

ANALISIS SENTIMEN ULASAN PRODUK SMART TV PADA PLATFORM SHOPEE MENGGUNAKAN METODE NAIVE BAYES

Awaludin Untung Arwanda, Nibras Faiq Muhammad, Afu Ichsan Pradana

Teknik Informatika, Universitas Duta Bangsa Surakarta

Jl. Bhayangkara No.55, Tipes, Kec. Serengan, Kota Surakarta, Jawa Tengah 57154

Awallu858@gmail.com

ABSTRAK

Meningkatnya aktivitas perdagangan elektronik telah menghasilkan jumlah ulasan produk yang sangat besar pada platform Shopee. Ulasan tersebut menjadi sumber informasi yang berpengaruh terhadap keputusan pembelian konsumen, namun jumlah data yang terus bertambah menyulitkan proses analisis secara manual. Penelitian ini bertujuan mengidentifikasi sentimen pengguna terhadap produk *Smart TV COOCAA 32 inci S3U* melalui pendekatan klasifikasi otomatis. Sebanyak 798 ulasan dikumpulkan menggunakan teknik *scraping* dan dikelompokkan ke dalam dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Tahapan penelitian meliputi pembersihan data, penerapan *lexicon boosting*, ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF, pembagian data dengan rasio 80% data latih dan 20% data uji, serta proses klasifikasi menggunakan algoritma *Multinomial Naive Bayes*. Kinerja model dievaluasi berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mencapai *accuracy* 91,87%, *precision* 88,50%, *recall* 100%, dan *F1-score* 93,89%. Temuan ini menunjukkan bahwa integrasi TF-IDF, *lexicon boosting*, dan *Multinomial Naive Bayes* mampu menghasilkan klasifikasi sentimen yang efektif untuk menganalisis ulasan produk pada platform *e-commerce*.

Kata kunci : Analisis Sentimen, Multinomial Naive Bayes, TF-IDF, Lexicon Boosting, Shopee

1. PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong peningkatan penggunaan platform *e-commerce* sebagai sarana transaksi jual beli secara online. Salah satu platform yang banyak digunakan masyarakat adalah Shopee yang menyediakan fitur ulasan produk sebagai media bagi konsumen untuk menyampaikan pengalaman setelah melakukan pembelian. Ulasan tersebut menjadi sumber informasi penting karena dapat membantu calon konsumen dalam menilai kualitas produk dan menentukan keputusan pembelian [1].

Meningkatnya jumlah transaksi pada platform *e-commerce* menyebabkan jumlah ulasan yang tersedia semakin banyak. Kondisi ini membuat proses analisis secara manual menjadi kurang efektif karena memerlukan waktu dan tenaga yang besar. Selain itu, variasi penggunaan bahasa, kata tidak baku, singkatan, dan kesalahan penulisan pada ulasan pengguna dapat menyulitkan proses identifikasi opini secara akurat. Oleh karena itu, diperlukan suatu metode yang mampu melakukan analisis sentimen secara otomatis untuk mengelompokkan opini pengguna ke dalam kategori sentimen positif maupun negatif [2].

Salah satu metode yang banyak digunakan dalam analisis sentimen adalah *Naive Bayes* karena memiliki proses komputasi yang sederhana serta mampu menghasilkan performa klasifikasi yang baik pada data teks [3]. Untuk meningkatkan kualitas representasi data, penelitian ini menerapkan TF-IDF sebagai metode pembobotan kata sehingga fitur yang relevan dapat dikenali dengan lebih baik oleh model [4]. Selain itu, pendekatan *lexicon boosting* digunakan untuk memperkuat informasi polaritas sentimen sehingga

proses klasifikasi dapat dilakukan secara lebih optimal [5].

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen ulasan produk *Smart TV COOCAA 32 inci S3U* pada platform Shopee menggunakan metode *Naive Bayes* yang dikombinasikan dengan TF-IDF dan *lexicon boosting*. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi pengguna terhadap produk serta menjadi sumber informasi yang bermanfaat bagi konsumen maupun penjual dalam proses pengambilan keputusan.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Tinjauan pustaka bertujuan untuk mengkaji penelitian terdahulu serta memperkuat landasan teori yang digunakan untuk penelitian ini, khususnya terkait analisis sentimen, penggunaan *Naive Bayes*, Ekstraksi fitur TF-IDF, dan pendekatan *lexicon*, sehingga penelitian memiliki dasar yang jelas dan terarah.

2.1. Penelitian Terdahulu

Penelitian ini menganalisis sentimen berbasis *text mining* dengan algoritma *Naive Bayes* telah banyak dikembangkan sebagai solusi untuk memahami opini pengguna pada berbagai platform digital. Penelitian menunjukkan bahwa penelitian ini menerapkan metode *Naive Bayes* pada ulasan produk *e-commerce*, metode yang digunakan mampu menghasilkan klasifikasi sentimen dengan nilai ketepatan yang cukup optimal [6]. Di samping itu, analisis sentimen juga digunakan sebagai alat untuk mengukur tingkat kepuasan pelanggan, di mana hasil klasifikasi dapat menjadi dasar dalam pengambilan keputusan berbasis opini pengguna [7]. Kondisi ini menandakan bahwa metode

Naive Bayes mempunyai keunggulan yang cukup optimal dalam kesederhanaan model serta kemampuan penyamarataan yang sangat baik pada berbagai jenis data ulasan.

Penggunaan *Naive Bayes* juga telah diterapkan dalam berbagai konteks yang lebih luas, seperti perbandingan sentimen antar platform *e-commerce*. Penelitian menunjukkan bahwa terdapat perbedaan persepsi pengguna antara platform yang dianalisis, yang mencerminkan karakteristik layanan dan pengalaman pengguna yang berbeda [8]. Selain itu, analisis sentimen pada ulasan aplikasi juga mampu memberikan gambaran terhadap kualitas layanan suatu platform, meskipun fokus penelitian masih terbatas pada aplikasi, bukan pada produk yang dijual di dalamnya [9]. Pendekatan yang lebih kompleks seperti *aspect-based sentiment analysis* telah dikembangkan menjadi penghasil informasi yang lebih rinci berdasarkan aspek tertentu pada ulasan pengguna, meskipun proses penerapannya lebih rumit dibandingkan klasifikasi sentimen secara umum [10].

Walaupun berbagai riset sebelum-sebelumnya menandakan bahwa menggunakan metode *Naive Bayes* memiliki kemampuan yang lebih optimal dalam menganalisis sentimen, sebagian besar riset sebelum-sebelumnya masih berfokus pada aplikasi maupun produk tertentu secara umum dan belum secara khusus membahas ulasan produk elektronik seperti *Smart TV COOCOA 32 inci S3U* pada platform *Shopee*. Selain itu, sebagian penelitian masih terbatas pada penggunaan metode klasifikasi tanpa adanya penguatan konteks sentimen seperti pendekatan berbasis *lexicon* atau optimasi fitur menggunakan TF-IDF secara optimal. Oleh sebab itu, penelitian ini dilakukan untuk mengisi kekosongan penelitian tersebut dengan mengintegrasikan metode *Naive Bayes*, TF-IDF, serta pendekatan *lexicon boosting* guna meningkatkan tingkat akurasi klasifikasi sentimen pada data ulasan produk *Smart TV COOCOA 32 inci S3U* di *Shopee*.

2.2. Landasan Teori

Analisis sentimen merupakan bagian dari *Natural Language Processing (NLP)* yang berfokus pada identifikasi dan klasifikasi opini ataupun emosi ke dalam suatu kalimat. Teknik ini cukup banyak digunakan untuk memahami kesan pengguna terhadap suatu pelayanan dalam produk secara otomatis melalui data ulasan. Dalam penerapannya, analisis sentimen mampu mengolah data teks dalam jumlah besar dan mengubahnya menjadi informasi yang bermanfaat, sehingga cukup banyak dalam penggunaan diberbagai penelitian yang berkaitan dengan evaluasi kepuasan pengguna berbasis digital [11].

Salah satunya metode yang cukup banyak dalam penggunaannya untuk analisis sentimen adalah algoritma *Naive Bayes*, yaitu metode dengan pengelompokan berlandaskan probabilitas yang menerapkan proposisi *Naive Bayes* menggunakan dugaan yakni masing-masing fitur memiliki sifat

mandiri satu sama lain. Metode ini dikenal memiliki kelebihan dalam hal kesederhanaan perhitungan, efisien komputasi, serta memiliki kemampuan yang cukup baik dalam mengolah data teks. Selain itu, *Naive Bayes* juga memiliki performa yang stabil dalam berbagai penelitian analisis sentimen karena mampu mengolah data dengan jumlah besar secara cepat dan efektif [12].

Dalam proses pengolahan teks, diperlukan teknik penyaringan atau ekstraksi fitur perlu mengubah data teks atau kalimat menjadi bentuk numerik atau berangka sehingga bisa diproses oleh algoritma klasifikasi. Salah satunya metode yang cukup sering digunakan adalah TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), yaitu metodenya cukup memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam keseluruhan kumpulan dokumen. Metodenya ini cukup terbukti untuk meningkatkan kualitas fitur serta membantu model dalam mengenali kata atau teks yang memiliki pengaruh penting dalam proses klasifikasi sentimen [13].

Selain itu, pendekatan berbasis *lexicon* juga digunakan untuk memperkuat konteks sentimen dalam teks dengan memanfaatkan kamus kata yang sebelumnya telah dikelompokkan 2 kategori sentimen yaitu kelas negatif dan positif. Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mengenali polaritas sentimen secara lebih baik, terutama pada data ulasan yang cenderung singkat, tidak terstruktur, serta menggunakan bahasa informal sehari-hari. Kombinasi antara metode pembobotan seperti TF-IDF dan pendekatan *lexicon* dapat meningkatkan akurasi model dalam melakukan klasifikasi sentimen [14].

3. METODE PENELITIAN

Berikut merupakan tahapan alur penelitian yang diterapkan dalam proses analisis sentimen pada penelitian ini.



Gambar 1. Alur Riset

Gambar 1. Riset ini mulai dari pengumpulan data, kemudian ketahap *preprocessing*, *lexicon boosting*, ekstraksi atau penyaringan fitur TF-IDF, pembagian data, kemudian ketahap klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*, dan ditutup dengan evaluasi model.

3.1. Pengumpulan Data

Data pada riset ini diambil dengan cara *scraping* di *website* Shopee, khususnya dari ulasan produk *Smart TV COOCOA 32 inci S3U*. Dataset yang digunakan terdiri atas 2 atribut utama, yaitu komentar yang berisi teks ulasan pengguna dan sentimen sebagai label sentimen yang diklasifikasikan menjadi 2 kategori dalam kelas positif dan negatif. Data yang telah dikumpulkan selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam proses analisis sentimen untuk mengetahui kecenderungan opini pembeli terhadap produk yang lebih jelas.

3.2. Preprocessing Data

Tahapan *preprocessing* supaya bisa digunakan untuk mengatur serta menormalisasi informasi yang siap digunakan pada tahap berikutnya. tahap ini mencakup proses perubahan seluruh menjadi huruf kecil (*case folding*), menghapus URL, penghilangan karakter selain huruf, normalisasi kata serta penghapusan spasi yang berlebihan. Normalisasi dilakukan untuk menyeragamkan kata tidak baku, singkatan, atau typo agar lebih mudah dikenali oleh model. Tahapan ini bermaksud untuk mengurangi *noise* pada informasi sehingga dapat meningkatkan mutu hasil dalam analisis sentimen.

3.3. Lexicon Boosting

Lexicon boosting digunakan untuk memperkuat konteks sentimen pada teks dengan memanfaatkan kata dalam sentimen yang ditentukan sebelumnya. Pada tahapan ini, masing-masing kata yang termasuk ke dalam kategori negatif akan diberikan skor -1, sedangkan kata yang tergolong positif akan memperoleh skor +1. Selanjutnya, berdasarkan jumlah skor yang diperoleh, teks akan diberi klasifikasi berupa negatif dan positif. Pendekatan ini bertujuan untuk membantu model dalam mengenali polaritas sentimen dengan tingkat akurasi yang lebih baik.

3.4. Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

Dilanjutkan dengan Ekstraksi Fitur TF-IDF menggunakan data teks kemudian diubah ke dalam bentuk perwakilan angka dengan memanfaatkan cara TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*). Metode ini dapat memberi bobot untuk masing-masing kata menurut tingkatan kemuncullannya dalam suatu dokumen serta frekuensinya pada keseluruhan *dataset*. Dengan demikian, kata yang dapat dianggap memiliki tingkatan kepentingan tinggi akan memperoleh bobot yang cukup besar dalam proses klasifikasi sentimen. Rumus :

$$TF-IDF(t, d) = TF(t, d) \times IDF(t) \quad (1)$$

3.5. Pembagian Data

Dataset dalam riset ini dipisahkan menjadi 2 kategori, yaitu data uji dan data latih. Sebanyak 20% data dipakai sebagai data uji ke dalam tindakan pembangunan model, namun 80% sisanya dimanfaatkan sebagai data latih untuk mengevaluasi

kinerja dalam model. Pembagian tersebut dilakukan agar model dapat diuji secara netral dalam menggunakan data yang sebelumnya belum pernah diproses.

3.6. Klasifikasi (Naive Bayes)

Model untuk riset ini menggunakan *Multinomial Naive Bayes* pada umum diterapkan pada klasifikasi kalimat atau teks berbasis TF-IDF. Dengan cara mengklasifikasikan data dilakukan dengan menghitung probabilitas sebuah dokumen yang dapat dimasuki ke dalam tingkatan tertentu bersumber pada seringnya kemunculan kata. Oleh karena itu, cara ini dipilih karena memiliki kinerja yang optimal dalam pengelompokan teks atau kalimat yang mampu menangani data berdimensi tinggi secara efektif. Rumus :

$$P(C | X) = \frac{P(X | C) \cdot P(C)}{P(X)} \quad (2)$$

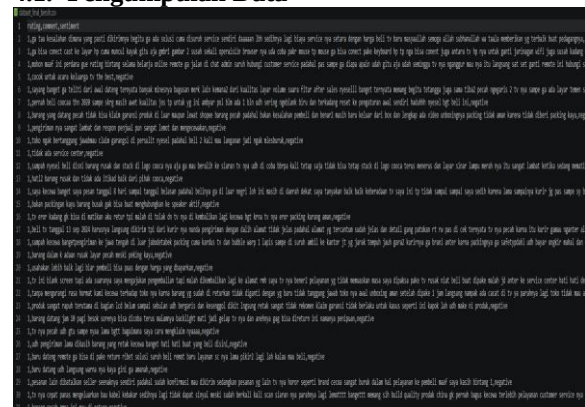
3.7. Evaluasi Model

Evaluasi ini untuk mengetahui kinerja model dalam proses untuk klasifikasi. Metode evaluasi yang dapat digunakan dalam model ini meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1 score*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model secara keseluruhan, sedangkan *precision*, *recall*, dan *f1 score* digunakan untuk menilai performa model pada setiap kelas.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini untuk membahas hasil riset ini yang telah dilakukan.

4.1. Pengumpulan Data



Gambar 2. Hasil dari *scraping*

Data pada penelitian ini dikumpulkan dengan menggunakan teknik *web scraping* pada platform Shopee dengan fokus pada ulasan produk *Smart TV COOCOA 32 inci S3U*. Metode ini digunakan untuk memperoleh data secara otomatis dalam jumlah yang besar dan bervariasi, sehingga dapat menggambarkan opini pengguna secara lebih representatif. Dataset yang digunakan terdiri atas 798 ulasan, yaitu 298 data negatif dan 500 data positif. Pembagian jumlah data tidak sepenuhnya seimbang, tetapi masih dapat

digunakan pada masing-masing kelas dilakukan untuk meminimalkan potensi bias selama proses pelatihan model serta membantu meningkatkan kemampuan generalisasi pada proses analisis sentimen.

Gambar 2. Hasil *Scraping*, terlihat bahwa data yang diperoleh terdiri dari berbagai bentuk ulasan pengguna dengan variasi bahasa yang cukup beragam, sehingga diperlukan tahap lanjutan untuk membersihkan dan menormalkan data sebelum diproses lebih lanjut.

4.2. Preprocessing Data

Tahapan ini yaitu *preprocessing* merupakan tahap awal untuk merapikan data teks sebelum dianalisis. Pada tahap ini, ulasan diproses melalui *case folding*, penghapusan URL, penghilangan penghilangan karakter selain huruf, normalisasi kata, dan pembersihan spasi berlebih. Normalisasi dilakukan untuk menyeragamkan kata tidak baku, singkatan, atau typo agar lebih mudah dikenali oleh model. Proses ini tidak mengubah dataset asli, tetapi hanya diterapkan saat data diproses sebelum masuk ke tahap TF-IDF dan klasifikasi *Naive Bayes*.

Tabel 1. Normalisasi Kata pada Data Ulasan

Teks Sebelum Normalisasi	Hasil Normalisasi	Sentimen
Barang bgs bgt	Barang bagus sangat	Positif
Seller <i>fast</i> respon	Penjual respon cepat	Positif
Produk gk sesuai gmr	Produk tidak sesuai gambar	Negatif
Pengiriman lama bgt	Pengiriman lama sangat	Negatif

Berdasarkan tabel 1. Tersebut menunjukkan bahwa kata tidak baku seperti bgs, bgt, dan gk diseragamkan menjadi bentuk yang lebih jelas. Dengan begitu, teks hasil *preprocessing* menjadi lebih konsisten sehingga model lebih mudah mengenali pola sentimen pada ulasan

4.3. Lexicon Boosting

Lexicon boosting dilakukan untuk memperkuat informasi sentimen dalam teks dengan memanfaatkan kamus kata yang telah dikategorikan sebagai positif atau negatif. Pada tahap ini, setiap kata positif diberikan bobot +1 dan kata negatif diberikan bobot -1. Pendekatan ini bertujuan untuk memberikan penekanan tambahan terhadap kata-kata yang memiliki makna sentimen kuat.

Tabel 2. Perbandingan sebelum dan sesudah *lexicon boosting*

Ulasan	Setelah <i>Lexicon Boosting</i>
tv bagus banget pengiriman cepat	tv bagus banget pengiriman cepat (positif)
barang rusak tidak sesuai	barang rusak tidak sesuai (negatif)

Tabel 2. menunjukkan contoh hasil penerapan *lexicon boosting* pada data teks ulasan. Pada tahap ini, teks asli dianalisis berdasarkan kamus kata sentimen untuk mengidentifikasi kata-kata yang memiliki makna positif maupun negatif. Teks yang mengandung kata bernilai positif, seperti “bagus” dan “cepat”, akan diperkuat dengan penambahan label “positif”, sedangkan teks yang mengandung kata bernilai negatif, seperti “rusak” dan “tidak sesuai”, akan diberikan label “negatif”. Penambahan label ini bertujuan untuk memperjelas konteks sentimen dalam teks sehingga memudahkan model dalam proses klasifikasi dan meningkatkan akurasi hasil prediksi.

4.4. Ekstraksi Fitur (TF-IDF)

Tahapan ini yaitu ekstraksi fitur dikerjakan dengan metode TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) yang dapat mengganti data menjadi perwakilan berangka atau numerik yang dapat diproses oleh model klasifikasi. Metode ini dipilih karena dapat memberikan nilai yang makin tinggi pada teks yang terpenting bagian dalam suatu arsip tetapi tidak sering ditemukan pada arsip lainnya.

Dengan penggunaan cara TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), setiap ulasan dalam arsip akan memiliki nilai bobot tertentu yang menunjukkan tingkat kepentingannya terhadap suatu dokumen maupun keseluruhan data. Kondisi tersebut memberikan kesempatan model untuk lebih fokus pada kalimat yang berkaitan, sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi secara keseluruhan.

4.5. Pembagian Data

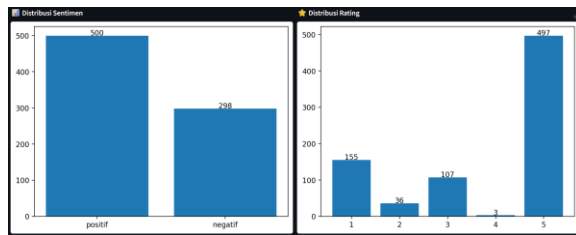
Dataset dipisahkan menjadi 2 yaitu 20% data uji dan 80% data latih, yaitu masing-masing sejumlah 160 data uji dan 638 data latih. Pemisahan ini untuk melatih model serta mengevaluasi performanya dalam menggunakan data yang belum pernah diproses sebelumnya, sehingga kemampuan model dapat diukur secara lebih objektif.

Tabel 3. Distribusi dan Pembagian Data

Jenis Data	Positif	Negatif	Total
Data Latih	400	238	638
Data Uji	100	60	160
Total	500	298	798

Tabel 3. diketahui bahwa data latih terdiri dari 400 data positif dan 238 data negatif, sedangkan data uji terdiri dari 100 data positif dan 60 data negatif. Meskipun distribusi tidak sepenuhnya seimbang, perbedaannya relatif kecil sehingga tidak memberikan bias yang signifikan terhadap model.

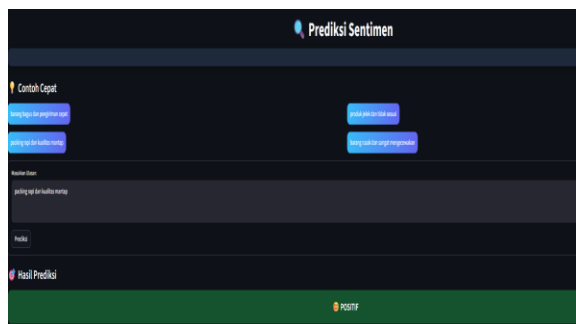
Berdasarkan Gambar 3. yang menunjukkan bahwa distribusi data antar kelas walaupun dalam proporsi yang tidak seimbang sehingga model masih bisa dilatih secara cukup optimal.



Gambar 3. Distribusi Data dan Pembagian Data

4.6. Klasifikasi (Naive Bayes)

Model yang digunakan penelitian ini yaitu *Multinomial Naive Bayes*, dengan cara klasifikasi yang banyak diterapkan dalam menganalisis kalimat maupun pengolahan datanya. Metode ini melakukan klasifikasi dengan menjumlahkan probabilitas suatu arsip terhadap tingkatan tertentu menurut kemunculan kata-kata yang terdapat bagian isinya. Pada proses klasifikasi, teks yang dimasukkan pengguna yang telah melalui tahapan *preprocessing*, kemudian dibuat menjadi perwakilan berangka atau numerik menggunakan TF-IDF. Selanjutnya, model akan menghitung probabilitas pada 2 kategori kelas, yaitu negatif dan positif. Dengan nilai probabilitas yang tertinggi kemudian dipilih dengan hasil prediksi. Sebagai contoh, teks seperti “barang sangat bagus” cenderung diklasifikasikan ke dalam sentimen positif karena kata “bagus” memiliki bobot dan frekuensi yang tinggi pada kelas positif.



Gambar 4. Implementasi Sentimen

Gambar 4. menunjukkan implementasi klasifikasi sentimen menggunakan metode *Multinomial Naive Bayes* dalam bentuk antarmuka sistem. Pada gambar tersebut, pengguna memasukkan teks ulasan ke dalam sistem, kemudian sistem memproses data teks melalui tahap *preprocessing* dan ekstraksi fitur metode TF-IDF sebelum dilakukan proses klasifikasi. Hasil prediksi ditampilkan dalam bentuk label sentimen, yaitu negatif atau positif. Contoh pada gambar menunjukkan bahwa teks “packing rapi dan kualitas mantap” diklasifikasikan sebagai sentimen positif. Hal tersebut menunjukkan bahwa model mampu mengenali pola kata yang memiliki kecenderungan sentimen positif secara akurat serta berhasil diimplementasikan ke dalam sistem yang dapat digunakan secara langsung.

4.7. Evaluasi Model

Evaluasi model ini dikerjakan berserta metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1 score* untuk nilai performa pengelompokan secara menyeluruh. Hasil pengujian penelitian ini dengan model ini memperoleh tingkat *accuracy* dengan nilai 91,87%, yang menunjukkan model ini bisa mengklasifikasikan mayoritas data dengan teliti dan tepat.

	precision	recall	f1-score	support
negatif	1.00	0.78	0.88	60
positif	0.88	1.00	0.94	100
accuracy			0.92	160
macro avg	0.94	0.89	0.91	160
weighted avg	0.93	0.92	0.92	160

Gambar 5. Hasil Evaluasi

Gambar 5. Menunjukkan hasil evaluasi memperlihatkan kalau model ini mampu mengenali sentimen positif dengan nilai *recall* yang sangat tinggi, sementara itu nilai *precision* menandakan prediksi yang cukup tinggi dan akurat dalam mengurangi kesalahan klasifikasi. Secara keseluruhan, penggunaan *preprocessing*, *lexicon boosting*, TF-IDF, dan *Naive Bayes* terbukti optimal untuk analisis sentimen ulasan Smart TV COOCOA 32 inci S3U, dengan tingkat akurasi yang cukup baik dan tinggi sehingga dapat membantu melihat kecenderungan opini pengguna terhadap produk.

Untuk memperlihatkan gambaran yang lebih detail tentang performa model, digunakan *confusion matrix* yang disajikan pada gambar berikut:

	Prediksi	
	positif	negatif
Aktual positif	100	0
Aktual negatif	13	47

Gambar 6. Hasil Klasifikasi *Confusion Matrix*

Confusion matrix memperlihatkan bahwa model memiliki kemampuan yang cukup baik dalam

melakukan klasifikasi sentimen. Model berhasil memperkirakan 100 data sentimen positif secara tepat dan 47 data sentimen negatif dengan benar. Meskipun demikian, masih ditemukan 13 data sentimen negatif yang tergolong sebagai positif. Selain itu, tidak terdapat kesalahan dalam memperkirakan pada data sentimen positif ke dalam kelas negatif. Berdasarkan hasil tersebut, dapat diketahui bahwa model lebih optimal dalam mengenali sentimen positif, walaupun masih terdapat beberapa kekeliruan dalam membedakan sentimen negatif.

Accuracy =

$$\begin{aligned} \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \\ &= \frac{100 + 47}{100 + 47 + 13 + 0} = \frac{147}{160} \times 100\% \\ &= 91,87\% \end{aligned}$$

Precision =

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% = \frac{100}{100 + 13} \\ &= \frac{100}{113} \times 100\% = 88,50\% \end{aligned}$$

Recall =

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% = \frac{100}{100 + 0} = \frac{100}{100} \times 100\% \\ &= 100\% \end{aligned}$$

F1 Score =

$$\begin{aligned} F1 &= 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = 2 \times \frac{88,50\% \times 100\%}{88,50\% + 100\%} \\ &= 93,89\% \end{aligned}$$

Dengan keterangan:

TP = 100

TN = 47

FP = 13

FN = 0

Hasil evaluasi memperlihatkan bahwa model ini memperoleh nilai ketepatan sejumlah 91,87%, yang menyatakan bahwa model mampu mengklasifikasikan mayoritas data secara cocok. Nilai *recall* yang sangat tinggi, yaitu sejumlah 100%, menunjukkan bahwa model memiliki potensi yang sangat baik dalam mendeteksi sentimen positif. Nilai *precision* sejumlah 88,50%. Sementara itu, . Nilai *F1 Score* sejumlah 93,89% yang cukup tinggi, memperlihatkan bahwa masih terdapat sebagian kecil prediksi negatif dan positif yang mengalami kesalahan klasifikasi.

Secara keseluruhan, kombinasi metode *preprocessing*, *lexicon boosting*, TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), dan *Multinomial Naive Bayes* terbukti efektif dalam melakukan analisis sentimen. Model yang dihasilkan tidak hanya memiliki tingkat akurasi yang tinggi, tetapi juga mampu memberikan prediksi yang konsisten serta dapat diandalkan dalam mengklasifikasikan ulasan produk.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil metode *Multinomial Naive Bayes* yang dipadukan menggunakan TF-IDF dan

lexicon boosting mampu memberikan hasil yang cukup baik dalam analisis sentimen ulasan *Smart TV COOCOA 32 inci S3U* pada platform Shopee. Tahap *preprocessing* dan penguatan *lexicon* dapat membantu meningkatkan kualitas datanya, sehingga proses klasifikasi menjadi lebih mudah dan akurat. Model memperoleh *accuracy* dengan nilai 91,87% dengan *precision* sebesar 88,50% dan *recall* sebesar 100% yang cukup tinggi karena di atas 80%, sehingga cukup efektif dan efisien dalam membedakan sentimen negatif dan positif. Namun, masih ada beberapa kesalahan klasifikasi akibat kalimat atau teks yang membuat ambigu. Maka dari itu, riset selanjutnya mampu memanfaatkan metode yang lebih modern serta memperluas kamus *lexicon* agar hasil analisis menjadi lebih optimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Kevin, M. Enjeli, dan A. Wijaya, "Analisis Sentimen Penggunaan Aplikasi Kinemaster Menggunakan Metode Naive Bayes," *Jurnal Ilmiah Computer Science*, vol. 2, no. 2, pp. 89–98, 2024.
- [2] M. K. K. Insan, U. Hayati, dan O. Nurdianawati, "Analisis Sentimen Aplikasi BRIMO pada Ulasan Pengguna di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 478–483, 2023.
- [3] N. Nurzaman, N. Suarna, dan W. Prihartono, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi Threads di Google Playstore Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *JATI*, vol. 8, no. 1, pp. 967–974, 2024.
- [4] A. Muzaki, V. Febriana, dan W. N. Cholifah, "Analisis Sentimen pada Ulasan Produk di E-commerce dengan Metode Naive Bayes," *Jurnal Riset dan Aplikasi Mahasiswa Informatika (JRAMI)*, vol. 5, no. 4, pp. 758–765, 2024.
- [5] N. A. Salsabila, U. Sa'adah, dan F. Fauzi, "Analisis Sentimen pada Ulasan Aplikasi Tokopedia Menggunakan Klasifikasi Naive Bayes," dalam *Prosiding Seminar Nasional Matematika (PRISMA)*, pp. 44–51, 2024.
- [6] H. Hajaroh, T. Suprpti, dan R. Narasati, "Implementasi Algoritma Naive Bayes untuk Analisis Sentimen Ulasan Produk Makanan dan Minuman di Tokopedia," *JATI*, vol. 8, no. 1, pp. 111–118, 2024.
- [7] M. Arsadhana, B. Efendi, dan M. Trihudyatmanto, "Analisis Kepuasan Pelanggan Melalui Sentimen Ulasan Menggunakan Algoritma Naive Bayes," *Jurnal Magisma*, vol. 13, no. 1, pp. 1–8, 2025.
- [8] S. Steven, "Analisis Sentimen Membandingkan Pengguna Aplikasi E-commerce Tokopedia dan Shopee Menggunakan Algoritma Naive Bayes," Skripsi, Universitas Buddhi Dharma, 2025.
- [9] R. R. Rismansyah, A. Sudiarjo, dan T. Mufizar, "Analisis Sentimen Ulasan Shopee pada Google

- Play Store Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *JEIS: Jurnal Elektro dan Informatika Swadharma*, vol. 5, no. 1, pp. 109–120, 2025.
- [10] A. Simanungkalit, J. P. P. Naibaho, dan A. De Kweldju, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Shopee Menggunakan Algoritma Naive Bayes,” *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 13, no. 1, pp. 659–670, 2024.
- [11] S. Syafrizal, M. Afdal, dan R. Novita, “Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 4, no. 1, pp. 10–19, 2024.
- [12] R. Zulfiqri, B. N. Sari, dan T. N. Padilah, “Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Instagram pada Google Play Store Menggunakan Naive Bayes Classifier,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no. 3, 2024.
- [13] T. A. Novianto dan S. Suharyadi, “Analisis Sentimen Kepuasan Pelanggan pada Kopishop Telon Coffee Menggunakan Metode TF-IDF Berbasis Ulasan Google Maps dan GoFood,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, vol. 17, no. 1, pp. 49–59, 2026.
- [14] M. Z. P. Anugrah, M. Lutfi, M. F. A. Mahri, dan A. P. Sari, “Sistem Analisis Sentimen Ulasan Produk Berbahasa Indonesia Menggunakan Metode Lexicon dengan Visualisasi Interaktif,” *Kohesi: Jurnal Sains dan Teknologi*, vol. 8, no. 12, pp. 81–90, 2025.