

BAB 1 PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Dalam beberapa tahun terakhir, *meme* telah populer di banyak *platform* media sosial untuk mengekspresikan perasaan atau sekadar berbagi lelucon dengan teman [1]. Namun dalam beberapa kasus, orang lain dapat menginterpretasikan *meme* secara berbeda dan merasa tidak nyaman dengan hal tersebut. Variasi dalam interpretasi *meme* ini menjadi tantangan tersendiri dalam analisis sentimen, karena *meme* dapat dinilai negatif atau positif oleh individu yang berbeda. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah sistem otomatis yang dapat secara konsisten memprediksi polaritas sentimen *meme*.

Polaritas sentimen adalah bidang analisis sentimen yang umum dalam pemrosesan bahasa alami. Dengan bentuk *multimodal*, *meme* adalah subjek yang cocok untuk analisis polaritas sentimen. Analisis *multimodal* menggunakan banyak *input* dalam pemrosesan data, seperti gambar, video, teks, atau audio. Dengan beberapa *input*, *multimodal* dapat menangkap konteks yang lebih akurat dan sering kali memberikan hasil yang lebih baik daripada *unimodal* [2]. Salah satu penelitian dengan pendekatan *multimodal* yang berada di peringkat teratas dalam kompetisi SemEval 2020: Memotion Analysis [3] adalah model dari Guoym [4] yang menggunakan 2 jenis *ensemble*, yaitu *ensemble* berbasis data dan *ensemble* berbasis fitur. Namun, kebanyakan penelitian yang ada hanya menggunakan model umum dan tidak memanfaatkan salah satu fitur *multimodal* dari *meme* seperti fitur wajah, sehingga menghasilkan performa yang kurang efektif.

Model CDEL oleh Guo dkk. [5] mengeksploitasi fitur-fitur wajah pada *meme* dan mencapai *state-of-the-art*, mengungguli semua model sebelumnya. Implementasi model CDEL dimulai dengan tahap pemilihan fitur yang akan diekstraksi, yaitu gambar dan teks dalam *meme*. Tahap selanjutnya adalah memilih algoritma *clustering* dan klasifikasi yang menghasilkan performa

gabungan yang optimal. Kemudian, pada tahap akhir, algoritma tersebut akan digabungkan dengan model *deep learning*. Meskipun model CDEL lebih unggul dalam memanfaatkan fitur *multimodal*, model ini masih memiliki kekurangan dalam deteksi teks sarkasme pada *meme*. Guo dkk. menyatakan bahwa eror analisis deteksi teks sarkasme mencapai 38%. Hal ini terjadi ketika teks menyiratkan emosi yang berlawanan dengan emosi yang sebenarnya.

Kim prepares to launch the nukes
(2017, colorized)



Gambar 1.1. Contoh Error Analisis Deteksi Teks Sarkasme

Seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1.1, adalah salah satu contoh eror deteksi teks sarkasme pada model CDEL. Terdapat teks “*launch the nukes*” dalam Bahasa Indonesia berarti “luncurkan nuklirnya” dan secara eksplisit mengandung makna negatif, namun *meme* tersebut sebenarnya memiliki label positif. Deteksi teks sarkasme merupakan sub-tugas yang menantang dalam analisis sentimen, karena membutuhkan pemahaman makna tersirat, yang umumnya merupakan kebalikan dari makna harfiahnya [6]. Sarkasme dipengaruhi oleh konteks, nada, atau referensi kultural yang biasanya tidak tersurat dalam teks biasa [7]. Model konvensional dapat mengalami kesulitan dalam hal ini, karena model konvensional dapat salah mengklasifikasikan teks sarkastik karena semantik tingkat permukaannya. Sebaliknya, BERT telah menunjukkan kinerja yang kuat dalam tugas pendeteksian sarkasme dengan memanfaatkan mekanisme *bidirectional attention* untuk menangkap kontras halus dalam sentimen [6] [8].

Dalam penelitian ini, sistem otomatis untuk analisis polaritas sentimen meme dikembangkan dengan memanfaatkan fitur wajah sebagai fitur berbasis *cluster* yang terinspirasi dari model CDEL, tetapi dengan deteksi teks sarkasme yang diterapkan pada model teks. Model teks dilatih dengan *dataset* sarkasme untuk meningkatkan pemahaman sarkasme dalam meme. Penelitian ini menyoroti pentingnya memanfaatkan deteksi teks sarkasme dalam model *deep learning* gabungan untuk memproses analisis sentimen pada meme.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang penelitian, rumusan masalah dapat dirancang sebagai berikut:

- Bagaimana membangun sistem klasifikasi polaritas sentimen pada *meme* dengan pendekatan *multimodal* yang menggabungkan fitur teks (BERT), gambar (DenseNet), dan *cluster* wajah?
- Bagaimana perbandingan performa klasifikasi sentimen pada *meme* antara model dengan BERT dasar dan model dengan BERT yang telah di-*fine-tune* dengan data deteksi sarkasme?
- Bagaimana pengaruh kombinasi parameter seperti rasio *validation split*, nilai *learning rate*, dan strategi bobot kelas terhadap performa model dalam melakukan klasifikasi sentimen pada meme?

1.3. Tujuan dan Manfaat

Berdasarkan rumusan, penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi polaritas sentimen pada meme dengan pendekatan *multimodal* yang menggabungkan fitur teks (BERT), gambar (DenseNet), dan *cluster* wajah. Tujuan ini diilustrasikan ke dalam Tabel 1.1.

Tabel 1.1. Tabel Keterkaitan antara Tujuan, Pengujian dan Kesimpulan.

No.	Tujuan	Pengujian	Kesimpulan
1	Mengembangkan sistem klasifikasi polaritas sentimen pada <i>meme</i> dengan pendekatan <i>multimodal</i> yang menggabungkan fitur teks (BERT), gambar (DenseNet121), dan <i>cluster</i> wajah (Facenet)	Implementasi arsitektur model <i>multimodal</i> dengan tiga <i>input</i> : teks, gambar, dan fitur <i>cluster</i> . Digunakan data Memotion untuk pelatihan dan pengujian.	Sistem berhasil dibangun dan mampu mengenali sentimen <i>meme</i> dengan hasil akhir Macro-F1 sebesar 0.3047 dan akurasi 0.3738 pada model dengan deteksi sarkasme.
2	Meningkatkan pemahaman model terhadap sarkasme dalam teks <i>meme</i> melalui <i>fine-tuning</i> BERT dengan dataset sarkasme	Dibandingkan performa antara model dengan BERT dasar dan model dengan BERT yang telah dilatih ulang menggunakan label sarkasme dari Memotion.	Model dengan deteksi teks sarkasme menunjukkan performa yang lebih baik dalam mendeteksi sentimen positif dan netral, serta mampu mengurangi <i>false negative</i> dibanding model dasar.
3	Mengevaluasi pengaruh konfigurasi parameter terhadap performa model	Melakukan eksperimen dengan beberapa kombinasi rasio validasi, <i>learning rate</i> , dan strategi <i>class weight</i> .	Kombinasi optimal diperoleh pada <i>validation split</i> 0.25, <i>learning rate</i> 5e-6, dan <i>class weight default</i> . Pengaturan ini memberikan performa terbaik dan pelatihan yang stabil.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian ini berfokus pada implementasi dan evaluasi performa model *deep learning* gabungan dengan deteksi teks sarkasme dan model dasar. Agar penelitian lebih terarah dan fokus, maka tugas akhir ini dilakukan dalam

lingkup yang ditentukan pada Bab 3 dan berikutnya, sehingga batasan masalah tidak diperlukan dalam penelitian ini.

1.5. Metode Penelitian

Metode yang digunakan dalam menyelesaikan pekerjaan di dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

1. Studi Literatur

Pada tahap ini, literatur terkait klasifikasi sentimen, deteksi sarkasme, dan arsitektur *deep learning* yang sesuai topik penelitian dikumpulkan dan ditinjau, yang nantinya digunakan sebagai landasan dalam membangun model penelitian.

2. Persiapan Data

Pada tahap ini, *dataset* yang dipilih dieksplorasi untuk memahami informasi dan aspek *dataset* yang digunakan, kemudian *dataset* dilakukan penanganan nilai yang hilang, penyederhanaan label sentimen, dan penanganan data gambar yang rusak. *Face encoding* juga diekstrak dari data gambar yang nantinya dilakukan *clustering* untuk menghasilkan label *cluster*.

3. Pembangunan Model

Setelah *dataset* diolah, tiap fitur yang ditentukan diekstraksi dengan prosesnya masing-masing, kemudian fitur yang telah diproses melalui tahapan normalisasi, *pooling*, dan *encoding* selanjutnya digabungkan melalui *concatenate layer* dan diteruskan ke *layer* klasifikasi akhir. Proses ini menghasilkan arsitektur model yang mampu menerima dan mengintegrasikan tiga modalitas *input* secara bersamaan untuk melakukan prediksi polaritas sentimen.

4. Eksperimen dan Evaluasi Model

Eksperimen dilakukan untuk menguji performa implementasi model berdasarkan kombinasi beberapa *hyperparameter* dan metrik evaluasi klasifikasi menggunakan Macro-F1 sebagai metrik utama, dilengkapi

dengan akurasi, *precision*, *recall*, F1 score per kelas, dan *confusion matrix*.

5. Analisis Hasil Pengujian Model

Hasil dari eksperimen dianalisis untuk mengukur keefektifan masing-masing variasi model dan pengaruh dari konfigurasi parameter terhadap akurasi dan stabilitas pelatihan. Analisis juga menyoroti kontribusi dari deteksi sarkasme terhadap performa model dalam prediksi polaritas sentimen.

6. Kesimpulan

Sebagai penutup, penelitian ini merangkum hasil analisis yang telah dilakukan pada tahap-tahap sebelumnya dalam bentuk kesimpulan. Kesimpulan difokuskan pada sejauh mana integrasi fitur *multimodal* yang mencakup teks, gambar, dan *cluster* wajah, serta penerapan deteksi sarkasme melalui *fine-tuning* BERT, memberikan kontribusi terhadap performa sistem dalam mengklasifikasikan sentimen pada *meme*.

1.6. Jadwal Pelaksanaan

Jadwal pelaksanaan akan menjadi acuan dalam mengevaluasi tahap-tahap penelitian seperti yang diilustrasikan pada Tabel 1.2

Tabel 1.2. Jadwal Pelaksanaan Tugas Akhir

No.	Deskripsi Tahapan	Bulan 1	Bulan 2	Bulan 3	Bulan 4	Bulan 5	Bulan 6
1	Studi Literatur						
2	Pengumpulan Data						
3	Pembangunan Model						
4	Eksperimen dan Evaluasi Model						
5	Analisis Hasil						
6	Penyusunan Laporan/Buku TA						