

**PENGUNAAN *WORD EMBEDDING GLOVE* DALAM
PENGEMBANGAN MODEL CNN STUDI KASUS ANALISIS
SENTIMEN TEMPAT WISATA MAKASSAR**

SKRIPSI

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapatkan
Gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika



MUH. RIZAL AMAL

105841110120

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR**

2024

**PENGGUNAAN WORD EMBEDDING GLOVE DALAM PENGEMBANGAN
MODEL CNN STUDY KASUS ANALISIS SENTIMEN TEMPAT WISATA
MAKASSAR**

Diajukan sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mendapatkan Gelar Sarjana Komputer(S.Kom)
Program Studi Informatika



PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR
2024



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

PENGESAHAN

Skripsi atas nama Muh. Rizal Amal dengan nomor induk Mahasiswa 105 84 11101 20, dinyatakan diterima dan disahkan oleh Panitia Ujian Tugas Akhir/Skripsi sesuai dengan Surat Keputusan Dekan Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar Nomor : 0011/SK-Y/55202/091004/2024, sebagai salah satu syarat guna memperoleh gelar Sarjana Komputer pada Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar pada hari Sabtu tanggal 31 Agustus 2024.

Panitia Ujian :

Makassar, 26 Safar 1446 H
31 Agustus 2024 M

1. Pengawas Umum

a. Rektor Universitas Muhammadiyah Makassar

Dr. Ir. H. Abd. Rakhim Nanda, ST., MT., IPM

b. Dekan Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin

Prof. Dr. Eng. Muhammad Isran Ramli, ST., MT.

2. Penguji

a. Ketua : Dr. Ir. Zahir Zainuddin, M.Sc.

b. Sekretaris : Muhyiddin A M Hayat, S.Kom., MT.

3. Anggota

1. Lukman Anas, S.Kom., MT.

2. Titin Wahyuni, S.Pd., MT.

3. Lukman, S.Kom., M.T.

Mengetahui :

Pembimbing I

Rizki Yusliana Bakti, S.T., MT

Pembimbing II

Fahrim Irhamna Rachman S.Kom, MT

Dekan



Dr. Ir. H. Nurnawaty, ST., MT., IPM

NBM : 795 108



UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH MAKASSAR

FAKULTAS TEKNIK

GEDUNG MENARA IQRA LT. 3

Jl. Sultan Alauddin No. 259 Telp. (0411) 866 972 Fax (0411) 865 588 Makassar 90221

Website: www.unismuh.ac.id, e_mail: unismuh@gmail.com

Website: <http://teknik.unismuh.makassar.ac.id>

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

HALAMAN PENGESAHAN

Tugas Akhir ini diajukan untuk memenuhi syarat ujian guna memperoleh gelar Sarjana Komputer (S.Kom) Program Studi Informatika Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.

Judul Skripsi : **PENGGUNAAN WORD EMBEDDING GLOVE DALAM PENGEMBANGAN MODEL CNN STUDI KASUS ANALISIS SENTIMEN TEMPAT WISATA MAKASSAR**

Nama : Muh. Rizal Amal

Stambuk : 105 84 11101 20

Makassar, 31 Agustus 2024

Telah Diperiksa dan Disetujui
Oleh Dosen Pembimbing;

Pembimbing I

Pembimbing II

Rizki Yusliana Bakti, S.T., MT

Fahrir Irhamna Rachman S.Kom, M.T

Mengetahui,

Ketua Program Studi Arsitektur



Muhyiddin A.M. Hayat, S.Kom., M.T

NBM : 504 577

MOTTO DAN PERSEMBAHAN

MOTTO

"Terlambat bukan berarti gagal, cepat bukan berarti hebat. Terlambat bukan mnejadi alasan untuk menyerah, setiap orang memiliki proses yang berbeda. Percaya proses itu yang paling penting, karena Allah telah mempersiapkan hal yang baik dibalik kata proses yang kamu anggap sulit"

~RIZAL~

PERSEMBAHAN

Tiada lembar yang paling indah dalam laporan skripsi ini kecuali lembar persembahan dengan mengucap syukur atas rahmat Allah Swt, skripsi ini saya persembahkan sebagai tanda bukti kepada orang tua tercinta, kakakku , sahabat, dan teman-teman yang selalu memberi support untuk menyelesaikan skripsi ini.



ABSTRAK

MUH. RIZAL AMAL. PENGGUNAAN *WORD EMBEDDING GLOVE* DALAM PENGEMBANGAN MODEL CNN STUDY KASUS ANALISIS SENTIMEN TEMPAT WISATA MAKASSAR (dibimbing oleh Fachrim Irhamna Rahman S.Kom., M.T dan ibu Titin Wahyuni, S.Pd., M.T)

Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh penggunaan *Word Embedding GloVe* pada model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam analisis sentimen ulasan tempat wisata di Makassar. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 4500 ulasan yang dikumpulkan dari Google Maps. Model CNN yang menggunakan *GloVe* sebagai teknik *word embedding* dibandingkan dengan model CNN yang tidak menggunakan *word embedding* untuk melihat peningkatan akurasi yang dihasilkan. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN dengan *GloVe* berhasil mencapai akurasi tertinggi sebesar 79%, sedangkan model CNN tanpa *GloVe* hanya mencapai akurasi 76%. Temuan ini menunjukkan bahwa penggunaan *GloVe* secara signifikan meningkatkan performa model CNN dalam *klasifikasi* sentimen teks, terutama dalam konteks analisis ulasan tempat wisata.

Kata Kunci: *Word Embedding, GloVe, Convolutional Neural Network (CNN), Analisis Sentimen, Ulasan Tempat Wisata, Makassar, Klasifikasi Teks, Akurasi Model.*

ABSTRACT

MUH. RIZAL AMAL. THE USE OF WORD EMBEDDING GLOVE IN THE DEVELOPMENT OF A CNN MODEL: A CASE STUDY OF SENTIMENT ANALYSIS ON TOURIST SPOTS IN MAKASSAR (Supervised by Fachrim Irhamna Rahman, S.Kom., M.T and Titin Wahyuni, S.Pd., M.T)

This study aims to evaluate the impact of using the GloVe Word Embedding on a Convolutional Neural Network (CNN) model for sentiment analysis of reviews on tourist spots in Makassar. The data used in this study consists of 4,500 reviews collected from Google Maps. The CNN model using GloVe as a word embedding technique is compared to a CNN model without word embedding to observe the resulting accuracy improvement. The results show that the CNN model with GloVe achieved the highest accuracy of 79%, whereas the CNN model without GloVe only reached an accuracy of 76%. These findings indicate that the use of GloVe significantly improves the performance of the CNN model in text sentiment classification, particularly in the context of analyzing reviews of tourist spots.

Keywords: *Word Embedding, GloVe, Convolutional Neural Network (CNN), Sentiment Analysis, Tourist Spot Reviews, Makassar, Text Classification, Model Accuracy.*

KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Segala puji dan syukur semoga selalu dipanjatkan kehadirat Allah SWT atasberkah dan karunia-NYA yang melimpah. Shalawat serta salam senantiasa dihaturkan kepada Nabi Muhammad SAW sebagai suri tauladan bagi seluruh umatmanusia. Skripsi ini berjudul “PENGUNAAN *WORD EMBEDDING GLOVE* DALAM PENGEMBANGAN MODEL CNN STUDI KASUS ANALISIS SENTIMEN TEMPAT WISATA MAKASSAR” dapat diselesaikan sebagaimana mestinya.

Penulis mengucapkan banyak terima kasih kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan motivasi selama proses penyusunan Skripsi dari awal hingga selesai. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Allah SWT, yang telah memberikan nikmat yang tak terhingga. Terimakasih atas petunjuk dan perlindungan-Mu yang selalu menyertai setiap langkah saya. Di saat-saat sulit, Engkau memberikan ketenangan, di saat keraguan melanda Engkau memberikan keyakinan, dan di setiap pencapaian Engkau senantiasa mengingatkan saya akan pentingnyabersyukur.
2. Kedua orang tuaku dan keluarga yang senantiasa memberikan dukungannya. Terima kasih telah menjadi sumber inspirasi dan kekuatan saya. Terima kasih atas setiap pengorbanan yang telah kalian lakukan, atas kesabaran, kasih sayang, serta dorongan dan doa yang tidak pernah henti kalian berikan. Tanpa kalian, saya tidak akan bisa berada di titik ini.
3. Ibu DR.Ir.Hj Nurnawati, S.T.,M.T.,I.P.M, selaku Dekan Fakultas Teknik.
4. Bapak Muhyiddin AM Hayat S.Kom.,MT, selaku Ketua Prodi Informatika sekaligus Dosen Pendamping Akademik.
5. Ibu Rizki Yusliana Bakti S.T.,MT, selaku Dosen Pembimbing

1

6. Bapak Fahrin Irhamna Rachman S.Kom,M.T, selaku Dosen Pembimbing 2
7. Dosen dan Staf Fakultas Teknik Universitas Muhammadiyah Makassar.
8. Teman-teman seperjuangan Angkatan 2020 Fakultas Teknik, Khususnya Kelas C.
9. Grup anak kos yaitu Arvianda, David Arian Virgiawan, Arya Wibawa. Ar, Muhammad Fahri Rasyidiq, Akram, Reza, Alam, Wildan, Firdaus, Iksan, Aidil. Tidak ada kata yang mampu menggambarkan betapa berharganya waktu dan usaha yang telah kita lalui bersama. Harapan besar saya adalah kita semua bisa mencapai impian dan cita-cita yang telah kita perjuangkan dengan sekuat tenaga.
10. Grup para Lord Widi Krinaspatih Rahayu, Abdul salam, Muh Rasdi, Agustiawal, Ashabul Kahfi, Rahmat Aryadi, Wahyu Nurhidayah, Mustakim, Reski, Muh Ferdy, Muhammad Alif. Saya ingin menyampaikan rasa terima kasih yang sebesar-besarnya kepada teman-teman yang telah menemani dan mendukung saya selama proses penyusunan skripsi ini. Terima kasih atas kebersamaan, semangat, serta canda tawa yang selalu menghidupkan suasana di tengah kesibukan dan tantangan yang ada.
11. Dan teman lainnya terkhusus pada Rosalinda Aprilia Sari, Lis Indriani, Rizka Adrianingsih, Ayu Indira, Safutri Kamal, Reny rahayu, Arsila Salsabila, aryo diningrat. yang juga sangat banyak membantu dalam penyusunan skripsi ini.

Skripsi ini telah disusun sebaik-baiknya, namun tentu saja masih memiliki ruang untuk ditingkatkan mengingat adanya keterbatasan dan kemampuan penulis. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan

masukan, kritik dan saran yang membangun untuk penyempurnaan Skripsi ini. Semoga Skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi semua pihak yang terlibat.

Wassalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh

Makassar, 21 Juli 2024

Peneliti



DAFTAR ISI

| | |
|--------------------------------------|-----|
| ABSTRAK | ii |
| ABSTRAC | iii |
| KATA PENGANTAR..... | vii |
| DAFTAR ISI..... | vii |
| DAFTAR GAMBAR | ix |
| DAFTAR TABEL..... | x |
| DAFTAR LAMPIRAN | xi |
| DAFTAR ISTILAH | xii |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| A. Latar Belakang..... | 1 |
| B. Rumusan Masalah..... | 3 |
| C. Tujuan Penelitian..... | 3 |
| D. Manfaat Penelitian..... | 3 |
| E. Ruang Lingkup Penelitian..... | 4 |
| F. Sistematika Penulisan..... | 4 |
| BAB II TINJAUAN PUSTKA..... | 5 |
| A. Landasan Teori..... | 5 |
| B. Penelitian Terkait | 10 |
| C. Kerangka Berpikir | 13 |
| BAB III METODE PENELITIAN | 14 |
| A. Tempat dan Waktu Penelitian | 14 |
| B. Alat dan Bahan..... | 14 |
| C. Perancangan Sistem..... | 14 |
| D. Teknik Pengujian Sistem..... | 17 |
| E. Teknik Analisis Data | 19 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHAN..... | 21 |
| A. Pengambilan Data..... | 21 |
| B. Pelabelan Data..... | 24 |
| C. Preprocessing..... | 25 |
| D. Penerapan Metode | 27 |
| E. Hasil Pengujian Metode | 48 |
| BAB V PENUTUP..... | 63 |
| A. Kesimpulan..... | 63 |

| | |
|----------------------|----|
| B. Saran..... | 63 |
| DAFTAR PUSTAKA | 65 |



DAFTAR GAMBAR

| | |
|--|----|
| <i>Gambar 1. Arsitektur CNN</i> | 8 |
| <i>Gambar 2. Kerangka Pikir</i> | 13 |
| Gambar 3. Perancangan Sistem..... | 15 |
| Gambar 4. Perancangan Sistem Training | 16 |
| Gambar 5. Perancangan Sistem Testing..... | 17 |
| Gambar 6. Proses pengambilan data ulasan | 21 |
| Gambar 7. Proses epoch 1-10..... | 49 |
| Gambar 8. Proses epoch 11-20..... | 50 |
| Gambar 9. Proses epoch 21-30..... | 51 |
| Gambar 10. Proses epoch 31-40..... | 52 |
| Gambar 11. Proses epoch 41-50..... | 53 |
| Gambar 12. Grafik accuraccy dan loss..... | 54 |
| Gambar 13. Hasil prediksi..... | 55 |
| Gambar 14. Hasil klasifikasi label | 57 |
| Gambar 15. Epoch 1-10 CNN..... | 59 |
| Gambar 16. Epoch 11-20 CNN..... | 59 |
| Gambar 17. Epoch 21-30 CNN..... | 60 |
| Gambar 18. Epoch 31-40 CNN..... | 60 |
| Gambar 19. Epoch 41-5- CNN..... | 61 |

DAFTAR TABEL

| | |
|--|----|
| Tabel 1. Data ulasan..... | 21 |
| Tabel 2. Tahap pelabelan data..... | 24 |
| Tabel 3. Tahap cleaning atau pembersihan | 26 |
| Tabel 4. Tahap tokenizing..... | 27 |
| Tabel 5. Hasil perbandingan..... | 61 |



DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|----|
| Lampiran 1. Source code..... | 67 |
| Lampiran 2. Dataset ulasan..... | 75 |
| Lampiran 3. Dataset ulasan negative | 76 |
| Lampiran 4. Dataset ulasan netral..... | 77 |
| Lampiran 5. Dataset hasil tokenizing | 78 |
| Lampiran 6. Proses epoch | 79 |
| Lampiran 7. Grafik accuracy dan loss..... | 85 |
| Lampiran 8. Hasil prediksi..... | 85 |
| Lampiran 9. Hasil Klasifikasi | 85 |
| Lampiran 10. Dataset uji hasil prediksi..... | 86 |



DAFTAR ISTILAH

| | |
|----------------|---|
| CNN | CNN adalah singkatan dari Convolutional Neural Network. CNN adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam pengenalan gambar dan pengolahan data berbasis grid. |
| Word embedding | Teknik dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) yang mengubah kata-kata menjadi representasi vektor numerik. Tujuan utamanya adalah untuk menangkap makna semantik dari kata-kata dan hubungan antar kata dalam bentuk vektor yang dapat diproses oleh model pembelajaran mesin. |
| Layer | Dalam konteks jaringan saraf tiruan, layer atau lapisan adalah komponen fundamental yang terdiri dari sejumlah neuron (juga disebut unit atau node) yang melakukan operasi pada data masukan dan meneruskannya ke lapisan berikutnya. Jaringan saraf tiruan biasanya terdiri dari beberapa jenis lapisan yang bekerja bersama untuk memproses data dan melakukan tugas tertentu, seperti klasifikasi atau prediksi. |
| Fitur visual | Fitur visual merujuk pada karakteristik atau atribut yang dapat diekstraksi dari gambar atau video dan digunakan untuk mengenali, mengklasifikasi, atau menganalisis konten visual tersebut. Dalam konteks pengolahan citra dan visi komputer, fitur visual sangat penting karena mereka memberikan representasi yang lebih terstruktur dan bermakna dari data mentah (piksel). |
| Softmax | Softmax adalah fungsi aktivasi yang digunakan dalam jaringan saraf tiruan, terutama dalam konteks klasifikasi multi-kelas. Fungsi ini mengubah keluaran jaringan menjadi distribusi probabilitas, di mana setiap kelas mendapatkan nilai probabilitas antara 0 dan 1, dan jumlah dari semua probabilitas kelas adalah 1. |
| Epoch | Epoch dalam konteks pembelajaran mesin, khususnya dalam pelatihan jaringan saraf tiruan, mengacu pada satu siklus penuh melalui seluruh dataset pelatihan. |
| Phyton | Python adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang dikembangkan oleh Guido van Rossum dan pertama kali dirilis pada tahun 1991. Python dikenal karena sintaksnya yang sederhana, kemudahan |

| | |
|-----------------|---|
| | penggunaan, dan fleksibilitasnya. |
| ReLU | singkatan dari Rectified Linear Unit, adalah fungsi aktivasi yang sangat populer digunakan dalam jaringan saraf tiruan, terutama dalam Convolutional Neural Networks (CNNs) dan Deep Learning. Fungsi ini membantu memperkenalkan non-linearitas dalam model sambil menjaga efisiensi komputasi. |
| Flowchart | Representasi grafis dari langkah-langkah atau proses dalam bentuk simbol dan panah yang menunjukkan urutan dan hubungan antar langkah. Flowchart sering digunakan untuk memvisualisasikan alur kerja, algoritma, atau proses dalam berbagai konteks, termasuk pengembangan perangkat lunak, manajemen proyek, dan perencanaan bisnis. |
| GPU | GPU atau Graphics Processing Unit adalah jenis prosesor khusus yang dirancang untuk mempercepat pemrosesan grafik dan visual pada komputer. GPU awalnya dikembangkan untuk menangani tugas-tugas terkait grafis, seperti rendering gambar dan video, tetapi sekarang juga digunakan dalam berbagai aplikasi komputasi non-grafis karena kemampuannya untuk melakukan banyak operasi secara paralel. |
| Tensorflow | sebuah framework open-source untuk komputasi numerik dan pembelajaran mesin yang dikembangkan oleh Google. TensorFlow memungkinkan pengguna untuk membangun dan melatih model pembelajaran mesin (machine learning) dan jaringan saraf tiruan (neural networks) dengan efisien. |
| Polaritas teks | Polaritas teks mengacu pada penilaian atau klasifikasi sentimen dari sebuah teks berdasarkan aspek positif, negatif, atau netral. Ini merupakan bagian dari analisis sentimen, yang bertujuan untuk menentukan bagaimana perasaan atau sikap pengarang terhadap topik tertentu. |
| ANN | Artificial Neural Network adalah model pembelajaran mesin yang terinspirasi oleh struktur dan fungsi otak manusia. ANN terdiri dari node atau neuron yang diatur dalam lapisan-lapisan dan digunakan untuk mengenali pola, melakukan klasifikasi, dan memprediksi output berdasarkan input yang diberikan. |
| Jejaring sosial | Platform atau aplikasi yang memungkinkan individu untuk berinteraksi, |

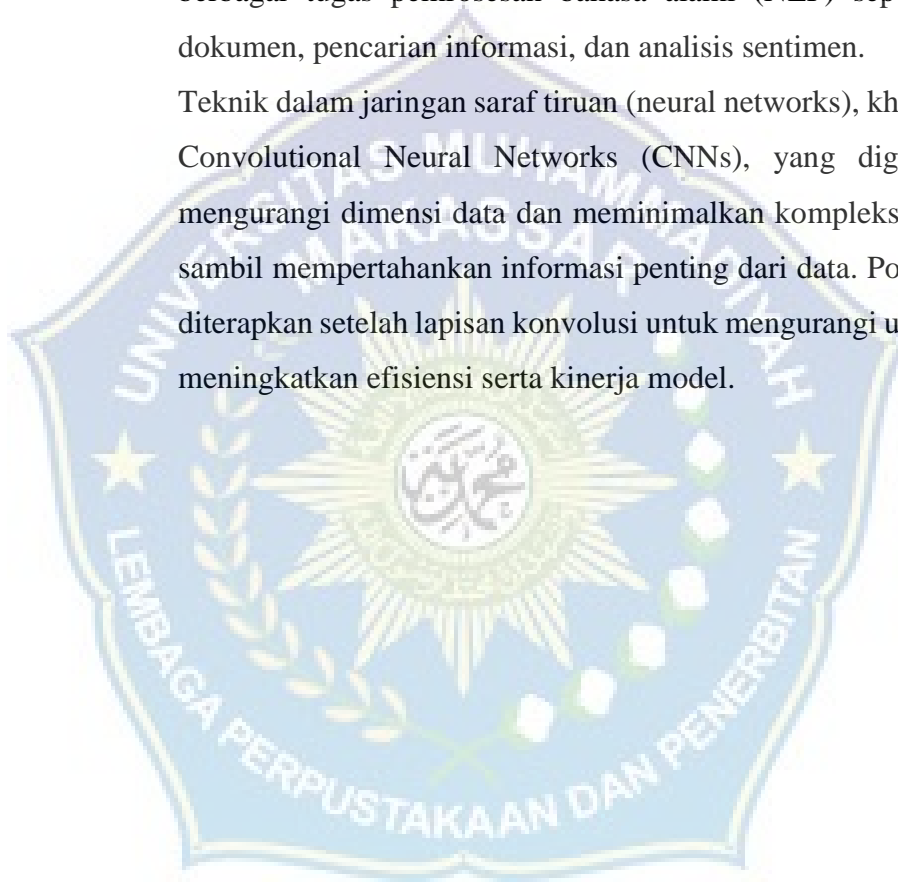
berbagi informasi, dan membangun hubungan sosial secara online. Jejaring sosial mencakup berbagai jenis layanan dan aplikasi yang memfasilitasi komunikasi dan koneksi antara pengguna di seluruh dunia.

Dord2vec

adalah ekstensi dari Word2Vec yang dirancang untuk menghasilkan representasi vektor tidak hanya untuk kata-kata, tetapi juga untuk dokumen atau kalimat lengkap. Ini memungkinkan pemodelan makna dan konteks yang lebih luas dalam teks, dan dapat digunakan untuk berbagai tugas pemrosesan bahasa alami (NLP) seperti klasifikasi dokumen, pencarian informasi, dan analisis sentimen.

Pooling

Teknik dalam jaringan saraf tiruan (neural networks), khususnya dalam Convolutional Neural Networks (CNNs), yang digunakan untuk mengurangi dimensi data dan meminimalkan kompleksitas komputasi sambil mempertahankan informasi penting dari data. Pooling biasanya diterapkan setelah lapisan konvolusi untuk mengurangi ukuran fitur dan meningkatkan efisiensi serta kinerja model.



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Menurut sebuah jurnal, istilah "analisis sentimen" pertama kali diperkenalkan pada tahun 2003. Ini adalah sebuah bidang penelitian dalam penambangan teks yang bekerja sama dengan Pemrosesan Bahasa Alami (NLP). Tujuan utama dari bidang ini Tujuannya adalah untuk mengidentifikasi pola dan menganalisis informasi berupa opini dari teks. Seiring dengan bertambahnya interaksi di media sosial, meningkatnya penggunaan forum dan blog, serta banyaknya komentar dan ulasan di berbagai situs *e-commerce*, analisis sentimen menjadi topik yang semakin penting.(Jihad et al., 2021)

Sistem analisis sentimen adalah sistem yang digunakan untuk melakukan analisis otomatis pada ulasan produk online dalam bahasa Indonesia. Tujuan dari analisis ini adalah untuk memperoleh informasi sentimen yang terkandung dalam ulasan tersebut. Data-data ini kemudian diklasifikasikan menggunakan metode *Naive Bayes*. Mengingat jumlah ulasan dan opini yang sangat banyak, membaca semua secara manual akan menjadi tugas yang sulit dan memakan waktu. Oleh karena itu, sistem ini dirancang untuk secara otomatis mengelompokkan opini dan ulasan yang ada sesuai dengan kelasnya.(Wahyu Sejati et al., 2023). Tujuan dari analisis sentimen adalah untuk memperoleh informasi berharga dari data yang tidak terstruktur. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan mampu mengidentifikasi sentimen terhadap objek wisata di Makassar.

Word embedding merupakan Teknik pembelajaran mesin ini memetakan kata-kata ke dalam *vektor* di ruang berdimensi rendah. Umumnya, teknik ini menggunakan model jaringan saraf tiruan (JST). Salah satu metode yang termasuk dalam teknik *word embedding* yang populer adalah GloVe (*Global Vectors for Word Representation*). Diperkenalkan oleh peneliti Jeffrey Pennington, Richard Socher, dan Christopher D. Manning dari Stanford University pada tahun 2014, *GloVe* bertujuan untuk memodelkan statistik distribusi kata dalam teks secara global untuk menghasilkan representasi vektor kata. Proses embedding kata menggunakan *GloVe* dimulai dengan menghitung

matriks *ko-occurence* kata dari korpus teks. Setelah itu, konstruksi rasio



probabilitas kata-kata berdasarkan matriks tersebut dilakukan. Dengan menggunakan fungsi objektif yang dirancang khusus, *GloVe* mengoptimalkan representasi vektor kata dengan meminimalkan perbedaan antara perkalian titik vektor dan logaritma dari rasio probabilitas kata-kata, serta mempertimbangkan bobot frekuensi kemunculan kata dalam korpus.

Metode *convolutional Neural Network* (CNN) sangat populer dalam deep learning karena kemampuannya untuk mengekstraksi fitur dari gambar input dan mengubah dimensi gambar menjadi lebih kecil tanpa mengubah karakteristik dasarnya (Omori & Shima, 2020). *Convolutional Neural Network* (CNN) Neuron-neuron ini dilengkapi dengan bobot dan bias. Setiap neuron menerima input yang diproses melalui perkalian titik pada masing-masing neuron tersebut. (Azmi et al., 2023)

Deep Learning (DL) atau Pembelajaran Mendalam merupakan bagian dari Machine Learning yang berfokus pada pemodelan abstraksi data tingkat tinggi. Algoritma ini bekerja dengan menggunakan serangkaian fungsi transformasi non-linear yang disusun dalam lapisan-lapisan yang mendalam. DL sangat efektif diterapkan pada pembelajaran terawasi (*supervised learning*), pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*), pembelajaran semi-terawasi (*semi-supervised learning*), serta *reinforcement learning* dalam berbagai bidang seperti pengenalan gambar, suara, klasifikasi teks, dan lainnya. (Cholissodin & Soebroto, 2021)

Sebelumnya, banyak peneliti telah melakukan analisis sentimen berbasis aspek menggunakan Deep Learning, Namun, fokus pada objek wisata di Makassar dan Gowa masih belum banyak dilakukan. Berbagai metode tersedia untuk menganalisis sentimen suatu topik, dan penelitian ini memilih *deep learning* sebagai metode yang akan digunakan (Naquitasia, 2022).

Dalam penelitian ini, akan diterapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) dengan model GloVe untuk menganalisis sentimen. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengukur tingkat ketepatan dalam evaluasi teks terkait objek tempat wisata yang ada di Makassar.

B. Rumusan Masalah

1. Bagaimana pengaruh penerapan *Word Embedding* terhadap tingkat akurasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam analisis sentimen mengenai tempat wisata di Makassar.
2. seberapa efektif model CNN yang menggunakan *GloVe* dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan tentang objek wisata di Makassar.

C. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah disampaikan, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi bagaimana penerapan *word embedding* mempengaruhi akurasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam menganalisis sentimen terkait tempat wisata di Makassar. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan performa model CNN yang memanfaatkan *word embedding* dengan model yang tidak menggunakannya.

D. Manfaat Penelitian

Diharapkan Penelitian ini mampu memberikan kontribusi yang signifikan baik dalam aspek teori begitupun dengan praktik:

1. Dalam Aspek Teori:
 - a. Untuk kemajuan dalam bidang ilmu pengetahuan, khususnya di bidang teknik informatika.
 - b. Menambah pemahaman yang lebih mendalam mengenai penerapan *word embedding*, terutama *Glove*, dalam upaya evaluasi sentimen.
2. Dalam Aspek Praktik:
 - a. Bagi Peneliti:
 - 1). Memperoleh pengalaman langsung dalam penerapan teknik *word embedding Glove* serta pengembangan model *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk analisis sentimen.
 - 2) Menjadi bagian dari portofolio yang bermanfaat bagi peneliti di masa mendatang..
 - b. Bagi Universitas:
 - 1) Menjadi referensi untuk penelitian di masa mendatang.
 - 2) Sebagai referensi untuk penilaian bagi universitas dalam pengembangan ilmu, khususnya terkait model *Glove* dan metode CNN dalam analisis sentimen teks.

E. Ruang Lingkup Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah diuraikan, terdapat beberapa batasan dalam penelitian ini, yakni sebagai berikut:

1. Penelitian ini hanya mencakup sebagian tempat wisata yang ada di Makassar dan Gowa. Oleh karena itu, hasilnya mungkin tidak sepenuhnya relevan untuk tempat wisata lainnya, kecuali untuk Wisata Kebun Gowa, Pantai Bosowa, Akkarena, Tanjung Bayang, dan Bugis Waterpark.
2. Penelitian ini hanya memanfaatkan model Glove dan tidak mencakup model lain yang ada seperti Word2vec dan FastText.
3. Penelitian ini hanya pada penggunaan metode CNN dan tidak mempertimbangkan metode analisis sentimen lain yang ada seperti *Word2vec* dan *FastText*.

F. Sistematika Penulisan

Secara umum, laporan tugas akhir ini terdiri dari beberapa bab yang tersusun sebagai berikut:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini sendiri membahas latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan, manfaat, dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini menguraikan teori-teori yang mendasari pelaksanaan penulisan Skripsi

BAB III METODE PENELITIAN

Menjelaskan metode penelitian dan alat-alat yang digunakan dalam pengembangan sistem.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab ini menyajikan hasil desain sistem serta pembahasan terkait desain tersebut.

BAB V PENUTUP

Bab terakhir ini akan menyimpulkan seluruh uraian dari bab-bab sebelumnya dan memberikan saran-saran berdasarkan hasil yang diperoleh, dengan harapan dapat mendukung pengembangan lebih lanjut.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Landasan Teori

1. Analisis Sentimen

Sentimen bisa diartikan sebagai pandangan atau pendapat yang didasari oleh emosi yang kuat terhadap sesuatu. Biasanya, sentimen muncul dalam pernyataan dan kalimat yang mengungkapkan pendapat. Sentimen juga penting untuk memahami perasaan seseorang mengenai topik atau objek tertentu.

Analisis sentimen ialah metode yang digunakan mengenali dan mengelompokkan polaritas teks dalam suatu dokumen atau kalimat. Dengan analisis ini, kita dapat menentukan apakah sentimen tersebut bersifat positif, negatif, atau netral (Adityarini et al., 2021).

2. Obyek wisata

Objek wisata sendiri merujuk pada segala hal yang terdapat di suatu destinasi wisata yang menarik minat pengunjung untuk datang. Objek wisata ini bisa berupa keindahan alam seperti gunung, danau, sungai, pantai, atau laut, serta bangunan bersejarah seperti museum, benteng, situs sejarah, dan sebagainya. (Ningsih et al., 2019)

3. Word Embedding

Word embedding adalah teknik yang menghasilkan representasi kata dalam bentuk distribusi kontinu dalam ruang berdimensi rendah melalui proses pembelajaran. Biasanya, ini melibatkan penggunaan jaringan saraf tiruan (JST) digunakan sebagai model pembelajaran untuk menciptakan word embedding. Keunggulan word embedding terletak pada kemampuannya untuk dihasilkan tanpa memerlukan anotasi khusus, sehingga dapat langsung diekstraksi dari korpus teks yang belum dianotasi.

(Nurdin et al., 2020)

Word embedding dapat dibangun langsung dari dataset yang dimiliki atau dengan memanfaatkan pre-trained word embedding yang sudah tersedia. Pre-trained word embedding ini telah dilatih menggunakan dataset besar dalam domain permasalahan tertentu, dan dapat digunakan untuk menyelesaikan permasalahan serupa dalam domain yang sama. Penting untuk mencocokkan penggunaan word embedding dengan domain kasus yang dimiliki. Misalnya, permasalahan dalam domain biomedis tidak cocok menggunakan pre-trained word embedding yang berasal dari korpus berita atau Wikipedia. (Nurdin et al., 2020)

4. Glove

Global Vectors for Word Representation (GloVe) merupakan sebuah teknik yang digunakan untuk menghasilkan word embedding. GloVe bertujuan untuk menangani hubungan kesamaan atau analogi kata (semantik kata) serta pengenalan entitas kata. Metode ini menggunakan unsupervised learning, di mana representasi kata diperoleh dari analisis statistik frekuensi kemunculan kata dalam korpus teks tertentu.

Dalam GloVe, proses pembelajaran tidak memerlukan label atau anotasi khusus; sebaliknya, GloVe memeriksa hubungan antar kata dengan menghitung seberapa sering kata-kata muncul bersama dalam korpus tersebut. Dengan memperhitungkan rasio peluang kejadian kata-kata ini, GloVe mampu mengkodekan berbagai bentuk makna kata dan meningkatkan kinerja dalam menyelesaikan masalah analogi kata..(PRADANA, 2023)

Pada prinsipnya, Global Vectors for Word Representation (GloVe) memperoleh hubungan semantik antar kata berdasarkan matriks kemunculan bersama (co-occurrence matrix). Misalkan kita memiliki.(PRADANA, 2023)

5. *Deep Learning*

Deep Learning adalah cabang dari machine learning yang memungkinkan model belajar secara mandiri melalui jaringan saraf. Dirancang untuk menganalisis data secara terus-menerus, *deep learning* meniru cara otak manusia membuat keputusan. Dengan menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan (ANN) yang terinspirasi dari jaringan biologis otak, kemampuan deep learning dapat ditingkatkan (Peryanto et al., 2020).

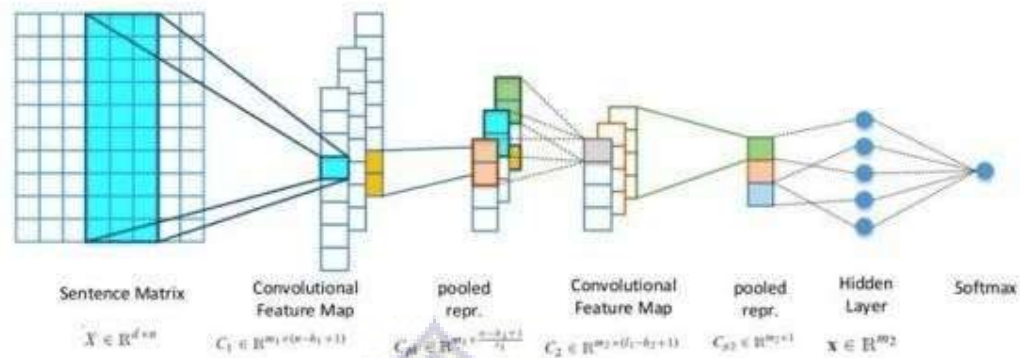
Deep Learning (DL) adalah sebuah teknik yang berbasis pada jaringan saraf tiruan dan telah menjadi metode yang sangat populer dalam penerapan *Machine Learning* (ML) dalam beberapa tahun terakhir. Artikel-artikel menyatakan DL tidak hanya terbatas pada satu bidang tertentu, tetapi juga diakui sebagai metode pembelajaran yang luas dan mampu menyelesaikan berbagai masalah di berbagai domain. (Muhammad Haris Diponegoro et al., 2021).

6. **Convolutional Neural Network**

CNN pertama kali dikembangkan oleh Kuniko Fukushima, seorang peneliti di NHK Broadcasting Science Research Laboratories di Kinuta, Setagaya, Tokyo, Jepang, dengan nama awal NeoCognitron. Konsep CNN kemudian diperluas oleh Yann LeCun, peneliti di AT&T Bell Laboratories di Holmdel, New Jersey, Amerika Serikat, yang memperkenalkan model CNN yang dikenal sebagai LeNet untuk pengenalan angka dan tulisan tangan. Pada tahun 2012, Alex Krizhevsky menerapkan model CNN-nya dan memenangkan kompetisi *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge 2012* dengan model yang disebut AlexNet. (Tilasefana & Putra, 2023)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dalam tugas-tugas visi komputer. CNN umumnya terdiri dari tiga jenis lapisan: convolution, pooling, dan lapisan sepenuhnya terhubung. Lapisan convolution dan pooling bertugas untuk mengekstrak fitur dari data, sementara lapisan sepenuhnya terhubung menggabungkan

fitur-fitur yang telah diekstraksi untuk menghasilkan hasil akhir, seperti klasifikasi. (Hidayatullah & Nayoan, 2019)



Gambar 1. Arsitektur CNN

7. Supervised Learning

supervised learning adalah salah satu bagian utama dalam *machine learning* di mana model atau fungsi dikembangkan menggunakan data pelatihan yang telah dilabeli. Data ini mencakup pasangan input dan output yang sudah ditentukan, di mana setiap input memiliki *output* yang sesuai ditentukan sebelumnya (label). Biasanya, algoritma yang digunakan adalah algoritma klasifikasi, terutama metode klasifikasi biner, yang bertujuan untuk menciptakan model yang dapat mengkategorikan data ke dalam dua kelas yang berbeda (Kristiawan & Widjaja, 2021).

Dalam *algoritma supervised learning*, sistem menerima data pelatihan yang mencakup informasi tentang *input* dan *output* yang diinginkan. Dengan memproses data ini, sistem belajar untuk mengidentifikasi pola-pola yang ada. Pola-pola tersebut kemudian digunakan untuk menganalisis dan membuat prediksi tentang data baru atau data serupa di masa depan (R.H. Zer et al., 2022).

8. Tensorflow

Ini adalah sebuah pustaka perangkat lunak yang dikembangkan oleh Tim Google Brain dari Google Research, dirancang khusus untuk pembelajaran mesin dan penelitian jaringan saraf. *TensorFlow* menggabungkan aljabar komputasi dengan teknik optimasi kompilasi untuk mempermudah

perhitungan berbagai ekspresi matematika. Beberapa fitur utamanya meliputi:

1. Kemampuan untuk mendefinisikan, mengoptimalkan, dan menghitung ekspresi matematika yang melibatkan array multidimensi (tensor).
2. Dukungan untuk pemrograman jaringan saraf mendalam dan teknik pembelajaran mesin.
3. Penggunaan GPU (*Graphics Processing Unit*) secara efisien, termasuk manajemen dan optimalisasi memori otomatis untuk data. TensorFlow memungkinkan penulisan kode yang dapat dijalankan di CPU atau GPU dan secara otomatis menentukan bagian-bagian yang perlu dipindahkan ke GPU.
4. Skalabilitas komputasi yang tinggi untuk mengelola kumpulan data besar secara keseluruhan.

9. Flowchart

Flowchart menggambarkan logis flow sebuah masalah melalui simbol-simbol khusus dalam bentuk visual, sementara *pseudocode* menggunakan bahasa tulisan. Meskipun keduanya menyajikan informasi dengan cara yang berbeda, tujuan utamanya adalah untuk *Flowchart* menjelaskan langkah-langkah logika atau masalah dengan cara yang memudahkan proses pembuatan program. *Flowchart* dapat dipahami sebagai serangkaian langkah untuk menyelesaikan masalah yang digambarkan dengan menggunakan simbol-simbol tertentu. Dan Diagram ini memperlihatkan alur logika dalam program secara visual. (Khesya, 2021)

10. Scikit - Learn

Scikit-learn adalah pustaka *Python* yang menyediakan berbagai algoritma pembelajaran mesin untuk masalah yang diawasi dan tidak diawasi pada skala menengah. Modul ini sangat efektif untuk data mining dan analisis data (Silitonga, 2019). Sebagai pustaka open source, Scikit-learn dianggap sebagai standar utama untuk *Machine Learning* (ML) dalam

ekosistem Python. Pustaka ini mencakup berbagai metode data mining, termasuk klasifikasi, *regresi*, dan *clustering*. (Manalu & Gunadi, 2022).

Selain itu, scikit-learn menyediakan berbagai metrik evaluasi dan teknik validasi silang untuk mengukur kinerja model secara akurat, membantu mencegah overfitting dan memastikan bahwa model yang dihasilkan dapat diandalkan.

B. Penelitian Terkait

1. Nur'aini, Arfian Yogi Ferianto, Dhani Ariatmanto, Mardhiya Hayaty, Norhikmah (2022)

Dalam penelitian berjudul “Perbandingan Metode Word Embedding Untuk Analisis Sentimen Pada Data Ulasan Marketplace,” ditemukan bahwa akurasi metode *Glove* lebih unggul dibandingkan dengan *Word2Vec* saat diterapkan pada klasifikasi LSTM. Kedua metode tersebut menggunakan parameter dan dataset yang identik, dengan vocabulary berjumlah 18.004 kata. *Glove* menghasilkan akurasi sebesar 86%, sementara *Word2Vec* mencatat akurasi 83%. Meskipun demikian, kecepatan epoch pada *Word2Vec* lebih tinggi dibandingkan dengan *Glove*. Oleh karena itu, meskipun model klasifikasi yang digunakan sama, yaitu LSTM *pre-trained single layer*, performa *Glove* terbukti lebih baik daripada *Word2Vec*. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan agar eksplorasi dilakukan dengan menggunakan klasifikasi LSTM multi layer, mengingat penelitian ini hanya menerapkan LSTM *single layer*.

2. Ibnu Rasyid Wijayanto, Imam Cholissodin, Yuita Arum Sari (2021)

Penelitian yang berjudul “Pengaruh Metode Word Embedding dalam Vector Space Model pada Pemerolehan Informasi Materi IPA Siswa SMP” ini menyimpulkan bahwa nilai evaluasi yang diperoleh dari penggunaan metode model ruang vektor tanpa word embedding untuk pengambilan informasi materi IPA tingkat SMP mencakup rata-rata precision sebesar 39,5%, recall 86,28%, f-measure 53,75%, dan akurasi 93,06%. Sementara itu, penggunaan metode model ruang vektor dengan word embedding menghasilkan nilai evaluasi dengan rata-rata precision sebesar 38%, recall

88,8%, f-measure 52,82%, dan akurasi 92,86%. Berdasarkan perbandingan hasil pengujian pada Grafik 6.3, penggunaan word embedding pada metode model ruang vektor menunjukkan bahwa lebih banyak dokumen dapat diambil, yang meningkatkan cakupan dokumen. Namun, penambahan word embedding ini juga dapat menurunkan tingkat *relevansi*, karena ada kemungkinan sistem mengambil dokumen yang seharusnya tidak sesuai dan tidak diinginkan oleh pengguna.

3. Dwi Ari Suryaningrum (2020)

Penelitian yang berjudul “PEMBOBOTAN TERM EKSPANSI QUERY BERBASIS WORD EMBEDDINGS DAN INVERSE BOOK FREQUENCY UNTUK PENCARIAN DOKUMEN” ini memperkenalkan sebuah metode baru untuk Pembobotan term pada hasil ekspansi *query* melibatkan pertimbangan korelasi term terhadap *query* dan frekuensi term. Metode ini memanfaatkan *word embeddings* dan *Inverse Book Frequency* (IBF) dalam proses pencarian dokumen. Sistem yang dikembangkan dapat melakukan preprocessing dokumen, menghitung bobot TF-IDF-IBF, memilih term dari hasil ekspansi *query* menggunakan word embeddings dan IBF, serta menghitung bobot term dari hasil ekspansi *query* dengan metode tersebut. Selanjutnya, sistem mengukur kemiripan antara dokumen dan *query* untuk menemukan dokumen yang paling relevan.

4. Made Dwi Dharma Sreya, Erwin Budi Setiawan (2020)

Dalam penelitian yang berjudul “Penggunaan Metode GloVe untuk Ekspansi Fitur pada Analisis Sentimen Twitter dengan *Naïve Bayes* dan *Support Vector Machine* “ ini, analisis sentimen dilakukan dengan memanfaatkan teknik ekspansi fitur menggunakan metode *GloVe* pada model *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naïve Bayes* (NB). Implementasi *GloVe* menghasilkan tiga korpus yang digunakan untuk ekspansi fitur: korpus tweet, korpus Indonews, dan korpus gabungan dari keduanya. Penggunaan korpus-korpus ini meningkatkan akurasi model SVM dan NB dibandingkan dengan model baseline. Peningkatan performa tertinggi diperoleh dengan korpus gabungan Indonews+Tweet, yang menghasilkan akurasi 83,23% untuk SVM dan 77,86% untuk NB,

meningkat sebesar 48,9% dan 43,8% dari akurasi awal.

5. Ahmad Ilham, Naufal Azmi Verdikha, Asslia Johar Latipah (2019)

Berdasarkan analisis pada penelitian yang berjudul “Klasifikasi Ujaran Kebencian di Twitter Menggunakan Fitur Ekstraksi *Glove* dengan Support Vector Machine (SVM)”, mendapat kesimpulan yang memperlihatkan bahwa kernel RBF dengan parameter $C = 10$ memberikan nilai rata-rata F1 Score tertinggi sebesar 0,680, sementara kernel sigmoid dengan parameter $C = 10$ mencatatkan nilai rata-rata F1 Score terendah sebesar 0,451. Hal ini menandakan bahwa model klasifikasi dengan kernel RBF dan parameter $C = 10$ memiliki performa yang lebih unggul dibandingkan parameter lainnya. Namun, hasil ini mungkin juga dipengaruhi oleh jumlah data pelatihan yang digunakan, mengingat *GloVe* bergantung pada matriks statistik dari *co-occurrence*. Oleh karena itu, metode ekstraksi fitur *GloVe* lebih efektif ketika digunakan dengan data pelatihan dalam jumlah besar.



C. Kerangka Berpikir



Gambar 2. Kerangka Pikir

BAB III

METODE PENELITIAN

A. Tempat dan Waktu Penelitian

1. Lokasi Penelitian

Penelitian ini akan dilaksanakan secara daring dengan cara mengumpulkan data dari berbagai ulasan wisata yang ada di Google Maps.

2. Waktu Penelitian

Dimulai pada Juli 2024 dan akan terus berlanjut sampai seluruh proses pengumpulan data selesai.

B. Alat dan Bahan

1. Kebutuhan *Hardware*

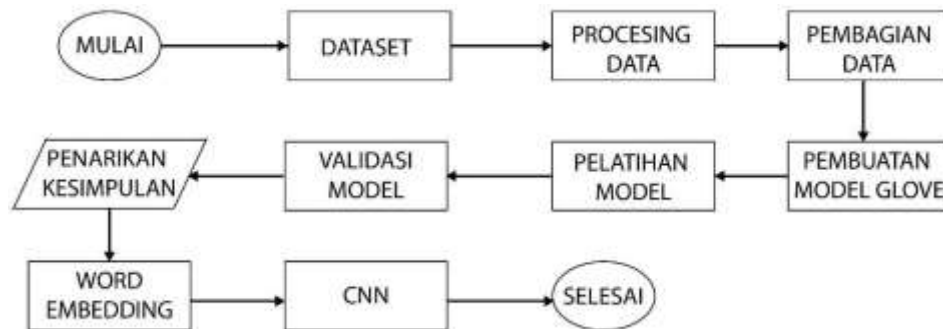
- a. Laptop Acer nitro 5

2. Kebutuhan *Software*

- a. Google Colab
- b. *Python*
- c. Excel
- d. *Scikit-learn* dan *TensorFlow*

C. Perancangan Sistem

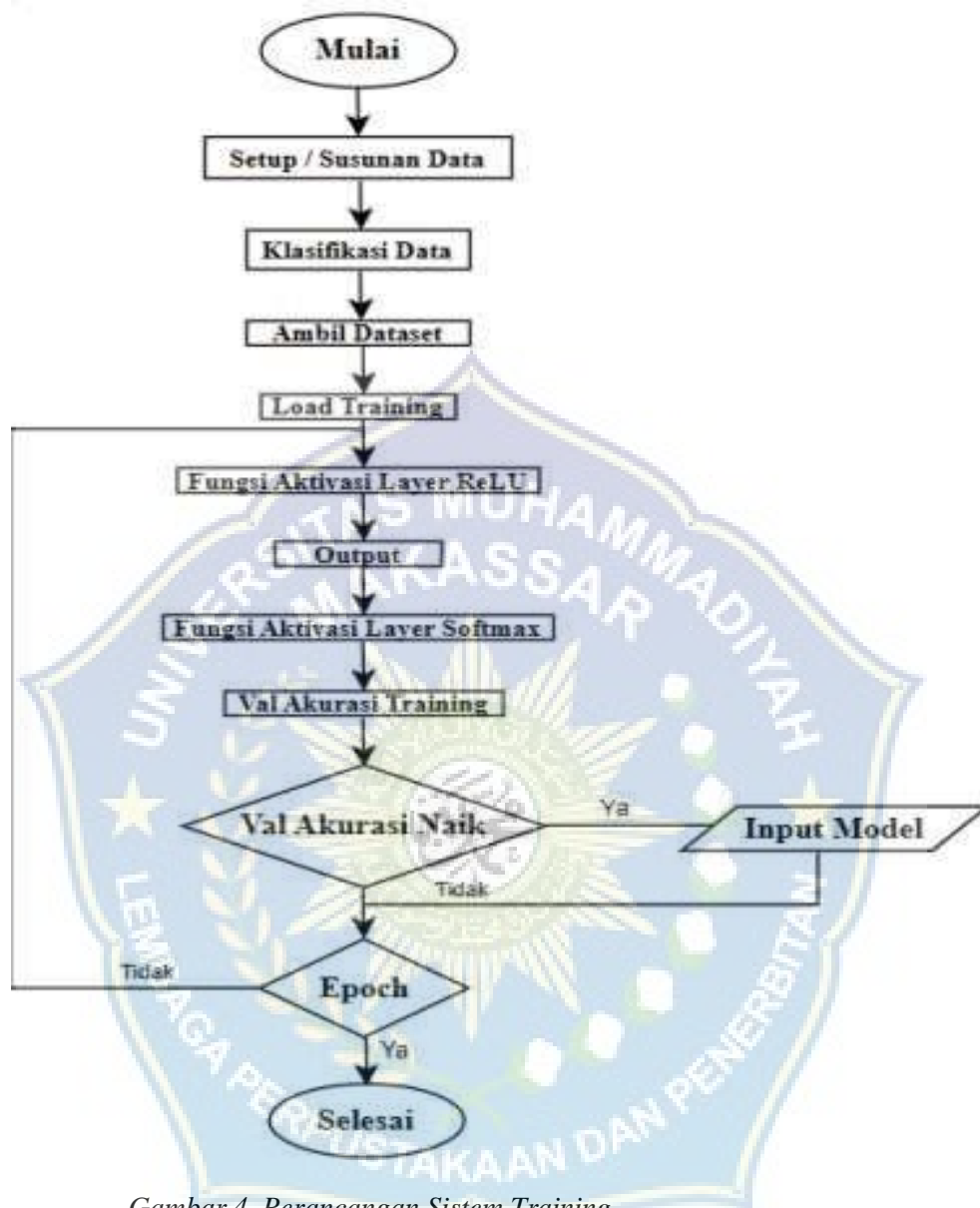
Perancangan sistem adalah elemen penting dalam pengembangan sebuah Sistem ini menjelaskan proses pengembangan mulai dari perencanaan hingga pembuatan fungsi-fungsi yang diperlukan untuk operasionalnya. Tujuan utama dari perancangan sistem ialah memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat menghasilkan hasil sesuai yang diharapkan.



Gambar 3. Perancangan Sistem

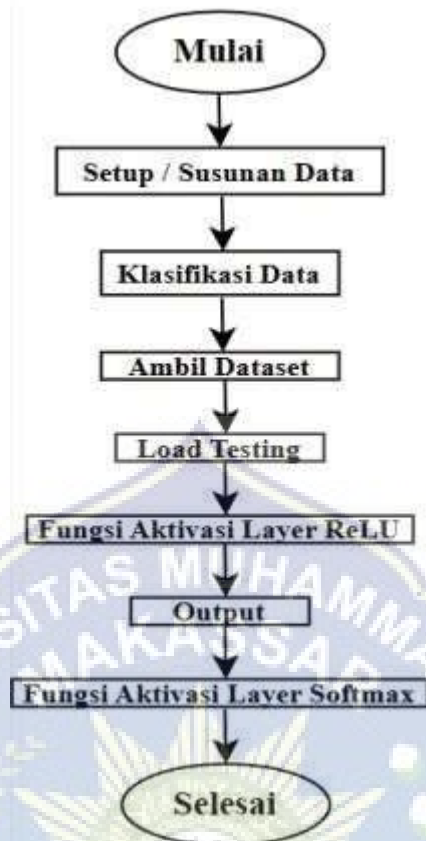
Gambar di atas, dipaparkan bahwa tujuan penelitian ini adalah untuk mengevaluasi bagaimana penggunaan *GloVe* dapat meningkatkan proses kinerja model CNN dalam menganalisis sentimen ulasan tempat wisata di Makassar. Ruang lingkup penelitian ini terbatas pada ulasan tempat wisata yang terdapat di web Google Maps itu sendiri. Proses dimulai dengan pengumpulan data ulasan melalui teknik web scraping dari Google Maps, dilanjutkan dengan pra-pemrosesan data yang mencakup pembersihan, tokenisasi, dan normalisasi teks. Setelah data siap, model *GloVe* dilatih dengan korpus ulasan untuk menghasilkan representasi vektor kata. Vektor-vektor ini kemudian digunakan sebagai input dalam model CNN yang dikembangkan. Implementasi model dilakukan dengan menggunakan framework seperti *TensorFlow*, yang mengintegrasikan vektor *GloVe* sebagai input ke dalam model CNN. Data ulasan dibagi menjadi set pelatihan, validasi, dan pengujian untuk melatih model. Selama pelatihan, model dievaluasi dengan metrik seperti akurasi, precision, recall, dan F1-score. Analisis hasil menunjukkan kinerja model dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan. Setelah proses pelatihan dan evaluasi selesai, seluruh rangkaian penelitian didokumentasikan secara mendetail, dan laporan skripsi disusun dengan mencakup latar belakang, metodologi, hasil, serta kesimpulan

Dalam perancangan sistem, diagram sistem yang akan dibuat adalah sebagai berikut:



Gambar 4. Perancangan Sistem Training

Diagram tersebut, proses dimulai dengan tahap persiapan data, diikuti oleh klasifikasi dan pemuatan data untuk melatih model. Beberapa lapisan menggunakan fungsi aktivasi Softmax digunakan untuk menghasilkan probabilitas kelas. Selama proses pelatihan, akurasi data pelatihan dievaluasi secara berkala; jika akurasi terus meningkat, langkah berikutnya akan dilanjutkan. Model kemudian dimasukkan ke dalam sistem untuk pelatihan yang melibatkan iterasi (*epoch*) guna meningkatkan kinerja model. Setelah pelatihan selesai, proses pun berakhir.



Gambar 5. Perancangan Sistem Testing

Sistem yang dikembangkan terdiri dari dua alur utama: satu untuk perancangan pelatihan sistem dan yang lainnya untuk perancangan pengujian sistem. Pada tahap perancangan sistem pelatihan, perhatian utama tertuju pada pemantauan urva akurasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model sepanjang proses pelatihan. Di sisi lain, perancangan sistem pengujian difokuskan pada fase pengujian, yang bertujuan untuk menguji efektivitas sistem dalam mengidentifikasi dan menilai elemen-elemen yang telah ditetapkan.

D. Teknik Pengujian Sistem

Teknik pengujian sistem yang diterapkan melibatkan pembagian data menjadi dua kategori: data pelatihan dan data pengujian. Tujuan dari langkah ini adalah agar model yang dikembangkan dapat mempelajari data pelatihan dengan efektif dan kemudian menerapkan pengetahuan yang diperoleh pada data pengujian yang belum dikenali sebelumnya. Metode ini memungkinkan evaluasi yang akurat terhadap kemampuan model dalam mengklasifikasikan sentimen dari ulasan teks tentang tempat wisata di Makassar.

Tujuan dari teknik ini adalah untuk mengevaluasi keakuratan dan efektivitas metode Convolutional Neural Network (CNN) dalam menganalisis sentimen dari teks terkait dengan tempat wisata di Makassar. Proses pengujian mencakup pengumpulan data teks mengenai tempat wisata, pelabelan sentimen (positif, negatif, atau netral), dan penilaian model CNN untuk mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan sentimen dengan tepat.

Pengujian akurasi bertujuan untuk mengevaluasi seberapa baik model dalam mengklasifikasikan sentimen secara tepat. Akurasi dihitung dengan membandingkan hasil klasifikasi sentimen model dengan label sentimen sebenarnya pada data pengujian, menggunakan rumus khusus untuk mengukur proporsi prediksi yang benar dari total data uji.

Rumus untuk menghitung confusion matrix, termasuk precision, recall, dan nilai akurasi, dijelaskan sebagai berikut (Dinata et al., 2020):

a. Precision

Mengukur seberapa akurat informasi yang diminta oleh pengguna dibandingkan dengan jawaban yang diberikan oleh sistem.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(TP + FP)} \times 100 \quad (1)$$

b. Recall

Digunakan untuk menilai sejauh mana sistem berhasil menemukan kembali informasi, pada persamaan berikut:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(TP + FN)} \times 100 \quad (2)$$

c. Accuracy

berguna untuk menilai kinerja suatu metode

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \times 100 \quad (3)$$

Keterangan :

TP = True positif

TN= True negatif

FP = False positif

FN=False negative

Karena jumlah kelas yang diklasifikasikan lebih dari dua, rumus untuk menghitung akurasi, precision, dan recall adalah sebagai berikut:

$$\text{Akurasi} = \frac{\sum_{i=1}^L \frac{TP_i + TN_i}{TP_i + FN_i + FP_i + TN_i}}{L} \times 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{\sum_{i=1}^L \frac{TP_i}{TP_i + FP_i}}{L} \times 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{\sum_{i=1}^L \frac{TP_i}{TP_i + FN_i}}{L} \times 100\%$$

Keterangan :

TP : True Positive ke-i TN : True Negative ke-i FP : False Positive ke-i FN : False Negative ke-i

L : Jumlah Keseluruhan Data Yang Diuji/Jumlah Kelas

E. Teknik Analisis Data

Analisis data adalah pendekatan yang digunakan untuk memahami cara menggambarkan data, hubungan antar data, makna data, serta batasan data dalam sistem informasi (Pelham, 2023). Dalam penelitian ini, proses analisis data dilakukan melalui langkah-langkah berikut:

1. Reduksi Data (Data Reduction)

Reduksi data adalah langkah krusial untuk mengelola data lapangan yang sangat besar. Proses ini menuntut peneliti untuk mencatat setiap detail secara teliti. Tujuan utama dari reduksi data adalah untuk menyederhanakan informasi dan mempermudah peneliti dalam mengumpulkan serta menemukan data yang dibutuhkan. Untuk peneliti kualitatif, yang fokus

utamanya adalah pada hasil, proses reduksi data menjadi sangat penting untuk mendapatkan pemahaman yang mendalam. Peneliti harus berhati-hati dalam menangani data yang tidak biasa, data yang belum dikenal, serta pola-pola yang tidak teratur.

2. Penyajian Data (Display Data)

Hasil analisis akan akan dipresentasikan secara rinci untuk setiap pola, kategori, fokus, dan tema yang ingin dipahami oleh peneliti. Penyajian data ini membantu peneliti melihat gambaran keseluruhan atau aspek-aspek tertentu dari hasil penelitian. Dalam penelitian kualitatif, penyajian data bisa meliputi uraian singkat, diagram, interaksi antar kategori, dan bentuk lainnya. Deskripsi tekstual sering digunakan untuk menyajikan data dalam penelitian *kualitatif*.

3. Penarikan Kesimpulan (Concluding Drawing Verification)

Kesimpulan yang diambil pada tahap ini bersifat sementara dan dapat berubah apabila ditemukan bukti tambahan dari data yang dikumpulkan di kemudian hari. Oleh karena itu, tujuan kesimpulan dalam penelitian adalah untuk menjawab rumusan masalah yang telah ditetapkan sejak awal. Hal ini disebabkan oleh sifat dinamis dari perumusan masalah dalam penelitian kualitatif, yang dapat berkembang seiring dengan pelaksanaan penelitian di lapangan.

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengambilan Data

Ulasan dikumpulkan dengan menggunakan Instant Data *Scraper*, yang mengambil ulasan dari Google Maps untuk beberapa objek wisata, yaitu Pantai Akkarena, Wisata Kebun, Tanjung Bayang, Pantai Bosowa, dan Bugis Waterpark Adventure. Secara keseluruhan, 4500 ulasan berhasil dikumpulkan dari kelima tempat wisata ini. Berikut adalah proses pengambilan data di Google Maps:



Gambar 6. Proses pengambilan data ulasan

1. Data ulasan

Setelah mengumpulkan data ulasan dari Google Maps untuk tempat wisata menggunakan Instant Data, hasilnya disimpan dalam format Excel. Dataset ulasan tersebut kemudian diambil dan disimpan dalam format Excel.

Tabel 1. Data ulasan

| no | Ulasan |
|----|--|
| 1 | Tempatnya sejuk. Lebih cocok untuk rekreasi anak anak. Tiket weekdays 15.000 / orang. Tempat duduk |

| | |
|---|--|
| | duduk banyak. Ada pemancingan, wahana bermain anak, sewa sepeda listrik atau ATV, juga kolam renang |
| 2 | Banyak pohon pohon yang berbuah juga |
| 3 | Kebun wisata yang sangat dekat dari jalan besar sehingga mudah dijangkau berbagai jenis kendaraan, dengan perjalanan sekitar 25-35 menit dari kota makassar. Tiket pada hari biasa 15 k, dan pada Sabtu-Minggu 25 k. |
| 4 | Pas masuk cukup sejuk karena musim hujan, disambut kolam dan penginapan. Ada 3 kolam besar yang terbagi dengan sekat, kolam dalam, sedang dan untuk anak-anak. Di lokasi ada tempat beli cemilan makanan ringan dan sewa alat renang. |
| 5 | Rekomended juga krna banyak disediakan tempat duduk dan berteduh di pinggir kolam. Di sini juga disediakan aula. Sangat cocok buat liburan bareng keluarga |
| 6 | Karena sekolah anak sy adakan outbond di wisata kebun jd setelah sekian purnama akhirnya bisa lg ke wisata kebun rame ² bareng dgn orgtua siswa yg lainnya,, pas masuk ke area parkir kesan pertama ya , area parkirnya luas , trs ke bagian loket u/ beli karcis masuk , karyawannya ramah bnget . |
| 7 | Begitu udah masuk ke dlm area bener ² kereeenn banget , semua tempat dlm area wiskeb cucok banget buat foto ² , pokoknya memori hp bakalan full 📷 |
| 8 | Anak sy betah dgn kegiatan oubondnya setelah outbond berenang deh,, |

| | |
|------|--|
| 9 | Di wisata kebun itu harga tiket terjangkau, fasilitas oke , area bermain anak banyak , kantin jg ada , kolam pancing ada , gasebo ² gratis bersih juga 🍑🍑🍑🍑 |
| 10 | Tiket masuknya perorang Rp.15.000, ada kebun durian, rambutan. Yang mau berenang juga disediakan 4 kolam renang untuk anak-anak & dewasa, ada penginapan, kantin, tempat mancing, banyak spot foto-foto yang bagus juga. Kemarin nyobain kereta keliling wisata kebun 2x hanya Rp.5.000 |
| 4490 | Pantai ini memiliki pasir putih yang bagus dan air laut yang bersih, meskipun masih terdapat beberapa sampah yang perlu dibersihkan. Terdapat banyak resort di sekitar pantai ini, dan tersedia juga speedboat yang siap mengantar pengunjung ke pulau. Diperlukan penataan yang lebih baik dari pemerintah untuk menarik lebih banyak pengunjung. |
| 4491 | Untuk mengunjungi tempat ini membutuhkan modal yang cukup besar karena setiap spot untuk berfoto dikenakan biaya. |
| 4492 | Pantai ini memiliki pasir putih yang halus dan mulai bersih, serta banyak tersedia berbagai olahraga air. |
| 4493 | Meskipun bagus, namun terlalu banyak speedboat yang parkir di pantai ini. |
| 4494 | Dari segi kebersihan, pantai ini mendapatkan nilai 9 dari 10, namun untuk menikmati fasilitas di sini, pengunjung harus membayar per fasilitasnya. |
| 4495 | Pantai ini memiliki pasir putih yang indah, banyak pedagang dan tempat penyewaan permainan air, serta |

| | |
|------|--|
| | tersedia penginapan dan restoran di sekitarnya. |
| 4496 | Pantai ini memiliki pasir putih yang sangat bagus. |
| 4497 | Tempat ini sangat ramai setelah lebaran. Mungkin lebih baik jika dikunjungi saat tidak ramai. |
| 4498 | Harga tiket masuk yang disebutkan oleh petugas tidak sesuai dengan yang tertera di papan informasi. |
| 4499 | Meskipun bersih dan bagus, akses jalan menuju pantai ini cukup menantang. |
| 4500 | Salah satu pantai yang indah dengan pasir putih yang lembut dan air laut yang berwarna hijau toska. Semoga kebersihan pantai ini akan terus terjaga. Direkomendasikan untuk mengunjungi tempat ini! Namun, jika ingin menyeberang pulau, disarankan menggunakan perahu kayu. |

B. Pelabelan Data

Sentimen dilabeli secara manual untuk mengidentifikasi pola dan karakteristik dalam teks yang menandakan sentimen positif, negatif, atau netral. Data ulasan yang diambil dari Google Maps disimpan dalam atribut ulasan, sementara klasifikasi seperti positif, negatif, atau netral dicatat dalam atribut label. Tabel pelabelan data tertera di bawah ini

Tabel 2. Tahap pelabelan data

| Ulasan | Label |
|--|---------|
| Tempat wisata murah meriah sekaligus menyenangkan di Gowa. | Positif |

Kolam anak-anak kotor, Negatif
membuat pengalaman kurang
menyenangkan.

Salah satu tempat rekreasi yang Netral
lumayan untuk dikunjungi.

C. *Preprocessing*

Preprocessing data adalah proses mengubah data mentah menjadi format yang lebih siap untuk dianalisis atau digunakan dalam model *machine learning*. Data mentah seringkali memiliki ketidakkonsistenan, kesalahan, atau format yang tidak sesuai untuk pemrosesan langsung. Oleh karena itu, *preprocessing* menjadi langkah penting dalam setiap proyek analisis data.

Tujuan utama *preprocessing* data adalah:

- **Membersihkan data:** Menghapus data yang duplikat, tidak valid, atau tidak relevan.
- **Menangani data yang hilang:** Mengisi nilai yang hilang dengan nilai yang sesuai (imputasi) atau menghapus data yang terlalu banyak memiliki nilai hilang.
- **Standarisasi data:** Mengubah data ke dalam skala yang sama untuk menghindari bias dalam analisis.
- **Transformasi data:** Mengubah format data menjadi bentuk yang lebih cocok untuk analisis (misalnya, mengubah data kategorikal menjadi numerik)

1. *Cleaning*

Reprocessing data adalah proses di mana data yang sudah ada diolah kembali untuk tujuan tertentu. Proses ini melibatkan berbagai aktivitas seperti pembersihan data, perubahan format, pembaruan, dan analisis dengan metode yang berbeda. Berikut adalah tahapan-tahapan dalam *reprocessing* data

Tabel 3. Tahap *cleaning* atau pembersihan

| Sebelum | Sesudah |
|--|---|
| Salah satu pantai indah di Makassar letaknya tidak begitu jauh ada wahana outbound juga,,, | Salah satu pantai indah di Makassar letaknya tidak begitu jauh ada wahana outbound juga |
| Tiket masuknya 15k. Pas banget pantainya ngadep sunset. | Tiket masuknya 15k Pas banget pantainya ngadep sunset |
| Akses juga mudah cuma sebaiknya bawa kendaraan pribadi aja kalo kesini. | Akses juga mudah cuma sebaiknya bawa kendaraan pribadi aja kalo kesini |

2. *Tokenizing*

Tokenizing atau Tokenisasi adalah proses dalam pemrosesan bahasa alami (NLP) di mana teks diurai menjadi unit-unit lebih kecil yang disebut token. Token ini dapat berupa kata, frasa, karakter, atau simbol, bergantung pada tujuan analisis.

Tabel 4. Tahap tokenizing

| Sebelum | sesudah |
|--|--|
| Salah satu pantai indah di Makassar letaknya tidak begitu jauh ada wahana outbound juga,,, | ['salah', 'satu', 'pantai', 'indah', 'di', 'Makassar', 'letaknya', 'tidak', 'begitu', 'jauh', 'ada', 'wahana', 'outbound', 'juga'] |
| Tiket masuknya 15k. Pas banget pantainya ngadep sunset. | ['tiket', 'masuknya', '15k', 'pas', 'banget', 'pantainya', 'ngadep', 'sunset'] |
| Akses juga mudah cuma sebaiknya bawa kendaraan pribadi aja kalo kesini. | ['akses', 'juga', 'mudah', 'cuma', 'sebaiknya', 'bawa', 'kendaraan', 'pribadi', 'aja', 'kalo', 'kesini'] |

D. Penerapan Metode

Untuk *Glove* modelnya dapat di download langsung di website *glove*, model yang digunakan di bawah adalah 50d.

```
from gensim.models import KeyedVectors

# Ganti path dengan lokasi file GloVe embeddings Anda
glove_file = '/content/drive/MyDrive/Glove-
CNN/glove.6B.50d.txt'

# Muat embeddings GloVe secara manual
glove_model = {}
with open(glove_file, 'r', encoding='utf-8') as f:
    for line in f:
        values = line.split()
```

```

word = values[0]
coefs = np.asarray(values[1:], dtype='float32')
glove_model[word] = coefs

# Contoh penggunaan: mendapatkan vektor kata 'the'
print(glove_model['the'])

```

Skript di atas digunakan untuk memuat dan menggunakan model embedding kata dari file GloVe. Berikut adalah penjelasan proses kerja dan hasilnya:

Proses Kerja

1. Mengimpor modul

```
from gensim.models import KeyedVectors
```

Modul *KeyedVectors* diimpor dari gensim, tetapi dalam skrip ini, modul tersebut tidak digunakan.

2. Menentukan lokasi file Glove

```
glove_file = '/content/drive/MyDrive/Glove-
CNN/glove.6B.50d.txt'
```

Path ini menunjukkan lokasi file GloVe di sistem penyimpanan. File ini berisi embeddings GloVe yang digunakan untuk merepresentasikan kata-kata dalam bentuk vektor berdimensi 50.

3. Memuat mebedding Glove secara manual

```

glove_model = {}
with open(glove_file, 'r', encoding='utf-8')
as f:
    for line in f:
        values = line.split()
        word = values[0]
        coefs = np.asarray(values[1:],
dtype='float32')
        glove_model[word] = coefs

```

Pada langkah ini:

- File GloVe dibuka untuk dibaca.
- Setiap baris dalam file berisi satu kata diikuti oleh serangkaian angka (vektor embedding).
- Baris tersebut dipecah menjadi beberapa bagian (values), dengan bagian pertama (values[0]) menjadi kata itu sendiri dan sisanya (values[1:]) menjadi komponen-komponen vektor embedding.
- Kata tersebut disimpan dalam sebuah dictionary (glove_model) sebagai kunci, dengan vektor embedding-nya disimpan sebagai nilai.

4. Mengambil Vektor untuk Kata 'the':

```
print(glove_model['the'])
```

Pada langkah ini, skrip mengambil vektor embedding untuk kata "the" dari dictionary glove_model dan mencetaknya. Vektor ini adalah representasi numerik dari kata tersebut dalam ruang vektor berdimensi 50.

Hasil:

Hasil dari eksekusi skrip ini adalah array numpy yang berisi 50 nilai floating point, yang merupakan vektor embedding untuk kata "the".

Misalnya, hasilnya bisa seperti ini:

```
[ 0.418 0.24968 -0.41242 0.1217 0.34527 -0.044457 0.41184 0.26512
 0.062468 -0.065263 0.14954 -0.034106 0.31719 0.10102 0.17884 0.35344
 0.036372 -0.0075527 -0.51196 0.23097 0.0042407 -0.23957 -0.30903
 0.10868 0.05312 -0.23876 -0.11818 -0.46381 -0.2064 0.21003 -0.15304 -
 0.054742 -0.29877 -0.15749 -0.34759 0.48119 -0.080411 -0.13324 -
 0.12181 -0.016801 0.019079 0.13724 -0.16642 -0.0076368 0.27038
 0.30935 0.082331 -0.14976 -0.066569 0.11895]
```

Vektor ini adalah representasi numerik yang digunakan untuk menangkap makna semantik dari kata "the", dan dapat digunakan dalam berbagai aplikasi pemrosesan bahasa alami (NLP) seperti klasifikasi teks, analisis sentimen, dan lainnya.


```

from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv1D, GlobalMaxPooling1D, Dense,
Embedding, Dropout
import numpy as np

# Definisikan panjang maksimum urutan
MAX_SEQUENCE_LENGTH = 50

# Definisikan jumlah kata unik
num_unique_words = len(tokenizer.word_index) + 1

# Pastikan bahwa embedding_matrix memiliki bentuk yang sesuai
dengan jumlah kata unik dan dimensi embedding
embedding_dim = 50 # Sesuaikan dengan dimensi GloVe yang Anda
gunakan
embedding_matrix = np.zeros((num_unique_words, embedding_dim))

# Isi embedding_matrix dengan embeddings GloVe yang sesuai
for word, i in tokenizer.word_index.items():
    embedding_vector = glove_model.get(word)
    if embedding_vector is not None:
        embedding_matrix[i] = embedding_vector

# Inisialisasi model Sequential
model = Sequential()

# Menambahkan lapisan Embedding dengan bobot yang sesuai
model.add(Embedding(num_unique_words, embedding_dim,
input_length=MAX_SEQUENCE_LENGTH, weights=[embedding_matrix],
trainable=True))

# Menambahkan lapisan Conv1D
model.add(Conv1D(50, 3, activation='relu'))

# Menambahkan lapisan Dropout
model.add(Dropout(0.25))

# Menambahkan lapisan GlobalMaxPooling1D
model.add(GlobalMaxPooling1D())

# Menambahkan lapisan Dense untuk output
model.add(Dense(3, activation="softmax"))

# Menampilkan ringkasan model
model.summary()

```

```

# Kompilasi model
model.compile(optimizer="adam",
loss="categorical_crossentropy", metrics=['acc'])

# Contoh pemanggilan fungsi split_input
def split_input(sequence):
    return sequence[:-1], sequence[1:]

# Contoh penggunaan split_input
sequence_example = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
x, y = split_input(sequence_example)
print("Input:", x)
print("Output:", y)

```

```

from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv1D,
GlobalMaxPooling1D, Dense, Embedding, Dropout
import numpy as np

```

Baris ini mengimpor modul dan kelas yang diperlukan dari pustaka keras dan numpy.

```
MAX_SEQUENCE_LENGTH = 50
```

Baris ini menetapkan panjang maksimum urutan input yang akan digunakan dalam model.

```
num_unique_words = len(tokenizer.word_index) + 1
```

menghitung jumlah kata unik yang ada di tokenizer dan menambah 1 untuk mempertimbangkan indeks kata yang dimulai dari 1.

```
embedding_dim = 50
```

```
embedding_matrix = np.zeros((num_unique_words,
embedding_dim))
```

endefinisikan dimensi embedding (50 dalam kasus ini, sesuai

dengan dimensi GloVe yang digunakan) dan menginisialisasi matriks embedding dengan bentuk yang sesuai menggunakan nilai nol.

```
for word, i in tokenizer.word_index.items():
```

```
    embedding_vector = glove_model.get(word)
```

```
    if embedding_vector is not None:
```

```
        embedding_matrix[i] = embedding_vector
```

kode ini mengisi embedding_matrix dengan vektor embedding dari GloVe untuk setiap kata yang ada di tokenizer. Jika vektor embedding untuk kata tersebut ada, maka vektor tersebut ditambahkan ke matriks embedding.

```
model = Sequential()
```

menginisialisasi model Sequential Keras, yang merupakan model linear di mana lapisan ditambahkan secara berurutan.

```
model.add(Embedding(num_unique_words,
                    embedding_dim, input_length=MAX_SEQUENCE_LENGTH,
                    weights=[embedding_matrix], trainable=True))
```

ini menambahkan lapisan embedding ke model, menggunakan matriks embedding yang telah diinisialisasi sebelumnya. trainable=True berarti bobot embedding dapat diubah selama pelatihan.

```
model.add(Conv1D(50, 3, activation='relu'))
```

ini menambahkan lapisan konvolusi 1D dengan 50 filter, kernel ukuran 3, dan fungsi aktivasi ReLU.

```
model.add(Dropout(0.25))
```

Baris ini menambahkan lapisan Dropout dengan probabilitas drop 25% untuk mencegah overfitting.

```
model.add(GlobalMaxPooling1D())
```

ini menambahkan lapisan GlobalMaxPooling1D yang mengambil nilai maksimum dari setiap filter, mereduksi dimensi output.

```
model.add(Dense(3, activation="softmax"))
```

menambahkan lapisan Dense dengan 3 neuron (sesuai dengan jumlah kelas output) dan fungsi aktivasi softmax untuk klasifikasi multi-kelas.

```
model.summary()
```

Baris ini mencetak ringkasan arsitektur model, termasuk jumlah parameter dan dimensi setiap lapisan.

```
model.compile(optimizer="adam",  
loss="categorical_crossentropy", metrics=['acc'])
```

ini mengkompilasi model dengan *optimizer* Adam, fungsi *loss* *categorical_crossentropy*, dan metrik akurasi.

```
def split_input(sequence): return sequence[:-1],  
sequence[1:]
```

Fungsi ini menerima sebuah urutan dan membaginya menjadi dua bagian: semua elemen kecuali yang terakhir (*sequence[:-1]*) dan semua elemen kecuali yang pertama (*sequence[1:]*).

```
sequence_example = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
```

```
    x, y = split_input(sequence_example)
```

```
print("Input:", x)
```

```
print("Output:", y)
```

Contoh ini menunjukkan cara penggunaan fungsi *split_input*. *sequence_example* adalah array numpy dengan lima elemen. Fungsi *split_input* membagi array ini menjadi dua: x (semua elemen kecuali yang

terakhir) dan y (semua elemen kecuali yang pertama). Hasilnya kemudian dicetak.

```
Y = pd.get_dummies(df['LABEL']).values
from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y,
test_size=0.1, random_state=0)

print("Shape of X_train:", X_train.shape)
print("Shape of Y_train:", Y_train.shape)
print("Shape of X_test:", X_test.shape)
print("Shape of Y_test:", Y_test.shape)
```

```
Y = pd.get_dummies(df['LABEL']).values
```

ini mengubah kolom 'LABEL' dari DataFrame df menjadi bentuk *one-hot encoding* menggunakan `pd.get_dummies()`. Metode ini mengonversi nilai kategorikal dalam kolom menjadi vektor biner. `.values` mengubah hasilnya menjadi *array numpy*.

```
from sklearn.model_selection import
train_test_split
```

ini mengimpor fungsi `train_test_split` dari pustaka `sklearn.model_selection`. Fungsi ini digunakan untuk membagi dataset menjadi set pelatihan dan set pengujian.

```
X_train, X_test, Y_train, Y_test =
train_test_split(X, Y, test_size=0.1,
random_state=0)
```

ini membagi data menjadi set pelatihan dan set pengujian menggunakan `train_test_split`.

- X adalah fitur (data input).
- Y adalah label (data target).
- `test_size=0.1` berarti 10% dari data akan digunakan sebagai set

pengujian, sementara 90% lainnya digunakan sebagai set pelatihan.

- `random_state=0` menetapkan seed acak untuk memastikan pembagian data yang konsisten setiap kali kode dijalankan.

```
print("Shape of X_train:", X_train.shape)
print("Shape of Y_train:", Y_train.shape)
print("Shape of X_test:", X_test.shape)
print("Shape of Y_test:", Y_test.shape)
```

Baris-baris ini mencetak bentuk (dimensi) dari set pelatihan dan set pengujian untuk fitur (X) dan label (Y). Ini memberikan informasi tentang jumlah sampel dan fitur dalam masing-masing set.

```
from keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
# Membuat callback EarlyStopping dan ModelCheckpoint
model_checkpoint =
ModelCheckpoint('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-
CNN.keras', monitor='val_acc', save_best_only=True, verbose=2)

# Pelatihan model dengan callback
history = model.fit(X_train, Y_train,
                    epochs=50,
                    batch_size=32,
                    validation_data=(X_test, Y_test),
                    callbacks=[model_checkpoint],
                    verbose=2)

# Mendapatkan histori pelatihan
print(history.history.keys())

# Menampilkan val_loss dan val_accuracy
val_loss = history.history['val_loss']
val_acc = history.history['val_acc']
print("Validation Loss:", val_loss)
print("Validation Accuracy:", val_acc)
```

```
from keras.callbacks import EarlyStopping,
```

ModelCheckpoint

ini mengimpor kelas *EarlyStopping* dan *ModelCheckpoint* dari pustaka `keras.callbacks`. *Callback* ini digunakan untuk mengontrol proses pelatihan model.

```
model_checkpoint =  
ModelCheckpoint('/content/drive/MyDrive/Glove-  
CNN/GLOVE-CNN.h5', monitor='val_acc',  
save_best_only=True, verbose=2)
```

ini membuat sebuah callback *ModelCheckpoint* yang akan menyimpan model terbaik ke path yang ditentukan (`/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.h5`).

- `monitor='val_acc'` berarti checkpoint akan dipantau berdasarkan akurasi validasi.
- `save_best_only=True` berarti hanya model dengan akurasi validasi terbaik yang akan disimpan.
- `verbose=2` akan memberikan informasi log secara rinci saat model disimpan.

```
history = model.fit(X_train, Y_train,  
epochs=50,  
batch_size=32,  
validation_data=(X_test, Y_test),  
callbacks=[model_checkpoint],  
verbose=2)
```

- Blok ini melatih model menggunakan data pelatihan (`X_train` dan `Y_train`) selama 50 epoch dengan ukuran batch 32.
- `validation_data=(X_test, Y_test)` menyediakan data validasi untuk

mengevaluasi model pada setiap epoch.

- `callbacks=[model_checkpoint]` menggunakan `callback` `model_checkpoint` untuk menyimpan model terbaik.
- `verbose=2` menampilkan log pelatihan secara rinci.

```
print(history.history.keys())
```

Baris ini mencetak kunci dari dictionary `history.history`, yang berisi metrik pelatihan dan validasi yang dikumpulkan selama pelatihan.

```
val_loss = history.history['val_loss']  
val_acc = history.history['val_acc']  
print("Validation Loss:", val_loss)  
print("Validation Accuracy:", val_acc)
```

- Baris-baris ini mengambil nilai `loss` validasi (`val_loss`) dan akurasi validasi (`val_acc`) dari `history.history` dan mencetaknya.
- `history.history['val_loss']` memberikan daftar nilai *loss* validasi untuk setiap *epoch*.
- `history.history['val_acc']` memberikan daftar nilai akurasi validasi untuk setiap *epoch*.
- `print` digunakan untuk menampilkan nilai-nilai ini.

```
# Mendapatkan histori pelatihan  
history_dict = history.history  
  
# Ekstrak nilai untuk setiap metrik  
loss_values = history_dict['loss']  
val_loss_values = history_dict['val_loss']  
acc_values = history_dict['acc']  
val_acc_values = history_dict['val_acc']
```



```

# Buat range untuk jumlah epoch
epochs = range(1, len(loss_values) + 1)

# Plot Loss
plt.figure(figsize=(12, 4))

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(epochs, loss_values, 'bo', label='Training loss')
plt.plot(epochs, val_loss_values, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()

# Plot Accuracy
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(epochs, acc_values, 'bo', label='Training accuracy')
plt.plot(epochs, val_acc_values, 'b', label='Validation
accuracy')
plt.title('Training and Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()

```

```
history_dict = history.history
```

Baris ini mengambil *dictionary history.history* yang berisi data pelatihan dan validasi dari objek *history* yang dihasilkan oleh model.fit.

```

loss_values = history_dict['loss']

val_loss_values = history_dict['val_loss']

acc_values = history_dict['acc']

val_acc_values = history_dict['val_acc']

```

Baris-baris ini mengekstrak nilai loss pelatihan (*loss_values*), loss validasi (*val_loss_values*), akurasi pelatihan (*acc_values*), dan akurasi validasi (*val_acc_values*) dari *history_dict*.

```
epochs = range(1, len(loss_values) + 1)
```

ini membuat range dari 1 hingga jumlah epoch pelatihan yang ada, digunakan sebagai sumbu x pada plot.

```
plt.figure(figsize=(12, 4))
```

ini membuat sebuah figure baru dengan ukuran 12x4 inci untuk plot.

```
plt.subplot(1, 2, 1)

plt.plot(epochs, loss_values, 'bo',
label='Training loss')

plt.plot(epochs, val_loss_values, 'b',
label='Validation loss')

plt.title('Training and Validation Loss')

plt.xlabel('Epochs')

plt.ylabel('Loss')

plt.legend()
```

- Baris-baris ini membuat subplot pertama (dari dua subplot) untuk memplot loss pelatihan dan validasi.
- `plt.subplot(1, 2, 1)` membuat subplot pertama dalam grid 1x2.
- `plt.plot(epochs, loss_values, 'bo', label='Training loss')` memplot nilai loss pelatihan sebagai titik-titik biru ('bo').
- `plt.plot(epochs, val_loss_values, 'b', label='Validation loss')` memplot nilai loss validasi sebagai garis biru ('b').
- `plt.title('Training and Validation Loss')` menetapkan judul plot.
- `plt.xlabel('Epochs')` menetapkan label untuk sumbu x.
- `plt.ylabel('Loss')` menetapkan label untuk sumbu y.
- `plt.legend()` menambahkan legenda untuk plot.

```

plt.subplot(1, 2, 2)

plt.plot(epochs, acc_values, 'bo',
label='Training accuracy')

plt.plot(epochs, val_acc_values, 'b',
label='Validation accuracy')

plt.title('Training and Validation Accuracy')

plt.xlabel('Epochs')

plt.ylabel('Accuracy')

plt.legend()

```

- Baris-baris ini membuat subplot kedua untuk memplot akurasi pelatihan dan validasi.
- `plt.subplot(1, 2, 2)` membuat subplot kedua dalam grid 1x2.
- `plt.plot(epochs, acc_values, 'bo', label='Training accuracy')` memplot nilai akurasi pelatihan sebagai titik-titik biru ('bo').
- `plt.plot(epochs, val_acc_values, 'b', label='Validation accuracy')` memplot nilai akurasi validasi sebagai garis biru ('b').
- `plt.title('Training and Validation Accuracy')` menetapkan judul plot.
- `plt.xlabel('Epochs')` menetapkan label untuk sumbu x.
- `plt.ylabel('Accuracy')` menetapkan label untuk sumbu y.
- `plt.legend()` menambahkan legenda untuk plot.

```

from sklearn.metrics import classification_report, f1_score,
precision_score, recall_score

# Melakukan prediksi

```

```

predictions = model.predict(X_test)
predicted_labels = (predictions > 0.5).astype(int) # Konversi
probabilitas menjadi label biner (0 atau 1)
true_labels = Y_test

# Menghitung metrik evaluasi tambahan
f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
precision = precision_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
recall = recall_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
print(f"F1 Score: {f1}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(classification_report(true_labels, predicted_labels))

# Tampilkan hasil prediksi dalam array
print("Array hasil prediksi:")
print(true_labels)
print(predicted_labels)

```

```

from sklearn.metrics import
classification_report, f1_score, precision_score,
recall_score

```

ini mengimpor fungsi *classification_report*, *f1_score*, *precision_score*, dan *recall_score* dari pustaka *sklearn.metrics*. Fungsi-fungsi ini digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi.

```

predictions = model.predict(X_test)

```

ini menggunakan model yang telah dilatih untuk membuat prediksi pada data uji (*X_test*). Hasilnya adalah *array* dari probabilitas prediksi untuk setiap kelas.

```

predicted_labels = (predictions > 0.5).astype(int)

```

mengonversi probabilitas prediksi menjadi label biner. Jika probabilitas lebih besar dari 0.5, label akan menjadi 1, dan jika tidak, label

akan menjadi 0. Fungsi `astype(int)` mengubah tipe data menjadi integer.

```
true_labels = Y_test
```

menetapkan *true_labels* dengan nilai sebenarnya dari data uji (*Y_test*).

```
f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,  
average='weighted')
```

```
precision = precision_score(true_labels,  
predicted_labels, average='weighted')
```

```
recall = recall_score(true_labels,  
predicted_labels, average='weighted')
```

- Baris-baris ini menghitung metrik evaluasi tambahan menggunakan label sebenarnya (*true_labels*) dan label yang diprediksi (*predicted_labels*).
- `f1_score` menghitung skor F1 yang merupakan rata-rata harmonis dari presisi dan recall.
- `precision_score` menghitung presisi, yaitu jumlah prediksi benar dari semua prediksi positif.
- `recall_score` menghitung recall, yaitu jumlah prediksi benar dari semua kasus positif yang sebenarnya.
- `average='weighted'` berarti metrik dihitung sebagai rata-rata tertimbang berdasarkan jumlah sampel untuk setiap kelas.

```
print(f"F1 Score: {f1}")
```

```
print(f"Precision: {precision}")
```

```
print(f"Recall: {recall}")
```

Baris-baris ini mencetak nilai F1, presisi, dan recall yang telah

dihitung.

```
print(classification_report(true_labels,  
predicted_labels))
```

ini mencetak laporan klasifikasi yang lebih lengkap yang mencakup *presisi*, *recall*, skor F1, dan *support* (jumlah contoh sebenarnya untuk setiap kelas) untuk setiap kelas.

```
print("Array hasil prediksi:")  
  
print(true_labels)  
  
print(predicted_labels)
```

Baris-baris ini mencetak *array* dari label sebenarnya (*true_labels*) dan label yang diprediksi (*predicted_labels*) untuk memudahkan pemeriksaan hasil prediksi secara langsung.

```
print("Panjang Tes Ulasan:", len(test['ULASAN']))  
print("Panjang X_test:", len(X_test))  
print("Panjang Y_test:", len(Y_test))  
print("Panjang true_labels:", len(true_labels))  
print("Panjang predicted_labels:", len(predicted_labels))
```

```
print("Panjang Tes Ulasan:", len(test['ULASAN']))
```

Baris ini mencetak panjang (jumlah elemen) dari kolom 'ULASAN' dalam DataFrame test. Ini menunjukkan jumlah ulasan yang ada dalam set data uji.

```
print("Panjang X_test:", len(X_test))
```

Baris ini mencetak panjang (jumlah elemen) dari X_test, yang merupakan data fitur yang digunakan untuk pengujian. Panjang X_test seharusnya sama dengan jumlah ulasan dalam set data uji.

```
print("Panjang Y_test:", len(Y_test))
```

Baris ini mencetak panjang (jumlah elemen) dari Y_test, yang merupakan label sebenarnya yang sesuai dengan data uji. Panjang Y_test seharusnya sama dengan jumlah ulasan dalam set data uji.

```
print("Panjang true_labels:", len(true_labels))
```

Baris ini mencetak panjang (jumlah elemen) dari true_labels, yang merupakan nama lain dari Y_test. Ini memastikan bahwa true_labels dan Y_test memiliki jumlah elemen yang sama.

```
print("Panjang predicted_labels:",  
len(predicted_labels))
```

ini mencetak panjang (jumlah elemen) dari predicted_labels, yang merupakan hasil prediksi model pada data uji (X_test). Panjang predicted_labels seharusnya sama dengan panjang X_test dan Y_test.

Semua panjang ini seharusnya konsisten satu sama lain, memastikan bahwa data input, label sebenarnya, dan prediksi memiliki jumlah elemen yang sesuai.

```
import pandas as pd  
from sklearn.metrics import classification_report, f1_score,  
precision_score, recall_score  
import tensorflow as tf  
  
# Load the pre-trained model  
model =  
tf.keras.models.load_model('/content/drive/MyDrive/Glove-  
CNN/GLOVE-CNN.h5')  
  
# Melakukan prediksi dengan softmax (misalnya, jika menggunakan  
TensorFlow/Keras)  
predictions = model.predict(X_test)  
predicted_labels = predictions.argmax(axis=1) # Mengambil  
kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai prediksi  
  
# Pastikan true_labels adalah dalam bentuk indeks kelas yang  
sama dengan predicted_labels  
true_labels = Y_test.argmax(axis=1) # Jika Y_test adalah dalam  
bentuk one-hot encoded, konversi ke indeks kelas  
  
# Menghitung metrik evaluasi tambahan  
f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,  
average='weighted')
```

```

precision = precision_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
recall = recall_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')

print(f"F1 Score: {f1}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(classification_report(true_labels, predicted_labels))

# Ambil ulasan, label sebenarnya, dan prediksi label
# Pastikan panjang semua array sama
min_length = min(len(test['ULASAN']), len(true_labels),
len(predicted_labels))
test_results = pd.DataFrame({
    'Ulasan': test['ULASAN'].values[:min_length], # Gunakan
min_length untuk memastikan panjang yang sama
    'Label Sebenarnya': true_labels[:min_length],
    'Prediksi': predicted_labels[:min_length]
})

# Klasifikasi label 'Negatif', 'Positif', dan 'Netral'
berdasarkan nilai
def classify_label(label):
    if label == 0:
        return 'Negatif'
    elif label == 1:
        return 'Netral'
    else:
        return 'Positif'

# Menambahkan kolom klasifikasi label
test_results['Label Sebenarnya'] = test_results['Label
Sebenarnya'].apply(classify_label)
test_results['Prediksi'] =
test_results['Prediksi'].apply(classify_label)

# Export ke Excel
test_results.to_excel('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/Hasil
Prediksi Glove.xlsx', index=False)

# Tampilkan hasil
print("\nHasil Prediksi:\n", test_results)
print("Data berhasil diekspor ke 'hasil_prediksi2.xlsx'.")

```



```
import pandas as pd
from sklearn.metrics import classification_report,
f1_score, precision_score, recall_score
import tensorflow as tf
```

ini mengimpor pustaka yang diperlukan: *pandas* untuk manipulasi data, *sklearn.metrics* untuk *evaluasi model*, dan *tensorflow* untuk memuat model terlatih.

```
model =
tf.keras.models.load_model('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.h5')
```

ini memuat model terlatih dari file yang disimpan di *path* yang ditentukan.

```
predictions = model.predict(X_test)
predicted_labels = predictions.argmax(axis=1)
```

- Baris pertama melakukan prediksi pada data uji (*X_test*) menggunakan model yang telah dilatih.
- Baris kedua mengonversi probabilitas yang dihasilkan oleh softmax menjadi label kelas dengan probabilitas tertinggi.

```
true_labels = Y_test.argmax(axis=1)
```

Baris ini mengonversi label sebenarnya (*Y_test*) dari bentuk *one-hot encoded* menjadi *indeks* kelas yang sesuai.

```
f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
precision = precision_score(true_labels,
predicted_labels, average='weighted')
recall = recall_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
```

Baris-baris ini menghitung metrik evaluasi tambahan: *F1 score*, *presisi*, dan

recall dengan menggunakan label sebenarnya (*true_labels*) dan label yang diprediksi (*predicted_labels*). *average='weighted'* memastikan bahwa rata-rata metrik dihitung berdasarkan jumlah sampel di setiap kelas.

```
print(f"F1 Score: {f1}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(classification_report(true_labels,
predicted_labels))
```

Baris-baris ini mencetak nilai *F1 score*, *presisi*, *recall*, dan laporan *klasifikasi* yang lebih lengkap.

```
min_length = min(len(test['ULASAN']), len(true_labels),
len(predicted_labels))
test_results = pd.DataFrame({
    'Ulasan': test['ULASAN'].values[:min_length],
    'Label Sebenarnya': true_labels[:min_length],
    'Prediksi': predicted_labels[:min_length]
})
```

Baris-baris ini membuat *DataFrame test_results* yang berisi ulasan, label sebenarnya, dan prediksi label. *min_length* digunakan untuk memastikan semua array memiliki panjang yang sama.

```
def classify_label(label):
    if label == 0:
        return 'Negatif'
    elif label == 1:
        return 'Netral'
    else:
        return 'Positif'
```

Fungsi ini mengklasifikasikan label numerik menjadi label kategori

('Negatif', 'Netral', 'Positif').

```
test_results['Label Sebenarnya'] = test_results['Label  
Sebenarnya'].apply(classify_label)  
test_results['Prediksi'] =  
test_results['Prediksi'].apply(classify_label)
```

Baris-baris ini menerapkan fungsi *classify_label* untuk mengubah label numerik menjadi label kategori pada kolom 'Label Sebenarnya' dan 'Prediksi'.

```
test_results.to_excel('/content/drive/MyDrive/Glove-  
CNN/Hasil Prediksi Glove.xlsx', index=False)
```

ini mengekspor DataFrame *test_results* ke file Excel di path yang ditentukan.

```
print("\nHasil Prediksi:\n", test_results)  
print("Data berhasil diekspor ke 'Hasil Prediksi  
Glove.xlsx'.")
```

ini mencetak *DataFrame test_results* dan pesan konfirmasi bahwa data telah berhasil diekspor ke file Excel.

E. Hasil Pengujian Metode

1. Glove cnn

Menggabungkan metode GloVe dan Convolutional Neural Networks (CNN) untuk menghasilkan representasi kata yang lebih kaya dan memahami konteks teks dengan lebih baik. GloVe digunakan untuk menghasilkan embedding kata yang menangkap makna semantik antar kata, sementara CNN diaplikasikan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari urutan embedding tersebut guna meningkatkan akurasi dalam tugas klasifikasi teks.

a. Epoch

Dalam konteks machine learning dan deep learning, *epoch* adalah istilah yang digunakan untuk menggambarkan satu siklus

penuh dari pelatihan model di mana seluruh dataset telah diproses sekali melalui *algoritma* pembelajaran.

Contoh Jika Anda melatih model selama 10 epoch, berarti model telah melalui seluruh dataset sebanyak 10 kali selama proses pelatihan. Pada setiap epoch, bobot dan bias model diperbarui untuk mengurangi kesalahan prediksi berdasarkan data yang telah dilihat.

Epoch adalah konsep fundamental dalam pelatihan model, dan memainkan peran penting dalam menentukan seberapa baik model dapat generalisasi dari data pelatihan ke data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

- Epoch 1-10

```
Epoch 1: val_acc improved from -inf to 0.63556, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 4s - 31ms/step - acc: 0.5156 - loss: 1.0014 - val_acc: 0.6356 - val_loss: 0.8554
Epoch 2/50

Epoch 2: val_acc improved from 0.63556 to 0.69111, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 1s - 13ms/step - acc: 0.6684 - loss: 0.7629 - val_acc: 0.6911 - val_loss: 0.7521
Epoch 3/50

Epoch 3: val_acc improved from 0.69111 to 0.72889, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.7504 - loss: 0.6439 - val_acc: 0.7289 - val_loss: 0.6630
Epoch 4/50

Epoch 4: val_acc improved from 0.72889 to 0.73556, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 1s - 12ms/step - acc: 0.7928 - loss: 0.5366 - val_acc: 0.7356 - val_loss: 0.6135
Epoch 5/50

Epoch 5: val_acc improved from 0.73556 to 0.77778, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.8402 - loss: 0.4496 - val_acc: 0.7778 - val_loss: 0.5596
Epoch 6/50

Epoch 6: val_acc improved from 0.77778 to 0.78889, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 3s - 20ms/step - acc: 0.8617 - loss: 0.3876 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5331
Epoch 7/50

Epoch 7: val_acc improved from 0.78889 to 0.79111, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.8886 - loss: 0.3249 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.5182
Epoch 8/50

Epoch 8: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9089 - loss: 0.2685 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5062
Epoch 9/50

Epoch 9: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9202 - loss: 0.2335 - val_acc: 0.7711 - val_loss: 0.5154
Epoch 10/50

Epoch 10: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9331 - loss: 0.2078 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.5019
Epoch 11/50
```

Gambar 7. Proses epoch 1-10

- Epoch 11-20

Epoch 11: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9462 - loss: 0.1746 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.4979
Epoch 12/50

Epoch 12: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9533 - loss: 0.1475 - val_acc: 0.7756 - val_loss: 0.5018
Epoch 13/50

Epoch 13: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9536 - loss: 0.1408 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.5028
Epoch 14/50

Epoch 14: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9627 - loss: 0.1185 - val_acc: 0.7778 - val_loss: 0.5058
Epoch 15/50

Epoch 15: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 13ms/step - acc: 0.9637 - loss: 0.1076 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.5213
Epoch 16/50

Epoch 16: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 18ms/step - acc: 0.9652 - loss: 0.1043 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5395
Epoch 17/50

Epoch 17: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9746 - loss: 0.0856 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.5446
Epoch 18/50

Epoch 18: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9770 - loss: 0.0814 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.5549
Epoch 19/50

Epoch 19: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9768 - loss: 0.0722 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.5875
Epoch 20/50

Epoch 20: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9765 - loss: 0.0751 - val_acc: 0.7711 - val_loss: 0.5898
Epoch 21/50

Gambar 8. Proses epoch 11-20

- Epoch 21-30

Epoch 21: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9788 - loss: 0.0667 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.6171
Epoch 22/50

Epoch 22: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9805 - loss: 0.0562 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6321
Epoch 23/50

Epoch 23: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 16ms/step - acc: 0.9815 - loss: 0.0569 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.6169
Epoch 24/50

Epoch 24: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 21ms/step - acc: 0.9832 - loss: 0.0522 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.6391
Epoch 25/50

Epoch 25: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 5s - 42ms/step - acc: 0.9817 - loss: 0.0550 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6593
Epoch 26/50

Epoch 26: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 26ms/step - acc: 0.9842 - loss: 0.0516 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.6539
Epoch 27/50

Epoch 27: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 16ms/step - acc: 0.9830 - loss: 0.0456 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.6582
Epoch 28/50

Epoch 28: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 19ms/step - acc: 0.9844 - loss: 0.0521 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6706
Epoch 29/50

Epoch 29: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 25ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0476 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6983
Epoch 30/50

Epoch 30: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 4s - 29ms/step - acc: 0.9827 - loss: 0.0454 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6970
Epoch 31/50

Gambar 9. Proses epoch 21-30

- Epoch 31-40

Epoch 31: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9852 - loss: 0.0459 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6873
Epoch 32/50

Epoch 32: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0471 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7096
Epoch 33/50

Epoch 33: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9849 - loss: 0.0446 - val_acc: 0.7689 - val_loss: 0.7457
Epoch 34/50

Epoch 34: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9847 - loss: 0.0434 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7355
Epoch 35/50

Epoch 35: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9844 - loss: 0.0472 - val_acc: 0.7689 - val_loss: 0.7478
Epoch 36/50

Epoch 36: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0363 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.7420
Epoch 37/50

Epoch 37: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9879 - loss: 0.0355 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.7429
Epoch 38/50

Epoch 38: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0464 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.7535
Epoch 39/50

Epoch 39: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.9884 - loss: 0.0354 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7873
Epoch 40/50

Epoch 40: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.9909 - loss: 0.0299 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.7761
Epoch 41/50

Gambar 10. Proses epoch 31-40

- Epoch 41-50

```
Epoch 41: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9881 - loss: 0.0384 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.8077
Epoch 42/50

Epoch 42: val_acc improved from 0.79111 to 0.79333, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove
127/127 - 1s - 11ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0438 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8249
Epoch 43/50

Epoch 43: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9899 - loss: 0.0355 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8144
Epoch 44/50

Epoch 44: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9877 - loss: 0.0371 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.8119
Epoch 45/50

Epoch 45: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0398 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.8199
Epoch 46/50

Epoch 46: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9894 - loss: 0.0317 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8579
Epoch 47/50

Epoch 47: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9864 - loss: 0.0406 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.8559
Epoch 48/50

Epoch 48: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.9877 - loss: 0.0363 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.9013
Epoch 49/50

Epoch 49: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 3s - 20ms/step - acc: 0.9879 - loss: 0.0344 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8797
Epoch 50/50

Epoch 50: val_acc did not improve from 0.79333
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9881 - loss: 0.0321 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.8617
```

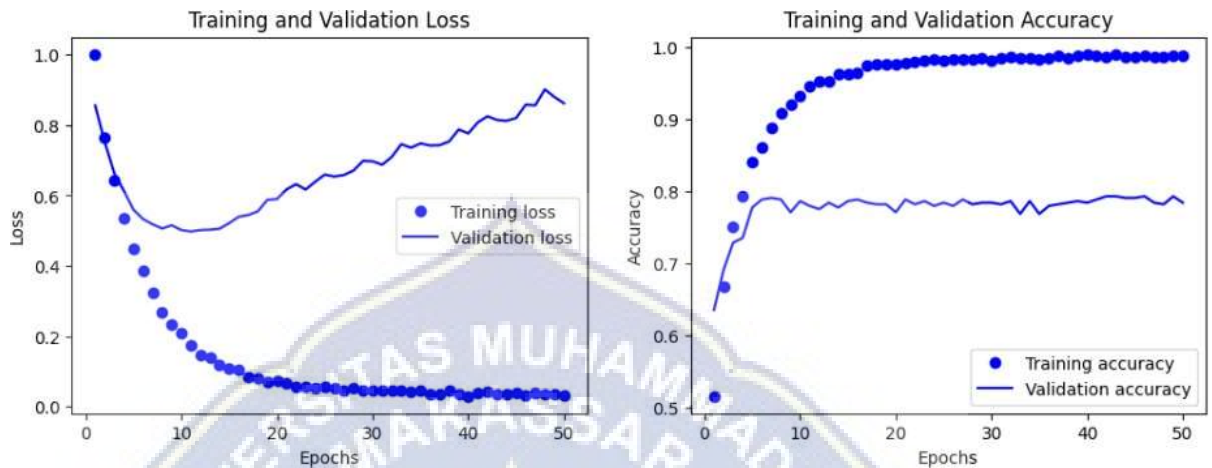
Gambar 11. Proses epoch 41-50

Gambar ini menunjukkan serangkaian baris teks yang tampaknya merupakan hasil dari proses pelatihan model pembelajaran mesin. Setiap baris diawali dengan "Epoch" dan diikuti oleh fraksi yang menunjukkan kemajuan pelatihan (misalnya, 1/50, 2/50, dst.). Baris tersebut juga mencakup berbagai metrik seperti loss, akurasi (acc), val_loss, dan val_acc untuk setiap *epoch*. Angka-angka setelah metrik ini menunjukkan nilai mereka pada titik tertentu dalam proses pelatihan. Di akhir setiap baris disebutkan jumlah sampel yang diproses per langkah dan total langkah per epoch.

Informasi ini menarik dan relevan karena memberikan wawasan tentang bagaimana kinerja model pembelajaran mesin berkembang selama pelatihan. Hal ini penting untuk memahami perilaku model dan membuat keputusan tentang penyesuaian untuk meningkatkan kinerjanya.

Pada gambar di atas di dapatkan validation accuracy atau hasil training tertinggi yaitu 79%,

b. Grafik



Gambar 12. Grafik accuracy dan loss

Grafik yang ditampilkan menunjukkan perkembangan loss dan akurasi selama proses pelatihan dan validasi model klasifikasi. Dari grafik kiri, terlihat bahwa training loss secara konsisten menurun mendekati nol, yang menunjukkan bahwa model mampu belajar dengan sangat baik dari data training. Namun, validation loss mulai meningkat setelah sekitar 10 epoch, mengindikasikan bahwa model mulai *overfitting*. *Overfitting* terjadi ketika model terlalu menyesuaikan diri dengan data training, sehingga performanya menurun pada data baru atau data yang tidak terlihat sebelumnya.

Grafik di sebelah kanan memperkuat analisis ini dengan menunjukkan bahwa training accuracy meningkat dengan cepat dan mendekati 100%, sementara *validation accuracy* stabil di sekitar 78% setelah peningkatan awal. Perbedaan besar antara akurasi training yang sangat tinggi dan akurasi validasi yang lebih rendah juga menandakan *overfitting*. Dalam situasi ini, meskipun model berkinerja sangat baik pada data training, kinerjanya tidak sebaik itu pada data validasi, menunjukkan bahwa model mungkin tidak dapat digeneralisasi dengan baik untuk data baru.

c. Prediksi berdasarkan array

```
F1 Score: 0.7849431474349392
Precision: 0.7883171608753003
Recall: 0.7822222222222223
```

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0 | 0.84 | 0.79 | 0.81 | 152 |
| 1 | 0.68 | 0.69 | 0.68 | 131 |
| 2 | 0.83 | 0.85 | 0.84 | 167 |
| micro avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| macro avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| weighted avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| samples avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |

Gambar 13. Hasil prediksi

Gambar ini menunjukkan *metrik* evaluasi dari model klasifikasi. Berikut adalah penjelasan dari berbagai metrik yang disajikan dalam tabel:

1. F1 Score: Skor F1 adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall, yang menyeimbangkan kedua metrik tersebut. Skor F1 yang diberikan dalam gambar adalah sekitar 0.7849.
2. Precision (Presisi): Presisi adalah rasio dari prediksi positif yang benar terhadap total prediksi positif. Presisi untuk model ini adalah sekitar 0.7883.
3. Recall: Recall adalah rasio dari prediksi positif yang benar terhadap total data positif aktual. Recall untuk model ini adalah sekitar 0.7822.

Tabel Evaluasi Per Kelas:

-Class 0:

- Precision: 0.84
- Recall: 0.79
- F1-score: 0.81
- Support: 152 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Class 1:

- Precision: 0.68
- Recall: 0.69

- F1-score: 0.68
- Support: 131 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Class 2:

- Precision: 0.83
- Recall: 0.85
- F1-score: 0.84
- Support: 167 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Metrik Keseluruhan:

Micro avg (average):

- Precision: 0.79
- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

-Macro avg (average): Rata-rata dari presisi, recall, dan F1-score di semua kelas, tanpa memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas.

- Precision: 0.78
- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

Weighted avg (average): Rata-rata dari presisi, recall, dan F1-score di semua kelas, dengan memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas.


- Precision: 0.79
- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

Samples avg (average):

- Precision: 0.78
- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

Metrik-metrik ini memberikan gambaran tentang bagaimana performa model dalam mengklasifikasikan data ke dalam berbagai kelas.

d. Klasifikasi



```
F1 Score: 0.7845433191303397
Precision: 0.7851039453753336
Recall: 0.7844444444444445
```

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0 | 0.83 | 0.79 | 0.81 | 152 |
| 1 | 0.68 | 0.69 | 0.69 | 131 |
| 2 | 0.83 | 0.85 | 0.84 | 167 |
| accuracy | | | 0.78 | 450 |
| macro avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| weighted avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |

Gambar 14. Hasil klasifikasi label

Gambar ini menunjukkan metrik evaluasi dari model klasifikasi. Berikut adalah penjelasan dari berbagai metrik yang disajikan dalam tabel:

1. F1 Score: Skor F1 adalah rata-rata harmonis dari presisi dan recall, yang menyeimbangkan kedua metrik tersebut. Skor F1 yang diberikan dalam gambar adalah sekitar 0.7845.
2. Precision (Presisi): Presisi adalah rasio dari prediksi positif yang benar terhadap total prediksi positif. Presisi untuk model ini adalah sekitar 0.7851.
3. Recall: Recall adalah rasio dari prediksi positif yang benar terhadap total data positif aktual. Recall untuk model ini adalah sekitar 0.7844.

Tabel Evaluasi Per Kelas:

Class 0:

- Precision: 0.83
- Recall: 0.79
- F1-score: 0.81
- Support: 152 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Class 1:

- Precision: 0.68
- Recall: 0.69
- F1-score: 0.69
- Support: 131 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Class 2:

- Precision: 0.83
- Recall: 0.85
- F1-score: 0.84
- Support: 167 (jumlah sampel yang benar-benar termasuk dalam kelas ini)

Metrik Keseluruhan:

Accuracy (Akurasi): 0.78 (model memprediksi dengan benar 78% dari total sampel)

Macro avg Rata-rata dari presisi, recall, dan F1-score di semua kelas, tanpa memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas.

- Precision: 0.78
- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

Weighted avg: Rata-rata dari presisi, recall, dan F1-score di semua kelas, dengan memperhitungkan jumlah sampel di setiap kelas.

- Precision: 0.79

- Recall: 0.78
- F1-score: 0.78
- Support: 450 (total sampel)

Metrik-metrik ini memberikan gambaran tentang bagaimana performa model dalam mengklasifikasikan data ke dalam berbagai kelas.

2. CNN

Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengekstraksi fitur-fitur penting dari teks. Dengan kemampuan CNN untuk menangkap pola-pola lokal dalam urutan kata, di harapkan dapat memberikan akurasi dalam tugas klasifikasi teks untuk di bandingkan.

a. Epoch 1-10

```

Epoch 1/50
127/127 ----- 8s 51ms/step - accuracy: 0.4675 - loss: 1.0195 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 0.6563
Epoch 2/50
127/127 ----- 8s 35ms/step - accuracy: 0.7765 - loss: 0.5523 - val_accuracy: 0.7378 - val_loss: 0.6299
Epoch 3/50
127/127 ----- 7s 49ms/step - accuracy: 0.8656 - loss: 0.3657 - val_accuracy: 0.7480 - val_loss: 0.6653
Epoch 4/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9103 - loss: 0.2689 - val_accuracy: 0.7600 - val_loss: 0.6776
Epoch 5/50
127/127 ----- 5s 36ms/step - accuracy: 0.9374 - loss: 0.1899 - val_accuracy: 0.7533 - val_loss: 0.7241
Epoch 6/50
127/127 ----- 6s 46ms/step - accuracy: 0.9558 - loss: 0.1447 - val_accuracy: 0.7480 - val_loss: 0.7856
Epoch 7/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9635 - loss: 0.1185 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 0.8298
Epoch 8/50
127/127 ----- 7s 48ms/step - accuracy: 0.9685 - loss: 0.1085 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 0.8976
Epoch 9/50
127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9699 - loss: 0.0877 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 0.9252
Epoch 10/50
127/127 ----- 7s 48ms/step - accuracy: 0.9715 - loss: 0.0795 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 0.9644

```

Gambar 15. Epoch 1-10 CNN

b. Epoch 11-20

```

Epoch 11/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9758 - loss: 0.0720 - val_accuracy: 0.7178 - val_loss: 1.0111
Epoch 12/50
127/127 ----- 4s 33ms/step - accuracy: 0.9767 - loss: 0.0663 - val_accuracy: 0.7178 - val_loss: 1.0242
Epoch 13/50
127/127 ----- 7s 47ms/step - accuracy: 0.9777 - loss: 0.0597 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 1.0545
Epoch 14/50
127/127 ----- 9s 38ms/step - accuracy: 0.9798 - loss: 0.0572 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.1016
Epoch 15/50
127/127 ----- 5s 40ms/step - accuracy: 0.9804 - loss: 0.0535 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.1787
Epoch 16/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9804 - loss: 0.0575 - val_accuracy: 0.7244 - val_loss: 1.1362
Epoch 17/50
127/127 ----- 7s 49ms/step - accuracy: 0.9813 - loss: 0.0525 - val_accuracy: 0.7156 - val_loss: 1.2225
Epoch 18/50
127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9805 - loss: 0.0512 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.2138
Epoch 19/50
127/127 ----- 7s 49ms/step - accuracy: 0.9825 - loss: 0.0480 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.3049

```

Gambar 16. Epoch 11-20 CNN

c. Epoch 21-30

```
Epoch 21/50  
127/127 ----- 6s 53ms/step - accuracy: 0.9818 - loss: 0.0429 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 1.3221  
Epoch 22/50  
127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9823 - loss: 0.0433 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 1.2951  
Epoch 23/50  
127/127 ----- 7s 47ms/step - accuracy: 0.9828 - loss: 0.0444 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.3329  
Epoch 24/50  
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9835 - loss: 0.0415 - val_accuracy: 0.7267 - val_loss: 1.3349  
Epoch 25/50  
127/127 ----- 6s 39ms/step - accuracy: 0.9835 - loss: 0.0421 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 1.3647  
Epoch 26/50  
127/127 ----- 5s 42ms/step - accuracy: 0.9831 - loss: 0.0369 - val_accuracy: 0.7333 - val_loss: 1.3845  
Epoch 27/50  
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9826 - loss: 0.0375 - val_accuracy: 0.7378 - val_loss: 1.4072  
Epoch 28/50  
127/127 ----- 7s 48ms/step - accuracy: 0.9840 - loss: 0.0348 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.4288  
Epoch 29/50  
127/127 ----- 9s 34ms/step - accuracy: 0.9833 - loss: 0.0371 - val_accuracy: 0.7422 - val_loss: 1.4294  
Epoch 30/50  
127/127 ----- 7s 50ms/step - accuracy: 0.9830 - loss: 0.0320 - val_accuracy: 0.7378 - val_loss: 1.4979
```

Gambar 17. Epoch 21-30 CNN

d. Epoch 31-40

```
Epoch 31/50  
127/127 ----- 8s 33ms/step - accuracy: 0.9833 - loss: 0.0346 - val_accuracy: 0.7422 - val_loss: 1.4858  
Epoch 32/50  
127/127 ----- 7s 50ms/step - accuracy: 0.9840 - loss: 0.0318 - val_accuracy: 0.7467 - val_loss: 1.5653  
Epoch 33/50  
127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9829 - loss: 0.0335 - val_accuracy: 0.7444 - val_loss: 1.5624  
Epoch 34/50  
127/127 ----- 7s 45ms/step - accuracy: 0.9836 - loss: 0.0314 - val_accuracy: 0.7489 - val_loss: 1.6555  
Epoch 35/50  
127/127 ----- 10s 41ms/step - accuracy: 0.9826 - loss: 0.0318 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 1.6092  
Epoch 36/50  
127/127 ----- 5s 42ms/step - accuracy: 0.9835 - loss: 0.0296 - val_accuracy: 0.7444 - val_loss: 1.7234  
Epoch 37/50  
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9715 - loss: 0.0703 - val_accuracy: 0.6733 - val_loss: 1.9027  
Epoch 38/50  
127/127 ----- 7s 50ms/step - accuracy: 0.9585 - loss: 0.1278 - val_accuracy: 0.7022 - val_loss: 1.4993  
Epoch 39/50  
127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9761 - loss: 0.0631 - val_accuracy: 0.7200 - val_loss: 1.7707  
Epoch 40/50  
127/127 ----- 7s 50ms/step - accuracy: 0.9755 - loss: 0.0555 - val_accuracy: 0.7333 - val_loss: 1.6523
```

Gambar 18. Epoch 31-40 CNN

e. Epoch 41-50

```

Epoch 41/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9832 - loss: 0.0351 - val_accuracy: 0.7333 - val_loss: 1.6849
Epoch 42/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9846 - loss: 0.0290 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 1.7115
Epoch 43/50
127/127 ----- 6s 48ms/step - accuracy: 0.9837 - loss: 0.0279 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 1.7428
Epoch 44/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9836 - loss: 0.0272 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.7582
Epoch 45/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9838 - loss: 0.0268 - val_accuracy: 0.7378 - val_loss: 1.7771
Epoch 46/50
127/127 ----- 6s 45ms/step - accuracy: 0.9838 - loss: 0.0268 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.7844
Epoch 47/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9848 - loss: 0.0265 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.7929
Epoch 48/50
127/127 ----- 5s 39ms/step - accuracy: 0.9837 - loss: 0.0265 - val_accuracy: 0.7311 - val_loss: 1.7876
Epoch 49/50
127/127 ----- 5s 42ms/step - accuracy: 0.9833 - loss: 0.0264 - val_accuracy: 0.7333 - val_loss: 1.8165
Epoch 50/50
127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9832 - loss: 0.0266 - val_accuracy: 0.7356 - val_loss: 1.7978
    
```

Gambar 19. Epoch 41-5- CNN

Dari proses *epoch* yang telah di gunakan yang hanya menggunakan CNN saja di dapatkan akurasi tertinggi yaitu 76%

Tabel 5. Hasil perbandingan

| Epoch | Akurasi | |
|-------|--------------------|-----|
| | Word Embedding CNN | CNN |
| 1-10 | 79% | 76% |
| 11-20 | 78% | 72% |
| 21-30 | 78% | 74% |
| 31-40 | 78% | 74% |
| 41-50 | 79% | 73% |

Gambar tersebut menunjukkan tabel yang berisi perbandingan akurasi antara dua model yaitu Word Embedding CNN dan CNN murni, yang diuji dalam berbagai rentang epoch selama proses pelatihan. Tabel ini membagi epoch ke dalam lima kelompok, yaitu 1-10, 11-20, 21-30, 31-40, dan 41-50.

Akurasi yang dicapai oleh Word Embedding CNN sedikit lebih tinggi dibandingkan CNN murni dalam semua rentang epoch. Pada epoch 1-10, Word Embedding CNN mencapai akurasi 79%, sedangkan CNN murni 76%. Pada epoch 11-20, akurasi *Word Embedding* CNN turun sedikit menjadi 78%, dan

akurasi CNN murni turun lebih banyak menjadi 72%. Pada epoch 21-30 dan 31-40, akurasi Word Embedding CNN stabil di angka 78%, sementara CNN murni mencatatkan akurasi sebesar 74%. Di akhir pelatihan pada epoch 41-50, akurasi Word Embedding CNN kembali naik menjadi 79%, sedangkan akurasi CNN murni sedikit turun menjadi 73%.

Dari data ini, terlihat bahwa model *Word Embedding* CNN lebih konsisten dan cenderung memiliki performa yang lebih baik dibandingkan model CNN murni sepanjang pelatihan.



BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Pengaruh Word Embedding terhadap Akurasi Model CNN: Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan Word Embedding GloVe dalam pengembangan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk analisis sentimen pada tempat wisata di Makassar secara signifikan meningkatkan akurasi model. Dengan menggunakan dataset sebanyak 4500 sampel, model CNN yang dikombinasikan dengan GloVe mencapai akurasi tertinggi sebesar 79%, dibandingkan dengan model CNN tanpa GloVe yang hanya mencapai akurasi 76%. Hal ini menunjukkan bahwa representasi kata yang diperoleh dari GloVe mampu menangkap makna dan konteks yang lebih baik.
2. Efektivitas Model CNN dengan GloVe dalam Klasifikasi Sentimen: Studi ini juga memperlihatkan bahwa model CNN yang menggunakan GloVe lebih efektif dalam mengklasifikasikan sentimen ulasan tentang objek wisata di Makassar. Potensi penerapan GloVe dalam analisis sentimen di sektor pariwisata ini membuka peluang untuk aplikasi yang lebih luas di berbagai bidang lain. Kesimpulannya, integrasi GloVe dengan CNN memberikan hasil yang lebih optimal dan dapat menjadi dasar untuk pengembangan model analisis sentimen yang lebih efektif di masa depan.

B. Saran

Berdasarkan kesimpulan yang telah diuraikan sebelumnya, berikut adalah beberapa saran untuk penelitian selanjutnya adalah memperluas penelitian untuk mencakup lebih banyak tempat wisata di berbagai daerah, tidak hanya di Makassar dan Gowa. Hal ini akan memungkinkan validasi model pada berbagai konteks *geografis* dan budaya, serta membantu

memastikan bahwa model dapat digeneralisasi untuk ulasan wisata di lokasi lain. Selain itu melakukan uji model embedding lain seperti *Word2Vec* dan *FastText* selain GloVe. Melakukan perbandingan antara berbagai model *embedding* dapat memberikan wawasan lebih dalam tentang efektivitas masing-masing model dalam analisis sentimen dan mungkin menemukan model yang lebih baik dalam beberapa kasus.



DAFTAR PUSTAKA

- Adityarini, E., Nur Ayuni, S., & Aminatus Sa'diah, R. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Produk Pada Sistem Penjualan Toko Putra Elektronik. *Journal of Islamic Business Management Studies (JIBMS)*, 2(2), 84–98. <https://doi.org/10.51875/jibms.v2i2.184>
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *Jurnal Unitek*, 16(1), 28–40. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Cholissodin, I., & Soebroto, A. A. (2021). *AI, MACHINE LEARNING & DEEP LEARNING (Teori & Implementasi)*. December.
- Jihad, M. A. A., Adiwijaya, & Astuti, W. (2021). Analisis Sentimen Terhadap Ulasan Film Menggunakan Word2Vec dan SVM. *E-Proceeding of Engineering*, 8(4), 4136–4144.
- Kristiawan, K., & Widjaja, A. (2021). Perbandingan Algoritma Machine Learning dalam Menilai Sebuah Lokasi Toko Ritel. *Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 7(1), 35–46. <https://doi.org/10.28932/jutisi.v7i1.3182>
- Manalu, D. A., & Gunadi, G. (2022). Implementasi Metode Data Mining K-Means Clustering Terhadap Data Pembayaran Transaksi Menggunakan Bahasa Pemrograman Python Pada Cv Digital Dimensi. *Infotech: Journal of Technology Information*, 8(1), 43–54. <https://doi.org/10.37365/jti.v8i1.131>
- Muhammad Haris Diponegoro, Sri Suning Kusumawardani, & Indriana Hidayah. (2021). Tinjauan Pustaka Sistematis: Implementasi Metode Deep Learning pada Prediksi Kinerja Murid. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 10(2), 131–138. <https://doi.org/10.22146/jnteti.v10i2.1417>
- Naquitasia, R. (2022). *Analisis Sentimen Berbasis Aspek Pada Ulasan Tempat Wisata Halal Dengan Deep Learning*. <https://dspace.uui.ac.id/handle/123456789/39202%0Ahttps://dspace.uui.ac.id/bitstream/handle/123456789/39202/18523214.pdf?sequence=1>
- Ningsih, S. R., Hartama, D., Wanto, A., Parlina, I., & Solikhun. (2019). Penerapan Sistem Pendukung Keputusan Pada Pemilihan Objek Wisata di Simalungun. *Seminar Nasional Teknologi Komputer & Sains (SAINTEKS)*, 731–735.

- Nurdin, A., Anggo Seno Aji, B., Bustamin, A., & Abidin, Z. (2020). Perbandingan Kinerja Word Embedding Word2Vec, Glove, Dan Fasttext Pada Klasifikasi Teks. *Jurnal Tekno Kompak*, 14(2), 74. <https://doi.org/10.33365/jtk.v14i2.732>
- Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network. *Format : Jurnal Ilmiah Teknik Informatika*, 8(2), 138. <https://doi.org/10.22441/format.2019.v8.i2.007>
- PRADANA, F. A. (2023). *Perbandingan Word Embedding Word2Vec, Glove, Dan Fasttext Menggunakan Deep Learning Pada Ulasan Kondisi Pengguna Obat Kesehatan*. 7–65.
- R.H. Zer, P. P. P. A. N. . F. I., Hayadi, B. H., & Damanik, A. R. (2022). Pendekatan Machine Learning Menggunakan Algoritma C4.5 Berbasis Pso Dalam Analisa Pemahaman Pemrograman Website. *Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan*, 10(3). <https://doi.org/10.23960/jitet.v10i3.2700>
- Tilasefana, R. A., & Putra, R. E. (2023). Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG NET Untuk Pengenalan Cuaca. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 05(1), 48–57.
- Wahyu Sejati, Ankur Singh Bist, & Amirsyah Tambunan. (2023). Pengembangan Analisis Sentimen dalam Rekayasa Software Engineering menggunakan tinjauan literatur sistematis. *Jurnal MENTARI: Manajemen, Pendidikan Dan Teknologi Informasi*, 2(1), 95–103. <https://doi.org/10.33050/mentari.v2i1.377>

DAFTAR LAMPIRA

Lampiran 1. Source code

```
import pandas as pd
import numpy as np
from tqdm import tqdm
from keras_preprocessing.text import Tokenizer
tqdm.pandas(desc="progress-bar")
from gensim.models import Doc2Vec
from sklearn import utils
from sklearn.model_selection import train_test_split
from keras_preprocessing.sequence import pad_sequences
import gensim
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from gensim.models.doc2vec import TaggedDocument
import re
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from gensim.test.utils import common_texts
from gensim.models import Word2Vec
from random import shuffle # Import shuffle from random

# Load data from Excel file
df = pd.read_excel('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/DATABARU-1.xlsx', sheet_name="Sheet1") # Replace
'path_to_your_excel_file.xlsx' with your actual file path
df = df[['ULASAN', 'LABEL']] # Selecting relevant columns
df = df[pd.notnull(df['ULASAN'])] # Dropping rows with null
'ULASAN' values
df.rename(columns={'ULASAN': 'ULASAN'}, inplace=True) # Rename
'ULASAN' to 'ULASAN' for consistency

# Mengatur ulang indeks baris
df
# Menghitung total jumlah kata dalam kolom 'ULASAN'
total_words = df['ULASAN'].apply(lambda x: len(x.split('
'))).sum()

print("Total jumlah kata dalam semua ulasan:", total_words)
# Menghitung jumlah kemunculan setiap nilai dalam kolom 'LABEL'
cnt_pro = df['LABEL'].value_counts()

# Menggambar diagram batang menggunakan Seaborn
plt.figure(figsize=(12, 4))
sns.barplot(x=cnt_pro.index, y=cnt_pro.values, alpha=0.8)
```

```

plt.ylabel('Jumlah Kemunculan', fontsize=12)
plt.xlabel('LABEL', fontsize=12)
plt.xticks(rotation=90)
plt.show()
def print_message(index):
    example = df.iloc[index][['ULASAN', 'LABEL']].values
    if len(example) > 0:
        print('ULASAN:', example[0])
        print('LABEL:', example[1])

# Menggunakan fungsi print_message() dengan indeks tertentu
print_message(12)
import string
def remove_punctuation(text):
    return text.translate(str.maketrans('', '',
string.punctuation))

# Menghapus tanda baca dari kolom ULASAN
df['ULASAN'] = df['ULASAN'].apply(remove_punctuation)
import nltk
# Download the 'punkt' resource
nltk.download('punkt')

# Tokenisasi teks menggunakan nltk
def tokenize_text(text):
    tokens = []
    for sent in nltk.sent_tokenize(text):
        for word in nltk.word_tokenize(sent):
            if len(word) <= 0:
                continue
            tokens.append(word.lower())
    return tokens

# Memisahkan data menjadi train dan test
train, test = train_test_split(df, test_size=0.1,
random_state=0)

# TaggedDocument untuk train dan test set
train_tagged = train.apply(
    lambda r: TaggedDocument(words=tokenize_text(r['ULASAN']),
tags=[r.LABEL]), axis=1)
test_tagged = test.apply(
    lambda r: TaggedDocument(words=tokenize_text(r['ULASAN']),
tags=[r.LABEL]), axis=1)

```

```

# Pengaturan tokenizer
max_features = 500000 # Jumlah maksimum kata yang akan
digunakan
max_sequence_length = 50 # Panjang maksimum setiap teks

tokenizer = Tokenizer(num_words=max_features, split=' ',
filters='!"#$%&()*+,-./:;<=>?@[\\]^_`{|}~', lower=True)
tokenizer.fit_on_texts(df['ULASAN'].values)

# Konversi teks ke dalam urutan angka (sequences)
X_train = tokenizer.texts_to_sequences(train['ULASAN'].values)
X_train = pad_sequences(X_train, maxlen=max_sequence_length)

X_test = tokenizer.texts_to_sequences(test['ULASAN'].values)
X_test = pad_sequences(X_test, maxlen=max_sequence_length)

print('Found %s unique tokens.' % len(tokenizer.word_index))
# Konversi teks ke dalam urutan angka (sequences)
X = tokenizer.texts_to_sequences(df['ULASAN'].values)
X = pad_sequences(X, maxlen=max_sequence_length)

print('Shape dari data tensor:', X.shape)

from gensim.models import KeyedVectors

# Ganti path dengan lokasi file GloVe embeddings Anda
glove_file = '/content/drive/MyDrive/Glove-
CNN/glove.6B.50d.txt'

# Muat embeddings GloVe secara manual
glove_model = {}
with open(glove_file, 'r', encoding='utf-8') as f:
    for line in f:
        values = line.split()
        word = values[0]
        coefs = np.asarray(values[1:], dtype='float32')
        glove_model[word] = coefs

# Contoh penggunaan: mendapatkan vektor kata 'the'
print(glove_model['the'])

from keras.models import Sequential
from keras.layers import Conv1D, GlobalMaxPooling1D, Dense,
Embedding, Dropout
import numpy as np

```



```

# Definisikan panjang maksimum urutan
MAX_SEQUENCE_LENGTH = 50

# Definisikan jumlah kata unik
num_unique_words = len(tokenizer.word_index) + 1

# Pastikan bahwa embedding_matrix memiliki bentuk yang sesuai
dengan jumlah kata unik dan dimensi embedding
embedding_dim = 50 # Sesuaikan dengan dimensi GloVe yang Anda
gunakan
embedding_matrix = np.zeros((num_unique_words, embedding_dim))

# Isi embedding_matrix dengan embeddings GloVe yang sesuai
for word, i in tokenizer.word_index.items():
    embedding_vector = glove_model.get(word)
    if embedding_vector is not None:
        embedding_matrix[i] = embedding_vector

# Inisialisasi model Sequential
model = Sequential()

# Menambahkan lapisan Embedding dengan bobot yang sesuai
model.add(Embedding(num_unique_words, embedding_dim,
input_length=MAX_SEQUENCE_LENGTH, weights=[embedding_matrix],
trainable=True))

# Menambahkan lapisan Conv1D
model.add(Conv1D(50, 3, activation='relu'))

# Menambahkan lapisan Dropout
model.add(Dropout(0.25))

# Menambahkan lapisan GlobalMaxPooling1D
model.add(GlobalMaxPooling1D())

# Menambahkan lapisan Dense untuk output
model.add(Dense(3, activation="softmax"))

# Menampilkan ringkasan model
model.summary()

# Kompilasi model
model.compile(optimizer="adam",
loss="categorical_crossentropy", metrics=['acc'])

```

```

# Contoh pemanggilan fungsi split_input
def split_input(sequence):
    return sequence[:-1], sequence[1:]

# Contoh penggunaan split_input
sequence_example = np.array([1, 2, 3, 4, 5])
x, y = split_input(sequence_example)
print("Input:", x)
print("Output:", y)

Y = pd.get_dummies(df['LABEL']).values
from sklearn.model_selection import train_test_split

X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y,
test_size=0.1, random_state=0)

print("Shape of X_train:", X_train.shape)
print("Shape of Y_train:", Y_train.shape)
print("Shape of X_test:", X_test.shape)
print("Shape of Y_test:", Y_test.shape)
from keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
# Membuat callback EarlyStopping dan ModelCheckpoint
model_checkpoint =
ModelCheckpoint('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-
CNN.keras', monitor='val_acc', save_best_only=True, verbose=2)

# Pelatihan model dengan callback0
history = model.fit(X_train, Y_train,
                    epochs=50,
                    batch_size=32,
                    validation_data=(X_test, Y_test),
                    callbacks=[model_checkpoint],
                    verbose=2)

# Mendapatkan histori pelatihan
print(history.history.keys())

# Menampilkan val_loss dan val_accuracy
val_loss = history.history['val_loss']
val_acc = history.history['val_acc']
print("Validation Loss:", val_loss)
print("Validation Accuracy:", val_acc)
# Save the model
model.save('/content/drive/MyDrive/Skripsi/2020/Rizal - Glove
CNN/CNN_W2V.h5')

```

```

# Mendapatkan histori pelatihan
history_dict = history.history

# Ekstrak nilai untuk setiap metrik
loss_values = history_dict['loss']
val_loss_values = history_dict['val_loss']
acc_values = history_dict['acc']
val_acc_values = history_dict['val_acc']

# Buat range untuk jumlah epoch
epochs = range(1, len(loss_values) + 1)

# Plot Loss
plt.figure(figsize=(12, 4))

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(epochs, loss_values, 'bo', label='Training loss')
plt.plot(epochs, val_loss_values, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()

# Plot Accuracy
plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(epochs, acc_values, 'bo', label='Training accuracy')
plt.plot(epochs, val_acc_values, 'b', label='Validation
accuracy')
plt.title('Training and Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()

from sklearn.metrics import classification_report, f1_score,
precision_score, recall_score

# Melakukan prediksi
predictions = model.predict(X_test)
predicted_labels = (predictions > 0.5).astype(int) # Konversi
probabilitas menjadi label biner (0 atau 1)
true_labels = Y_test

# Menghitung metrik evaluasi tambahan

```

```

f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
precision = precision_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
recall = recall_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
print(f"F1 Score: {f1}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(classification_report(true_labels, predicted_labels))

# Tampilkan hasil prediksi dalam array
print("Array hasil prediksi:")
print(true_labels)
print(predicted_labels)
print("Panjang Tes Ulasan:", len(test['ULASAN']))
print("Panjang X_test:", len(X_test))
print("Panjang Y_test:", len(Y_test))
print("Panjang true_labels:", len(true_labels))
print("Panjang predicted_labels:", len(predicted_labels))

import pandas as pd
from sklearn.metrics import classification_report, f1_score,
precision_score, recall_score

# Mount Google Drive (if using Colab)
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')

# Import necessary libraries
import tensorflow as tf

# Load the pre-trained model
model_path = '/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras'
# Melakukan prediksi dengan softmax (misalnya, jika menggunakan
TensorFlow/Keras)
predictions = model.predict(X_test)
predicted_labels = predictions.argmax(axis=1) # Mengambil
kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai prediksi

# Pastikan true_labels adalah dalam bentuk indeks kelas yang
sama dengan predicted_labels
true_labels = Y_test.argmax(axis=1) # Jika Y_test adalah dalam
bentuk one-hot encoded, konversi ke indeks kelas

```

```

# Menghitung metrik evaluasi tambahan
f1 = f1_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
precision = precision_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')
recall = recall_score(true_labels, predicted_labels,
average='weighted')

print(f"F1 Score: {f1}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(classification_report(true_labels, predicted_labels))

# Ambil ulasan, label sebenarnya, dan prediksi label
# Pastikan panjang semua array sama
min_length = min(len(test['ULASAN']), len(true_labels),
len(predicted_labels))
test_results = pd.DataFrame({
    'Ulasan': test['ULASAN'].values[:min_length], # Gunakan
min_length untuk memastikan panjang yang sama
    'Label Sebenarnya': true_labels[:min_length],
    'Prediksi': predicted_labels[:min_length]
})

# Klasifikasi label 'Negatif', 'Positif', dan 'Netral'
berdasarkan nilai
def classify_label(label):
    if label == 0:
        return 'Negatif'
    elif label == 1:
        return 'Netral'
    else:
        return 'Positif'

# Menambahkan kolom klasifikasi label
test_results['Label Sebenarnya'] = test_results['Label
Sebenarnya'].apply(classify_label)
test_results['Prediksi'] =
test_results['Prediksi'].apply(classify_label)

# Export ke Excel
test_results.to_excel('/content/drive/MyDrive/Glove-CNN/Hasil
Prediksi Glove.xlsx', index=False)

# Tampilkan hasil

```

```
print("\nHasil Prediksi:\n", test_results)
print("Data berhasil diekspor ke 'hasil_prediksi2.xlsx'.")
```

Lampiran 2. Dataset ulasan

| | ULASAN | LABEL |
|------|---|---------|
| 1 | Tempatnya sejuk. Lebih cocok untuk rekreasi anak-anak. Tiket weekdays 15.000 / orang. Tempat duduk banyak. Ada jemputan, wahana bermain anak, sewa sepeda listrik atau ATV, juga kolam renang. | Positif |
| 2 | Banyak pohon-pohon yang berbuah juga. | Positif |
| 3 | Kebun wisata yang sangat dekat dari jalan besar sehingga mudah dijangkau berbagai jenis kendaraan, dengan perjalanan sekitar 25-35 menit dari kota makassar. | Positif |
| 4 | Tiket pada hari biasa 15 k, dan pada Sabtu-Minggu 25 k. | Positif |
| 5 | Pas masuk cukup sejuk karena masih hijau, disambut kolam dan penginapan. Ada 3 kolam besar yang tertaji dengan sekat, kolam dalam, sedang dan untuk anak-anak. Di lokasi ada tempat beli cemilan makanan ringan dan sewa alat renang. | Positif |
| 6 | Rekomendasi juga karna banyak disediakan tempat duduk dan berteduh di pinggir kolam. Di sini juga disediakan aula. Sangat cocok buat liburan hang keluarga. | Positif |
| 7 | Karena sekolah anak-sy akan outbond di wisata kebun jd setelah selesai perjalanan akhirnya bisa lg ke wisata kebun rume' berenang dgn orgna siswa yg lainnya,, pas masuk ke area parkir kesan pertama ya , area parkirnya luas , trs ke bagian kolam di beli karcis masuk , karyawannya ramah banget. | Positif |
| 8 | Begini udah masuk ke dini area better' kereaman banget , semua tempat dilasirna bisa diacak banget buat foto' , pokoknya memori lip bakalan full 📸. | Positif |
| 9 | Anak-sy betah dgn kegiatan outbondnya setelah outbond berenang deh.. | Positif |
| 10 | Di wisata kebun itu harga tiket terjangkau, fasilitas oke , area bermain anak banyak , karna jd ada , kolam renang ada , anebo' gratis berbuah juga 🍌 🍌 🍌. | Positif |
| 11 | Tiket masuknya perorang Rp.15.000, ada kebun durian, mangrove. Yang mau berenang juga disediakan 4 kolam renang untuk anak-anak & dewasa, ada penginapan, kafe, tempat nongong, banyak spot foto-foto yang bagus juga. Kaminan nyaman kereta keliling wisata kebun 2x hanya Rp 5.000. | Positif |
| 12 | T4 itu bagus buat berwisata keluarga manula adea fasilitas bagus tersedia adea permainan utk anak2. | Positif |
| 13 | Salah satu tempat wisata yang nyaman untuk liburan, ada banyak yang bisa dieksplor di sini. Fasilitas disediakan banyak tempat untuk istirahat. | Positif |
| 14 | Sama-sama di pastikan kolamnya luas dan airnya jernih, suasana dan makanan juga enak dan banyak banget, ada patung dan buat wahana seluncuran. | Positif |
| 739 | Selain itu, wahana air ini juga sangat cocok untuk keluarga karena ada kolam dan turunan untuk anak kecil serta kolam ombak buatan. | Positif |
| 740 | Puas banget sih h' anak, dan menghibur, anak dan tet' sangat dihamdullilah. | Positif |
| 741 | Lokasi pemandian yang sangat luas namun sejuk. | Positif |
| 742 | Dikelilingi dengan pepohonan dan tanaman lindung, membuat pengunjung seolah berada di tengah hutan yang luas, teduh, dan bisa bermain air sepenuhnya. | Positif |
| 743 | Umumnya pengunjung menyukai kolam ombak, meski dengan ombak buatan, tetapi bisa menciptakan kesenangan bagi yang menikmatinya. | Positif |
| 744 | Tempatnya bagus untuk tamasya bersama keluarga dan orang terdekat. | Positif |
| 745 | Ada banyak jenis kolam renang dan berbagai jenis permainan untuk orang dewasa dan anak-anak, tersedia penyimpanan barang dan gazebo untuk bersantai. | Positif |
| 746 | Tempatnya bagus untuk anak-anak ataupun orang dewasa. | Positif |
| 747 | Tempatnya gak terlalu luas, jadi jarak antar wahana dekat. | Positif |
| 748 | Paling direkomendasikan kolam ombak. Harga makassar juga tidak overpriced. | Positif |
| 749 | Tempatnya seru, bagus untuk liburan bersama keluarga dan teman-teman, pengunjungnya pun menantang, pokoknya bagus. | Positif |
| 750 | Mantap, cocok sekali buat liburan keluarga. | Positif |
| 751 | Fasilitas lengkap dan harga terjangkau. | Positif |
| 752 | Wahana permainan lainnya lengkap dan seru. Jika mau main di sini, jangan lupa pakai sunblock. | Positif |
| 753 | WC terjaga banget kebersihannya, dan fasilitas lainnya oke. | Positif |
| 754 | Kolam renang tematik di Makassar, Ujung Pandang, menjadi objek wisata bersama keluarga. Lokasinya dekat juga ke Jembatan Baruna. | Positif |
| 755 | Baik untuk tempat berlibur keluarga, bersama teman, atau juga gathering kantor. | Positif |
| 756 | Tempat wisata yang bagus. | Positif |
| 757 | Waterpark yang sangat bagus dan modern. | Positif |
| 758 | Bagus untuk berlibur, terutama untuk keluarga. | Positif |
| 1485 | Lumayan untuk refreshing, pasir hitam, bisa sewa gazebo, bakar2 ikan, atau beli jagung bakar, sewa ban. Biaya masuk hitung mobil atau motor, parkir mobil 10rb, motor 5rb. sangat hemat. | Positif |
| 1486 | tempat ini merupakan pantai yang terletak di sudut kota makassar dan ia sebagai sarana pemandian dan rekreasi bagi keluarga terdapat gazebo tempat untuk istirahat, penginapan dan juga menyediakan pelampung dan lainnya... ia sangat terawat kebersihannya yang tidak menjadi toak riku' bagi setiap pengunjung yang melhatnya. | Positif |
| 1487 | Kawasan pantai tempat berenang yang bagus, untuk mandi2 disana tidak harus bayar tanda masuk dan bayar parkir. | Positif |
| 1488 | Wisata pantai murah meriah, tidak sepi jadi, pantai kelihatan luas sekarang sdh banyak dan tidak kelihatan jorok. | Positif |
| 1489 | Karena ramai di kunjungi orang waktu liburan. | Positif |
| 1490 | Anda berwisata tapi tidak hati-hati dengan harga. | Positif |
| 1491 | Sempahnya itu loh mantap, sangat bersih. | Positif |
| 1492 | Sempurna. | Positif |
| 1493 | ambaknya. | Positif |
| 1494 | Tempat yang bagus untuk liburan, tidak perlu lebih banyak perbaikan pada hygiene. | Positif |
| 1495 | Meja kursi ada. | Positif |
| 1496 | tempat bagus sih, bersih, tidak ada yg perlu di benahi tempat membas badan setelah berenang di laut dan juga kadang airnya mengalir di nya sama penanganannya tidak. | Positif |
| 1497 | luas, kafe tempatnya aman km saat ombak datang airnya tidak turun jd aman untuk anak-anak bermain di tepi nya. | Positif |
| 1497 | Kolamnya bersih dan terawat. | Positif |
| 1498 | Bagus. | Positif |
| 1499 | Bersih sih... | Positif |
| 1500 | Keren... Juga. | Positif |

Lampiran 3. Dataset ulasan negative

| | |
|---|---------|
| 1502. kolam begitu kotor sampai sisa botol air mineral, air tdk jernih, kaporit banyak, sepet mulut gigi terkikistehal tajam anak terlukaberlumut kolam yg ban susah renang | Negatif |
| 1503 tidak ada yang istimewa. | Negatif |
| 1504 tidak lagi deh ke pantai karena. | Negatif |
| 1505 sangat dilarang... tidak bebas makan | Negatif |
| 1506 bakunya tidak enak :) | Negatif |
| 1507 Sekadar saran, makanannya mi kering tidak enakny... | Negatif |
| 1508 Msholla Sangat Buruk!! | Negatif |
| 1509 hari Weekend sangat ramai, padat, smpe parkir jadi sempit. | Negatif |
| 1510 Fasilitasnya sangat buruk. | Negatif |
| 1511 Menu makan sangat mahal. | Negatif |
| 1512 Harga makanannya buat menguras dompet. | Negatif |
| Gazebo nya Gila mahal banget 50k/2 jam 100k/4 jam. Untuk yang mau santai bareng keluarga, buat makan-makan di gazebo nya tidak direkomendasikan uh, mahal banget | Negatif |
| 1513 ★ | Negatif |
| 1514 Dormasinya tidak teratur, pingirannya sudah goyang-goyang seperti mau ambruk gitu, warnanya catnya juga sudah hilang ★★ | Negatif |
| 1515 Alasannya jelek banget. Aku sangat amat tidak merekomendasikan tempat ini untuk berwisata pantai. Airnya kotor. | Negatif |
| 1516 Halaman sekitar pantai (di luar yang agak sedikit berpasir) sangat berdebu. | Negatif |
| 1517 Tidak ada pemandangan yang bagus. Karis masuk juga mahal. Pokoknya jelek sejek-jeleknya. | Negatif |
| 1518 Tempatnya jadi lebih cozy untuk sekedar nongkrong bersama teman dan keluarga. Sayangnya air lautnya kotor, jadi fungsi rekreasinya berkurang. | Negatif |
| 1519 Sebaiknya harga tiket masuk diturunkan agar bisnis yang ada di dalam area rekreasi bisa meningkat. | Negatif |
| 1520 Untuk kebenthan nya kurang, dan penyewaan garbo beda dan biaya mahal. | Negatif |
| 1521 Jika bukan hari libur, disini sepi, tidak ada resto. Airnya tenang, tidak ada ombak karena di lautnya dibikin benteng pemecahan ombak. | Negatif |
| 1522 Tidak berasa liburan ombaknya. Cocoknya hanya untuk anak kecil. | Negatif |
| 2239 Tidak begitu menarik. | Negatif |
| 2240 Kolam renang nya kurang bagus dan tidak terawat. | Negatif |
| 2241 Kolam renang nya tidak bagus. | Negatif |
| 2242 Tidak terlalu sejuk, rindang, atau santai. | Negatif |
| 2243 Yang penting anak-anak pada senang semua, jadi kapan-kapan saya rencana kesini lagi. | Negatif |
| 2244 Tidak ada daya tarik untuk tempat wisata air ini. | Negatif |
| 2245 Tidak terlalu menarik. | Negatif |
| 2246 Bosan pergi kesini karena wahana nya kurang menarik. | Negatif |
| 2247 Sarana hiburan yang murah tapi tidak berkualitas. | Negatif |
| 2248 Harga tiket masuknya mahal. | Negatif |
| 2249 Tidak menarik untuk flight & Outbound LDF SCRNI P/UNM. | Negatif |
| 2250 Tempat yang tidak bagus, airnya tidak bersih. | Negatif |
| 2251 Tidak banyak edukasi untuk anak tentang satewa. | Negatif |
| 2252 Tidak memberikan pengalaman yang menyenangkan. | Negatif |
| 2253 Tidak begitu seru bersama keluarga, kebun binatangnya tidak menarik. | Negatif |
| 2254 Wahana kebun binatangnya tidak menarik. | Negatif |
| 2255 Pungutan parkirnya tidak jelas kemana. | Negatif |
| 2256 Tidak begitu menarik dengan burung kakak tua nya. | Negatif |
| 2257 Sepi banget dan banyak yang rusak. | Negatif |
| 2258 Airnya kurang bersih dan agak bau. | Negatif |
| 2259 Tidak sejuk wisata alam nya. | Negatif |
| 2260 Tidak bagus, tidak memberikan pengalaman seluruh Makassar. | Negatif |
| 2960 Salah satu destinasi wisata pantai di Sulawesi Selatan ini tidak begitu menarik. | Negatif |
| 2961 Tempat tersebut tidak bersih seperti yang diharapkan. | Negatif |
| 2962 Tidak ada yang spesial, tidak ada yang menarik. | Negatif |
| 2963 Tempat itu buruk, sangat kotor, dan tidak layak dikunjungi. | Negatif |
| 2964 tempatnya tidak bersih. | Negatif |
| 2965 Tempat ini tidak cocok untuk santai bersama keluarga. | Negatif |
| 2966 Tidak begitu menarik, kurang menarik perhatian. | Negatif |
| 2967 Tempat permandian air laut ini tidak jerasat dengan baik. | Negatif |
| 2968 Ombaknya terlalu kuat dan tidak menyenangkan. | Negatif |
| 2969 Lokasinya terlalu ramai, membuat suasana jadi tidak nyaman. | Negatif |
| 2990 Tempat tersebut tidak menjadi tempat yang menarik untuk berkumpulnya intelektual. | Negatif |
| 2991 Sayangnya, tempatnya dipenuhi dengan banyak sampah. | Negatif |
| 2992 Pengembangannya masih kurang dan tidak memadai. | Negatif |
| 2993 Tempat wisata ini tidak begitu menarik dan kurang memuaskan. | Negatif |
| 2994 Sayang sekali sudah tiba di rumah, pengalaman tidak begitu memuaskan. | Negatif |
| 2995 Tidak cocok untuk mancing, tidak ada spot yang baik. | Negatif |
| 2996 Kemanan buruk. | Negatif |
| 2997 Wahana tidak full yang bisa dimainkan, ada waktu-waktu tertentu wahana baru beroperasi. | Negatif |
| 2998 Lokernya berbayar di sana. | Negatif |
| 2999 Tempat yang nyaman untuk weekend, tapi pelayanan kurang memuaskan. | Negatif |
| 3000 Wahana tertentu hanya beroperasi di jam tertentu, tidak bisa digunakan sepenuhnya. | Negatif |
| 3001 Toilet nya bau. | Negatif |

Lampiran 4. Dataset ulasan netral

| | |
|---|--------|
| 3000 Tempat parkir berdebu dimusim kemarau tapi jalanan lgs soft paving. | Netral |
| 3003 Akses jalan yang cukup baik, terletak di jalan poros Malino, daerah Pakatto. Harga tiket 25 ribu untuk hari Minggu dan Sabtu, dan 15 ribu Senin-Jumat | Netral |
| 3004 Didalamnya terdapat banyak kolam renang, terdapat taman-taman yang indah. | Netral |
| 3005 kartu wahana 5rb untuk usia 3 tahun ke atas, dibawahnya gratis. | Netral |
| 3006 Hari ini Sabtu 20 okt berkunjung ke widukh. | Netral |
| 3007 Bisa tetap dinikmati peminangan n sngk acara2 meeting jr bisa | Netral |
| 3008 semesta masih terjangkau untuk kawasan wisata. | Netral |
| 3009 Tempat ini salah satu yang terbaik hore yang banyak dikunjungi warga Makassar dan Gowa saat akhir pekan | Netral |
| 3010 Bersih | Netral |
| 3011 Sirkulasi air kolamnya sangat lancar sehingga kejernihan airnya tetap terjaga. | Netral |
| 3012 Akses jalan baik. Harga tiket terjangkau | Netral |
| 3013 menurut saya, pohonnya masih kurang, masih harus diperbaiki lagi. sukses terus wisata kebun. Terima kasih telah menyediakan tempat rekreasi untuk keluarga. | Netral |
| 3014 Seru..!! | Netral |
| 3015 overall semesta nya keren... | Netral |
| 3016 Banyak tempat berteduh. atau bersantai. | Netral |
| 3017 Semu alldh. Pindah bukan hari sabtu minggu tp rame. Adman berek polos. Kibana baik. Cn apak diukol bagi org dewasa. Tp tetap seru | Netral |
| 3018 Pihak pengelola sebaiknya menyediakan jalur buat penyandang disabilitas. | Netral |
| 3019 Affordable price. | Netral |
| 3020 air bersih ukurn dalam kolam beda beda | Netral |
| 3021 Ada Waterboom nya juga keren. | Netral |
| 3022 memuskan wahannya | Netral |
| 3737 Pantai di Makassar, sekarang sudah agak sepi pengunjung. Tapi tempat yang baik jika ingin sekedar berenang di Pantai | Netral |
| 3738 Lumayan untuk liburan, pantai nya harus lebih bersih lagi | Netral |
| 3739 Pantai untuk bersantai dan berenang,cuma tidak tarawati | Netral |
| 3740 Pantai yang Bagus tapi sayang kurang bersih | Netral |
| 3741 Pantai yang Perlu diperhatikan kebersihannya | Netral |
| 3742 udah di hapus foto' di tanjung hayangya | Netral |
| 3743 Villa luan, tapi sekarang sudah surut | Netral |
| 3744 Pantainya indah tapi sampah berserakan dimana mana | Netral |
| 3745 Salah Satu Destinasi wisata pantai di Sulawesi Selatan | Netral |
| 3746 Klo bisa gubuknya di hilangkan | Netral |
| 3747 Biasa aja | Netral |
| 3748 Lokasi yang cukup ramai | Netral |
| 3749 Masih butuh pengembangan... | Netral |
| 3750 Ada kepuasan tersendiri | Netral |
| 3751 Lumayanlah Cukup baik | Netral |
| 3752 Lumayan | Netral |
| 3753 Pantai | Netral |
| 3754 Bising namun lumayan oke | Netral |
| 3755 Stp | Netral |
| 3756 mohon jadi lah wisata hijau dengan menyifakan tempat sampah | Netral |
| 3757 karena saya mengunjungi tempat ini pada musim pandemi, tempat ini tidak ramai | Netral |
| 3758 Tempat ini bagus jika dipelihara dengan baik. | Netral |
| 3759 Bagus tapi fasilitasnya biasa saja | Netral |
| 4482 Meskipun pantainya menarik, perlu diperhatikan lebih lanjut dalam menjaga kebersihannya karena banyaknya sampah yang tersebar. | Netral |
| 4483 Saya mengunjungi pantai ini saat libur Lebaran dan menemukan kondisi yang sangat ramai. Namun, di luar hari libur besar, seharusnya tidak sepadat itu. Selain itu, untuk kegiatan snorkeling, bisa menyebarkan dari pantai ini ke beberapa spot snorkeling lainnya. | Netral |
| 4484 Tempat ini merupakan tempat yang sangat indah dan nyaman untuk bersantai. | Netral |
| 4485 Pantai ini memiliki keindahan yang bagus. Pengunjungnya juga cukup memadai dan bersih. Sangat direkomendasikan. | Netral |
| 4486 Selain menikmati keindahan pantai, penting untuk menjaga kelestariannya agar generasi mendatang juga bisa menikmatinya. | Netral |
| 4487 Keindahan yang luar biasa bisa ditemukan di sini. | Netral |
| 4488 Pantai ini terletak diujung Sulawesi yang cantik, namun masalah sampah masih menjadi perhatian utama. Diperlukan pembangunan fasilitas seperti masjid/musollah di sekitar pantai untuk kenyamanan pengunjung, serta penataan yang lebih baik bagi para pedagang agar | Netral |
| 4489 pantainya tetap bersih dan indah. Pantai ini memiliki pasir putih yang bagus dan air laut yang bersih, meskipun masih terdapat beberapa sampah yang perlu dibersihkan. Terdapat banyak resort di sekitar pantai ini, dan tersedia juga speedboat yang siap mengantar pengunjung ke pulau. Diperlukan penataan yang lebih baik dari pemerintah untuk menarik lebih banyak | Netral |
| 4490 pengunjung. | Netral |
| 4491 Untuk mengunjungi tempat ini membutuhkan modal yang cukup besar karena setiap spot untuk berfoto dikenakan biaya. | Netral |
| 4492 Pantai ini memiliki pasir putih yang halus dan mulai bersih, serta hanya tersedia berbagai olahraga air. | Netral |
| 4493 Meskipun bagus, namun terlalu banyak speedboat yang parkir di pantai ini. | Netral |
| 4494 Dari segi kebersihan, pantai ini mendapatkan nilai 9 dari 10, namun untuk menikmati fasilitas di sini, pengunjung harus membayar per fasilitasnya. | Netral |
| 4495 Pantai ini memiliki pasir putih yang indah, banyak pedagang dan tempat penyewaan permainan air, serta tersedia penginapan dan restoran di sekitarnya. | Netral |
| 4496 Pantai ini memiliki pasir putih yang sangat bagus. | Netral |
| 4497 Tempat ini sangat ramai setelah lebaran. Mungkin lebih baik jika dikunjungi saat tidak ramai. | Netral |
| 4498 Harga tiket masuk yang disebutkan oleh petugas tidak sesuai dengan yang tertera di papan informasi. | Netral |
| 4499 Meskipun bersih dan bagus, akses jalan menuju pantai ini cukup menantang. | Netral |
| 4500 Pantai ini sangat bersih dan pasenya lembut. | Netral |

Lampiran 6. Proses epoch

Epoch 1: val_acc improved from -inf to 0.63556, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 4s - 31ms/step - acc: 0.5156 - loss: 1.0014 - val_acc: 0.6356 - val_loss: 0.8554
Epoch 2/50

Epoch 2: val_acc improved from 0.63556 to 0.69111, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 2s - 13ms/step - acc: 0.6684 - loss: 0.7629 - val_acc: 0.6911 - val_loss: 0.7521
Epoch 3/50

Epoch 3: val_acc improved from 0.69111 to 0.72889, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.7504 - loss: 0.6439 - val_acc: 0.7289 - val_loss: 0.6630
Epoch 4/50

Epoch 4: val_acc improved from 0.72889 to 0.73556, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 1s - 12ms/step - acc: 0.7928 - loss: 0.5366 - val_acc: 0.7356 - val_loss: 0.6135
Epoch 5/50

Epoch 5: val_acc improved from 0.73556 to 0.77778, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.8402 - loss: 0.4496 - val_acc: 0.7778 - val_loss: 0.5596
Epoch 6/50

Epoch 6: val_acc improved from 0.77778 to 0.78889, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 3s - 20ms/step - acc: 0.8617 - loss: 0.3876 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5331
Epoch 7/50

Epoch 7: val_acc improved from 0.78889 to 0.79111, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove-CNN/GLOVE-CNN.keras
127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.8886 - loss: 0.3249 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.5182
Epoch 8/50

Epoch 8: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9089 - loss: 0.2685 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5062
Epoch 9/50

Epoch 9: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9202 - loss: 0.2335 - val_acc: 0.7711 - val_loss: 0.5154
Epoch 10/50

Epoch 10: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9331 - loss: 0.2078 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.5019
Epoch 11/50



Epoch 11: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9462 - loss: 0.1746 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.4979
Epoch 12/50

Epoch 12: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9533 - loss: 0.1475 - val_acc: 0.7756 - val_loss: 0.5018
Epoch 13/50

Epoch 13: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9536 - loss: 0.1408 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.5028
Epoch 14/50

Epoch 14: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9627 - loss: 0.1185 - val_acc: 0.7778 - val_loss: 0.5058
Epoch 15/50

Epoch 15: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 13ms/step - acc: 0.9637 - loss: 0.1076 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.5213
Epoch 16/50

Epoch 16: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 18ms/step - acc: 0.9652 - loss: 0.1043 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.5395
Epoch 17/50

Epoch 17: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9746 - loss: 0.0856 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.5446
Epoch 18/50

Epoch 18: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9770 - loss: 0.0814 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.5549
Epoch 19/50

Epoch 19: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9768 - loss: 0.0722 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.5875
Epoch 20/50

Epoch 20: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9765 - loss: 0.0751 - val_acc: 0.7711 - val_loss: 0.5898
Epoch 21/50



Epoch 21: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9788 - loss: 0.0667 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.6171
Epoch 22/50

Epoch 22: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9805 - loss: 0.0562 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6321
Epoch 23/50

Epoch 23: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 16ms/step - acc: 0.9815 - loss: 0.0569 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.6169
Epoch 24/50

Epoch 24: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 21ms/step - acc: 0.9832 - loss: 0.0522 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.6391
Epoch 25/50

Epoch 25: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 5s - 42ms/step - acc: 0.9817 - loss: 0.0550 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6593
Epoch 26/50

Epoch 26: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 26ms/step - acc: 0.9842 - loss: 0.0516 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.6539
Epoch 27/50

Epoch 27: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 16ms/step - acc: 0.9830 - loss: 0.0456 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.6582
Epoch 28/50

Epoch 28: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 19ms/step - acc: 0.9844 - loss: 0.0521 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6706
Epoch 29/50

Epoch 29: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 3s - 25ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0476 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6983
Epoch 30/50

Epoch 30: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 4s - 29ms/step - acc: 0.9827 - loss: 0.0454 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.6970
Epoch 31/50



Epoch 31: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9852 - loss: 0.0459 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.6873
Epoch 32/50

Epoch 32: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0471 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7096
Epoch 33/50

Epoch 33: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9849 - loss: 0.0446 - val_acc: 0.7689 - val_loss: 0.7457
Epoch 34/50

Epoch 34: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9847 - loss: 0.0434 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7355
Epoch 35/50

Epoch 35: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9844 - loss: 0.0472 - val_acc: 0.7689 - val_loss: 0.7478
Epoch 36/50

Epoch 36: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0363 - val_acc: 0.7800 - val_loss: 0.7420
Epoch 37/50

Epoch 37: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9879 - loss: 0.0355 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.7429
Epoch 38/50

Epoch 38: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.9854 - loss: 0.0464 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.7535
Epoch 39/50

Epoch 39: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 14ms/step - acc: 0.9884 - loss: 0.0354 - val_acc: 0.7867 - val_loss: 0.7873
Epoch 40/50

Epoch 40: val_acc did not improve from 0.79111
127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.9909 - loss: 0.0299 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.7761
Epoch 41/50



Epoch 41: val_acc did not improve from 0.79111
 127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9881 - loss: 0.0384 - val_acc: 0.7889 - val_loss: 0.8077
 Epoch 42/50

Epoch 42: val_acc improved from 0.79111 to 0.79333, saving model to /content/drive/MyDrive/Glove
 127/127 - 1s - 11ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0438 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8249
 Epoch 43/50

Epoch 43: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9899 - loss: 0.0355 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8144
 Epoch 44/50

Epoch 44: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9877 - loss: 0.0371 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.8119
 Epoch 45/50

Epoch 45: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9862 - loss: 0.0398 - val_acc: 0.7911 - val_loss: 0.8199
 Epoch 46/50

Epoch 46: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 10ms/step - acc: 0.9894 - loss: 0.0317 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8579
 Epoch 47/50

Epoch 47: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 8ms/step - acc: 0.9864 - loss: 0.0406 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.8559
 Epoch 48/50

Epoch 48: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 2s - 15ms/step - acc: 0.9877 - loss: 0.0363 - val_acc: 0.7822 - val_loss: 0.9013
 Epoch 49/50

Epoch 49: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 3s - 20ms/step - acc: 0.9879 - loss: 0.0344 - val_acc: 0.7933 - val_loss: 0.8797
 Epoch 50/50

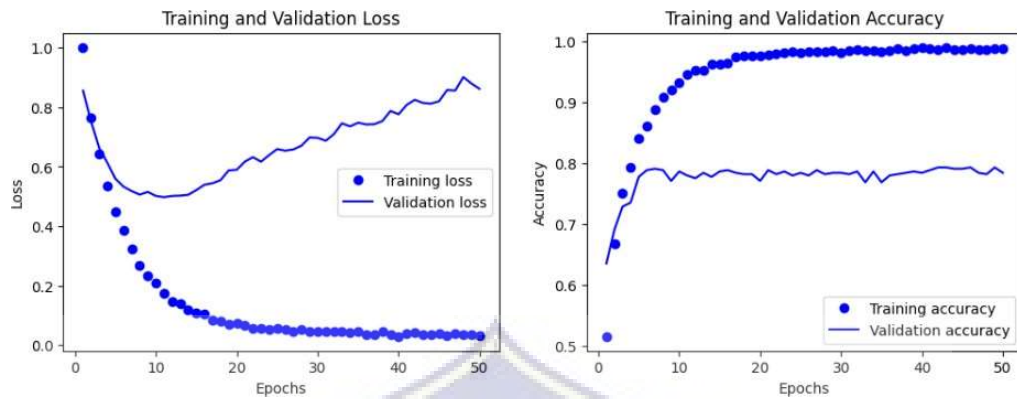
Epoch 50: val_acc did not improve from 0.79333
 127/127 - 1s - 9ms/step - acc: 0.9881 - loss: 0.0321 - val_acc: 0.7844 - val_loss: 0.8617

Epoch 1/50

 Epoch 11/50
 127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9750 - loss: 0.0720 - val_accuracy: 0.7178 - val_loss: 1.0111
 Epoch 12/50
 127/127 ----- 4s 33ms/step - accuracy: 0.9767 - loss: 0.0663 - val_accuracy: 0.7178 - val_loss: 1.0242
 Epoch 13/50
 127/127 ----- 7s 47ms/step - accuracy: 0.9777 - loss: 0.0597 - val_accuracy: 0.7289 - val_loss: 1.0945
 Epoch 14/50
 127/127 ----- 9s 38ms/step - accuracy: 0.9798 - loss: 0.0572 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.1016
 Epoch 15/50
 127/127 ----- 5s 40ms/step - accuracy: 0.9804 - loss: 0.0535 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.1787
 Epoch 16/50
 127/127 ----- 4s 34ms/step - accuracy: 0.9804 - loss: 0.0575 - val_accuracy: 0.7244 - val_loss: 1.1362
 Epoch 17/50
 127/127 ----- 7s 49ms/step - accuracy: 0.9833 - loss: 0.0525 - val_accuracy: 0.7156 - val_loss: 1.2225
 Epoch 18/50
 127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9805 - loss: 0.0512 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.2138
 Epoch 19/50
 127/127 ----- 7s 49ms/step - accuracy: 0.9825 - loss: 0.0480 - val_accuracy: 0.7222 - val_loss: 1.3049
 Epoch 20/50
 127/127 ----- 8s 34ms/step - accuracy: 0.9825 - loss: 0.0477 - val_accuracy: 0.7267 - val_loss: 1.2509

| | | | | | | | | | |
|-------------|-----|-----------|------------------|--------------|----------------------|------------------|--|--|--|
| Epoch 11/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9750 | loss: 0.0720 | val_accuracy: 0.7178 | val_loss: 1.0111 | | | |
| Epoch 12/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 33ms/step | accuracy: 0.9767 | loss: 0.0663 | val_accuracy: 0.7178 | val_loss: 1.0242 | | | |
| Epoch 13/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 47ms/step | accuracy: 0.9777 | loss: 0.0597 | val_accuracy: 0.7289 | val_loss: 1.0945 | | | |
| Epoch 14/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 9s | 38ms/step | accuracy: 0.9798 | loss: 0.0572 | val_accuracy: 0.7222 | val_loss: 1.1016 | | | |
| Epoch 15/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 5s | 40ms/step | accuracy: 0.9804 | loss: 0.0535 | val_accuracy: 0.7222 | val_loss: 1.1787 | | | |
| Epoch 16/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9804 | loss: 0.0575 | val_accuracy: 0.7244 | val_loss: 1.1362 | | | |
| Epoch 17/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 49ms/step | accuracy: 0.9813 | loss: 0.0525 | val_accuracy: 0.7156 | val_loss: 1.2225 | | | |
| Epoch 18/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 8s | 34ms/step | accuracy: 0.9805 | loss: 0.0512 | val_accuracy: 0.7222 | val_loss: 1.2138 | | | |
| Epoch 19/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 49ms/step | accuracy: 0.9825 | loss: 0.0480 | val_accuracy: 0.7222 | val_loss: 1.3049 | | | |
| Epoch 20/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 8s | 34ms/step | accuracy: 0.9825 | loss: 0.0477 | val_accuracy: 0.7267 | val_loss: 1.2509 | | | |
| Epoch 41/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 36ms/step | accuracy: 0.9832 | loss: 0.0351 | val_accuracy: 0.7333 | val_loss: 1.6849 | | | |
| Epoch 42/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9846 | loss: 0.0290 | val_accuracy: 0.7311 | val_loss: 1.7115 | | | |
| Epoch 43/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 6s | 40ms/step | accuracy: 0.9837 | loss: 0.0275 | val_accuracy: 0.7311 | val_loss: 1.7428 | | | |
| Epoch 44/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9836 | loss: 0.0272 | val_accuracy: 0.7356 | val_loss: 1.7582 | | | |
| Epoch 45/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9838 | loss: 0.0268 | val_accuracy: 0.7378 | val_loss: 1.7771 | | | |
| Epoch 46/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 6s | 45ms/step | accuracy: 0.9838 | loss: 0.0268 | val_accuracy: 0.7356 | val_loss: 1.7844 | | | |
| Epoch 47/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9840 | loss: 0.0265 | val_accuracy: 0.7356 | val_loss: 1.7929 | | | |
| Epoch 48/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 5s | 39ms/step | accuracy: 0.9837 | loss: 0.0265 | val_accuracy: 0.7311 | val_loss: 1.7876 | | | |
| Epoch 49/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 5s | 42ms/step | accuracy: 0.9833 | loss: 0.0264 | val_accuracy: 0.7333 | val_loss: 1.8165 | | | |
| Epoch 50/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9832 | loss: 0.0266 | val_accuracy: 0.7356 | val_loss: 1.7978 | | | |
| Epoch 31/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 8s | 33ms/step | accuracy: 0.9833 | loss: 0.0346 | val_accuracy: 0.7422 | val_loss: 1.4858 | | | |
| Epoch 32/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 50ms/step | accuracy: 0.9840 | loss: 0.0318 | val_accuracy: 0.7467 | val_loss: 1.5653 | | | |
| Epoch 33/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 8s | 34ms/step | accuracy: 0.9829 | loss: 0.0335 | val_accuracy: 0.7444 | val_loss: 1.5624 | | | |
| Epoch 34/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 45ms/step | accuracy: 0.9836 | loss: 0.0314 | val_accuracy: 0.7489 | val_loss: 1.6555 | | | |
| Epoch 35/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 10s | 41ms/step | accuracy: 0.9826 | loss: 0.0318 | val_accuracy: 0.7311 | val_loss: 1.6092 | | | |
| Epoch 36/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 5s | 42ms/step | accuracy: 0.9835 | loss: 0.0296 | val_accuracy: 0.7444 | val_loss: 1.7234 | | | |
| Epoch 37/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 4s | 34ms/step | accuracy: 0.9715 | loss: 0.0703 | val_accuracy: 0.6733 | val_loss: 1.9027 | | | |
| Epoch 38/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 50ms/step | accuracy: 0.9585 | loss: 0.1270 | val_accuracy: 0.7022 | val_loss: 1.4993 | | | |
| Epoch 39/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 8s | 34ms/step | accuracy: 0.9761 | loss: 0.0631 | val_accuracy: 0.7200 | val_loss: 1.7707 | | | |
| Epoch 40/50 | | | | | | | | | |
| 127/127 | 7s | 50ms/step | accuracy: 0.9755 | loss: 0.0555 | val_accuracy: 0.7333 | val_loss: 1.6523 | | | |

Lampiran 7. Grafik accuracy dan loss



Lampiran 8. Hasil prediksi

F1 Score: 0.7849431474349392

Precision: 0.7883171608753003

Recall: 0.7822222222222223

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0 | 0.84 | 0.79 | 0.81 | 152 |
| 1 | 0.68 | 0.69 | 0.68 | 131 |
| 2 | 0.83 | 0.85 | 0.84 | 167 |
| micro avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| macro avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| weighted avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| samples avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |

Lampiran 9. Hasil Klasifikasi

F1 Score: 0.7845433191303397

Precision: 0.7851039453753336

Recall: 0.7844444444444445

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0 | 0.83 | 0.79 | 0.81 | 152 |
| 1 | 0.68 | 0.69 | 0.69 | 131 |
| 2 | 0.83 | 0.85 | 0.84 | 167 |
| accuracy | | | 0.78 | 450 |
| macro avg | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 450 |
| weighted avg | 0.79 | 0.78 | 0.78 | 450 |

Lampiran 10. Dataset uji hasil prediksi

| ID | Ulasan | Label Sebenarnya | Prediksi |
|----|---|------------------|----------|
| 1 | Kurang memuaskan wisatawan Banyak tandatanda yang tidak terlalu nampak terlihat | Negatif | Negatif |
| 2 | Tidak jelas apakah GDP sudah buka atau tidak | Positif | Negatif |
| 3 | Tidak sejuk dan tidak nyaman | Negatif | Negatif |
| 4 | Sayang sekali sudah tiba di rumah pengalaman tidak begitu memuaskan | Negatif | Negatif |
| 5 | Cocok utk anak2nya tanaman dan pohon membuat tempat ini sejukada arena main utk anak2 yg murah mariahiketnya jg murah | Netral | Netral |
| 6 | Tempat parkirnya luas tetapi wahana mainnya kurang bagus | Negatif | Negatif |
| 7 | Bahana bermain air yang luas harap diperhatikan keberutamaannya ilka pengunjung ramai orang tua tetap mendampingi anak-anaknya Ujifgaard nya kurang | Negatif | Netral |
| 8 | Tempat luas ada ata motor listrik water park kebun buah dan sayur utamana durian offroad | Netral | Netral |
| 9 | Tiap wahana memiliki jadwal yang berbedabeda untuk digunakan | Positif | Positif |
| 10 | direkomendasikan untuk liburan keluarga sayangnya tempatnya agak kurang bersih | Positif | Negatif |
| 11 | Suasananya sangat nyaman dan menyenangkan cocok untuk refreshing | Netral | Netral |
| 12 | Pantai lagi jangan datang siang | Negatif | Positif |
| 13 | Tidak mahal tapi wahana terbatas | Positif | Negatif |
| 14 | Tempat wisata nyaman dan mantap | Netral | Netral |
| 15 | Lumayan bagus sekian lama tidak masuk kesini tidak ada yg berubah uang masuknya saya dikemakan patolan 5000 per kendaraan .. murah kan | Netral | Negatif |
| 16 | Vila luas tapi sebarang sudah sunyi | Positif | Netral |
| 17 | Rekomendasi tempat liburan akhir tahun bersama keluarga saah walaupun harga yg lbhnya lumayan mahal tapi semua dibayarakan dengan fasilitas yang disediakan | Netral | Negatif |
| 18 | Cocok untuk pengunjung bermain air | Positif | Positif |
| 19 | motorannya mahal | Negatif | Negatif |
| 20 | Sangat buruk untuk keluarga utk santai | Negatif | Negatif |
| 21 | Fasilitas kurang lengkap tidak terawat dengan baik banyak area yang tidak bersih | Negatif | Negatif |
| 22 | Banyak yang perlu renovasi | Negatif | Positif |
| 23 | Tolong diperbaiki lagi SDM nya | Positif | Positif |
| 24 | Tempatnya bagus namun tidak bersih karena tidak ada dominya sehingga panas walaupun berenang sampai siang Nisium ada mushofah dan kantin yang tersedia Td | Positif | Netral |
| 25 | Cocok untuk menghabiskan akhir pekan bersama keluarga | Positif | Positif |
| 26 | Sudah sering ke sini dan tidak pernah bosan apalagi ada tambahan kolam bisa Harga tiket terjangkau | Netral | Negatif |
| 27 | Nak main buah | Negatif | Negatif |
| 28 | Wahannya ayuk | Netral | Positif |
| 29 | Pantai putih dan launya indah | Positif | Positif |
| 30 | Cocok untuk family gathering Ada berbagai promo special baik itu dengan bank atau promo lain lumayan | Netral | Netral |
| 31 | Mau tanya Harga masuknya berapa sebnyanya kya mau pga beres | Positif | Positif |
| 32 | Kualitas air bagus permukaan air beragat-jelatin baik tempatnya | Positif | Netral |
| 33 | Udaranya sejukcup bersih ah tempatnya | Netral | Positif |
| 34 | Aggi yang mencari suasana pantai dengan pasir putih dan berbeaya pemandangan yang indah boleh datang | Positif | Positif |
| 35 | memiliki tampan yang keren | Positif | Positif |
| 36 | Tempat bagus tapi sistem tiket berbedabeda membuatnya kurang praktis | Positif | Positif |
| 37 | Itu pantai sangat pribadi | Negatif | Negatif |
| 38 | Tempatnya buruk tidak bersih dan kurang nyaman | Negatif | Negatif |
| 39 | cocok berlibur bersama keluarga | Positif | Positif |
| 40 | Tutupi objek Pandemi tanggal 27 Juni 2021 | Positif | Positif |
| 41 | Ada area bermain anak | Netral | Netral |
| 42 | Suasana nya nyaman Kalam dengan atap sehingga anak bisa bermain walau Terik Terpadu kayak untuk diawakan dari bisa untuk menghap | Netral | Netral |
| 43 | tidak bagus | Negatif | Negatif |
| 44 | Tempat Berwisata keren perfect | Positif | Netral |
| 45 | Tempatnya bagus dan luas | Negatif | Netral |
| 46 | Fasilitas untuk ber nya tidak memadai Terlalu sedikit dan yang bisa dipakai untuk wahana | Netral | Negatif |
| 47 | Tempat yang mantap untuk wisata edukasi begitu bagus untuk keluarga | Netral | Netral |
| 48 | Tempat ini diarahkan oleh penduduk setempat begitu indah akan tetapi sayangnya ada busuk berbau yang mungkin dengan tidak sepuas membuang sampah bukan | Negatif | Negatif |
| 49 | Salah satu destinasi tempat wisata terbaru di Sulawesi Selatan | Negatif | Negatif |
| 50 | Matahari terbenam yang seharusnya indah di pantai ini tidak terlihat karena terhalang lagi bangunan pengunjung | Negatif | Positif |
| 51 | Tempat yang tidak baik untuk berkegiatan dan melepaskan asap | Negatif | Negatif |
| 52 | Tempatnya bagus dan untuk ukuran tempat wisata lumayan murah | Netral | Netral |
| 53 | Untuk keberuntungan tik burung dan penyiraman gatreb sama dari biaya masuk | Netral | Negatif |
| 54 | Tempat yang menyenangkan untuk refreshing bersama orang-orang terdekat | Positif | Positif |
| 55 | Surung Waterpark wisata air terbaru dan lengkap di Sulawesi Selatan pasti ga nyasar deh | Positif | Positif |
| 56 | Waterpark dengan wahana lengkap Meskipun harus menunggu setiap wahana dibuka karena masalah jam operasional masing-masing | Netral | Positif |
| 57 | Sangat buruk tapi cukup alami | Negatif | Negatif |
| 58 | Tempat ini memiliki banyak keunikan | Negatif | Positif |
| 59 | Pantai ini lebih tertata dan dikelola dengan baik dibandingkan ilka hanya saja ada biaya parkir untuk masuk ke area ini yang cukup mahal | Positif | Positif |
| 60 | Sebagi pemandangannya indah warna airnya ada 2 cocok untuk healing | Positif | Positif |
| 61 | Ada kolam pancing permahan mobil offroad anak tanaman buah2an dan kmp permainan buat anak | Netral | Netral |
| 62 | kecewa dengan kondisi umum tempat ini dari ulasan direkomendasikannya untuk liburan | Negatif | Negatif |
| 63 | Diribak sangat tenang dan polten dingin | Netral | Netral |
| 64 | Tempatnya keren Hiding ramai dan seru wahana permainan | Netral | Netral |
| 65 | Membuat hati senang | Positif | Positif |
| 66 | Mauk indah | Netral | Positif |
| 67 | Tempat yang sangat baik untuk menghabiskan waktu akhir pekan bersama keluarga | Positif | Positif |
| 68 | Anak-anak puas bermain tetapi harapannya agar harganya tidak terlalu mahal agar semua keluarga bisa menikmati dan lebih ramai | Positif | Negatif |
| 69 | Tempatnya kurang bagus dan sulit dijangkau | Negatif | Negatif |
| 70 | Tidak cocok untuk bermain air laut atau menikmati angin di pantai baik siang maupun malam | Negatif | Negatif |
| 71 | Banyak wahana rekreasi yang mengasikan dan menantang ada wave poolnya | Positif | Netral |
| 72 | Atas2h2h jek banget Aku sangat amat tidak merekomendasikan tempat ini untuk berwisata pantai Airnya kotor | Negatif | Negatif |
| 73 | Pantai ini memiliki pasir putih dan tepi Setiap mesor di sini terasa seperti memiliki pantai pribadi | Positif | Positif |
| 74 | Tempat edukasi anak praud harga terjangkau dan amanasi dan menarik | Netral | Netral |
| 75 | Mantap wahana nya | Netral | Netral |
| 76 | Wahana di tempat ini lumayan keren | Positif | Positif |
| 77 | Wahannya bagus dan bersih tapi kurang praktis untuk anak-anak | Negatif | Positif |
| 78 | Tempatnya jadi lebih cozy untuk sekedar nongkrong bersama teman dan keluarga sayangnya air launya kotor jadi fungsi rekreasinya berkurang | Negatif | Negatif |
| 79 | Sangat ramai tapi masuk kotor banyak sampah perlu dikelola dengan baik oleh pemerintah dan atrogkatkan fasilitas pelayanannya | Positif | Negatif |
| 80 | Tempat jualannya tidak teratur biar indah | Negatif | Negatif |
| 81 | Pantainya tidak kotor dengan harga masuk 5000 untuk motor murah parkir motor 5000 apabila mau parkir busgalo kena charger 5000/umurak | Netral | Negatif |
| 82 | Tempat wisata keluarga paling terbaik di KABGOWA | Netral | Netral |
| 83 | Tempat liburan keluarga yang kurang nyaman sepanjang hari berada disini sangat membosankan | Negatif | Negatif |
| 84 | Lumayan bagus hanya saja wahana tdk aktif semua Sangat disayangkan | Positif | Netral |
| 85 | Meskipun menyediakan berbagai fasilitas kolam renang di tempat ini dinilai kurang bagus dari tiket masuknya terlalu mahal menurut beberapa pengunjung | Negatif | Negatif |
| 86 | Tempat bermain yang menyenangkan untuk anak-anak | Netral | Netral |
| 87 | Banyak wahannya tempatnya bersih karyawannya juga ramahramah salah satu tempat yang bagus untuk self healing | Netral | Netral |
| 88 | 713 kondisinya kurang terawat dan kotor | Negatif | Negatif |
| 89 | penghap dan biaya masuk yang jangkawannya terlalu mahal membuat aku gak mau datang lagi | Negatif | Negatif |
| 90 | Tempat yg adem cocok buat santai bersama keluarga dgn kolam renang buat anak-anak dan dewasa dan karok masuk yg murah | Netral | Netral |
| 91 | Tempatnya tidak nyaman dan tidak sejuk | Negatif | Negatif |

| | | |
|---|---------|---------|
| 1329 Tempat edukasi anak dan mini zoo yang butuh pembenahan | Negatif | Netral |
| 1330 Tempat wisata paling baik untuk wilayah Makassar banyak wahana permainan air dan banyak kolam renangya dari anak kecil hingga orang dewasa Yang paling saya | Netral | Netral |
| 1331 tersedia transportasi umum yang bisa dijangkau untuk keluar dari Bagh Waterpark | Positif | Netral |
| 1332 Mahal | Negatif | Negatif |
| 1333 GOTTOM doch destinasi wisata pantai pasir putih di sulawesi selatan | Positif | Positif |
| 1334 Saya tidak puas dengan pengalaman bermain di sini | Negatif | Negatif |
| 1335 Pantai di tempat ini dianggap kurang bagus oleh beberapa pengunjung karena kualitas air lautnya yang kurang baik | Negatif | Negatif |
| 1336 Tempat yang baik untuk berlibur bersama keluarga tercinta | Netral | Netral |
| 1337 Menyukai pantai terutama jika pasinya putih dan bersih | Positif | Positif |
| 1338 Terimakasih untuk pemilik wisata menghadirkan wisata yg ramah kantong | Netral | Netral |
| 1339 Padi kasar tidak lembut injang tidak bersih | Negatif | Negatif |
| 1340 Untuk rombongan lebih hemat pakai voucher | Positif | Positif |
| 1341 nyaman untuk bersantai | Positif | Netral |
| 1342 Lur biasa jeddit saran mungkin Musofikanya sedikit diperluas lagi | Netral | Negatif |
| 1343 Waterpark ini merupakan salah satu waterpark terbesar di Makassar | Positif | Positif |
| 1344 Parkir mahal seharga 10 ribu rupiah dan kebersihan pantainya tidak terjaga dengan baik membuat pengalaman berkunjung menjadi tidak menyenangkan | Negatif | Negatif |
| 1345 Harusnya tempat ini bisa setara lah baik hanya yng kurang pemeliharaan | Positif | Positif |
| 1346 Tidak menarik untuk libah. Dubound LDF SCRN TIP UNM | Negatif | Negatif |
| 1347 Pantai nya indah keren | Positif | Positif |
| 1348 Fasilitas kamarnya sangat nyaman | Netral | Negatif |
| 1349 Canggih | Positif | Negatif |
| 1350 Sekarang lebih baik dari sebelumnya tetapi masih ada beberapa kekurangan | Negatif | Positif |
| 1351 Meskipun menyenangkan dengan taman kurung dan kolernya beberapa fasilitas seperti kapal-kapal untuk dewasa dan tingginya lunturnya perlu diperhatikan untuk ke | Negatif | Negatif |



Bab I MUH. RIZAL AMAL

105841110120

by Tahap Tutup



Submission date: 21-Aug-2024 01:55PM (UTC+0700)

Submission ID: 2435417193

File name: BAB_I_-_2024-08-21T135456.741.docx (27.96K)

Word count: 952

Character count: 6319

ORIGINALITY REPORT

9%

SIMILARITY INDEX

9%

INTERNET SOURCES

3%

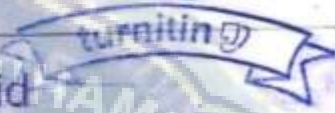
PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

| | | |
|---|---|----|
| 1 | repository.its.ac.id Internet Source | 3% |
| 2 | anzdoc.com Internet Source | 2% |
| 3 | repository.stiedewantara.ac.id Internet Source | 2% |
| 4 | teknologiterkini.org Internet Source | 2% |



Exclude quotes On
Exclude bibliography On

Exclude matches On

Bab II MUH. RIZAL AMAL

105841110120

by Tahap Tutup



Submission date: 21-Aug-2024 01:57PM (UTC+0700)

Submission ID: 2435417675

File name: BAB_II_-_2024-08-21T135457.649.docx (238.2K)

Word count: 1675

Character count: 11148

ORIGINALITY REPORT

| | | | |
|--------------------------------|--------------------------------|---------------------------|-----------------------------|
| 23% SIMILARITY INDEX | 25% INTERNET SOURCES | 8% PUBLICATIONS | 7% STUDENT PAPERS |
|--------------------------------|--------------------------------|---------------------------|-----------------------------|

PRIMARY SOURCES

| | | |
|---|---|----|
| 1 | j-ptiik.ub.ac.id Internet Source | 4% |
| 2 | openlibrarypublications.telkomuniversity.ac.id Internet Source | 4% |
| 3 | repository.its.ac.id Internet Source | 4% |
| 4 | Submitted to Sriwijaya University Student Paper | 3% |
| 5 | ejournal.unesa.ac.id Internet Source | 2% |
| 6 | jurnal.yudharta.ac.id Internet Source | 2% |
| 7 | Submitted to unimal Student Paper | 2% |
| 8 | Submitted to Universitas Muslim Indonesia Student Paper | 2% |
| 9 | digilib.esaunggul.ac.id Internet Source | 2% |

Bab III MUH. RIZAL AMAL

105841110120

by Tahap Tutup



Submission date: 21-Aug-2024 01:57PM (UTC+0700)

Submission ID: 2435417865

File name: BAB_III_-_2024-08-21T135458.508.docx (197.53K)

Word count: 946

Character count: 6214

Bab III MUH. RIZAL AMAL 105841110120

ORIGINALITY REPORT

8%

SIMILARITY INDEX

8%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

3%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

jurnal.untan.ac.id

Internet Source

2%

2

etheses.uin-malang.ac.id

Internet Source

2%

3

jurnal.murnisadar.ac.id

Internet Source

2%

4

eprints.peradaban.ac.id

Internet Source

2%

Exclude quotes On

Exclude bibliography On

Exclude matches



Bab IV MUH. RIZAL AMAL

105841110120

by Tahap Tutup



Submission date: 20-Aug-2024 02:09PM (UTC+0700)

Submission ID: 2434902321

File name: BAB_IV_-_2024-08-20T135858.732.docx (1.04M)

Word count: 5023

Character count: 35824

Bab IV MUH. RIZAL AMAL 105841110120

ORIGINALITY REPORT

| | | | |
|-------------------------------|-------------------------------|---------------------------|-----------------------------|
| 2% SIMILARITY INDEX | 3% INTERNET SOURCES | 9% PUBLICATIONS | 0% STUDENT PAPERS |
|-------------------------------|-------------------------------|---------------------------|-----------------------------|

PRIMARY SOURCES

| | | | |
|----------|--|--|-----------|
| 1 | digilibadmin.unismuh.ac.id Internet Source |  | 2% |
|----------|--|--|-----------|

Exclude quotes Off Exclude matches Off
Exclude bibliography Off



Bab V MUH. RIZAL AMAL

105841110120

by Tahap Tutup



mission date: 20-Aug-2024 02:15PM (UTC+0700)

mission ID: 2434903970

name: BAB_V_-_2024-08-20T135857.791.docx (15.5K)

rd count: 262

racter count: 1664

ORIGINALITY REPORT

4%

SIMILARITY INDEX

0%

INTERNET SOURCES

0%

PUBLICATIONS

4%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

Submitted to Universitas Muhammadiyah
Makassar

Student Paper

4%



turnitin

Exclude quotes

Off

Exclude bibliography

Off

Exclude matches

< 2%

