

Analisis Sentimen *Mental Health* Mahasiswa Terhadap Kehidupan Laboratorium di Universitas Muslim Indonesia dengan Pendekatan *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor*

Fitri Rahayu^a, Harlinda^b, Herdianti Darwis^c

Universitas Muslim Indonesia, Makassar, Indonesia

^a13020200042@umi.ac.id; ^bharlinda@umi.ac.id; ^cherdianti.darwis@umi.ac.id

Received: 18-02-2026 | Revised: 25-02-2026 | Accepted: 05-03-2026 | Published: 29-03-2026

Abstrak

Mental health adalah kesejahteraan emosional, psikologis, dan sosial seseorang yang berkaitan dengan cara seseorang berpikir, merasa, dan berperilaku, serta kemampuannya mengatasi stres, menjaga hubungan yang sehat, dan menghadapi tantangan secara positif. Aktifitas di laboratorium sering kali memerlukan waktu dan energi yang cukup banyak, yang dapat meningkatkan tekanan pada mahasiswa dan bisa berdampak pada kesehatan mental mereka. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen mahasiswa terhadap *mental health* dalam kehidupan laboratorium dengan menggunakan pendekatan *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor*. Penelitian ini menggunakan beberapa teknik pelabelan, yaitu pelabelan manual dan pelabelan menggunakan NLTK, serta pelatihan dengan *5-fold cross-validation* dan penggunaan *unigram tokenizing*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pelabelan manual dengan pendekatan *Naïve Bayes Classifier* sedikit lebih unggul dengan tingkat akurasi sebesar 95.58%, presisi sebesar 95.60%, dan *recall* sebesar 95.54% dibandingkan dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor* yang menghasilkan tingkat akurasi 91.66%, presisi 91.83% dan *recall* 91.49%. Sementara itu, pelabelan menggunakan NLTK dengan pendekatan *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 94.11%, presisi 94.05%, dan *recall* 94.22% dibandingkan dengan pendekatan *K-Nearest Neighbor* yang memiliki akurasi 90.68%, presisi 90.88%, dan *recall* 91.01%. Dari hasil pengujian, dapat disimpulkan bahwa pendekatan *Naïve Bayes Classifier* memberikan hasil yang lebih baik dengan mengklasifikasikan sentimen mahasiswa terkait *mental health* di kehidupan laboratorium, dengan pelabelan manual memberikan performa terbaik.

Kata kunci: *Mental Health*, Laboratorium, Sentimen, *Naïve Bayes Classifier*, *K-Nearest Neighbor*

Pendahuluan

Kesehatan mental merupakan sebuah kondisi dimana seseorang bisa tenang dan menikmati kehidupan sehari-hari [1]. Memiliki kesehatan mental yang baik tidak hanya mempengaruhi aktivitas harian seseorang, tetapi juga berdampak pada kesejahteraan keseluruhan individu [2]. Gangguan mental sering kali ditandai oleh penurunan fungsi fisik, sensasi tekanan yang berlebihan, ketidaknyamanan, dan perasaan tidak aman serta perilaku sosial yang tidak tepat [3]. Oleh karena itu, kondisi mental sangatlah penting bagi seseorang.

Pada kaum remaja, termasuk mahasiswa stress akademik seringkali menjadi akar gangguan kesehatan mental, terutama dikalangan dewasa muda [4], [5]. Tekanan untuk berprestasi, menyesuaikan diri dengan lingkungan baru, sertamenghadapi tuntutan akademik dan sosial dapat menyebabkan stres. Laboratorium adalah ruang tertutup tempatdilakukannya percobaan dan penelitian [6]. Kehidupan di laboratorium, dengan tuntutan untuk menyelesaikan eksperimen dengan akurat, interaksi dengan dosen dan rekan, serta tenggat waktu yang ketat, seringkali menambah beban stres bagi mahasiswa.

UMI merupakan salah satu institusi pendidikan tinggi yang terdapat 13 fakultas dan hanya 9 fakultas yang dilengkapi dengan laboratorium untuk mendukung kegiatan penelitian dan eksperimen mahasiswa. Meskipun laboratorium berperan penting dalam ilmu pengetahuan, interaksi mahasiswa dengan lingkungan laboratorium seringkali menghadirkan tantangan yang dapat berdampak pada kesehatan mental mereka.

Analisis sentimen adalah proses mengelompokkan kata-kata menjadi beberapa kelas, yang juga dikenal sebagai *opinion mining* [7]. Ini mencakup studi komputasi tentang pendapat, sentimen, sikap, dan emosi dalam sebuah teks. Proses ini dimulai dengan *preprocessing* teks sebelum dilanjutkan ke tahap klasifikasi, di mana metode seperti *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* digunakan [8][9]. Algoritma ini membantu mengklasifikasikan sentimen dari teks, memberikan gambaran mengenai pandangan mahasiswa terhadap kehidupan laboratorium mereka.

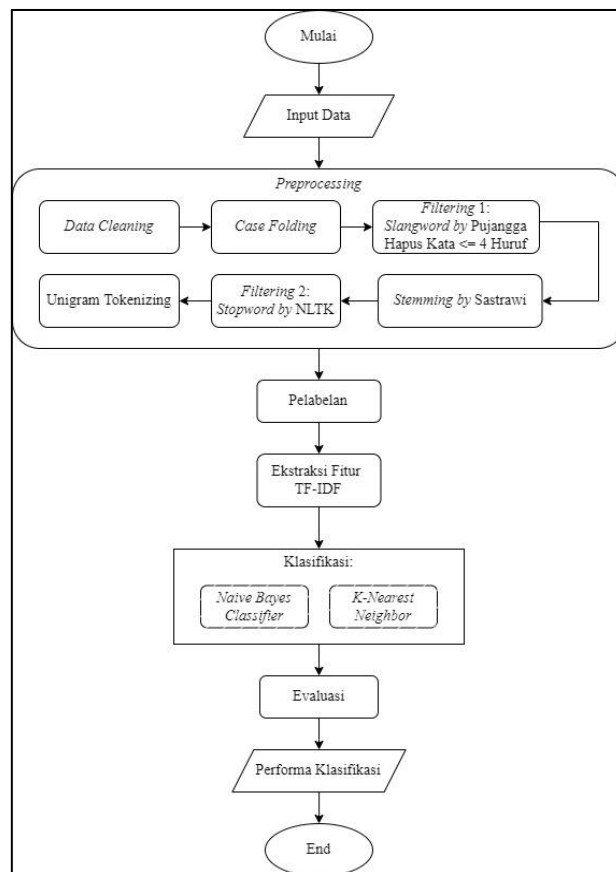
Sebuah penelitian yang dilakukan oleh Ni Luh Ratniasih dan Indi Larasati Nabila Putri yang bertujuan untuk membandingkan akurasi antara metode *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* dalam analisis sentimen dari komentar hasil pengukuran kepuasan pemangku kepentingan. Hasil penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi metode *Naïve Bayes Classifier* sebesar 91.13% sedangkan tingkat akurasi metode *K-Nearest Neighbor* sebesar 83.06% sehingga *performance* metode *Naïve Bayes Classifier* lebih tinggi dalam analisis sentimen kepuasan pemangku kepentingan [10].

Adapun penelitian yang terkait yaitu *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* pada analisis sentimen perkuliahan daring di Universitas Muslim Indonesia menerapkan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* dengan menggabungkan berbagai metode seperti pelabelan NLTK, pelatihan dengan 5 *cross validation*, dan *tokenizing unigram* [11]. Berdasarkan hasil penelitian tersebut, penelitian ini difokuskan untuk menggunakan algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* dalam melakukan analisis sentimen *mental health* mahasiswa terhadap kehidupan laboratorium di Universitas Muslim Indonesia. Keputusan ini didasarkan pada performa algoritma *Naïve Bayes* dan *K-Nearest Neighbor*. Dalam penelitian ini, berkaitan dalam membahas mengenai algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor*, menggabungkan berbagai metode pelabelan dan melakukan pelatihan *cross validation*.

Naïve Bayes Classifier adalah algoritma klasifikasi yang populer dalam pembelajaran mesin, berdasarkan Teorema Bayes dan mengasumsikan bahwa variabel-variabel bersifat independen [12]. Sementara itu, *K-Nearest Neighbor* adalah algoritma lain yang digunakan untuk mengklasifikasikan data berdasarkan kedekatan jarak dengan data latih. *K-Nearest Neighbor* mengelompokkan objek berdasarkan kemiripannya, sehingga data yang ada dapat digunakan untuk menilai data di masa depan [13].

Metode

Penelitian ini membandingkan dua algoritma *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan pelabelan manual dan *library* NLTK. Melalui perbandingan algoritma dan pelabelan tersebut diharapkan dapat ditemukan akurasi yang paling optimal dan efektif dalam melakukan klasifikasi.



Gambar 1. Flowchart

1. Input Data

Pada penelitian ini dilakukan penginputan data yang diambil dari hasil kuesioner *google form* yang disebarakan dilingkungan Universitas Muslim Indonesia yang terdiri dari Fakultas Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Fakultas Farmasi, Fakultas Teknologi Industri, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Fakultas Kesehatan Masyarakat, Fakultas Pertanian, Fakultas Kedokteran, dan Fakultas Kedokteran Gigi.

2. Preprocessing

Preprocessing adalah tahap dimana data dari dokumen teks yang tidak terstruktur diolah menjadi bentuk yang terstruktur. Ini merupakan langkah awal untuk mempersiapkan teks agar dapat diolah lebih lanjut. Tahap ini mencakup proses *case folding*, *data cleaning*, *filtering*, *stemming* dan *tokenizing* [14], [15].

3. Pelabelan

Dalam penelitian ini dilakukan pelabelan manual dan pelabelan *library* NLTK untuk menentukan kualitas label yang dihasilkan. Dengan memilih *library* yang memberikan hasil akurasi yang tinggi, diharapkan hasil akhir juga lebih valid. Sentimen pada penelitian ini dilabeli dengan sentimen positif dan negatif.

4. Ekstraksi Fitur TF-IDF

Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF) adalah metode pembobotan yang biasa digunakan dalam pemrosesan bahasa alami untuk memberikan bobot pada *term* dalam sebuah dokumen berdasarkan kepentingan atau keinformatifannya. Metode pembobotan ini merupakan penggabungan antara *term frequency* (TF) dan *inverse document frequency* (IDF) [16], [17]. TF mengukur pentingnya suatu istilah dalam sebuah dokumen dan dihitung dengan membagi jumlah kemunculan istilah tersebut dengan total jumlah istilah dalam dokumen tersebut. IDF mengukur pentingnya suatu istilah dalam sekumpulan dokumen dan dihitung sebagai algoritma dari jumlah total dokumen dibagi dengan jumlah dokumen yang mengandung istilah tersebut [18]. Nilai TF-IDF diperoleh menggunakan persamaan (1) dan (2) [19].

$$W_{ij} = tf_{ij} \cdot idf \quad (1)$$

$$W_{ij} = tf_{ij} \cdot \log \left(\frac{n}{df} \right) \quad (2)$$

Keterangan:

W_{ij} : bobot *term* (t_j) terhadap dokumen (d_i).

tf_{ij} : jumlah kemunculan *term* (t_j) dalam (d_i).

n : jumlah semua dokumen yang ada dalam *database*.

df : banyaknya dokumen yang mengandung *term*.

5. Klasifikasi

Model klasifikasi pada penelitian ini menggunakan pendekatan *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor*. *Naïve Bayes Classifier* algoritma yang mengandalkan kemungkinan atau probabilitas dengan pengklasifikasi statistik kelas data, klasifikasi ini dikelompokkan ke dalam kelas tertentu sesuai teori probabilitas. Algoritma *Naïve Bayes* dapat menarik kesimpulan berdasarkan klasifikasi data *training* yang disimpan sebelumnya [20]. *K-Nearest Neighbor* merupakan metode klasifikasi objek berdasarkan data *training* yang jaraknya paling dekat dengan objek. *K-Nearest Neighbor* adalah sebuah metode pencarian kasus dengan menghitung kedekatan antara kasus baru dan kasus lama [21], [22].

Proses klasifikasi sentimen pada data dengan membagi dataset menjadi 80% data latih dan 20% data uji serta menggunakan *cross validation* lipatan 5 untuk mencapai keseimbangan data.

6. Evaluasi

Tahap selanjutnya yaitu evaluasi performa model yang diukur berdasarkan akurasi, presisi, dan recall dari setiap algoritma yang diterapkan. Evaluasi ini akan menggunakan confusion matrix untuk mengetahui performansi dari masing-masing algoritma yang telah diterapkan dan memperoleh hasil evaluasi berupa nilai akurasi, presisi, dan *recall* [23]. Evaluasi ini sangat penting untuk mengetahui performa dari algoritma yang diterapkan pada penelitian ini.

Hasil dan Pembahasan

1. Input data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari kuesioner yang disebarkan kepada mahasiswa dari Fakultas Ilmu Komputer, Fakultas Teknik, Fakultas Farmasi, Fakultas Teknologi Industri, Fakultas Perikanan dan Ilmu Kelautan, Fakultas Kesehatan Masyarakat, Fakultas Pertanian, Fakultas Kedokteran dan Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Muslim Indonesia. Data yang sudah dikumpulkan di export ke dalam bentuk format *excel*.

2. *Preprocessing*

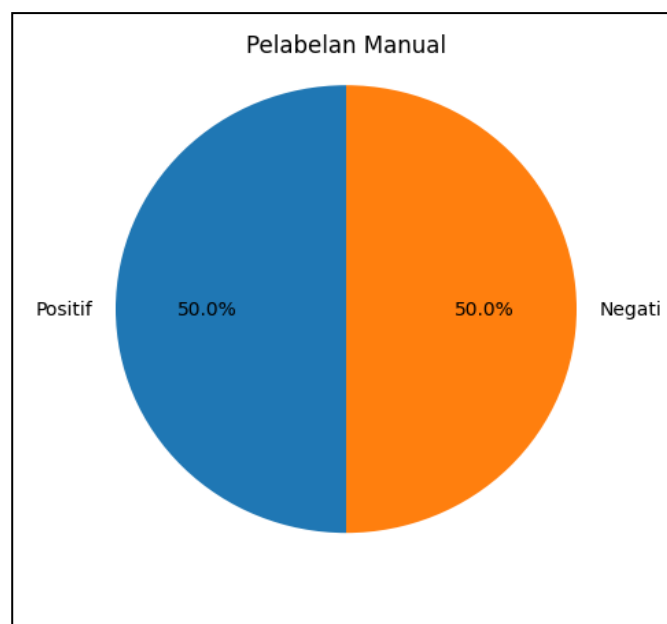
- a. *Case folding*, yaitu mengubah semua huruf dalam teks menjadi huruf kecil.
- b. *Data cleaning*, yang bertujuan untuk menghilangkan tanda baca dan karakter non-alfabet sehingga hanya teks bersih yang tersisa .
- c. *Filtering*, yaitu penghapusan kata-kata yang tidak penting dan muncul secara rutin (*stopword*). Proses ini menggunakan referensi *library slangword by pujangga* dan *stopword by NLTK*.
- d. *Stemming*, yaitu perubahan suatu kata menjadi akar kata dengan menghilangkan imbuhan awal atau akhir kata. Proses ini dilakukan dengan menggunakan *library* sastrawi sebagai referensi.
- e. *Tokenizing Unigram*, yaitu menggunakan konsep unigram untuk membagi kalimat menjadi satu kata.

Tabel 1. Hasil tahap preprocessing

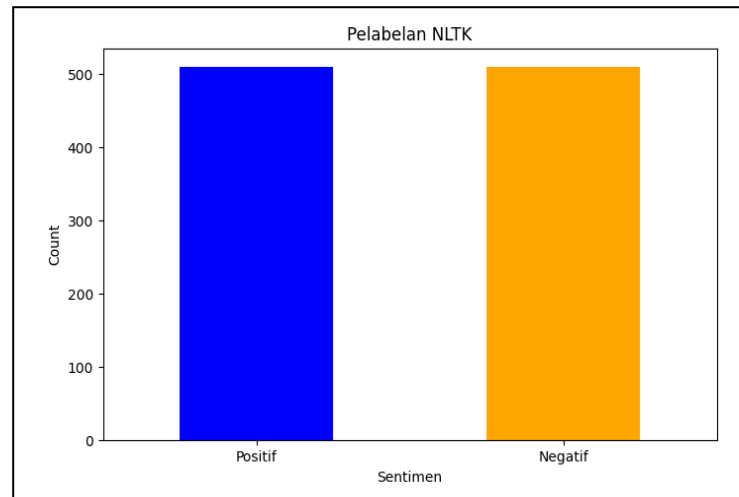
Data Mentah	<i>Case Folding</i>	<i>Data Cleaning</i>	<i>Filtering</i>	<i>Stemming</i>	<i>Tokenizing Unigram</i>
Ketika berhasil menyelesaikan ujian lab atau lancar dalam proses latihan lab.	ketika berhasil menyelesaikan ujian lab atau lancar dalam proses latihan lab.	ketika berhasil menyelesaikan ujian lab atau lancar dalam proses lab	ketika berhasil menyelesaikan ujian lancar dalam proses latihan	ketika hasil selesai uji lancar dalam proses latihan	hasil, selesai, uji, lancar, proses, latihan

3. Pelabelan Sentimen

Pelabelan dilakukan dengan 2 skenario yaitu pelabelan manual dan pelabelan *library* NLTK menggunakan *python* di *google colab*. Dalam pelabelan manual terlihat bahwa kedua label sentimen positif dan sentimen negatif memiliki proporsi yang sama, masing-masing sebesar 50%. Sedangkan pelabelan menggunakan *library* NLTK menghasilkan 509 sentimen positif dan 509 sentimen negatif.



Gambar 1. Visualisasi pelabelan manual



Gambar 2. Visualisasi pelabelan NLTK

4. Ekstraksi fitur TF-IDF

Pada tahap ini, dilakukan pemberian bobot pada kata menggunakan pendekatan TF-IDF. TF mengukur frekuensi kemunculan token unigram dalam sebuah dokumen, sedangkan IDF mengukur seberapa umum kata tersebut dalam keseluruhan dataset. TF-IDF menggabungkan kedua pendekatan ini di mana perhitungannya mencakup rasio antara nilai TF dan IDF. Berikut adalah beberapa pendapat yang digunakan untuk proses pembobotan kata TF-IDF.

Tabel 2. Pembobotan kata TF-IDF

Term	TF			DF	n/D F	IDF	W		
	D1	D2	D3				D1	D2	D3
ketika	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
hasil	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
selesai	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
uji	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
lancar	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
dalam	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
proses	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
latih	1	0	0	1	3	0.47	0.47	0.00	0.00
asistensi	0	1	0	1	3	0.47	0.00	0.47	0.00
evaluasi	0	1	0	1	3	0.47	0.00	0.47	0.00
lumayan	0	0	1	1	3	0.47	0.00	0.00	0.47
pengaruh	0	0	1	1	3	0.47	0.00	0.00	0.47
sehat	0	0	1	1	3	0.47	0.00	0.00	0.47
mental	0	0	1	1	3	0.47	0.00	0.00	0.47

5. Evaluasi hasil klasifikasi

Performa yang diukur yaitu akurasi, presisi, dan *recall*. Pada tahap ini algoritma *Naïve Bayes Classifier* memberikan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan *K-Nearest Neighbor* pada kedua metode pelabelan tersebut.

Tabel 3. Hasil pengujian pada klasifikasi Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor

Jenis Pelabelan	Algoritma	Cross Validation	Akurasi	Presisi	Recall
Pelabelan Manual	Naïve Bayes Classifier	5	95.58%	95.60%	95.54%

	<i>K-Nearest Neighbor</i>	5	91.66%	91.83%	91.49%
Pelabelan NLTK	<i>Naïve Bayes Classifier</i>	5	94.11%	94.05%	94.22%
	<i>K-Nearest Neighbor</i>	5	90.68%	90.88%	91.01%

Hasil evaluasi dari dua klasifikasi yaitu *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor*, menggunakan dua jenis pelabelan data yaitu manual dan NLTK yang diukur dengan akurasi, presisi dan *recall* melalui *5-fold cross-validation*. Berdasarkan data pelabelan manual, algoritma *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan akurasi sebesar 95.58% sedangkan *K-Nearest Neighbor* memperoleh akurasi 91.66%. Untuk pelabelan NLTK, algoritma *Naïve Bayes Classifier* memperoleh akurasi sebesar 94.11% sedangkan *K-Nearest Neighbor* menghasilkan akurasi sebesar 90.68%.

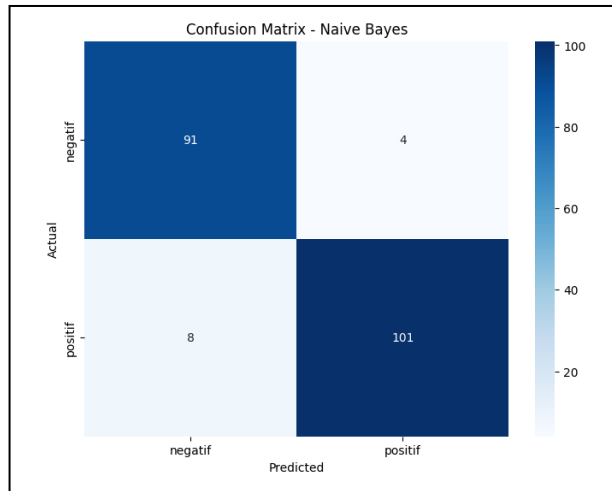
Tabel 4. Multiclass Confusion Matrix

	<i>Predicted Positif</i>	<i>Predicted Negatif</i>
<i>Actual Positif</i>	TP	FN
<i>Actual Negatif</i>	FP	TN

Keterangan:

TP : *True Positif*, TN : *True Negatif*, FP : *False Positif*, FN : *False Negatif*

a. *Naïve Bayes Classifier*



Gambar 3. Confusion Matrix Naïve Bayes Classifier

Pada Gambar 4, setelah dilakukan proses pengujian, terdapat 101 opini yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai positif. Selain itu, hasil true negatif yaitu 91 menandakan bahwa opini negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi. Terdapat 4 opini negatif salah diklasifikasikan sebagai positif dan 8 opini positif salah diklasifikasikan sebagai negatif.

TP : 101, TN : 91, FP : 4, FN : 8

Penyelesaian:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{101+91}{101+91+4+8} \times 100\% = \frac{192}{204} \times 100\% = 94.11\%$$

Maka nilai akurasi yang diperoleh adalah 94.11% hasil dari perhitungan menggunakan rumus.

$$\text{Presisi}_{\text{positif}} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{positif}} = \frac{101}{101+4} \times 100\% = \frac{101}{105} \times 100\% = 96.19\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{negatif}} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{negatif}} = \frac{91}{91+8} \times 100\% = \frac{91}{99} \times 100\% = 91.91\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{\text{Presisi}_{\text{positif}} + \text{Presisi}_{\text{negatif}}}{2}$$

$$\text{Presisi} = \frac{96.19\%+91.91\%}{2} = 94.05\%$$

Maka nilai presisi yang diperoleh adalah 94.05% hasil dari perhitungan menggunakan rumus

$$\text{Recall}_{\text{positif}} = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

$$\text{Recall}_{\text{positif}} = \frac{101}{101+8} \times 100\% = \frac{101}{109} \times 100\% = 92.66\%$$

$$\text{Recall}_{\text{negatif}} = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\%$$

$$\text{Recall}_{\text{negatif}} = \frac{91}{91+4} \times 100\% = \frac{91}{95} \times 100\% = 95.78\%$$

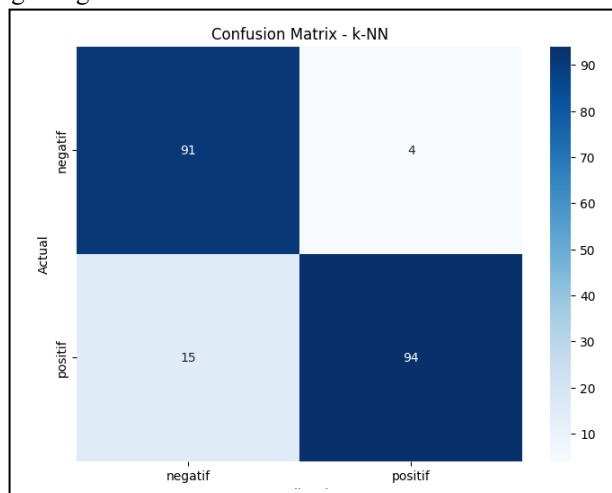
$$\text{Recall} = \frac{\text{Recall}_{\text{positif}}+\text{Recall}_{\text{negatif}}}{2}$$

$$\text{Recall} = \frac{92.66\%+95.78\%}{2} = 94.22\%$$

Maka nilai *recall* yang diperoleh adalah 94.22% hasil dari perhitungan menggunakan rumus.

b. *K-Nearest Neighbor*

Pada Gambar 5, setelah dilakukan proses pengujian, terdapat 94 opini yang berhasil diklasifikasikan dengan benar sebagai positif (true positif). Selain itu, hasil true negatif yaitu 91 menandakan bahwa opini negatif berhasil diklasifikasikan dengan benar. Namun terdapat beberapa kesalahan dalam klasifikasi. Terdapat 4 opini negatif salah diklasifikasikan sebagai positif dan 15 opini positif salah diklasifikasikan sebagai negatif.



Gambar 4. Confusion Matrix K-Nearest Neighbor

Diketahui:

TP : 94, TN : 91, FP : 4, FN : 15

Penyelesaian:

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%$$

$$\text{Akurasi} = \frac{94+91}{94+91+4+15} \times 100\% = \frac{185}{204} \times 100\% = 90.68\%$$

Maka nilai akurasi yang diperoleh adalah 90.68% hasil dari perhitungan menggunakan rumus.

$$\text{Presisi}_{\text{positif}} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{positif}} = \frac{94}{94+4} \times 100\% = \frac{94}{98} \times 100\% = 95.91\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{negatif}} = \frac{TN}{TN+FN} \times 100\%$$

$$\text{Presisi}_{\text{negatif}} = \frac{91}{91+15} \times 100\% = \frac{91}{106} \times 100\% = 85.84\%$$

$$\text{Presisi} = \frac{\text{Presisi}_{\text{positif}}+\text{Presisi}_{\text{negatif}}}{2}$$

$$\text{Presisi} = \frac{95.91\%+85.84\%}{2} = 90.88\%$$

Maka nilai presisi yang diperoleh adalah 90.88% hasil dari perhitungan menggunakan rumus.

- [6] M. R. Nahsrullah, T. Tulasmi, and R. Yuniawan, "Pengaruh Fasilitas Laboratorium Terhadap Minat Belajar Mahasiswa Program Studi Ekonomi Islam UII," *el-Tarbawi*, vol. 13, no. 2, pp. 175–192, 2020, doi: 10.20885/tarbawi.vol13.iss2.art4.
- [7] N. A. Basri, Y. Salim, and H. Darwis, "Analisis Sentimen Mahasiswa Tentang Model Perkuliahan Hybrid Teaching Pada Fakultas Ilmu Komputer UMI Menggunakan Machine Learning," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 5, no. 2, pp. 144–152, Jul. 2024, doi: 10.33096/busiti.v5i2.2334.
- [8] J. Winahyu and I. Suharjo, "Aplikasi Web Analisis Sentimen Dengan Algoritma Multinomial Naïve Bayes," *Kumpulan Artikel Mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika (KARMAPATI)*, vol. 10, no. 2, p. 206, 2021, doi: 10.23887/karmapati.v10i2.36609.
- [9] H. K. Bharata and HS. Sulistyowati, "Analisa Sentimen tentang Reuni 212 pada Dokumen Twitter Berbahasa Indonesia menggunakan R Studio," *Jurnal Gerbang*, vol. 8, no. 2, pp. 1–8, 2018.
- [10] N. L. Ratniasih and L. N. Putri, "Analisis Sentimen Kepuasan Pemangku Kepentingan Menggunakan Metode Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbour," *Jurnal Informasi dan Komputer*, no. 2, pp. 103–109, 2023.
- [11] S. Nur, Z. Wati, Herman, and H. Darwis, "Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor Pada Analisis Sentimen Perkuliahan Daring di Universitas Muslim Indonesia," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. x, no. x, pp. 1–8, 2024.
- [12] S. N. Z. Wati, H. Herman, and H. Darwis, "Naive Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor pada Analisis Sentimen Perkuliahan Daring di Universitas Muslim Indonesia," *Buletin Sistem Informasi dan Teknologi Islam*, vol. 5, no. 1, pp. 47–54, Apr. 2024, doi: 10.33096/busiti.v5i1.2202.
- [13] I Komang Andi Sugiarta, P. Anugrah Cahya Dewi, and Nengah Widya Utami, "Analisa Sentimen Mahasiswa Terhadap Layanan Stmik Primakara Menggunakan Algoritma Naive Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (Jinteks)*, vol. 5, no. 3, pp. 364–372, 2023, doi: 10.51401/jinteks.v5i3.3159.
- [14] M. F. Muzakki, Jondri, and R. F. Umbara, "Analisis Sentimen Mahasiswa Terhadap Fasilitas Universitas Telkom Menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan Dan Tf-Idf," *e-Proceeding of Engineering*, vol. 6, no. 2, pp. 8608–8616, 2019.
- [15] A. Novanto, D. Indra, and W. Astuti, "Analisis Pre-processing Sentimen Terhadap Komentar Layanan Indihome Pada Twitter," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 1, no. 2, pp. 145–152, Jun. 2024, doi: 10.33096/linier.v1i2.2491.
- [16] R. Arifin, Harlinda, and H. Darwis, "Analisis Sentimen Opini Netizen Mengenai Mental Health di Drama Korea Menggunakan Support Vector Machine," *Jurnal Pendidikan Informatika*, vol. 8 No.1, 2024.
- [17] M. Salman Al Markas, S. Anraeni, and L. Budiman Ilmuwan, "Implementasi Fitur Vector Bag Of Word Dan TF IDF untuk Analisis Sentiment," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 2, pp. 136–146, Sep. 2025, doi: 10.33096/linier.v2i2.3104.
- [18] Syahril Dwi Prasetyo, Shofa Shofiah Hilabi, and Fitri Nurapriani, "Analisis Sentimen Relokasi Ibukota Nusantara Menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan KNN," *Jurnal KomtekInfo*, vol. 10, pp. 1–7, 2023, doi: 10.35134/komtekinfo.v10i1.330.
- [19] N. Wanaspati, S. Anraeni, and H. Darwis, "Support Vector Machine untuk Analisis Sentimen Masyarakat Terhadap Penggunaan Antibiotik di Indonesia," *Indonesian Journal of Computer Science*, vol. 12, no. 4, pp. 2196–2206, 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i4.3320.
- [20] R. Maulana, A. Voutama, and T. Ridwan, "Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi MyPertamina pada Google Play Store menggunakan Algoritma NBC," *Jurnal Teknologi Terpadu*, vol. 9, no. 1, pp. 42–48, 2023, doi: 10.54914/jtt.v9i1.609.
- [21] S. Surohman, S. Aji, R. Rousyati, and F. F. Wati, "Analisa Sentimen Terhadap Review Fintech Dengan Metode Naive Bayes Classifier Dan K- Nearest Neighbor," *EVOLUSI : Jurnal Sains dan Manajemen*, vol. 8, no. 1, pp. 93–105, 2020, doi: 10.31294/evolusi.v8i1.7535.
- [22] Muh. I. E. Saputra Troy, S. R. Jabir, and S. Anraeni, "Evaluation of Multi-Class Classification Performance Lung Cancer Through K-NN and SVM Approach," *ILKOM Jurnal Ilmiah*, vol. 17, no. 1, pp. 27–33, Apr. 2025, doi: 10.33096/ilkom.v17i1.2464.27-33.
- [23] Muh. F. A. Hasril, P. Purnawansyah, and L. Budiman Ilmuwan, "Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbors Untuk Klasifikasi Data Ulasan Pengguna Aplikasi Sulselbar Mobile pada Google Play Store," *LINIER: Literatur Informatika dan Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 358–366, Oct. 2025, doi: 10.33096/linier.v2i3.3147.