

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Perkembangan teknologi informasi dan komunikasi berdampak besar terhadap berbagai aspek kehidupan, termasuk cara masyarakat menyuarakan opini melalui media sosial [1]. Twitter, sebagai salah satu *platform real-time* yang paling aktif digunakan, menjadi sarana penting dalam menyampaikan aspirasi, kritik, dan tanggapan masyarakat terhadap berbagai isu publik [2]. Salah satu pendekatan yang digunakan untuk memahami opini ini adalah *analisis sentimen*, yang berfungsi untuk mengklasifikasikan sikap publik menjadi positif, negatif, atau netral [3]. Pendekatan ini sangat relevan dalam konteks isu lingkungan, seperti kontroversi pagar laut, struktur buatan yang digunakan untuk perlindungan pantai, namun menimbulkan polemik terkait dampak lingkungan dan sosialnya, khususnya di wilayah pesisir Tangerang.

Salah satu isu yang cukup menarik perhatian publik, khususnya di media sosial Twitter, adalah kontroversi mengenai pagar laut di pesisir Kabupaten Tangerang, Provinsi Banten. Sejak pertengahan tahun 2023, masyarakat mendapati adanya struktur menyerupai pagar sepanjang lebih dari 30 kilometer yang dibangun di atas laut tanpa penjelasan resmi yang jelas. Keberadaan pagar ini memunculkan kekhawatiran karena tidak diketahui siapa pihak yang bertanggung jawab membangunnya, serta dampaknya terhadap ekosistem laut dan mata pencaharian nelayan setempat. Warganet menyoroti isu ini melalui berbagai cuitan, mulai dari bentuk protes, *satire*, hingga tuntutan transparansi dari pemerintah. Fenomena ini menunjukkan bahwa pagar laut tidak hanya menjadi persoalan fisik semata, tetapi telah berkembang menjadi isu sosial dan lingkungan yang kompleks dan layak untuk dikaji lebih lanjut [4].

Dalam upaya memahami opini publik secara sistematis, berbagai penelitian menunjukkan bahwa pendekatan berbasis *machine learning* efektif digunakan dalam analisis sentimen, terutama pada data media sosial

yang tidak terstruktur, dinamis, dan beragam [5]. Beragam algoritma seperti Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) telah terbukti memiliki kinerja baik dalam mengklasifikasikan data teks [6]. Teknik feature extraction seperti *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) berperan penting dalam mengubah teks menjadi data numerik yang dapat diproses oleh algoritma tersebut [7]. Namun, sebagian besar penelitian masih terbatas pada pendekatan *single-label classification* yang hanya memungkinkan satu kategori sentimen dalam satu dokumen. Padahal, isu multidimensi seperti pagar laut sering kali memuat opini terhadap lebih dari satu aspek, misalnya lingkungan dan ekonomi sehingga pendekatan *multi-label classification* menjadi lebih relevan karena dapat menganalisis lebih dari satu label sekaligus dalam sebuah teks [8].

Meskipun pendekatan *multi-label classification* mulai banyak diadopsi, penelitian yang menerapkannya secara komprehensif dalam konteks isu lingkungan di Indonesia, khususnya pagar laut, masih terbatas. Beberapa studi sebelumnya seperti yang dilakukan oleh Budaya dan Suniantara [9], Mishra dan Singh [10], serta Hama Aziz dan Dimililer [11], belum banyak mengeksplorasi penggunaan gabungan antara representasi teks berbasis TF-IDF dan model klasifikasi *multi-label* tanpa penerapan teknik *oversampling* seperti SMOTE (*Synthetic Minority Over-sampling Technique*). Padahal, pendekatan seperti ini penting untuk menangani tantangan umum dalam data media sosial, seperti ketidakseimbangan distribusi label dan keterkaitan antar aspek [12].

Oleh karena itu, penelitian ini menjadi signifikan karena tidak hanya membahas isu strategis dan aktual, tetapi juga mengisi kekosongan penelitian (*research gap*) dalam penerapan klasifikasi *multi-label* tanpa SMOTE, serta membandingkan performa beberapa algoritma populer dalam konteks yang lebih kompleks. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap isu pagar laut di media sosial dengan pendekatan *machine learning* berbasis *single-label* dan *multi-label*

classification. Melalui pemanfaatan algoritma pembelajaran mesin dan evaluasi model yang cermat, penelitian ini diharapkan mampu memberikan pemahaman yang lebih komprehensif terhadap opini publik yang muncul di media sosial, sekaligus menjadi dasar dalam merumuskan kebijakan yang lebih responsif terhadap isu-isu lingkungan yang berdampak langsung pada kehidupan masyarakat pesisir.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang tersebut, penulis menyatakan rumusan masalah sebagai berikut:

1. Bagaimana proses pengembangan dataset terhadap isu pagar laut, yang mencakup tahapan pengumpulan data, pembersihan data, normalisasi teks, pelabelan sentimen, hingga pembentukan dataset untuk pendekatan *single-label* dan *multi-label classification*?
2. Bagaimana cara mengembangkan model pembelajaran mesin berbasis *aspect-based sentiment analysis* terhadap isu pagar laut di Indonesia dengan pendekatan *single-label* dan *multi-label classification* pada data Twitter?
3. Model algoritma apa yang memberikan performa terbaik dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap isu pagar laut berdasarkan perbandingan model SVM, Random Forest, dan XGBoost pada pendekatan *single-label* dan *multi-label classification*?

C. Batasan Masalah

1. Sumber data yang digunakan terbatas hanya berasal dari *platform* Twitter.
2. Periode pengambilan data dibatasi hanya pada rentang waktu 1 Januari 2025 hingga 31 Januari 2025.
3. Penelitian ini hanya menganalisis tiga aspek utama, yaitu *ekonomi*, *lingkungan*, dan *sosial* beserta sentimen pada *multi-label* sedangkan *single-label* hanya menganalisis sentimen.
4. Model pembelajaran mesin yang digunakan terbatas pada tiga algoritma, yaitu Support Vector Machine (*SVM*), Random Forest, dan XGBoost.
5. Untuk klasifikasi *multi-label*, hanya digunakan pendekatan Binary Relevance (*BR*).
6. Penanganan ketidakseimbangan data menggunakan SMOTE untuk *single-label* dan MLSMOTE untuk *multi-label*.
7. Evaluasi model dibatasi pada penggunaan metrik standar seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *confusion matrix*.

D. Tujuan Penelitian

Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis sentimen masyarakat terhadap pagar laut berdasarkan data yang diperoleh dari *platform* Twitter. Analisis dilakukan dengan membandingkan performa algoritma Support Vector Machine (*SVM*), Random Forest, dan XGBoost dalam klasifikasi sentimen. Adapun tujuan utama dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

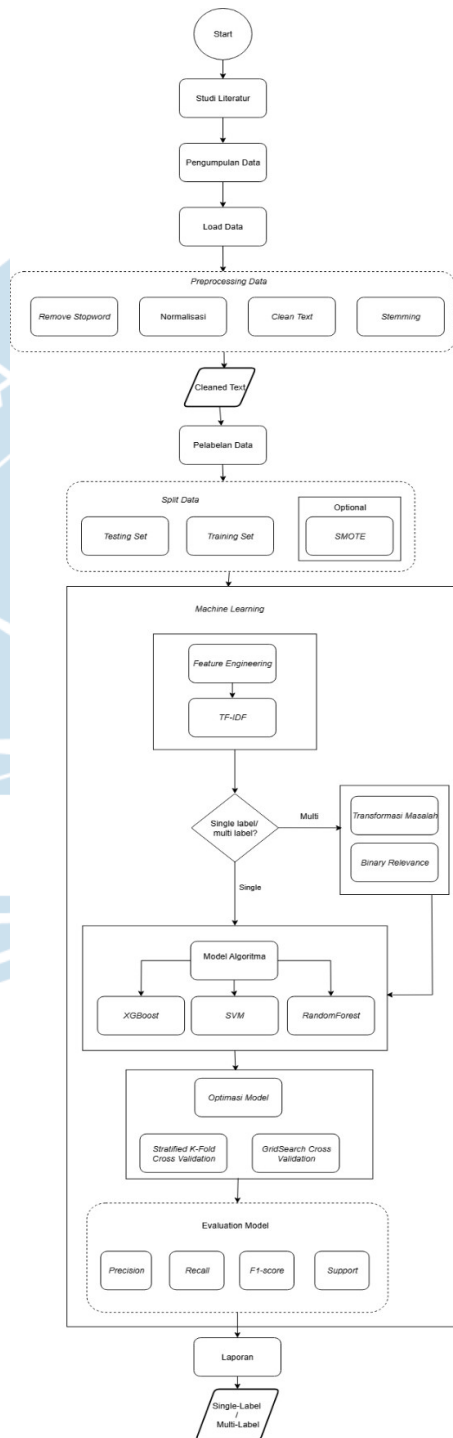
1. Mengembangkan dan memproses dataset sentimen masyarakat terhadap isu pagar laut, mulai dari pengumpulan data, pembersihan data, normalisasi teks, pelabelan sentimen, hingga pembentukan dataset dalam format *single-label* dan *multi-label classification*.
2. Menentukan model pembelajaran mesin berbasis *aspect-based sentiment analysis* terhadap isu pagar laut di Indonesia dengan

pendekatan *single-label* dan *multi-label classification* pada data Twitter.

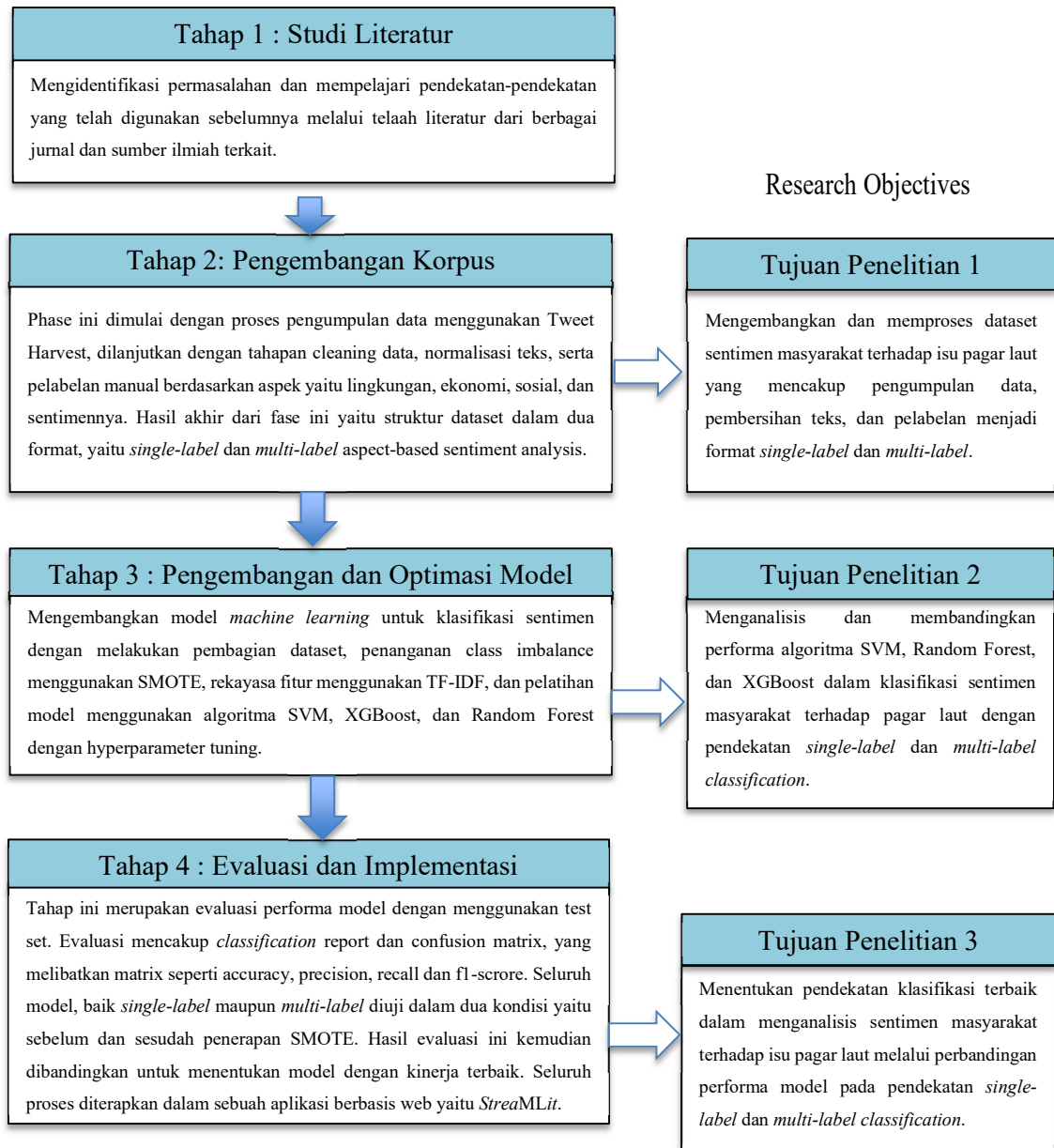
3. Menentukan model algoritma dengan performa terbaik untuk pendekatan klasifikasi dalam menganalisis sentimen masyarakat terhadap isu pagar laut melalui perbandingan performa model pada pendekatan *single-label* dan *multi-label classification*.



E. Metode Penelitian



Gambar 1. 1 Gambaran Keseluruhan dari studi penelitian



Gambar 1. 2 Operational Framework and Research Objectives

1. Studi Literatur

Penelitian ini dirancang dengan merujuk pada sejumlah studi terdahulu yang relevan, guna merumuskan permasalahan serta

menyusun metodologi yang tepat dalam membangun *corpus* dan model untuk ekstraksi serta atribusi pernyataan tokoh publik dari artikel berita berbahasa Indonesia. Beberapa studi seperti yang telah dilakukan menyoroti pentingnya penanganan ketidakseimbangan data dan keterbatasan pendekatan *single-label* dalam analisis teks, namun belum secara khusus mengkaji penerapan model *multi-label* pada konteks berita berbahasa Indonesia [9]. Selain itu, pendekatan-pendekatan tersebut masih kurang dalam mempertimbangkan interaksi antar label serta integrasi strategi representasi teks yang optimal seperti TF-IDF dan algoritma *ensemble* seperti XGBoost [11], yang terbukti efektif namun belum dimaksimalkan untuk ekstraksi informasi kontekstual pada artikel berita. Oleh karena itu, penelitian ini menargetkan pengembangan metode yang lebih menyeluruh dengan mempertimbangkan ketidakseimbangan data, *multi-label classification*, dan representasi fitur guna mengatasi kekurangan pada studi sebelumnya serta menjawab kebutuhan khusus dalam konteks linguistik dan sosial Indonesia.

2. Pengembangan Korpus

Pada tahap ini, rancangan proses pengumpulan dan pelabelan mencerminkan dua tahap utama: *data acquisition and preprocessing* serta *data annotation*. Tahap pertama dimulai dari *data source* berupa opini masyarakat di Twitter, yang kemudian dikumpulkan melalui proses *scrapping* dan dibersihkan dari elemen-elemen tidak relevan seperti URL dan *emoji*. Proses ini diikuti oleh *normalization* teks, termasuk *stemming* dan *stopword removal*, untuk menghasilkan *corpus* opini yang siap dianotasi. Penggunaan pendekatan ini sesuai dengan kerangka kerja dalam penelitian terdahulu seperti oleh Liu [4] dan Putra [7], yang menekankan pentingnya praproses untuk meningkatkan kualitas analisis sentimen.

Selanjutnya, tahap pelabelan dilakukan dalam skema multi-langkah. Dimulai dari *label definition* yang mengklasifikasikan opini berdasarkan aspek (lingkungan, ekonomi, sosial) serta sentimennya (positif, negatif, netral), lalu dilanjutkan dengan penyusunan format dan panduan pelabelan (*annotation guideline*). Proses anotasi dilakukan secara manual. Metodologi seperti ini sejalan dengan praktik *corpus development* pada penelitian berbasis opini publik yang banyak diterapkan dalam *aspect-based sentiment analysis* [28]. Hasil akhirnya adalah *annotated corpus* dalam dua struktur, yaitu *single-label* dan *multi-label*.

Tabel 1. 1 Panduan Pelabelan *Sentimen* Manual

Label Sentimen	Kriteria Pelabelan	Contoh Kata Kunci / Ekspresi	Contoh Tweet
Positif	Berisi dukungan, harapan, solusi, atau apresiasi terhadap pemerintah atau isu pagar laut	<i>dukung pemerintah, solusi, kompak, support</i>	"Tanpa kebersamaan kita tidak bisa wujudkan solusi, yuk dukung pemerintah atasi masalah pagar laut di Tangerang."
Negatif	Berisi kritik, kecaman, sindiran, atau keresahan terhadap pagar laut dan dampaknya	<i>tidak tahu siapa yang bangun, bongkar, anti rakyat, kerusakan</i>	"Pagar laut anti nelayan, anti ekonomi rakyat. Kemana pemerintah berpihak?"
Netral	Menyampaikan informasi atau fakta tanpa nada emosional	(tidak menyatakan opini pribadi)	"Pagar laut sepanjang 30 km di pesisir laut Kabupaten Tangerang dinilai mengganggu aktivitas nelayan."

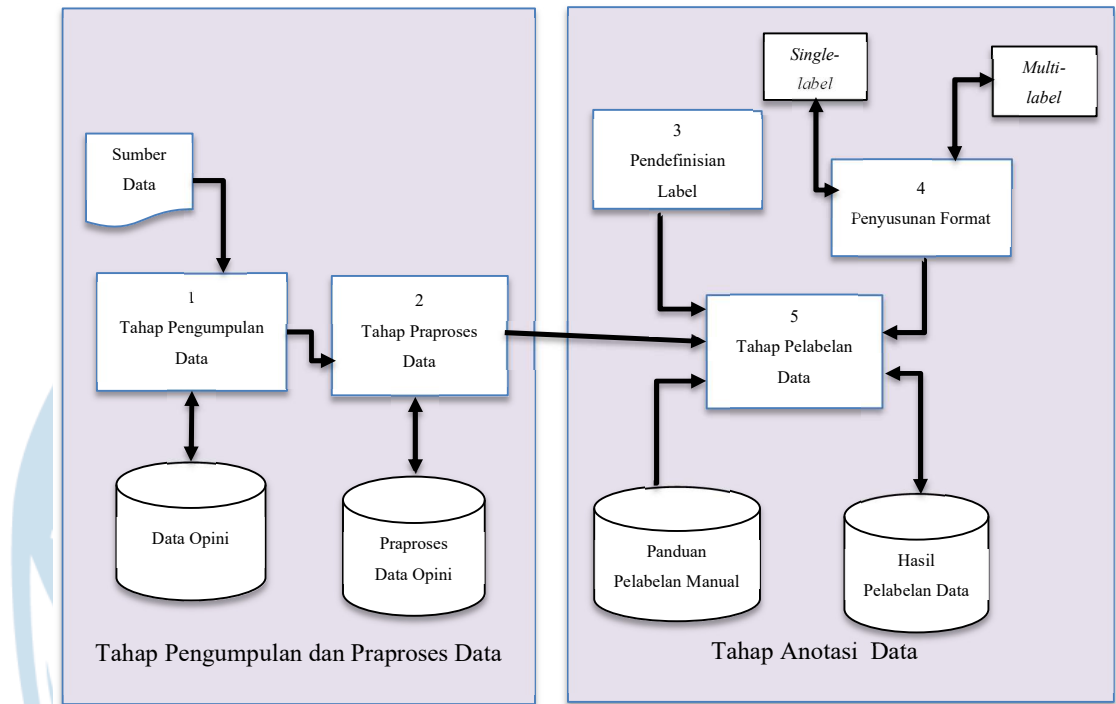
Untuk memastikan konsistensi dalam pelabelan manual, penulis menyusun panduan pelabelan (*annotation guideline*) yang terdiri dari dua dimensi utama, yaitu *sentimen* dan *aspek*. Label *sentimen* terdiri dari tiga kategori, yaitu *positif*, *negatif*, dan *netral*. Kategori ini ditentukan berdasarkan muatan emosi atau opini yang

terkandung dalam teks terhadap isu pagar laut. Pada Tabel 1.1, sebagai contoh, tweet yang mengandung dukungan atau harapan terhadap pemerintah diklasifikasikan sebagai *positif*, sedangkan tweet yang mengandung kecaman atau keresahan digolongkan sebagai *negatif*. Sementara itu, tweet yang hanya menyampaikan informasi faktual tanpa muatan opini diklasifikasikan sebagai *netral*.

Selain itu, pelabelan juga dilakukan terhadap *aspek* yang menjadi fokus opini, yakni *lingkungan*, *sosial*, dan *ekonomi* seperti pada Tabel 1.2. Aspek *lingkungan* mencakup isu seperti kerusakan ekosistem laut atau abrasi; aspek *sosial* berkaitan dengan keresahan masyarakat atau respons pemerintah; dan aspek *ekonomi* mencakup gangguan terhadap aktivitas nelayan atau penurunan pendapatan warga pesisir. Satu tweet dapat diberi lebih dari satu label aspek apabila kontennya menyinggung lebih dari satu dimensi isu. Panduan pelabelan ini disusun dalam bentuk tabel yang memuat kriteria, frasa kunci, dan contoh tweet sebagai acuan.

Tabel 1. 2 Panduan Pelabelan *Aspek* Manual

Label Aspek	Kriteria Pelabelan	Contoh Frasa / Konteks	Contoh Tweet
Lingkungan	Berkaitan dengan kerusakan ekosistem, abrasi, atau dampak terhadap kondisi laut	<i>ekosistem rusak, laut rusak, pantai abrasi</i>	"Pagar laut sepanjang 33 km dibangun tanpa izin dan dibiarkan terus memanjang di atas laut tanpa pengawasan."
Sosial	Berkaitan dengan keresahan masyarakat, konflik warga, atau respons pemerintah	<i>masyarakat terganggu, demo, tidak transparan</i>	"Sudah berkali-kali inspeksi dan diskusi, tetapi pagar laut malah makin panjang. Masyarakat semakin resah."
Ekonomi	Berkaitan dengan gangguan aktivitas ekonomi seperti nelayan, usaha lokal, dsb.	<i>ganggu nelayan, turunnya penghasilan</i>	"Pagar laut sangat merugikan ekonomi nelayan. Aktivitas melaut jadi terbatas karena jalur ditutup pagar."

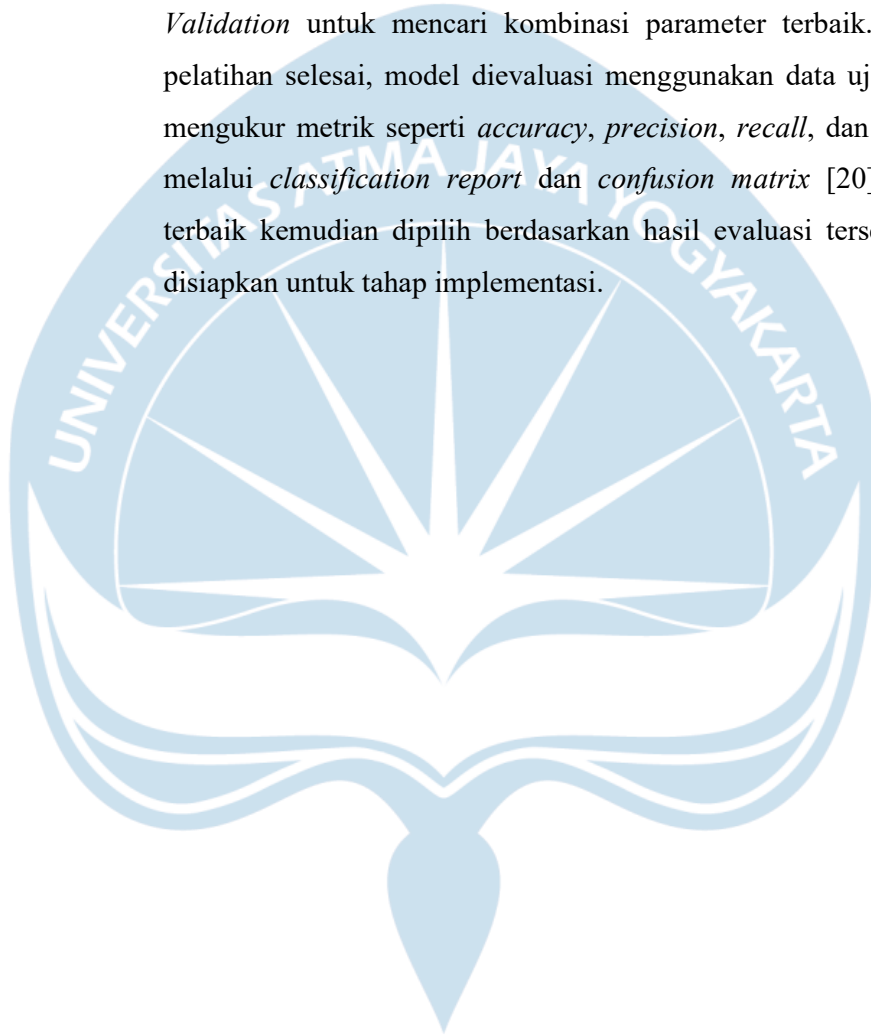


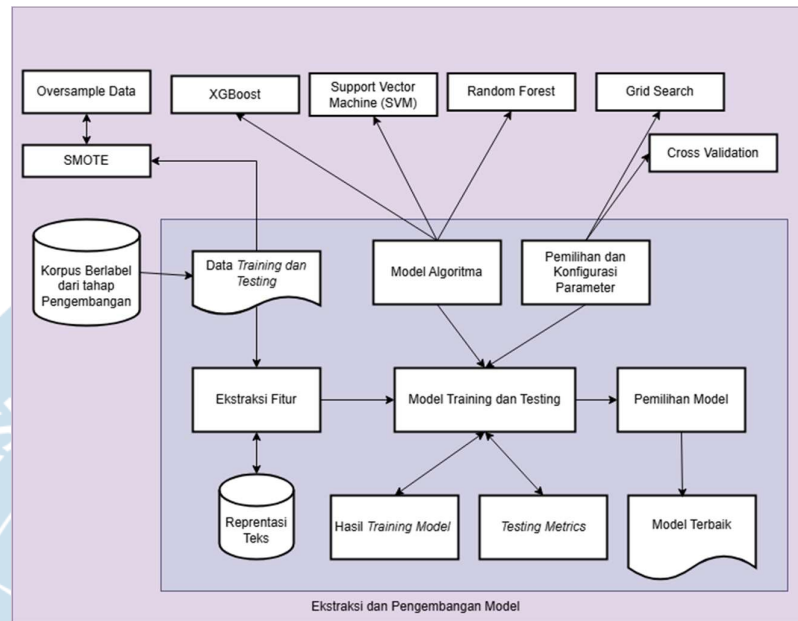
Gambar 1. 3 Diagram Alur Pengumpulan dan Anotasi Data

3. Pengembangan dan optimasi model

Pada tahap ini, pengembangan model dimulai dari *corpus* berlabel yang telah dihasilkan pada tahap sebelumnya. Data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji. Ketidakseimbangan kelas yang umum terjadi dalam analisis sentimen ditangani menggunakan teknik *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) pada data latih untuk meningkatkan representasi kelas minoritas dan membantu model belajar secara optimal [10]. Selanjutnya, data teks diekstraksi fiturnya menggunakan teknik *Term Frequency–Inverse Document Frequency* (TF-IDF) yang terbukti efektif dalam menangkap pola-pola kata penting dalam dokumen teks [7]. Fitur-fitur teks yang telah diekstrak digunakan untuk melatih model

klasifikasi menggunakan algoritma Support Vector Machine (SVM), XGBoost, dan Random Forest, yang telah terbukti memiliki performa tinggi dalam tugas klasifikasi sentimen [6]. Proses pelatihan model dioptimalkan melalui *Grid Search* dan *Cross Validation* untuk mencari kombinasi parameter terbaik. Setelah pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data uji dengan mengukur metrik seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* melalui *classification report* dan *confusion matrix* [20]. Model terbaik kemudian dipilih berdasarkan hasil evaluasi tersebut dan disiapkan untuk tahap implementasi.





Gambar 1. 4 Tahapan Ekstraksi Fitur dan Proses Pelatihan Model dalam Klasifikasi Sentimen

4. Evaluasi dan Implementasi

Evaluasi dalam penelitian ini menggunakan pendekatan berbasis *classification report* dan *confusion matrix*, yang secara luas digunakan untuk mengukur kinerja model dalam klasifikasi teks [20]. Metrik evaluasi seperti *precision*, *recall*, dan *f1-score* digunakan untuk menilai ketepatan, sensitivitas terhadap label minoritas, serta keseimbangan keseluruhan prediksi.

		Actual Class		
		Positive	Negative	
Predicted Class	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP) Type I Error	Precision $\frac{TP}{(TP + FP)}$
	Negative	False Negative (FN) Type II Error	True Negative (TN)	
		Recall (Sensitivity) $\frac{TP}{(TP + FN)}$	Specificity $\frac{TN}{(TN + FP)}$	Accuracy $\frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$

$$FPR = \frac{FP}{(TN + FP)}$$

$$= 1 - \text{Spicificity}$$

Gambar 1. 5 Confusion Matrix [29]

Perhitungan *accuracy* mengukur seberapa besar proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data yang diuji (dirumuskan dalam Persamaan 1.1). *Recall* menilai kemampuan model dalam menemukan seluruh data yang relevan (positif sebenarnya) atau dengan kata lain mengukur seberapa lengkap model menangkap kelas positif (dirumuskan dalam Persamaan 1.2). Sementara itu, *precision* menunjukkan seberapa akurat model saat memprediksi suatu data sebagai positif, yakni seberapa besar proporsi prediksi positif yang benar-benar relevan (dirumuskan dalam Persamaan 1.3). Untuk mendapatkan keseimbangan antara *precision* dan *recall*, digunakan metrik *F1-score*, yang merupakan rata-rata harmonis dari keduanya (dirumuskan dalam Persamaan 1.4).

$$Accuracy = \frac{True\ Positive\ (TP) + True\ Negative\ (TN)}{TP + TN + Fals\ Positive\ (FP) + Fals\ Negative\ (FN)} = \frac{tp + tn}{tp + tn + fp + fn} \quad (1.1)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Negative\ (FN)} = \frac{tp}{tp + f} \quad (1.2)$$

$$Precision = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)} = \frac{tp}{tp + fp} \quad (1.3)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} = 2 \times \frac{\left(\frac{tp}{tp + fp}\right) \times \left(\frac{tp}{tp + f}\right)}{\left(\frac{tp}{tp + fp}\right) + \left(\frac{tp}{tp + f}\right)} \quad (1.4)$$

	precision	recall	f1-score	support
malignant	0.97	0.97	0.97	63
benign	0.98	0.98	0.98	108
accuracy			0.98	171
macro avg	0.97	0.97	0.97	171
weighted avg	0.98	0.98	0.98	171

1 Class Name
 2 Each Class Metrics
 3 Actual Instance of each class
 4 Overall Accuracy Metric
 5 Metrics Average

Gambar 1. 6 Classification Report [30]

Evaluasi model dilakukan menggunakan data uji yang diperoleh dari pembagian *train-test split* dengan rasio 80:20. Untuk menangani permasalahan ketidakseimbangan kelas, digunakan pendekatan SMOTE pada skenario *single-label*, serta *Multi-label SMOTE* (MLSMOTE) pada skenario *multi-label*.

Seluruh proses klasifikasi dirancang dalam sebuah *pipeline* terintegrasi, yang mencakup tahap ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF [7], pemilihan model (SVM, Random Forest, dan XGBoost) [5], serta optimasi parameter melalui *GridSearchCV* dengan teknik *cross-validation*. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *classification report*, yang mencakup *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*, serta dibantu dengan *confusion matrix* untuk melihat distribusi prediksi yang benar dan salah.

F. Sistematika Penulisan

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini menjelaskan latar belakang masalah yang mendasari dilakukannya penelitian, perumusan masalah yang ingin dipecahkan, tujuan dari penelitian, manfaat penelitian secara teoritis dan praktis, ruang lingkup penelitian untuk membatasi cakupan permasalahan, serta sistematika penulisan proposal ini.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini berisi landasan teori dan konsep-konsep dasar yang menjadi dasar dalam penelitian ini. Penjelasan mencakup teori-teori terkait sentimen dan opini publik, klasifikasi *single-label* dan *multi-label*, serta algoritma-algoritma *machine learning* yang digunakan, seperti Support Vector Machine (*SVM*), Random Forest, dan XGBoost. Bab ini juga memuat hasil-hasil penelitian terdahulu yang relevan sebagai referensi dan pembandingan untuk mendukung penelitian ini.

BAB III LANDASAN TEORI

Bab ini berisikan penjelasan mengenai berbagai teori yang mendasari penelitian yang dilakukan. Seluruh teori tersebut merupakan acuan konseptual yang sesuai dengan pendekatan dan metode yang digunakan pada penelitian ini. Penelitian terdahulu yang dikaji mencakup berbagai pendekatan dalam menangani klasifikasi sentimen, baik yang berfokus pada ketidakseimbangan data maupun yang mengembangkan model klasifikasi *single-label* dan *multi-label* berbasis aspek. Dengan merangkum dan membandingkan penelitian-penelitian tersebut, dapat ditarik kesimpulan mengenai celah penelitian yang masih terbuka dan menjadi dasar pengembangan pendekatan dalam studi ini.

BAB IV PEMBANGUNAN DATASET

Bab ini menjelaskan proses pembangunan dataset yang dimulai dari pengumpulan data tweet terkait isu pagar laut menggunakan alat *tweet-harvest*. Data mentah kemudian diproses melalui tahap pra-pemrosesan seperti pembersihan, normalisasi, dan stemming untuk memastikan kualitas teks yang optimal. Setelah itu, dilakukan pelabelan manual terhadap sentimen umum dan aspek-aspek seperti ekonomi, lingkungan, dan sosial. Hasil dari seluruh proses ini disimpan dalam dataset terstruktur yang siap digunakan untuk pelatihan dan evaluasi model klasifikasi sentimen.

BAB V PEMBANGUNAN MODEL

Bab ini menjelaskan tahapan penerapan model klasifikasi sentimen yang dimulai dari pemuatan data hasil *preprocessing* untuk menghindari pengulangan proses yang memakan waktu. Implementasi dilakukan secara terpisah untuk skenario *single-label* dan *multi-label*, di mana skenario *multi-label* menggunakan pendekatan Binary Relevance. Selanjutnya, data dibagi menjadi *train set* dan *test set*, disertai penyeimbangan kelas menggunakan teknik SMOTE, serta ekstraksi fitur teks dengan metode TF-IDF. Tiga algoritma *machine learning* yaitu SVM, Random Forest, dan XGBoost, dengan pengaturan *hyperparameter* menggunakan *GridSearch* dengan teknik *cross-validation* yang terintegrasi dalam *pipeline*. Evaluasi model dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, serta analisis melalui *confusion matrix*.

BAB VI IMPLEMENTASI MODEL

Bab ini menjelaskan implementasi sistem analisis sentimen menggunakan antarmuka *Streamlit* yang digunakan untuk memprediksi sentimen pada data teks baru. Pengguna cukup mengunggah file CSV melalui antarmuka, lalu sistem akan menjalankan proses *preprocessing* seperti pembersihan dan normalisasi teks. Model terbaik dari masing-masing skenario *single-label classification* (dengan SMOTE) dan *multi-label classification* (tanpa SMOTE) yang telah dilatih sebelumnya. Model tersebut dimuat ulang di dalam aplikasi *Streamlit* untuk melakukan prediksi tanpa pelatihan ulang, sehingga *Streamlit* berperan sebagai antarmuka interaktif untuk menguji performa model pada data baru.

BAB VII KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini menyajikan kesimpulan yang diperoleh berdasarkan identifikasi *research gap* dari studi sebelumnya dan hasil penelitian yang telah dilakukan, serta merumuskan saran sebagai arahan bagi penelitian selanjutnya. Kesimpulan merangkum kontribusi penelitian dalam pengembangan *corpus* dan model *multi-label classification* untuk analisis

sentimen opini masyarakat terhadap pagar laut, sedangkan saran ditujukan untuk melengkapi keterbatasan penelitian ini dengan pengembangan metode atau pendekatan yang lebih lanjut.

