

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

YouTube merupakan salah satu platform media sosial yang tidak hanya berfungsi sebagai media hiburan, tetapi juga memfasilitasi diskusi publik melalui kolom komentar. Dengan adanya kolom komentar memungkinkan pengguna tidak hanya menjadi penerima konten secara pasif, tetapi juga memberikan tanggapan, berbagi pengalaman, menyampaikan dukungan maupun kritik, serta membangun percakapan dengan pengguna lainnya. Berdasarkan data *Data We Are Social* pada tahun 2025, platform YouTube masih menempati posisi yang tertinggi dalam ekosistem media sosial global [1]. Kondisi tersebut menunjukkan besarnya ruang interaksi yang terbentuk di YouTube serta memperlihatkan potensi platform tersebut sebagai sumber data digital untuk memahami perilaku, opini, dan respons masyarakat terhadap suatu konten. Besarnya jumlah pengguna tersebut menyebabkan YouTube menghasilkan data tekstual dalam jumlah yang sangat besar melalui komentar pengguna.

Berbeda dengan data yang diperoleh melalui survei atau wawancara umumnya dikumpulkan berdasarkan pertanyaan tertentu, komentar sosial muncul secara relatif spontan sebagai respons terhadap objek yang sedang diamati pengguna. Oleh karena itu, komentar dapat memuat berbagai bentuk ekspresi seperti penilaian, pengalaman personal, dukungan, kritik, harapan, kekhawatiran, kesedihan, kemarahan, maupun ekspresi emosional lainnya [2]. Meskipun komentar sosial tidak dapat secara langsung diposisikan sebagai representasi keseluruhan kondisi psikologis seseorang, teks tersebut dapat digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan ekspresi emosi yang disampaikan secara eksplisit maupun implisit melalui *Natural Language Processing* (NLP). Dengan data seperti ini menjadi penting untuk mengkaji lebih dalam karena memungkinkan informasi tidak terstruktur dalam jumlah besar diolah menjadi pengetahuan yang lebih sistematis.

Dalam konteks karya musik, lirik lagu yang mengandung pesan emosional mendalam sering kali memicu pendengar untuk mengekspresikan perasaan personal mereka [3]. Musik tidak hanya memiliki estetis, tetapi juga mampu berfungsi sebagai medium untuk menyampaikan dan memaknai pengalaman emosional. Penelitian [4] menunjukkan bahwa musik mampu mengomunikasikan berbagai bentuk emosi kepada pendengar, termasuk emosi dasar seperti kebahagiaan, kesedihan, dan ketakutan, serta bentuk emosi sosial yang lebih kompleks. Hal tersebut menunjukkan bahwa pengalaman mendengarkan musik berkaitan erat dengan proses interpretasi emosional yang dilakukan pendengar terhadap unsur musikal maupun pesan yang disampaikan pada sebuah karya musik.

Lirik lagu juga memiliki posisi penting dalam proses tersebut. Pada penelitian [5] menjelaskan bahwa kesesuaian lirik dengan pengalaman, situasi, dan interpretasi audiens dapat meningkatkan *emotional resonance* serta mendorong keterlibatan pengguna pada media sosial, termasuk dalam bentuk komentar, berbagi konten, dan diskusi. Dengan begitu, ketika sebuah lagu memiliki tema yang dekat dengan pengalaman kehidupan pendengarnya, respons yang muncul tidak selalu berhenti pada penilaian terhadap kualitas musik, tetapi dapat berkembang menjadi pengungkapan pengalaman personal dan ekspresi emosi. Komentar-komentar yang terdapat pada platform YouTube menunjukkan respons yang beragam terhadap suatu video, baik dalam dukungan, kritik, maupun pandangan netral tergantung pada persepsi individu yang menontonnya [6]. Keberagaman tersebut menyebabkan kolom komentar dapat dipandang sebagai salah satu ruang terbentuknya opini publik digital. Pada video musik yang memiliki tema emosional, komentarnya dapat menjadi ruang berbagi pengalaman antara pendengar yang merasa memiliki pengalaman yang serupa. Sebagian pengguna juga dapat menyampaikan bahwa sebuah lagu tersebut mengingatkan mereka pada peristiwa tertentu, sementara pengguna lainnya dapat mengekspresikan ketakutan, kesedihan, kebahagiaan, rasa percaya, harapan, maupun bentuk emosi lainnya yang berhubungan dengan pengalaman mereka. Oleh karena itu, komentar tersebut dapat dianalisis untuk memahami bagaimana publik mengekspresikan respons emosional.

Dua lagu karya Idgitaf yang memuat pesan emosional mendalam adalah lagu “Takut” dan “Satu-satu”. Lagu Takut ini dirilis pada 1 Oktober 2021 dan mengangkat tema kecemasan dan ketakutan dalam menghadapi masa depan, khususnya pada fase *quarter life crisis* [7]. Lagu Satu-satu mengangkat tema penerimaan diri serta pemulihan dari luka masa lalu. Kedua lagu ini memperoleh puluhan juta tayangan dan ribuan komentar dari pendengar. Lagu Takut mencapai lebih dari 53 juta tayangan, sedangkan lagu satu-satu telah memperoleh lebih dari 95 juta tayangan. Jumlah ini menunjukkan tingginya keterlibatan pendengar terhadap karya musik tersebut. Jumlah komentar yang besar membuat analisis manual tidak efektif dan membutuhkan waktu yang relatif lama. Sebab itu, dibutuhkan suatu metode komputasi yang mampu mengklasifikasikan teks secara otomatis dan tetap konsisten sesuai dengan jenis emosi tertentu. Analisis emosi merupakan bagian dari NLP yang fokusnya mengidentifikasi kategori emosi yang diekspresikan. Pendekatan ini memiliki cakupan yang lebih spesifik dibandingkan analisis sentimen. Analisis sentimen pada umumnya mengidentifikasi polaritas seperti positif, negatif, dan netral. Menurut [8], identifikasi polaritas dalam beberapa konteks belum cukup menggambarkan kondisi ekspresif yang terkandung dalam teks dengan polaritas yang sama dapat merepresentasikan jenis emosi yang berbeda.

Salah satu algoritma *machine learning* yang banyak digunakan dalam klasifikasi teks adalah *Support Vector Machine* (SVM). SVM merupakan algoritma *supervised learning* yang bekerja dengan membentuk *hyperplane* untuk memperoleh batas pemisah antar kelas. Penentuan batas tersebut dipengaruhi oleh data yang berada paling dekat dengan *hyperplane* yang dikenal sebagai *support vector*. Algoritma ini memiliki kemampuan untuk menangani ruang fitur berdimensi tinggi serta dapat menggunakan fungsi kernel untuk memetakan pola data yang tidak dapat dipisahkan secara linear [9]. Karakteristik tersebut menjadikan SVM relevan digunakan dalam berbagai tugas klasifikasi teks, termasuk analisis sentimen dan klasifikasi emosi.

Penerapan SVM pada analisis komentar musik telah dilakukan pada penelitian [10] yang membandingkan algoritma SVM, Naïve Bayes, dan LSTM

dalam analisis sentimen komentar lagu “Labour”. Hasil penelitian menunjukkan bahwa SVM memperoleh akurasi tertinggi sebesar 84,09% dari 8.042 data komentar. Hasil tersebut menunjukkan bahwa SVM memiliki performa yang kompetitif dalam melakukan klasifikasi komentar pada konten musik. Namun, penelitian tersebut masih berfokus pada klasifikasi sentimen positif dan negatif serta menggunakan representasi fitur berbasis TF-IDF, sehingga belum secara khusus membahas klasifikasi emosi yang memiliki kategori lebih kompleks.

Selain pemilihan algoritma klasifikasi, representasi teks menjadi aspek penting karena kualitas fitur dapat memengaruhi kemampuan model dalam mengenali pola pada data. Salah satu metode representasi yang banyak digunakan adalah *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), yang merepresentasikan teks berdasarkan frekuensi dan tingkat kepentingan kata dalam dokumen. Meskipun efektif dalam berbagai tugas klasifikasi teks, TF-IDF tidak secara langsung merepresentasikan semantik antarkata [11]. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan Word2Vec sebagai metode *word embedding* untuk mengubah kata menjadi representasi vektor berdasarkan konteks penggunaannya sehingga hubungan semantik antarkata memiliki posisi yang relatif berdekatan dalam ruang vektor dapat direpresentasikan dalam proses klasifikasi [12].

Selain representasi fitur, klasifikasi emosi membutuhkan data yang telah memiliki label agar dapat digunakan dalam proses *supervised learning*. Sementara itu, komentar YouTube yang diperoleh pada awalnya merupakan data tidak berlabel sehingga diperlukan suatu pendekatan untuk menentukan kategori emosi pada setiap komentar. Oleh karena itu, penelitian ini menggunakan NRC Emotion Lexicon atau *EmoLex* sebagai pendekatan pelabelan otomatis. NRC Emotion Lexicon merupakan leksikon yang mengasosiasikan kata dengan delapan kategori emosi berdasarkan model emosi Robert Plutchik, yaitu *anger*, *anticipation*, *disgust*, *fear*, *joy*, *sadness*, *surprise*, dan *trust* [13]. Pendekatan berbasis *EmoLex* telah digunakan dalam penelitian klasifikasi emosi teks untuk mengidentifikasi kandungan emosi berdasarkan asosiasi kata yang terdapat dalam suatu teks [14]. Penggunaan delapan kategori emosi tersebut memungkinkan analisis dilakukan secara lebih spesifik dibandingkan hanya mengelompokkan komentar berdasarkan

polaritas positif dan negatif. Namun, hasil pelabelan yang diperoleh tetap merepresentasikan ekspresi emosi yang terkandung dalam teks berdasarkan pendekatan leksikon, bukan kondisi psikologis individu yang menulis komentar.

Setelah proses pelabelan dilakukan, jumlah komentar pada setiap kategori emosi belum tentu memiliki distribusi yang sama karena data komentar terbentuk secara alami dan jumlah data pada masing-masing kategori tidak ditentukan sebelumnya oleh peneliti. Kondisi tersebut memungkinkan terbentuknya distribusi kelas yang tidak seimbang atau *class imbalance*. *Class imbalance* merupakan kondisi ketika terdapat perbedaan jumlah data yang cukup besar antara satu kelas dengan kelas lainnya, sehingga terdapat kelas dengan representasi lebih banyak dan kelas dengan representasi lebih sedikit [15]. Hal tersebut menjadi salah satu permasalahan dalam proses klasifikasi karena model lebih banyak mempelajari pola dari kelas dengan jumlah data yang lebih banyak, sehingga model dapat menunjukkan performa keseluruhan yang baik, tetapi memiliki kemampuan yang lebih rendah dalam mengenali kelas dengan jumlah data yang lebih sedikit. Permasalahan distribusi kelas juga perlu diperhatikan dalam klasifikasi emosi karena setiap kategori emosi tidak selalu muncul dalam proporsi yang sama, sehingga performa model terhadap kelas mayoritas dan minoritas dapat berbeda [16]. Oleh karena itu, distribusi masing-masing kelas perlu diperhatikan setelah proses pelabelan.

Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk menangani permasalahan *class imbalance* adalah *cost-sensitive learning*. Berbeda dengan metode *resampling* seperti *oversampling* dan *undersampling* yang bekerja dengan mengubah distribusi jumlah data pada kelas tertentu, *cost-sensitive learning* menangani ketidakseimbangan pada tingkat algoritma dengan memberikan biaya atau bobot penalti yang berbeda terhadap kesalahan klasifikasi setiap kelas. Pendekatan ini memungkinkan model memberikan perhatian yang lebih besar terhadap kelas dengan jumlah representasi yang lebih sedikit tanpa harus mengubah distribusi data melalui penambahan maupun pengurangan sampel. Pada algoritma SVM, pendekatan *cost-sensitive* dapat diterapkan dengan memberikan biaya kesalahan klasifikasi yang berbeda antar kelas sehingga kesalahan pada kelas yang

kurang terwakili dapat memperoleh penalti yang lebih besar [17]. Berdasarkan pertimbangan tersebut, penelitian ini menerapkan *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) sebagai pendekatan untuk mengantisipasi ketidakseimbangan kelas apabila kondisi tersebut ditemukan setelah proses pelabelan, dengan tetap mempertahankan data yang tersedia dalam proses pelatihan.

Menurut penelitian [18] menunjukkan bahwa pemilihan kernel dalam algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dapat mempengaruhi hasil klasifikasi. Hal tersebut disebabkan karena setiap kernel memiliki karakteristik yang berbeda dalam membentuk *hyperplane* atau garis batasan antar kelas. Kernel linear bekerja dengan membentuk batas pemisah secara linear dan umumnya sesuai digunakan ketika pola antar kelas dapat dipisahkan secara sederhana. Sementara itu, kernel *Radial Basis Function* (RBF) memiliki kemampuan untuk memetakan pola data yang bersifat nonlinear berdasarkan kedekatan antar data. Kernel polynomial memungkinkan pembentukan batas keputusan berdasarkan hubungan polinomial antar fitur, sedangkan kernel sigmoid menggunakan fungsi transformasi nonlinear dalam proses pemetaan data. Perbedaan karakteristik tersebut menyebabkan suatu jenis kernel belum tentu memberikan performa yang sama ketika diterapkan pada dataset yang sama. Oleh karena itu, penelitian ini membandingkan empat jenis kernel, yaitu linear, *Radial Basis Function* (RBF), polynomial, dan sigmoid untuk mengetahui kernel yang memberikan performa paling baik berdasarkan karakteristik data komentar yang digunakan dalam penelitian. Perbandingan dilakukan secara empiris sehingga pemilihan kernel terbaik tidak ditentukan berdasarkan asumsi awal, melainkan berdasarkan hasil evaluasi dari masing-masing model.

Dengan demikian, komentar YouTube pada video musik “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idfitaf memiliki potensi sebagai sumber data tekstual untuk memahami ekspresi emosi publik secara digital. Namun, besarnya jumlah komentar menyebabkan analisis secara manual menjadi tidak efektif, sedangkan pendekatan analisis sentimen belum mampu merepresentasikan kompleksitas emosi yang terkandung dalam komentar secara lebih spesifik. Selain itu, karakteristik data komentar yang tidak berlabel serta kemungkinan terjadinya ketidakseimbangan

distribusi antar kelas emosi menjadi tantangan dalam proses klasifikasi. Oleh karena itu, penelitian ini penting dilakukan untuk mengembangkan model klasifikasi emosi yang mampu mengidentifikasi respons emosional pendengar secara lebih sistematis, spesifik, dan akurat.

Berdasarkan latar belakang, penelitian ini mengembangkan pendekatan sebelumnya dengan melakukan klasifikasi emosi pada komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idris. Ekstraksi fitur teks dilakukan menggunakan word embedding, seperti Word2Vec untuk menangkap konteks semantik bahasa pengguna, dipadukan dengan teknik pelabelan otomatis menggunakan pendekatan leksikon emosi (NRC Emotion Lexicon). Penelitian ini menerapkan metode *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) untuk memperoleh model klasifikasi yang optimal dalam menangani ketidakseimbangan data teks pada data komentar tanpa memanipulasi data asli. Metode ini bekerja dengan memberikan *cost-weighting* (pembobotan biaya) yang lebih tinggi pada kelas emosi minoritas dalam fungsi penalty algoritma SVM. Penelitian ini akan mengevaluasi dan membandingkan performa empat jenis kernel, yaitu linear, sigmoid, *Radial Basis Function* (RBF) dan polynomial untuk menemukan kombinasi parameter yang paling optimal dalam mengenali kompleksitas emosi pendengar. Hasil dari model klasifikasi terbaik kemudian akan diimplementasikan ke dalam *Graphical User Interface* (GUI) berbasis web menggunakan *framework* Flask. Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi komprehensif bagi penelitian NLP lebih lanjut, serta membantu musisi memahami persepsi emosional publik terhadap sebuah karya musik secara interaktif.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang sebelumnya, penelitian ini memiliki rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana proses klasifikasi emosi pada komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idris menggunakan metode *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) dengan ekstraksi fitur Word2Vec?

2. Bagaimana perbandingan performa empat jenis kernel pada metode *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) dalam klasifikasi emosi komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idgitaf?
3. Bagaimana implementasi model klasifikasi *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) ke dalam sebuah antarmuka pengguna untuk menampilkan hasil analisis emosi?

1.3. Batasan Masalah

Batasan yang ditetapkan pada masalah yang diamati pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Dataset yang digunakan hanya komentar yang terdapat pada komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idgitaf.
2. Penelitian ini berfokus pada analisis teks komentar, tanpa mempertimbangkan metadata seperti jumlah *likes* atau tanggal komentar.
3. Dataset yang digunakan merupakan dataset sekunder yang *dicrawling* dari YouTube musik video *official* dari lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idgitaf.
4. Penelitian ini hanya menganalisis data teks komentar berbahasa Indonesia. Penelitian ini tidak menyertakan emoji dan simbol karena kamus NRC Emotion Lexicon yang digunakan pada tahap pelabelan tidak memiliki entri berupa emoji atau simbol, sehingga keberadaannya tidak memberikan kontribusi terhadap proses pelabelan otomatis dan berpotensi menjadi noise pada tahap pemrosesan teks selanjutnya.
5. Pelabelan emosi dilakukan secara otomatis menggunakan NRC Emotion Lexicon dengan memilih kategori emosi yang memiliki frekuensi kemunculan kata tertinggi pada suatu komentar. Pada komentar yang memiliki indikasi emosi yang seimbang antar beberapa kategori (frekuensi sama tinggi), proses pelabelan akan secara konsisten memilih kategori yang urutannya lebih awal dalam struktur data, sehingga kategori tersebut berpotensi diberi label lebih sering dibandingkan proporsi kemunculan kata

yang sebenarnya, dan cenderung menjadi kategori yang lebih dominan dalam distribusi label secara keseluruhan.

6. Ekstraksi fitur teks pada penelitian ini menggunakan Word2Vec sebagai metode utama, serta TF-IDF sebagai metode pembandingan untuk mengevaluasi efektivitas representasi semantik terhadap klasifikasi emosi.
7. Pembagian data pada penelitian ini menggunakan skema 80:20.

1.4. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini untuk menjawab rumusan masalah dan arahan penelitian yang lebih jelas sebagai berikut:

1. Membangun model klasifikasi emosi pada komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idgitaf menggunakan metode *Cost-Sensitive Support Vector Machine* dengan ekstraksi fitur Word2Vec.
2. Mengevaluasi dan membandingkan performa dari empat jenis kernel *Cost Sensitive Support Vector Machine* dalam klasifikasi emosi komentar YouTube lagu “Takut” dan “Satu-Satu” karya Idgitaf.
3. Mengimplementasikan model klasifikasi *Cost-Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) dengan performa terbaik ke dalam sebuah GUI berbasis web menggunakan framework *Flask* untuk menampilkan hasil analisis emosi

1.5. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat yang diharapkan dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis

Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi berupa pengembangan ilmu pengetahuan, terutama dalam konteks data media social seperti YouTube, sehingga memperkaya pengetahuan. Selain itu, hasil penelitian ini dapat memberikan bukti nyata mengenai efektivitas algoritma *Cost Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) dalam klasifikasi emosi pada data teks yang spesifik, yang dapat menjadi dasar untuk penelitian lanjutan atau perbandingan.

2. Manfaat praktis

- a. Bagi mahasiswa, penelitian ini akan menjadi sarana untuk memperoleh pengalaman praktis bagi penulis dalam mengimplementasikan metode *Cost Sensitive Support Vector Machine* (CS-SVM) pada analisis sentimen, serta memperdalam pengetahuan dan pemahaman mengenai analisis sentimen dan pengolahan bahasa alami dari perspektif implementasi.
- b. Bagi Musisi dan label rekaman, penelitian ini diharapkan memberikan pengetahuan terhadap klasifikasi emosi publik pada video ini serta membantu untuk merumuskan strategi pemasaran dalam mengembangkan karya yang lebih sesuai dengan pasar.
- c. Bagi peneliti selanjutnya, hasil penelitian ini diharapkan sebagai bahan literatur dan dasar penelitian masa depan yang ingin mengembangkan studi lebih lanjut pada klasifikasi emosi maupun penggunaan algoritma *Cost Sensitive Support Vector Machine*.