

Sentimen Analisis Mengenai Sosial Media - Kelompok 9

Anggota Kelompok:

1. Tubagus Zakki Ibrahim Ahmad - 2602137685
2. Farhan Armandy Rasyid - 2602201504
3. Joevan Alezka - 2602165133

Sumber Dataset:

<https://www.kaggle.com/datasets/kashishparmar02/social-media-sentiments-analysis-dataset>

Link Video Penjelasan:

<https://drive.google.com/file/d/1vWVjOpmf-rHp4qNR9Qb-NxG5X2t7fTtxt/view>

Link Colab:

https://colab.research.google.com/drive/1Ky0zTcBSkvYD5XIY_vUtygDFfvD-65_h?usp=sharing

I. Pendahuluan

Media sosial telah menjadi pedang bermata dua dalam kehidupan masyarakat modern, menawarkan pengaruh baik dan buruk secara bersamaan. Di satu sisi, platform ini mampu menghubungkan individu tanpa batas geografis, mempercepat penyebaran informasi, dan menyediakan wadah tak terbatas untuk ekspresi kreativitas. Namun di sisi lain, media sosial juga menjadi lahan subur bagi penyebaran misinformasi yang merusak, arena bagi perundungan siber yang menyakitkan, serta pemicu masalah kesehatan mental akibat tekanan untuk tampil sempurna dan perbandingan sosial yang konstan.

Salah satu dampak negatif yang paling kentara adalah bagaimana media sosial digunakan sebagai platform untuk menyebarkan ujaran kebencian terhadap opini atau informasi yang berbeda. Ketika terjadi konflik pandangan, sentimen publik dapat dianalisis untuk melihat reaksi kolektif mereka; apakah mayoritas akan terpancing untuk ikut menghujat, atau justru menunjukkan empati dan kesedihan terhadap mereka yang menjadi sasaran serangan verbal

tersebut. Fenomena ini menunjukkan potensi media sosial dalam memperkuat polarisasi dan memicu respons emosional massal.

Sebaliknya, banyak juga masyarakat yang memanfaatkan media sosial sebagai sumber informasi utama karena sifatnya yang cepat dan real-time. Platform ini memungkinkan pengguna untuk mengikuti perkembangan peristiwa secara langsung. Dari sini, kita dapat menganalisis perilaku mereka, seperti munculnya rasa penasaran yang mendorong eksplorasi informasi lebih lanjut. Namun, kemudahan ini diiringi risiko, sebab pengguna harus tetap waspada terhadap kemungkinan bahwa informasi yang mereka temukan adalah berita palsu atau tidak terverifikasi.

Dari sudut pandang positif lainnya, tidak sedikit masyarakat yang menggunakan media sosial sebagai portofolio digital. Mereka membagikan karya dan mendemonstrasikan keahlian mereka agar dapat dilihat dan diapresiasi oleh khalayak luas. Bagi para profesional dan pekerja kreatif, media sosial berfungsi sebagai etalase untuk membangun citra diri dan menarik peluang. Penggunaan produktif semacam ini pada akhirnya akan membentuk sentimen dan persepsi yang sangat positif terhadap manfaat platform tersebut.

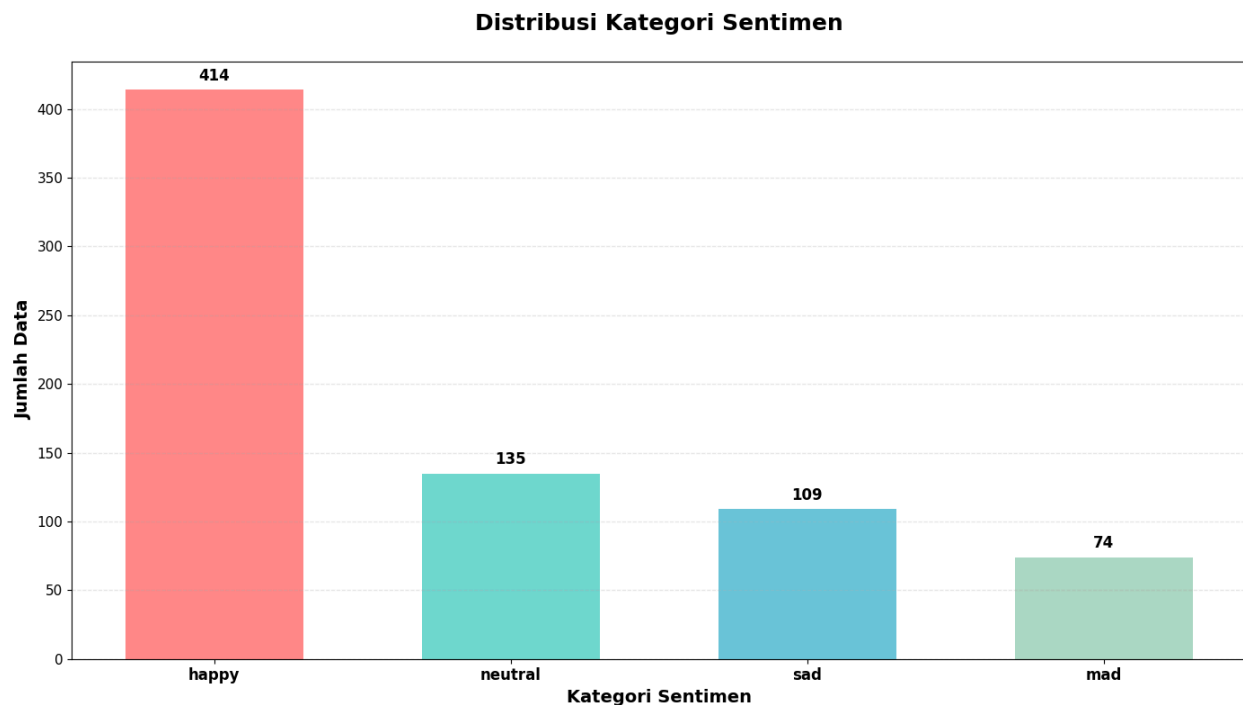
Mengingat berbagai sudut pandang ini, langkah selanjutnya adalah menganalisis sentimen terhadap media sosial secara keseluruhan. Analisis ini akan mengklasifikasikan setiap komentar mengenai media sosial ke dalam empat label emosi: senang (happy), sedih (sad), marah (mad), dan netral (neutral). Untuk mendapatkan wawasan yang lebih dalam, visualisasi word cloud akan dibuat untuk setiap label emosi. Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi kata-kata kunci yang paling sering muncul, sehingga kita dapat memahami alasan spesifik di balik setiap sentimen—mengapa mereka merasa senang, sedih, marah, atau netral terhadap media sosial.

Hasil analisis dari dataset yang digunakan menunjukkan bahwa sentimen dominan masyarakat Indonesia adalah 'senang' (happy), sementara sentimen 'marah' (mad) memiliki proporsi paling kecil. Temuan ini mengindikasikan bahwa bagi sebagian besar responden, berbagai manfaat positif media sosial mampu menutupi dampak negatifnya. Hal ini juga didukung oleh persepsi bahwa berbagai risiko dan aspek negatif tersebut masih dapat dikelola atau dihindari oleh pengguna secara individu.

II. Metodologi

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi sentimen dengan menerapkan tiga model algoritma, yaitu Random Forest, Support Vector Machine (SVM), dan Logistic Regression. Sebelum tahap pemodelan, dilakukan analisis data eksploratif untuk memahami karakteristik dataset. Analisis ini mencakup visualisasi data menggunakan diagram batang (bar chart) untuk mengilustrasikan distribusi frekuensi setiap kategori sentimen, serta word cloud untuk mengidentifikasi kata-kata yang paling dominan pada masing-masing kategori.

A. Kategori sentimen terbanyak



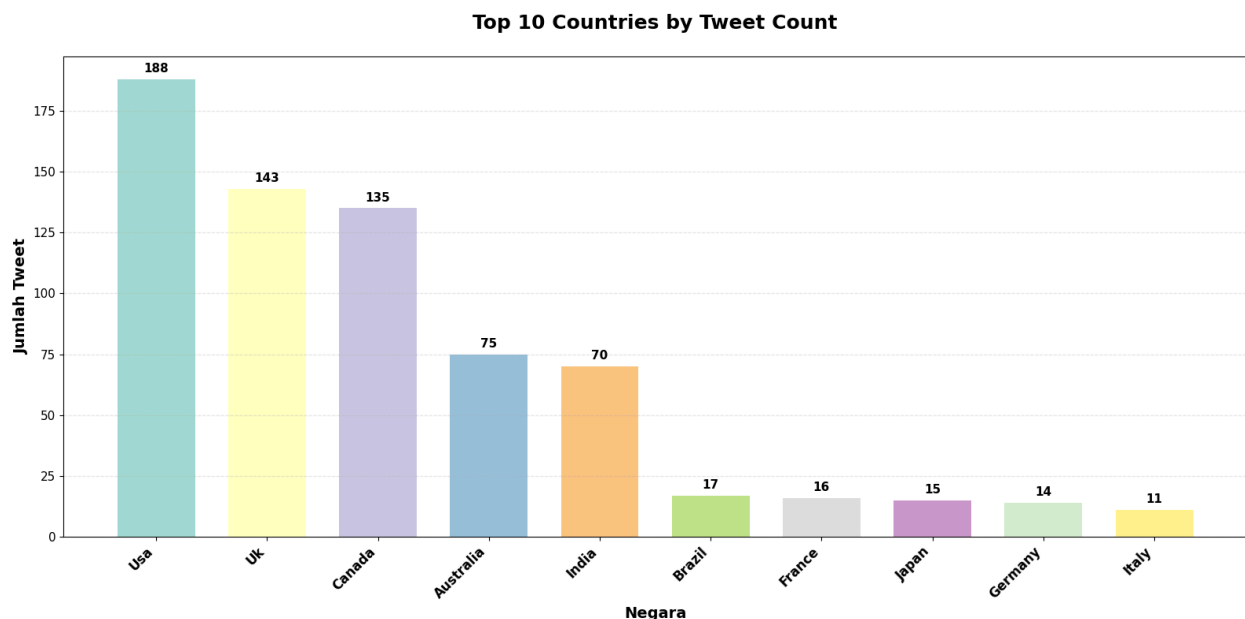
- Sumbu X (Horizontal): Menunjukkan empat kategori Sentimen, yaitu: happy (senang), neutral (netral), sad (sedih), dan mad (marah).
- Sumbu Y (Vertikal): Menunjukkan Jumlah Komentar untuk setiap kategori sentimen.

Sentimen Happy (Senang): Merupakan sentimen yang paling dominan dengan jumlah 414 komentar. Batang hijaunya adalah yang paling tinggi, menunjukkan bahwa mayoritas opini dalam dataset ini bersifat positif. Sentimen Neutral (Netral): Menempati posisi kedua dengan 135

komentar. Ini menunjukkan adanya sejumlah besar opini yang tidak menunjukkan emosi positif maupun negatif yang kuat. Sentimen Sad (Sedih): Merupakan sentimen negatif yang lebih banyak muncul dibandingkan mad, dengan total 109 komentar. Sentimen Mad (Marah): Adalah sentimen dengan jumlah paling sedikit, yaitu hanya 74 komentar.

Secara keseluruhan, grafik ini mengindikasikan bahwa berdasarkan dataset yang dianalisis, persepsi masyarakat Indonesia terhadap media sosial cenderung sangat positif. Jumlah sentimen happy jauh melampaui gabungan semua kategori lainnya, menunjukkan bahwa manfaat atau aspek positif dari media sosial lebih banyak diekspresikan oleh pengguna dalam dataset ini.

B. Negara dengan sumber komentar terbanyak pada dataset



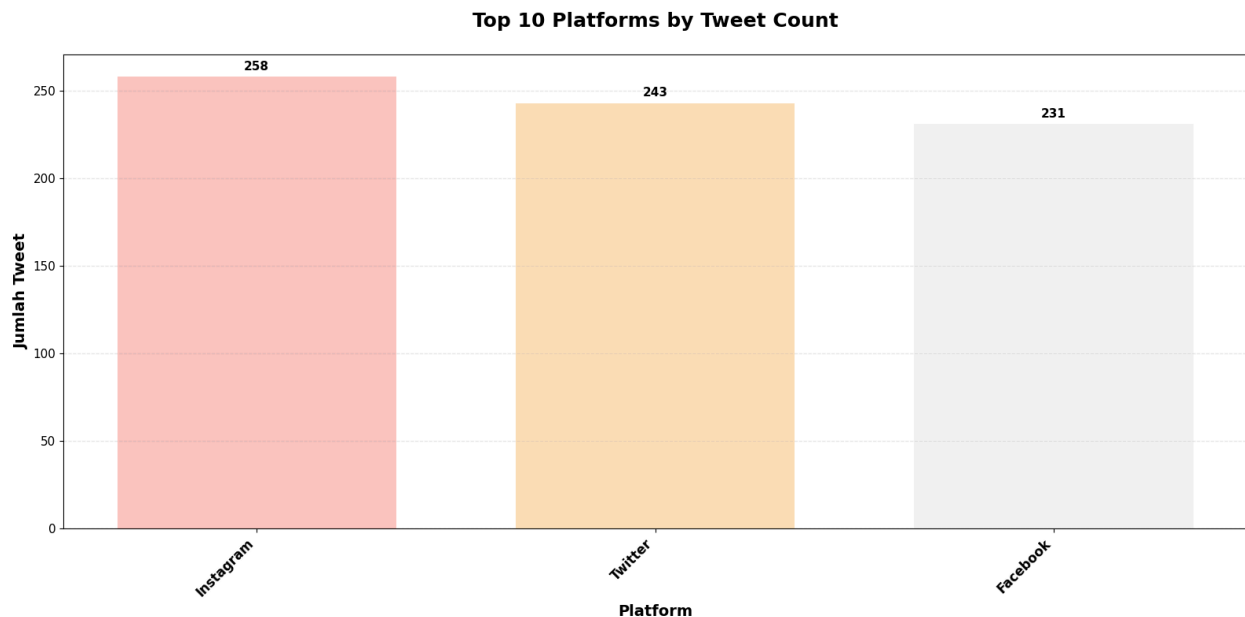
Sumbu X (Horizontal): Menunjukkan 10 negara teratas berdasarkan jumlah tweet
Sumbu Y (Vertikal): Menunjukkan jumlah tweet dari masing-masing negara

Penjelasan detail:

- USA (Amerika Serikat): Mendominasi dengan 188 tweet, menjadi negara dengan aktivitas Twitter tertinggi dalam dataset ini
- UK (Inggris): Menempati posisi kedua dengan 143 tweet, menunjukkan aktivitas yang cukup signifikan

- Canada (Kanada): Berada di posisi ketiga dengan 135 tweet, tidak jauh berbeda dari UK
- Australia: Memiliki 75 tweet, menunjukkan penurunan yang cukup signifikan dari tiga negara teratas
- India: Dengan 70 tweet, hampir setara dengan Australia
- Brasil, France, Japan, Germany, dan Italy: Menunjukkan aktivitas yang relatif rendah dengan rentang 11-17 tweet

C. Platform dengan komentar terbanyak



Sumbu X (Horizontal): Menunjukkan tiga platform media sosial utama
 Sumbu Y (Vertikal): Menunjukkan jumlah tweet dari masing-masing platform

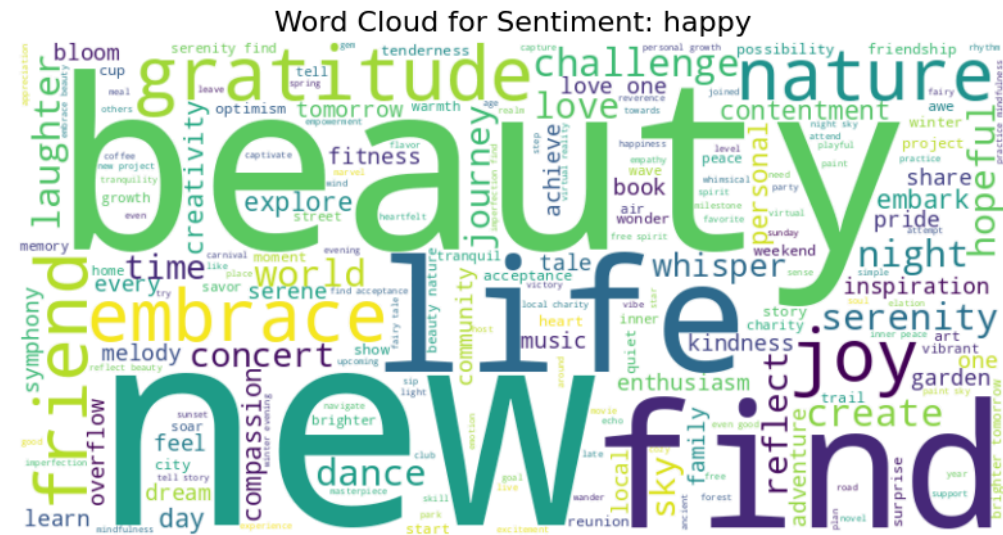
Penjelasan detail:

- Instagram: Menjadi platform terdepan dengan 258 tweet, menunjukkan popularitas yang sangat tinggi

- Twitter: Menempati posisi kedua dengan 243 tweet, hanya selisih 15 tweet dari Instagram
- Facebook: Berada di posisi ketiga dengan 231 tweet, tidak jauh berbeda dari kedua platform lainnya

A. Word Cloud Masing-Masing Kategori Dalam Sentimen

1. Senang (Happy)



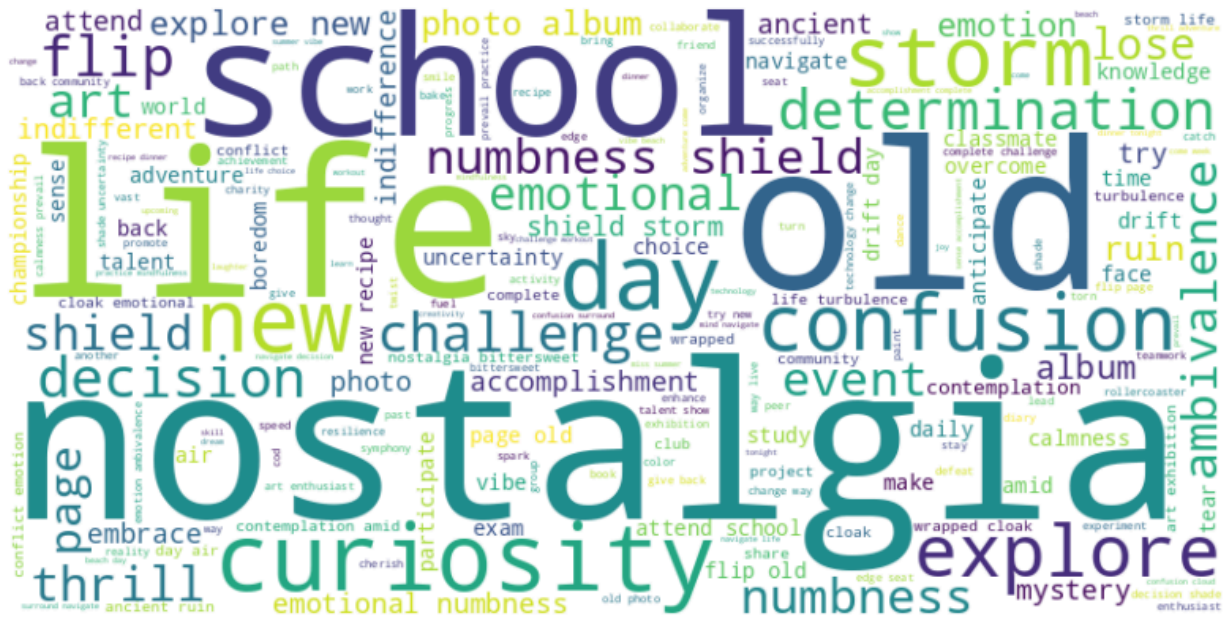
Dari kata yang muncul diatas, kita dapat melihat alasan mengapa orang merasa senang saat menggunakan media sosial. Media sosial dianggap sebagai tempat yang indah (beauty), tempat yang memiliki kehidupan (life) dan bisa menjadi dirinya sendiri (embrace). Merupakan tempat yang memiliki banyak akan hal baru (new) dengan penemuan yang amat banyak (find), dari situ mereka merasa bahagia saat memainkan media sosial (joy). Mereka juga dapat berkomunikasi dan menjalin pertemanan yang baru (friend).

2. Marah (Mad)

A word cloud visualization of words related to the emotion of envy. The most prominent words are "resentment", "jealousy", "frustration", "anxiety", "poison", "disgust", "fester", "others", "success", "bitter", "emotion", "personal", "dismissive", "vulnerability", "resentment", "fester", "take", "injustice", "lie floor", "drawn", "lose", "stage", "witness others", "refuse", "craft", "unknown", "thought", "hand frustration", "feel", "curtain drawn", "gesture curtain", "fragment glass", "intimidation", "expectation", "trust", "craft hand gesture", "wound indifference", "overwhelmed", "shattered", "fear", "envy", "building", "anxiety gripe", "head", "shield", "envy eat", "gesture", "dismissive", "rumor", "pressure", "dark", "challenge", "broken", "like", "floor like", "witness", "glass", "heart", "grow", "mistakes", "take".

3. Netral (Neutral)

Word Cloud for Sentiment: neutral



Bagi mereka yang merasa netral pada saat menggunakan media sosial, mereka melihat teman teman dan postingan mengenai sekolah mereka (School), mereka juga melihat bagaimana orang lain menjalankan kehidupan mereka di negara yang berbeda dan situasi kehidupan yang berbeda dari mereka (life), mereka merasakan nostalgia melihat foto atau video lama mereka pada saat mereka membuka kembali media sosialnya (nostalgia), mereka suka men explore hal baru diluar pengetahuan mereka (explore), dan memiliki penasaran yang tinggi (curiosity)

4. Sedih (Sad)

Berikut adalah hasil model klasifikasi sentimen dengan **Random Forest** dengan fitur/pendekatan **TF-IDF**. Dimana dengan TF-IDF yang mengubah teks menjadi angka, TF-IDF akan memberikan bobot yang lebih tinggi pada kata-kata yang sering muncul sehingga akan fokus pada kata-kata yang penting saja. Didapat hasil *accuracy* nya sebesar **63,18%** dengan kelas “happy” memiliki f1-score tertinggi 0,76 dan recall 0,98, tetapi sebaliknya untuk kelas “mad” hanya memiliki recall sebesar 0,09 yang artinya banyak kata yang tidak terdeteksi sebagai kelas “mad” dan masih sulit untuk membedakan kelas “mad” dan “neutral”.

```

=== BERT Embedding + Random Forest ===
Accuracy: 0.6772727272727272
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
happy	0.69	1.00	0.82	124
mad	0.45	0.23	0.30	22
neutral	0.25	0.02	0.04	41
sad	0.76	0.58	0.66	33
accuracy			0.68	220
macro avg	0.54	0.46	0.45	220
weighted avg	0.59	0.68	0.60	220

Berikutnya ini adalah hasil model klasifikasi sentimen dengan **Random Forest** dengan fitur/pendekatan **BERT Embedding**. Dimana terdapat peningkatan dibandingkan dengan TF-IDF sebelumnya yang mendapat nilai *accuracy* sebesar 63.18% sedangkan Random Forest dengan BERT mendapat nilai *accuracy* sebesar **67.72%** dan f1-score untuk kelas “happy” dan “sad” juga meningkat menjadi 0.82 dan 0.66 masing-masing. Ini dikarenakan dengan BERT, dia tidak hanya melihat kata per kata, tapi juga makna berdasarkan kalimat secara keseluruhan. Hal ini sangat cocok untuk teks sosial media yang seringkali ambigu, namun untuk kelas “neutral” tetap menjadi kendala dikarenakan data yang sangat sedikit serta bentuk kalimatnya yang masih terkategori ambigu dan bisa digabungkan dengan emosi/kelas lainnya.

```

Fitting 5 folds for each of 6 candidates, totalling 30 fits
Best Parameters: {'C': 10, 'kernel': 'linear'}
Accuracy: 0.7090909090909091
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.72	0.90	0.80	124
1	0.77	0.45	0.57	22
2	0.50	0.37	0.42	41
3	0.87	0.61	0.71	33
accuracy			0.71	220
macro avg	0.71	0.58	0.63	220
weighted avg	0.71	0.71	0.69	220

Kemudian berikut ini adalah hasil model klasifikasi sentimen kedua menggunakan **Support Vector Machine (SVM)** dengan fitur/pendekatan **TF-IDF**. Hasil dari model ini menunjukkan *accuracy* sebesar **70,9%**, tertinggi dibandingkan model lainnya. Kelas “happy” menjadi kelas yang paling baik diprediksi dengan f1-score sebesar 0.80 dan recall 0.90, menandakan bahwa sebagian besar teks dengan label “happy” berhasil dikenali. Sementara itu, kelas “neutral” masih tetap menjadi kendala untuk diprediksi dengan baik karena hanya mendapatkan f1-score sebesar 0.42, serta kelas “mad” juga memiliki recall yang rendah 0.45, menunjukkan model ini juga masih sulit membedakan antara kelas “mad” dan kelas lainnya.

```

Fitting 5 folds for each of 6 candidates, totalling 30 fits
✓ Best Parameters: {'C': 1, 'kernel': 'linear'}
✓ Accuracy: 0.6681818181818182
✓ Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.73	0.88	0.80	124
1	0.56	0.45	0.50	22
2	0.36	0.20	0.25	41
3	0.67	0.61	0.63	33
accuracy			0.67	220
macro avg	0.58	0.53	0.55	220
weighted avg	0.63	0.67	0.64	220

Selanjutnya adalah hasil model **SVM** dengan fitur/pendekatan **BERT Embedding**. Hasilnya disini menunjukkan sedikit penurunan *accuracy* menjadi **66,8%** dibandingkan dengan TF-IDF sebelumnya 70,9%. Namun, BERT menampilkan hasil yang lebih stabil pada kelas lain seperti “mad” dengan f1-score 0.50 dan kelas “sad” f1-score 0.63. Performa pada kelas “neutral” masih cukup rendah dengan f1-score 0.25, ini menunjukkan bahwa meskipun BERT secara keseluruhan lebih stabil dalam memahami konteks, tetapi klasifikasi tetap sulit dilakukan ketika datanya tidak seimbang untuk tiap kelasnya.

=== TF-IDF + Logistic Regression ===

Accuracy: 0.6

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
happy	0.59	1.00	0.74	124
mad	0.00	0.00	0.00	22
neutral	1.00	0.10	0.18	41
sad	0.80	0.12	0.21	33
accuracy			0.60	220
macro avg	0.60	0.30	0.28	220
weighted avg	0.64	0.60	0.48	220

Model ketiga adalah **Logistic Regression** dengan fitur/pendekatan **TF-IDF**. Dengan hasil yang diperoleh menunjukkan nilai *accuracy* sebesar **60%**, cukup rendah dibanding model lainnya. Model ini terlihat sangat bias terhadap kelas “happy” dengan recall sangat tinggi sebesar 1.00, tetapi sebaliknya menghasilkan f1-score 0.00 untuk kelas “mad” karena model tidak mampu mendeteksi sama sekali teks yang termasuk dalam kelas tersebut. Hal ini menunjukkan bahwa model Logistic Regression dengan TF-IDF ini terlalu fokus pada kelas mayoritas dan gagal membedakan emosi dalam kelas dengan yang jumlah data yang sedikit, seperti kelas “mad” dan kelas “neutral”.

```

=== BERT Embedding + Logistic Regression ===
Accuracy: 0.6772727272727272
Classification Report:

```

	precision	recall	f1-score	support
happy	0.79	0.83	0.81	124
mad	0.50	0.59	0.54	22
neutral	0.29	0.24	0.27	41
sad	0.79	0.70	0.74	33
accuracy			0.68	220
macro avg	0.59	0.59	0.59	220
weighted avg	0.67	0.68	0.67	220

Terakhir, hasil dari model Logistic Regression dengan fitur/pendekatan BERT menunjukkan peningkatan performa secara keseluruhan dibandingkan TF-IDF sebelumnya, dengan *accuracy* yang mencapai **67,7%**. Kelas “happy” dan “sad” juga berhasil diprediksi dengan cukup baik dimana hasil f1-score masing-masing **0.81** dan **0.74**. Selain itu, kelas “mad” juga mulai bisa dikenali oleh model ini dengan nilai recall 0.59, meskipun prediksi untuk kelas “neutral” masih kurang dengan f1-score 0.27. Ini menandakan bahwa fitur/pendekatan BERT memberikan kelebihan dalam memahami emosional yang lebih kompleks, tetapi tetap terbatas ketika datanya tidak seimbang atau masih terdapat data-data yang ambigu diantara kelas.

IV. Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis dari keenam kombinasi model dan pendekatan fitur, dapat disimpulkan bahwa pendekatan BERT cenderung memberikan hasil yang lebih stabil secara keseluruhan dalam mengenali berbagai emosi/sentimen dalam dataset ini dibandingkan TF-IDF, terutama pada kelas-kelas minoritas (jumlah data yang sedikit) seperti kelas “mad” dan “sad”. Namun, pendekatan TF-IDF dengan SVM justru menghasilkan hasil yang terbaik dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 70,9%, ini menunjukkan bahwa model yang lebih sederhana pun tetap

dapat memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan model yang lebih kompleks dan stabil secara keseluruhan apabila fitur yang digunakan sesuai dengan dataset dan analisa yang dilakukan. Secara umum, kelas “happy” paling mudah dikenali oleh semua model karena memiliki jumlah data terbanyak, sedangkan kelas “neutral” menjadi kendala yang utama karena data yang lebih sedikit dan makna kalimatnya yang seringkali dianggap ambigu. Kombinasi model dan fitur terbaik secara seimbang tergantung pada kebutuhan, seperti jika mengutamakan akurasi tinggi, maka model SVM dengan fitur/pendekatan TF-IDF menjadi yang terbaik untuk dataset ini, sedangkan untuk persebaran prediksi antar kelas yang lebih merata, pendekatan BERT lebih stabil secara keseluruhan hasilnya.