



Analisis Sentimen Twitter Terhadap Isu Royalti Lagu di Industri Musik Indonesia Menggunakan Naive Bayes dan Support Vector Machine Berbasis TF-IDF

Alif Fadhil Wibowo, Ajib Susanto *

Fakultas Ilmu Komputer, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro, Semarang, Indonesia

Email: ¹111202416030@mhs.dinus.ac.id, ²*ajib.susanto@dsn.dinus.ac.id

Email Penulis Korespondensi: ajib.susanto@dsn.dinus.ac.id

Submitted: 04/05/2026; Accepted: 22/06/2026; Published: 23/06/2026

Abstrak—Perkembangan platform digital dalam industri musik Indonesia memunculkan berbagai perdebatan mengenai sistem royalti lagu, khususnya terkait hak cipta dan distribusi pendapatan bagi pencipta lagu. Opini masyarakat terhadap isu tersebut banyak disampaikan melalui media sosial Twitter sehingga dapat dimanfaatkan sebagai sumber data untuk analisis sentimen. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen publik terhadap isu royalti lagu di industri musik Indonesia serta membandingkan performa algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) berbasis pembobotan TF-IDF. Penelitian ini memberikan kontribusi melalui penerapan pelabelan semi-manual, penggunaan pendekatan stratified 5-fold cross-validation, serta evaluasi multi-metrik untuk memperoleh hasil klasifikasi sentimen yang lebih representatif pada isu royalti lagu di media sosial berbahasa Indonesia. Dataset awal penelitian diperoleh melalui proses scraping Twitter menggunakan kata kunci terkait royalti lagu dan hak cipta musik. Data kemudian diproses melalui tahapan preprocessing yang meliputi case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, dan stemming. Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan semi-manual melalui pre-labeling berbasis lexicon yang selanjutnya diverifikasi secara manual ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Evaluasi model dilakukan menggunakan stratified 5-fold cross-validation dengan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki performa yang lebih baik dibandingkan Multinomial Naive Bayes dengan nilai accuracy sebesar 93,21%, sedangkan Multinomial Naive Bayes memperoleh accuracy sebesar 82,53%. Temuan ini menunjukkan bahwa SVM lebih efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi yang direpresentasikan menggunakan TF-IDF pada analisis sentimen berbahasa Indonesia. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi masyarakat terhadap isu royalti lagu serta menjadi referensi dalam penerapan analisis sentimen pada data media sosial berbahasa Indonesia.

Kata kunci: Analisis Sentimen; Twitter; Royalti Lagu; TF-IDF; Naive Bayes; Support Vector Machine

Abstract—The development of digital platforms in Indonesia's music industry has triggered various debates regarding the song royalty system, particularly those related to copyright and income distribution for songwriters. Public opinions on these issues are widely expressed through Twitter, making it a valuable data source for sentiment analysis. This study aims to analyze public sentiment toward song royalty issues in the Indonesian music industry and compare the performance of Multinomial Naive Bayes and Support Vector Machine (SVM) algorithms using TF-IDF weighting. This study contributes through the implementation of semi-manual labeling, the use of a stratified 5-fold cross-validation approach, and multi-metric evaluation to obtain more representative sentiment classification results on song royalty issues in Indonesian social media. The initial dataset was collected through Twitter scraping using keywords related to song royalties and music copyright. The data were then processed through preprocessing stages, including case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, and stemming. Sentiment labeling was conducted using a semi-manual approach, involving lexicon-based pre-labeling followed by manual verification into three sentiment categories: positive, negative, and neutral. Model evaluation was performed using stratified 5-fold cross-validation with accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The results indicate that the SVM algorithm outperformed Multinomial Naive Bayes, achieving an accuracy of 93.21%, while Multinomial Naive Bayes obtained an accuracy of 82.53%. These findings demonstrate that SVM is more effective in handling high-dimensional textual data represented using TF-IDF for Indonesian sentiment analysis. This study is expected to provide insights into public perceptions regarding song royalty issues and serve as a reference for sentiment analysis applications on Indonesian social media data.

Keywords: Sentiment Analysis; Twitter; Song Royalties; TF-IDF; Naive Bayes; Support Vector Machine

1. PENDAHULUAN

Industri musik digital di Indonesia mengalami perkembangan yang signifikan seiring meningkatnya penggunaan platform streaming dan distribusi musik berbasis internet. Perkembangan tersebut turut memunculkan berbagai permasalahan terkait sistem royalti lagu, terutama yang berkaitan dengan hak cipta, pembagian pendapatan, dan transparansi distribusi royalti kepada pencipta lagu [1]. Dalam beberapa tahun terakhir, isu mengenai royalti lagu menjadi perhatian publik dan memicu perdebatan setelah muncul berbagai diskusi mengenai mekanisme pembayaran royalti, lisensi musik, hingga peran lembaga manajemen kolektif dalam mengelola hak ekonomi pencipta lagu di Indonesia. Perdebatan tersebut tidak hanya melibatkan pelaku industri musik, tetapi juga masyarakat umum yang menyampaikan opini, kritik, maupun dukungan terhadap kebijakan dan praktik distribusi royalti melalui media sosial.

Media sosial menjadi salah satu sarana utama masyarakat dalam menyampaikan opini terhadap isu-isu publik secara cepat dan terbuka. Twitter, yang saat ini dikenal sebagai platform X, merupakan media sosial yang banyak digunakan untuk mengekspresikan pendapat, kritik, maupun dukungan terhadap suatu fenomena sosial [2], [3]. Karakteristik data Twitter yang bersifat real-time, dinamis, dan tidak terstruktur menjadikan platform ini sebagai

sumber data yang potensial untuk memahami persepsi publik terhadap suatu isu tertentu. Dalam konteks isu royalti lagu, opini masyarakat di Twitter sering kali menunjukkan beragam perspektif, mulai dari dukungan terhadap perlindungan hak cipta pencipta lagu hingga kritik terhadap transparansi dan mekanisme pembagian royalti. Akan tetapi, tingginya volume data teks pada media sosial menyebabkan proses analisis secara manual menjadi tidak efektif sehingga diperlukan pendekatan komputasional yang mampu melakukan klasifikasi sentimen secara otomatis [4], [5], [6]

Salah satu pendekatan yang umum digunakan untuk memahami opini publik pada media sosial adalah analisis sentimen yang merupakan bagian dari bidang Natural Language Processing (NLP). Analisis sentimen bertujuan untuk mengidentifikasi polaritas opini suatu teks ke dalam kategori tertentu, seperti positif, negatif, dan netral [7], [8]. Dalam beberapa tahun terakhir, analisis sentimen berbasis machine learning telah banyak diterapkan pada berbagai domain, seperti layanan publik, pemasaran digital, politik, hiburan, dan evaluasi produk karena dinilai mampu menangani data teks dalam jumlah besar dengan hasil klasifikasi yang cukup baik [9], [10]. Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa pemanfaatan data Twitter untuk analisis sentimen dapat memberikan gambaran mengenai persepsi publik secara lebih cepat dibandingkan metode survei konvensional [6], [11].

Dalam proses klasifikasi teks, pemilihan algoritma klasifikasi dan metode representasi fitur menjadi faktor penting yang memengaruhi performa model. Salah satu metode representasi fitur yang masih banyak digunakan dalam analisis teks adalah Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF), yaitu metode pembobotan kata yang mengubah data teks menjadi representasi numerik berdasarkan tingkat kepentingan kata dalam suatu dokumen [12]. TF-IDF dinilai efektif dalam menghasilkan representasi fitur yang sederhana namun tetap informatif sehingga masih banyak digunakan pada penelitian klasifikasi teks berbasis machine learning [13]. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa kombinasi TF-IDF dengan algoritma machine learning mampu memberikan hasil klasifikasi yang kompetitif pada data teks berbahasa Indonesia [8], [10], [13].

Selain representasi fitur, algoritma klasifikasi juga memiliki peran penting dalam menentukan kualitas hasil analisis sentimen. Naive Bayes merupakan algoritma klasifikasi probabilistik yang dikenal memiliki proses komputasi sederhana, efisien, dan mampu bekerja dengan baik pada data teks berdimensi tinggi [14], [15]. Sementara itu, Support Vector Machine (SVM) dikenal sebagai salah satu algoritma yang efektif dalam menangani data sparse dan high-dimensional seperti hasil transformasi TF-IDF [16], [17]. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SVM sering kali menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes pada berbagai kasus klasifikasi teks, meskipun performa model tetap dipengaruhi oleh karakteristik data, proses preprocessing, dan metode ekstraksi fitur yang digunakan [5], [14], [18].

Seiring perkembangan NLP, model berbasis Transformer seperti BERT dan IndoBERT telah menunjukkan performa yang tinggi pada berbagai tugas pemrosesan bahasa alami, termasuk klasifikasi teks dan analisis sentimen berbahasa Indonesia [1]. Model tersebut memiliki kemampuan memahami konteks semantik secara lebih mendalam dibandingkan metode machine learning klasik. Namun demikian, pendekatan Transformer umumnya membutuhkan sumber daya komputasi yang lebih besar, proses fine-tuning yang lebih kompleks, serta jumlah data latih yang memadai agar dapat mencapai performa optimal [1], [19]. Pada kondisi dataset berukuran menengah dengan representasi fitur sparse seperti TF-IDF, algoritma klasik seperti Naive Bayes dan SVM masih relevan digunakan karena lebih efisien secara komputasional, mudah diimplementasikan, serta tetap mampu memberikan performa klasifikasi yang kompetitif [14], [16], [20].

Berbagai penelitian terkait analisis sentimen pada data Twitter berbahasa Indonesia telah dilakukan menggunakan kombinasi metode TF-IDF dengan algoritma Naive Bayes maupun Support Vector Machine [4], [7], [21], [22], [23]. Akan tetapi, sebagian besar penelitian masih berfokus pada topik umum seperti produk, layanan digital, cyberbullying, politik, kenaikan harga BBM, maupun grup musik tertentu [4], [7], [18], [21], [22]. Penelitian yang secara khusus membahas persepsi masyarakat terhadap isu royalti lagu dalam industri musik Indonesia masih relatif terbatas. Selain itu, belum banyak penelitian yang membandingkan performa algoritma Naive Bayes dan SVM pada konteks opini publik mengenai royalti lagu menggunakan data Twitter berbahasa Indonesia. Kondisi tersebut menunjukkan adanya research gap terkait pemetaan persepsi publik pada isu royalti lagu sekaligus evaluasi performa algoritma klasifikasi pada domain tersebut.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini dilakukan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap isu royalti lagu pada media sosial Twitter menggunakan metode pembobotan TF-IDF dengan algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Penelitian ini juga bertujuan untuk membandingkan performa kedua algoritma dalam proses klasifikasi sentimen teks berbahasa Indonesia berdasarkan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score. Hasil penelitian diharapkan dapat memberikan gambaran mengenai persepsi publik terhadap isu royalti lagu di Indonesia serta menjadi referensi dalam pengembangan penelitian analisis sentimen berbasis media sosial berbahasa Indonesia.

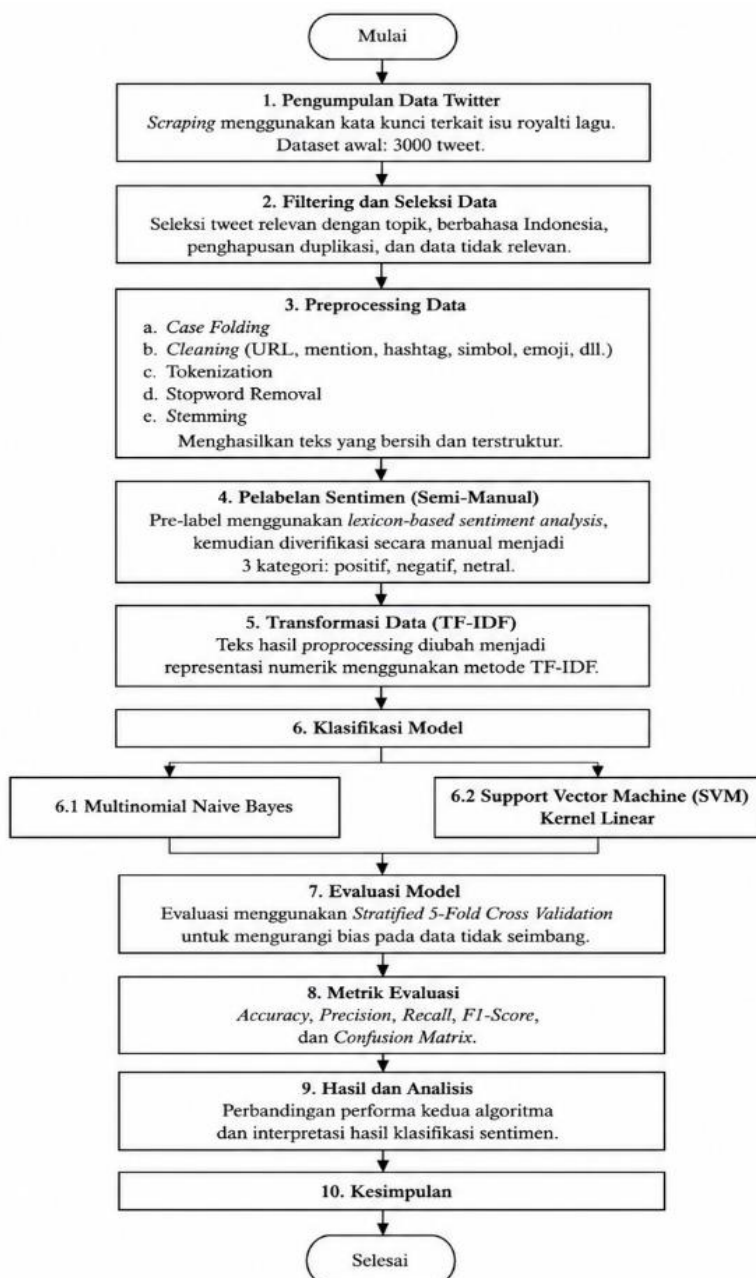
Meskipun berbagai penelitian terkait analisis sentimen Twitter berbahasa Indonesia telah menerapkan kombinasi TF-IDF dengan algoritma Naive Bayes maupun Support Vector Machine (SVM) [4], [7], [21], [22], [23], sebagian besar penelitian masih berfokus pada topik umum seperti layanan digital, kebijakan publik, cyberbullying, harga BBM, maupun fenomena hiburan tertentu. Oleh karena itu, kajian mengenai persepsi masyarakat terhadap isu royalti lagu dan hak cipta musik di Indonesia masih relatif terbatas. Selain itu, beberapa penelitian terdahulu umumnya menggunakan pendekatan evaluasi sederhana berupa pembagian data *training-testing* tanpa penerapan *cross-validation*, sehingga berpotensi menghasilkan estimasi performa model yang kurang stabil pada kondisi distribusi data

yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Di sisi lain, validitas proses pelabelan sentimen pada beberapa penelitian sebelumnya juga belum dijelaskan secara rinci, khususnya terkait mekanisme verifikasi label yang digunakan. Oleh karena itu, penelitian ini berupaya mengisi kesenjangan (*research gap*) tersebut dengan melakukan analisis sentimen terhadap isu royalti lagu pada platform Twitter menggunakan pendekatan TF-IDF, membandingkan performa Multinomial Naive Bayes dan Linear SVM, menerapkan pelabelan semi-manual, serta menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation untuk memperoleh evaluasi model yang lebih representatif. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi metodologis sekaligus empiris dalam pengembangan analisis sentimen pada data media sosial berbahasa Indonesia.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian pada studi ini disusun secara sistematis untuk menghasilkan model klasifikasi sentimen terhadap opini masyarakat mengenai isu royalti lagu pada media sosial Twitter. Proses penelitian dimulai dari pengumpulan data hingga tahap evaluasi performa model klasifikasi. Secara umum, tahapan penelitian pada studi ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alur Tahapan Penelitian

- a. Pengumpulan Data
Data penelitian diperoleh dari platform Twitter melalui proses scraping menggunakan kata kunci yang berkaitan dengan isu royalti lagu, seperti “royalti lagu”, “royalti musik”, dan “hak cipta lagu”. Dari proses scraping diperoleh dataset awal sebanyak 3000 tweet yang berkaitan dengan topik penelitian.
- b. Filtering dan Seleksi Data
Data hasil scraping selanjutnya melalui tahap filtering untuk mempertahankan tweet yang relevan dengan isu royalti lagu. Selain itu, dilakukan penyaringan terhadap data non-relevan, duplikasi data, dan tweet yang tidak sesuai dengan konteks penelitian agar kualitas dataset menjadi lebih representatif untuk proses klasifikasi.
- c. Preprocessing Data
Data hasil filtering masih mengandung berbagai noise seperti URL, mention, hashtag, emoji, simbol, dan karakter tidak relevan sehingga diperlukan tahap preprocessing. Tahapan preprocessing meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* [15], [24]. Proses ini bertujuan menghasilkan data teks yang lebih bersih dan terstruktur sebelum dilakukan proses klasifikasi. Pada data Twitter berbahasa Indonesia, proses stemming digunakan untuk mengurangi variasi kata, meskipun beberapa kata tidak baku atau slang berpotensi mengalami perubahan makna. Oleh karena itu, hasil preprocessing tetap dievaluasi untuk meminimalkan distorsi makna pada data teks.
- d. Pelabelan Sentimen
Pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan semi-manual. Label awal diperoleh melalui metode *lexicon-based sentiment analysis* sebagai proses *pre-labeling*. Selanjutnya, hasil pelabelan diverifikasi secara manual untuk memastikan kesesuaian konteks opini terhadap isu royalti lagu ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Pendekatan ini digunakan untuk meningkatkan konsistensi label sekaligus mengurangi subjektivitas dalam proses anotasi data.
- e. Transformasi Data Menggunakan TF-IDF
Data teks hasil preprocessing kemudian diubah menjadi representasi numerik menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) [12], [17]. Metode ini digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen sehingga mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif pada proses klasifikasi teks.
- f. Pelatihan Model Klasifikasi
Proses klasifikasi dilakukan menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dengan kernel linear [14], [16], [17]. Kedua algoritma dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data teks berdimensi tinggi, terutama pada representasi fitur berbasis TF-IDF [16].
- g. Evaluasi Model
Evaluasi model dilakukan menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih stabil dan mengurangi potensi bias akibat distribusi kelas yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Penggunaan stratifikasi bertujuan mempertahankan proporsi masing-masing kelas sentimen pada setiap *fold* pengujian. Performa model dievaluasi menggunakan metrik accuracy, precision, recall, dan F1-score [20]. Hasil evaluasi dari kedua algoritma kemudian dibandingkan untuk menentukan metode yang memiliki performa terbaik pada klasifikasi sentimen terhadap isu royalti lagu.

2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berupa data teks berbentuk tweet yang diperoleh dari platform Twitter (X). Pengumpulan data dilakukan melalui proses *scraping* menggunakan kata kunci yang relevan dengan isu royalti lagu dan hak cipta musik di Indonesia. Pemilihan kata kunci dilakukan untuk menangkap berbagai bentuk diskusi publik yang berkaitan dengan sistem royalti lagu, hak cipta, lisensi musik, serta lembaga pengelola royalti seperti Lembaga Manajemen Kolektif Nasional (LMKN). Kata kunci yang digunakan pada proses pengumpulan data ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Topik pengumpulan data

No	Topik/Kata Kunci	Lang	Since	Until
1	royalti lagu	id	2025-01-01	2026-02-01
2	royalti musik	id	2025-01-01	2026-02-01
3	hak cipta lagu	id	2025-01-01	2026-02-01
4	hak cipta musik	id	2025-01-01	2026-02-01
5	pencipta lagu + royalti	id	2025-01-01	2026-02-01
6	LMKN + royalti lagu	id	2025-01-01	2026-02-01
7	lisensi lagu OR izin lagu + royalti	id	2025-01-01	2026-02-01

Proses pengambilan data dilakukan menggunakan teknik *scraping* Twitter dengan parameter pencarian berupa kata kunci, rentang waktu (*since–until*), dan filter bahasa Indonesia (*lang=id*). Dataset awal yang diperoleh berjumlah 3000 tweet yang berkaitan dengan isu royalti lagu. Selanjutnya, dataset melalui tahap seleksi untuk mempertahankan tweet yang relevan dengan topik penelitian, menghapus data duplikat, serta menyaring tweet yang tidak sesuai konteks

penelitian. Tahap seleksi ini dilakukan untuk meningkatkan kualitas data sebelum memasuki proses *preprocessing* dan pelabelan sentimen.

2.3 Preprocessing Data

Data tweet yang diperoleh dari proses *scraping* masih berupa teks mentah dan mengandung berbagai *noise*, seperti URL, *mention*, *hashtag*, emoji, simbol, karakter khusus, serta variasi penulisan kata yang tidak terstruktur. Selain itu, karakteristik data Twitter yang bersifat informal menyebabkan banyak ditemukan penggunaan kata tidak baku, singkatan, dan bahasa percakapan sehari-hari. Oleh karena itu, diperlukan tahap *preprocessing* untuk meningkatkan kualitas data sebelum dilakukan proses klasifikasi sentimen. Tahap *preprocessing* berperan penting dalam mengurangi *noise*, menyederhanakan representasi teks, serta meningkatkan kualitas fitur pada proses klasifikasi teks [15], [24].

Pada penelitian ini, proses *preprocessing* dilakukan melalui beberapa tahapan. Tahap pertama adalah *case folding*, yaitu proses mengubah seluruh huruf menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menghindari perbedaan representasi kata akibat penggunaan huruf kapital. Tahap berikutnya adalah *cleaning*, yaitu proses menghapus elemen-elemen yang tidak relevan terhadap analisis, seperti URL, *mention*, *hashtag*, angka, tanda baca, simbol, emoji, dan karakter khusus lainnya sehingga teks menjadi lebih bersih untuk dianalisis.

Setelah proses pembersihan data, dilakukan *tokenization*, yaitu proses memecah teks menjadi unit-unit kata (*token*) untuk memudahkan analisis terhadap struktur teks. Tahap berikutnya adalah *stopword removal*, yaitu proses menghapus kata-kata umum yang tidak memiliki kontribusi signifikan terhadap proses klasifikasi, seperti “dan”, “yang”, dan “di”. Namun, beberapa kata yang mengandung unsur negasi, seperti “tidak”, “bukan”, dan “belum” tetap dipertahankan karena memiliki pengaruh terhadap polaritas sentimen.

Selanjutnya dilakukan proses *stemming* untuk mengubah kata berimbuhan menjadi bentuk dasar sehingga variasi kata dengan makna serupa dapat direpresentasikan secara lebih konsisten [24]. Pada data Twitter berbahasa Indonesia, proses *stemming* berpotensi memengaruhi makna beberapa kata tidak baku atau *slang*. Oleh karena itu, hasil *preprocessing* tetap dievaluasi untuk meminimalkan distorsi makna dan mempertahankan konteks opini pada data teks.

Hasil dari tahapan *preprocessing* berupa data teks yang lebih bersih, terstruktur, dan siap digunakan pada tahap pembobotan fitur menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) serta proses klasifikasi sentimen menggunakan algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM).

Contoh hasil perubahan teks sebelum dan sesudah proses *preprocessing* ditampilkan pada Tabel 2 untuk menunjukkan tahapan pembersihan data yang dilakukan.

Tabel 2. Contoh Hasil Preprocessing Data

No	text_original	text_clean	text_stemmed
1	Kalau kafe muter lagu komersial sehari, baya...	kalau kafe muter lagu komersial sehari bayar...	kalau kafe muter lagu komersial hari bayar roy...
2	@warungkopidanlagu setuju LMKN lagi rame dibah...	setuju lmkn lagi rame dibahas semoga distribus...	tuju lmkn rame bahas moga distribusi royalti m...
3	Pagar Ekosistem Ekonomi Kreatif, Kanwil Kement...	pagar ekosistem ekonomi kreatif kanwil kement...	pagar ekosistem ekonomi kreatif kanwil kement...
4	Warkop DKI banyak cewek gk jilaban, Film Suza...	warkop dki banyak cewek tidak berjilbab film s...	warkop dki cewek jilbab film suzana barry prim...
5	@cafejaksel nah ini Film baru soundtracknya en...	nah ini film baru soundtracknya enak parah jad...	nah film baru soundtracknya enak parah jadi ke...

2.4 Pembobotan Kata Menggunakan TF-IDF

Pelabelan sentimen dilakukan untuk menentukan kategori polaritas opini pada setiap tweet yang digunakan dalam penelitian. Proses pelabelan bertujuan menghasilkan *ground truth* yang digunakan sebagai target klasifikasi pada proses pembelajaran model *machine learning*. Pada penelitian ini, pelabelan sentimen dilakukan menggunakan pendekatan semi-manual yang menggabungkan metode *lexicon-based sentiment analysis* dan verifikasi manual.

Tahap awal pelabelan dilakukan menggunakan pendekatan *lexicon-based* sebagai proses *pre-labeling* untuk memberikan label awal secara otomatis berdasarkan kecenderungan polaritas kata pada teks. Pendekatan ini digunakan untuk membantu proses identifikasi sentimen awal terhadap data dalam jumlah besar sehingga dapat mengurangi waktu anotasi secara manual. Hasil *pre-labeling* kemudian digunakan sebagai acuan awal sebelum dilakukan proses verifikasi.

Selanjutnya, proses verifikasi manual dilakukan untuk memastikan kesesuaian konteks opini pada tweet terhadap isu royalti lagu. Pada tahap ini, peneliti melakukan pemeriksaan terhadap hasil *pre-labeling* untuk menghindari kesalahan interpretasi yang disebabkan oleh penggunaan bahasa informal, ironi, singkatan, maupun kata bermakna ganda yang umum ditemukan pada data Twitter berbahasa Indonesia. Verifikasi manual dilakukan dengan mempertimbangkan konteks keseluruhan isi tweet agar polaritas sentimen dapat ditentukan secara lebih tepat.

Dalam penelitian ini, data tweet dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Sentimen positif merepresentasikan opini yang mendukung, menyetujui, atau memberikan respons positif terhadap

isu royalti lagu. Sentimen negatif menggambarkan opini yang berisi kritik, ketidaksetujuan, atau respons negatif terhadap sistem royalti lagu. Sementara itu, sentimen netral mencerminkan opini yang bersifat informatif, tidak menunjukkan kecenderungan emosi tertentu, atau tidak secara jelas mengandung polaritas positif maupun negatif.

Pendekatan semi-manual dipilih untuk meningkatkan konsistensi label sekaligus mengurangi subjektivitas pada proses anotasi data. Dengan adanya tahap *pre-labeling* berbasis *lexicon* yang diverifikasi kembali secara manual, diharapkan kualitas *ground truth* yang digunakan pada proses klasifikasi sentimen menjadi lebih representatif terhadap konteks opini publik mengenai isu royalti lagu.

2.5 Transformasi Data Menggunakan TF-IDF

Setelah melalui tahap *preprocessing*, data teks ditransformasikan menjadi representasi numerik menggunakan metode Term Frequency–Inverse Document Frequency (TF-IDF). Metode ini digunakan untuk memberikan bobot pada setiap kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam suatu dokumen dan keseluruhan kumpulan dokumen [12], [13]. Pada penelitian ini, TF-IDF digunakan untuk menghasilkan representasi fitur teks yang selanjutnya menjadi *input feature* pada algoritma Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM) dalam proses klasifikasi sentimen terhadap isu royalti lagu.

Komponen pertama pada TF-IDF adalah Term Frequency (TF) yang digunakan untuk menghitung frekuensi kemunculan suatu kata pada dokumen tertentu. Nilai TF dirumuskan pada Persamaan (1).

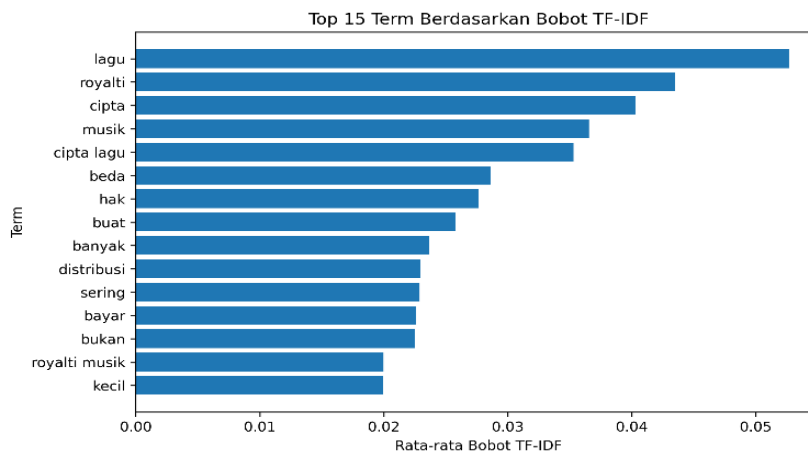
$$TF(t, d) = \frac{f_{t,d}}{\sum f_{t,d}} \quad (1)$$

Dimana $f_{t,d}$ merupakan jumlah kemunculan kata t pada dokumen d , sedangkan penyebut menunjukkan total frekuensi seluruh kata dalam dokumen tersebut. Komponen kedua adalah Inverse Document Frequency (IDF) yang digunakan untuk mengukur tingkat kepentingan suatu kata terhadap keseluruhan kumpulan dokumen. Nilai IDF dirumuskan pada Persamaan (2).

$$IDF(t) = \log \left(\frac{N}{df_t} \right) \quad (2)$$

Dimana (N) adalah jumlah total dokumen dan (df_t) merupakan jumlah dokumen yang mengandung kata (t). Nilai akhir TF-IDF diperoleh dari hasil perkalian antara TF dan IDF sehingga menghasilkan matriks fitur numerik yang digunakan sebagai representasi teks pada proses klasifikasi sentimen menggunakan Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM).

Visualisasi term dengan bobot TF-IDF tertinggi ditampilkan pada Gambar 2 untuk menunjukkan kata-kata yang memiliki kontribusi penting dalam representasi fitur teks.



Gambar 2. Top 15 Term Berdasarkan Bobot TF-IDF

2.6 Pelatihan Model Klasifikasi

Pada penelitian ini, proses klasifikasi sentimen dilakukan menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Kedua algoritma dipilih karena memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data teks berdimensi tinggi, khususnya hasil representasi *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) yang bersifat *sparse* [14], [16], [17].

2.6.1 Multinomial Naive Bayes

Pada penelitian ini digunakan algoritma Multinomial Naive Bayes sebagai salah satu model klasifikasi sentimen. Algoritma ini dipilih karena sesuai untuk menangani data teks hasil transformasi TF-IDF yang memiliki representasi fitur numerik dan berdimensi tinggi [14], [15]. Selain itu, Multinomial Naive Bayes memiliki proses komputasi yang relatif efisien dan banyak digunakan pada penelitian klasifikasi teks maupun analisis sentimen [15], [20].

Multinomial Naive Bayes bekerja berdasarkan Teorema Bayes untuk menghitung probabilitas suatu dokumen termasuk ke dalam kelas tertentu. Probabilitas suatu dokumen d termasuk ke dalam kelas c dihitung menggunakan Teorema Bayes sebagaimana ditunjukkan pada Persamaan (3).

$$P(c | d) = \frac{P(d|c)P(c)}{P(d)} \quad (3)$$

Dimana $P(c | d)$ adalah probabilitas posterior (probabilitas dokumen termasuk kelas tertentu), $P(c | d)$ adalah likelihood (kemungkinan dokumen muncul pada kelas tersebut), $P(c)$ adalah prior probability dari kelas, $P(d)$ adalah probabilitas kemunculan dokumen. Dalam implementasinya, nilai $P(d)$ dapat diabaikan karena bersifat konstan untuk semua kelas, sehingga proses klasifikasi dilakukan dengan mencari nilai probabilitas maksimum dari persamaan (4).

$$cMAP = \arg \max_{c \in CP(c)} \prod_{i=1}^n P(w_i | c) \quad (4)$$

Dimana w_i merupakan fitur kata dalam dokumen hasil transformasi TF-IDF. Pada penelitian ini, data yang telah melalui tahap preprocessing dan transformasi TF-IDF digunakan sebagai input untuk model Multinomial Naive Bayes.

2.6.2 Support Vector Machine (SVM)

Pada penelitian ini digunakan algoritma Support Vector Machine (SVM) sebagai model klasifikasi sentimen dengan pendekatan Linear Support Vector Machine (LinearSVC). Model ini dipilih karena sesuai untuk menangani data teks hasil representasi TF-IDF yang memiliki karakteristik *sparse* dan berdimensi tinggi (*high-dimensional*) [16], [17]. Selain itu, penggunaan *kernel linear* dinilai lebih efisien secara komputasional serta umum digunakan pada kasus klasifikasi teks dengan jumlah fitur besar [5], [17].

SVM bekerja dengan membentuk fungsi keputusan (*decision function*) untuk memisahkan data ke dalam kelas sentimen yang berbeda. Fungsi keputusan tersebut dirumuskan pada Persamaan (5).

$$f(x) = wTx + b \quad (5)$$

Dimana x merupakan vektor fitur hasil pembobotan TF-IDF, w adalah bobot atau parameter model, dan b adalah bias. Proses klasifikasi dilakukan dengan menentukan tanda dari fungsi keputusan tersebut, sesuai persamaan (6).

$$y = \text{sign}(wTx + b) \quad (6)$$

Pada penelitian ini, fitur hasil *preprocessing* dan transformasi TF-IDF digunakan sebagai *input feature* pada model LinearSVC untuk mengklasifikasikan sentimen masyarakat terhadap isu royalti lagu ke dalam kategori positif, negatif, dan netral. Pelatihan dan evaluasi model dilakukan menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih stabil pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*).

2.7 Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur performa algoritma klasifikasi dalam mengidentifikasi sentimen pada data Twitter terkait isu royalti lagu. Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih stabil dan mengurangi potensi bias akibat distribusi kelas yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Pendekatan stratifikasi digunakan untuk mempertahankan proporsi masing-masing kategori sentimen pada setiap *fold* pengujian sehingga proses evaluasi menjadi lebih representatif.

Performa model dievaluasi menggunakan beberapa metrik klasifikasi, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-score [20]. Penggunaan beberapa metrik evaluasi bertujuan untuk memberikan pengukuran performa model secara lebih menyeluruh, khususnya pada kondisi distribusi kelas yang tidak seimbang. Nilai *accuracy* digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data pengujian, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (7).

$$\text{Accuracy} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (7)$$

Dimana TP (*True Positive*), TN (*True Negative*), FP (*False Positive*), dan FN (*False Negative*) merupakan komponen dari confusion matrix. Selanjutnya, Precision digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan model dalam memprediksi kelas positif, yaitu seberapa banyak prediksi positif yang benar dibandingkan dengan seluruh prediksi positif yang dihasilkan model. Precision dirumuskan sebagai persamaan (8).

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (8)$$

Recall digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang relevan dari suatu kelas tertentu. Nilai recall menunjukkan seberapa banyak data positif yang berhasil terdeteksi oleh model. Recall dirumuskan sebagai persamaan (9).

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (9)$$

Sementara itu, F1-Score merupakan rata-rata harmonis antara precision dan recall, yang digunakan untuk memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut, terutama ketika terdapat ketidakseimbangan data antar kelas. F1-Score dirumuskan sebagai persamaan (10).

$$F1 = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (10)$$

Pada penelitian ini, evaluasi dilakukan terhadap dua model klasifikasi, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Selain menggunakan metrik evaluasi utama, analisis performa model juga dilakukan menggunakan classification report dan confusion matrix untuk mengidentifikasi distribusi prediksi pada masing-masing kategori sentimen serta potensi kesalahan klasifikasi antar kelas secara lebih spesifik.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Deskripsi Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data teks berupa tweet yang diperoleh dari platform Twitter (X) menggunakan teknik *scraping*. Pengumpulan data dilakukan menggunakan kata kunci yang relevan dengan isu royalti lagu dalam industri musik Indonesia, seperti “royalti lagu”, “hak cipta lagu”, “royalti musik”, serta beberapa kata kunci lain yang berkaitan dengan hak cipta dan distribusi royalti musik. Pemilihan kata kunci tersebut bertujuan memastikan bahwa data yang diperoleh memiliki keterkaitan langsung dengan topik penelitian.

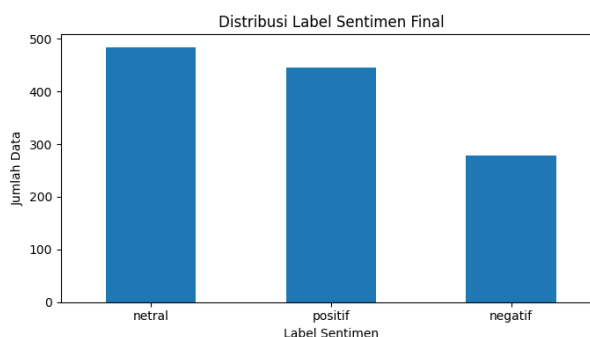
Hasil proses *scraping* menghasilkan dataset awal sebanyak **3000 tweet**. Dataset tersebut kemudian melalui tahap seleksi data untuk menghilangkan tweet yang tidak relevan dengan konteks penelitian, data duplikat, serta data yang tidak sesuai dengan karakteristik penelitian. Selanjutnya, data melalui tahap *preprocessing* yang meliputi *case folding*, *cleaning*, *tokenization*, *stopword removal*, dan *stemming* untuk mengurangi *noise* dan meningkatkan kualitas data teks sebelum dilakukan proses klasifikasi sentimen.

Setelah melalui proses seleksi, validasi label, dan penghapusan data duplikat (*duplicate removal*), diperoleh sebanyak 1208 tweet yang digunakan sebagai dataset final pada proses klasifikasi sentimen. Selanjutnya, data dilakukan pelabelan menggunakan pendekatan semi-manual ke dalam tiga kategori sentimen, yaitu positif, negatif, dan netral. Distribusi jumlah data pada masing-masing kategori sentimen ditampilkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Distribusi Sentimen Dataset

No	Kategori Sentimen	Jumlah Data
1	Positif	445
2	Negatif	279
3	Netral	484
	Total	1208

Berdasarkan Tabel 3, dapat dilihat bahwa distribusi data pada masing-masing kategori sentimen bersifat tidak seimbang (*imbalanced*), dimana kelas sentimen netral memiliki jumlah data paling besar dibandingkan kategori lainnya, sedangkan kelas sentimen negatif memiliki jumlah data paling sedikit. Kondisi ini menunjukkan adanya variasi distribusi opini pada dataset penelitian terhadap isu royalti lagu. Untuk memberikan gambaran visual terhadap distribusi data, penyebaran jumlah data pada masing-masing kategori sentimen ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Distribusi Label Sentimen Final

Pada penelitian ini, kondisi distribusi data yang tidak seimbang ditangani melalui pendekatan stratified 5-fold cross-validation, sehingga proporsi masing-masing kelas sentimen tetap terjaga pada setiap proses pelatihan dan pengujian model. Selain itu, evaluasi model tidak hanya menggunakan metrik *accuracy*, tetapi juga *precision*, *recall*, dan *F1-score* guna memperoleh gambaran performa model secara lebih representatif pada setiap kategori sentimen. Secara keseluruhan, dataset yang digunakan memiliki karakteristik berupa data teks tidak terstruktur dengan distribusi kelas yang tidak seimbang, sehingga menjadi tantangan tersendiri dalam proses klasifikasi sentimen terhadap isu royalti lagu.

3.2 Hasil Klasifikasi

Setelah data teks melalui tahap *preprocessing* dan transformasi fitur menggunakan metode *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF), dilakukan proses klasifikasi sentimen menggunakan dua algoritma *machine learning*, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM). Proses pelatihan dan evaluasi model dilakukan menggunakan pendekatan *stratified 5-fold cross-validation* untuk memperoleh estimasi performa model yang lebih stabil serta mengurangi potensi bias akibat distribusi kelas sentimen yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*).

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan beberapa metrik, yaitu *accuracy*, *precision weighted*, *recall weighted*, *F1-score weighted*, dan *F1-score macro*. Penggunaan beberapa metrik evaluasi bertujuan memberikan gambaran performa model secara lebih menyeluruh, terutama pada kondisi distribusi kelas yang tidak seimbang. Hasil evaluasi kedua algoritma ditampilkan pada Tabel 4.

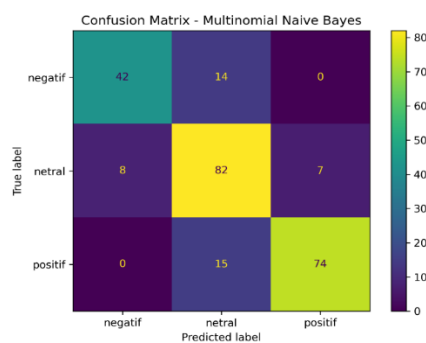
Tabel 4. Perbandingan Kinerja Algoritma

No	model	accuracy	precision_weighted	recall_weighted	f1_weighted	F1-Score Macro
0	Multinomial Naive Bayes	0.8253	0.8293	0.8253	0.8256	0.8238
1	Linear SVM	0.9321	0.9345	0.9321	0.9321	0.9323

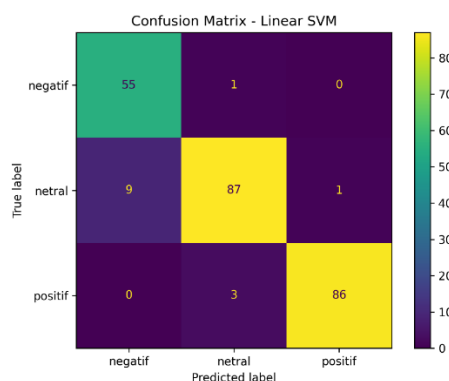
Berdasarkan Tabel 4, kedua algoritma menunjukkan performa yang baik dalam melakukan klasifikasi sentimen terhadap data Twitter mengenai isu royalti lagu. Algoritma Multinomial Naive Bayes memperoleh nilai *accuracy* sebesar 82,53%, *precision weighted* sebesar 82,93%, *recall weighted* sebesar 82,53%, *F1-score weighted* sebesar 82,56%, dan *F1-score macro* sebesar 82,38%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa Naive Bayes mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan cukup baik, meskipun masih memiliki keterbatasan dalam menangani hubungan kompleks antar fitur pada data teks.

Sementara itu, algoritma Support Vector Machine (SVM) menghasilkan performa yang lebih tinggi dibandingkan Naive Bayes dengan nilai *accuracy* sebesar 93,21%, *precision weighted* sebesar 93,45%, *recall weighted* sebesar 93,21%, *F1-score weighted* sebesar 93,21%, dan *F1-score macro* sebesar 93,23%. Peningkatan performa tersebut menunjukkan bahwa SVM lebih efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi yang dihasilkan dari representasi TF-IDF. Kemampuan SVM dalam membentuk *hyperplane* optimal pada ruang fitur berdimensi tinggi memungkinkan model menghasilkan klasifikasi yang lebih akurat dibandingkan pendekatan probabilistik seperti Naive Bayes pada konteks analisis sentimen data Twitter.

Selain menggunakan metrik evaluasi utama, analisis performa model juga dilakukan menggunakan *confusion matrix* untuk melihat distribusi prediksi pada masing-masing kategori sentimen dan mengidentifikasi potensi kesalahan klasifikasi antar kelas. Visualisasi hasil klasifikasi masing-masing model ditunjukkan pada Gambar 4 dan Gambar 5.



Gambar 4. Confusion Matrix – Multinomial Naive Bayes



Gambar 5. Confusion Matrix – Linear SVM

Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan Linear SVM memberikan performa terbaik pada klasifikasi sentimen terhadap isu royalti lagu di Twitter. Temuan ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya yang menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kemampuan yang baik dalam menangani data teks dengan representasi fitur *sparse* dan berdimensi tinggi, terutama ketika dikombinasikan dengan metode pembobotan TF-IDF [16], [17], [20].

3.2.1 Analisis Performa Per Kelas

Untuk memperoleh analisis yang lebih mendalam terhadap performa model klasifikasi, dilakukan evaluasi pada masing-masing kategori sentimen menggunakan *classification report*. Evaluasi dilakukan berdasarkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *support* untuk setiap kelas sentimen, yaitu negatif, netral, dan positif. Hasil evaluasi masing-masing model ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Classification Report Per Kelas

Model	Class	Precision	Recall	F1-Score	Support
Multinomial Naive Bayes	Negatif	0.8400	0.7500	0.7925	56
Multinomial Naive Bayes	Netral	0.7387	0.8454	0.7885	97
Multinomial Naive Bayes	Positif	0.9136	0.8315	0.8706	89
Multinomial Naive Bayes	Macro Avg	0.8308	0.8089	0.8172	242
Multinomial Naive Bayes	Weighted Avg	0.8265	0.8182	0.8196	242
Linear SVM	Negatif	0.8594	0.9821	0.9167	56
Linear SVM	Netral	0.9560	0.8969	0.9255	97
Linear SVM	Positif	0.9885	0.9663	0.9773	89
Linear SVM	Macro Avg	0.9346	0.9484	0.9398	242
Linear SVM	Weighted Avg	0.9456	0.9421	0.9425	242

Berdasarkan Tabel 5, kedua model klasifikasi menunjukkan performa yang cukup baik pada setiap kategori sentimen, meskipun algoritma Support Vector Machine (SVM) menghasilkan performa yang lebih unggul dibandingkan Multinomial Naive Bayes. Pada model Naive Bayes, performa klasifikasi pada kategori sentimen positif menunjukkan hasil yang relatif baik dengan nilai *F1-score* sebesar 87,06%, namun performa pada kategori sentimen negatif dan netral masih lebih rendah, terutama pada nilai *recall* sentimen negatif sebesar 75,00%. Hal ini menunjukkan bahwa model Naive Bayes masih mengalami keterbatasan dalam mengidentifikasi seluruh data pada beberapa kategori sentimen secara konsisten.

Sementara itu, model Linear SVM menunjukkan performa yang lebih stabil pada seluruh kategori sentimen. Pada kategori sentimen negatif, model SVM memperoleh nilai *recall* sebesar 98,21%, menunjukkan kemampuan yang sangat baik dalam mengenali tweet bernada negatif. Selain itu, pada kategori sentimen positif diperoleh nilai *precision* sebesar 98,85% dan *F1-score* sebesar 97,73%, yang menunjukkan tingkat ketepatan klasifikasi yang tinggi pada kategori tersebut.

Nilai *macro average F1-score* dan *weighted average F1-score* pada model SVM masing-masing sebesar 93,98% dan 94,25%, dengan selisih yang relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa performa model tidak hanya dipengaruhi oleh kelas mayoritas, tetapi juga mampu mempertahankan performa yang baik pada seluruh kategori sentimen meskipun distribusi data bersifat tidak seimbang (*imbalanced*). Dengan demikian, hasil evaluasi menunjukkan bahwa Linear SVM lebih efektif dalam menangani klasifikasi sentimen terhadap isu royalti lagu pada data Twitter dibandingkan pendekatan probabilistik Multinomial Naive Bayes.

3.3 Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kedua algoritma, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM), mampu melakukan klasifikasi sentimen dengan performa yang cukup baik terhadap data Twitter berbahasa Indonesia terkait isu royalti lagu. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation, algoritma Multinomial Naive Bayes memperoleh nilai *accuracy* sebesar 82,53%, sedangkan Linear SVM menghasilkan performa yang lebih tinggi dengan nilai *accuracy* sebesar 93,21%. Perbedaan hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM memiliki kemampuan klasifikasi yang lebih baik dibandingkan Naive Bayes pada konteks penelitian ini.

Keunggulan SVM dipengaruhi oleh kemampuannya dalam menangani data teks berdimensi tinggi hasil representasi TF-IDF. Metode TF-IDF menghasilkan fitur teks yang bersifat *sparse* dengan jumlah dimensi besar, sehingga algoritma berbasis *hyperplane* seperti SVM lebih efektif dalam memisahkan data antar kelas sentimen. Selain itu, penggunaan *kernel linear* pada model SVM dinilai sesuai dengan karakteristik data teks karena mampu menghasilkan proses klasifikasi yang stabil dan efisien pada dataset berukuran menengah hingga besar. Hal ini tercermin dari nilai *precision weighted* sebesar 93,45%, *recall weighted* sebesar 93,21%, dan *F1-score weighted* sebesar 93,21% yang diperoleh model SVM.

Di sisi lain, Multinomial Naive Bayes juga menunjukkan performa klasifikasi yang cukup baik meskipun hasilnya masih berada di bawah SVM. Hal ini disebabkan oleh pendekatan probabilistik pada Naive Bayes yang mengasumsikan independensi antar fitur, sehingga model memiliki keterbatasan dalam menangkap hubungan

kompleks antar kata pada teks. Meskipun demikian, algoritma ini tetap memiliki keunggulan dalam hal efisiensi komputasi, proses pelatihan yang relatif cepat, serta implementasi yang sederhana pada kasus klasifikasi teks.

Distribusi dataset final pada penelitian ini bersifat tidak seimbang (*imbalanced*), dimana kategori sentimen netral memiliki jumlah data lebih banyak dibandingkan kategori lainnya. Kondisi tersebut berpotensi menimbulkan bias evaluasi apabila performa model hanya diukur menggunakan *accuracy*. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation serta evaluasi multi-metrik menggunakan *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memperoleh pengukuran performa yang lebih representatif. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa pada model Linear SVM, nilai *macro F1-score* (93,98%) dan *weighted F1-score* (94,25%) memiliki selisih yang relatif kecil. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya bekerja baik pada kelas mayoritas, tetapi juga mampu mempertahankan performa klasifikasi yang stabil pada seluruh kategori sentimen.

Untuk memperoleh analisis yang lebih mendalam terhadap performa model, digunakan visualisasi *confusion matrix* sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3 dan Gambar 4. Berdasarkan visualisasi tersebut, model Linear SVM menunjukkan tingkat kesalahan klasifikasi yang lebih rendah dibandingkan Multinomial Naive Bayes, terutama pada proses identifikasi kategori sentimen negatif dan positif. Temuan ini mengindikasikan bahwa model SVM memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik dalam membedakan pola sentimen pada data Twitter terkait isu royalti lagu. Hasil penelitian ini sejalan dengan beberapa penelitian sebelumnya mengenai analisis sentimen berbasis teks yang menunjukkan bahwa algoritma Support Vector Machine cenderung menghasilkan performa lebih baik dibandingkan pendekatan probabilistik seperti Naive Bayes, khususnya pada data teks dengan karakteristik *sparse* dan berdimensi tinggi hasil representasi TF-IDF. Dengan demikian, algoritma Linear SVM dapat dipertimbangkan sebagai pendekatan yang efektif untuk klasifikasi sentimen pada media sosial berbahasa Indonesia, khususnya pada isu terkait royalti lagu dan hak cipta musik

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis sentimen terhadap opini masyarakat di Twitter mengenai isu royalti lagu dalam industri musik Indonesia dapat dilakukan secara efektif menggunakan pendekatan machine learning. Proses preprocessing yang meliputi case folding, cleaning, tokenization, stopword removal, dan stemming, serta pembobotan fitur menggunakan metode TF-IDF, terbukti mampu mengubah data teks tidak terstruktur menjadi representasi numerik yang optimal untuk proses klasifikasi sentimen. Setelah melalui proses validasi label dan penghapusan data duplikat, diperoleh sebanyak 1208 data final yang digunakan pada proses klasifikasi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa kedua algoritma yang digunakan, yaitu Multinomial Naive Bayes dan Support Vector Machine (SVM), mampu melakukan klasifikasi sentimen ke dalam kategori positif, negatif, dan netral dengan performa yang baik. Berdasarkan evaluasi menggunakan pendekatan stratified 5-fold cross-validation, algoritma Multinomial Naive Bayes memperoleh nilai *accuracy* sebesar 82,53%, sedangkan Linear SVM menunjukkan performa yang lebih tinggi dengan nilai *accuracy* sebesar 93,21%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa algoritma SVM lebih efektif dalam menangani data teks berdimensi tinggi yang dihasilkan dari representasi TF-IDF, sehingga mampu menghasilkan performa klasifikasi yang lebih optimal dibandingkan pendekatan probabilistik pada Naive Bayes. Distribusi data sentimen pada penelitian ini menunjukkan bahwa opini masyarakat terhadap isu royalti lagu memiliki variasi sentimen yang beragam dengan dominasi kategori netral, diikuti kategori positif dan negatif. Selain itu, penggunaan pendekatan evaluasi multi-metrik, seperti *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta penerapan stratified cross-validation membantu menghasilkan pengukuran performa model yang lebih representatif pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Penelitian ini memberikan kontribusi pada pengembangan analisis sentimen berbahasa Indonesia melalui kajian terhadap isu royalti lagu dan hak cipta musik, yang masih relatif terbatas dibahas pada penelitian sebelumnya. Selain itu, penelitian ini juga berkontribusi secara metodologis melalui penerapan pelabelan semi-manual, validasi data melalui penghapusan duplikasi, penggunaan stratified 5-fold cross-validation, serta evaluasi multi-metrik untuk menghasilkan pengukuran performa model yang lebih representatif pada kondisi distribusi data yang tidak seimbang (*imbalanced dataset*). Untuk pengembangan lebih lanjut, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan metode representasi fitur yang lebih kompleks, seperti word embedding atau model berbasis Transformer (misalnya IndoBERT), serta mengeksplorasi teknik penanganan ketidakseimbangan data dan optimasi parameter model guna meningkatkan robustitas performa klasifikasi sentimen pada data media sosial.

REFERENCE

- [1] F. Koto and J. H. Lau, "IndoBERT: A Pretrained Language Model for Indonesian NLP Tasks," in *Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics*, 2020, pp. 757–770. doi: 10.18653/v1/2020.coling-main.66.
- [2] R. Zhang and T. Lee, "Support Vector Machine for High-Dimensional Text Classification," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 145, pp. 123–130, 2021, doi: 10.1016/j.patrec.2021.02.018.
- [3] D. Wijaya and R. Prasetyo, "Natural Language Processing for Bahasa Indonesia Sentiment Analysis," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 179, pp. 768–777, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.065.
- [4] Ma'rufudin and A. Yudhistira, "Analisis Sentimen Petani Milenial Pada Media Sosial X Menggunakan Algoritma Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 3, pp. 845–857, 2025, doi: 10.52436/1.jpti.717.

- [5] L. Wang and M. Garcia, "Comparison of Machine Learning Algorithms for Text Classification," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 33120–33135, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3267781.
- [6] H. Chen and A. Kumar, "Sentiment Analysis Using Machine Learning Approaches," *Expert Syst. Appl.*, vol. 218, p. 119553, 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119553.
- [7] R. Ramlan, N. Satyahadewi, and W. Andani, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Menggunakan Support Vector Machine Pada Kasus Kenaikan Harga BBM," *Jambura Journal of Mathematics*, vol. 5, no. 2, pp. 431–445, 2023, doi: 10.34312/jjom.v5i2.20860.
- [8] W. A. Prabowo and F. Azizah, "Sentiment Analysis for Detecting Cyberbullying Using TF-IDF and SVM," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 4, no. 6, pp. 1142–1148, 2020, doi: 10.29207/resti.v4i6.2753.
- [9] M. Rodríguez-Ibáñez and others, "A review on sentiment analysis from social media platforms," *Expert Syst. Appl.*, vol. 223, p. 119878, 2023, doi: 10.1016/j.eswa.2023.119878.
- [10] M. Rahman and S. Karim, "Comparison of Machine Learning Algorithms for Sentiment Analysis on Twitter," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 55120–55134, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3174412.
- [11] R. H. Muhammadiyah, T. G. Laksana, and A. B. Arifa, "Combination of Support Vector Machine and Lexicon-Based Algorithm in Twitter Sentiment Analysis," *Khazanah Informatika*, vol. 8, no. 1, pp. 59–71, 2022, doi: 10.23917/khif.v8i1.15213.
- [12] G. Salton and C. Buckley, "Term-weighting approaches in automatic text retrieval," *Inf. Process. Manag.*, vol. 24, no. 5, pp. 513–523, 1988, doi: 10.1016/0306-4573(88)90021-0.
- [13] L. Agusta and A. Nugroho, "Implementation of TF-IDF and SVM for Indonesian Text Classification," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 12, no. 4, pp. 221–228, 2021, doi: 10.14569/IJACSA.2021.0120428.
- [14] P. Singh and A. Kumar, "Performance Evaluation of Naive Bayes and SVM in Text Mining," *Journal of Information and Optimization Sciences*, vol. 42, no. 5, pp. 1117–1128, 2021, doi: 10.1080/02522667.2021.1908902.
- [15] F. Sebastiani, "Machine Learning in Automated Text Categorization," *ACM Comput. Surv.*, vol. 34, no. 1, pp. 1–47, 2002, doi: 10.1145/505282.505283.
- [16] R. Zhang and T. Lee, "Support Vector Machine for High-Dimensional Text Classification," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 145, pp. 123–130, 2021, doi: 10.1016/j.patrec.2021.02.018.
- [17] F. Ahmed and J. Brown, "Support Vector Machine in High-Dimensional Sparse Data," *Machine Learning with Applications*, vol. 8, p. 100303, 2022, doi: 10.1016/j.mlwa.2022.100303.
- [18] R. Hilma, M. Ula, and S. Fachrurrazi, "Analisis Sentimen Cyberbullying pada Media Sosial Twitter Menggunakan Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier," *e-jurnal TECHSI*, vol. 14, no. 2, pp. 107–123, 2023, doi: 10.29103/techsi.v14i2.12103.
- [19] Y. Li and R. Zhang, "Recent Advances in Sentiment Analysis Using Machine Learning," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 99812–99830, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3201445.
- [20] K. Kowsari and others, "Text Classification Algorithms: A Survey," *Information*, vol. 10, no. 4, p. 150, 2019, doi: 10.3390/info10040150.
- [21] T. Safitri, Y. Umaidah, and I. Maulana, "Analisis Sentimen Pengguna Twitter Terhadap Grup Musik BTS Menggunakan Algoritma Support Vector Machine," *Journal of Applied Informatics and Computing*, vol. 7, no. 1, pp. 28–35, 2023, doi: 10.30871/jaic.v7i1.5039.
- [22] N. Fitriyah, B. Warsito, and D. A. I. Maruddani, "Analisis Sentimen Gojek Pada Media Sosial Twitter Dengan Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)," *Jurnal Gaussian*, vol. 9, no. 3, pp. 376–390, 2020, doi: 10.14710/j.gauss.v9i3.28932.
- [23] H. Atsqalani, N. Hayatin, and C. S. K. Aditya, "Sentiment Analysis from Indonesian Twitter Data Using Support Vector Machine and Query Expansion Ranking," *JOIN (Jurnal Online Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 116–122, 2022, doi: 10.15575/join.v7i1.669.
- [24] T. A. Rana and Y. N. Cheah, "A Systematic Literature Review on Text Preprocessing Techniques for Sentiment Analysis," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 3, pp. 1–39, 2022, doi: 10.1007/s10462-021-10086-y.