

IMPLEMENTASI NAÏVE BAYES UNTUK MENGANALISIS SENTIMEN TERHADAP PERILAKU PENGGUNA DAN KUALITAS LAYANAN DIGITAL RADIO

Patria Gita Laksamana^{1*}, Willy Prihartono², Fathurrohman³

^{1,2,3}Sekolah tinggi manajemen Informatika dan Komputer (STMIK) IKMI Cirebon; jl. Perjuangan No 10B, Karya Mulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45135; telp (0231)490480

Received: 27 Desember 2024
Accepted: 14 Januari 2025
Published: 20 Januari 2025

Keywords:

Analisis Sentimen, *Naïve Bayes*, Radio, *Google Play Store*, Digital

Correspondent

gitalaksamana30@gmail.com

Email:

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji sentimen pengguna terkait perilaku dan kualitas layanan aplikasi radio digital dengan memanfaatkan algoritma *Naïve Bayes*. Data yang dianalisis mencakup 450 ulasan pengguna yang dikumpulkan dari *Google Play Store* menggunakan teknik *web scraping*. Proses analisis melibatkan pelabelan data secara manual, pra-pemrosesan teks melalui langkah-langkah seperti pembersihan data, *stemming*, dan penghapusan kata-kata umum (*stopword*), serta transformasi data dengan metode TF-IDF. Untuk mengatasi ketidakseimbangan data, diterapkan teknik SMOTE sehingga data menjadi lebih seimbang. Model *Naïve Bayes* yang dikembangkan menghasilkan akurasi sebesar 84% dengan kinerja yang baik berdasarkan evaluasi menggunakan *confusion matrix* dan *cross-validation*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Naïve Bayes* efektif untuk analisis sentimen dan memberikan wawasan penting mengenai pola perilaku konsumen terhadap layanan radio digital. Penelitian ini menyimpulkan pentingnya inovasi yang berkelanjutan dalam meningkatkan pengalaman pengguna dan daya saing di era digital.

This study aims to analyze user sentiment regarding the behavior and service quality of digital radio applications using the Naïve Bayes algorithm. The dataset consists of 450 user reviews collected from the Google Play Store through web scraping techniques. The analysis process involves manual data labeling, text preprocessing steps such as cleaning, stemming, and stopword removal, and data transformation using the TF-IDF method. To address data imbalance, the SMOTE technique was applied, resulting in a balanced dataset. The Naïve Bayes model achieved an accuracy of 84% with strong performance based on evaluations using a confusion matrix and cross-validation. The findings indicate that the Naïve Bayes algorithm is effective for sentiment analysis and provides valuable insights into consumer behavior patterns toward digital radio services. This study concludes by emphasizing the importance of continuous innovation to enhance user experience and maintain competitiveness in the era of digital transformation.

1. PENDAHULUAN

Perkembangan pesat teknologi dan informasi telah mendorong munculnya berbagai media baru, termasuk internet, yang kini menjadi sumber utama masyarakat dalam mencari informasi dan hiburan. Agar dapat

beradaptasi dan tetap relevan di tengah kemajuan era digital, media lama seperti radio konvensional perlu melakukan transformasi. [1].

Namun, seiring ketatnya persaingan di industri ini, penyedia layanan radio digital

harus memahami perilaku serta sentimen konsumen agar dapat tetap relevan dan bersaing. Dalam bidang ilmu data dan informatika, analisis sentimen berperan penting untuk menggali opini dan emosi konsumen melalui ulasan di platform digital. Walaupun penelitian mengenai analisis sentimen telah banyak dilakukan di berbagai sektor, studi yang berfokus pada radio digital masih sangat terbatas. Penelitian ini memiliki peran penting dalam mengisi kekosongan tersebut, khususnya mengenai analisis sentimen dan perilaku konsumen terhadap layanan radio digital di era milenial. Dengan menerapkan metode Naive Bayes, penelitian ini memberikan kontribusi dalam memahami analisis sentimen konsumen pada layanan radio digital serta menawarkan perspektif baru mengenai pola perilaku konsumen.

Penelitian juga menyoroti pentingnya memahami perilaku konsumen dan meningkatkan kualitas layanan dalam menghadapi transformasi saluran digital di era milenial, di mana perusahaan perlu mengembangkan strategi pemasaran yang lebih terarah dengan memanfaatkan pemahaman tentang preferensi konsumen terhadap platform digital, sambil berinvestasi dalam responsivitas, keandalan, dan kejelasan informasi untuk menciptakan pengalaman yang positif. Transformasi ini tidak hanya memengaruhi pola belanja konsumen, tetapi juga mendorong inovasi model bisnis agar tetap relevan di pasar yang dinamis, dengan fokus pada pengalaman pengguna sebagai kunci keberhasilan. Dengan langkah strategis berbasis temuan ini, perusahaan dapat meningkatkan daya saing, mengoptimalkan kinerja bisnis, dan menjawab kebutuhan konsumen yang terus berkembang di era globalisasi.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis sentimen

Analisis sentimen merupakan suatu proses untuk mengenali, memahami, dan mengategorikan opini atau perasaan yang terkandung dalam suatu teks guna mengidentifikasi sentimen yang terkandung dalam suatu opini [2]. Tujuan utamanya adalah untuk menentukan apakah teks tersebut mengandung sentimen positif, negatif, atau netral terhadap topik tertentu. Teks yang

dianalisis dapat menunjukkan sentimen positif, seperti perasaan senang atau puas, sentimen negatif yang menggambarkan rasa kecewa atau marah, atau sentimen netral yang hanya menyampaikan informasi tanpa adanya perasaan yang jelas.

2.2 Knowledge Discovery of database

KDD adalah suatu proses analisis data terstruktur untuk mendapatkan wawasan baru dan mengidentifikasi pola dari data yang besar dan kompleks[3]. Proses analisis data ini mengikuti langkah-langkah dalam *Knowledge Discovery in Databases* (KDD), yang meliputi tahapan seperti pembersihan data, transformasi, pemilihan fitur, dan penambangan data. KDD (*Knowledge Discovery in Data*) mencakup serangkaian prosedur terstruktur yang dilakukan untuk menemukan pola, hubungan, dan pengetahuan baru dari data yang besar, kompleks, dan sering kali tidak terstruktur[4].

2.3 Scraping Data

Scraping adalah proses untuk memperoleh data dan mengekstrak informasi yang terkandung di dalamnya. Cara kerja *web scraping* melibatkan akses ke halaman *web*, pemilihan elemen data yang ada di halaman tersebut, ekstraksi dan transformasi data jika diperlukan, kemudian menyimpan data tersebut dalam bentuk dataset yang terstruktur[5].

2.4 SMOTE

SMOTE adalah metode yang digunakan untuk menghasilkan data minoritas dalam jumlah yang setara dengan data mayoritas[6].

2.4 Naïve Bayes

Naive Bayes adalah algoritma yang dipilih dalam penelitian ini karena merupakan salah satu metode machine learning yang memanfaatkan perhitungan probabilitas[7]. Algoritma klasifikasi *Naive Bayes* bertujuan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kelas-kelas tertentu. Kinerja pengklasifikasi diukur menggunakan nilai akurasi prediktif[8].

2.5 Information gain

Information gain adalah metode yang digunakan untuk mengukur seberapa besar kontribusi suatu kata dalam membedakan kategori-kategori dalam suatu dataset. *Information Gain* mengukur seberapa banyak

informasi yang diberikan oleh kehadiran atau ketidakhadiran suatu kata dalam membantu membuat keputusan klasifikasi yang tepat pada setiap kelas[9].

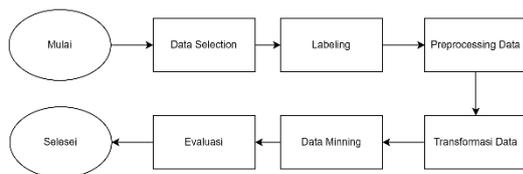
2.6 Aplikasi Radio

Aplikasi RRI (Radio Republik Indonesia) adalah platform digital yang memungkinkan pengguna untuk mendengarkan siaran radio RRI secara langsung, serta menikmati berbagai konten seperti berita, musik, dan program lainnya. Aplikasi ini menyediakan akses untuk siaran radio nasional maupun lokal dari berbagai stasiun RRI di seluruh Indonesia. Selain itu, aplikasi ini biasanya dilengkapi dengan fitur seperti podcast, berita terkini, dan program interaktif yang dapat diakses kapan saja dan di mana saja.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode kuantitatif untuk mengukur dan menganalisis data secara numerik, dengan hasil yang dapat digeneralisasi sebagai fakta empiris [10]. Pengolahan data dilakukan menggunakan metode *Naïve Bayes*, yang sederhana, cepat, dan efektif untuk klasifikasi sentimen, terutama dalam analisis teks, meskipun dengan data terbatas [11]. Tahapan penelitian mengikuti langkah-langkah sesuai metode ini. berikut ini.

3.1 Data Selection



Gambar 1 Tahapan Penelitian

Penelitian ini menggunakan 450 ulasan pengguna aplikasi radio digital yang diperoleh dari *Google Play Store* melalui teknik web scraping menggunakan *google-play-scrapers* yang dijalankan di *Google Colaboratory*. Data yang dikumpulkan berasal dari ulasan aplikasi RRI Digital dan mencakup informasi publik, seperti nama pengguna, tanggal ulasan, skor, serta isi ulasan. Proses pengumpulan data mencakup tahapan penyaringan untuk memastikan hanya data relevan yang digunakan, dilanjutkan dengan pembersihan untuk menghilangkan duplikasi, data kosong,

atau informasi yang tidak relevan. Data yang telah diproses kemudian disimpan dalam format CSV untuk mempermudah analisis lanjutan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*.

3.2 Labeling

Langkah selanjutnya adalah melakukan pelabelan data secara manual dengan memastikan prosesnya sederhana namun tetap konsisten. Kriteria pelabelan ditetapkan dengan jelas, yaitu ulasan yang berisi pujian diberi label positif, sementara kritik dan ulasan netral yang mengandung pujian sekaligus kritik diberi label negatif. Peneliti juga menyediakan beberapa contoh sebagai panduan dan melibatkan pihak lain untuk memverifikasi hasil pelabelan agar akurasi dapat terjaga.

3.3 Preprocessing Data

Pra-pemrosesan data merupakan tahap awal dalam analisis data yang bertujuan untuk mengolah data mentah sehingga siap digunakan dalam proses analisis atau pemodelan. Berikut ini adalah langkah-langkah dalam pra-pemrosesan data.

1. Cleaning, proses untuk membersihkan data dari karakter yang tidak diperlukan
2. Case Folding, menyetarakan karakter
3. Tokenize, membuat token dengan misahkan kata
4. Normalize, memperbaiki kata yang salah dalam ejaan baku
5. Stopword, menghilangkan kata yang tidak memiliki bobot pada teks
6. Stemming, membuat kata yang memiliki imbuhan kedalam kata dasarnya

3.4 Tranformasi data

Proses transformasi data dengan menggunakan TF-IDF bertujuan mengonversi teks menjadi representasi numerik yang dapat digunakan dalam analisis atau pemodelan. Langkah pertama adalah Term Frequency (TF), yang mengukur seberapa sering suatu kata muncul dalam sebuah dokumen, di mana kata yang lebih sering muncul memiliki nilai TF yang lebih tinggi. Langkah kedua adalah Inverse Document Frequency (IDF), yang menilai seberapa penting suatu kata dalam seluruh kumpulan dokumen, dengan kata yang lebih sering muncul di banyak dokumen mendapatkan nilai IDF yang lebih rendah. Kombinasi nilai TF dan IDF membentuk TF-

IDF, yang menunjukkan seberapa penting kata tersebut dalam konteks dokumen dan koleksi dokumen, dan digunakan sebagai fitur dalam model pemrosesan teks.

$$TF = \frac{\text{Jumlah kemunculan data}}{\text{Jumlah kata}}$$

$$IDF = \log \frac{\text{jumlah dokumen dalam corpus}}{\text{jumlah okumen yang mengandung kata}}$$

$$TF - IDF = TF \times IDF$$

3.5 Data Mining

Dalam proses data minning penulis menggunakan algoritma naïve bayes. Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi yang menggunakan teorema Bayes dengan asumsi independensi antar fitur untuk memprediksi kategori data berdasarkan probabilitas dari data pelatihan. Dalam analisis sentimen, *Naïve Bayes* digunakan untuk mengklasifikasikan ulasan aplikasi ke dalam kategori positif atau negatif berdasarkan kata-kata yang ada di dalamnya. Berikut rumus yang akan di gunakan

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

Keterangan.

X = Sampel data yang memiliki class (label) yang tidak diketahui.

C = Hipotesis bahwa **X** adalah data *class* (label).

P(C) = Probabilitas hipotesis **C**.

P(X) = Peluang dari data sampel yang diamati (probabilitas **C**).

P(X|C) = Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis.

3.6 Evaluasi

Dalam evaluasi model analisis sentimen menggunakan *cross-validation*, data dibagi menjadi beberapa subset (*folds*), dan proses ini diulang sehingga setiap subset data diuji sekali. Setelah pelatihan dan pengujian, hasil prediksi dibandingkan dengan label asli untuk

menghitung metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Hasil dari setiap *fold* kemudian dirata-rata untuk memberikan gambaran yang lebih komprehensif mengenai kinerja model, sehingga pemilihan model menjadi lebih terpercaya dan terhindar dari bias.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Persiapan Data

Penelitian ini dilakukan menggunakan *Google Colab*, yang merupakan platform pemrosesan data dengan perangkat keras berperforma tinggi [12]. Peneliti mengumpulkan data melalui scraping di *Google Play Store*, dengan cara masuk ke menu pencarian, mengetik nama aplikasi yang akan diambil ulasan dan komentarnya sebagai sampel penelitian. Dalam studi ini, peneliti menggunakan data ulasan aplikasi RRI digital dan berhasil mengumpulkan 450 komentar ulasan. Selanjutnya, karena data yang diperoleh memiliki banyak kolom atribut, dilakukan penyaringan sehingga hanya tersisa kolom username, tanggal, dan konten.

index	username	score	at	content
0	pitoyee	3	2024-10-13 11:28:56	13/10/2024 web RRI kembali error 520... web server is returning an unknown error. Banyak menu yang hilang. Seperti menu status pro 12 3.4 dan channel 5 tidak muncul dengan keterangan tidak ada jaringan padahal jaringan full namun status tidak dapat dinikmati, hanya tidak dapat kembali.
1	Acid 1 Gusti Syah	2	2024-10-11 13:15:05	Tolong Aplikasi ini Di perbaiki Soalnya Aplikasi ini saat di putar radii beberapa menit sering force close tolong di perbaiki aplikasi ini agar terganggu masalah itu pada saat menggunakan radio A A
2	News S. Samudra	5	2024-10-09 13:29:25	Tidak dalam menyampaikan informasi. Sarannya cukup. Saya pernah menguji siswa saat harus belajar dari rumah karena pandemi covid-19.
3	LP Dinkes	5	2024-08-18 00:51:08	Aplikasinya sudah bagus, namun UI nya masih terlihat kaku dan membosankan, kendana bagi user baru, mohon dibuat lebih ringkas.
4	Heny Elisabeth	1	2024-06-24 10:47:36	Sangat kesuka tim kemas gratis yg diselingkan ternyata bukan untuk semua masyarakat, tp hanya untuk kalangan anak muda dan sudahnya panitia penyelenggara saja yg boleh nonton.

Gambar 2 Data Mentah

4.2 Labeling

Selanjutnya, peneliti melakukan pelabelan data secara manual. Dalam proses ini, penulis memastikan bahwa pelabelan dilakukan dengan cara yang sederhana namun tetap konsisten. Langkah pertama adalah menetapkan kriteria pelabelan yang jelas, seperti memberi label positif pada data yang menunjukkan dukungan atau pujian, memberi label negatif pada data yang mengandung kritik, dan memberi label netral pada data yang mencakup keduanya, dengan beberapa contoh sebagai panduan. Selain itu, peneliti melibatkan orang lain untuk memeriksa hasil pelabelan agar lebih akurat.

Berikut adalah hasil dari pelabelan yang telah dilakukan.

id	content	label
1	mantap	Positif
2	Sering keluar sendiri, dan beberapa stasiun tidak bisa didengarkan ada keterangan stream off padahal siarnya online berlangsung kalau didenger dari radio non digital	Negatif
3	Mantap 🎧🎧🎧🎧🎧	Positif
4	🎧🎧🎧🎧🎧	Positif
5	🎧🎧🎧🎧🎧	Positif
6	Siapa yang susah mengikut siaran ini dari seluruh Indonesia	Positif
7	🎧🎧🎧🎧🎧, ada pengumuman Ho. Dapat didengar beritanya nasional dan luar negeri.	Positif
8	🎧🎧🎧🎧🎧	Positif
9	bagus sekali	Positif
10	Aplikasi sering keluar sendiri, padahal jaringannya sudah stabil, jarang update juga aplikasi ini	Negatif
11	🎧🎧🎧🎧🎧	Positif

Gambar 3 Hasil Labeling Manual

4.3 Preprocessing data

Pada proses ini data dipersiapkan lebih lanjut agar dapat mempermudah proses analisis. Berikut tabel 1 hasil contoh hasil preprocessing data.

Mentah	Aplikasinya mohon di Benerin ya 😊 Banyak hal yang harus di Benahi .terjadinya Bug keluar sendiri dan kami mesti mengulang ulang dari awal lagi untuk menulis ini sangat mengganggu, Jadi jangan mengabaikan hal seperti ini
Clening data	Aplikasinya mohon di Benerin ya Banyak hal yang harus di Benahi terjadinya Bug keluar sendiri dan kami mesti mengulang ulang dari awal lagi untuk menulis ini sangat mengganggu Jadi jangan mengabaikan hal seperti ini
Case Folding	aplikasinya mohon di benerin ya banyak hal yang harus di benahi terjadinya bug keluar sendiri dan kami mesti mengulang ulang dari awal lagi untuk menulis ini sangat mengganggu jadi jangan mengabaikan hal seperti ini
Tokenize	['aplikasinya', 'mohon', 'di', 'benerin', 'ya', 'banyak', 'hal', 'yang', 'harus', 'di', 'benahi', 'terjadinya', 'bug', 'keluar', 'sendiri', 'dan', 'kami', 'mesti', 'mengulang', 'ulang', 'dari', 'awal', 'lagi', 'untuk', 'menulis', 'ini', 'sangat', 'mengganggu', 'jadi', 'jangan', 'mengabaikan', 'hal', 'seperti', 'ini']

Normalize	['aplikasinya', 'mohon', 'di', 'benarkan', 'ya', 'banyak', 'hal', 'yang', 'harus', 'di', 'benahi', 'terjadinya', 'bug', 'keluar', 'sendiri', 'dan', 'kami', 'harus', 'mengulang', 'ulang', 'dari', 'awal', 'lagi', 'untuk', 'menulis', 'ini', 'sangat', 'mengganggu', 'jadi', 'jangan', 'mengabaikan', 'hal', 'seperti', 'ini']
Stopword	['aplikasinya', 'mohon', 'benarkan', 'ya', 'benahi', 'bug', 'harus', 'mengulang', 'ulang', 'menulis', 'mengganggu', 'mengabaikan']
Stemming	['aplikasi', 'mohon', 'benar', 'ya', 'benah', 'bug', 'harus', 'ulang', 'ulang', 'tulisi', 'ganggu', 'abai']

Tabel 1 Preprocessing Data

4.4 Tranformasi Data

Dalam proses transformasi data, data diubah menjadi bentuk numerik dengan menggunakan *TfidfVectorizer*. TF-IDF adalah teknik untuk memberikan bobot pada kata dalam dokumen, di mana TF mengukur frekuensi kata dalam dokumen dan IDF menilai seberapa unik kata tersebut di seluruh dokumen. Hasil dari perkalian keduanya memberikan bobot pada setiap kata. Penulis memanfaatkan *TfidfVectorizer* untuk menghitung jumlah kata berdasarkan *Information Gain* dan *Chi-Square*.

```

Fitur Terpilih Berdasarkan Information Gain:
['buka' 'cuman' 'hilang' 'jaring' 'masuk' 'minggu' 'putus' 'server'
 'update' 'ya']

Fitur yang Terpilih dan skor Chi-Square:
Selected Feature Chi-square Score
0      buka      5.509972
1      cuman      5.385559
2      hilang      5.647666
3      jaring      5.641152
4      masuk      10.247687
5      minggu      6.014038
6      putus      6.421170
7      server      6.427658
8      update     22.933060
9      ya         5.919126
    
```

Gambar 4 Information Gain dan Chi-Square

Hasil analisis menunjukkan pemilihan fitur menggunakan dua metode, yaitu *Information Gain* dan *Chi-Square*. Berdasarkan *Information Gain*, fitur penting yang terpilih meliputi buka, cuman, hilang, jaring, masuk, minggu, putus, server, update, dan ya. Sementara itu, menurut *Chi-Square*, fitur update memiliki skor tertinggi

(22.93), diikuti oleh masuk (10.24) dan minggu (6.04), yang menunjukkan keterkaitannya dengan label. Fitur lainnya tetap signifikan meskipun memiliki skor yang lebih rendah. Kedua metode ini berguna untuk memilih fitur yang relevan dan meningkatkan kinerja model.

4.5 Penerapan SMOTE

SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*) adalah teknik untuk menangani ketidakseimbangan kelas dengan menghasilkan sampel sintetis untuk kelas yang lebih sedikit. Proses dimulai dengan membagi data menjadi pelatihan dan pengujian dengan rasio 80:20, kemudian memilih data dari kelas minoritas dan membuat data baru melalui interpolasi. Tujuan SMOTE adalah meningkatkan jumlah data kelas minoritas sehingga model dapat bekerja lebih baik dan mengurangi bias terhadap kelas mayoritas.

Sebelum SMOTE: Counter({'Positif': 287, 'Negatif': 73})
 Setelah SMOTE: Counter({'Positif': 287, 'Negatif': 287})

Gambar 5 Hasil SMOTE

Hasil menunjukkan bahwa sebelum SMOTE, data tidak seimbang dengan 287 sampel "Positif" dan 73 sampel "Negatif". Setelah diterapkan SMOTE, data menjadi seimbang dengan 287 sampel untuk kedua kelas. SMOTE menghasilkan sampel sintetis untuk kelas minoritas ("Negatif") agar seimbang dengan kelas mayoritas, yang penting untuk menghindari bias pada model terhadap kelas mayoritas.

4.6 Penerapan Naïve Bayes

Naïve Bayes adalah metode data mining untuk mengidentifikasi pola atau pengetahuan dalam data. Penelitian ini menggunakan *Naïve Bayes* untuk mengukur akurasi sentimen positif dan negatif pada ulasan pengguna aplikasi RRI Digital.

Akurasi: 0.8444444444444444

Laporan Klasifikasi:

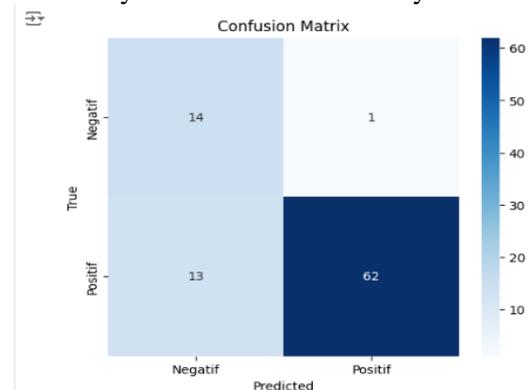
	precision	recall	f1-score	support
Negatif	0.52	0.93	0.67	15
Positif	0.98	0.83	0.90	75
accuracy			0.84	90
macro avg	0.75	0.88	0.78	90
weighted avg	0.91	0.84	0.86	90

Gambar 6 Hasil Implementasi Model

Model menunjukkan akurasi 84.4%, dengan kinerja yang baik secara keseluruhan. Untuk kelas negatif, model berhasil mendeteksi 93% sampel (*recall* tinggi), tetapi hanya 52% prediksi negatif yang benar (*precision* rendah), menghasilkan *F1-score* 0.67. Untuk kelas positif, model sangat akurat dengan *precision* 98% dan *recall* 83%, menghasilkan *F1-score* 0.90. Peningkatan signifikan terlihat pada *recall* kelas negatif, yang menunjukkan efektivitas SMOTE dalam menyeimbangkan data, sementara performa kelas positif tetap stabil. Rata-rata terimbang menunjukkan *precision* 0.91, *recall* 0.84, dan *F1-score* 0.86, menggambarkan kinerja model yang cukup baik.

4.7 Evaluasi

Pada evaluasi model penulis menggunakan confusion matrik digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dengan membandingkan prediksi model dengan nilai sebenarnya. Berikut adalah hasilnya.



Gambar 7 Heat-Map Confusion Matrix

Confusion matrix ini menggambarkan kinerja model klasifikasi, di mana terdapat 62 prediksi positif yang tepat (*True Positif*), 14 prediksi negatif yang akurat (*True Negatif*), 1 kesalahan prediksi positif (*False Positif*), dan 13 kesalahan prediksi negatif (*False Negatif*). Meskipun model cukup baik dalam mendeteksi data positif, masih terdapat kelemahan pada *False Negatif* yang cukup signifikan.

Adapun penulis melakukan evaluasi terdapat data, di mana model dilatih pada sebagian data dan diuji pada data sisanya. Nilai rata-rata dari seluruh evaluasi memberikan gambaran performa model yang lebih andal serta

membantu mengurangi risiko overfitting. Berikut adalah hasil

<i>Fold</i>	<i>F1-Score</i>
1	0.88640681
2	0.88681959
3	0.93017608
4	0.9127201
5	0.96486903
Rata-rata	0.9161983209

Tabel 2 Hasil Cross-Validation

Hasil *cross-validation* menunjukkan bahwa model tidak mengalami overfitting, dengan *F1-Score* bervariasi antara 0.8864 hingga 0.9649 dan rata-rata 0.9162. Ini menunjukkan performa yang stabil dan konsisten di berbagai subset data. Rata-rata *F1-Score* yang tinggi mengindikasikan keseimbangan yang baik antara precision dan recall, serta kemampuan model untuk generalisasi dengan baik pada data yang berbeda.

5. KESIMPULAN

Penelitian ini menggunakan 450 ulasan aplikasi RRI yang diperoleh melalui web scraping dari Google Play Store. Data ulasan tersebut telah melalui proses pelabelan manual dan tahapan preprocessing, seperti pembersihan data (*cleaning*), penyeragaman huruf (*case folding*), tokenisasi, normalisasi, penghilangan kata tidak bermakna (*stopword removal*), dan penghilangan imbuhan (*stemming*). Selanjutnya, dilakukan perhitungan menggunakan TF-IDF *vectorizer* dengan mempertimbangkan *information gain* dan *chi-square*. Dalam penerapan model, penulis menggunakan SMOTE untuk menyeimbangkan data dan membagi data menjadi data pelatihan (80%) dan data pengujian (20%). Algoritma yang diterapkan untuk klasifikasi sentimen adalah *Naïve Bayes*, yang menghasilkan akurasi sebesar 84%, menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* cukup efektif dalam analisis sentimen aplikasi RRI. Pada tahap akhir, dilakukan evaluasi model menggunakan confusion matrix dan cross-validation, dengan hasil 91%, yang menunjukkan bahwa model ini tidak mengalami overfitting pada data.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Bambang Irawan. MT, dan Bapak Willy Prohartono, M.Kom., sebagai dosen Prodi Informatika STMIK IKMI Cirebon yang telah memberikan bimbingan selama penyusunan skripsi yang kemudian dikembangkan menjadi jurnal. Penulis juga mengapresiasi pihak-pihak yang telah memberikan dukungan dalam penelitian ini..

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. Maharani, S. Lestaluhu, and R. Alfredo, "Transformasi Radio Konvensional Di Era Digital (Studi Kasus Pada Radio Duta 90.9 Fm Ambon)," 2022.
- [2] F. V. Sari and A. Wibowo, "ANALISIS SENTIMEN PELANGGAN TOKO ONLINE JD.ID MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS KONVERSI IKON EMOSI," *Jurnal SIMETRIS*, vol. 10, no. 2, pp. 681–686, 2019.
- [3] A. Suryana, A. I. Purnamasari, and I. Ali, "MENGOPTIMALKAN KEPUASAN PENGGUNA: ANALISIS SENTIMEN REVIEW APLIKASI GRAB DI INDONESIA," 2024.
- [4] R. Zulfiqri, B. N. Sari, and T. N. Padilah, "ANALISIS SENTIMEN ULASAN PENGGUNA APLIKASI MEDIA SOSIAL INSTAGRAM PADA SITUS GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *JITET (Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan)*, vol. 12, no. 3, pp. 2956–2973, 2024.
- [5] D. Oktavia and Y. R. Ramadhan, "Analisis Sentimen Terhadap Penerapan Sistem E-Tilang Pada Media Sosial Twitter Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no. 1, pp. 407–417, 2023, doi: 10.30865/klik.v4i1.1040.
- [6] A. N. Kasanah, Muladi, and U. Pujiyanto, "Penerapan Teknik SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam Klasifikasi Objektivitas Berita Online Menggunakan Algoritma KNN," *JURNAL RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 196–201, 2019.
- [7] S. Sinaga, R. W. Sembiring, and S. Sumarno, "Penerapan Algoritma Naive Bayes untuk Klasifikasi Prediksi Penerimaan Siswa Baru," *Journal of Machine Learning and Data Analytics (MALDA)*, vol. 1, no. 1, pp. 55–64, 2022.
- [8] K. Anwar, "Analisa sentimen Pengguna Instagram Di Indonesia Pada Review

- Smartphone Menggunakan Naive Bayes,” *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 4, pp. 148–155, 2022.
- [9] A. B. P. Negara, H. Muhandi, and I. M. Putri, “Analisis Sentimen Maskapai Penerbangan Menggunakan Metode Naive Bayes dan Seleksi Fitur Information Gain,” *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 7, no. 3, pp. 599–606, 2020, doi: 10.25126/jtiik.202071947.
- [10] M. Firmansyah, I. Dewa, and K. Yudha, “Esensi Perbedaan Metode Kualitatif Dan Kuantitatif,” *Elastisitas – Jurnal Ekonomi Pembangunan*, vol. 3, no. 2, pp. 156–159, 2021.
- [11] A. Syihabudin, A. Ratna Juwita, and A. Rizki Pratama, “Penerapan Algoritma Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Terhadap Produk Motor Matic Honda Beat dan Scoopy,” vol. IV, no. 1, 2023.
- [12] R. Gelar Guntara, “Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendeteksian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7,” *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, vol. 5, no. 1, pp. 55–60, Feb. 2023, doi: 10.47233/jteksis.v5i1.750.