Perhitungan Term Frequency dan Klasifikasi NBC

Setelah dilakukan *preprocessing* didapatkan term di setiap dokumen beserta frekuensi kemunculan data kemudian dihitung *term frequency*, dan dilakukan input (3) akan dilakukan perhitungan probabiltas dengan metode Naïve Bayes Classifier, hasil klasifikasi akan disimpan kedalam file csv.

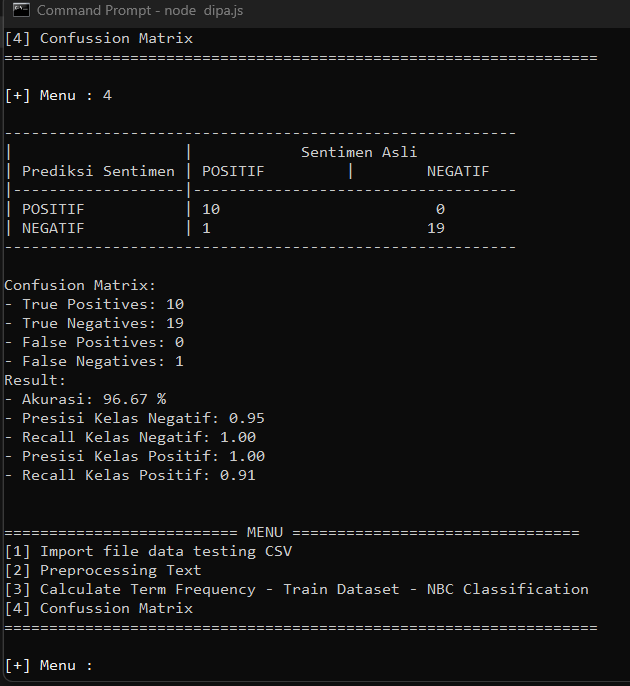
Sebuah gambar berisi teks, cuplikan layar, software

Deskripsi dibuat secara otomatis

Gambar 4.17. Tampilan Program Perhitungan *Term Frequency* & Klasifikasi NBC

* + 1. Hasil Perhitungan Confussion Matrix

Dalam program ini, dengan *input* (4) dilakukan perhitungan performa metode Naïve Bayes Classifier menggunakan confussion matrix. Selanjutnya akan menampilkan hasil performa Naïve Bayes Classifier. Di gambar Gambar 4.18 menampilkan hasil performa metode Naïve Bayes Classifier dalam mengklasifikasikan total 1886 dataset, dengan rasio perbandingan data latih dan data uji sebesar 90:10.



Gambar 4.18. Tampilan Program Perhitungan Confussion Matrix

# BAB V PENUTUP

## 5.1. Kesimpulan

Hasil penelitian mengenai klasifikasi sentimen pada judul berita Kompas.TV Kota Semarang menunjukkan bahwa penggunaan algoritma Naïve Bayes Classifier menghasilkan performa yang cukup baik. Dengan pembagian rasio data latih dan data uji sebesar 90:10, dengan total dataset sebesar 1886 mendapatkan akurasi mencapai tingkat 94.64%, menandakan kemampuan yang tinggi dalam mengenali sentimen pada judul berita. Lebih lanjut, ketika fokus pada kelas negatif, presisi sebesar 94% dan recall sebesar 95% menunjukkan ketepatan dalam mengidentifikasi judul berita dengan sentimen negatif.

Di sisi lain, untuk kelas positif, metode Naïve Bayes Classifier juga menunjukkan hasil yang positif dengan presisi sebesar 95% dan recall sebesar 94%. Artinya, algoritma ini efektif dalam mengklasifikasikan judul berita yang membawa sentimen positif. Secara keseluruhan, temuan ini memberikan kontribusi positif dalam memahami analisis sentimen pada judul berita di platform media online, khususnya dalam konteks Kompas.TV di Kota Semarang.

## 5.2. Saran

Penelitian ini membuka peluang bagi peneliti masa depan untuk melakukan pengembangan lebih lanjut dalam bidang klasifikasi sentimen pada judul berita online menggunakan metode Naive Bayes Classifier. Untuk meningkatkan kualitas penelitian dan memberikan kontribusi lebih lanjut, berikut adalah beberapa saran yang diusulkan oleh peneliti:

1. Bagi peneliti yang akan datang dilakukan evaluasi mendalam terhadap kamus stopwords yang digunakan pada proses stopword removal. Peneliti masa depan sebaiknya memastikan bahwa kata-kata yang tidak memiliki makna atau sentimen yang signifikan dapat terfilter secara efektif. Mungkin mempertimbangkan penggunaan kamus stopwords yang lebih spesifik atau pendekatan kontekstual dapat meningkatkan kualitas pengolahan data.
2. Bagi peneliti yang akan datang dengan topik pengklasifikasian sentimen judul berita, disarankan untuk tidak hanya terpaku pada metode Naive Bayes Classifier. Eksplorasi algoritma lain seperti Support Vector Machines (SVM), Decision Trees, atau Deep Learning dapat memberikan wawasan tambahan dan meningkatkan performa klasifikasi sentimen. Diversifikasi metode dapat memberikan pemahaman lebih baik tentang kecocokan algoritma dengan data yang digunakan.

# Daftar Pustaka

Anton Mabruri Kn. (2018). *Drama Produksi Program Tv : Manajemen Produksi Dan Penulisan Naskah / Anton Mabruri Kn*. Gramedia Pustaka Utama.

Asfi, M., & Fitrianingsih, N. (2020). Implementasi Algoritma Naive Bayes Classifier Sebagai Sistem Rekomendasi Pembimbing Skripsi. *Infotekjar Jurnal Nasional Informatika Dan Teknologi Jaringan*, *5*(1), 44.

Biro Humas Kementerian Kominfo. (2023). *Kembangkan Ekonomi Digital, Indonesia Butuh Talenta Digital Berkualitas*. Https://Www.Kominfo.Go.Id/Content/Detail/47689/Siaran-Pers-No-28hmkominfo032023-Tentang-Kembangkan-Ekonomi-Digital-Indonesia-Butuh-Talenta-Digital-Berkualitas/0/Siaran\_Pers

Delfariyadi, F., Helen, A., & Yuliawati, S. (2022). Klasifikasi Sentimen Judul Berita Pemberitaan Covid-19 Tahun 2021 Pada Media Detikhealth. *Journal Of Information Engineering And Educational Technology*, *6*(2), 50–57. Https://Doi.Org/10.26740/Jieet.V6n2.P50-57

Ferryawan, R., Kusrini, K., & Wibowo, F. W. (2020). Analisis Sentimen Wisata Jawa Tengah Menggunakan Naϊve Bayes. *Jurnal Informa : Jurnal Penelitian Dan Pengabdian Masyarakat*, *5*(3), 55–60. Https://Doi.Org/10.46808/Informa.V5i3.146

Jaya, C., & Muslim, K. (2019). Analisis Sentimen Pada Media Daring Tentang Pemilihan Presiden Indonesia Tahun 2019 Menggunakan Metode Naïve Bayes. *E-Proceeding Of Engineering*, *6*(2), 9698.

Keputusan Dirjen Penguatan Riset Dan Pengembangan Ristek Dikti, S., Kurnia Sari, W., Palupi Rini, D., Firsandaya Malik, R., & Saladin Azhar, I. B. (2017). Terakreditasi Sinta Peringkat 2 Klasifikasi Teks Multilabel Pada Artikel Berita Menggunakan Long Short-Term Memory Dengan Word2vec. *Masa Berlaku Mulai*, *1*(3), 276–285.

Kurniawan, I., Studi, P., Departemen, S., Matematika, F., Ilmu, D. A. N., Alam, P., & Hasanuddin, U. (2022). *Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Saina Pada Program Studi Statistika Departemen Statistika Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam Univeristas Hasanuddin Iwan Kurniawan*.

Kusnia, U. (2022). *Ii Ii Sentiment Analysis Of News App Reviews Online On Google Play Using Naive Bayes Classifier Algorithm And Support Vector Machines Methods Thesis By: Ulfa Kusnia Nim. 19841003 Program Studi Magister Informatika Fakultas Sains Dan Teknologi Universitas*.

Miftakhurahmat, M. A., Safitri, N., Kusnadi, P. A., & Rozikin, C. (2023). Klasifikasi Pengguna Hashtag Pada Aplikasi Tiktok Menggunakan Perbandingan Metode K-Nearest Neighbors Dan Naïve Bayes Classifier. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, *11*(3), 427–433. Https://Doi.Org/10.23960/Jitet.V11i3.3150

Provost, F., & Fawcett, T. (2019). *Data Science For Business*. O’reilly Media.

Rama, P., Putra, B., & Perdana, R. S. (2023). *Klasifikasi Judul Berita Online Menggunakan Metode Support Vector Machine ( Svm ) Dengan Seleksi Fitur Chi-Square*. *7*(5), 2132–2141.

Roufia, A. (2018). *Text Mining Dengan Metode Naïve Bayes Classifier Untuk Mengklasifikan Berita Berdasarkan Konten*. 8.

Sholih ’Afif, M., Muzakir, M., Al, M. I., & Al Awalaien, G. (2021). Text Mining Untuk Mengklasifikasi Judul Berita Online Studi Kasus Radar Banjarmasin Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer (Klik)*, *08*(2), 199–208.

Silge, J., & Robinson, D. (2019). *Text Mining With R: A Tidy Approach*. O’reilly Media. Https://Doi.Org/10.1002/9781119447753

Singh, G., Yadav, B. K., Singh, B. P., & Sharama, S. (2022). Identification Of Fake News Using Machine Learning Approach. *Proceedings - 2022 4th International Conference On Advances In Computing, Communication Control And Networking, Icac3n 2022*, 271–274. Https://Doi.Org/10.1109/Icac3n56670.2022.10074374

Umi Rofiqoh1, Rizal Setya Perdana2, M. A. F., & Program. (2017). Analisis Sentimen Tingkat Kepuasan Pengguna Penyedia Layanan Telekomunikasi Seluler Indonesia Pada Twitter Dengan Metode Support Vector Machine Dan Lexicon Based Features Twitter Event Detection View Project Human Detection And Tracking View Project. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, *1(12)*(October), 1725–1732. Https://Www.Researchgate.Net/Publication/320234928

# LAMPIRAN

1. Dokumen ke-1 (cemburu, suami, nekat, aniaya, istri, tewas)

P(Positif|DokumenKe1)=P(Positif)\*P(cemburu|Positif)\*P(suami|Positif)\*P(nekat|Positif)\*P(aniaya|Positif)\*P(istri|Positif)\*P(tewas|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=6.33929e-14

P(Negatif|DokumenKe1)=P(Negatif)\*P(cemburu|Negatif)\*P(suami|Negatif)\*P(nekat|Negatif)\*P(aniaya|Negatif)\*P(istri|Negatif)\*P(tewas|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.01899\*0.01899\*0.01899\*0.01899\*0.03165

P(Negatif)=3.73507e-11

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-1 bersentimen negatif

2. Dokumen ke-2 (kaca, celaka, api, kendara, mogok, rel, sinau)

P(Positif|DokumenKe2)=P(Positif)\*P(kaca|Positif)\*P(celaka|Positif)\*P(api|Positif)\*P(kendara|Positif)\*P(mogok|Positif)\*P(rel|Positif)\*P(sinau|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=4.40228e-16

P(Negatif|DokumenKe2)=P(Negatif)\*P(kaca|Negatif)\*P(celaka|Negatif)\*P(api|Negatif)\*P(kendara|Negatif)\*P(mogok|Negatif)\*P(rel|Negatif)\*P(sinau|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.01899\*0.01899\*0.01266\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=8.40522e-14

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-2 bersentimen negatif

3. Dokumen ke-3 (tangki, celaka, maut, jadi, sangka)

P(Positif|DokumenKe3)=P(Positif)\*P(celaka|Positif)\*P(tangki|Positif)\*P(maut|Positif)\*P(jadi|Positif)\*P(sangka|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=9.12858e-12

P(Negatif|DokumenKe3)=P(Negatif)\*P(celaka|Negatif)\*P(tangki|Negatif)\*P(maut|Negatif)\*P(jadi|Negatif)\*P(sangka|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01899\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=5.24570e-10

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-3 bersentimen negatif

4. Dokumen ke-4 (edukasi, sehat, paguyuban, gelar)

P(Positif|DokumenKe4)=P(Positif)\*P(edukasi|Positif)\*P(sehat|Positif)\*P(paguyuban|Positif)\*P(gelar|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.02083\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=3.15484e-8

P(Negatif|DokumenKe4)=P(Negatif)\*P(edukasi|Negatif)\*P(sehat|Negatif)\*P(paguyuban|Negatif)\*P(gelar|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=1.15114e-9

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-4 bersentimen positif

5. Dokumen ke-5 (kemarau, ganggu)

P(Positif|DokumenKe5)=P(Positif)\*P(kemarau|Positif)\*P(ganggu|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=2.72578e-5

P(Negatif|DokumenKe5)=P(Negatif)\*P(kemarau|Negatif)\*P(ganggu|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01266

P(Negatif)=1.72422e-4

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-5 bersentimen negatif

6. Dokumen ke-6 (rakit, jual, senjata, api, ilegal)

P(Positif|DokumenKe6)=P(Positif)\*P(api|Positif)\*P(rakit|Positif)\*P(jual|Positif)\*P(senjata|Positif)\*P(ilegal|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=9.12858e-12

P(Negatif|DokumenKe6)=P(Negatif)\*P(api|Negatif)\*P(rakit|Negatif)\*P(jual|Negatif)\*P(senjata|Negatif)\*P(ilegal|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01266\*0.01899\*0.01266\*0.02532

P(Negatif)=1.04914e-9

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-6 bersentimen negatif

7. Dokumen ke-7 (harga, naik)

P(Positif|DokumenKe7)=P(Positif)\*P(harga|Positif)\*P(naik|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.01389

P(Positif)=5.45156e-5

P(Negatif|DokumenKe7)=P(Negatif)\*P(harga|Negatif)\*P(naik|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.01899

P(Negatif)=1.72422e-4

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-7 bersentimen negatif

8. Dokumen ke-8 (tengkar, suami, duga, aniaya, istri, tewas)

P(Positif|DokumenKe8)=P(Positif)\*P(suami|Positif)\*P(aniaya|Positif)\*P(istri|Positif)\*P(tewas|Positif)\*P(tengkar|Positif)\*P(duga|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=6.33929e-14

P(Negatif|DokumenKe8)=P(Negatif)\*P(suami|Negatif)\*P(aniaya|Negatif)\*P(istri|Negatif)\*P(tewas|Negatif)\*P(tengkar|Negatif)\*P(duga|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01899\*0.01899\*0.03165\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=2.49005e-11

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-8 bersentimen negatif

9. Dokumen ke-9 (keren, rawat, budaya, pamer, keris)

P(Positif|DokumenKe9)=P(Positif)\*P(keren|Positif)\*P(rawat|Positif)\*P(budaya|Positif)\*P(pamer|Positif)\*P(keris|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=2.92114e-10

P(Negatif|DokumenKe9)=P(Negatif)\*P(keren|Negatif)\*P(rawat|Negatif)\*P(budaya|Negatif)\*P(pamer|Negatif)\*P(keris|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=7.28569e-12

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-9 bersentimen positif

10. Dokumen ke-10 (krisis, bersih, salur, bantu, bersih, dampak)

P(Positif|DokumenKe10)=P(Positif)\*P(krisis|Positif)\*P(bersih|Positif)\*P(salur|Positif)\*P(bantu|Positif)\*P(dampak|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.01389\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.82572e-11

P(Negatif|DokumenKe10)=P(Negatif)\*P(krisis|Negatif)\*P(bersih|Negatif)\*P(salur|Negatif)\*P(bantu|Negatif)\*P(dampak|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.01266\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=2.33142e-10

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-10 bersentimen negatif

11. Dokumen ke-11 (seru, estafet, tangkap, mata, tutup)

P(Positif|DokumenKe11)=P(Positif)\*P(seru|Positif)\*P(estafet|Positif)\*P(tangkap|Positif)\*P(mata|Positif)\*P(tutup|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389\*0.02083\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=4.38172e-10

P(Negatif|DokumenKe11)=P(Negatif)\*P(seru|Negatif)\*P(estafet|Negatif)\*P(tangkap|Negatif)\*P(mata|Negatif)\*P(tutup|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.01266\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=1.45714e-11

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-11 bersentimen positif

12. Dokumen ke-12 (optimis, investasi, naik)

P(Positif|DokumenKe12)=P(Positif)\*P(naik|Positif)\*P(optimis|Positif)\*P(investasi|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389\*0.02083

P(Positif)=2.27148e-6

P(Negatif|DokumenKe12)=P(Negatif)\*P(naik|Negatif)\*P(optimis|Negatif)\*P(investasi|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=5.45640e-7

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-12 bersentimen positif

13. Dokumen ke-13 (aman, tani, basmi, hama, tikus)

P(Positif|DokumenKe13)=P(Positif)\*P(aman|Positif)\*P(tani|Positif)\*P(basmi|Positif)\*P(hama|Positif)\*P(tikus|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.02083\*0.01389\*0.01389\*0.02083

P(Positif)=6.57258e-10

P(Negatif|DokumenKe13)=P(Negatif)\*P(aman|Negatif)\*P(tani|Negatif)\*P(basmi|Negatif)\*P(hama|Negatif)\*P(tikus|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=7.28569e-12

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-13 bersentimen positif

14. Dokumen ke-14 (bersih, camat)

P(Positif|DokumenKe14)=P(Positif)\*P(bersih|Positif)\*P(camat|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=1.09031e-4

P(Negatif|DokumenKe14)=P(Negatif)\*P(bersih|Negatif)\*P(camat|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.00633

P(Negatif)=5.74741e-5

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-14 bersentimen positif

15. Dokumen ke-15 (nikmat, lobster, rawa, bakar, rawa, pening)

P(Positif|DokumenKe15)=P(Positif)\*P(nikmat|Positif)\*P(lobster|Positif)\*P(rawa|Positif)\*P(bakar|Positif)\*P(pening|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.02083\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=4.38172e-10

P(Negatif|DokumenKe15)=P(Negatif)\*P(nikmat|Negatif)\*P(lobster|Negatif)\*P(rawa|Negatif)\*P(bakar|Negatif)\*P(pening|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.01266\*0.00633

P(Negatif)=1.45714e-11

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-15 bersentimen positif

16. Dokumen ke-16 (depresi, pria, nekat)

P(Positif|DokumenKe16)=P(Positif)\*P(nekat|Positif)\*P(depresi|Positif)\*P(pria|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.89290e-7

P(Negatif|DokumenKe16)=P(Negatif)\*P(nekat|Negatif)\*P(depresi|Negatif)\*P(pria|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=2.18256e-6

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-16 bersentimen negatif

17. Dokumen ke-17 (tangki, siaga, asap)

P(Positif|DokumenKe17)=P(Positif)\*P(tangki|Positif)\*P(siaga|Positif)\*P(asap|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.89290e-7

P(Negatif|DokumenKe17)=P(Negatif)\*P(tangki|Negatif)\*P(siaga|Negatif)\*P(asap|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=2.18256e-6

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-17 bersentimen negatif

18. Dokumen ke-18 (tambang, ilegal, marak, harus, legalitas)

P(Positif|DokumenKe18)=P(Positif)\*P(ilegal|Positif)\*P(tambang|Positif)\*P(marak|Positif)\*P(harus|Positif)\*P(legalitas|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=9.12858e-12

P(Negatif|DokumenKe18)=P(Negatif)\*P(ilegal|Negatif)\*P(tambang|Negatif)\*P(marak|Negatif)\*P(harus|Negatif)\*P(legalitas|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.02532\*0.01266\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=4.66284e-10

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-18 bersentimen negatif

19. Dokumen ke-19 (kemarau, rawan, bakar, jual, apar, naik)

P(Positif|DokumenKe19)=P(Positif)\*P(kemarau|Positif)\*P(jual|Positif)\*P(naik|Positif)\*P(bakar|Positif)\*P(rawan|Positif)\*P(apar|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.01389\*0.01389\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=2.53572e-13

P(Negatif|DokumenKe19)=P(Negatif)\*P(kemarau|Negatif)\*P(jual|Negatif)\*P(naik|Negatif)\*P(bakar|Negatif)\*P(rawan|Negatif)\*P(apar|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01899\*0.01899\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=9.96018e-12

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-19 bersentimen negatif

20. Dokumen ke-20 (emas, dukung)

P(Positif|DokumenKe20)=P(Positif)\*P(emas|Positif)\*P(dukung|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=1.09031e-4

P(Negatif|DokumenKe20)=P(Negatif)\*P(emas|Negatif)\*P(dukung|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=2.87370e-5

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-20 bersentimen positif

21. Dokumen ke-21 (rekonstruksi, kasus, tewas, taksi)

P(Positif|DokumenKe21)=P(Positif)\*P(tewas|Positif)\*P(rekonstruksi|Positif)\*P(kasus|Positif)\*P(taksi|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.31452e-9

P(Negatif|DokumenKe21)=P(Negatif)\*P(tewas|Negatif)\*P(rekonstruksi|Negatif)\*P(kasus|Negatif)\*P(taksi|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.03165\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=4.60456e-8

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-21 bersentimen negatif

22. Dokumen ke-22 (raih, menang, persik, manfaat, absen)

P(Positif|DokumenKe22)=P(Positif)\*P(raih|Positif)\*P(menang|Positif)\*P(persik|Positif)\*P(manfaat|Positif)\*P(absen|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=2.92114e-10

P(Negatif|DokumenKe22)=P(Negatif)\*P(raih|Negatif)\*P(menang|Negatif)\*P(persik|Negatif)\*P(manfaat|Negatif)\*P(absen|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=7.28569e-12

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-22 bersentimen positif

23. Dokumen ke-23 (tani, gotong, tangkap, tikus, sawah)

P(Positif|DokumenKe23)=P(Positif)\*P(tangkap|Positif)\*P(tani|Positif)\*P(tikus|Positif)\*P(gotong|Positif)\*P(sawah|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.02083\*0.02083\*0.02083\*0.01389\*0.02083

P(Positif)=1.47883e-9

P(Negatif|DokumenKe23)=P(Negatif)\*P(tangkap|Negatif)\*P(tani|Negatif)\*P(tikus|Negatif)\*P(gotong|Negatif)\*P(sawah|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01266\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=1.45714e-11

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-23 bersentimen positif

24. Dokumen ke-24 (gaet, investor, buat, insentif, investasi)

P(Positif|DokumenKe24)=P(Positif)\*P(investasi|Positif)\*P(gaet|Positif)\*P(investor|Positif)\*P(buat|Positif)\*P(insentif|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.02083\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=4.38172e-10

P(Negatif|DokumenKe24)=P(Negatif)\*P(investasi|Negatif)\*P(gaet|Negatif)\*P(investor|Negatif)\*P(buat|Negatif)\*P(insentif|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=7.28569e-12

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-24 bersentimen positif

25. Dokumen ke-25 (tewas, luka, luka)

P(Positif|DokumenKe25)=P(Positif)\*P(tewas|Positif)\*P(luka|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=2.72578e-5

P(Negatif|DokumenKe25)=P(Negatif)\*P(tewas|Negatif)\*P(luka|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.03165\*0.01266

P(Negatif)=2.87370e-4

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-25 bersentimen negatif

26. Dokumen ke-26 (racik, edar, kosmetik, ilegal, tangkap)

P(Positif|DokumenKe26)=P(Positif)\*P(ilegal|Positif)\*P(tangkap|Positif)\*P(racik|Positif)\*P(edar|Positif)\*P(kosmetik|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.02083\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=2.73857e-11

P(Negatif|DokumenKe26)=P(Negatif)\*P(ilegal|Negatif)\*P(tangkap|Negatif)\*P(racik|Negatif)\*P(edar|Negatif)\*P(kosmetik|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.02532\*0.01266\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=4.66284e-10

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-26 bersentimen negatif

27. Dokumen ke-27 (nikmat, soto, sawah, organik, murah, sehat)

P(Positif|DokumenKe27)=P(Positif)\*P(sehat|Positif)\*P(nikmat|Positif)\*P(sawah|Positif)\*P(soto|Positif)\*P(organik|Positif)\*P(murah|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.02083\*0.02083\*0.02083\*0.01389\*0.01389\*0.01389

P(Positif)=1.36929e-11

P(Negatif|DokumenKe27)=P(Negatif)\*P(sehat|Negatif)\*P(nikmat|Negatif)\*P(sawah|Negatif)\*P(soto|Negatif)\*P(organik|Negatif)\*P(murah|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=4.61120e-14

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-27 bersentimen positif

28. Dokumen ke-28 (keren, buat, animasi, edukasi, cegah, banjir)

P(Positif|DokumenKe28)=P(Positif)\*P(edukasi|Positif)\*P(keren|Positif)\*P(buat|Positif)\*P(animasi|Positif)\*P(cegah|Positif)\*P(banjir|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.01389\*0.01389\*0.01389\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=5.07143e-13

P(Negatif|DokumenKe28)=P(Negatif)\*P(edukasi|Negatif)\*P(keren|Negatif)\*P(buat|Negatif)\*P(animasi|Negatif)\*P(cegah|Negatif)\*P(banjir|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=4.61120e-14

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-28 bersentimen positif

29. Dokumen ke-29 (celaka, maut, jadi, sangka)

P(Positif|DokumenKe29)=P(Positif)\*P(celaka|Positif)\*P(maut|Positif)\*P(jadi|Positif)\*P(sangka|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.31452e-9

P(Negatif|DokumenKe29)=P(Negatif)\*P(celaka|Negatif)\*P(maut|Negatif)\*P(jadi|Negatif)\*P(sangka|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.01899\*0.01266\*0.01266\*0.01266

P(Negatif)=2.76273e-8

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-29 bersentimen negatif

30. Dokumen ke-30 (bacok, guru, semester)

P(Positif|DokumenKe30)=P(Positif)\*P(bacok|Positif)\*P(guru|Positif)\*P(semester|Positif)

P(Positif)=0.56522\*0.00694\*0.00694\*0.00694

P(Positif)=1.89290e-7

P(Negatif|DokumenKe30)=P(Negatif)\*P(bacok|Negatif)\*P(guru|Negatif)\*P(semester|Negatif)

P(Negatif)=0.71739\*0.00633\*0.00633\*0.00633

P(Negatif)=1.81880e-7

Berdasarkan perbandingan probabilitas sentimen positif dan negatif, maka dokumen ke-30 bersentimen positif