

# **Sentiment Analysis on Google Play Store Reviews to Measure User Perception of the Gojek Application Using CNN**

**Cahya Rahmi Anissa<sup>1\*</sup>, Ken Ditha Tania<sup>2\*</sup>, Winda Kurnia Sari<sup>3\*</sup>**

\*Sistem Informasi, Universitas Sriwijaya

[cahyaaarahmi@gmail.com](mailto:cahyaaarahmi@gmail.com)<sup>1</sup>, [kenya.tania@gmail.com](mailto:kenya.tania@gmail.com)<sup>2</sup>, [windakurniasari@unsri.ac.id](mailto:windakurniasari@unsri.ac.id)<sup>3</sup>

---

## **Article Info**

### **Article history:**

Received 2025-09-08

Revised 2025-10-26

Accepted 2025-11-05

---

### **Keyword:**

*CNN,*

*Gojek,*

*Random Sampling,*

*Sentiment Analysis.*

---

## **ABSTRACT**

This study was conducted to analyze sentiment towards user reviews from the Google Play Store regarding the Gojek application. The analysis aims to measure user perceptions using a Convolutional Neural Network (CNN). This study aims to understand user views on the Gojek application. By understanding user perceptions, the information obtained can be utilized by the company's service team to improve the quality of the application for users. User perceptions are grouped into three labels: positive, neutral, and negative. To produce an effective model, this study uses three data sharing ratios simultaneously with the same parameters: 90:10, 80:20, and 70:30. Due to the large amount of data, random sampling is needed to balance the data and thus increase accuracy in the data processing process. Model evaluation was carried out using a confusion matrix, precision, recall, and F1-Score. The results obtained with the highest accuracy of 84.29%. This study successfully demonstrates that CNN is able to process user review data well.



This is an open access article under the [CC-BY-SA](#) license.

---

## **I. PENDAHULUAN**

Transportasi merupakan salah satu kebutuhan dasar manusia untuk sarana berpergian menjalankan aktivitas sehari-hari. Namun tidak seluruh masyarakat memiliki transportasi pribadi dan memilih untuk menggunakan transportasi umum [1]. Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, masyarakat di Indonesia mulai tertarik untuk menggunakan transportasi *online* agar lebih efisien. Transportasi *online* adalah salah satu bentuk alat transportasi yang memanfaatkan ilmu pengetahuan teknologi [2]. Salah satunya Gojek yang menempati posisi kuat di pasar Indonesia. Gojek adalah platform aplikasi yang memiliki berbagai layanan seperti pengantaran makanan, logistik, dan pembayaran digital [3]. Jutaan pengguna dapat menyuarakan penilaian mereka secara langsung dan transparan melalui *platform Google Play Store*. Ulasan-ulasan tersebut sebagai tolak ukur yang efektif dan efisien untuk memperoleh informasi tentang suatu produk [4]. Ulasan yang didapatkan dapat berupa saran positif maupun keluhan negatif.

Gojek selalu menerima ribuan data ulasan baru tiap harinya. Terdapat lebih dari 100 juta unduhan dengan rating 4,6 dan lebih dari 5,78 juta ulasan yang tersedia [5].

Manajemen Gojek tidak memiliki gambaran *real-time* mengenai dampak yang ditimbulkan dari kebijakan yang baru karena jumlah data yang dihasilkan terlalu besar sehingga sulit untuk dianalisis. Kegiatan pemasaran terkait produk atau jasa agar bisa lebih dikenal oleh banyak pengguna bergantung pada proses analisis, perencanaan, pelaksanaan, dan pengawasan serta pengendalian agar bisa mencapai target yang ingin dicapai [6]. Seluruh data yang dihasilkan dimanfaatkan untuk mendapatkan informasi yang bisa dijadikan untuk pengambilan keputusan bagi perusahaan. Keputusan tersebut sangat mempengaruhi perilaku pengguna memutuskan untuk menggunakan suatu produk [7]. Tanpa melakukan analisis, Gojek dapat beresiko kehilangan peluang pasar karena tidak mampu beradaptasi dengan perubahan.

Gojek masih menggunakan metode manual dan tidak responsif dalam proses menganalisis dan pengambilan keputusan. Menjalankan proses pengambilan keputusan dengan menggunakan metode ini diperlukan banyak waktu, biaya, sumber daya manusia yang banyak, dan rentan terhadap bias manusia. Maka dari itu, diperlukannya metode yang lebih modern, yaitu *Business Intelligence* (BI). BI merupakan teknik yang digunakan untuk menganalisis riwayat data perusahaan untuk mendukung pengambilan

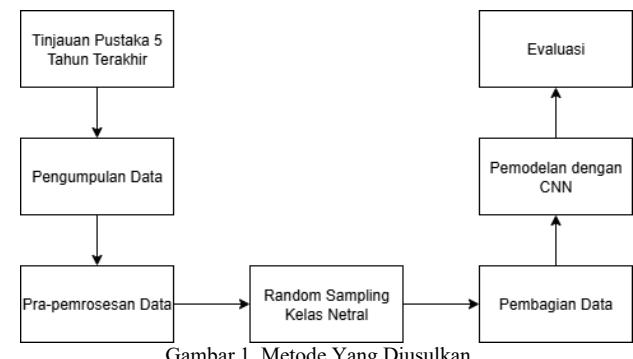
keputusan yang bisa memberikan dampak efisiensi, daya saing, dan pendapatan [8]. Bagi beberapa perusahaan, BI berperan penting sebagai sumber informasi utama untuk pengembangan bisnis. BI memiliki konsep dan metode untuk meningkatkan kualitas keputusan bisnis yang diambil dari *database* [9]. Gojek dapat melakukan penerapan BI untuk mengatasi tekanan ini.

Dalam pengolahan data berupa teks diperlukan penerapan *text mining*. *Text mining* adalah kumpulan teks dalam sebuah dokumen yang dianalisis secara otomatisasi oleh komputer untuk mendapatkan sebuah informasi yang bernilai [10]. Perusahaan dapat mengetahui isi pesan dari teks yang ditulis oleh pengguna. Hal itu dapat dilakukan dengan analisis yang lebih kompleks dengan pendekatan *deep learning*. *Deep learning* adalah metode yang memanfaatkan *artificial neural network* yang berlapis-lapis dibuat seperti otak manusia yang dimana neuron-neuron saling terkoneksi satu sama lain hingga membentuk sebuah jaringan yang rumit [11]. Dengan ini, Gojek dapat memahami, memprediksi, dan mendeteksi potensi pelanggan berdasarkan dari data historis yang selalu berkembang. Kemampuan *deep learning* yaitu memberikan hasil yang lebih baik dan setara dengan volume data yang ditambahkan [12]. Terdapat banyak algoritma dari *deep learning*, salah satunya *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan algoritma yang dapat melakukan pengolahan data berupa gambar dan suara [13]. Beberapa peneliti menggunakan CNN untuk analisis sentimen. Analisis sentimen merupakan metode untuk mengklasifikasikan objek ke dalam jumlah kategori sentimen tertentu [14]. Pemodelan CNN sering kali digunakan dalam penelitian untuk analisis sentimen karena dikenal sangat unggul dalam melakukan klasifikasi. Sistem ini dirancang untuk mengklasifikasikan ulasan-ulasan pengguna Gojek pada *Google Play Store* ke dalam tiga sentimen yaitu positif, negatif, dan netral. Dengan demikian, Gojek dapat memahami persepsi publik terhadap layanan yang diberikan.

Dalam penelitian ini, dilakukan pencarian beberapa studi literatur yang berkaitan. Pada penelitian yang dilakukan oleh [15] mengenai ulasan aplikasi babit dan bareksa berbahasa indonesia menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* (KNN). Hasil evaluasi menunjukkan bahwa metode KNN mampu memberikan nilai akurasi, presisi, dan recall yang cukup baik sehingga dapat digunakan untuk menilai persepsi positif dan negatif pengguna aplikasi babit dan bareksa. Studi analisis sentimen yang dilakukan oleh [16] tentang review film berbahasa indonesia menggunakan TF-IDF dan *Support Vector Machine* (SVM). Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa semakin banyak data training yang digunakan akan memengaruhi kinerja model. Penelitian selanjutnya oleh [17] melakukan analisis perbandingan metode algoritma *Support Vector Machine* (SVM) dan *Naive Bayes Classifier* (NBC) dalam mengklasifikasi ulasan aplikasi kredivo berbahasa indonesia. Dengan hasil yang didapatkan nilai akurasi SVM lebih besar dibandingkan NBC yang artinya algoritma SVM sedikit lebih baik digunakan untuk analisis dalam berbasis teks.

## II. METODE

Metodologi penelitian adalah panduan dalam melaksanakan penelitian. Hal ini membantu agar alur penelitian dari awal hingga akhir tidak menyimpang. Berikut ini alur penelitian yang digunakan untuk penelitian ini. Berikut ini ditunjukkan pada Gambar 1 metode yang diusulkan untuk penelitian ini.



Gambar 1. Metode Yang Diusulkan

### A. Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, data yang digunakan diperoleh dari sumber dataset publik yang tersedia secara terbuka secara umum. Dalam dataset tersebut terdapat 225.002 data ulasan aplikasi Gojek dari *Google Play Store*. Setiap ulasan sentimen diberikan dalam bentuk kategori biner. Penentuan label ditentukan dengan tiga kelas yaitu, positif, negatif, dan netral. Jumlah data yang mencakup banyak opini dari berbagai pengguna memberikan peluang besar untuk mendapatkan hasil yang akurat. Berikut ini menunjukkan tabel distribusi ulasan pengguna aplikasi Gojek pada *Google Play Store*.

TABEL 1  
DISTRIBUSI ULASAN GOJEK

Penilaian	Jumlah Ulasan	Label (Biner)
Bintang 1	45.229	0 (Negatif)
Bintang 2	8.942	0 (Negatif)
Bintang 3	9.46	1 (Netral)
Bintang 4	14.316	2 (Positif)
Bintang 5	147.055	2 (Positif)

Secara struktur, dataset terdiri dari beberapa kolom yang memuat informasi penting untuk proses pengolahan data. Dapat dilihat pada Tabel 1, masing-masing kolom berisi informasi penting berkaitan langsung dengan isi ulasan. Setiap kolom memiliki fungsi dan peran untuk melakukan proses analisis sentimen. Kolom tersebut digunakan dalam tahap pelabelan data agar model dapat mempelajari pola yang ada secara optimal. Ditunjukkan pada Tabel 2 yang menjelaskan secara lengkap mengenai tiap masing-masing kolom pada dataset yang digunakan.

TABEL 2  
DESKRIPSI KOLOM PADA TABEL ULASAN GOJEK

Kolom	Tipe Data	Keterangan
username	string	Identitas pengguna yang menuliskan ulasan
content	string	Opini atau tanggapan yang disampaikan oleh pengguna
score	int	Penilaian yang diberikan oleh pengguna
at	datetime	Waktu ketika ulasan dikirimkan
appVersion	string	Versi aplikasi yang digunakan saat ulasan dibuat

### B. Pra-pemrosesan Data

Pada tahapan ini, hal yang pertama kali dilakukan adalah menyiapkan data yang akan digunakan untuk analisis. Dalam melakukan analisis sentimen, data yang digunakan berupa kumpulan ulasan atau opini publik yang belum siap untuk pelatihan model. Data yang digunakan sering kali masih terdapat banyak elemen yang tidak berkaitan seperti adanya tanda baca, angka, emoji, huruf kapital, hingga karakter khusus seperti tanda tanya atau simbol yang berulang. Pemrosesan diperlukan untuk membersihkan data tersebut menjadi lebih bersih dan terstruktur agar lebih efektif dan efisien agar hasilnya sesuai dengan yang ingin dicapai [18]. Terdapat beberapa proses dari tahapan pemrosesan yaitu *cleaning*, *case folding*, *tokenizing*, *stopword*, dan *padding*.

Kumpulan data ulasan tersebut dikonversi menjadi bentuk string agar tidak terjadi error saat dilakukan pemrosesan selanjutnya. Komputer tidak dapat membaca teks dalam bentuk kalimat atau paragraf sehingga membutuhkan representasi angka agar dapat melakukan proses komputasi. Data teks yang sudah dibersihkan harus dilalui dengan proses tokenizing terlebih dahulu. *Tokenizing* adalah proses pemisahan kata menjadi kata per kata [19]. *Tokenizing* bertujuan untuk mengubah kata-kata dalam kalimat menjadi sebuah deretan angka. Setiap angka tersebut berdasarkan kamus yang dibuat secara otomatis dari dataset yang sudah dimasukkan sebelumnya. Setelah melakukan proses *tokenizing*, angka-angka tersebut diolah dengan *padding*. *Padding* adalah proses untuk menyamakan jumlah token dalam setiap input agar semua data memiliki panjang yang sama [20]. Dengan menggunakan padding pada angka setelah proses tokenisasi, model CNN dapat dengan mudah memahami dan mempelajari pola kata.

### C. Random Sampling Kelas Netral

Pada setiap kelas sentimen biasanya terdapat ketidakseimbangan jumlah data. Ketidakseimbangan ini menyebabkan model mesin menjadi bias terhadap kelas yang jumlahnya lebih dominan [21]. Hal tersebut akan memengaruhi hasil akurasi dan juga kinerja dari model. Dalam dataset ini, kelas netral termasuk ke dalam jumlah yang sedikit. Kelas sentimen netral sering kali bersifat samar karena tidak menunjukkan positif maupun negatif. Maka dari itu, pada penelitian ini menggunakan teknik *balancing* yaitu

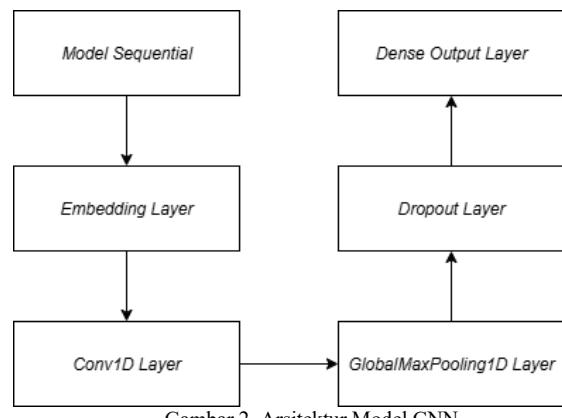
*random oversampling*. *Random oversampling* adalah teknik penyeimbangan jumlah data secara acak dari kelas minoritas ke dalam data training [22]. Penambahan data netral secara acak sehingga model mesin dapat mendeteksi pola kata-kata yang bersifat netral. Dengan menggunakan teknik ini, jumlah distribusi data antar kelas menjadi seimbang.

### D. Pembagian Data

Secara umum, pembagian dataset menjadi dua yaitu, data latih dan data uji. Tujuan dari pembagian data adalah untuk melatih model dapat belajar dari sebagian data dan menguji kemampuannya pada data yang belum pernah digunakan. Data latih belum diketahui label atau kelasnya yang akan digunakan untuk membangun model [23]. Sedangkan, data uji digunakan untuk mengevaluasi performa model dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya. Dalam pengimplementasian CNN, sering kali terjadi masalah *overfitting* [24]. *Overfitting* terjadi saat model mesin terlalu terikat dengan pola yang ada pada data pelatihan, sehingga menurunkan kemampuannya untuk generalisasi data yang belum pernah ditemukan. Pada penelitian ini, data dibagi ke dalam tiga rasio yang berbeda yaitu, 90:10, 80:20, dan 70:30. Pembagian tiga rasio tersebut untuk mengukur performa dari model yang digunakan. Selain itu juga, dapat menilai apakah model yang digunakan cukup stabil untuk di berbagai rasio. Dengan ini, dapat mengetahui banyaknya data yang dibutuhkan untuk mengenali sentimen dari ulasan pengguna aplikasi Gojek dengan baik dan efisien.

### E. Pemodelan dengan Convolutional Neural Network (CNN)

Setelah melakukan pembagian dataset, tahapan berikutnya adalah melatih model yang dipilih. Pada penelitian ini, model CNN dipilih karena kemampuannya mengekstraksi fitur lokal dalam teks. CNN berperan sebagai mekanisme memilih fitur otomatis yang efektif dalam menangkap dependensi lokal pada teks [25]. Fitur lokal tersebut dapat berupa kombinasi kata, frasa, atau urutan kata tertentu yang memiliki makna yang kuat dalam menganalisis sentimen. Model tersebut dapat memberikan hasil yang kompetitif dan efektif dibandingkan metode lain [26]. Adapun susunan arsitektur model dari *Convolutional Neural Network* (CNN) pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur Model CNN

Berdasarkan Gambar 2 di atas, model diawali dengan *model sequential* yaitu struktur tiap *layer* dibangun secara berurutan dari awal hingga akhir. Pada penelitian ini, *layer* pertama adalah *embedding layer* yang berfungsi untuk mengubah data teks menjadi angka-angka berdimensi 128 yang bisa dipahami oleh komputer. Setelah itu, data masuk ke *Conv1D layer* dengan 128 filter dan *kernel size* 5 yaitu untuk mencari pola-pola penting dalam kalimat. Lalu, hasilnya dimasukkan ke dalam *GlobalMaxPooling1D layer* yang akan memilih informasi yang dinilai paling penting dari proses sebelumnya. Selanjutnya, data akan diproses ke *dropout layer* dengan nilai 0.5 untuk mematikan beberapa bagian secara acak saat latihan agar model tidak bergantung dengan data latih sehingga bisa bekerja lebih baik saat melihat data yang baru. Terakhir, hasil akhir masuk ke *dense output layer*, yang dimana akan menentukan kelas dari ulasan tersebut termasuk ke dalam kelas positif, negatif, atau netral. D. Model ini dikompilasi menggunakan *categorical\_crossentropy* sebagai fungsi *loss*, *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.0001 serta *accuracy* sebagai metrik evaluasi. Proses pelatihan dilakukan hingga 50 *epoch* dengan bantuan *early stopping* agar pelatihan dapat dihentikan lebih awal ketika tidak ada peningkatan yang signifikan pada data validasi.

#### F. Evaluasi

Tahapan akhir dari metode penelitian adalah evaluasi. Hasil evaluasi berupa *confusion matrix*, *recall*, *F1 score*, *precision*, dan akurasi akhir. Metrik pengukuran tersebut untuk memberikan penilaian secara menyeluruh terhadap performa dari model yang digunakan untuk memprediksi tiga kelas sentimen. *Confusion matrix* berfungsi agar dapat mengetahui jenis kesalahan prediksi yang dilakukan model [27]. Adapun juga tampilan *dashboard* untuk memberikan informasi dari hasil analisis ulasan pengguna. Hasil *dashboard* berupa grafik dan menampilkan kata-kata yang sering kali digunakan dalam ulasan. Seluruh informasi tersebut merupakan penilaian persepsi publik terhadap aplikasi Gojek.

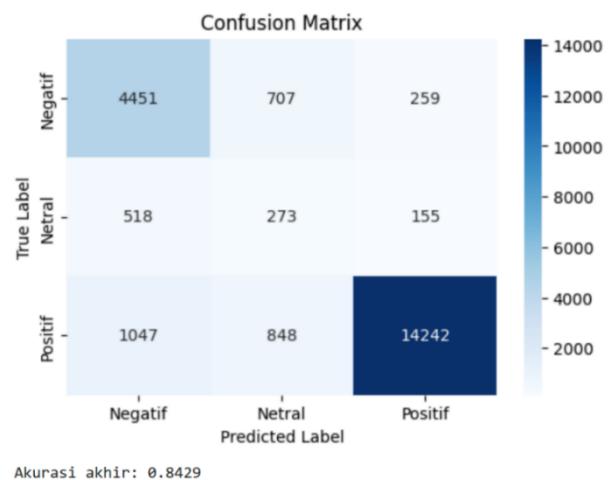
### III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah melakukan seluruh rangkaian alur metode penelitian, akan diuraikan hasil secara menyeluruh yang telah dilaksanakan. Penelitian ini menggunakan tiga rasio yang berbeda untuk melihat performa model terhadap akurasi klasifikasi sentimen dengan tiga kelas yaitu positif, negatif, dan netral. Hasil yang akan ditampilkan berupa *confusion matrix* mempresentasikan kinerja klasifikasi model. Selain itu, adapun kurva akurasi dan kurva *loss* yang menunjukkan proses pelatihan dan validasi selama *epoch* berlangsung agar mengetahui kinerja model dari waktu ke waktu. Setiap hasil akan dianalisis secara terpisah untuk tiap-tiap rasio.

TABEL 3  
KINERJA KLASIFIKASI CNN 90:10

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	0.74	0.82	0.78
Netral	0.15	0.29	0.20
Positif	0.97	0.88	0.93

Berdasarkan Tabel 3 hasil dari kinerja model CNN dengan rasio data 90:10 menunjukkan hasil yang baik dalam mendeteksi ulasan positif dengan tingkat akurasi yang tinggi. Pada kelas negatif, performa model juga cukup baik untuk mengenali ulasan meskipun masih terdapat kesalahan prediksi. Performa model pada kelas netral tergolong rendah karena model masih sulit membedakan ulasan netral dari kategori lain.



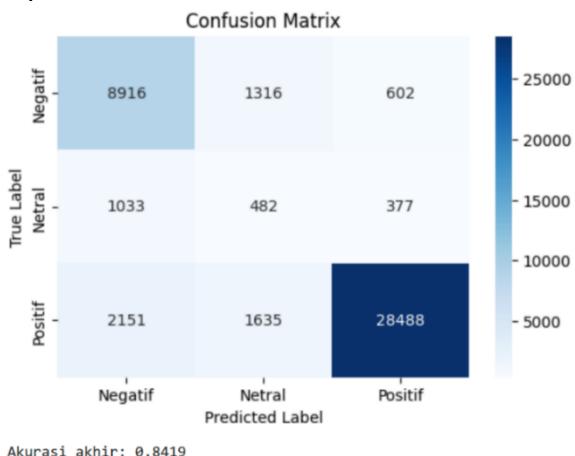
Gambar 3. Confusion Matrix Model CNN dengan Rasio 90:10

Pada *confusion matrix* terdapat sumbu vertikal (*true label*) menunjukkan label sesungguhnya dari data, sedangkan sumbu horizontal (*predicted label*) menunjukkan label yang diprediksi oleh model. Dapat dilihat pada Gambar 3 pembagian data dengan rasio 90:10 yang menunjukkan nilai akurasi akhir yang diperoleh cukup tinggi yaitu, sebesar 84,29% yang artinya prediksi model berada pada kategori yang tepat. Dalam kelas negatif, terdapat 4.451 data yang berhasil diprediksi dengan benar ke dalam kelas negatif. Namun, terdapat 707 data negatif yang diklasifikasikan netral dan 259 data dikategorikan salah sebagai positif. Dalam kelas netral terdapat 273 data yang diprediksi benar sebagai netral, 518 data diklasifikasikan negatif, dan 155 data dikategorikan sebagai positif. Kelas netral paling sulit dipahami karena nilai *true positive*-nya relatif kecil dibandingkan jumlah data yang salah klasifikasi. Hal ini menandakan bahwa ulasan netral cenderung tumpang tindih dengan ulasan negatif dan positif sehingga model sulit untuk membedakan ulasan secara akurat. Dalam kelas positif terdapat 14.242 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai positif, 1.047 data positif dikategorikan negatif dan 848 data dikatakan sebagai netral. Hasil yang paling besar diantara tiga kelas tersebut adalah prediksi benar pada kelas positif.

TABEL 4  
KINERJA KLASIFIKASI CNN 80:20

Kelas	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	0.74	0.82	0.78
Netral	0.14	0.25	0.18
Positif	0.97	0.88	0.92

Dapat dilihat pada Tabel 4 menunjukkan hasil kinerja model CNN dengan rasio data 80:20. Performa model mampu mengklasifikasikan ulasan positif dan negatif dengan baik. Hal ini ditunjukkan dari nilai *precision*, *recall*, dan *F1-Score* yang konsisten dan tinggi. Namun, pada kelas netral nilai yang dihasilkan sangat rendah menunjukkan bahwa model sulit membedakan ulasan netral dikarenakan distribusi data netral yang lebih sedikit sehingga model tidak dapat bekerja secara optimal.



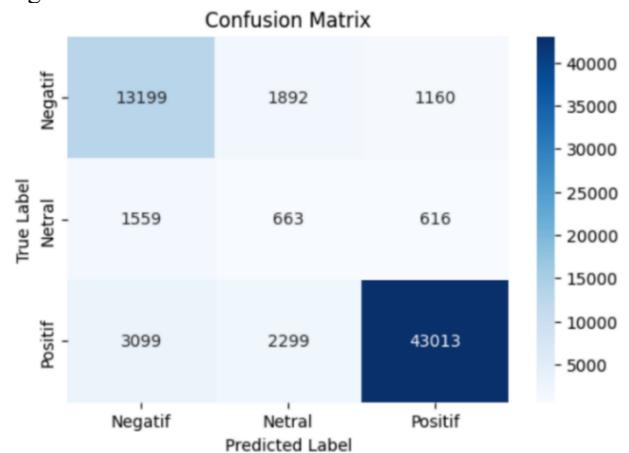
Gambar 4. Confusion Matrix Model CNN dengan Rasio 80:20

Selanjutnya evaluasi model CNN terhadap data uji dengan rasio pembagian data 80% data latih dan 20% data uji yang dapat dilihat pada Gambar 4. Hasil akurasi akhir yang didapatkan sebesar 84,19% yang artinya sebagian besar ulasan berhasil diklasifikasikan dengan baik oleh model. Terlihat sebanyak 2.151 data ulasan positif yang diprediksi oleh model sebagai ulasan negatif, sebanyak 1.635 ulasan positif yang diprediksi ke dalam kelas netral, dan sebanyak 28.488 ulasan positif yang diprediksi benar sebagai ulasan positif. Dalam mengklasifikasikan kelas netral, terdapat 1.033 ulasan bersifat netral diprediksi positif oleh model, sebanyak 482 diprediksi benar sebagai ulasan netral, dan sebanyak 377 ulasan netral yang diklasifikasikan sebagai positif. Pada ulasan negatif, model dapat memprediksi 8.916 ulasan negatif dengan benar, sebanyak 1.316 ulasan negatif yang diprediksi ke dalam kelas netral, dan 602 ulasan netral yang diprediksi model sebagai positif.

TABEL 5  
KINERJA KLASIFIKASI CNN 70:30

Label	Precision	Recall	F1-Score
Negatif	0.74	0.81	0.77
Netral	0.14	0.23	0.17
Positif	0.96	0.89	0.92

Tabel 5 menunjukkan nilai kinerja model CNN dengan rasio data 70:30. Hasil yang didapatkan pada ulasan positif tetap tinggi dan stabil. Pada ulasan negatif, kinerja model tergolong cukup baik. Sebaliknya, ulasan netral mendapatkan hasil yang sangat rendah dibandingkan dua kelas lainnya. Hal ini disebabkan karena distribusi data yang tidak seimbang pada kelas netral sehingga model kesulitan dalam mengklasifikasi ulasan kelas netral.



Gambar 5. Confusion Matrix Model CNN dengan Rasio 70:30

Pada Gambar 5 dapat dilihat gambar *confusion matrix* pada pembagian data 70% data latih dan 30% data uji. Hasil akurasi akhir yang didapatkan adalah 84,26%. Terdapat 3.099 ulasan data positif diprediksi negatif, 2.299 ulasan positif diprediksi netral, dan 43.013 ulasan positif yang diprediksi benar sebagai positif oleh model. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali dengan mudah karakteristik pola mengenali ulasan positif. Dalam kelas netral, sebanyak 1.559 ulasan netral diprediksi negatif, 616 ulasan diprediksi benar sebagai netral, dan 616 ulasan netral diprediksi positif oleh model. Jumlah prediksi yang tergolong sedikit menunjukkan bahwa model sulit membedakan ulasan dan sentimen netral. Selanjutnya, terdapat 13.199 ulasan negatif diprediksi benar sebagai negatif, sebanyak 1.892 ulasan negatif diprediksi netral, dan 1.160 ulasan negatif diprediksi positif. Dari sini, dapat dikatakan bahwa model cukup akurat untuk memprediksi sentimen negatif meskipun masih terdapat jumlah yang cukup banyak yang masih salah.

**Kata Kunci Positif**

## membantu bagus

## mantap good aplikasi nya

cepat oke banget mudah promo kasih ramah  
 pelayanan top keren terimakasih suka semoga gak  
 puas terima pakai aja memuaskan pake tolong nyaman  
 memudahkan aman gofood drivernya aplikasinya apk  
 mantab nice sukses bermanfaat bgt promonya

**Kata Kunci Netral**

## nya aplikasi gak tolong gofood

udah promo aja mahal update pake banget  
 bagus susah kasih voucher kalo biaya pakai  
 masuk akun suka pesan pas bintang mohon sih order  
 apk makanan udh bayar drivernya aplikasinya dapat  
 saldo pesen kadang ongkir kali

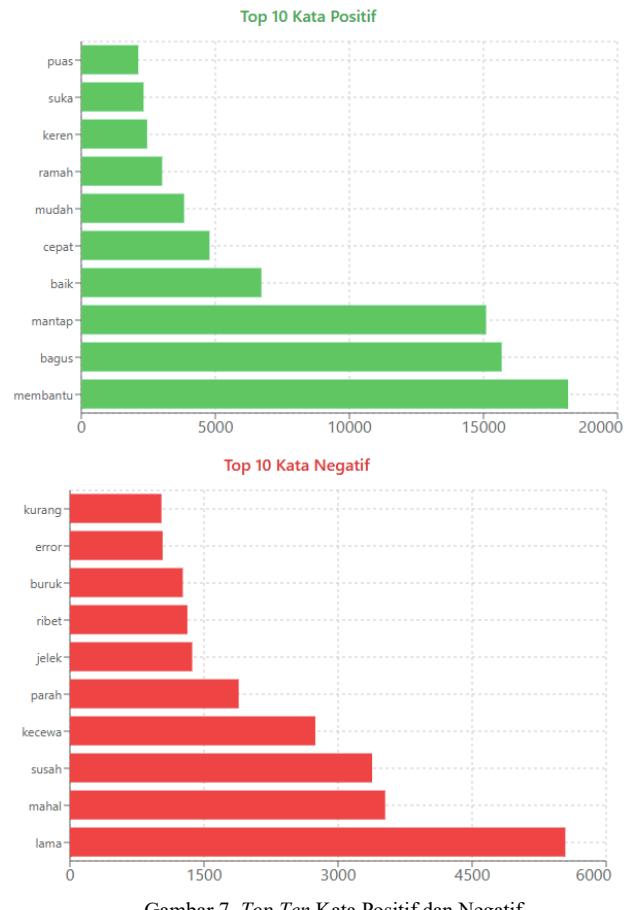
**Kata Kunci Negatif**

## nya aplikasi gak aja udah

tolong pake akun banget gofood masuk  
 saldo mahal susah promo biaya pakai bayar  
 update apk kecewa voucher pesan kalo udh order  
 kali drivernya makanan pas kasih pesen nunggu sih  
 ongkir parah jam dapat tiba harga

Gambar 6. Word Cloud Tiap Kelas Sentimen

Gambar 6 merupakan visual dari kata-kata yang paling sering muncul dalam ulasan pengguna yang telah dikategorikan ke dalam tiga kelas sentimen. Pada *word cloud* positif berwarna hijau terlihat banyak kata "membantu", "bagus", dan "mantap" menjadi kata yang paling sering muncul yang menandakan bahwa aplikasi memberikan banyak manfaat dan memberikan pengalaman yang memuaskan. Pada *word cloud* netral berwarna kuning didominasi oleh kata "aplikasi", "voucher", "promo", dan "tolong" yang muncul tetapi tidak dalam konteks negatif, lebih ke arah opini dan permintaan. Sedangkan, pada *word cloud* negatif berwarna merah terdapat kata "mahal", "susah", "biaya", "ongkir", dan "harga" yang menunjukkan adanya keluhan pada sisi biaya layanan yang terlalu mahal.



Gambar 7. Top Ten Kata Positif dan Negatif

Pada Gambar 7 menunjukkan persepsi pengguna terhadap layanan berdasarkan kata-kata yang paling sering digunakan dalam ulasan. Berdasarkan grafik, sebagian besar ulasan pengguna banyak menggunakan kata-kata positif. Pada grafik kata positif berwarna hijau, ditunjukkan kata "membantu" meraih jumlah frekuensi paling tinggi yang artinya sering kali digunakan oleh pengguna dalam memberikan ulasan. Hal ini menunjukkan bahwa pengguna merasa terbantu dengan layanan yang diberikan oleh Gojek. Di sisi lain, grafik kata negatif berwarna merah menunjukkan kata "lama" paling sering muncul sebagai ulasan negatif. Dari hal tersebut, dapat diartikan bahwa pengguna tidak nyaman dengan waktu tunggu atau proses yang terlalu panjang. Secara keseluruhan, frekuensi kata positif lebih tinggi dibandingkan kata negatif. Mayoritas penilaian pengguna terhadap aplikasi Gojek cenderung positif, meskipun terdapat beberapa hal yang perlu diperbaiki.

**IV. KESIMPULAN**

Berdasarkan seluruh rangkaian metode penelitian dan hasil penelitian yang telah dilakukan, analisis sentimen menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu menunjukkan keakuratan mengenai persepsi pengguna terhadap aplikasi Gojek. Dapat dilihat dari hasil pembagian tiga rasio yang berbeda, terdapat pola yang

konsisten terlihat dari kemampuan model yang efektif dalam menentukan ulasan positif dan negatif, sedangkan untuk ulasan netral relatif lebih sulit dikenali dan lebih cenderung diklasifikasikan sebagai negatif. Persepsi pengguna aplikasi Gojek lebih mudah dibedakan apabila pernyataan ulasan bersifat jelas sehingga mudah untuk dikategorikan sebagai positif dan negatif. Hasil dari kurva akurasi yang meningkat secara konsisten dan kurva *loss* yang menurun secara bertahap pada semua rasio data membuktikan bahwa sistem dapat belajar dan memahami pola dengan baik terhadap bahasa yang digunakan pada ulasan meskipun terdapat sedikit naik-turunnya pada nilai validation loss yang menunjukkan adanya perbedaan karakteristik pada data validasi. Selain itu, adanya hasil visualisasi grafik *top 10 kata* dan *word cloud* pada *dashboard* yang memperkuat hasil penelitian. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian besar pengguna memberikan penilaian secara kuat apabila mereka merasa puas dan ketidakpuasannya secara tegas. Adapun grafik *Top 10 kata* positif dan negatif menampilkan kata-kata yang paling sering kali muncul untuk menyampaikan pendapat mereka terhadap aplikasi Gojek. Dapat disimpulkan bahwa sebagian besar pengguna memiliki pandangan positif yang menjadi indikator keberhasilan aplikasi. Namun, hal tersebut tidak menutup kemungkinan bahwa masih terdapat sebagian pengguna yang memberikan ulasan negatif dengan berbagai keluhan yang bisa dijadikan bahan evaluasi untuk perbaikan. Metode CNN yang digunakan sudah baik digunakan untuk mengolah data teks ulasan pengguna aplikasi Gojek.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] D. R. Alghifari, M. Edi, and L. Firmansyah, “Implementasi *Bidirectional LSTM* untuk Analisis Sentimen Terhadap Layanan Grab Indonesia,” *Jurnal Manajemen Informatika (JAMIKA)*, vol. 12, pp. 89–99, 2022.
- [2] S. A. Pohan, Samsudin, and F. H. Sibarani, “Analisis Sentimen Terhadap Aplikasi Maxim Menggunakan Algoritma *Random Forest*,” *Jurnal of Science and Social Research*, 2024.
- [3] M. Iqrom, M. Afdal, R. Novita, M. Rahmawati, and T. K. Ahsyar, “Analisis Sentimen Aplikasi Gojek, Grab, dan Maxim Menggunakan Algoritma *Support Vector Machine*,” *Jurnal Inovtek Polbeng-Seri Informatika*, vol. 10, pp. 237–248, 2025.
- [4] S. Heristian, M. Napiyah, and W. Erawati, “Analisis Sentimen Ulasan Pelanggan Menggunakan Algoritma *Naive Bayes* pada Aplikasi Gojek,” *Computer Science (CO-SCIENCE)*, vol. 5, pp. 35–41, 2025.
- [5] R. A. Rahman, V. H. Pranatawijaya, and N. N. K. Sari, “Analisis Sentimen Berbasis Aspek pada Ulasan Aplikasi Gojek,” *KONSTELASI: Konvergensi Teknologi dan Sistem Informasi*, vol. 4, pp. 70–82, 2024.
- [6] P. Hadrian, F. Milichovsky, and P. Mracek, “The Concept of Strategic Control in Marketing Management in Connection to Measuring Marketing Performance,” *Sustainability*, vol. 13, no. 7, pp. 1–21, 2021.
- [7] W. P. Dharmawan and F. Oktafani, “Analisis Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Perubahan Perilaku Konsumen dalam Keputusan Pembelian Makanan pada Aplikasi Gojek,” *SEIKO: Journal of Management & Business*, vol. 5, pp. 130–140, 2022.
- [8] S. Maesarah, R. R. Lubis, L. N. Husna, R. Widyaningsih, R. Susilawati, and P. M. Yasmin, “Efektivitas Implementasi Manajemen *Business Intelligence* pada Industri 4.0,” *ABDI JURNAL: ADI Bisnis Digital Interdisiplin Jurnal*, vol. 3, 2022.
- [9] V. K. Subroto and E. Endaryati, “Business Intelligence dan Kesuksesan Bisnis di Era Digital,” *JURNAL MANAJEMEN SOSIAL EKONOMI (DINAMIKA)*, vol. 1, pp. 41–47, 2021.
- [10] M. P. R. Putra and K. R. N. Wardani, “Penerapan *Text Mining* Dalam Menganalisis Kepribadian Pengguna Media Sosial,” *JUTIM (Jurnal Teknik Informatika Musirawas)*, vol. 5, no. 1, pp. 63–71, 2020.
- [11] A. Raup, W. Ridwan, Y. Khoeriyah, Supiana, and Q. Y. Zaqiah, “Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran,” *JIPP (Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan)*, vol. 5, no. 9, pp. 3258–3267, 2022.
- [12] F. P. Rachman and H. Santoso, “Perbandingan Model Deep Learning untuk Klasifikasi *Sentiment Analysis* dengan Teknik *Natural Language Processing*,” *Jurnal Teknologi dan Manajemen Informatika*, vol. 7, no. 2, pp. 103–112, 2021.
- [13] U. S. Ramadhan and N. L. Marpaung, “Klasifikasi Jamur Berdasarkan Genus dengan Menggunakan Metode CNN,” *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT (JPIT)*, vol. 8, no. 2, pp. 169–173, 2023.
- [14] H. Utami, “Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode *Recurrent Neural Network*,” *IJAS: Indonesian Journal of Applied Statistics*, vol. 5, no. 1, pp. 31–38, 2022.
- [15] A. D. A. Putra and S. Juanita, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit dan Bareksa Dengan Algoritma KNN,” *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, pp. 636–646, 2021.
- [16] O. I. Gifari, Muh. Adha, I. R. Hendrawan, and F. F. S. Durrand, “Analisis Sentimen *Review Film* Menggunakan TF-IDF dan *Support Vector Machine*,” *JIFOTECH (Journal Of Information Technology)*, vol. 2, no. 1, pp. 36–40, 2022.
- [17] A. Muhammadin and I. A. Sobari, “Analisis Sentimen Pada Ulasan Aplikasi Kredivo Dengan Algoritma SVM dan NBC,” *Reputasi: Jurnal Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 2, no. 2, pp. 85–91, 2021.
- [18] K. L. Tan, P. C. Lee, and K. M. Lim, “A Survey of Sentiment Analysis: Approaches, Datasets, and Future Research,” *Applied Science*, vol. 13, no. 7, pp. 1–21, 2023.
- [19] F. M. Fajar and D. Maulina, “Analisis Sentimen Kurikulum Merdeka Dengan Penerapan *Convolutional Neural Network*,” *JACIS: Journal Automation Computer Information System*, vol. 4, pp. 1–11, 2024.
- [20] R. Z. N. Ahmad, N. S. Harahap, S. Agustian, I. Iskandar, and S. Sanjaya, “Perbandingan Performa *Random Forest* dan *Long Short-Term Memory* dalam Klasifikasi Teks Multilabel Terjemahan Hadis Bukhari,” *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 3, pp. 862–874, 2025.
- [21] M. Carvalho, A. J. Pinho, and S. Bras, “Resampling Approaches to Handle Class Imbalance: A Review from A Data Perspective,” *Applied Intelligence*, vol. 14, no. 1, pp. 1–8, 2025.
- [22] S. Diantika, “Penerapan Teknik *Random Oversampling* untuk Mengatasi *Imbalance Class* Dalam Klasifikasi Website Phising Menggunakan Algoritma *Lightgbm*,” *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, pp. 19–25, 2023.
- [23] R. L. Atimi and E. E. Pratama, “Implementasi Model Klasifikasi Sentimen Pada *Review* Produk Lazada Indonesia,” *Jurnal Sains dan Informatika*, vol. 8, pp. 88–96, 2022.
- [24] S. Samidin and F. Akhmad, “Klasifikasi Gambar Batu-Kertas-Gunting Menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan Fungsi *Callback* untuk Mencegah *Oversfitting*,” *Jurnal Penelitian Inovatif (JUPIN)*, vol. 4, no. 2, pp. 785–794, 2024.
- [25] Y. Yan, “ERNIE-TextCNN: Research on Classification Methods of Chinese News Headlines in Different Situation,” *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, 2025.
- [26] E. Subowo, “Implementasi Pembelajaran Mendalam dalam Klasifikasi Sentimen Ulasan Aplikasi: Evaluasi Model BERT, LSTM, dan CNN,” *Surya Informatika*, vol. 14, no. 2, pp. 66–70, 2024.
- [27] C. Miller, T. Portlock, D. M. Nyaga, and J. M. O’Sullivan, “A review of Model Evaluation Metrics for Machine Learning in Genetics and Genomics,” *Front Big Data*, vol. 4, pp. 1–13, 2022.