

BAB III HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini, digunakan data ulasan terkait BPJS di kota Samarinda yang diambil dari Google Maps. Data yang berhasil dikumpulkan sebanyak 500 ulasan, dan disimpan dalam format CSV. Proses pengumpulan data dilakukan dengan metode *crawling* selama 5 menit pada tanggal 7 Juni 2024, dari pukul 21:20 WITA hingga pukul 21:25 WITA. Hasil pengumpulan data pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Pengumpulan Data

No.	Name	Rating	Review	Time
1	Hasan Fajar	5	Pelayanan Luarbiasa, Cepat, tepat.. ramah	Jumat 31-05-2024
2	Eka Kurnia Bawai	5	Saya senang dengan pelayanannya bagus dan petugasnya rama dalam menjelaskannya.	Jumat 31-05-2024
3	Nei San	5	Alhamdulillah pelayanan bagus. Tempatnya dingin dan mudah ditemukan. Cs, security dan yg bertugas yg lain sangat ramah. Sopan dan menjelaskan dgn baik. Terus pertahankan. Terima kasih	Rabu 08-05-2024
4	Yogi Ahmad	5	Penghargaan untuk seluruh aspek disini, fasilitas ok dan staffnya ramah. Pilihannya pertahankan atau tingkatkan.	Selasa 09-01-2024

<i>No.</i>	<i>Name</i>	<i>Rating</i>	<i>Review</i>	<i>Time</i>
5	Atifa Raihana	5	Pokok e de best sekali. Pelayanan ramah serta cepat.... makasih bpjs kesehatan telah membantu saya....	Jumat 31-05-2024
			Total	500

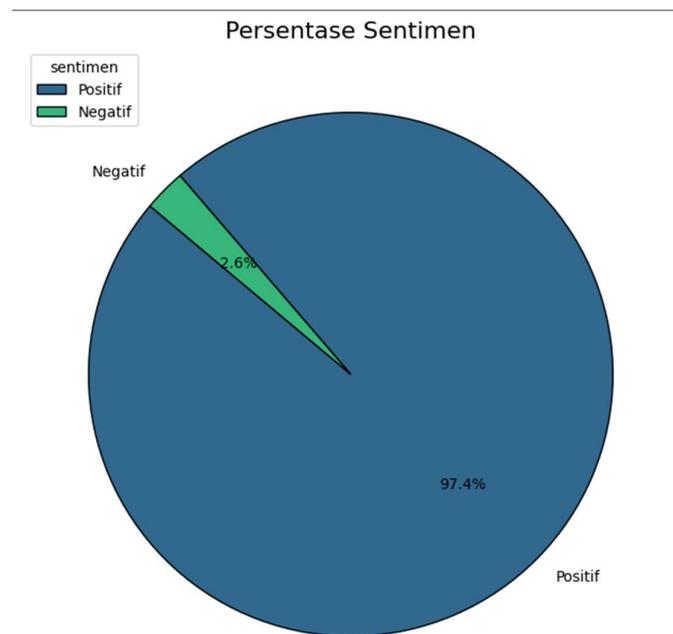
3.2 Labelling Data

Pelabelan data dilakukan oleh ahli bahasa (*expert*) untuk 500 data ulasan pada Google Maps. Data ulasan pada penelitian ini akan dikategorikan ke dalam dua kelompok utama yaitu positif, dan negatif. Dari data yang telah dilabeli, terlihat bahwa sebagian besar data menunjukkan sentimen positif. Terdapat dua kelompok ulasan setelah diberi label pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 *Labeling Data*

No	<i>Review</i>	Sentimen
1	Pelayanan Luarbiasa, Cepat, tepat.. ramah	Positif
2	Saya senang dengan pelayanannya bagus dan petugasnya rama dalam menjelaskannya.	Positif
3	Alhamdulillah pelayanan bagus. Tempatnya dingin dan mudah ditemukan. Cs, security dan yg bertugas yg lain sangat ramah. Sopan dan menjelaskan dgn baik. Terus pertahankan. Terima kasih	Positif
4	Penghargaan untuk seluruh aspek disini, fasilitas ok dan staffnya ramah. Pilihannya pertahankan atau tingkatkan.	Positif
5	Pokok e de best sekali. Pelayanan ramah serta cepat.... makasih bpjs kesehatan telah membantu saya....	Positif
TOTAL		500

Dari total 500 data terdapat 97,4% yang memiliki sentiment positif, sedangkan 2,6% lainnya memiliki sentiment negatif. Visualisasi distribusi data pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Visualisasi Sentimen

3.3 Pre-Processing

Sebelum data *review* digunakan, tahap *pre-processing* dilakukan untuk mendapatkan data bersih. Tahapan yang dilakukan antara lain *case folding*, *cleaning*, *tokenizing*, *stopword removal*, dan *stemming*. Berikut ini adalah sebelum dan setelah dilakukan *pre-processing*.

3.3.1 Case Folding

Tahap pertama dalam preprocessing adalah *case folding*. *Case folding* adalah proses mengonversi teks menjadi huruf kecil (*lowercase*) untuk menghilangkan variasi antara huruf besar dan huruf kecil dalam analisis teks. Hasil dari data *case folding* pada Tabel 3.3.

Tabel 3.3 Hasil Data *Case Folding*

No.	<i>Case Folding</i>
1	pelayanan luarbiasa, cepat, tepat.. ramah
2	saya senang dengan pelayanannya bagus dan petugasnya rama dalam menjelaskannya.
3	alhamdulillah pelayanan bagus. tempatnya dingin dan mudah ditemukan. cs, security dan yg bertugas yg lain sangat ramah. sopan dan menjelaskan dgn baik. terus pertahankan. terima kasih
4	penghargaan untuk seluruh aspek disini, fasilitas ok dan staffnya ramah. pilihannya pertahankan atau tingkatkan.
5	pokok e de best sekali. pelayanan ramah serta cepat.... makasih bpjs kesehatan telah membantu saya....
Total	500

3.3.2 *Cleaning*

Tahap selanjutnya adalah penghapusan karakter yang tidak diperlukan dari teks. Langkah ini bertujuan untuk membersihkan teks dari karakter-karakter yang tidak relevan dan dapat mengganggu proses analisis.. Hal ini karena ulasan dalam bahasa Indonesia seringkali mengandung simbol, kalimat atau kata yang tidak baku, angka, hashtag, dan tautan URL. Hasil dari data *cleaning* pada Tabel 3.4

Tabel 3.4 Hasil Data *Cleaning*

No.	<i>Cleaning</i>
1	pelayanan luarbiasa cepat tepat ramah
2	saya senang dengan pelayanannya bagus dan petugasnya rama dalam menjelaskannya
3	alhamdulillah pelayanan bagus tempatnya dingin dan mudah ditemukan cs security dan yg bertugas yg lain sangat ramah sopan dan menjelaskan dgn baik terus pertahankan terima kasih
4	penghargaan untuk seluruh aspek disini fasilitas ok dan staffnya ramah pilihannya pertahankan atau tingkatkan
5	pokok de best sekali pelayanan ramah serta cepat makasih bpjs kesehatan telah membantu saya
Total	500

3.3.3 Tokenizing

Tahap selanjutnya dalam *preprocessing* adalah *tokenizing*. Proses ini melibatkan pemecahan kalimat menjadi kata-kata individual atau token. Tujuannya adalah untuk mempersiapkan teks agar dapat dianalisis pada tingkat kata. Hasil dari *tokenizing* pada Tabel 3.5

Tabel 3.5 Hasil Data *Tokenizing*

No.	<i>Tokenizing</i>
1	['pelayanan', 'luarbiasa', 'cepat', 'tepat', 'ramah']
2	['saya', 'senang', 'dengan', 'pelayanannya', 'bagus', 'dan', 'petugasnya', 'rama', 'dalam', 'menjelaskannya']
3	['alhamdulillah', 'pelayanan', 'bagus', 'tempatnya', 'dingin', 'dan', 'mudah', 'ditemukan', 'cs', 'security', 'dan', 'yg', 'bertugas', 'yg', 'lain', 'sangat', 'ramah', 'sopan', 'dan', 'menjelaskan', 'dgn', 'baik', 'terus', 'pertahankan', 'terima', 'kasih']
4	['penghargaan', 'untuk', 'seluruh', 'aspek', 'disini', 'fasilitas', 'ok', 'dan', 'staffnya', 'ramah', 'pilihannya', 'pertahankan', 'atau', 'tingkatkan']
5	['pokok', 'de', 'best', 'sekali', 'pelayanan', 'ramah', 'serta', 'cepat', 'makasih', 'bpjs', 'kesehatan', 'telah', 'membantu', 'saya']
Total	500

3.3.4 Stopword Removal

Stopword removal digunakan untuk menghapus kata-kata yang tidak memiliki makna penting dalam teks, sehingga hanya kata-kata yang relevan dan signifikan yang tersisa untuk dianalisis. Hasil *stopword removal* pada Tabel 3.6

Tabel 3.6 Hasil Data *Stopword Removal*

No.	<i>Stopword Removal</i>
1	['pelayanan', 'luarbiasa', 'cepat', 'rama']
2	['senang', 'pelayanannya', 'bagus', 'petugasnya', 'rama', 'menjelaskannya']
3	['alhamdulillah', 'pelayanan', 'bagus', 'tempatnya', 'dingin', 'mudah', 'ditemukan', 'cs', 'security', 'bertugas', 'ramah', 'sopan', 'dgn', 'pertahankan', 'terima', 'kasih']
4	['penghargaan', 'aspek', 'fasilitas', 'ok', 'staffnya', 'ramah', 'pilihannya', 'pertahankan', 'tingkatkan']
5	['pokok', 'best', 'pelayanan', 'ramah', 'cepat', 'makasih', 'bpjs', 'kesehatan', 'membantu']
Total	500

3.3.5 Stemming

Tahap *stemming* merupakan proses mengubah kata berimbuhan menjadi akar kata. Pada tahap ini, akar kata dari setiap kata dicari menggunakan modul Sastrawi pada Python. Hasil dari *stemming* dapat dilihat pada Tabel 3.7.

Tabel 3.7 Hasil Data *Stemming*

No.	<i>Stemming</i> Data
1	layan luarbiasa cepat ramah
2	senang layan bagus tugas rama jelas
3	alhamdulillah layan bagus tempat dingin mudah temu cs security tugas ramah sopan dgn tahan terima kasih
4	harga aspek fasilitas ok staffnya ramah pilih tahan tingkat
5	pokok best layan ramah cepat makasih bpjs sehat bantu
Total	500

3.4 Pembobotan Kata (TF-IDF)

Pembobotan kata menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) diterapkan untuk mengidentifikasi kata-kata penting dalam teks ulasan BPJS Kesehatan Samarinda di Google Maps. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 baris dan 463 kolom, di mana setiap kolom mewakili kata unik dalam korpus data. Berdasarkan hasil Gambar 3.2 TF-IDF, terlihat bahwa sebagian besar kata memiliki bobot rendah senilai 0, yang menunjukkan bahwa kata-kata tersebut jarang muncul dalam dokumen.

```

adandiskriminasi admin administrasi adminitrasi adu ahamdulillah \
0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
1 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
.. .. .. .. .. .. ..
495 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
496 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
497 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
498 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
499 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

aj aja akses aktif ... via warga wassalamu wb wr yaa yna \
0 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
1 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
2 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
3 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
4 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
.. .. .. .. .. .. ..
495 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
496 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
497 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
498 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0
499 0.0 0.0 0.0 0.0 ... 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0 0.0

you yuk sentimen
0 0.0 0.0 positif
1 0.0 0.0 positif
2 0.0 0.0 positif
3 0.0 0.0 positif
4 0.0 0.0 positif
.. .. .. .. .. .. ..
495 0.0 0.0 positif
496 0.0 0.0 positif
497 0.0 0.0 positif
498 0.0 0.0 positif
499 0.0 0.0 positif

[500 rows x 463 columns]

```

Gambar 3.2 Pembobotan Kata (TF-IDF)

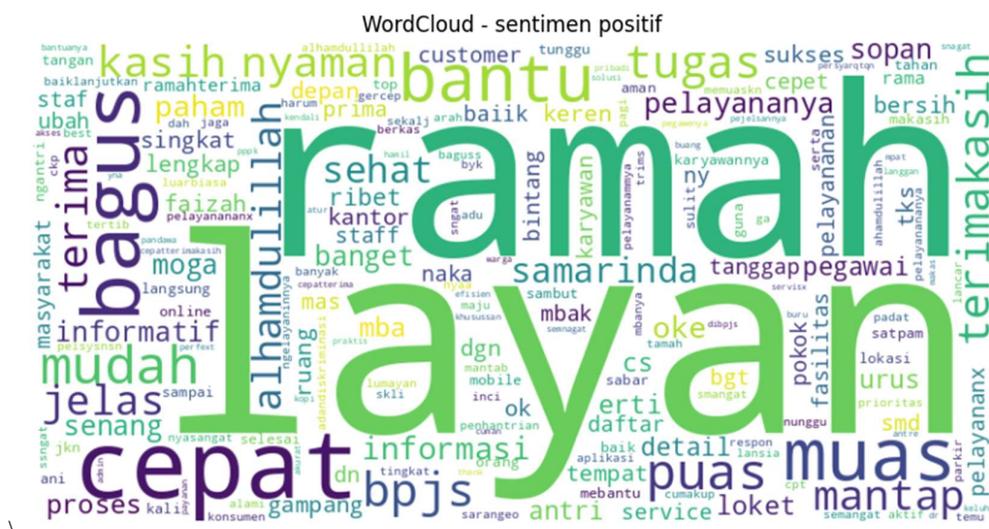
Berdasarkan hasil analisis *Term Frequency* (TF), ditemukan kata-kata yang paling sering muncul dan memiliki bobot signifikan dalam korpus data. Gambar 3.3 menunjukkan bahwa kata "layan" memiliki frekuensi tertinggi dengan skor 118.940490, diikuti oleh kata "ramah" dengan skor 88.053426, dan "cepat" dengan skor 60.275206. Kata-kata lain yang juga memiliki bobot tinggi adalah "bagus" dengan skor 40.736076, "muas" 33.703185, "bantu" 26.888281, "mudah" 17.03212, "puas" 15.745396, "bpjs" 14.942416, dan "tugas" 12.741422. Frekuensi tinggi dari kata-kata ini menunjukkan topik yang dominan dan relevan dalam ulasan BPJS Kesehatan Samarinda di Google Maps.

Most frequent terms:		
	term	frequency
205	layan	118.940490
329	ramah	88.053426
74	cepat	60.275206
32	bagus	40.736076
251	muas	33.703185
40	bantu	26.888281
252	mudah	17.032124
323	puas	15.745396
59	bpjs	14.942416
437	tugas	12.741422

Gambar 3.3 Scoring TF

3.5 Visualisasi

Kata-kata yang sering muncul dalam teks ulasan divisualisasikan menggunakan *wordcloud*. Dalam pembuatan *wordcloud*, peneliti menggunakan *library wordcloud* dan hasil ekstraksi fitur dengan metode TF-IDF. Semakin sering kata tersebut muncul dalam data, semakin besar ukurannya dalam *wordcloud*. Visualisasi kata-kata yang sering muncul dalam ulasan positif pada Gambar 3.4, sedangkan visualisasi kata-kata yang sering muncul dalam ulasan negatif pada Gambar 3.5.



Gambar 3.4 WordCloud Positif

untuk pengujian dengan rasio 80:20, dan 99.3% untuk pengujian dengan rasio 70:30. Pengujian ini menunjukkan bahwa model *K-Nearest Neighbor* yang dilatih dengan teknik *preprocessing* teks yang tepat serta pembobotan TF-IDF memberikan performa yang cukup baik. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model *K-Nearest Neighbor* dengan rasio pengujian 70:30 mencapai akurasi sebesar 0.993, yang berarti model berhasil mengklasifikasikan sekitar 99.3% data dengan benar. Pada rasio pengujian 80:20, model menunjukkan penurunan performa dengan akurasi sebesar 0.99, mengindikasikan bahwa sekitar 99% data diklasifikasikan dengan benar. Sementara pada rasio pengujian 90:10, akurasi model menunjukkan semakin menurun menjadi 0.98, yang berarti model mampu mengklasifikasikan sekitar 98% data dengan benar.

Perbedaan akurasi ini menunjukkan bahwa performa model sedikit bervariasi tergantung pada rasio pembagian data latih dan data uji. Pada rasio 70:30 dan 80:20, model menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan dengan rasio 90:10. Hal ini dapat disebabkan oleh berbagai faktor, seperti jumlah data latih yang lebih besar pada rasio 70:30 dan 80:20, yang memungkinkan model untuk mempelajari lebih banyak pola dari data. dan pada rasio 90:10, jumlah data latih yang lebih sedikit mungkin tidak cukup untuk menangkap variasi yang ada dalam data, sehingga menyebabkan penurunan akurasi. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan pemilihan rasio yang tepat dalam pembagian data latih dan data uji untuk mendapatkan performa model yang optimal. Pemilihan rasio yang baik dapat membantu model mempelajari pola dengan lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat (Kurniawan & Anubhakti, 2023). Dan dari ketiga rasio tersebut peneliti mengambil rasio yang terbaik yaitu 70:30 dimana 70% sebagai data latih sebanyak 350 data dan 30% data uji sebanyak 150 data.

Setelah memilih rasio terbaik kemudian dilakukan pengujian untuk mencari akurasi terbaik pada nilai *K* dalam algoritma *K-Nearest Neighbors* (KNN), perhitungan jarak *K* yang digunakan menggunakan *Euclidean Distance*. Penggunaan beberapa nilai *K* bertujuan untuk membandingkan hasil akurasi dari setiap nilai *K*. Hal ini dilakukan baik saat uji validasi

maupun evaluasi akhir untuk menentukan nilai K yang paling optimal di antara semua nilai yang diuji. Dengan membandingkan akurasi pada setiap nilai K, kita dapat mengetahui nilai K yang memberikan kinerja terbaik untuk model tersebut. (Herman et al., 2020)

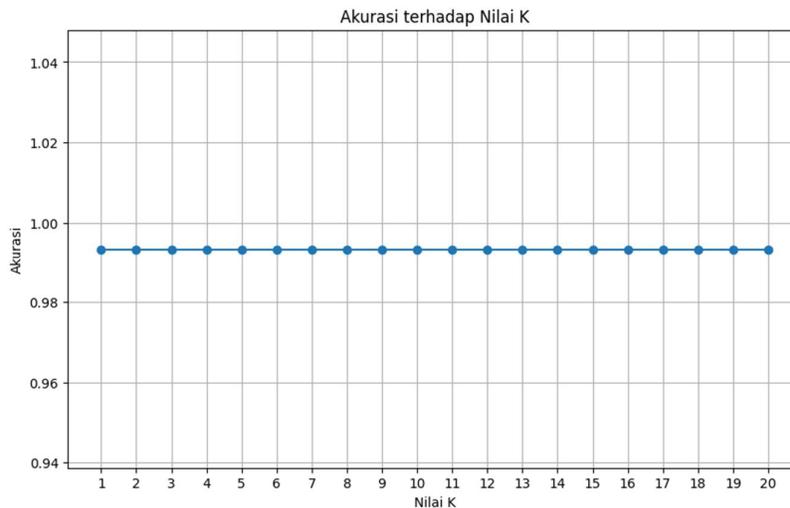
Hasil evaluasi akurasi dari model *K-Nearest Neighbor* (KNN) dengan berbagai nilai K dari 1 hingga 20. Setiap nilai K menghasilkan akurasi yang sama, yaitu 0.9933. Menunjukkan bahwa model KNN memiliki performa yang sangat baik dan stabil pada dataset yang digunakan, dan perubahan nilai K tidak mempengaruhi akurasi secara signifikan karena adanya ketidakseimbangan pada kelas di mana salah satu kelas mendapatkan jumlah sampel yang lebih banyak dibandingkan dengan kelas lainnya. Ketidakseimbangan ini bisa menyebabkan model lebih mudah untuk memprediksi kelas mayoritas dengan benar, sehingga meningkatkan akurasi keseluruhan tanpa benar-benar mencerminkan kemampuan model dalam memprediksi kelas minoritas dengan akurat (Nur Ariyanti & Cahya Wihandika, 2019). Hasilnya pada Gambar 3.6.

```
Akurasi untuk berbagai nilai K:  
Nilai K: 1, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 2, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 3, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 4, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 5, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 6, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 7, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 8, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 9, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 10, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 11, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 12, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 13, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 14, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 15, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 16, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 17, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 18, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 19, Akurasi: 0.9933  
Nilai K: 20, Akurasi: 0.9933
```

Gambar 3.6 Hasil Akurasi Nilai K

Plot yang menunjukkan hubungan antara nilai K dan akurasi dalam model *K-Nearest Neighbor* (KNN). Sumbu horizontal merepresentasikan nilai K, yang berkisar dari 1 hingga 20.

Sumbu vertikal merepresentasikan akurasi model. Dari plot tersebut, terlihat bahwa akurasi tetap sama untuk setiap nilai K yang diuji. Hasilnya pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Plot Akurasi Nilai K

Hasil evaluasi akurasi dari model K-Nearest Neighbor (KNN) dengan berbagai nilai K, dari 1 hingga 20. Setiap nilai K menghasilkan akurasi yang sama, yaitu 0.9933. Menunjukkan bahwa model KNN memiliki performa yang sangat baik dan stabil pada dataset yang digunakan, dan perubahan nilai K tidak mempengaruhi akurasi secara signifikan. Stabilitas akurasi ini mengindikasikan bahwa model KNN sangat efektif dalam memprediksi label data uji dengan tingkat ketepatan yang konsisten. Meskipun hasil akurasi yang diperoleh sama untuk semua nilai K yang diuji, peneliti memutuskan untuk menggunakan nilai K=5 sebagai parameter final untuk model KNN.

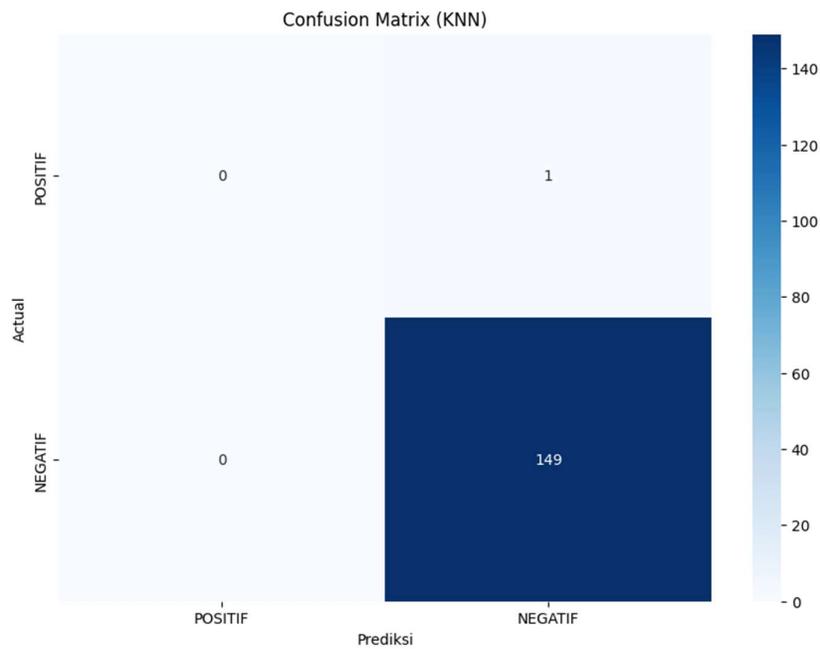
Untuk mengevaluasi kinerja suatu model klasifikasi yang memprediksi sentimen dari teks. Evaluasi ini melibatkan perhitungan nilai-nilai seperti akurasi (*Accuracy*), Empat variabel (TN, TP, FN, FP) mewakili nilai dari setiap kategori dalam *confusion matrix*, yaitu *True Negative* (TN), *True Positive* (TP), *False Negative* (FN) dan *False Positive* (FP). Kemudian, dilakukan perhitungan persentase dari masing-masing kategori tersebut terhadap total jumlah data. Visualisasi yang dihasilkan merupakan nilai *confusion matrix* dengan label masing-

masing kategori dan peneliti mengambil rasio yang terbaik yaitu 70:30 dimana 70% sebagai data latih sebanyak 350 data dan 30% data uji sebanyak 150 data dan nilai K=5. Akurasi model dihitung berdasarkan prediksi yang dihasilkan pada data uji pada Gambar 3.8.

Gambar 3.8 Hasil Akurasi Metode KNN

Accuracy: 0.9933333333333333

Akurasi dari model diatas adalah akurasi yang digunakan oleh peneliti menggunakan data yang diberi label oleh (*expert*) sebesar 0.993 atau 99.3%. Untuk tampilan *Confusion Matrix* akan ditampilkan pada Gambar 3.9.



Gambar 3.9 Hasil *Confusion Matrix*

Adapun perhitungan manual berdasarkan hasil Gambar 3.9 pada Tabel 3.9.

Tabel 3.9 Hasil Data Uji

	True Postive	False Negatif
Prediction		
Postive	0	1
Negatif	0	149
Total	150	

Akurasi adalah rasio dari jumlah prediksi yang benar (*True Positif dan True Negatif*) terhadap total jumlah prediksi.

Berdasarkan *Confusion Matriks* di atas :

- a) *True Positif* (TP) = 0
- b) *True Negatif* (TN) = 149
- c) *False Positif* (FP) = 1
- d) *False Negatif* (FN) = 0

Hasil perhitungan manual akurasi pada Persamaan (3.1).

$$Akurasi = \frac{0+149}{0+149+1+0} = \frac{149}{150} = 0.993\% \quad (3.1)$$

Hasil pengujian model menunjukkan akurasi sebesar 0,993 atau 99.3% pada data uji. Berarti dari 150 data yang diuji, model mampu memprediksi dengan benar 99 kasus. Akurasi ini dihitung berdasarkan jumlah prediksi yang benar (*True Positive dan True Negative*) dibagi dengan total jumlah kasus.