

# ANALISIS SENTIMEN MASYARAKAT TERHADAP LAYANAN UB PRESS DENGAN MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES DAN LEXICON-BASED FEATURES

Hartati Penta Angelina Sormin<sup>1</sup>, Dian Eka Ratnawati<sup>2</sup>, Nanang Yudi Setiawan<sup>3</sup>

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Brawijaya  
Email: <sup>1</sup>hartatisormin@student.ub.ac.id, <sup>2</sup>dian\_ilkom@ub.ac.id, <sup>3</sup>nanang@ub.ac.id

## Abstrak

Penelitian ini memiliki tujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap layanan UB Press dengan menggunakan metode klasifikasi Naïve Bayes dan fitur berbasis leksikon. Fokus utama penelitian adalah untuk mendapatkan informasi mengenai analisis sentimen opini masyarakat terhadap layanan UB Press, dengan tujuan meningkatkan kualitas layanan. Data penelitian diperoleh dari ulasan yang terdapat pada platform Bukalapak, Shopee, Google Maps, dan Tokopedia. Pengumpulan data dilakukan menggunakan ekstensi Chrome, Instant Data Scraper. Selanjutnya, data diolah melalui serangkaian tahap, antara lain translasi, pelabelan dengan leksikon, *pre-processing*, pembagian data latih dan data uji, pembobotan TF-IDF, klasifikasi sentimen, dan pengujian. Pengujian dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix* dan menunjukkan rata-rata akurasi model klasifikasi mencapai 87,83%. Hasil ini menjadi indikasi bahwa secara keseluruhan, model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data dengan benar. Data dengan klasifikasi negatif selanjutnya dianalisis dengan menggunakan metode *Root Cause Analysis* (RCA). Hasil analisis menunjukkan bahwa UB Press membutuhkan perbaikan pada aspek toko, buku, harga, pelayanan, dan pengiriman. Rekomendasi perbaikan yang dapat diberikan meliputi penyusunan buku yang lebih baik, peningkatan stok, evaluasi strategi harga, responsivitas yang lebih baik, dan perbaikan dalam proses pengiriman.

**Kata kunci:** *Analisis Sentimen, UB Press, Naïve Bayes, Lexicon-Based Features, Root Cause Analysis (RCA).*

## Abstract

*This research aims to analyze public sentiment towards UB Press services using the Naïve Bayes classification method and lexicon-based features. The main focus of the study is to gather information regarding the sentiment analysis of public opinions on UB Press services, with the goal of enhancing service quality. Research data was obtained from reviews on platforms such as Bukalapak, Shopee, Google Maps, and Tokopedia. Data collection was conducted using the Chrome extension, Instant Data Scraper. Subsequently, the data was processed through a series of steps, including translation, labeling with lexicons, pre-processing, dividing into training and testing data, TF-IDF weighting, sentiment classification, and testing. Testing was performed using a confusion matrix, showing an average classification model accuracy of 87.83%. This result indicates that overall, the model has good ability to correctly classify data. Data classified as negative were further analyzed using the Root Cause Analysis (RCA) method. The analysis results indicate that UB Press requires improvements in store aspects, books, pricing, services, and delivery. Recommendations for improvement may include better book organization, stock enhancement, pricing strategy evaluation, improved responsiveness, and delivery process enhancements.*

**Keywords:** *Sentiment Analysis, UB Press, Naïve Bayes, Lexicon-Based Features, Root Cause Analysis (RCA).*

## 1. PENDAHULUAN

Universitas Brawijaya Press atau yang biasa disebut dengan UB Press merupakan penerbit

buku Universitas Brawijaya yang berfokus pada berbagai format publikasi, termasuk buku konvensional, e-book, dan sitasi. Tujuan UB

Press ialah menjadi peran penting dalam mendukung dosen-dosen yang memiliki potensi menulis yang belum terpublikasikan dengan menyediakan platform untuk publikasi karya mereka, sambil memperluas jejaring pemasaran dan distribusi di antara penerbit perguruan tinggi di Indonesia. Selain itu, press juga bertujuan untuk meningkatkan sistem informasi dan manajemen penerbitan dengan memanfaatkan teknologi informasi, mereka berkontribusi dalam memperkuat gerakan sadar menulis dan membaca di Indonesia, mendorong pertumbuhan intelektual dan literasi di masyarakat.

Untuk memastikan bahwa UB Press telah mencapai tujuan tersebut, UB Press perlu memahami tingkat kepuasan pelanggan dengan menganalisis ulasan dari berbagai platform. Analisis ulasan membantu UB Press mengidentifikasi kekuatan dan kelemahan, serta menentukan area perbaikan yang diperlukan. Salah satu strategi yang dapat digunakan untuk menganalisis ulasan dengan lebih mudah dan efisien adalah melalui teknik analisis sentimen. Teknik analisis sentimen merupakan suatu pendekatan yang memungkinkan untuk menganalisis ulasan dengan lebih efisien. Dengan menggunakan metode ini, teks-teks dapat diidentifikasi dan diukur apakah mereka memuat sentimen positif, negatif, atau netral. Analisis ini dimaksudkan untuk menilai subjektivitas masyarakat atau pandangan terhadap suatu topik, peristiwa, atau masalah tertentu (Pramana et al., 2018).

Pada tahun 2019, Katherine Ivana Ruslim melakukan penelitian dalam analisis sentimen, mengfokuskan pada aplikasi mobile banking (M-Banking). Penelitian ini menerapkan metode *support vector machine* dan *lexicon based - fictures*. Hasilnya menunjukkan tingkat akurasi sebesar 86%, menandakan kemajuan signifikan dalam pemahaman sentimen pelanggan terhadap M-Banking, yang memberikan wawasan berharga bagi pengembangan layanan perbankan digital lebih lanjut. Disamping itu, ada juga penelitian yang dilakukan oleh Gusti Nur Aulia dan Eka Patriya pada tahun 2019. Objek penelitian topik pemilihan presiden pada tahun 2019 yang menerapkan metode *naive bayes* beserta *lexicon-based features*. Dari keduanya, *Naive Bayes* tetap menjadi algoritma yang kuat dan efisien dalam banyak aplikasi. Keunggulan dari metode ini mencakup tingkat akurasi klasifikasi yang signifikan, hal itu bisa menjadi perbandingan terhadap metode klasifikasi lain

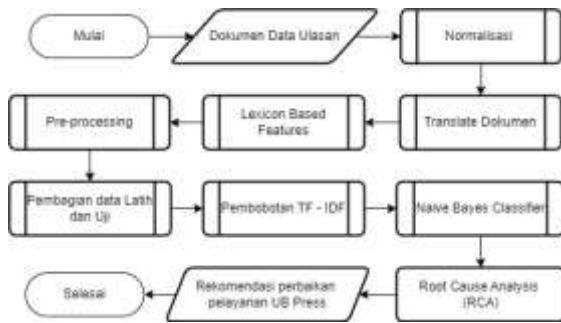
misalnya KNN (*K-Nearest Neighbor*) dan SVM (*Support Vector Machine*) (Rehab, et al., 2019).

Dengan merujuk beberapa penelitian terdahulu, maka tujuan dari penelitian ini yaitu untuk memahami tanggapan dan pandangan masyarakat terhadap layanan UB Press secara lebih dalam dan menyeluruh, disertai dengan metode *naive bayes* dan *lexicon-based features*. Penelitian ini akan dilakukan dengan menggunakan data teks dari komentar dan ulasan masyarakat di platform-platform milik UB Press. Penelitian ini bertujuan mengklasifikasikan ulasan pelanggan UB Press berdasarkan sentimen positif dan negatif. Sentimen negatif kemudian akan dianalisis dengan metode *Root Cause Analysis* (RCA) guna mengidentifikasi akar permasalahan terkait layanan UB Press. Hasil analisis RCA diharapkan memberikan gambaran mendalam tentang permasalahan yang mungkin muncul, serta memberikan rekomendasi konkret sebagai panduan bagi UB Press dalam meningkatkan kualitas produk dan layanannya.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian analisis sentimen dimulai dengan melakukan pengumpulan ulasan melalui platform-platform UB Press. Setelah data berhasil dikumpulkan, langkah berikutnya adalah mentranslasikan data tersebut ke dalam Bahasa Inggris untuk mempermudah analisis selanjutnya. Data hasil translasi kemudian di-label dengan menggunakan kamus *lexicon*, sehingga dapat diberikan label positif dan negatif berdasarkan sentimen yang terkandung dalam ulasan. Proses selanjutnya adalah menjalani tahap *pre-processing*, yang memiliki tujuan yaitu peningkatan kualitas data dengan membersihkan, normalisasi, dan mengatasi aspek-aspek lain yang dapat memengaruhi hasil analisis. Setelah melalui proses *pre-processing*, Data yang sudah siap lalu dipisahkan menjadi dua bagian, yaitu data untuk pelatihan dan data untuk pengujian, setelah itu, kedua bagian data tersebut diberi bobot menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), untuk menekankan pentingnya kata-kata tertentu dalam mengevaluasi sentimen. Hasil dari proses pembobotan ini kemudian dimasukkan ke dalam model klasifikasi yang menggunakan metode *Naive Bayes*, untuk mengkategorikan antara data positif dan data negatif. Data negatif selanjutnya akan digunakan untuk identifikasi permasalahan yang

menerapkan metode *root cause analysis* (RCA). Permasalahan yang telah diidentifikasi kemudian akan digunakan dalam menyusun rekomendasi untuk peningkatan pelayanan UB Press. Alur strategi penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Metode Penelitian

### 2.1. Pengumpulan Data

Penelitian ini mengumpulkan data dengan menggunakan strategi *web scraping*. Web scraping merupakan serangkaian langkah yang menjadikan dokumen *semi-structured* diperoleh dari internet, sedangkan dokumen tersebut dalam bentuk halaman website yang terbuat dari bahasa markup seperti HTML atau XHTML. Dokumen ini kemudian dianalisis untuk mengekstrak informasi yang bermanfaat dan dapat digunakan dalam konteks lain (Nikhit, 2015). Dengan memanfaatkan perangkat lunak atau bot, web scraping memungkinkan pengguna untuk mengekstrak informasi yang diinginkan dari struktur HTML suatu situs. Fungsi utama *web scraping* adalah mengumpulkan data yang dapat digunakan untuk analisis, visualisasi, atau keperluan lainnya. Proses ini melibatkan identifikasi elemen HTML yang berisi informasi yang ingin diambil, dan secara otomatis mengekstrak data tersebut.

### 2.2. Translasi

Translasi merupakan suatu proses di mana kalimat dari bahasa Inggris diubah menjadi bahasa Indonesia dengan memperhatikan makna tiap kata. (Pravina et al., 2019). Tujuan translasi adalah memindahkan informasi yang awalnya dalam suatu bahasa lalu diubah menjadi bahasa yang lain dengan maksud menjaga akurasi dan kohesivitas pesan. Proses ini melibatkan penggunaan teknik khusus dan pemahaman konteks untuk memastikan bahwa esensi makna dari data asli tetap terjaga dalam bahasa yang dituju. Tujuan utamanya adalah memungkinkan penggunaan dan interpretasi data yang efektif di

lingkungan yang berbeda secara linguistik.

### 2.3. Pelabelan dengan Lexicon-Based Features

Fitur berbasis lexicon (*lexicon-based features*) merujuk pada atribut-atribut yang mewakili sentimen positif atau negatif suatu kata lalu didasarkan pada kamus atau lexicon tertentu. Disamping itu, lexicon merupakan himpunan kata-kata yang sudah diketahui dan terorganisir berdasarkan polaritas sentimen. (Desai & Mehta, 2016). Agar dapat melakukan proses pemberian label terhadap atribut ini, diperlukan sebuah kamus atau lexicon yang berisikan kata-kata yang mengungkapkan sentimen, juga sering kali dikenal dengan nama kamus sentimen (*sentiment dictionaries*). (Buntoro, Adji, & Purnamasari, 2014; Cho, et al., 2014). Fitur berbasis lexicon dalam analisis sentimen digunakan untuk menghitung nilai polaritas kata dan menentukan *compound score*, yaitu skor keseluruhan yang mencakup aspek sentimen dalam teks. *Compound score* dihitung dengan menggabungkan skor negatif, positif, dan netral, memberikan gambaran komprehensif tentang sentimen keseluruhan. Ulasan dengan *compound score*  $\geq 0,05$  dikategorikan sebagai sentimen positif, antara  $-0,05$  dan  $0,05$  sebagai sentimen netral, dan kurang dari  $-0,05$  sebagai sentimen negatif.

### 2.4. Pre-processing

*Preprocessing* merupakan tahap awal dalam memproses teks untuk menyiapkannya agar bisa diolah lebih lanjut. (Feldman & Sanger, 2007). *Pre-processing* yang dipergunakan dalam penelitian ini melibatkan serangkaian tahap, diantaranya adalah *case folding*, *cleaning*, *stemming*, dan *tokenizing*. *Case folding* ialah suatu langkah yang mengonversi semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil. Dikarenakan penulisan huruf dalam dokumen yang tidak selalu konsisten, maka proses ini dibutuhkan guna menjadikan peulisan huruf yang konsisten dalam sebuah dokumen. (Asian, 2007). *Cleaning* adalah proses yang dilakukan dengan menghilangkan informasi yang dianggap tidak relevan atau mengganggu dalam proses analisis, seperti karakter khusus, tautan (URL), dan elemen non-alfanumerik lainnya. *Stemming* merupakan salah satu teknik dalam pemrosesan bahasa alami yang digunakan untuk mengubah kata-kata ke dalam bentuk dasarnya. Proses ini dilakukan dengan menghapus awalan, akhiran,

atau infleksi yang berbeda. *Tokenizing* adalah suatu proses memecah teks menjadi kata-kata dengan menggunakan spasi sebagai pemisah, dengan tujuan guna menghasilkan unit-unit kata yang mandiri sehingga dapat dianalisis secara terpisah. (Nata dan Yudiastra, 2017).

## 2.5. Membagi Data Latih dan Data Uji

Dalam penelitian ini, data latih dan data uji merupakan suatu hasil pembagian dari penggunaan metode K-Fold. Metode ini memilah dataset menjadi k subset, di mana masing-masing subset digunakan sebagai data uji satu kali sementara subset lainnya sebagai data latih. Hal ini membantu mengukur kinerja model sebelum digunakan pada data baru. Pembagian dataset dilakukan dengan memastikan proporsi yang sama untuk setiap dari k bagian tersebut (Ratnawati, 2018). K-Fold adalah metode umum untuk memilah dataset menjadi subset pelatihan dan pengujian, di mana model dilatih pada k-1 subset dan diuji pada subset yang tersisa dalam setiap iterasi. Ini meningkatkan keandalan pengujian dan mengurangi risiko *overfitting*. Stratified K-Fold, sebagai varian dari K-Fold, menjaga proporsi kelas yang sama di setiap subset. Ini berguna ketika dataset memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang, memastikan representasi yang akurat dari seluruh dataset. Stratified K-Fold lebih disarankan dalam situasi dengan perbedaan jumlah pengamatan antara kelas yang signifikan.

## 2.6. Pembobotan TF-IDF

TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*) ialah teknik dalam analisis teks dan pemrosesan bahasa alami yang dipergunakan guna mengevaluasi pentingnya suatu kata dalam suatu dokumen atau kelompok dokumen (corpus). Dengan mengintegrasikan dua konsep, bobot kata dapat dihitung untuk membantu dalam analisis teks, kemunculan kata-kata yang sering tetapi jarang terdapat pada dokumen lain sehingga memiliki bobot yang lebih tinggi, menggambarkan pentingnya kata tersebut dalam dokumen tersebut secara relatif. (Nurjannah dan Fitri Astuti, 2013). TF (*Term Frequency*) adalah suatu langkah untuk menghitung seberapa sering sebuah kata muncul dalam sebuah dokumen. Di sisi lain, IDF (*Inverse Document Frequency*) adalah sebuah proses pengukuran keunikan kata di seluruh dokumen dalam kumpulan data dengan menggunakan logaritma dari rasio total

dokumen terhadap jumlah dokumen yang juga memiliki kandungan kata tersebut.

## 2.7. Klasifikasi Naïve Bayes

Naive bayes yaitu sebuah metode klasifikasi dalam analisis data yang didasarkan pada teorema Bayes dengan asumsi naif (*naive assumption*) bahwasannya segala fitur dalam data bersifat independen satu sama lain. Dalam konteks klasifikasi, metode ini bisa digunakan untuk memproyeksikan kelas atau label dari suatu data dengan mempelajari data pelatihan yang memiliki label kelas yang sudah diketahui. Klasifikasi ini merujuk pada model probabilistik yang sederhana, tujuannya untuk pengelompokan data ke dalam kelas-kelas yang spesifik berdasarkan perbedaan fitur-fitur data yang ada. (Friedman, 1997).

## 2.8. Pengujian

Tahap pengujian merupakan evaluasi terhadap hasil klasifikasi sistem untuk menilai tingkat ketepatan. Proses pengujian bertujuan untuk memahami sejauh mana sistem mampu mengklasifikasikan data dengan akurasi. Penelitian ini menggunakan metode *confusion matrix*, yang juga dikenal sebagai matriks kebingungan, suatu tabel evaluasi performa dalam model klasifikasi. *Confusion matrix* juga dapat berfungsi sebagai cara untuk memvisualisasikan hasil pembelajaran sistem, yang dapat mencakup dua kategori atau lebih (Rahman, dkk., 2017). Umumnya, *confusion matrix* disusun dalam format tabel dengan dua baris (positif dan negatif) dan dua kolom (positif dan negatif). Nilai dalam *confusion matrix* kemudian digunakan untuk penghitungan nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Accuracy* adalah metrik yang mengukur tingkat ketepatan prediksi model klasifikasi untuk semua kelas, baik kelas positif maupun negatif. *Precision* adalah matrik yang mengukur tingkat kebenaran prediksi positif yang dibuat oleh model. *Recall* adalah metrik yang mengukur kemampuan model untuk mendeteksi semua instance dari kelas positif.

## 2.9. Root Cause Analysis (RCA)

*Root Cause Analysis* (RCA) ialah sebuah metode yang terfokus pada identifikasi penyebab akar kegagalan atau masalah mendasar. RCA memungkinkan tinjauan menyeluruh terhadap setiap tingkat penyebab, dengan pengelompokan untuk menentukan penyebab utama kegagalan

(Vorley, 2008). Proses RCA melibatkan identifikasi permasalahan, pengumpulan data relevan, analisis mendalam terhadap penyebab mendasar, dan perancangan solusi atau tindakan perbaikan yang sesuai. Fishbone diagram, sebagai alat dalam RCA, membantu mengidentifikasi faktor yang berkontribusi pada kegagalan melalui visualisasi sistematis. Fishbone diagram memvisualisasikan hubungan sebab-akibat antara berbagai faktor, memudahkan tim dalam mengeksplorasi dan memahami kompleksitas situasi secara holistik.

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 3.1. Pengujian Confusion Matrix

Dalam penelitian, pengujian yang dilaksanakan dengan menggunakan matriks kebingungan (confusion matrix) ditujukan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi, memberikan wawasan mendalam mengenai kemampuan model dalam mengenali dan membedakan kelas dalam dataset, serta mengukur metrik evaluasi seperti halnya akurasi, presisi, *recall*, dan *F1-score*. Adapun jumlah data yang digunakan dalam pengujian adalah 557 data. Data ini telah melalui serangkaian tahapan, yaitu normalisasi, translasi, pelabelan menggunakan lexicon Vader, *pre-processing*, pembagian data diantaranya yakni data latih dan data uji menggunakan k-fold (5 kali lipatan), dan klasifikasi Naïve Bayes. Adapun hasil pengujian *confusion matrix* terhadap data yang telah melalui serangkaian tahapan tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian *Confusion Matrix*

Fold	Akurasi	Precision		Recall		F1-Score		Support	
		-	+	-	+	-	+	-	+
1	88,60%	100%	87%	41%	100%	58%	93%	22	92
2	87,72%	100%	87%	36%	100%	53%	93%	22	92
3	85,84%	100%	88%	24%	100%	58%	92%	21	92
4	88,50%	100%	88%	41%	100%	58%	93%	22	91
5	88,50%	100%	88%	41%	100%	58%	93%	22	91
Rata-rata	87,83%	100%	87%	36,6%	100%	53%	92,8%	21,8	91,6

Tabel 1 menunjukkan bahwa akurasi rata-rata model klasifikasi mencapai 87,83%. Hal ini mendeksripsikan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam melakukan klasifikasi terhadap data. Rata-rata *precision* klasifikasi negatif mencapai 100%, sementara klasifikasi positif mencapai 87%. Hal ini menandakan tingkat ketelitian tinggi untuk kelas negatif dan kemampuan baik dalam mengidentifikasi kelas positif. Rata-rata *recall* menunjukkan klasifikasi negatif sebesar 36,6%, sementara klasifikasi positif mencapai 100%.

Hal ini menandakan kemampuan model baik dalam mengidentifikasi sebagian besar data positif, tetapi kurang efektif pada data negatif. Rata-rata *F1-score* menunjukkan klasifikasi negatif mencapai 53%, sedangkan klasifikasi positif mencapai 92,8%. Hal ini menunjukkan keseimbangan baik antara *precision* dan *recall* untuk kelas positif, namun keseimbangan yang kurang optimal untuk kelas negatif. Rendahnya nilai *recall* dan *F1-score* pada klasifikasi negatif dapat disebabkan oleh ketidakseimbangan sampel antara kelas positif dan negatif, serta karakteristik khusus dari data. Rata-rata *support* menunjukkan klasifikasi negatif memiliki nilai 21,8, sementara klasifikasi positif memiliki nilai 91,6. Perbedaan signifikan dalam jumlah sampel antara kedua klasifikasi dapat mempengaruhi evaluasi keseluruhan model. Keterbatasan *support* pada klasifikasi negatif dapat memperumit penilaian kinerja model, karena interpretasi model lebih dipengaruhi oleh jumlah sampel yang lebih besar pada klasifikasi positif.

#### 3.2. Pengujian Confusion Matrix dengan menggunakan SMOTE

SMOTE adalah metode oversampling yang dimanfaatkan untuk menangani permasalahan kelas yang tidak seimbang pada dataset, khususnya pada tugas klasifikasi di mana terdapat perbedaan signifikan antara jumlah sampel di kelas mayoritas dan kelas minoritas. Hasil pengujian dengan menggunakan SMOTE dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Pengujian dengan menggunakan SMOTE

Fold	Akurasi	Precision		Recall		F1-Score		Support	
		-	+	-	+	-	+	-	+
1	91,23%	75%	96%	81%	91%	78%	95%	22	92
2	95,61%	95%	96%	81%	99%	88%	97%	22	92
3	95,39%	90%	97%	86%	98%	88%	97%	21	92
4	92,92%	100%	92%	64%	100%	78%	96%	22	91
5	98,23%	95%	99%	95%	99%	95%	99%	22	91
Rata-rata	94,71%	91%	96%	81,8%	97,6%	85,4%	96,8%	21,8	91,6

Tabel 2 menunjukkan peningkatan signifikan dalam performa model klasifikasi setelah penerapan teknik SMOTE. Rata-rata akurasi model meningkat dari 87,83% menjadi 94,71%, menandakan peningkatan kemampuan dalam mengklasifikasikan data secara benar. Meskipun terjadi sedikit penurunan pada *precision* klasifikasi negatif (91%) dari nilai sebelumnya (100%). Sedangkan *precision* klasifikasi positif mengalami peningkatan menjadi 96%, menunjukkan perbaikan dalam mengidentifikasi data kelas positif setelah SMOTE. *Recall* klasifikasi negatif meningkat

dari 36,6% menjadi 81,8%, menunjukkan efektivitas dalam mencakup sebagian besar data kelas negatif yang sebenarnya setelah *oversampling* dengan SMOTE. *Recall* pada klasifikasi positif tetap tinggi (97,8%). Rata-rata *F1-score* menunjukkan keseimbangan yang lebih baik antara *precision* dan *recall*, khususnya pada kelas negatif yang sebelumnya memiliki performa rendah. Rata-rata *support* menunjukkan terdapat konsistensi dengan nilai sebelumnya, di mana klasifikasi negatif tetap memiliki nilai 21,8, sementara klasifikasi positif memiliki nilai 91,6. Peningkatan performa secara keseluruhan setelah penerapan SMOTE menunjukkan bahwa SMOTE telah berhasil menyelesaikan masalah ketidakseimbangan jumlah sampel antara kelas positif dan negatif, sambil meningkatkan performa model dalam mengklasifikasikan data secara lebih optimal.

### 3.2. Root Cause Analysis (RCA)

*Root Cause Analysis (RCA)* yaitu sebuah metode analisis yang cermat untuk menemukan akar penyebab dari suatu masalah atau permasalahan yang spesifik. Metode ini digunakan untuk membongkar lebih jauh dan memahami faktor paling mendasar yang menyebabkan suatu kejadian tidak diinginkan. Untuk mendapatkan akar permasalahan, digunakan WordCloud untuk mengidentifikasi dan merangkum kata kunci paling mencolok yang terdapat dalam ulasan pengguna. WordCloud memberikan representasi visual dari frekuensi kata dalam teks, disertai ukuran kata yang lebih besar menunjukkan seberapa tinggi frekuensi yang ada. Visualisasi data negatif melalui WordCloud dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. WordCloud Data Negatif

Berdasarkan hasil WordCloud, kata dengan frekuensi kemunculan yang tinggi adalah tidak, lama, mahal, kurang, tolak, tutup, salah, cacat, lambat, dan tipis. Ulasan dengan kata-kata ini kemudian ditelusuri, dan dicari aspek utama

permasalahannya. Aspek utama permasalahan yang ditemukan adalah aspek toko, buku, harga, pelayanan, dan pengiriman. Adapun visualisasi yang menggambarkan aspek serta factor-faktor yang menjadi penyebab dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Visualisasi Fishbone

1. Aspek Toko  
Evaluasi pelanggan menunjukkan bahwa UB Press menghadapi beberapa hambatan dalam aspek toko fisiknya. Ruang toko terasa sempit, memberikan pengalaman kurang optimal bagi pelanggan. Selain itu, penataan buku terlihat kurang terorganisir, dan ketersediaan buku terbatas, menyulitkan pelanggan menemukan judul yang dicari. Pembinaan penyusunan dan peningkatan stok buku menjadi perhatian utama untuk meningkatkan pengalaman pelanggan yang datang langsung ke toko fisik UB Press.
2. Aspek Buku  
Evaluasi pelanggan menunjukkan bahwa UB Press menghadapi sejumlah hambatan terkait aspek buku. Ulasan mencerminkan masalah seperti typo dalam isi buku, halaman yang mudah lepas, dan kondisi cover yang memudar. Untuk mengatasi ini, diperlukan perbaikan substansial, termasuk peningkatan dalam proses penyuntingan untuk mengurangi typo, peningkatan kualitas cetakan untuk menjaga kekokohan halaman buku, serta perbaikan fisik buku, terutama pada kondisi cover. Dengan langkah-langkah perbaikan ini, diharapkan UB Press dapat meningkatkan kualitas produk bukunya dan memenuhi harapan pelanggan.

3. Aspek Harga  
Evaluasi pelanggan menunjukkan UB Press dihadapkan pada hambatan harga, dengan keluhan tentang harga yang dianggap mahal. Meskipun kualitas produk tetap menjadi fokus, diperlukan evaluasi strategi harga untuk meningkatkan daya saing. Penerapan promosi atau diskon dapat menjadi alternatif untuk meningkatkan daya tarik produk. Perbaikan pada aspek harga diharapkan memberikan dampak positif pada pengalaman belanja pelanggan dan citra produk UB Press.
4. Aspek Pelayanan  
Evaluasi ulasan pelanggan menunjukkan bahwa UB Press menghadapi beberapa hambatan dalam aspek pelayanan. Keluhan mencakup barang yang tidak sesuai pesanan, respon chat yang kurang responsif, dan kualitas pengemasan buku yang perlu diperbaiki. Untuk mengatasi ini, perlu dilakukan perbaikan dalam responsivitas, kejelasan komunikasi, serta peningkatan dalam proses pengemasan. Dengan tindakan perbaikan ini, diharapkan UB Press dapat memberikan pelayanan yang lebih memuaskan dan meningkatkan pengalaman pelanggan secara keseluruhan.
5. Aspek Pengiriman  
Evaluasi ulasan pelanggan menunjukkan bahwa UB Press menghadapi beberapa hambatan dalam aspek pengiriman, keluhan mencakup terjadinya penundaan waktu pengiriman dan pengiriman ke alamat yang salah. Untuk mengatasi ini, perlu dilakukan perbaikan pada manajemen rantai pasok dan koordinasi dengan penyedia jasa pengiriman. Dengan tindakan perbaikan ini, diharapkan dapat meningkatkan keandalan dan kepuasan pelanggan.

## 4. KESIMPULAN DAN SARAN

### 4.1. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis sentimen terhadap layanan UB Press, maka peneliti mencapai kesimpulan, diantaranya:

1. Proses dalam pengerjaan analisis sentimen terhadap layanan UB Press, data dikumpulkan dari berbagai platform, seperti Bukalapak, Shopee, Tokopedia, dan Google

Maps, menggunakan ekstensi Chrome, yaitu Instant Data Scraper. Dari 557 data awal, dipilih 518 data positif dan 49 data negatif setelah translasi ke bahasa Inggris dan labeling menggunakan lexicon. Setelah pemeriksaan manual, dikoreksi 66 data yang salah dilabeli, sehingga hasil akhir adalah 458 data positif dan 109 data negatif. Data kemudian menjalani tahapan *preprocessing*, yang mencakup *case folding*, *cleanig*, *stemming*, dan *tokenisasi*. Selanjutnya, data dipisahkan menjadi data pelatihan dan data pengujian menggunakan metode k-fold dengan 5 lipatan, lalu dibobot menggunakan metode TF-IDF. Hasil TF-IDF dikategorikan dengan menerapkan algoritma klasifikasi Naïve Bayes Multinomial, dan evaluasinya yang menggunakan *confusion matrix* dengan tujuan penilaian tingkat akurasi model.

2. Hasil analisis sentimen masyarakat terhadap layanan UB Press menggunakan lexicon-based features serta pengklasifikasian naïve bayes menunjukkan rata-rata akurasi model klasifikasi mencapai 87,83%. Hasil ini menunjukkan bahwa secara keseluruhan, model menonjolkan kemampuan yang baik dalam pengklasifikasian data dengan baik dan benar. Hasil pengujian *precision* pada klasifikasi negatif (100%) dan klasifikasi positif (87%), mengindikasikan tingkat ketelitian yang tinggi dalam mengidentifikasi kedua kelas. Hasil pengujian *recall* pada klasifikasi negatif (36,6%) dan klasifikasi positif (100%), menunjukkan bahwa model baik dalam mengidentifikasi sebagian besar data positif, namun mengalami kesulitan mengidentifikasi sebagian besar data kelas negatif yang sebenarnya. Keseimbangan *F1-score* antara klasifikasi negatif (53%) dan klasifikasi positif (92,8%) menunjukkan bahwa model mencapai keseimbangan yang baik pada kelas positif, namun kurang efektif pada kelas negatif. Hasil *support* juga menunjukkan bahwa data negatif memiliki nilai 21,8, sedangkan data positif memiliki nilai 91,6, menandakan perbedaan signifikan dalam jumlah sampel antara klasifikasi positif dan negatif. Perbedaan ini dapat mempengaruhi evaluasi keseluruhan model, karena interpretasi model lebih dipengaruhi oleh

jumlah sampel yang lebih besar, yaitu sampel pada klasifikasi positif.

3. Hasil dari analisis RCA (*Root Cause Analysis*) menunjukkan bahwa UB Press menghadapi sejumlah tantangan dalam berbagai aspek layanannya. Aspek toko mengalami kendala terkait keterbatasan ruang, penyusunan buku yang kurang terorganisir, dan stok yang terbatas. Solusi untuk permasalahan aspek toko melibatkan perbaikan penyusunan buku, peningkatan stok, dan pengaturan ulang ruang toko guna meningkatkan pengalaman pelanggan. Aspek buku juga menunjukkan adanya masalah seperti typo dalam isi, halaman yang rentan lepas, dan kondisi cover yang kurang baik. Langkah perbaikan untuk aspek buku mencakup peningkatan proses penyuntingan, peningkatan kualitas cetakan, dan perawatan fisik buku, terutama pada kondisi cover. Di sisi lain, aspek harga menciptakan keluhan terkait harga yang dianggap mahal. Solusi untuk permasalahan aspek harga mencakup evaluasi dalam strategi penetapan harga dan penerapan promosi atau diskon guna meningkatkan daya saing produk UB Press. Pada aspek pelayanan, masalah meliputi barang tidak sesuai pesanan, respon chat yang kurang responsif, dan kualitas pengemasan yang perlu ditingkatkan. Tindakan perbaikan untuk aspek pelayanan termasuk peningkatan responsivitas, kejelasan komunikasi, dan perbaikan dalam proses pengemasan. Terakhir, aspek pengiriman menunjukkan adanya kendala seperti penundaan waktu pengiriman dan pengiriman ke alamat yang salah. Solusi untuk permasalahan aspek pengiriman melibatkan fokus pada perbaikan manajemen rantai pasok, peningkatan koordinasi dengan penyedia jasa pengiriman, dan peningkatan keandalan proses pengiriman secara keseluruhan.

#### 4.2. Saran

Berdasarkan hasil analisis sentimen yang telah dilakukan terhadap layanan UB Press, berikut merupakan saran yang dapat dijadikan pertimbangan dalam penelitian selanjutnya.

1. Meneliti pengembangan lexicon yang lebih spesifik atau menambahkan fitur tambahan pada model untuk meningkatkan

keakuratan pelabelan lexicon.

2. Mengatasi ketidakseimbangan jumlah sampel antara kelas positif dan negatif untuk meningkatkan kinerja model pada klasifikasi sentimen negatif.

#### 5. DAFTAR PUSTAKA

- Antinasari, P. 2017. Analisis Sentimen tentang Opini Film pada Dokumen Twitter berbahasa Indonesia menggunakan Naive Bayes Classifier dengan perbaikan Kata Tidak Baku. S.Kom Thesis. Universitas Brawijaya.
- Aulia, G. N., & Patriya, E. (2020). Implementasi Lexicon Based Dan Naive Bayes Pada Analisis Sentimen Pengguna Twitter Topik Pemilihan Presiden 2019. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 24(2), 140-153.
- Ayani, D. D., Pratiwi, H. S., Muhandi, Hafiz. 2019. Implementasi Web Scraping untuk Pengambilan Data pada Situs Marketplace. *Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi*, Volume VII, pp. 257-262.
- Fathullah, N. S., Sari, Y. A., & Adikara, P. P. (2020). Analisis Sentimen Terhadap Rating dan Ulasan Film dengan menggunakan Metode Klasifikasi Naive Bayes dengan Fitur Lexicon-Based. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 4(2), 590-593.
- Hamzah, A. 2012. Klasifikasi Teks dengan Naive Bayes Classifier untuk Pengelompokan Teks Berita dan Abstract Akademis. *Jurnal Prosiding Seminar nasional Aplikasi & Teknologi (SNAST) Periode III*.
- HERDHIANTO, A., dkk. 2020. Sentiment Analysis Menggunakan Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Tweet Tentang Zakat Sentiment Analysis Menggunakan Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Tweet Tentang.
- Karmayasa, O., & Mahendra, I. B. 2010. Implementasi Vector Space Model dan Beberapa Notasi Metode Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) pada Sistem Temu Kembali Informasi. *Jurnal Program Studi Teknik Informatika Universitas Udayana*.



- Kurniawan, A., Indriati, I., & Adinugroho, S. (2019). Analisis Sentimen Opini Film Menggunakan Metode Naïve Bayes dan Lexicon Based Features. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 3(9), 8335-8342.
- Pramudita, Y. D., Putro, S. S., & Makhmud, N. (2018). Klasifikasi Berita Olahraga Menggunakan Metode Naïve Bayes dengan Enhanced Confix Stripping Stemmer. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(3), 269-276.
- Rofiqoh, U., Perdana, R. S., & Fauzi, M. A. (2017). Analisis sentimen tingkat kepuasan pengguna penyedia layanan telekomunikasi seluler indonesia pada twitter dengan metode Support Vector Machine dan Lexicon Based Features. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 1(12), 1725-1732.
- ROZI, I., PRAMONO, S., & DAHLAN, E. 2012. Implementasi Opinion Mining (Analisis Sentimen) Untuk Ekstraksi Data Opini Publik Pada Perguruan Tinggi. *Jurnal EECCIS*, 6(1), 37-43.
- Suryani, P. S. M., Linawati, L., & Saputra, K. O. (2019). Penggunaan Metode Naïve Bayes Classifier pada Analisis Sentimen Facebook Berbahasa Indonesia. *Maj. Ilm. Teknol. Elektro*, 18(1), 145.
- Susana, H. (2022). Penerapan Model Klasifikasi Metode Naive Bayes Terhadap Penggunaan Akses Internet. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknologi Informasi (JURSISTEKNI)*, 4(1), 1-8.