

PERBANDINGAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN MULTINOMIAL NAIVE BAYES (MNB) PADA ANALISIS SENTIMEN PENGGUNA APLIKASI SHOPEE DI GOOGLE PLAY STORE TERKAIT FITUR CASH ON DELIVERY (COD)

Meygi Lamonda, Eko Budiarto, Hemdani Rahendra Herlianto

Teknik Informatika, Universitas Pelita Bangsa

Jl. Inspeksi Kalimalang Tegal Danas Arah Deltamas, Cibat, Cikarang

mevgilamonda@gmail.com

ABSTRAK

COD merupakan salah satu fitur yang terdapat pada penjualan online di berbagai macam e-commerce seperti Shopee, fitur ini memungkinkan konsumen membayar pesanan secara tunai setelah menerima barang, tetapi fitur tersebut masih terdapat banyak keluhan pelanggan, namun dibalik hal tersebut berbagai ulasan di Google Play Store menunjukkan bahwa masih terdapat sentimen beragam dari para pengguna mengenai fitur tersebut, dengan demikian penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentiment terkait fitur cod menggunakan 2 algoritma sebagai perbandingan yaitu Support Vector Machine dan Multinomial Naïve Bayes untuk mengetahui algoritma mana yang paling efektif dengan metode perbandingan Confusion Matrik. Hasil yang akan diperoleh meliputi accurasi 75%, presisi 74%, recall 75%, dan F-measure 74% untuk algoritma Support Vector Machine RBF lebih unggul dibandingkan algoritma Support Vector Machine Linear dengan nilai accurasi 74%, presisi 74%, recall 74%, dan F-measure 74% sedangkan untuk Multinomial Naive Bayes meliputi accuracy 72%, Precision 74%, recall 72%, dan F1-Score 68%.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Shopee, Cash on Delivery (COD), Support Vector Machine (SVM), Multinomial Naïve Bayes, Confusion Matrix

1. PENDAHULUAN

Toko online atau biasa kita sebut Shopee merupakan marketplace populer di Indonesia. Saat ini shopee masih menduduki tingkat pertama sebagai E-commerce dengan jumlah pengunjung tertinggi pada tahun 2023 dengan jumlah sekitar 2,3 Miliar kunjungan. Shopee merupakan sebuah aplikasi jual beli elektronik yang dapat diunduh di Google Play Store atau App Store. Google Play Store itu sendiri merupakan sebuah toko aplikasi resmi berbasis android yang menyediakan aplikasi yang dapat kita unduh seperti aplikasi game, buku, film, maupun konten digital lainnya. Google play memiliki berbagai macam fitur salah satunya adalah rating dan ulasan. Rating digunakan untuk para pengguna menilai sebuah aplikasi. Sedangkan review atau ulasan adalah bagian teks yang mempunyai isi pendapat atau komentar untuk mengulas suatu produk.

Sebagai platform yang memfasilitasi jual beli beragam produk, Shopee menyediakan berbagai metode pembayaran yang terpercaya untuk mendukung transaksi, salah satunya adalah *Cash on Delivery* (COD). Metode pembayaran ini sangat populer dan diminati karena memungkinkan pembeli membayar pesanan secara tunai setelah menerima barang. Namun, cara ini tidak selalu menguntungkan penjual; meskipun detail pengiriman sudah benar, terdapat risiko pengembalian jika penerima menolak membayar karena tidak memesan barang tersebut. Kepuasan pelanggan sangat dipengaruhi oleh pengalaman bertransaksi. Ketidakpuasan dapat terjadi ketika harapan dan kenyataan produk yang diterima

tidak sesuai, seperti awal Mei tahun 2023 di Bogor, seorang kurir yang ditodong oleh ibu-ibu karena meminta dikembalikan uangnya sebab barang yang ia beli tidak sesuai [1]. Dengan demikian shopee akhirnya memberikan kebijakan dengan membuat aturan terbaru untuk para pengguna Shopee yaitu, memberikan batas jumlah transaksi dengan batas maksimum transaksi Rp.5.000.000, jika penolakan paket COD lebih dari 2x maka dengan otomatis pengguna tidak dapat menggunakan fitur tersebut dalam rentan waktu 60 hari dari terakhir pembayaran COD dinonaktifkan, dan shopee memberikan Batasan untuk penjual ataupun Alamat penerima yang tidak termasuk ke dalam jangkauan COD [2].

Kebijakan dan permasalahan terkait fitur COD ini secara alami memicu beragam reaksi dari pengguna yang terekam dalam ulasan di *Google Play Store*. Berdasarkan data ulasan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis dan memprediksi sentimen pengguna dengan fokus pada kata kunci 'COD', menggunakan sampel sebanyak 6.841 ulasan. Untuk mencapai tujuan tersebut, penelitian ini menerapkan dua metode klasifikasi teks yang telah terbukti andal dalam analisis sentimen, yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan *Multinomial Naïve Bayes* (MNB). Pemilihan kedua metode ini didasarkan pada karakteristik dan keunggulannya masing-masing.

Metode *Multinomial Naïve Bayes* dipilih karena efisiensinya secara komputasi dan kinerjanya yang solid pada tugas klasifikasi teks, terutama dalam menangani frekuensi kata yang merupakan ciri khas data ulasan. Di sisi lain, metode *Support Vector*

Machine dipilih karena kemampuannya yang unggul dalam menangani data berdimensi tinggi dan menemukan batas keputusan yang optimal antar kelas sentimen (*positif* dan *negatif*). SVM dikenal memiliki akurasi yang tinggi dan robust terhadap *overfitting*, menjadikannya kandidat yang kuat untuk menghasilkan model prediksi yang akurat. Kinerja kedua algoritma ini nantinya akan dievaluasi dan dibandingkan menggunakan metode *Confusion Matrix* untuk menentukan pendekatan mana yang paling efektif.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Penelitian Terdahulu

Penggunaan metode Support Vector Machine (SVM) untuk analisis sentimen telah banyak diterapkan dalam berbagai bidang. Beberapa penelitian terdahulu yang relevan menunjukkan kerangka kerja yang serupa namun dengan perbedaan kunci. Penelitian oleh Salsabila Rabbani, Dea Safitri, Nadila Rahmadhani, Al Amin Fadillah Sani, M. Khairul Anam (2023) juga menggunakan SVM sebagai inti klasifikasi, namun berbeda dalam metode penanganan data di mana mereka menerapkan teknik SMOTE untuk menyeimbangkan kelas data, sementara penelitian ini tidak [3].

Studi lain oleh Rian Tinages, Agung Triayudi, Ira Diana Sholihati (2020) juga mengandalkan SVM untuk klasifikasi dan *Confusion Matrix* untuk evaluasi, tetapi berbeda secara signifikan dalam konteks dan sumber data yang dianalisis [4].

Sementara itu riset oleh Feni Shofiya¹, Deni Arifianto, M.Kom., Habibatul Azizah Al Faruq, M.Pd. (2023) memberikan landasan perbandingan yang paling relevan karena sama-sama menguji dan membandingkan kinerja algoritma SVM dan Multinomial Naïve Bayes (MNB), meskipun objek penelitiannya berbeda, yaitu pada teks abstrak tugas akhir [5].

2.2. Big Data

Big data dapat digambarkan sebagai volume tinggi, kecepatan tinggi, dan variasi informasi yang tinggi yang menuntut bentuk-bentuk pemrosesan informasi yang inovatif untuk mendapatkan wawasan dan untuk pengambilan keputusan [6]. Big data dapat digunakan untuk mengidentifikasi peluang bisnis dan masalah potensial, mengotomatisasi proses, menganalisis dan menyusun kurikulum yang tepat, dan membantu dalam pengendalian dan pengawasan penyebaran penyakit [7].

2.3. Machine Learning

Machine Learning (pembelajaran mesin) memberikan kemampuan pada komputer untuk bertindak dan mengambil keputusan tanpa perlu diprogram secara eksplisit. Metode ini memungkinkan perangkat lunak untuk belajar dari data, mengidentifikasi pola, dan secara otomatis meningkatkan akurasi tindakannya seperti membuat

prediksi seiring bertambahnya pengalaman. Pada dasarnya, ini adalah tentang menciptakan sistem yang bisa berpikir dan memecahkan masalah secara mandiri, layaknya manusia [8].

2.4. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah sebuah algoritma supervised learning yang mampu menganalisis data untuk mengenali pola tertentu. Metode ini dapat digunakan untuk menyelesaikan masalah klasifikasi maupun regresi. Prinsip kerja utama SVM adalah dengan menemukan sebuah hyperplane (bidang pemisah) yang optimal, yaitu hyperplane yang memiliki jarak atau margin terbesar antara kelas-kelas data yang berbeda. [9]. Berikut rumus dasar SVM :

$$F(x) = w^t * x + b \dots (1)$$

Dimana

$F(x)$: Fungsi keputusan SVM,

w : Vektor bobot

x : Vektor data input

b : bias

t : Transpose dari vektor w

Pada dasarnya, SVM berupaya memaksimalkan margin, yaitu jarak antara hyperplane dan data terdekat dari masing-masing kelas, yang disebut support vectors [10]. SVM memiliki dua jenis yaitu SVM linear dan non linear, perbedaannya terletak pada fungsi kernel yang digunakan, SVM linear menggunakan kernel linear, sedangkan SVM non linear menggunakan kernel yang lebih kompleks seperti RBF dan Polinomial [11].

2.5. Support Vector Machine Linear

Support Vector Machine Linear merupakan jenis SVM yang menggunakan kernel linear untuk untuk memisahkan data yang berarti dapat dibagi menjadi dua kelas menggunakan satu baris, maka data disebut data yang dapat dipisahkan secara linear, dan classifier yang digunakan disebut classifier SVM linier [12]. Berikut rumus kernel linear :

$$K(x, y) = x^t * y \dots (2)$$

Dimana

$K(x, y)$: Nilai kernel antara dua vektor data x dan y

x^t : Transpose dari vektor x

y : Vektor data

2.6. Support Vector Machine Radial Basis Function (RBF)

Radial Basis Function (RBF) merupakan salah satu jenis kernel yang digunakan SVM untuk menangani data yang tidak dapat dipisahkan secara linear. Cara kerja RBF yaitu memetakan data input ke ruang dimensi yang lebih tinggi, Dimana data tersebut mungkin dapat dipisahkan secara linear [13].

$$K(x|y) = \exp(-\gamma * \|x - y\|^2) \dots (3)$$

Di mana:

$K(x|y)$: Nilai kernel antara dua vektor data x dan y .

$\exp$: Fungsi eksponensial.

γ : Parameter yang mengontrol lebar fungsi RBF, nilai γ yang lebih tinggi menghasilkan fungsi RBF yang lebih sempit, yang berarti hanya titik data yang sangat dekat yang dianggap serupa.

$\|x - y\|^2$: adalah kuadrat jarak Euclidean antar x dan y .

Dari rumus diatas SVM RBF bekerja dengan memetakan data ke ruang dimensi yang lebih tinggi menggunakan kernel RBF, di ruang dimensi yang tinggi ini SVM mencari hyperplane optimal yang memisahkan kelas-kelas data dengan margin terbesar, titik data yang paling dekat dengan hyperplane yang disebut *support vector*. Untuk mengklasifikasikan data baru, kernel RBF menghitung keamaan antara data baru dan *support vector* dalam satu kelas. Fungsi γ dalam kernel RBF untuk mengontrol lebar fungsi RBF dan memengaruhi kinerja model SVM agar mencegah underfitting atau overfitting[14].

2.7. Multinomial Naïve Bayes (MNB)

Salah satu teknik untuk pembelajaran terawasi adalah multinomial Naïve Bayes. Proses multinomial naïve bayes dibagi menjadi dua Langkah : pelatihan dan validasi, sama seperti teknik pembelajaran terawasi lainnya [15]. Rumus berikut ini digunakan untuk menentukan kemungkinan setiap kata dalam kelas selama pelatihan.

$$P(t|c) = \frac{T_{ct}}{\sum_{t \in T_{ct}} T_{ct}} \dots (4)$$

Rumus ini biasa digunakan untuk menghitung probabilitas suatu kata (term) muncul dalam dokumen dari kelas c , dimana $P(t|c)$ adalah probabilitas kata t muncul dalam dokumen dari kelas c dan T_{ct} ini merepresentasikan jumlah kemunculan kata t dalam dokumen-dokumen yang termasuk dalam kelas c , serta $\sum_{t \in T_{ct}}$ mempresentasikan jumlah total kemunculan semua kata (term).

2.8. Natural Language Processing (NLP)

Natural Language Processing merupakan teknologi machine learning yang dapat memanipulasi, menginterpretasikan dan menampilkan Bahasa manusia secara alami [16]. Program ini berfokus pada antar computer dan Bahasa manusia. NLP biasa digunakan untuk proses analisis, menjalankan chatbot, mengklarifikasi dan mengekstraksi teks [17], Terdapat beberapa jenis pendekatan dalam NLP, diantaranya adalah Sistem berbasis aturan (*rule-based systems*) yang menggunakan aturan linguistik yang dibuat secara cermat dan merupakan metode perintis yang masih digunakan hingga saat ini [18]. Selain itu, terdapat system berbasis *Machine learning-based system*, di mana pola-pola diekstraksi dari data bahasa alami menggunakan algoritme pembelajaran mesin. Teknik-teknik dalam pendekatan ini dapat diterapkan pada aplikasi seperti penerjemahan mesin, pemodelan topik, dan klasifikasi teks, dengan beberapa algoritme

yang sering digunakan meliputi Naive Bayes, *Support Vector Machines* (SVM), dan *Neural Networks*. [18].

2.9. Confusion Matrix

Sebuah tabel yang disebut confusion matrix digunakan untuk menunjukkan seberapa akurat dan berhasilnya algoritme yang dihasilkan oleh klasifikasi dapat mengkategorikan karakteristik data uji. Teknik ini dibuat untuk mengevaluasi algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk mengatasi masalah kategorisasi [19]. Dalam confusion matrix terdapat *False Negative*(FN), *False Positive*(FP), *True Negative*(TN), dan *True Positive*(TP). Berikut merupakan tabel dari confusion matrix.

Tabel 1. Kelas Prediksi Confusion Matrix

	Prediksi Positif	Prediksi Negatif
Aktual Positif	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Aktual Negatif	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Dalam confusion matrix, terdapat empat komponen utama untuk mengevaluasi kinerja klasifikasi. *True Positive* (TP) adalah Jumlah data yang diprediksi *positif* dan memang benar *positif* [20], sedangkan *True Negative* (TN) adalah Jumlah data yang diprediksi *negatif* dan memang benar *negatif* [21]. Selain itu, terdapat dua jenis kesalahan prediksi yaitu *False Positive* (FP) adalah Jumlah data yang diprediksi *positif* tetapi sebenarnya *negatif* (Type 1 error) [22] sedangkan *False Negative* (FN) adalah Jumlah data yang diprediksi *negatif* tetapi sebenarnya *positif* (Type II error) [23].

Dari *Confusion matrix* kita dapat menghitung berbagai matrix evaluasi seperti *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, dan F1-Score

- a. *Accuracy* : Mengukur proporsi prediksi yang benar secara keseluruhan [24].

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (5)$$

- b. *Precision* : Mengukur proporsi prediksi positif yang benar dari semua prediksi positif [25].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

- c. *Recall* : Mengukur proporsi data positif yang diprediksi dengan benar dari semua data positif actual [26].

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (7)$$

- d. F1-Score : Rata-rata harmonik antara *precision* dan *recall* [27].

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

2.10. Pra-pemrosesan Teks

Pra-pemrosesan Teks adalah langkah pertama yang penting dalam analisis sentimen. Teknik ini melibatkan proses seperti case folding, pembersihan data, tokenisasi, normalisasi, stemming, dan penghapusan kata-kata umum (*stop word*) [28]. Tujuannya adalah untuk membersihkan dan menyiapkan data agar lebih mudah diproses melalui model analisis sentiment [29]. Tanpa proses ini, data yang tidak terstruktur dapat mengurangi keakuratan hasil analisis.

3. METODE PENELITIAN

3.1. Objek Penelitian

Pada penelitian ini menggunakan beberapa tahapan dalam melakukan analisis sentimen komentar menggunakan database website *Google Play* dan menentukan beberapa atribut untuk mempermudah penelitian dengan tujuan agar penelitian dapat berjalan dengan baik, sistematis, dan mencapai tujuan yang diinginkan.

3.2. Jenis Data

Sumber data yang digunakan untuk penelitian ini adalah data sekunder, Data sekunder merupakan jenis data penelitian yang diperoleh oleh peneliti melalui media perantara seperti data yang diambil dari *Google Play Store* di aplikasi *Shopee*, data yang digunakan ialah data yang mengandung komentar *positif* dan *negative* dan yang akan dianalisis berdasarkan *rate* dari 1 – 5 diperoleh *upgrade* dari tanggal 10/07/2024 sampai 10/06/2025, dari total tersebut diambil berjumlah 6841 data dengan pencarian menggunakan keyword “COD”.

3.3. Metode Yang Digunakan

Dalam penelitian ini penulis melakukan beberapa tahapan. Tahapan-tahapan tersebut adalah Pengumpulan data, *preprocessing*, pembuatan model dan evaluasi data. Diagram alir tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 2 :

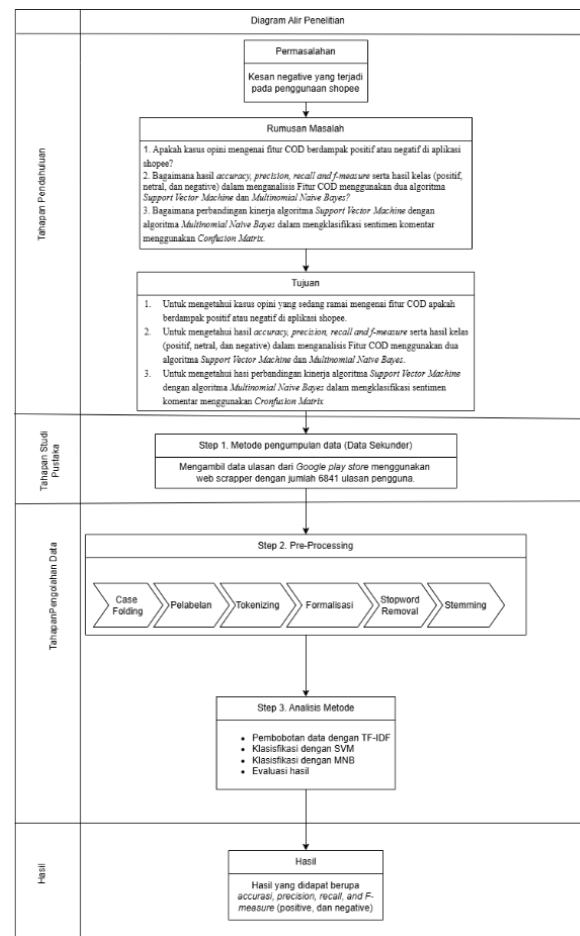


Gambar 1. Diagram alir penelitian

3.4. Tahapan Penelitian

Berdasarkan alur pada gambar 3, tahap pelaksanaan penelitian diawali dengan Step 1: Metode Pengumpulan Data, di mana data sekunder yang relevan dikumpulkan sebagai bahan utama analisis. Setelah data terkumpul, penelitian berlanjut ke Step 2: *Pre-Processing*, yaitu serangkaian proses untuk membersihkan dan mempersiapkan data. Tahap pra-pemrosesan ini dilakukan secara berurutan, dimulai dengan *Case Folding* untuk mengubah seluruh teks menjadi huruf kecil. Proses dilanjutkan dengan Pelabelan untuk memberikan kategori pada setiap data, diikuti oleh *Tokenizing* untuk memecah teks

menjadi unit-unit kata. Setelah itu, dilakukan Formalisasi untuk membersihkan teks dari karakter yang tidak perlu, kemudian *Stopword Removal* untuk menghapus kata-kata umum yang tidak signifikan, dan diakhiri dengan Stemming untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya. Data yang telah bersih kemudian masuk ke Step 3: Analisis Metode, di mana data diolah dan dianalisis menggunakan algoritma klasifikasi yang telah ditentukan untuk pengujian. Tahap analisis ini pada akhirnya akan menghasilkan keluaran penelitian atau Hasil yang menjadi tujuan akhir dari proses teknis ini.



Gambar 2. Alur Penelitian

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pre Processing

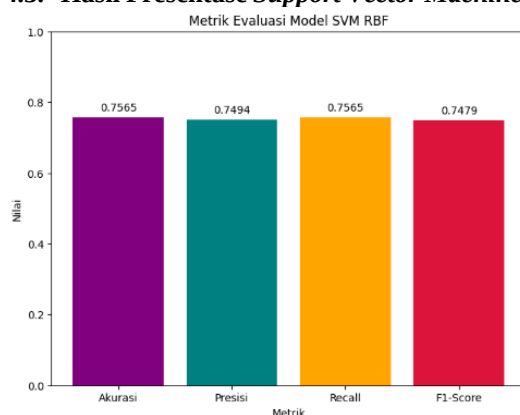
Pra-pemrosesan teks merupakan langkah awal yang fundamental dalam analisis sentimen. Tujuan dari tahap ini adalah untuk membersihkan dan menyiapkan data mentah agar lebih terstruktur dan mudah diolah oleh model klasifikasi, sehingga dapat mencegah penurunan akurasi hasil analisis. Berdasarkan alur penelitian yang dirancang, proses ini diawali dengan pengumpulan 6.841 data ulasan dari *Google Play Store*. Data yang terkumpul kemudian melewati serangkaian proses pembersihan secara berurutan. Tahapan tersebut dimulai dengan *Case Folding* untuk mengubah semua teks menjadi huruf kecil, Pelabelan untuk mengkategorikan setiap ulasan,

Tokenizing untuk memecah kalimat menjadi unit-unit kata, Formalisasi untuk menghapus karakter yang tidak relevan, Stopword Removal untuk menghilangkan kata-kata umum yang tidak signifikan dan diakhiri dengan Stemming untuk mengubah setiap kata ke dalam bentuk dasarnya.

4.2. Implementasi Model

Setelah data melewati seluruh tahap pra-pemrosesan, data yang telah bersih siap digunakan untuk pembuatan model. Dalam penelitian ini, implementasi model diawali dengan membagi data menjadi data latih dan data uji. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur menggunakan metode pembobotan TF-IDF untuk mengubah data teks menjadi vektor numerik. Vektor inilah yang kemudian diolah menggunakan dua algoritma klasifikasi yang telah dipilih untuk dibandingkan, yaitu Support Vector Machine (SVM) dan Multinomial Naïve Bayes (MNB). Untuk algoritma SVM, implementasi dilakukan dengan menggunakan dua jenis kernel yang berbeda, yaitu Linear dan Radial Basis Function (RBF), untuk melihat perbandingan kinerjanya. Setiap model dilatih menggunakan data latih dan kemudian diuji untuk menghasilkan prediksi sentimen, yang pada akhirnya dievaluasi untuk mengukur performa masing-masing.

4.3. Hasil Presentase Support Vector Machine RBF



Gambar 3. Grafik RBF

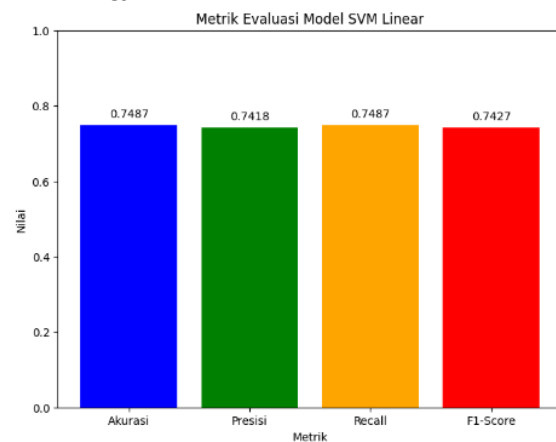
Tabel 2. Hasil grafik RBF

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
0.7565	0.7494	0.7565	0.7479

Berdasarkan gambar 4 dan table 2 secara keseluruhan, dengan kernel RBF yang dievaluasi dalam grafik ini menunjukkan kinerja performa yang cukup konsisten dari keempat matrik. Dengan nilai *Accuracy* dan *Recall* yang tinggi pada 0.7565 menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang sama dalam mengidentifikasi semua kasus *positif* dengan benar (*recall*) dan juga dalam membuat prediksi dengan benar secara keseluruhan (*accuracy*). *Precision* 0.7494 dan F1-score 0.7479 yang artinya

model tidak terlalu banyak menghasilkan *false positive*.

4.4. Hasil Presentase Support Vector Machine Linear



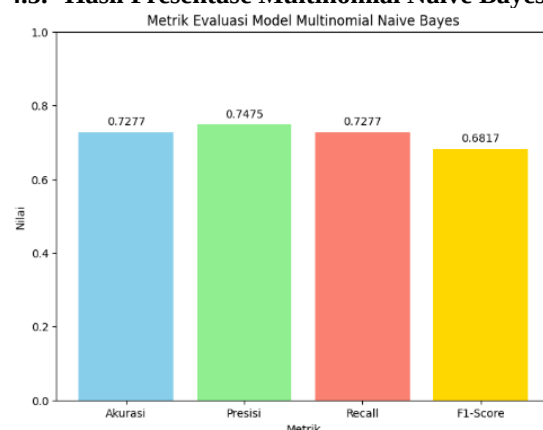
Gambar 4. Grafik linear

Tabel 3. Hasil grafik linear

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
0.7487	0.7418	0.7487	0.7427

Berdasarkan gambar 5 hasil evaluasi dalam grafik ini menunjukkan performa yang cukup konsisten antara *accuracy* dan *recall*, keduanya berada di sekitar (0.7487), ini menunjukkan kemampuan model yang seimbang dalam memprediksi kelas secara keseluruhan dan dalam mengidentifikasi kasus *positif* yang sebenarnya. Nilai *precision* (0.7418) dan F1-score (0.7427) juga berada sangat dekat dengan nilai *accuracy* dan *recall*, mengidentifikasi bahwa model ini tidak terlalu banyak menghasilkan *false positive* dan memiliki keseimbangan mendeteksi keakuratan prediksi *positive*.

4.5. Hasil Presentase Multinomial Naïve Bayes



Gambar 5. Grafik multinomial naïve bayes

Tabel 4. Hasil grafik MNB

<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
0.7277	0.7427	0.7277	0.6817

Berdasarkan gambar 6 dan table 4 merupakan hasil evaluasi dari model multinomial naive bayes dalam grafik ini nilai *accuracy* dan *recall* lebih rendah daripada kedua model SVM di (0.7277). Precision yang cukup kompetitif di (0.7475) bahwa model ini baik dalam memprediksi *positif*. Namun, model ini memiliki keterbatasan dalam nilai F1-score secara signifikan lebih rendah yang mengidentifikasikan bahwa model ini mungkin melewatkan beberapa kasus *positif* yang sebenarnya.

4.6. Hasil Evaluasi

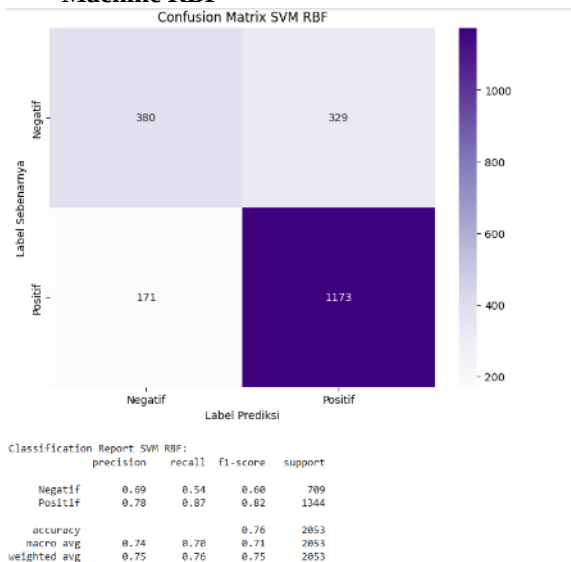
Jika dibandingkan dari grafik hasil evaluasi untuk ketiga model klasifikasi SVM linear, SVM RBF, dan Multinomial Naïve Bayes.

	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
0	SVM (RBF)	0.756454	0.749427	0.756454	0.747944
1	SVM (Linear)	0.748660	0.741833	0.748660	0.742663
2	NBC Multinomial	0.727716	0.747487	0.727716	0.681716

Gambar 6. Hasil klasifikasi

Berdasarkan gambar 7 merupakan hasil evaluasi yang divisualisasikan dalam ketiga grafik tersebut, berdasarkan semua metrik evaluasi (*accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-Score), model *Support Vector Machine* (RBF) adalah model terbaik diantara ketiga model yang dievaluasi. Model ini secara konsisten menunjukkan nilai tertinggi disemua metrik, dengan menunjukkan kinerja prediksi yang paling unggul dibandingkan *Support Vector Machine Linear* dan *Multinomial Naïve Bayes*.

4.7. Hasil Confusion Matrix Support Vector Machine RBF

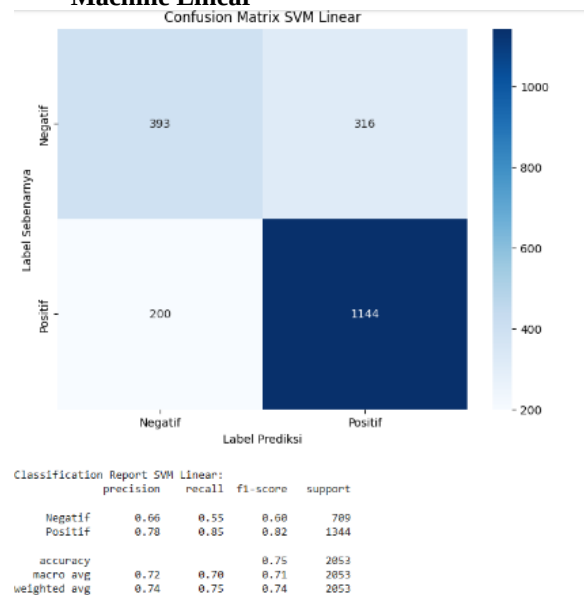


Gambar 7. Confusion matrix support vector machine RBF

Berdasarkan gambar 8 merupakan hasil yang digunakan dalam mengevaluasi kinerja model SVM

RBF, Dengan nilai *accuracy* sekitar 75.6% menunjukkan bahwa model ini mampu memprediksi kelas *positif* dengan benar untuk sebagian besar data, *precision* kelas *positif* yang tinggi (0.78) yang juga menguatkan bahwa dari semua prediksi *positif*, untuk *negatif* di (0.60), nilai *recall* yang sangat baik di (0.87) untuk *positif* (0.73) tetapi untuk *recall* kelas *negatif* di (0.54) yang artinya bahwa model hanya berhasil mengidentifikasi sedikit lebih setengahnya kasus *negatif*, serta nilai F1-Score *negatif* yang rendah di (0.60) mengidentifikasi bahwa kinerja keseluruhan untuk kelas *negatif* masih perlu ditingkatkan terutama karena *recall* yang rendah dan untuk F1-score kasus *positif* di (0.82) menunjukkan keseimbangan yang sangat baik antara *precision* dan *recall* untuk kelas *positif*. Jika dilihat dari hasil *Classification* model *Support Vector Machine* RBF lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentiment (*Positif*).

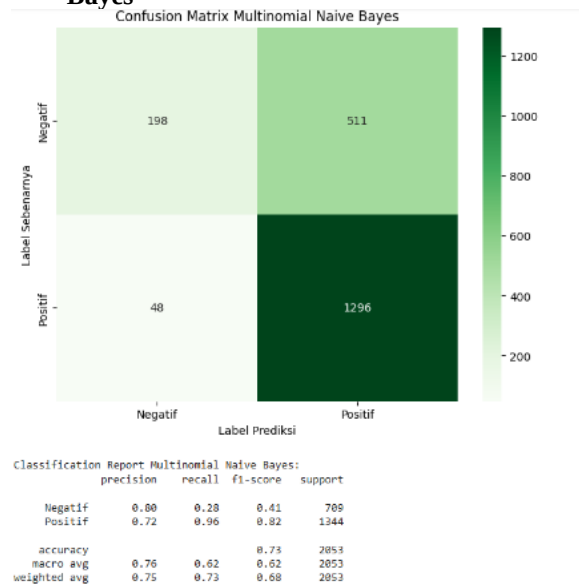
4.8. Hasil Confusion Matrix Support Vector Machine Linear



Gambar 8. Confusion Matrix Support Vector Machine Linear

Berdasarkan gambar 9 merupakan hasil klasifikasi model SVM dengan kernel linear, model ini juga menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi serupa dengan model SVM dengan kernel RBF sebelumnya. Dengan nilai *accuracy* yang tinggi di 74.9% menunjukkan bahwa model ini mampu memprediksi kelas *positif* dengan benar untuk sebagian besar data, *recall positif* di (0.85) menunjukkan kemampuan yang baik dalam meminimalisir *False negative* meskipun sedikit lebih rendah dari SVM RBF, dan untuk *precision positif* sama dengan SVM RBF di (0.78), model ini juga kesulitan dalam memprediksi kelas '*Negatif*' dengan *recall* hanya (0.55), dan F1-score untuk kelas *negatif* di (0.60) yang mengidentifikasi kinerja belum optimal untuk kelas ini.

4.9. Hasil Confusion Matrix Multinomial Naïve Bayes



Gambar 9. Confusion Matrix Multinomial Naïve Bayes

Berdasarkan gambar 10 merupakan hasil evaluasi Confusion Matrik Multinomial Naïve Bayes dalam gambar ini menunjukan kinerja yang sangat berbeda dibandingkan dengan kedua model SVM. Dengan nilai *accuracy* sekitar 72.8% menunjukan bahwa model ini mampu memprediksi kelas *positif*, kemampuan yang paling mencolok untuk mengidentifikasi kelas *positif* dengan nilai *recall* kelas *positif* sebesar (0.96 *True Positive*), model ini berhasil menemukan hampir semua kasus positif yang sebenarnya karena hanya 48 *False Negative* dari 1344 total *positif* dan nilai *F1-score* yang kuat untuk kelas *positif* di (0.82). Tetapi *recall* kelas *negatif* sangat rendah hanya (0.28) yang berarti model hanya berhasil mengidentifikasi 28% dari kasus *negatif* yang sebenarnya, serta nilai *precision negatif* yang sangat rendah juga di (0.28). dan *F1-score* untuk kelas *negatif* yang sangat rendah di (0.41) mengkonfirmasi bahwa kinerja model ini sangat buruk untuk kelas '*Negatif*'.

4.10. Perbandingan Confusion Matrix MNB dan SVM (Linear dan RBF)

Jika kita bandingkan hasil *Confusion* Matrik MNB dengan *Confusion* Matrik SVM (linear dan RBF) ini memiliki hasil :

Tabel 5. Hasil Confusion Matrix

	SVM (RBF)	SVM (Linear)	NBC Multinomial
Accuracy	0.7565	0.7487	0.7277
Precision (Weighted Avg)	0.75	0.74	0.75
Recall (Weighted Avg)	0.76	0.75	0.73
F1-Score (Weighted Avg)	0.75	0.74	0.68

	SVM (RBF)	SVM (Linear)	NBC Multinomial
Recall Negative	0.54	0.55	0.28
Recall positive	0.87	0.85	0.96
Precision Negative	0.69	0.66	0.28
Precision Positive	0.78	0.78	0.72
F1-score Negative	0.60	0.60	0.41
F1-score Positive	0.82	0.82	0.82
False Positive	329	316	511
False Negative	171	200	48
True Positive	1173	1144	1296
True Negative	380	393	198

Berdasarkan Tabel 5, dapat disimpulkan bahwa model *Support Vector Machine* (RBF) menunjukkan keunggulan secara keseluruhan dengan tingkat akurasi tertinggi di 0.75. Analisis lebih lanjut menunjukkan bahwa meskipun presisi kelas *positif* pada kedua model SVM (RBF dan Linear) sama-sama tinggi (0.78), terdapat pertukaran kinerja yang signifikan pada metrik *recall*. *Multinomial Naïve Bayes* memiliki *recall* kelas *positif* yang sangat superior (0.96), namun performanya sangat lemah pada kelas *negatif* dengan *recall* hanya 0.28, jauh di bawah kedua model SVM (0.54-0.55). Perbedaan ini juga tercermin pada *F1-Score*, di mana ketiga model efektif untuk kelas *positif* (0.82), tetapi SVM lebih unggul untuk kelas *negatif* (0.60) dibandingkan MNB (0.41). Dari sisi keseimbangan kesalahan, model SVM jauh lebih seimbang, sedangkan MNB menunjukkan ketidakseimbangan signifikan dengan *False Positive* yang tinggi (316) dan *False Negative* (171) yang rendah.

Setelah menganalisis ketiga model, yaitu *Support Vector Machine* (RBF), *Support Vector Machine* (linear), dan *Multinomial Naïve Bayes*, dapat disimpulkan bahwa *Support Vector Machine* (RBF) menunjukkan performa yang secara keseluruhan sedikit lebih unggul atau kompetitif dibandingkan kedua model *Support Vector Machine* Linear dan *Multinomial Naïve Bayes* dalam klasifikasi pada dataset ini.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa dari 6.841 opini terkait fitur COD di Shopee, sentimen cenderung positif, dan model *Support Vector Machine* dengan kernel RBF terbukti paling unggul dengan akurasi 75%. Meskipun demikian, ditemukan kelemahan signifikan pada semua model dalam mengidentifikasi sentimen *negatif* secara akurat, yang terlihat dari nilai *recall* kelas *negatif* yang rendah (0.54 untuk SVM RBF dan 0.28 untuk MNB). Oleh karena itu, untuk penelitian selanjutnya, sangat disarankan untuk fokus pada penanganan data yang tidak

seimbang dengan menerapkan teknik seperti *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) guna meningkatkan kemampuan model dalam mengenali kelas minoritas. Selain itu, direkomendasikan untuk mengeksplorasi metode ekstraksi fitur yang lebih canggih di luar TF-IDF, seperti *word embeddings* atau model berbasis transformer, untuk menangkap nuansa sentimen negatif dengan lebih baik, serta menerapkan *Cross-Validation* untuk memastikan evaluasi kinerja model yang lebih robus dan dapat diandalkan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. S. N. Ahmad Naufal Dzulfaroh, "Marak Kasus COD Belanja Online, Ini Kata Shopee, Tokopedia, hingga YLKI," <https://www.kompas.com/tren/read/2021/05/21/084500965/marak-kasus-cod-belanja-online-ini-kata-shopee-tokopedia-hingga-ylki?page=all>.
- [2] Shopee, "[Bayar di Tempat] Mengapa saya tidak bisa membayar menggunakan metode pembayaran COD (Bayar di Tempat)?," [https://help.shopee.co.id/portal/4/article/72041-\[Bayar-di-Tempat\]-Mengapa-saya-tidak-bisa-membayar-menggunakan-metode-pembayaran-COD-\(Bayar-di-Tempat\)](https://help.shopee.co.id/portal/4/article/72041-[Bayar-di-Tempat]-Mengapa-saya-tidak-bisa-membayar-menggunakan-metode-pembayaran-COD-(Bayar-di-Tempat)).
- [3] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, Oct. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
- [4] R. Tiniges, A. Triayudi, and I. D. Sholihati, "Analisis Sentimen Terhadap Layanan Indihome Berdasarkan Twitter Dengan Metode Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, vol. 4, no. 3, p. 650, Jul. 2020, doi: 10.30865/mib.v4i3.2181.
- [5] F. Shofiya, D. Arifianto, M. Kom, H. Azizah, A. Faruq, and M. Pd, "PERBANDINGAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) DAN MULTINOMIAL NAIVE BAYES (MNB) DALAM KLASIFIKASI ABSTRAK TUGAS AKHIR (STUDI KASUS: FAKULTAS TEKNIK UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH JEMBER)."
- [6] Z. Munawar, M. Kom, and N. I. Putri, "KEAMANAN JARINGAN KOMPUTER PADA ERA BIG DATA."
- [7] R. Subekti et al., *Transformasi Digital: Teori & implementasi Menuju Era Society 5.0*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [8] S. Rifky et al., *Artificial Intelligence: Teori dan Penerapan AI di Berbagai Bidang*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [9] Oryza Habibie Rahman, Gunawan Abdillah, and Agus Komarudin, "Klasifikasi Ujaran Kebencian pada Media Sosial Twitter Menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, Feb. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2700.
- [10] * Salsabila et al., "Implementasi Model Support Vector Machine Dalam Analisa Sentimen Masyarakat Mengenai Kebijakan Penerapan Aplikasi Mypertamina," *BRIDGE*, no. 2, pp. 176–193, 2024, doi: 10.62951/bridge.v2i2.180.
- [11] S. Rabbani, D. Safitri, N. Rahmadhani, A. A. F. Sani, and M. K. Anam, "Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 3, no. 2, pp. 153–160, Oct. 2023, doi: 10.57152/malcom.v3i2.897.
- [12] H. Judul, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PRODUK SKINCARE MENGGUNAKAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE (STUDI KASUS: FORUM FEMALE DAILY)," 2021.
- [13] T. Risa Dewanti and R. Prathivi, "IMPLEMENTASI METODE SVM UNTUK KLASIFIKASI PENYAKIT STUNTING BAYI," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (JINTEKS) Hal*, vol. 7, no. 1, pp. 101–106, 2025.
- [14] M. R. Fahlevvi, "Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Aplikasi Pejabat Pengelola Informasi dan Dokumentasi Kementerian Dalam Negeri Republik Indonesia di Google Playstore Menggunakan Metode Support Vector Machine," *Jurnal Teknologi dan Komunikasi Pemerintahan*, vol. 4, no. 1, pp. 1–13, 2022, [Online]. Available: <http://ejournal.ipdn.ac.id/JTKP>,
- [15] Z. Gaa Ngilo, "ANALISIS SENTIMEN OPINI PENGGUNA TWITTER PADA APLIKASI BIBIT MENGGUNAKAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES," *JTS*, vol. 2, no. 1.
- [16] I. Amirulloh, M. W. Pertiwi, and T. Wibisono, "RANCANG BANGUN CHATBOT WHATSAPP MENGGUNAKAN NODE JS DAN MODEL NATURAL LANGUAGE PROCESSING UNTUK LAYANAN PPDB SMK YPC TASIKMALAYA," *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 1, Jan. 2024, doi: 10.23960/jitet.v12i1.3846.
- [17] A. Dwiyooga Widianoro Mustafid Ridwan Sanjaya, *PENGANTAR NLP DAN TOPIK MODEL LDA SAMPUL DALAM*. 2024.
- [18] D. A. Ohyver, S. Sa'dianoor, S. Junaidi, and R. Adawiyah, *Buku Ajar Kecerdasan Buatan*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2024.
- [19] Suci Amaliah, M. Nusrang, and A. Aswi, "Penerapan Metode Random Forest Untuk Klasifikasi Varian Minuman Kopi di Kedai Kopi Konijiwa Bantaeng," *VARIANSI: Journal of Statistics and Its application on Teaching and Research*, vol. 4, no. 3, pp. 121–127, Dec. 2022, doi: 10.35580/variensiunm31.

- [20] Junif, "30/34 | 1) Dwi Sidik Permana, 2) Astried Silvanie," 2021.
- [21] S. Ridwan Hidayat, "SENTIMEN ANALISIS PENGGUNA PRODUK PONSEL MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES," 2024.
- [22] F. R. Lumbanraja *et al.*, "Implementasi Support Vector Machine dalam Memprediksi Harga Rumah pada Perumahan di Kota Bandar Lampung," 2021.
- [23] A. Jefiza *et al.*, "Klasifikasi Wajah Manusia Menggunakan Multi Layer Perceptron," 2023.
- [24] T. A. E. Putri, T. Widiharih, and R. Santoso, "PENERAPAN TUNING HYPERPARAMETER RANDOMSEARCHCV PADA ADAPTIVE BOOSTING UNTUK PREDIKSI KELANGSUNGAN HIDUP PASIEN GAGAL JANTUNG," *Jurnal Gaussian*, vol. 11, no. 3, pp. 397–406, Jan. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.3.397-406.
- [25] A. Fatunnisa and H. Marcos, "Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Siswa SMK Teknik Komputer Menggunakan Algoritma Random Forest," *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 14, no. 1, pp. 101–111, Apr. 2024, doi: 10.34010/jamika.v14i1.12114.
- [26] N. Uly, H. Hendry, and A. Iriani, "CNN-RNN Hybrid Model for Diagnosis of COVID-19 on X-Ray Imagery," *Digital Zone: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 14, no. 1, pp. 57–67, May 2023, doi: 10.31849/digitalzone.v14i1.13668.
- [27] S. Liang, "Comparative Analysis of SVM, XGBoost and Neural Network on Hate Speech Classification," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 5, pp. 896–903, 2021.
- [28] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *Jurnal KomtekInfo*, pp. 1–7, Jan. 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [29] K. N. Bayes *et al.*, "SINTECH Journal | 147", [Online]. Available: <https://doi.org/10.31598>