

## Analisis Sentimen Ulasan Pengguna Aplikasi Mobile Banking Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor

Darwin Munandar<sup>1</sup>, M. Afdal<sup>2</sup>, Zarnelly<sup>3</sup>, Rice Novita<sup>4</sup>

Program Studi Sistem Informasi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Jl. HR. Soebrantas No.Km. 15, RW.15, Simpang Baru, Kota Pekanbaru, Indonesia, 28293  
e-mail: <sup>1</sup>11753101892@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>m.afdal@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>zarnelly@uin-suska.ac.id, <sup>4</sup>rice.novita@uin-suska.ac.id

Submitted Date: June 28<sup>th</sup>, 2024

Revised Date: July 20<sup>th</sup>, 2024

Reviewed Date: July 04<sup>th</sup>, 2024

Accepted Date: July 24<sup>th</sup>, 2024

### Abstract

Mobile banking is evident in the improvement of business processes in the banking industry. Even so, the m-banking application cannot be separated from the problems experienced by its users. Common problems that occur are difficult to access, face verification, login, failed transactions, and other errors. For that, further analysis is needed. Therefore, further analysis is required. This research proposes a sentiment analysis technique using K-Nearest Neighbor (KNN) algorithm to identify user opinions and reviews of m-banking applications. Three popular m-banking apps were selected for further analysis namely M-banking A, M-banking B, and M-banking C. The analysis shows that M-banking A is the most popular m-banking application, with a positive sentiment percentage of 58.25%, M-banking C with 22.50%, and M-banking B with the lowest percentage of 12.70%. Modeling results using the KNN algorithm with K = 3, 5 and 7 test values show K = 3 has better capabilities. Based on the application, the best modeling is produced on M-banking A with 82.9% accuracy, then M-banking C with 70.3% accuracy, and M-banking B with 71.35% accuracy. Analysis and visualization were also conducted using word clouds to see keywords that are often discussed in reviews. As a result, m-banking apps have problems with difficult login, complicated registration or verification, and balance deduction despite failed transfer status.

Keywords: K-Nearest Neighbor (KNN); Mobile Banking; Sentiment Analysis; User Review

### Abstract

Mobile banking menjadi bukti dalam peningkatan proses bisnis di industri perbankan. Meski begitu, aplikasi m-banking tidak lepas dari permasalahan yang dialami penggunaannya. Permasalahan umum yang terjadi seperti sulit diakses, verifikasi wajah, login, gagal melakukan transaksi, dan error lainnya. Untuk itu, analisis lebih lanjut diperlukan. Penelitian ini mengusulkan teknik analisis sentimen menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) untuk mengidentifikasi opini dan ulasan pengguna aplikasi m-banking. Tiga aplikasi m-banking populer dipilih untuk dianalisis lebih lanjut yaitu m-banking A, B, dan C. Analisis menunjukkan bahwa M-banking A merupakan aplikasi m-banking yang paling diminati pengguna, dengan persentase sentimen positif sebesar 58.25%, M-banking C sebesar 22.50%, dan M-banking B dengan persentase terendah yaitu sebesar 12,70%. Hasil pemodelan menggunakan algoritma KNN dengan uji nilai K = 3, 5 dan 7 menunjukkan K= 3 memiliki kemampuan yang lebih baik. Berdasarkan aplikasi, pemodelan terbaik dihasilkan pada M-banking A dengan akurasi 82.9%, kemudian M-banking C dengan akurasi 70.3%, dan M-banking B dengan akurasi 71.35%. Analisis dan visualisasi juga dilakukan menggunakan word cloud untuk melihat keyword yang sering dibahas pada ulasan. Hasilnya, secara garis besar aplikasi m-banking memiliki masalah pada login yang sulit, pendaftaran atau verifikasi yang ribet, dan saldo terpotong padahal status transfer gagal.

Kata Kunci: Analisis Sentimen; K-Nearest Neighbor (KNN); Mobile Banking; Ulasan Pengguna



## 1 Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi dan internet memberikan kemudahan dengan terciptanya suatu pola baru dalam proses bisnis perusahaan (Novita et al., 2022). *Mobile banking* menjadi bukti dalam peningkatan proses bisnis di industri perbankan di Indonesia. Layanan pada *m-banking* memungkinkan nasabah melakukan aktifitas transaksi maupun keuangan, seperti melihat riwayat transaksi, mengecek saldo saat ini dan aktifitas lainnya tanpa perlu mengunjungi bank ataupun mesin ATM terkait (Pratama et al., 2023).

Saat ini, terdapat berbagai macam aplikasi *m-banking* yang tersedia di Indonesia. Aplikasi M-banking A, M-banking B dan M-banking C merupakan beberapa aplikasi yang populer. Hal tersebut dapat dilihat dari jumlah pengguna dan unduhan aplikasi pada Google Play Store. Meski banyak digunakan, aplikasi tersebut tidak lepas dari permasalahan yang terjadi dan dialami oleh penggunanya (Nurfadila et al., 2023). Permasalahan dan keluhan tersebut dapat dilihat dari ulasan yang ada pada Google Play Store.

Pada aplikasi M-banking A, terdapat beberapa permasalahan yang sering terjadi, yaitu sulit dalam melakukan pendaftaran dan sering mengalami blokir akun (Marselina et al., 2022). Permasalahan lainnya pada M-banking A adalah sulitnya untuk melakukan verifikasi wajah saat aktivasi login, melakukan transaksi, dan bahkan mengalami gagal transfer tetapi saldo rekening berkurang (Pratama et al., 2023).

Kemudian, pada aplikasi M-banking B, pengguna kebanyakan memberikan komentar tentang kualitas layanan seperti saat melakukan login sering mengisikan pin dan *password* berkali-kali, pengguna iPhone yang kesulitan membuka aplikasi, mendapatkan notifikasi gagal melakukan transaksi, token aktivasi yang bahkan sering tidak terkirim, serta fitur penarikan saldo dan transfer juga sering gagal (Adhiim & Mahir, 2021).

Selanjutnya, pada aplikasi M-banking C, kebanyakan pengguna mengeluhkan tentang sulitnya mengakses aplikasi ini. Hal tersebut disebabkan oleh seringnya sistem aplikasi yang mengalami gangguan. Selain itu, beberapa pengguna juga sempat tidak bisa mengakses aplikasi pada sistem operasi tertentu (Gumelar & Indriyanti, 2023).

Keluhan dan permasalahan tersebut perlu ditinjau kembali apakah telah diselesaikan oleh pihak pengembang aplikasi. Kemudian, perlu ditinjau juga apakah terdapat permasalahan baru

lainnya yang terjadi setelah pembaruan aplikasi. Untuk itu, analisis lebih lanjut diperlukan. Salah satu cara efektif yang dapat digunakan untuk melakukan analisis keluhan pengguna adalah dengan pendekatan analisis sentimen.

Analisis sentimen adalah teknik yang bertujuan untuk mengidentifikasi dan mengkategorikan opini atau pendapat yang terdapat dalam teks, dengan menentukan polaritasnya sebagai positif, negatif, atau netral (Samsir et al., 2021)(Lestari et al., 2022). Pendekatan ini dapat diterapkan pada ulasan pengguna di platform Google Playstore sehingga dapat memberikan wawasan yang berharga dan mendalam tentang aspek yang perlu mejadi fokus utama yang perlu dievaluasi dan ditingkatkan pada layanan aplikasi *m-banking*.

Salah satu algoritma populer yang digunakan untuk melakukan analisis sentimen adalah *K-Nearest Neighbor* (KNN). KNN merupakan algoritma yang memiliki konsep mengklasifikasikan suatu objek data berdasarkan kumpulan data pelatihan yang terdekat dengan objek data tersebut (Wisnu et al., 2020). Meskipun sederhana, algoritma KNN terbukti efektif dalam mengklasifikasi data berbasis teks (Setyorini & Mustakim, 2021). Terdapat beberapa penelitian menggunakan algoritma ini untuk menangani kasus analisis sentimen. Penelitian pertama membandingkan algoritma KNN dengan *naive bayes* untuk analisis sentimen pada fitur di aplikasi TikTok Shop menghasilkan KNN sebagai yang terbaik (Rahmadyan & Mustakim, 2023). Penelitian lainnya juga membandingkan algoritma yang sama untuk analisis sentimen aplikasi JKN Mobile menghasilkan KNN sebagai yang terbaik (Annisa et al., 2023).

Selain itu, terdapat juga beberapa penelitian sebelumnya yang berkaitan dengan topik penelitian ini yaitu analisis sentimen *m-banking*. Penelitian pertama melakukan analisis sentimen pada aplikasi BRImo dengan algoritma NBC menghasilkan akurasi sebesar 84,52% *precision* 82,51% dan *recall* 87,62% (Insan et al., 2023). Penelitian selanjutnya melakukan analisis sentimen pada ulasan aplikasi BRImo dengan nilai dengan algoritma SVM menghasilkan akurasi sebesar 97,69%, sedangkan pada algoritma NBC menghasilkan akurasi sebesar 96,53% (Astuti et al., 2022). Penelitian lainnya melakukan analisis sentimen BRImo dan BCA Mobile menggunakan SVM dan *lexicon based* menghasilkan akurasi pada

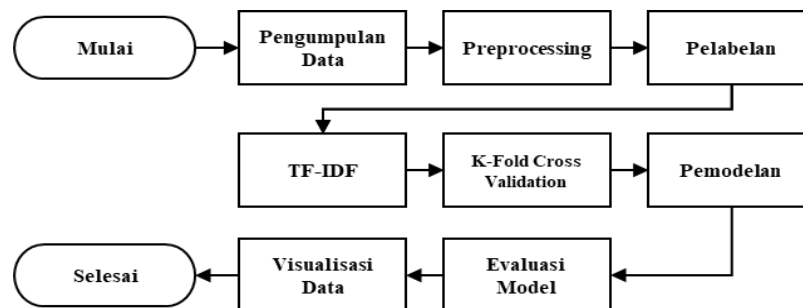
BRI Mo sebesar 94% sedangkan pada BCA mobile sebesar 95% (Pratama et al., 2023).

Penelitian ini melakukan menganalisis sentimen ulasan pengguna aplikasi m-banking menggunakan algoritma KNN. Selain itu, penelitian ini juga mengusulkan penggunaan pendekatan normalisasi data yang mengubah kata slang pada menjadi bentuk formal menggunakan kamus *colloquial indonesian lexicon* dengan tujuan membuat format pada data teks menjadi konsisten. Penelitian ini diharapkan dapat bermanfaat bagi perusahaan dalam meninjau dan evaluasi untuk

meningkatkan layanan aplikasi m-banking sehingga dapat meningkatkan kepuasan dan pengalaman penggunanya.

## 2 Metodologi Penelitian

Penelitian ini melakukan analisis sentimen menggunakan menggunakan algoritma KNN untuk mengetahui bagaimana opini dari pengguna aplikasi *m-banking*. Secara keseluruhan, proses implementasi pada penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* yang tahapannya dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

### 2.1 Pengumpulan Data

Proses pengumpulan data dilakukan menggunakan teknik scraping melalui platform *Google Play Store*. Library yang digunakan adalah *google-play-scraper* yang tersedia pada bahasa pemrograman *Python*. Data yang diambil adalah ulasan dari tiga aplikasi *mobile banking* yang paling banyak digunakan di Indonesia yaitu M-banking A, M-banking B, dan M-banking C. Pengambilan data dibatasi selama tiga bulan, yaitu mulai dari 1 Maret – 31 Mei 2024 dengan total 2000 ulasan.

### 2.2 Pre-processing Data

*Preprocessing* dilakukan untuk membantu meningkatkan kualitas analisis dengan mengatasi noise atau informasi tidak relevan pada data sehingga memiliki nantinya memiliki format yang lebih terstruktur (Hasibuan et al., 2024). *Preprocessing* data teks terdiri dari beberapa proses, yaitu (Agustina et al., 2024):

1. *Cleaning*, yaitu proses membersihkan data teks dari kesalahan yang terdiri dari mengubah format penulisan menjadi *lowercase* atau huruf kecil, kemudian menghapus karakter seperti simbol tertentu, angka dan jua tanda baca.
2. *Normalisasi*, yaitu mengubah data teks yang memiliki kata slang ke dalam bahasa yang

lebih formal. Proses ini dilakukan dengan menggunakan kamus *colloquial indonesian lexicon* (Nikmatun et al., 2018).

3. *Tokenizing*, yaitu memenggal kata menjadi bentuk yang lebih sederhana yang disebut token (berupa sebagian kata atau kalimat).
4. *Filtering*, yaitu menghapus kata yang tidak penting pada teks seperti kata ganti orang, kata hubung dan lainnya.
5. *Stemming*, yaitu mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan cara menghapus imbuhan dan juga akhiran kata.

### 2.3 Pelabelan Data

Dataset yang telah didapatkan melalui proses *scrapping* masih dalam tiper *unsupervised* atau belum memiliki label. Dengan begitu, data tersebut akan dilakukan proses pelabelan terlebih dahulu sebelum melakukan pemodelan. Pada kasus analisis sentimen umumnya menggunakan tiga kategori sebagai label yaitu positif, negatif, dan netral. Untuk memastikan proses pelabelan tepat dan akurat maka proses pelabelan pada penelitian ini dilakukan secara manual.

### 2.4 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)

TF-IDF adalah teknik yang digunakan untuk menghitung pentingnya sebuah istilah dalam

konteks sebuah dokumen di dalam sebuah korpus. *Term Frequency* (TF) mengukur seberapa sering suatu kata muncul pada data, di mana semakin sering kata tersebut muncul, semakin tinggi nilai TF-nya. Sebaliknya, *Inverse Document Frequency* (IDF) mengukur kelangkaan suatu kata di seluruh data, di mana semakin jarang suatu kata muncul, semakin tinggi nilai IDF-nya (Syafrizal et al., 2023).

## 2.5 K-Fold Cross Validation

*K-Fold Cross Validation* merupakan salah satu teknik validasi yang membagi data menjadi K bagian. Data yang telag dibagi kemudian digunakan untuk pemodelan yang dilatih dan dievaluasi sebanyak K kali (Rahmadeyan & Mustakim, 2023). Misalnya, jika nilai *K-Fold* ditetapkan 5, data akan dibagi menjadi 5 subset, di mana 1 subset digunakan sebagai data uji dan 4 subset lainnya sebagai data latih kemudian dilatih dan dievaluasi sebanyak 5 kali. Adapaun pada penelitian ini menggunakan *10-Fold* sebagai pembagian data karena lebih umum digunakan. Teknik ini digunakan karena dianggap dapat menghasilkan hasil yang optimal dalam pemodelan (Pratama, et al., 2023).

## 2.6 K-Nearest Neighbor

KNN merupakan algoritma yang memiliki konsep mengklasifikasikan suatu objek data berdasarkan kumpulan data pelatihan yang terdekat dengan objek data tersebut (Wisnu et al., 2020). Meskipun sederhana, algoritma KNN terbukti efektif dalam megklasifikasi data berbasis teks (Setyorini & Mustakim, 2021). Namun KNN juga memiliki batasan yaitu terlalu bergantung pada nilai K dan memerlukan sumberdaya komputasi yang tinggi (Putri et al., 2023). Umumnya nilai K tersebut adalah bilangan bulat ganjil. Persamaan dari algoritma KNN ditunjukkan sebagai berikut.

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{r=1}^n ((a_r(x_i) - a_r(x_j)))^2} \quad (1)$$

## 2.7 Evaluasi Model

Untuk menilai performa model dalam melakukan klasifikasi sentimen, proses evaluasi dapat digunakan yang melibatkan penggunaan *confusion matrix* untuk mengestimasi nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score* pada model (Rahmadeyan et al., 2023). Berikut adalah persamaan yang digunakan.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (2)$$

$$Presisi = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1\ Score = 2 * \frac{Recall * Precision}{Recall + Precision} \quad (5)$$

## 3 Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini, hampir seluruh proses dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *Python* dengan tools *Google Colaboratory*. Tahapan pertama, data akan dikumpulkan terlebih dahulu menggunakan teknik *scrapping* pada platform *Google Play Store* dengan rentang waktu selama tiga bulan, mulai dari 1 Maret hingga 31 Mei 2024. Hasil pengumpulan data mendapatkan sebanyak 2000 ulasan pengguna pada masing-masing aplikasi. Data yang didapatkan melalui *scrapping* dapat dilihat pada Tabel 1.

No	Teks
1	Urusan transaksi jadi lancar
297	Semenjak saya memasang aplikasi ini, sangat memudahkan saya dalam bertransaksi maupun mentransfer uang. Terutama saat mengisi pulsa, sangat cepat sekali prosesnya.
1248	Untuk penggunaan aplikasi mudah... Cuma untuk pendaftaran yang baru buat akun sangat sangat dibutuhkan kesabaran dibagian perekaman diri dan pemasukan kode... Dimohon untuk peningkatan pelyanan nya
1879	ini kenapa ya mau verifikasi wajah, perekaman wajah melalui rekam video sudah mengikuti anjuran namun selalu gagal terus, saya coba beberapa kali tetep aja gagal
2000	Akun sering kena blokir, jadi harus bolak-balik ke kantor cabang. Nomor gak aktif, ganti hp harus ke kantor cabang lg. Nomor hp sudah diperbaharui tetap gak bisa login (Ket : RUHE). Kapan mau majunya?

Data yang telah terkumpul perlu di *preprocessing*. proses pertama adalah *cleaning*, terdiri dari mengubah format teks menjadi huruf kecil (*lowercase*), serta menghapus karakter non-

alfabet seperti simbol, tautan, tanda baca, angka, dan sejenisnya. Data ulasan seringkali memiliki bahasa yang beragam, termasuk penggunaan singkatan ataupun slang. Oleh karena itu, teks perlu dikonversi ke format yang lebih konsisten dengan mengubahnya ke dalam bentuk bahasa formal. Berikutnya adalah *tokenizing* untuk memecah data teks menjadi bentuk yang lebih sederhana. Kemudian melakukan *filtering* untuk menghapus

kata yang tidak memiliki makna atau informasi penting dengan bantuan library *Natural Language Toolkit* (NLTK). Terakhir adalah *stemming* untuk mengubah kata menjadi bentuk dasarnya dengan menghapus imbuhan atau akhiran dengan bantuan dari library Sastrawi. Hasil dari seluruh tahapan *preprocessing* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Preprocessing Data (Sampel Data Aplikasi M-banking A)

Tahapan	Teks
Data Awal	Jelek, sulit untuk terbitkan Kartu Fisik. Walaupun skrg sdh bisa pakai aplikasi tetap saja. Internet harus bagus, belum lagi pahit2nya kalau HP mati pas lagi perjalanan jauh, jadi sulit melakukan transaksi/penarikan saat sedang butuh.
Cleaning	jelek sulit untuk terbitkan kartu fisik walaupun skrg sdh bisa pakai aplikasi tetap saja internet harus bagus belum lagi pahit nya kalau hp mati pas lagi perjalanan jauh jadi sulit melakukan transaksi penarikan saat sedang butuh
Nomalisasi	jelek sulit untuk terbitkan kartu fisik walaupun sekarang sudah bisa pakai aplikasi tetap saja internet harus bagus belum lagi pahit nya kalau hp mati pas lagi perjalanan jauh jadi sulit melakukan transaksi penarikan saat sedang butuh
Tokenizing	['jelek', 'sulit', 'untuk', 'terbitkan', 'kartu', 'fisik', 'walaupun', 'sekarang', 'sudah', 'bisa', 'pakai', 'tetap', 'saja', 'internet', 'harus', 'bagus', 'belum', 'lagi', 'pahit', 'nya', 'kalau', 'hp', 'mati', 'pas', 'lagi', 'perjalanan', 'jauh', 'jadi', 'sulit', 'melakukan', 'transaksi', 'penarikan', 'saat', 'sedang', 'butuh']
Filtering	['jelek', 'sulit', 'terbitkan', 'kartu', 'fisik', 'bisa', 'pakai', 'internet', 'harus', 'bagus', 'belum', 'pahit', 'hp', 'mati', 'pas', 'perjalanan', 'sulit', 'transaksi', 'penarikan', 'butuh']
Stemming	['jelek', 'sulit', 'terbit', 'kartu', 'fisik', 'bisa', 'pakai', 'internet', 'harus', 'bagus', 'belum', 'pahit', 'hp', 'mati', 'pas', 'jalan', 'sulit', 'transaksi', 'tarik', 'butuh']

Setelah melakukan *preprocessing*, data akan dilabeli terlebih dahulu. Untuk memastikan label yang akurat dan relevan dengan konteks, maka proses pelabelan dalam penelitian ini dilakukan secara manual. Label yang digunakan terdiri dari tiga kategori sentimen, yaitu positif, netral, dan negatif. Hasil pelabelan data dapat dilihat pada Tabel 3.

Berdasarkan hasil pelabelan data, didapatkan bahwa aplikasi M-banking A lebih disukai pengguna karena memiliki persentase sentimen positif yang tertinggi tinggi yaitu 58,25%. Sementara itu, aplikasi M-banking C memiliki persentase sentimen sebesar 22.50%. Aplikasi M-banking B menjadi aplikasi yang kurang disukai pengguna karena memiliki persentase sentimen positif terendah yaitu sebesar 12,70%.

Tabel 3. Hasil Pelabelan

M-Banking	Sentimen		
	Positif	Negatif	Netral
A	1165 (58,25%)	764 (38,20%)	71 (3,55%)
B	254 (12,70%)	1721 (86,05%)	25 (1,25%)
C	450 (22,50%)	1495 (74,75%)	55 (2,75%)

Data yang telah diberi label kemudian dilakukan pembobotan kata menggunakan teknik TF-IDF. Semakin sering suatu kata muncul, maka bobot kata tersebut akan meningkat. Untuk memastikan hasil pembobotan yang efektif, parameter *max\_df* diatur menjadi 0.9 dan *min\_df* menjadi 0.005, sehingga kata-kata yang muncul terlalu sering atau hampir tidak pernah akan dihapus dari representasi dokumen dengan tujuan mengurangi noise dan meningkatkan relevansi informasi yang diekstraksi. Hasil implementasi dari tahapan TF-IDF ditunjukkan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Implementasi TF-IDF

No	akun	blokir	cepat	daftar	gagal	lancar	login	mudah	...	transaksi
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,6155	0,0000	0,0000	...	0,3478
297	0,0000	0,0000	0,2369	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,1511	...	0,1779
1248	0,3051	0,0000	0,0000	0,2493	0,0000	0,0000	0,0000	0,1375	...	0,0000
1879	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,3970	0,0000	0,0000	0,0000	...	0,0000
2000	0,2026	0,2341	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,1583	0,0000	...	0,0000

Proses pemodelan dilakukan dengan menggunakan algoritma KNN pada library *Scikit-Learn*. Untuk mengimplementasikan KNN, perlu menentukan nilai tetangga terdekat (K). Nilai K ditetapkan melalui proses pengujian yaitu 3, 5 dan

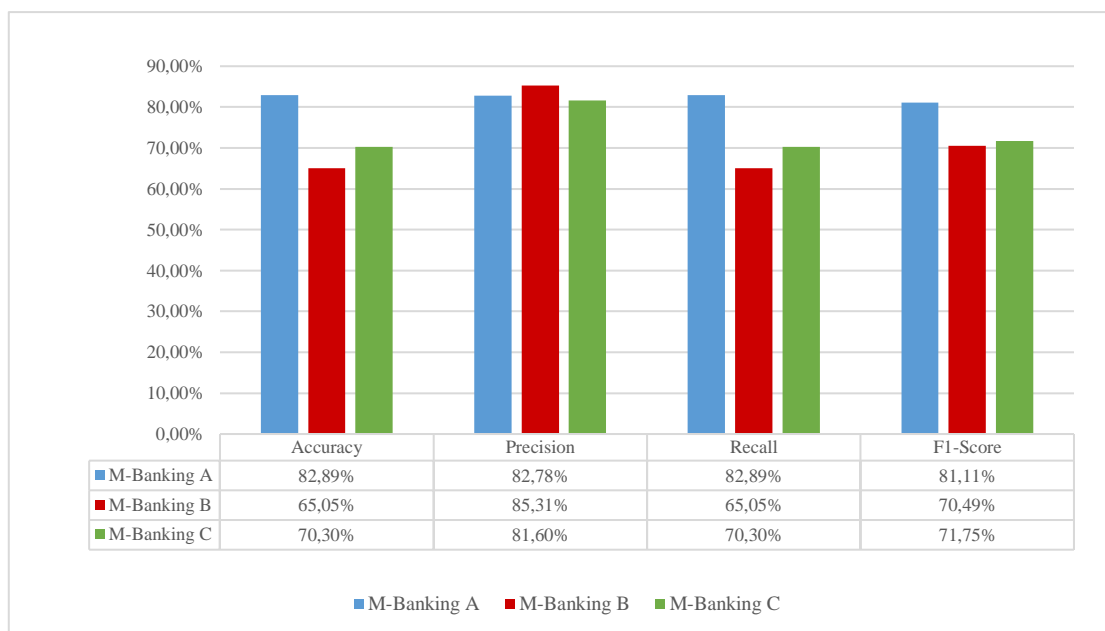
7. Model KNN yang telah dilatih akan dievaluasi untuk melihat kemampuannya dalam melakukan klasifikasi. Hasil pemodelan KNN dengan pengujian nilai K ditampilkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Uji K dan Evaluasi Model KNN

Aplikasi	Uji Nilai K	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
M-banking A	3	82,9%	82,8%	82,9%	81,1%
	5	81,4%	81,8%	81,4%	79,8%
	7	78,6%	79,5%	78,6%	76,0%
M-banking B	3	65,1%	85,3%	65,1%	70,5%
	5	58,3%	85,2%	58,3%	64,6%
	7	51,9%	85,1%	51,9%	58,6%
M-banking C	3	70,3%	81,6%	70,3%	71,8%
	5	66,4%	81,0%	66,4%	68,1%
	7	66,2%	81,1%	66,2%	67,7%

Berdasarkan hasil evaluasi dan pengujian nilai K, didapatkan model terbaik yaitu pada nilai K=3. Dengan begitu diketahui bahwa Nilai K yang lebih rendah menghasilkan model yang semakin

baik, semenatra nilai K yang semakin tinggi mendapatkan model kurang baik. Hasil model terbaik dari KNN ditampilkan pada Gambar



Gambar 2. Model Terbaik Pada Algoritma KNN (K=3) di Masing-Masing Aplikasi

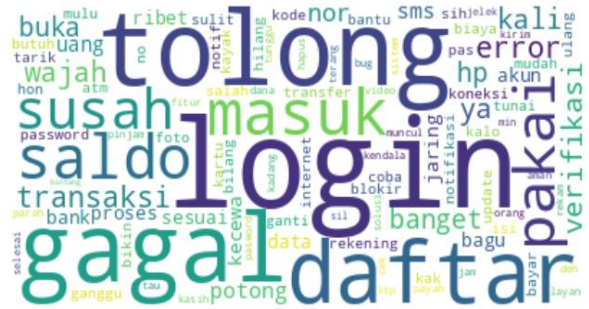
Berdasarkan hasil pemodelan didapatkan bahwa secara keseluruhan algoritma KNN memiliki kemampuan cukup baik dalam melakukan klasifikasi sentimen pada tiga aplikasi m-banking. Hasil terbaik didapatkan pada aplikasi M-banking A dengan *accuracy* 82,9%, *precission* 82,8%, *recall* 82,9% dan *f1-score* 81,1%, kemudian diikuti oleh M-banking C dengan *accuracy* 70,3%, *precission* 81,6%, *recall* 70,3% dan *f1-score* 71,6%, dan terakhir M-banking B dengan *accuracy* 65,1%, *precission* 85,3%, *recall* 65,1% dan *f1-score* 70,5%.

Untuk mengetahui opini yang disampaikan oleh masing-masing pengguna aplikasi jual pulsa, maka dapat dilakukan melalui visualisasi data menggunakan word cloud. Visualisasi akan menampilkan kata yang sering muncul pada setiap sentimen sehingga akan memberikan kata kunci dari topik utama yang dibahas dalam komentar.

Pada aplikasi M-banking A, lima kata kunci yang sering muncul pada sentimen positif adalah 'mudah', 'transaksi', 'bantu', 'cepat', dan 'terimakasih' yang menandakan aplikasi M-banking A sangat membantu dan memudahkan pengguna dalam melakukan transaksi keuangan. Kemudian pada sentimen negatif yaitu 'tolong', 'login', 'daftar', 'gagal', dan 'masuk'. Ini menunjukkan bahwa aplikasi M-banking A memiliki kekurangan dalam melakukan login dan pendaftaran sehingga sulit untuk memasuki aplikasi. Sementara itu pada sentimen netral adalah 'transaksi', 'bagus', 'sayang', 'bantu', dan 'mudah' yang menunjukkan bahwa meskipun aplikasi M-banking A bagus dan membantu dengan kemudahannya, pengguna menyayangkan masih mengalami kendala dalam mengaksesnya. Hasil visualisasi sentimen aplikasi M-banking A dapat dilihat pada Gambar 3, 4 dan 5.



Gambar 3. Word Cloud Sentimen Positif pada Aplikasi M-banking A



Gambar 4. Word Cloud Sentimen Negatif pada Aplikasi M-banking A



Gambar 5. Word Cloud Sentimen Netral pada Aplikasi M-banking A

Pada aplikasi M-banking B, lima kata kunci yang sering muncul pada sentimen positif adalah 'bantu', 'mudah', 'alhamdulillah', 'bagus', dan 'mantap' yang menandakan bahwa aplikasi ini disukai karena bagus dan membantu pengguna dengan penggunaan yang mudah. Kemudian pada sentimen negatif yaitu 'buka', 'susah', 'verifikasi', 'masuk' dan 'error' yang mengindikasikan bahwa pengguna merasa kecewa karena kesulitan melakukan verifikasi wajah untuk masuk dan adanya *error* pada saat menggunakan aplikasi. Sementara itu, pada sentimen netral adalah 'buka', 'bagus', 'nomor', 'hp', dan 'ganggu' yang menunjukkan bahwa pengguna sebenarnya menyukai aplikasi karena bagus namun ada kendala pada nomor hp dan menyebabkan mereka terganggu dengan hal tersebut. Hasil visualisasi sentimen aplikasi M-banking B dapat dilihat pada Gambar 6, 7 dan 8.



Gambar 6. Word Cloud Sentimen Positif pada Aplikasi M-banking B



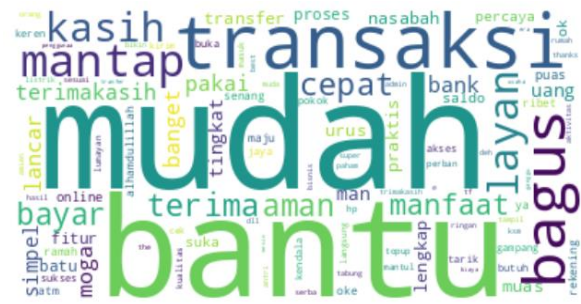
Gambar 7. Word Cloud Sentimen Negatif pada Aplikasi M-banking B



Gambar 8. Word Cloud Sentimen Netral pada Aplikasi M-banking B

Pada aplikasi M-banking C, lima kata kunci yang sering muncul yaitu 'mudah', 'bantu', 'transaksi', 'bagus', dan 'layanan' yang menandakan bahwa pelanggan sangat suka dengan aplikasi ini karena sangat terbantu dan memudahkan transaksi keuangan dengan layanan yang juga bagus. Kemudian pada sentimen negatif yaitu 'buka', 'masuk', 'transaksi', 'jam' dan 'saldo' yang mengindikasikan bahwa aplikasi Aplikasi ini sering bermasalah pada jam-jam tertentu sehingga pengguna tidak bisa masuk dan juga saat gagal melakukan transaksi saldo terpotong. Sementara itu pada sentimen netral adalah 'bagus', 'sayang', 'fitur', 'bantu', dan 'login' yang menunjukkan bahwa aplikasi ini

memiliki fitur yang bagus namun pengguna menyayangkan masih terjadi kesulitan saat melakukan login. Hasil visualisasi sentimen aplikasi M-banking C dapat dilihat pada Gambar 9, 10 dan 11.



Gambar 9. Word Cloud Sentimen Positif pada Aplikasi M-banking C



Gambar 10. Word Cloud Sentimen Negatif pada Aplikasi M-banking C



Gambar 11. Word Cloud Sentimen Netral pada Aplikasi M-banking C

Berdasarkan hasil visualisasi, secara umum terlihat aplikasi m-banking memiliki permasalahan sulit melakukan login, sering gagal melakukan pendaftaran dan verifikasi, dan saldo yang terpotong padahal status transfer gagal. Informasi dan aspek tersebut dapat ditinjau lebih lanjut oleh pengembang untuk melakukan evaluasi dan perbaikan sehingga dapat meningkatkan layanan dan kemudan pada aplikasi.



#### 4 Kesimpulan

Hasil analisis dan pemodelan menunjukkan bahwa secara garis besar, aplikasi m-banking memiliki masalah pada aspek kesulitan melakukan login, pendaftaran dan verifikasi yang sulit, dan saldo yang terpotong padahal status transfer gagal. M-banking A merupakan aplikasi m-banking yang paling diminati dan disukai oleh pengguna dibanding aplikasi M-banking B dan M-banking C karena memiliki persentase sentimen positif yang paling tinggi yaitu 58,25%. Sementara itu, aplikasi M-banking C memiliki persentase sebesar 22,50% dan M-banking B dengan persentase terendah yaitu sebesar 12,70%. Selain itu, hasil pemodelan sentimen menggunakan algoritma KNN dengan uji nilai K = 3, 5 dan 7 menghasilkan K= 3 sebagai model terbaik. Meski begitu, hasil evaluasi yang didapatkan masih belum memuaskan. Pemodelan terbaik didapatkan pada aplikasi M-banking A dengan akurasi 82.9%, kemudian diikuti oleh M-banking C dengan akurasi 70.3%, dan M-banking B dengan akurasi 71.35%. Hasil visualisasi data menggunakan *word cloud* menunjukkan bahwa aplikasi M-banking A disukai karena sangat membantu dan memudahkan pengguna dalam melakukan transaksi keuangan namun masih memiliki permasalahan dalam melakukan login dan pendaftaran sehingga sulit untuk memasuki aplikasi. Kemudian pada aplikasi M-banking B disukai karena bagus dan membantu dengan penggunaan yang mudah namun pengguna juga mengalami kesulitan melakukan verifikasi wajah untuk masuk dan adanya *error* pada saat menggunakan aplikasi. Pada aplikasi M-banking C disukai karena sangat terbantu dan memudahkan transaksi keuangan dengan layanan yang juga bagus namun sering bermasalah pada jam-jam tertentu sehingga pengguna tidak bisa masuk dan juga saat gagal melakukan transaksi saldo terpotong. Hasil dan pengetahuan ini dapat ditinjau lebih lanjut oleh pengembang untuk melakukan evaluasi dan perbaikan sehingga dapat meningkatkan layanan dan kemudan pada aplikasi.

#### Referensi

- Adhiim, D. M., & Mahir, P. (2021). Pengaruh E-Service Quality terhadap E-Customer Loyalty pada Aplikasi OVO Melalui E-Customer Satisfaction sebagai Variabel Intervening. *E-Proceeding of Management*, 8(6), 8585–8595.
- Agustina, C. A. N. ., Novita, R., Mustakim, & Rozanda, N. E. (2024). The Implementation of TF-IDF and Word2Vec on Booster Vaccine Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Algorithm. *Procedia Computer Science*, 234, 156–163.
- Annisa, C., Afdal, M., & Ahsyar, T. K. (2023). Perbandingan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan K-Nearest Neighbor Pada Sentimen Review Aplikasi Mobile Jkn. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(3), 1033–1040.
- Astuti, A. P., Alam, S., & Jaelani, I. (2022). Komparasi Algoritma Support Vector Machine dengan Naive Bayes Untuk Analisis Sentimen Pada Aplikasi BRImo. *Jurnal Bangkit Indonesia*, 11(2), 1–6.
- Gumelar, P. A., & Indriyanti, A. D. (2023). Penerapan Metode End User Computing Satisfaction dan Technology Acceptance Model dengan Analisis Partial Least Square untuk Mengukur Tingkat Kepuasan Pengguna Aplikasi Livin' by Mandiri. *Jeisbi*, 04(2), 52–61.
- Hasibuan, S. S., Angraini, Saputra, E., & Megawati. (2024). Sentimen Analisis terhadap Fitur Tiktok Shop Menggunakan Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 8(1), 303–311.
- Insan, M. K., Hayati, U., & Nurdiawan, O. (2023). Analisis Sentimen Aplikasi Brimo pada Ulasan Pengguna di Google Play Menggunakan Algoritma Naive Bayes. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(1), 478–483.
- Lestari, R. D. A., Rintyarna, B. S., & Dasuki, M. (2022). Application Of N-Gram On K-Nearest Neighbor Algorithm To Sentiment Analysis Of TikTok Shop Shopping Features. *Jurnal Mantik*, 6(3), 2685–4236.
- Marselina, L., Kaniawulan, I., & Singasatia, H. D. (2022). Analisis Kesuksesan Aplikasi Brimo dengan Pendekatan Model Delone and Mclean. *Jurnal Informatika, Teknologi Dan Sains*, 4(3), 193–198.
- Nikmatun, A. S., Winatmoko, Y. A., Septiandri, A. A., & Jamal, A. (2018). Colloquial Indonesian Lexicon. *Proceedings of the 2018 International Conference on Asian Language Processing, IALP 2018*, 226–229.
- Novita, R., Rahmadayan, A., & Vamilina, V. (2022). Implementasi Analytical Hierarchy Process-Topsis dalam Penentuan Marketplace Terbaik di Indonesia. *Building*



- of Informatics, Technology and Science*, 4(2), 1035–1041.
- Nurfadila, N., Ariyanti, M., & Trianasari, N. (2023). Analisis Kualitas Layanan Mobile Banking New Livin' By Mandiri Menggunakan Sentiment Analysis. *JIBR: Journal of Indonesia Business Research*, 1(1), 77–82.
- Pratama, M. R., Ramadhan, Y. R., & Komara, M. A. (2023). Analisis Sentimen BRImo dan BCA Mobile Menggunakan Support Vector Machine dan Lexicon Based. *Jutisi: Jurnal Ilmiah Teknik Informatika Dan Sistem Informasi*, 12(3), 1439–1450.
- Pratama, P. F., Rahmadani, D., Nahampun, R. S., Harmutika, D., Rahmadeyan, A., & Evizal, M. F. (2023). Random Forest Optimization Using Particle Swarm Optimization for Diabetes Classification. *Public Research Journal of Engineering, Data Technology and Computer Science*, 1(1), 41–46.
- Putri, A., Hardiana, C. S., Novfuja, E., Siregar, F. T. P., Fatma, Y., & Wahyuni, R. (2023). Comparison of K-NN, Naive Bayes and SVM Algorithms for Final-Year Student Graduation Prediction. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(1), 20–26.
- Rahmadeyan, A., & Mustakim. (2023). Seleksi Fitur pada Supervised Learning: Klasifikasi Prestasi Belajar Mahasiswa Saat dan Pasca Pandemi COVID-19. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 9(1), 21–32.
- Rahmadeyan, A., Mustakim, Ahmad, I., Alexander, A. D., & Rahman, A. (2023). Phishing Website Detection with Ensemble Learning Approach Using Artificial Neural Network and AdaBoost. *2023 International Conference on Information Technology Research and Innovation (ICITRI)*, 162–166.
- Samsir, S., Ambiyar, A., Verawardina, U., Edi, F., & Watrianthos, R. (2021). Analisis Sentimen Pembelajaran Daring pada Twitter di Masa Pandemi COVID-19 Menggunakan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5(1), 157–163.
- Setyorini, S. G., & Mustakim. (2021). Application of the nearest neighbor algorithm for classification of online taxibike sentiments in indonesia in the google playstore application. *Journal of Physics: Conference Series*, 2049(1), 12026.
- Syafrizal, S., Afdal, M., & Novita, R. (2023). Analisis Sentimen Ulasan Aplikasi PLN Mobile Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Classifier dan K-Nearest Neighbor. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 4(1), 10–19.
- Wisnu, H., Afif, M., & Ruldevyani, Y. (2020). Sentiment Analysis on Customer Satisfaction of Digital Payment in Indonesia: A Comparative Study using KNN and Naïve Bayes. *Journal of Physics: Conference Series*, 1444(1), 12034.