



Perbandingan Kinerja Metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor pada Analisis Sentimen Ulasan Mobile Banking Jenius

Anggi Tri Dewi Septiani¹, Adam Prayogo Kuncoro², Pungkas Subarkah^{3*}, Riyanto⁴

^{1,2,3*}Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto

⁴Program Teknologi Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Amikom Purwokerto

¹anggitridewiseptiani@gmail.com, ²adam@amikompurwokerto.ac.id, ^{3*}subarkah@amikompurwokerto.ac.id,

⁴riyanto@amikompurwokerto.ac.id

Abstract

One of the impacts of the industrial revolution 4.0 is the emergence of competition between banks and fintech, so that banks are not left behind by innovating by creating mobile banking, so that in Indonesia the number of mobile banking users increases every year and there are more and more customers, so banks need to pay attention to customer satisfaction. Sentiment analysis is one solution that can be used to see customer satisfaction from the opinions of mobile banking application users. In this research the author aims to compare the performance of the Naïve Bayes Classifier and K-Nearest Neighbor methods on mobile banking reviews. The testing of 2000 data is divided into 1600 training data and 400 test data. The results of the analysis show that the K-Nearest Neighbor method is superior in analyzing sentiment and the results of the confusion matrix performance show that the accuracy of K-Nearest Neighbor is superior with an accuracy of 84.06%. and 83.06%, while the Naïve Bayes Classifier obtained accuracy results of 83.06% and 82.56%.

Keywords: mobile banking, Naïve Bayes Classifier, K-Nearest neighbor, sentiment analysis

Abstrak

Salah satu dampak revolusi industri 4.0 adalah terjadinya persaingan antara bank dengan fintech, supaya tidak tertinggal bank melakukan inovasi dengan menciptakan mobile banking, hingga di Indonesia jumlah pengguna mobile banking setiap tahun semakin meningkat dan nasabah semakin banyak sehingga bank perlu untuk memperhatikan kepuasan pelanggan. Analisis sentimen adalah salah satu solusi yang dapat digunakan untuk melihat kepuasan pelanggan dari opini pengguna aplikasi mobile banking. Pada penelitian ini penulis memiliki tujuan untuk membandingkan kinerja metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor terhadap ulasan mobile banking. Adapun pengujian dari 2000 data yang dibagi menjadi 1600 data latih dan 400 data uji. Hasil analisa menunjukkan bahwa metode K-Nearest Neighbor lebih unggul dalam menganalisis sentimen dan hasil performance confusion matrix menunjukkan hasil akurasi K-Nearest Neighbor unggul dengan akurasi sebesar 84,06% dan 83,06% sedangkan Naïve Bayes Classifier memperoleh hasil akurasi sebesar 83,06% dan 82,56%.

Kata Kunci: *mobile banking, Naïve Bayes Classifier, K-Nearest neighbor, analisis sentimen*

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License [Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International \(CC BY-NC-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/) license

PENDAHULUAN

Saat ini hampir semua sektor industri termasuk sektor keuangan terdampak revolusi industri 4.0. Salah satu dampak adalah industri perbankan sedang menghadapi persaingan dari beberapa perusahaan finansial teknologi atau yang lebih familiar disebut dengan fintech. Apabila perbankan tidak dapat mengadopsi teknologi terkini, melakukan modernisasi pada beberapa layanan atau servis, tidak melakukan kreatif dan inovatif maka dapat terjadi gangguan pada industri perbankan [1].

Otoritas Jasa Keuangan (OJK) mendorong digitalisasi perbankan dengan mengeluarkan peraturan OJK No.12/POJK.03/2018 tentang penyelenggaraan layanan perbankan digital oleh Bank Umum, peraturan yang dikeluarkan oleh OJK 33 ini menyebutkan “layanan perbankan digital adalah layanan perbankan elektronik yang dikembangkan dengan mengoptimalkan pemanfaatan data nasabah dalam rangka melayani nasabah secara lebih cepat, mudah dan sesuai dengan kebutuhan (customer experience) serta dapat dilakukan secara mandiri sepenuhnya oleh nasabah dengan memperhatikan aspek pengamanan”. Dengan adanya peraturan dari OJK ini diharapkan perbankan dapat mengoptimalkan pemanfaatan teknologi untuk memenuhi kebutuhan konsumen [2]. Digitalisasi sektor perbankan bukan hanya mencakup ATM saja, namun juga hal-hal lainnya seperti internet banking [3]. Salah satu layanan internet banking adalah mobile banking. Nasabah perbankan tidak perlu mengunjungi kantor cabang untuk mendapatkan layanan perbankan, cukup melakukan dengan smartphone dan melakukan photo dengan kamera dan data nasabah dikirim melalui website perbankan dan sudah dapat melakukan pembukaan sebagai nasabah perbankan [3]. Bank Jenius BTPN adalah salah satu bank yang memanfaatkan inovasi dari teknologi mobile banking. Di Indonesia pengguna mobile banking kian hari semakin berkembang pesat, sampai pada tahun 2020 pengguna mobile banking diperkirakan mengalami peningkatan dari 36 juta menjadi 88 juta pengguna secara keseluruhan [4]. Hal ini menunjukkan bahwa semakin banyaknya nasabah yang memanfaatkan layanan mobile banking dalam melakukan transaksi hariannya, sehingga bank perlu untuk fokus dan memperhatikan kepuasan nasabahnya yang mana kepuasan nasabah bergantung pada kualitas dari layanan yang disediakan [4]. Ulasan adalah bagian dari Electronic Word of Mouth (eWOM), yang merupakan pendapat langsung seseorang dan bukan iklan. Ulasan adalah salah satu bentuk dari bermacam faktor yang menentukan keputusan pembelian seseorang, Sehingga bisa mempengaruhi orang lain untuk menggunakan jasa akomodasi yang sama [5]. Analisis sentimen merupakan salah satu solusi yang dapat digunakan untuk melihat kepuasan dari pengguna aplikasi untuk menilai suatu aplikasi. Dari data yang tidak terstruktur dapat ditarik sebuah kesimpulan dengan menggunakan analisis sentimen [5]. Dari permasalahan yang dihadapi oleh perbankan dalam menghadapi persaingan, menjaga kualitas pelayanan merupakan hal penting untuk dilakukan, kualitas dapat di lihat dari ulasan kepuasan pengguna terhadap suatu aplikasi atau produk perbankan oleh karena itu penelitian akan ini dilakukan analisis sentimen guna mengetahui kepuasan dari pengguna dengan membandingkan kinerja metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest

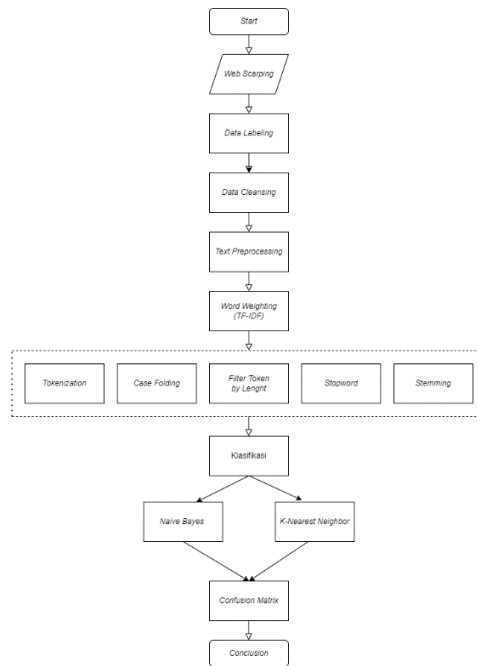
Neighbor cukup populer digunakan untuk melakukan sentimen analisis ulasan.

Adapun penelitian sebelumnya yang dilakukan dan menjadi tinjauan pustaka dalam penelitian ini, yaitu: Penelitian yang dilakukan oleh Ginantra et al (2022) dengan judul “Analisis sentiment ulasan villa di Ubud menggunakan metode Naïve Bayes Classifier, Decision Tree dan K-NN” [1]. Hasil analisis menunjukkan bahwa metode K-Nearest Neighbor lebih unggul dalam menganalisis sentimen dengan jumlah prediksi sentimen 526 positif, 233 netral, 72 negatif. Hasil performance confusion matrix menunjukkan K-Nearest Neighbor lebih unggul dengan memperoleh hasil accuracy 91,96%, precision 92,97%, dan recall 91,26%, dan overall performance 91,83%. Penelitian lain oleh Iwandini et al (2023) berjudul “Analisis sentiment pengguna Transportasi Jakarta terhadap Transjakarta menggunakan metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor” [6]. Hasil analisis sentimen positif atau negatif informasi publik terhadap transjakarta dengan metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor menunjukkan bahwa metode K-Nearest Neighbor lebih unggul dari Naïve Bayes Classifier dengan perolehan accuracy sebesar 75,7% sedangkan Naïve Bayes Classifier hanya memperoleh accuracy 61,1%. Penelitian yang dilakukan oleh Devita et al (2018) berjudul “Perbandingan kinerja Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor untuk klasifikasi artikel berbahasa Indonesia” [7]. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa accuracy metode Naïve Bayes Classifier lebih unggul dibandingkan metode K-Nearest Neighbor, metode Naïve Bayes Classifier memperoleh hasil accuracy sebesar 70% sedangkan accuracy yang diperoleh K-Nearest Neighbor sebesar 40%. Penelitian lain yang dilakukan oleh Abdurraheem et al (2022) berjudul “Weather prediction performance evaluation on selected machine learning algorithms” [8]. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa accuracy yang didapat oleh Decision Tree paling unggul sebesar 100% dan accuracy yang didapat oleh K-Nearest Neighbor sebesar 78% dan Logistic Regression sebesar 93%. Penelitian oleh Saritas et al (2019) yang berjudul “Performance analysis of ANN and Naïve Bayes Classification algorithm for data classification” [10]. Hasil penelitian menunjukkan bahwa accuracy metode ANN sebesar 86,95% lebih unggul dari metode Naïve Bayes Classifier yang memperoleh accuracy 83,54% dan dapat disimpulkan juga bahwa deteksi kanker payudara dapat menggunakan sebuah algoritma.

Berdasarkan pemaparan latar belakang masalah diatas, pemilihan algoritma Naive Bayes dari beberapa literatur review mengenai merupakan algoritma sederhana namun memiliki akurasi tinggi [11], [12]. terhadap analisis sentimen [13] dan algoritma K-NN yang memiliki keunggulan salah satunya dalam mencari pola yang terbaik terhadap dataset yang akan digunakan [14].

METODE PENELITIAN

Dalam penelitian ini terdapat sejumlah uraian rangkaian tahapan yang dilalui untuk bisa mendapatkan hasil perbandingan kinerja metode Naive Bayes Classifier dan metode K-Nearest Neighbor pada analisis sentiment ulasan mobile banking jenius. Gambar 1. Alur Penelitian akan menunjukkan secara ringkas tahapan-tahapan yang dilakukan



Gambar 1. Alur penelitian

1. Web Scrapping

Web scrapping merupakan metode untuk mengekstraksi informasi dari halaman website, yang kemudian menjadi data yang dapat dianalisis, diolah dan dimanfaatkan untuk berbagai tujuan [10]. Pada penelitian ini peneliti menggunakan metode web scrapping dibantu dengan API google-play-scraper. Jumlah data ulasan yang dikumpulkan sebanyak 2000 ulasan mobile banking Jenius BTPN.

2. Data Labeling

Data yang telah terkumpul sebagian akan dilabeli secara manual oleh penulis. Ulasan yang mengandung feedback yang baik akan di beri label positif, ulasan yang mengandung feedback tidak baik akan diberi label negatif.

3. Word Weighting (TF-IDF)

Term Frequency Inverse Document Frequency (TF-IDF) merupakan tahap memberikan skor atau nilai frekuensi pada setiap kemunculan dari sebuah kata dalam dokumen [1].

4. Klasifikasi

Dalam tahap klasifikasi peneliti menggunakan 2 metode yaitu metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor, selain itu juga peneliti membuat 2 skenario dimana skenario pertama menggunakan proses stemming dan skenario kedua tanpa proses stemming. Tujuan dari proses klasifikasi ini untuk memprediksi kelas dari objek yang tabel kelasnya tidak diketahui.

5. Confusion Matrix

Confusion matrix dikenal juga sebagai tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual, dimana kombinasi tersebut merupakan representative hasil proses klasifikasi yaitu True Positive (TP), True Negatif (TN), False Negatif (FN), False Positive (FP) [14]. Berikut gambar tabel Confusion matrix:

		Actual Values	
		Positive(1)	Negative(0)
Predicted Values	Positive(1)	TP	FP
	Negative(0)	FN	TN

Gambar 2. Tabel Confusion Matrix

Formulasi perhitungan yang digunakan adalah sebagai berikut [1]:

Metrik	Formula
Akurasi	$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
Recall	$\frac{TP}{TP + FN}$
Precision	$\frac{TP}{TP + FP}$
F1-score	$2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision}$

Gambar 3. Gambar formulasi perhitungan

Keterangan:

- True Positive (TP): Jumlah record positif dalam dataset yang dikualifikasikan positif.
- True Negatif (TN): Jumlah record negatif dalam dataset yang dikualifikasikan negatif.
- False Positive (FP): Jumlah record negatif dalam dataset yang dikualifikasikan positif.
- False Negatif (FN): Jumlah record positif dalam dataset yang dikualifikasikan negatif.

Dari hasil perhitungan confusion matrix menghasilkan accuracy, recall, dan precision. Nilai Akurasi merupakan presentase dari perbandingan jumlah *record* data positif dan negatif yang diklasifikasikan secara benar dengan keseluruhan. Nilai *recall* atau *sensitivity* merupakan presentase proporsi jumlah data yang positif sebenarnya diprediksi negatif sedangkan nilai *precision* atau *confidence* merupakan persentase proporsi jumlah *record* data prediksi positif yang juga positif benar sebenarnya.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Web Scrapping

Proses pengumpulan data ulasan *mobile banking* Jenius dilakukan pada tanggal 21 Februari 2023 dengan menggunakan metode *web scrapping* yang di bantu dengan *tools google collab*. Hasil dari proses *web scrapping* peneliti mendapatkan data ulasan sebanyak 2000 ulasan.

Tabel 1: Sample hasil data Web Scraping

No	Username	Skor	at	Content
1	Ichwan agus Ariyanto	1	2/19/2023 7:20:01	Pencurian data <i>video call</i> selesai tpi akun gagal diaktifkan. Sudah saya ss wajah CSnya. <i>Pin</i> dan <i>password</i> benar tapi tidak bisa <i>login</i> .
2	Alter Alataru	3	2/19/2023 00:04:03	<i>System</i> tagihannya membingungkan!
3	Yanto yh bhetok	5	2/1/2023 7:30:39	Jenius emang gue banget....👉👉👉 Tapi sayang belum dapat kartu <i>credit</i> padahal udah 2 tahun pake <i>flexi cash</i>

2. Data Labeling

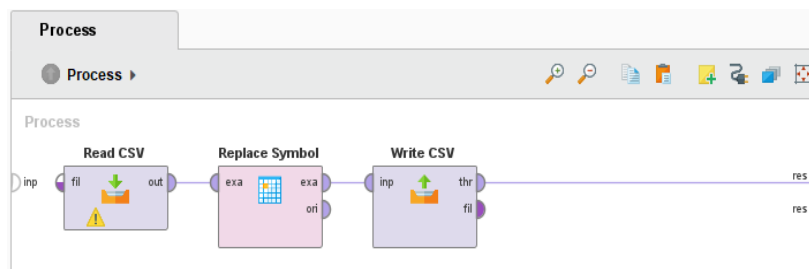
Data mentah hasil web scraper selanjutnya perlu diolah, pada tahap ini peneliti akan memberi label sentimen untuk 1600 ulasan dari 2000 ulasan beracuan dengan rasio perbandingan 80:20. Hasil dari proses pelabelan data secara manual dapat dilihat dari Tabel 2

Tabel 2: Sample data hasil data labeling

No	Content	Label sentimen
1	Aplikasi yang sangat mudah dan memuaskan Dalam bertransaksi	Positif
2	Aplikasi ini tidak ramah dan sistemnya tidak jelas saya menyesal dan kecewa memakai aplikasi ini	Negatif
3	Aplikasi bank <i>digital online</i> yang aktivasinya mudah serta banyak fitur fitur dari <i>transfer</i> sampai <i>topup</i> bahkan menabung disni ada bunganya tiap hari sukses selalu jenius	Positif
4	Aplikasi Memerlukan perangkat yang <i>Compatible</i> Sehingga tidak lemot	Netral

3. Data Cleansing

Hasil proses data cleansing yang dilakukan tidak merubah jumlah data ulasan yang telah dikumpulkan sebelumnya, jumlah masih sama sebanyak 2000 ulasan karena tidak ada duplicate dan tidak ada data kosong, namun apabila ada karakter yang tidak terhapus setelah proses *cleansing* contohnya masih terdapat symbol “ maka peneliti yang akan lakukan penghapusan secara manual di microsoft excel. Adapun berikut skema proses data cleansing yang dilakukan di Rapidminer seperti Gambar 4



Gambar 4. Skema proses data cleansing

berikut sample hasil dari tahap data cleansing terdapat pada Tabel 3

Tabel 3:Sample data cleansing

No	Sebelum cleansing	Sesudah cleansing
1	Sangat tidak puas dan ingin sekali menghapus data saya,karna percuma ga bisa pakai <i>paylatter</i> !	Sangat tidak puas dan ingin sekali menghapus data sayakarna percuma ga bisa pakai <i>paylatter</i>
2	Sistem tagihannya membingungkan!	Sistem tagihannya membingungkan

4. Text Preprocessing

Tahap selanjutnya yaitu text processing , sebelum menghubungkan data ke operator text processing, data perlu dirubah siftanya dari polynominal menjadi teks menggunakan operator *Nominal to Text* karena pada operator *Process Document from Data* terdapat proses TF-IDF, kemudian didalam operator *Process Document from Data* terdapat operator-operator lain yang digunakan untuk *text processing*. Hasil secara keseluruhan pada tahap text preprocessing yaitu menghasilkan 2288 token setelah proses terakhir yaitu tahap *stemming* dari jumlah token awal sebanyak 3498 token.

5. Tokenization

Tahap selanjutnya yaitu tahap memecah kalimat menjadi token-token kecil, hasil proses tokenization didapatkan 3498 token atau kata. Adapun contoh hasil tokenization pada Rapidminer dapat dilihat di Tabel 4

Tabel 4: Sample Tokenization

No	Sebelum tokenization	Sesudah tokenization
1	Aplikasinya sangat <i>friendly</i> banget memudahkan kita semua dalam menggunakannya sukses terus kembangkan lagi aplikasinya semakin bagus	'Aplikasinya', 'sangat', ' <i>friendly</i> ', 'banget', 'memudahkan', 'kita', 'semua', 'dalam', 'menggunakannya', 'sukses', 'terus', 'kembangkan', 'lagi', 'aplikasinya', 'semakin', 'bagus'
2	Aplikasi bank yang bagus, pemakaiannya juga cukup lumayan gampang.	'Aplikasi', 'bank', 'yang', 'bagus', 'pemakaiannya', 'juga', 'cukup', 'lumayana', 'gampang'

6. Case Folding

Tahap setelah proses tokenization yaitu case folding dalam tahap ini proses menyamaratakan bentuk huruf menjadi *lower-case* dibantu oleh operator *transform cases*. Hasil dari proses case folding sebanyak 2845 token mengalami pengurangan dari proses *tokenization* sebelumnya 3498 token. Contoh proses case folding dapat dilihat pada Tabel 5

Tabel 5:Sample case folding

No	Sebelum case folding	Sesudah case folding
1	Aplikasi <i>mbanking</i> yang <i>simple</i> dan tidak ribet	aplikasi <i>mbanking</i> yang <i>simple</i> dan tidak ribet
2	Aplikasi asik tapi pas ganti hp engga bisa <i>login time out</i> terus	Aplikasi asik tapi pas ganti hp engga bisa <i>login time out</i> terus

7. Filter Token by Length

Hasil setelah proses filter token by length dari jumlah token atau kata 2845 menjadi 2780 token atau kata.

8. Filter Token by Length

Tahap selanjutnya yaitu tahap menghilangkan token atau kata yang tidak relevan, Hasil setelah melalui proses stopwords jumlah token atau kata dari 2780 menjadi 2288 token atau kata.

Tabel 6: Sample Stopwords

No	Sebelum stopwords	Setelah stopwords
1	'Aplikasi', 'bank', 'yang', 'bagus', 'pemakaiannya', 'juga', 'cukup', 'lumayana', 'gampang'	'Aplikasi', 'bank', 'bagus', 'pemakaiannya', 'gampang'
2	'Sangat', 'bagus', 'tarik', 'tunai', 'tanpa', 'dikenakan', 'biaya'	'bagus', 'tarik', 'tunai', 'tanpa', 'dikenakan', 'biaya'
3	'Aplikasi', 'yang', 'sangat', 'bagus', 'wajib', 'di', 'coba', 'nih'	'Aplikasi', 'bagus', 'wajib', 'coba'

9. Stemming

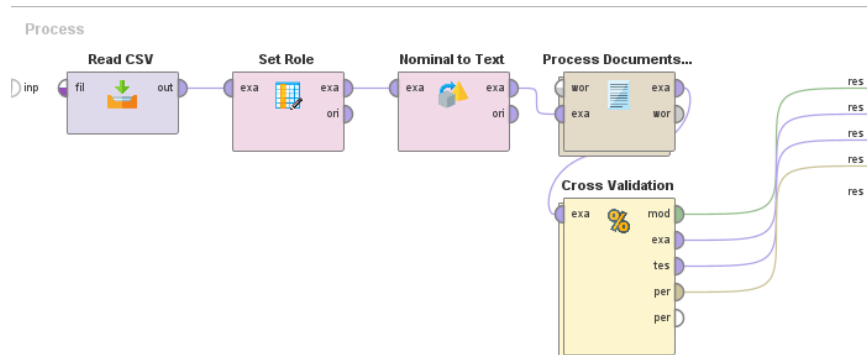
Hasil dari proses stemming menyisakan 1512 token atau kata dari yang sebelumnya berjumlah 2288 token atau kata. Berikut hasil stemming dapat di lihat di tabel 7

Tabel 7: Sample stemming

No	Sebelum stemming	Sesudah stemming
1	jenius aplikasi <i>online</i> memudahkan penggunanya menabung jenius aplikasi terbaik	jenius aplikasi <i>online</i> mudah pengguna jenius aplikasi terbaik
2	aplikasinya <i>friendly</i> memudahkan menggunakannya sukses kembangkan aplikasinya semakin bagus	aplikasi <i>friendly</i> mudah guna sukses kembang aplikasi semakin bagus

10. Klasifikasi

Skema pada *Rapidminer* yang digunakan dalam penelitian ini terlihat pada Gambar 5

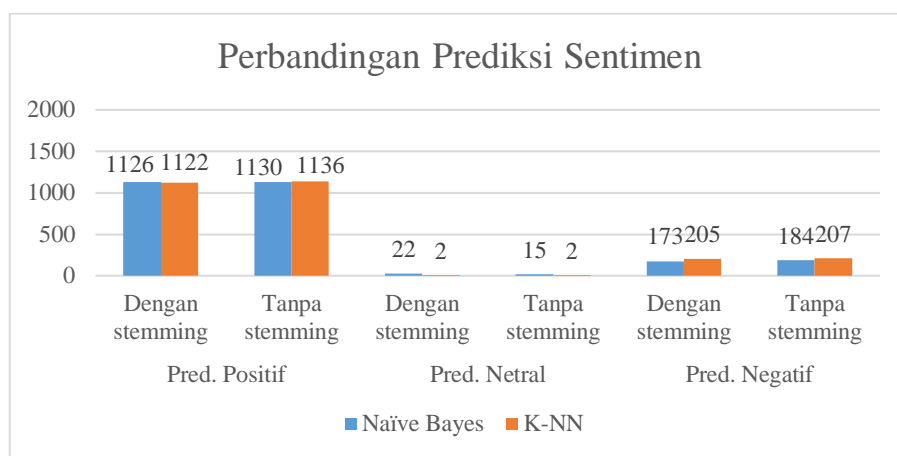


Gambar 5. Alur proses klasifikasi

Hasil dari proses klasifikasi menggunakan metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor baik menggunakan stemming atau tanpa stemming dapat dilihat pada Tabel 8

Tabel 8:Perbandingan prediksi klasifikasi

	Data Uji	Metode	Naïve Bayes	K-NN
Pred. Positif	400	<i>Dengan stemming</i>	1126	1122
		<i>Tanpa stemming</i>	1130	1136
Pred. Netral	400	<i>Dengan stemming</i>	22	2
		<i>Tanpa stemming</i>	15	2
Pred. Negatif	400	<i>Dengan stemming</i>	173	205
		<i>Tanpa stemming</i>	184	207



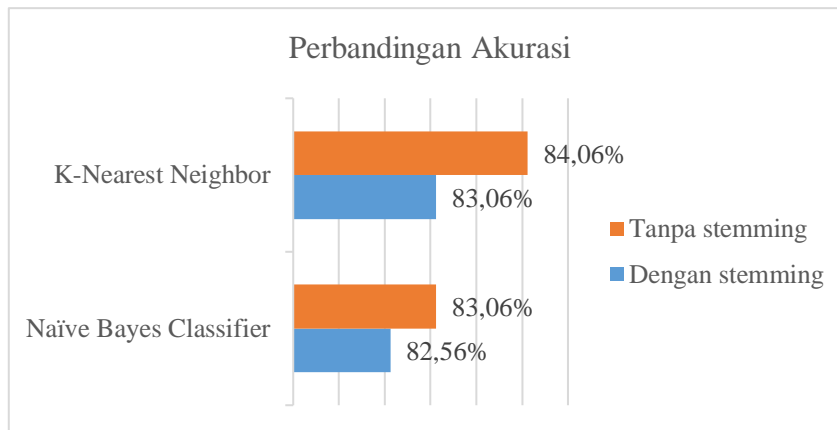
Gambar 6. Perbandingan prediksi sentimen

Berdasarkan Tabel 8 menunjukkan hasil klasifikasi sentimen terhadap ulasan *mobile banking* Jenius pada metode klasifikasi *Naïve Bayes Classifier* menggunakan *stemming* diperoleh hasil prediksi kelas Positif sebanyak 1126 ulasan positif, 173 prediksi ulasan negatif dan 22 prediksi ulasan netral, klasifikasi *Naïve Bayes Classifier* tanpa *stemming* menghasilkan prediksi 1130 ulasan positif, 184 prediksi ulasan negatif dan 15 prediksi ulasan netral sedangkan pada metode *K-Nearest Neighbor* dengan *stemming* menghasilkan prediksi 1122 ulasan positif, 205 prediksi ulasan negatif, 2 prediksi ulasan netral, dan hasil metode *K-Nearest Neighbor* tanpa *stemming* menghasilkan prediksi 1136 ulasan positif, 207 prediksi ulasan negatif dan 2 prediksi ulasan netral.

11. Confusion Matrix

Perhitungan kinerja metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor (K-NN) dalam memprediksi hasil ulasan mobile banking Jenius dihitung menggunakan operator Confusion Matrix.

Adapun tabel perbandingan hasil accuracy metode Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor.



Gambar 7. Grafik perbandingan akurasi setiap metode

Berdasarkan Tabel 9 hasil perbandingan akurasi dari metode *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* nilai akurasi yang diperoleh oleh *Naïve Bayes Classifier* sebanyak 82,56% dan 83,06% sedangkan untuk nilai akurasi yang diperoleh metode *K-Nearest Neighbor* yaitu 83,06% dan 84,06%.

KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian perbandingan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* pada analisis sentimen ulasan mobile banking Jenius yang sudah dilakukan, dengan hasil membandingkan metode *Naïve Bayes Classifier* dan *K-Nearest Neighbor* dapat disimpulkan bahwa berdasarkan hasil perhitungan Confusion Matrix metode *K-Nearest Neighbor* memperoleh akurasi lebih unggul daripada metode *Naïve Bayes Classifier*. Nilai akurasi yang didapatkan oleh metode *K-Nearest Neighbor* dengan menggunakan stemming sebesar 83,06% dan akurasi yang didapatkan oleh metode *K-Nearest Neighbor* tanpa stemming sebesar 84,06% sedangkan hasil akurasi yang diperoleh metode *Naïve Bayes Classifier* dengan stemming sebesar 82,56% dan akurasi yang diperoleh metode *Naïve Bayes Classifier* tanpa stemming sebesar 83,06%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Universitas Amikom Purwokerto yang telah membantu dalam penyelesaian penelitian ini.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] N. L. W. S. R. Ginantra, C. P. Yanti, G. D. Prasetya, I. B. G. Sarasvananda, and I. K. A. G. Wiguna, "Analisis Sentimen Ulasan Villa di Ubud Menggunakan Metode Naive Bayes, Decision Tree, dan K-NN," *J. Nas. Pendidik. Tek. Inform.*, vol. 11, no. 3, pp. 205–215, 2022.
- [2] A. I. Mutiasari, "PERKEMBANGAN INDUSTRI PERBANKAN DI ERA DIGITAL," *J. Ekon. BISNIS DAN KEWIRUSAHAAN*, vol. 9, no. 2, 2020.
- [3] Dirwan, "Pengaruh Kualitas Jasa 'Jenius BTPN' Terhadap Kepuasan Nasabah Pada Pt. Bank Tabungan

- Pensiun Nasional Cabang Makassar,” *AKMEN J. Ilm.*, vol. 15, no. 3, 2018.
- [4] Zufriзал, “Pengguna Mobile Banking di 4 Negara Ini Bakal Meroket,” *9 Desember 2020*, p. 1, 2020.
- [5] A. Rahmadhanu, M. Raihan Zaky, M. Isra, and N. Sri Wahyuni Nengsih, “Penerapan Machine Learning Untuk Menentukan Tingkat Kepuasan Tamu Hotel Dymens Menggunakan Metode Vader,” *jurnal.unidha.ac.id* A Ramadhanu, MR Zaky, M Isra, NSW Nengsih, S Sularno *Jurnal Teknol. Dan Sist. Inf. Bisnis*, 2023 *jurnal.unidha.ac.id*, vol. 5, no. 3, pp. 337–343, 2023.
- [6] I. Iwandini, A. Triayudi, and G. Soepriyono, “Analisa Sentimen Pengguna Transportasi Jakarta Terhadap Transjakarta Menggunakan Metode Naives Bayes dan K-Nearest Neighbor,” *J. Inf. Syst. Res.*, vol. 4, no. 2, pp. 543–550, 2023.
- [7] R. N. Devita, H. W. Herwanto, and A. P. Wibawa, “Perbandingan Kinerja Metode Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor untuk Klasifikasi Artikel Berbahasa Indonesia,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 4, p. 427, 2018.
- [8] M. Abdulraheem, J. B. Awotunde, A. E. Adeniyi, I. D. Oladipo, and S. O. Adekola, “Weather prediction performance evaluation on selected machine learning algorithms,” *IAES Int. J. Artif. Intell.*, vol. 11, no. 4, pp. 1535–1544, 2022.
- [9] M. M. Saritas, “Multi-phase semicrystalline microstructures drive exciton dissociation in neat plastic semiconductors,” *J. Mater. Chem. C*, vol. 3, pp. 10715–10722, 2015.
- [10] M. M. Saritas and Yasar A, “Performance Analysis of ANN and Naive Bayes Classification Algorithm for Data Classification,” *Int. J. Intell. Syst. Appl. Enginerring*, vol. 7, no. 2, pp. 88–91, 2019.
- [11] P. D. Rinanda, B. Delvika, S. Nurhidayarnis, N. Abror, and A. Hidayat, “Perbandingan Klasifikasi Antara Naive Bayes dan K-Nearest Neighbor Terhadap Resiko Diabetes pada Ibu Hamil,” *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 68–75, 2022.
- [12] P. Subarkah, W. Risma, and R. Aditya, “Comparison of correlated algorithm accuracy Naive Bayes Classifier and Naive Bayes Classifier for heart failure classification,” vol. 14, no. 2, pp. 120–125, 2022.
- [13] P. Subarkah, P. W. Rahayu, I. Darmayanti, and R. Riyanto, “Sentiment Analysis on Reviews of Women’S Tops on Shopee Marketplace Using Naive Bayes Algorithm,” *JITK (Jurnal Ilmu Pengetah. dan Teknol. Komputer)*, vol. 9, no. 1, pp. 126–133, 2023.
- [14] I. Darmayanti, P. Subarkah, L. R. Anunggilarsa, and J. Suhaman, “Prediksi Potensi Siswa Putus Sekolah Akibat Pandemi Covid-19 Menggunakan Algoritme K-Nearest Neighbor,” *J. Sains dan Teknol.*, vol. 10, no. 2, pp. 230–238, 2021.