

ANALISIS SENTIMEN ULASAN *E-COMMERCE* SHOPEE PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN *MACHINE LEARNING*

Meilinda Xanderina¹⁾, Adam Aditya Nafil²⁾, Arvin Ardianto Putra³⁾, Viktor Handrianus Pranatawijaya⁴⁾, Ressa Priskila⁵⁾.

^{1,2,3,4,5} Fakultas Teknik, Universitas Palangka Raya

email: meilindapl@gmail.com, galaxy.adam.s4@gmail.com, arvinrico33@gmail.com, viktorhp@it.upr.ac.id, ressa@it.upr.ac.id

Abstract

With increasingly advanced technology nowadays, it become easier for people to shop. Previously we had to shop in person, now thanks to technology we can shop online with E-Commerce. E-Commerce provides an opportunity for producers to promote their products to be more accessible and makes it easier for consumers to share activities such as shopping and providing reviews. Reviews play an important role in a product, especially in building consumer confidence in choosing the desired product. Therefore, sentiment analysis is needed to help choose an E-Commerce application. Here the author will carry out Sentiment Analysis using Machine Learning. The purpose of this research is to conclude and identify whether a review is a positive review or a negative review. The algorithm used in this research is Naïve Bayes and Decision Tree using TF-IDF. The research results obtained are that the Naïve Bayes algorithm has higher accuracy with an accuracy of 0.88 or around 88%, and the negative label has a precision prediction result of 0.87, recall has 1.00, fi-score has 0.93, and finally with support 26, while the positive label with precision prediction results has 1.00, recall has 0.33, fi-score has 0.50, and the last one has support 6.

Keywords: *E-Commerce, Google Play Store, Machine Learning, Naïve Bayes, Decision Tree.*

1. PENDAHULUAN

Hadirnya internet yang tersedia di *smartphone* semakin memudahkan aktivitas. Ini termasuk berbelanja *online* dengan jarak yang jauh. Belanja *online* menjadikan belanja lebih mudah bagi konsumen dan produsen [1]. *E-commerce* merupakan salah satu tempat belanja *online* dan tempat berlangsungnya kegiatan bisnis dan transaksi antara pembeli dan penjual [2]. Pada *E-Commerce* konsumen dapat mencari barang yang disukai dan diinginkan. Berdasarkan data yang terdapat pada Peta *E-Commerce* Indonesia, menunjukkan bahwa Shopee merupakan *E-Commerce* nomor satu dengan jumlah pengunjung bulanan terbanyak di Indonesia pada kuartal pertama tahun 2024 dengan jumlah sebesar 131 juta pengunjung [3].

Pada saat menggunakan *E-Commerce*, pengguna memiliki opsi untuk memberika ulasan setelah merasakan penggunaan dari *E-Commerce* tersebut. Ulasan bisa terdiri dari bintang dan isi komentar ulasan tentang kritik

maupun pujian. Ulasan kepuasan pengguna terhadap *E-Commerce* dapat dimanfaatkan dan digunakan Shopee untuk mengevaluasi cara menetapkan tujuan perusahaan dan memeriksa kinerja perusahaan [4].

Pemilihan Shopee sebagai objek penelitian analisis sentimen masyarakat adalah karena popularitasnya yang mendominasi pasar *E-Commerce* di Indonesia. Oleh karena itu dengan kepopulerannya maka diperlukan analisis sentimen publik untuk memahami tingkat kepuasan dan kepercayaan pengguna terhadap platform ini [5].

Dengan adanya sistem analisis sentimen diharapkan agar masyarakat dapat mempromosikan suatu produk pada *marketplace* untuk mengetahui umpan balik terhadap produk yang dipromosikan dan untuk mengetahui opini yang disampaikan oleh pengguna *marketplace* terhadap produk yang ditawarkan [6].

Analisis sentimen dapat digunakan untuk mempelajari pandangan, perilaku atau emosi seseorang dalam mengungkapkan pendapat. Besarnya dampak serta manfaat analisis sentimen

telah menyebabkan pertumbuhan pesat pada penelitian dan aplikasi berdasarkan analisis sentimen [7]. Suatu pendapat mewakili hampir semua aktivitas manusia karena pendapat dapat mempengaruhi terhadap perilaku seseorang. Setiap seseorang perlu membuat keputusan maka diperlukan pendapat orang lain [8].

Analisis ulasan dapat dengan mudah dilakukan dengan melihat ulasan jumlah bintang yang diberikan oleh pengguna, namun jumlah bintang tersebut mungkin tidak mencerminkan isi ulasan secara keseluruhan. Maka harus melihat semua konten komentar ulasan untuk memahami tujuan ulasan secara keseluruhan dapat membaca ulasan satu per satu dan menganalisisnya secara manual, namun jika memiliki ulasan dalam jumlah banyak, akan lebih cepat jika menggunakan sistem analisis sentimen. Tujuan dari analisis sentimen yaitu untuk mengetahui opini seseorang ke arah positif atau negative yang nantinya dapat digunakan untuk pengambilan keputusan [9].

Machine learning adalah bidang interdisipliner yang luas yang dibangun atas konsep dari ilmu computer, statistic, ilmu kognitif, teknik, teori pengoptimalan dan banyak disiplin matematika dan sains[10]. *Machine learning* dapat digunakan untuk mengubah data gambar menjadi hasil klasifikasi berupa prediksi[11].

Proses klasifikasi dalam analisis sentimen dapat dilakukan dengan berbagai algoritma, diantaranya yaitu *Naïve Bayes* dan *Decision Tree*. Metode klasifikasi *Naïve Bayes* merupakan metode klasifikasi berdasarkan probabilitas dan teorema bayes (aturan bayes) dengan asumsi indenpendensi yang kuat [12]. Algoritma *Naïve Bayes* dipilih karena memiliki ketepatan dalam pemrosesan dan akurasi yang cukup tinggi bila digunakan pada data yang banyak dan beragam [13].

Metode *Naïve Bayes* bekerja sangat baik disbanding dengan model *classifier* lain. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde Stone dalam jurnalnya “*Naïve Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages*”

mengatakan bahwa “*Naïve Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik disbanding model *classifier* lainnya” [14].

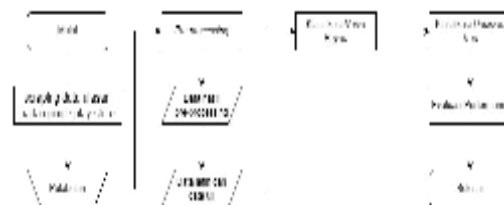
Decision Tree adalah metode yang kuat dan populer untuk klasifikasi dan prediksi. Metode ini mengubah data yang besar menjadi *Decision Tree* yang mencerminkan aturan. Aturan-aturan yang dapat dengan mudah dimengerti menggunakan Bahasa alami dan juga dapat diekspresikan dalam bentuk bahasa basis data seperti *Structured Query Language* (SQL) untuk mencari catatan dalam kategori tertentu [15].

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah skema pembobotan yang digunakan dalam pemrosesan bahasa alami untuk menetapkan bobot pada *term* dalam dokumen berdasarkan kepentingan atau keinformatifannya [16].

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memberikan informasi mengenai ulasan layanan yang diberikan *E-Commerce* Shopee lalu mengkategorikan ulasan-ulasan tersebut ke sentimen positif atau negatif. Serta untuk memahami persepsi dan pengalaman pengguna secara keseluruhan dengan menganalisis pola dan kecenderungan sentimen dari ulasan-ulasan tersebut.

2. METODE PENELITIAN

Metode penelitian dalam analisis sentimen ulasan *E-Commerce* Shopee pada Google Play Store menggunakan pendekatan *Natural Language Processing* (NLP) dengan diagram alur pada Gambar 1. Tahapan pada diagram alur ini awal penelitiannya yaitu dengan mengumpulkan data ulasan pengguna pada Google Play Store. Ulasan yang dikumpulkan akan melalui tahapan pelabelan dan *pre-processing*. Pada data hasil *pre-processing* dibagi menjadi data pelatihan dan data pengujian. Selanjutnya perhitungan pembobotan TF-IDF dengan klasifikasi *Naïve Bayes* dan *Decision Tree*.



Gambar 1. Alur Diagram Penelitian.

1. Collecting Data

sejumlah 156 data ulasan. Ulasan tersebut dibagi menjadi komposisi 80:20 data, 80% sebagai data latih dan 20% sebagai data uji. Kemudian dilakukan klasifikasi algoritma. Contoh data ulasan yang dihasilkan setelah *scraping* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil *Scraping*

<i>Content</i>	<i>Score</i>
Belanja mudah. Secara umum murah. Asal pinter memilih. Meski ada yg bilang tidak semurah toko sebelah. Tp insyaallah aman. Barang aman. <i>Return</i> mudah. Yang penting keamanan belanja.	5
Aplikasi shopee skrg gk aman dan nyaman... Setiap buka aplikasi shopee yg pertama muncul selalu shopee <i>live</i> nya dulu yg terbuka otomatis. Saya merasa terganggu.	1

Setelah data ulasan hasil *scraping* didapatkan, selanjutnya melakukan tahapan *labeling* untuk membagi label yang sesuai dengan rating ulasan yang dibagi menjadi dua yakni kategori positif dan kategori negatif. Dimana untuk mendapatkan kategori ulasan positif diperlukan 4 sampai 5 bintang sedangkan untuk mendapatkan kategori ulasan negatif diperlukan 1 sampai 2 bintang. Contoh tahapan pada *labeling* dapat dilihat pada Tabel 2 berikut.

Tabel 2. Hasil *Labeling*

<i>Content</i>	<i>Score</i>	<i>Label</i>
Belanja mudah. Secara umum murah. Asal pinter memilih. Meski ada yg bilang tidak semurah toko sebelah. Tp insyaallah aman. Barang aman. <i>Return</i>	5	Positif

mudah. Yang penting keamanan belanja.		
Aplikasi shopee skrg gk aman dan nyaman... Setiap buka aplikasi shopee yg pertama muncul selalu shopee <i>live</i> nya dulu yg terbuka otomatis. Saya merasa terganggu.	1	Negatif

Setelah data ulasan hasil *scraping* dan *labeling* didapatkan, selanjutnya melakukan tahapan *cleaning* dan *case folding*. Tahapan ini akan menghilangkan semua simbol dan *emoticon* pada teks dan merubah semua kata pada ulasan menjadi huruf kecil semua. Contoh tahapan pada *cleaning* dan *case folding* dapat dilihat pada Tabel 3 berikut.

Tabel 3. *Cleaning* dan *Case Folding*

<i>Content</i>	<i>Text Cleaning dan Case Folding</i>
Belanja mudah. Secara umum murah. Asal pinter memilih. Meski ada yg bilang tidak semurah toko sebelah. Tp insyaallah aman. Barang aman. <i>Return</i> mudah. Yang penting keamanan belanja.	belanja mudah secara umum murah asal pinter memilih meski ada yg bilang tidak semurah toko sebelah tp insyaallah aman barang aman <i>return</i> mudah yang penting keamanan belanja
Aplikasi shopee skrg gk aman dan nyaman... Setiap buka aplikasi shopee yg pertama muncul selalu shopee <i>live</i> nya dulu yg terbuka otomatis. Saya merasa terganggu.	aplikasi shopee skrg gk aman dan nyaman setiap buka aplikasi shopee yg pertama muncul selalu shopee <i>live</i> nya dulu yg terbuka otomatis saya merasa terganggu

Tahapan selanjutnya yang akan dilakukan yaitu tahapan *stopword removal* yang nantinya akan dilakukan penghapusan kata yang tidak memiliki arti atau makna dari objek yang telah ditentukan. Contoh tahapan *stopword removal* dapat dilihat pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. *Stopword Removal*

<i>Content</i>	<i>Text Stopword Removal</i>
belanja mudah secara umum	belanja mudah murah pinter
murah asal pinter	memilih yg bilang
memilih meski ada	semurah toko
yg bilang tidak	sebelah tp
semurah toko	insyaallah aman
sebelah tp	barang aman <i>return</i>
insyaallah aman	mudah keamanan
barang aman <i>return</i>	belanja
mudah yang penting keamanan	
belanja aplikasi shopee	aplikasi shopee
skrg gk aman dan nyaman setiap buka	skrg gk aman nyaman buka
aplikasi shopee yg pertama muncul	aplikasi shopee yg muncul shopee <i>live</i>
selalu shopee live	nya yg terbuka
nya dulu yg terbuka	otomatis terganggu
otomatis saya merasa terganggu	

Setelah data ulasan sudah bersih dari hal-hal yang mengganggu, maka selanjutnya akan melakukan tahapan *tokenizing* yang merupakan tahap pemotongan kata berdasarkan tiap kata yang menyusunnya menjadi potongan tunggal. Kata dalam dokumen yang dimaksud adalah kata yang dipisah oleh spasi. Sehingga hasil dari tahap ini merupakan kata tunggal. Contoh tahapan *tokenizing* dapat dilihat pada Tabel 5 berikut.

Tabel 5. *Tokenizing*

<i>Content</i>	<i>Text Tokenizing</i>
belanja mudah	“belanja”, “mudah”,
murah pinter	“murah”, “pinter”,

memilih yg bilang	“memilih”, “yg”,
semurah toko	“bilang”, “semurah”,
sebelah tp	“toko”, “sebelah”,
insyaallah aman	“tp”, “insyaallah”,
barang aman	“aman”, “barang”,
<i>return</i> mudah	“aman”, “ <i>return</i> ”,
keamanan belanja	“mudah”, “keamanan”, “belanja”
aplikasi shopee	“aplikasi”, “shopee”,
skrg gk aman	“skrg”, “gk”,
nyaman buka	“aman”, “nyaman”,
aplikasi shopee yg	“buka”, “aplikasi”,
muncul shopee	“shopee”, “yg”,
<i>live</i> nya yg	“muncul”, “shopee”,
terbuka otomatis	“ <i>live</i> ”, “nya”, “yg”,
terganggu	“terbuka”, “otomatis”, “terganggu”

Peleyeksian kata pada data ulasan telah dilakukan, tahapan terakhir yang dilakukan yaitu *stemming*, tahapan ini merubah kalimat yang sebelumnya tidak baku menjadi bentuk baku dan menghilangkan imbuhan. Contoh tahapan *stemming* dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

Tabel 6. *Stemming*

<i>Content</i>	<i>Text Stemming</i>
“belanja”, “mudah”,	belanja mudah
“murah”, “pinter”,	murah pinter pilih
“memilih”, “yg”,	yg bilang murah
“bilang”, “semurah”,	toko belah tp
“toko”, “sebelah”,	insyaallah aman
“tp”, “insyaallah”,	barang aman
“aman”, “barang”,	<i>return</i> mudah
“aman”, “ <i>return</i> ”,	aman belanja
“mudah”,	
“keamanan”, belanja”	
“aplikasi”, “shopee”,	aplikasi shopee
“skrg”, “gk”, “aman”,	skrg gk aman
“nyaman”, “buka”,	nyaman buka
“aplikasi”, “shopee”,	aplikasi shopee yg
“yg”, “muncul”,	muncul shopee
“shopee”, “ <i>live</i> ”,	<i>live</i> nya yg buka
“nya”, “yg”,	otomatis ganggu
“terbuka”,	
“otomatis”,	
“terganggu”	

Ketika semua tahapan pra-pemrosesan telah dilalui dengan beberapa cara, seperti *cleaning*, *case col ding*, *stopword removal*, *tokenizing* dan *stemming*. Kolom yang terdapat di *content* ialah data ulasan asli yang sudah *discrapping*. Bintang nilai yang diberikan oleh pengguna terhadap *E-Commerce* Shopee disebut kolom *score*. Kolom label ialah sentimen ulasan-ulasan negatif maupun positif yang diberikan pengguna terhadap *E-Commerce* Shopee, yang mana lada label ini menunjukkan puas atau tidaknya pengguna atas *E-Commerce* Shopee. Kolom pada *cleaning* dan *case folding* memperlihatkan hasil akhir ketika *cleaning* dan *case folding* telah dilakukan, seperti pada kalimat “Semoga Shopee semakin maju semakin sukses yaã” menjadi “semoga shopee semakin maju semakin sukses ya” agar kalimat terlihat lebih tertata dan bersih. Kemudian kolom pada *stopword removal*, seperti pada kalimat “putih dan hitam” menjadi “putih hitam”. Imbuhan “dan” akan dihilangkan di tahap ini. Kolom *tokenizing* ialah kolom yang menunjukkan kalimat yang diberi label per-kata. Kemudian kolom pada *stemming* ialah kolom hasil akhir setelah dilakukannya *stemming*, seperti kata “mengantarkan” menjadi “antar”.

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) Menggunakan Metode Algoritma Naïve Bayes dan Decision Tree

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.92	1.00	0.96	26
positif	0.33	0.33	0.33	6
accuracy			0.66	32
macro avg	0.64	0.67	0.67	< >
weighted avg	0.59	0.68	0.63	32

Gambar 2. Perhitungan Naïve Bayes.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	0.33	0.00	0.00	26
positif	0.98	0.98	0.98	6
accuracy			0.64	32
macro avg	0.65	0.60	0.62	32
weighted avg	0.81	0.81	0.81	32

Gambar 3. Perhitungan Decision Tree.

Pada Gambar 2 di atas, dapat dilihat dalam perhitungan Naïve Bayes bahwa label negatif dengan hasil prediksi *precision*

memiliki 0.87, *recall* memiliki 1.00, *f1-score* memiliki 0.93, dan yang terakhir dengan *support* 26, sedangkan label positif dengan hasil prediksi *precision* memiliki 1.00, *recall* memiliki 0.33, *f1-score* memiliki 0.50, dan yang terakhir dengan *support* 6. Akurasi pada perhitungan *Naïve Bayes* ini memiliki akurasi yaitu 0.88 atau sekitar 88%.

Selanjutnya pada perhitungan *Decision Tree* menyatakan bahwa label negatif dengan hasil prediksi *precision* memiliki 0.88, *recall* memiliki 0.88, *f1-score* memiliki 0.88, dan yang terakhir dengan *support* 26, sedangkan label positif dengan hasil prediksi *precision* memiliki 0.50, *recall* memiliki 0.50, *f1-score* memiliki 0.50, dan yang terakhir dengan *support* 6. Akurasi pada perhitungan *Decision Tree* ini memiliki akurasi yaitu 0.81 atau sekitar 81%.

Hasil perhitungan yang didapatkan menunjukkan bahwa pendekatan TF-IDF yang diterapkan pada pra-pemrosesan data ulasan menghasilkan model yang efektif dalam mendeteksi pola signifikan dalam ulasan. Model ini dapat melakukan prediksi dengan tingkat akurasi yang tinggi. Dengan kata lain, model ini dapat memberikan hasil yang andal saat mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif[20].

Visualisasi Dengan Menggunakan Word Cloud

Visualisasi pada data ulasan penelitian ini terdapat dua *Word Cloud* yang akan ditampilkan yaitu:

- 1. *Word Cloud* Positif



Gambar 4. Word Cloud Positif.

Pada gambar 4 menunjukkan visualisasi data *Word Cloud* positif. *Word Cloud* ini dibuat dengan merangkai berbagai kata dalam ukuran dan ketebalan yang berbeda-beda, membentuk sebuah

pola tulisan yang mencolok dan menarik perhatian. Beberapa kata yang sering muncul seperti “barang”, “bisa”, “dan”, “yang”, “aplikasi”, “belanja”, “shopee”, “ada”, “saya” dan “sangat”. Kemudian terdapat juga kata-kata positif, seperti “bagus”, “aman”, “mau”, “membantu”, “banget”, “tolong” “sesuai”, dan “lebih”. Kata-kata ini mencerminkan berbagai ulasan yang terkait dengan pengalaman berbelanja secara *online*, mulai dari promosi, metode pembayaran, biaya pengiriman, hingga kenyamanan dan tren belanja dari rumah.

2. Word Cloud Negatif



Gambar 5. Word Cloud Negatif

Seperti yang ditampilkan pada Gambar 5, beberapa ulasan dengan label negatif memperjelas beberapa kata kunci utama seperti “ada”, “gak”, “shopee”, “barang”, “tolong”, “tidak”, “yang”, “sama”, “dari”, “buat”, dan sebagainya. Kata “kecewa” menunjukkan pembeli menerima keadaan yang tidak cocok dengan harapannya dan jumlah produk atau spesifikasi produk yang dikirim tidak sesuai dengan apa yang dipesan oleh pembeli.

Jika diamati maka akan ditemukan kata-kata seperti “pembeli”, “kurir”, “padahal”, “sesuai”, “pesanan”, “pihak”, “alamat”, “cod”, “pembayaran” dan sebagainya. Kata-kata ini mencerminkan berbagai proses dalam berbelanja *online*, mulai dari pencarian produk, pembayaran, pengiriman, pelayanan

pelanggan, hingga pengalaman pada saat pembelian. Kesimpulannya, ulasan negatif tersebut mengindikasikan bahwa ada ketidakcocokan antara harapan pengguna terhadap E-Commerce Shopee.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan pada ulasan aplikasi *E-Commerce* Shopee di Google Play Store, dengan mengimplementasikan *Natural Language Processing* (NLP) dan *Machine Learning*, label negatif memiliki hasil prediksi *precision* memiliki 0.87, *recall* memiliki 1.00, *f1-score* memiliki 0.93, dan yang terakhir dengan *support* 26, sedangkan label positif dengan hasil prediksi *precision* memiliki 1.00, *recall* memiliki 0.33, *f1-score* memiliki 0.50, dan yang terakhir dengan *support* 6. Dengan akurasi 0.88 atau sekitar 88%. Kesimpulan dari hasil analisis diatas ialah ulasan negatif mendominasi pada *E-Commerce* Shopee. Banyaknya ulasan negatif tersebut secara langsung memperlihatkan banyak pengguna yang tidak puas dengan fitur-fitur atau layanan yang diberikan oleh *E-Commerce* Shopee.

Ulasan negatif memberikan dampak yang cukup berat, karena dapat membuat para pengguna tidak mau menggunakan *E-Commerce* itu lagi atau membuat calon pengguna baru menjadi enggan untuk menggunakan *E-Commerce* tersebut.

Maka dari itu, hal yang harus dilakukan oleh pihak pengembang *E-Commerce* Shopee terhadap ulasan-ulasan negatif itu ialah melakukan evaluasi serta perbaikan secara menyeluruh dengan cara mengambil masukan, kritik, dan saran para pengguna. Hasil dari penelitian diatas bisa menjadi wawasan untuk para perusahaan *E-Commerce* seperti Shopee, atas sentimen pengguna terhadap layanan yang diberikan, selain itu dapat digunakan juga untuk meningkatkan kualitas layanan dan kepuasan pengguna. Dari penelitian ini juga memperlihatkan bahwa NLP dan *Machine Learning* dalam analisis sentimen bisa menjadi alat efektif yang memahami pendapat pengguna atas suatu produk dan layanan digital.

5. REFERENSI

- [1] A. Juhria, N. Meinitasari, F. I. Fauzi, and A. Yusuf, “Pengaruh e-service quality

- terhadap kepuasan pelanggan di aplikasi e-commerce shopee,” *J. Manaj.*, vol. 13, no. 1, pp. 55–62, 2021.
- [2] A. K. Putra, R. D. Nyoto, and H. S. Pratiwi, “17991-53021-4-Pb (1),” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 22–26, 2017.
- [3] IPrice, “Peta E_Commerce Indonesia.” <https://iprice.co.id/insights/mapofecommerce/>. Diakses tanggal 6 Maret 2024
- [4] M. R. Firdaus, F. M. Rizki, F. M. Gaus, and I. K. Susanto, “Analisis Sentimen Dan Topic Modelling Dalam Aplikasi Ruangguru,” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 1, p. 66, 2020, doi: 10.30645/j-sakti.v4i1.188.
- [5] I. Habib Kusuma and N. Cahyono, “Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan E-Commerce Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 3, pp. 302–307, 2023.
- [6] E. Laia and M. Yamin, “Penerapan Algoritma Naïve Bayes dalam Menganalisis Sentimen pada Review Pengguna E-Commerce,” *Media Online*, vol. 4, no. 1, pp. 305–316, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1186.
- [7] A. Oktian Permana and Sudin Saepudin, “Perbandingan algoritma k-nearest neighbor dan naïve bayes pada aplikasi shopee,” *J. CoSciTech (Computer Sci. Inf. Technol.*, vol. 4, no. 1, pp. 25–32, 2023, doi: 10.37859/coscitech.v4i1.4474.
- [8] T. J. et al James W, Elston D, “濟無 No Title No Title No Title,” *Andrew’s Dis. Ski. Clin. Dermatology.*, pp. 10–29, 20AD.
- [9] A. D. Adhi Putra, “Analisis Sentimen pada Ulasan pengguna Aplikasi Bibit Dan Bareksa dengan Algoritma KNN,” *JATISI (Jurnal Tek. Inform. dan Sist. Informasi)*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021, doi: 10.35957/jatisi.v8i2.962.
- [10] N. L. P. C. Savitri, R. A. Rahman, R. Venyutzky, and N. A. Rakhmawati, “Analisis Klasifikasi Sentimen Terhadap Sekolah Daring pada Twitter Menggunakan Supervised Machine Learning,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 7, no. 1, pp. 47–58, 2021, doi: 10.28932/jutisi.v7i1.3216.
- [11] C. Chazar and M. H. Rafsanjani, “Penerapan Teachable Machine Pada Klasifikasi Machine Learning Untuk Identifikasi Bibit Tanaman,” *Pros. Semin. Nas. Inov. dan Adopsi Teknol.*, vol. 2, no. 1, pp. 32–40, 2022, doi: 10.35969/inotek.v2i1.207.
- [12] L. Ardiani, H. Sujaini, and T. Tursina, “Implementasi Sentiment Analysis Tanggapan Masyarakat Terhadap Pembangunan di Kota Pontianak,” *J. Sist. dan Teknol. Inf.*, vol. 8, no. 2, p. 183, 2020, doi: 10.26418/justin.v8i2.36776.
- [13] S. N. J. Fitriyyah, N. Safriadi, and E. E. Pratama, “Analisis Sentimen Calon Presiden Indonesia 2019 dari Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Naive Bayes,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 5, no. 3, p. 279, 2019, doi: 10.26418/jp.v5i3.34368.
- [14] J. Sihombing, “Klasifikasi Data Antropometri Individu Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier,” *BIOS J. Teknol. Inf. dan Rekayasa Komput.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–10, 2021, doi: 10.37148/bios.v2i1.15.
- [15] D. N. I. Huda, C. Prianto, and R. M. Awangga, “Analisis Sentimen Perbandingan Layanan Jasa Pengiriman Kurir Pada Ulasan Play Store Menggunakan Metode Decision Tree Dan Random Forest,” *J. Ilm. Inform.*, vol. 11, no. 02, pp. 150–158, 2023, doi: 10.33884/jif.v11i02.7952.
- [16] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, “Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan

- KNN,” *J. KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [17] A. R. Rizqullah, A. Wedhasmara, R. I. Heroza, A. Putra, F. Fathoni, and P. Putra, “Analisis Masalah Pada Data Review Aplikasi Terhadap Layanan E-Commerce Menggunakan Metode Text Classification,” *J. Tekno Kompak*, vol. 16, no. 1, p. 186, 2022, doi: 10.33365/jtk.v16i1.1448.
- [18] A. Muhammadin and I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma Svm Dan Nbc,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 2, pp. 85–91, 2021, doi: 10.31294/reputasi.v2i2.785.
- [19] I. Zulfahmi, J. Williem Iskandar, P. V Medan, S. Tuan, and D. Serdang, “Analisis Sentimen Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Metode Decision Tree,” *J. Penelit. Rumpun Ilmu Tek.*, vol. 3, no. 1, pp. 11–21, 2024.
- [20] E. Sera, H. Hazriani, M. Mirfan, and Y. Yuyun, “Analisis Sentimen Ulasan Produk di E-Commerce Bukalapak Menggunakan Natural Language Processing,” *Pros. SISFOTEK*, pp. 237–243, 2023, [Online].