Analisis Sentimen Pengguna Terhadap QRIS Pada Platform Media Sosial X Menggunakan Algoritma *Naïve Bayes*

1st Rhania Mar'atus Sholihah
Program Studi S1 Sistem Informasi
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
raniamar@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Agus Sulistya, Ph.D.
Program Studi S1 Sistem Informasi
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
sulistya@telkomuniversity.ac.id

3rd Tita Ayu Rospricilia, S.Kom., M.Kom.
Program Studi S1 Sistem Informasi
Telkom University Surabaya
Surabaya, Indonesia
titaayu@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Meningkatnya adopsi QRIS dalam transformasi digital keuangan memunculkan beragam pengalaman pengguna, mulai dari kemudahan transaksi hingga kendala teknis yang krusial untuk dievaluasi. Analisis sentimen di media sosial diterapkan sebagai pendekatan efisien untuk menangkap opini publik tersebut secara langsung dan cepat tanpa kendala waktu seperti pada survei formal. Hal ini bertujuan memberikan gambaran komprehensif mengenai kepuasan dan harapan pengguna agar setiap keluhan dapat segera ditindaklanjuti dengan tepat. Penelitian ini bertujuan untuk melakukan analisis sentimen terhadap pengguna QRIS dengan menerapkan algoritma klasifikasi naïve bayes untuk mengelompokkan opini masyarakat ke dalam sentimen positif dan negatif. Data penelitian dikumpulkan dari media sosial X pada periode Januari 2023 hingga September 2025 menggunakan teknik scraping, menghasilkan total 1.581 data bersih setelah melalui tahap seleksi. Hasil pengujian menunjukkan bahwa varian Multinomial Naïve Bayes memberikan kinerja terbaik. Evaluasi stabilitas model menggunakan 10-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata akurasi 82,10%, sedangkan penerapan metode SMOTE untuk menangani ketidakseimbangan data mencatatkan akurasi 87,38%. Meskipun demikian, model terbaik yang dipilih untuk implementasi diperoleh melalui skenario pembagian data 80:20 tanpa sampling tambahan, dengan konfigurasi parameter alpha 0.7 dan random state 193. Model ini menghasilkan accuracy sebesar 87,07%, precision 88%, recall 87%, dan F1-Score 87%. Hasil akhir klasifikasi diimplementasikan ke dalam aplikasi berbasis web menggunakan framework Flask yang menyajikan visualisasi sentimen secara real-time.

***Kata kunci*— analisis sentimen, QRIS, multinomial Naïve Bayes, SMOTE, flask.**

I. PENDAHULUAN

Transformasi digital mendorong perubahan signifikan dalam sistem pembayaran di Indonesia, termasuk meningkatnya penggunaan *Quick Response Code Indonesian Standard (QRIS)* sebagai instrumen transaksi nontunai [1]. Seiring dengan pertumbuhan adopsinya, *QRIS* memunculkan berbagai pengalaman pengguna yang perlu dievaluasi untuk memastikan kualitas layanan dan kepercayaan publik. Media sosial, khususnya platform X, menjadi sumber data yang relevan dalam menangkap opini masyarakat secara real-time, karena cuitan yang diunggah bersifat spontan, jujur, dan responsif terhadap isu tertentu [2]. Pendekatan analisis sentimen berbasis pembelajaran mesin telah banyak digunakan untuk mengidentifikasi kecenderungan opini pengguna terhadap layanan digital. Namun, penelitian mengenai sentimen publik terhadap QRIS masih terbatas dan sebagian besar belum memanfaatkan metode klasifikasi otomatis. Untuk mengisi celah tersebut, penelitian ini menerapkan analisis sentimen dengan mengelompokkan opini masyarakat menjadi dua kategori, positif dan negatif, menggunakan algoritma Naïve Bayes yang dikenal efektif dalam pengolahan teks. Selain klasifikasi sentimen, hasil analisis sentimen dalam penelitian ini ditampilkan dalam bentuk visualisasi data menggunakan dashboard agar lebih mudah dipahami dan dianalisis. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan memberikan gambaran mengenai persepsi masyarakat terhadap QRIS dan dapat dijadikan bahan evaluasi bagi pemangku kebijakan maupun pengembang layanan.

II. KAJIAN TEORI

A. *QRIS (Quick Response Code Indonesian Standard)*

QRIS adalah standar nasional kode QR yang dikembangkan oleh Bank Indonesia dan ASPI untuk menyederhanakan proses pembayaran digital [3]. Melalui QRIS, berbagai aplikasi pembayaran dapat digunakan untuk melakukan transaksi pada satu kode QR yang sama, sehingga transaksi menjadi lebih praktis dan efisien. QRIS turut mendukung terciptanya ekosistem pembayaran digital yang terintegrasi serta mendorong masyarakat menuju cashless society.

B. Media Sosial X

Media sosial X merupakan platform berbasis pesan singkat yang memungkinkan pengguna berbagi opini secara spontan dan real-time [4]. Platform ini sering digunakan dalam penelitian berbasis analisis sentimen karena mampu merepresentasikan persepsi publik secara langsung tanpa melalui proses survei formal. Format data yang berasal dari media sosial X bersifat tidak terstruktur sehingga perlu diolah sebelum dianalisis.

C. *CRISP-DM*

CRISP-DM merupakan metodologi yang digunakan dalam proses data mining yang terdiri dari enam tahapan, yaitu Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, Evaluation, dan Deployment [5]. Metodologi ini memberikan kerangka kerja yang sistematis untuk mendukung proses pengolahan data dan analisis, termasuk dalam penelitian berbasis data teks.

D. *Text Mining*

Text mining adalah proses mengekstraksi informasi atau pola dari data berbasis teks yang bersifat tidak terstruktur [6]. Teknik ini digunakan untuk mengubah data teks menjadi informasi bermakna yang dapat dianalisis lebih lanjut, termasuk untuk tujuan klasifikasi.

E. *Text Preprocessing*

Text preprocessing merupakan tahap awal dalam pengolahan teks yang bertujuan meningkatkan kualitas data [7]. Tahap ini meliputi pembersihan, normalisasi, dan transformasi teks agar lebih sesuai untuk dianalisis menggunakan metode komputasional.

F. Analisis Sentimen

Analisis sentimen adalah teknik untuk mengidentifikasi opini atau emosi dalam teks dan mengelompokkannya ke dalam kategori tertentu, seperti positif atau negatif [8]. Analisis sentimen banyak digunakan dalam membaca opini masyarakat terhadap produk, layanan, atau kebijakan tertentu.

G. Metode Klasifikasi

Metode klasifikasi merupakan teknik untuk mengelompokkan data ke dalam kelas tertentu berdasarkan pola yang dipelajari dari data berlabel [9]. Metode ini umum digunakan pada berbagai aplikasi berbasis pembelajaran mesin, termasuk klasifikasi teks dan analisis sentimen.

H. *Naïve Bayes*

Naïve Bayes adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilitas yang banyak digunakan dalam pengolahan teks karena efisien dan memberikan performa yang baik [10]. Algoritma ini berasumsi bahwa setiap fitur bersifat independen satu sama lain dan memiliki beberapa varian seperti Multinomial, Bernoulli, dan Gaussian.

I. *TF-IDF*

TF-IDF adalah metode pemberian bobot pada kata berdasarkan frekuensi kemunculannya dalam dokumen dan corpus [11]. Metode ini digunakan untuk mengekstraksi fitur dari teks sehingga dapat diolah oleh algoritma klasifikasi.

J. *SMOTE Dan RUS*

SMOTE adalah teknik oversampling yang digunakan untuk mengatasi ketidakseimbangan data dengan menambahkan data sintetis pada kelas minoritas [12], sedangkan RUS merupakan teknik undersampling yang mengurangi jumlah data pada kelas mayoritas. Keduanya digunakan untuk meningkatkan performa model klasifikasi pada dataset yang tidak seimbang.

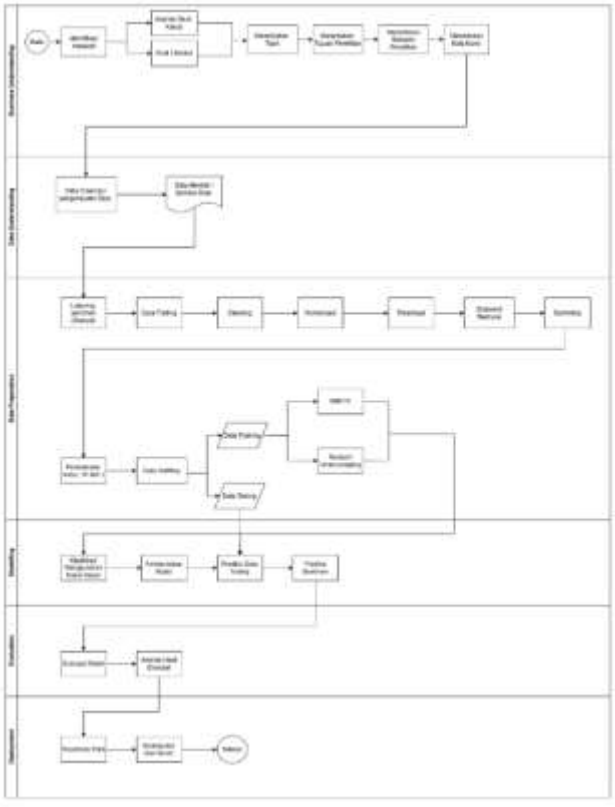
K. *Confusion Matrix & Metrik Evaluasi*

Confusion matrix merupakan tabel yang digunakan untuk membandingkan hasil prediksi model dengan label sebenarnya dari data uji [13]. Dari tabel tersebut dihitung metrik evaluasi yang umumnya digunakan meliputi akurasi, presisi, recall, dan F1-score.

III. METODE

A. Sistematika Penyelesaian Masalah

Sistematika penyelesaian masalah dalam penelitian ini disusun berdasarkan tahapan CRISP-DM yang mencakup beberapa langkah utama yaitu *business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation,* dan *deployment.* Diagram sistematika penyelesaian dapat dilihat melalui Gambar 1.



GAMBAR 1
(SISTEMATIKA PENYELESAIAN MASALAH)

B. *Business Understanding*

Tahap ini bertujuan untuk memahami konteks dan permasalahan penelitian terkait persepsi masyarakat terhadap layanan QRIS. Pada tahap ini dilakukan studi literatur untuk memperkuat landasan konsep mengenai sistem pembayaran

digital, QRIS, dan analisis sentimen. Selanjutnya ditentukan tujuan penelitian, batasan penelitian, serta pemilihan kata kunci yang relevan untuk proses pengumpulan data agar opini yang diperoleh sesuai dengan objek penelitian. Kata kunci dipilih berdasarkan istilah yang umum digunakan oleh pengguna dalam menyebut dan mendeskripsikan QRIS di media sosial X.

C. *Data Understanding*

Tahap ini dilakukan untuk memahami karakteristik data yang akan dianalisis. Data diperoleh dari media sosial X menggunakan teknik crawling dengan kata kunci yang telah ditentukan. Data berupa cuitan tidak terstruktur yang berisi opini masyarakat mengenai penggunaan QRIS dalam transaksi. Pengumpulan data dilakukan pada rentang waktu tertentu dan hanya difokuskan pada teks berbahasa Indonesia. Data mentah yang terkumpul kemudian dipelajari untuk mengetahui frekuensi, variasi teks, serta tingkat relevansi terhadap topik penelitian.

D. *Data Preparation*

Tahap data preparation dilakukan dengan serangkaian proses preprocessing untuk membersihkan dan menyiapkan data sebagai input pemodelan. Preprocessing mencakup pelabelan sentimen positif dan negatif, case folding, cleaning, normalisasi, tokenisasi, stopword removal, serta stemming. Setelah data bersih, fitur teks diubah menjadi representasi numerik menggunakan *TF-IDF*. Pada tahap ini juga diterapkan *SMOTE* dan *Random Undersampling* untuk menangani ketidakseimbangan kelas agar model memiliki kemampuan belajar yang lebih baik terhadap kedua kelas sentimen.

E. *Modelling*

Tahap modelling merupakan proses pembentukan model klasifikasi sentimen menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap tiga varian *Naïve Bayes* yaitu *Multinomial, Bernoulli*, dan *Gaussian* untuk membandingkan performa masing-masing model. Data dibagi menjadi data latih dan data uji, kemudian model dilatih untuk mengenali pola distribusi kata pada kedua kelas sentimen. Model kemudian digunakan untuk memprediksi data uji.

F. *Evaluation*

Setelah model terbentuk, dilakukan evaluasi untuk menilai kinerja klasifikasi menggunakan beberapa metrik seperti *accuracy, precision, recall, dan F1-score* yang diperoleh dari confusion matrix. Proses evaluasi juga diperdalam melalui *k-Fold Cross Validation* dan *Grid Search* untuk memastikan bahwa model yang dipilih memiliki performa yang stabil dan optimal pada data yang berbeda.

G. *Deployment*

Tahap akhir adalah penyajian hasil klasifikasi dalam bentuk dashboard berbasis web untuk menampilkan distribusi sentimen, wordcloud, serta tren sentimen secara ringkas dan informatif. Dashboard dikembangkan menggunakan *framework Flask* dan berfungsi sebagai sarana visualisasi hasil prediksi agar dapat dipahami dengan lebih mudah. Output utama penelitian ini berupa model klasifikasi sentimen berbasis *Naïve Bayes* beserta dashboard sebagai media penyajian hasil analisis.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pembahasan pada bab ini disusun secara sistematis untuk menjelaskan penerapan pengumpulan data yang telah dikumpulkan dan dapat diolah dengan metode *Naïve Bayes.* Setiap langkah-langkah penelitian disusun dengan metodologi *CRISP-DM.*

A. *Bussiness Understanding*

Tahap ini menetapkan tujuan penelitian untuk memahami opini publik terkait penggunaan QRIS melalui analisis sentimen pada data media sosial. Peneliti menentukan kata kunci, merumuskan masalah, serta menetapkan metode klasifikasi menggunakan Naïve Bayes dengan dua kategori sentimen, yaitu positif dan negatif. Hasil analisis dirancang untuk disajikan melalui dashboard agar dapat dimanfaatkan oleh pihak terkait.

B. *Data Understanding*

Pengumpulan data dilakukan melalui proses scrapping berdasarkan kata kunci pencarian (search keyword) menggunakan tools twitter-harvest, yaitu open-source tool berbasis Node.js yang dapat digunakan tanpa memerlukan API key dari X (twitter sebelumnya). Kata kunci yang digunakan untuk melihat unggahan sentimen pengguna QRIS antara lain seperti gambar 2.



GAMBAR 2
(DAFTAR KATA KUNCI)

Hasil dari proses scrapping dalam rentang waktu Januari 2023 hingga September 2025 dengan kata kunci tersebut menghasilkan **5568** data tweet.

C. *Data Preparation*

proses persiapan data teks sebelum digunakan oleh model.

1. Seleksi Data

Pada tahap ini dilakukan proses pembersihan terhadap data yang tidak berbahasa Indonesia. Penghapusan teks yang tidak menggunakan bahasa Indonesia dilakukan untuk menjaga konsistensi bahasa dan meningkatkan keakuratan proses analisis sentimen.

TABEL 1
(CONTOH PENGHAPUSAN DATA SELAIN BAHASA INDONESIA)

Tanggal	Isi Tweet
27 Sept 2023	melayu kecoh bayar QR mamak dah letak ATM sebelah kaunter https://t.co/SDHEatJyXE
04 Juli 2025	I think the manufacturer of QR albums is having problems again. This version has no sales at all yesterday. My withmuu order with QR has still not been shipped out. Are they having problems keeping up with the pre-order quantity of QR ver??? https://t.co/M5CpgFGNJI

Selanjutnya, data yang memiliki kemiripan (duplikat) atau isi yang sama dihapus agar tidak menimbulkan bias dalam proses analisis

TABEL 2
(CONTOH PENGHAPUSAN DATA DUPLIKAT)

Tanggal	Isi Tweet	Jml
14 Nov 2023	Untung sepi tuh Tribun kalau penuh kayak biasanya kebayang kan sinyalnya kayak gimana? Ga bakal bisa tuh bayar pakai QRIS. Belum lagi SUsah pencet PIN karena tangan sibuk nepukin nyaMUk dan mencet hidung.. https://t.co/u5OhvqbaoH	4
28 Dec 2023	@undipmenfess HAHAHAHAHA SAMA disini mas2 cilok gk ada qris pdhl di tembski apa aja ada qrisnya	5

Terakhir, yaitu menghapus data yang mengandung unsur promosi atau tidak relevan dengan topik penelitian.

TABEL 3
(CONTOH PENGHAPUSAN DATA TIDAK RELEVAN)

Tanggal	Isi Tweet
31 Des 2023	Hot Games PPLAY Saat ini di #Kapalslot Jangan Lewatkan Banjir Jackpot nya Hingga Jutaan Akses Mudah &amp
08 Okt 2023	MAMPUS GA LU OM CHRIS SUDAH BERSUARA AYO OM CHRIS HAJAR WOTA WOTA ZOMBIE ITU https://t.co/4ppA6MjCvU

Setelah melalui proses pembersihan ini, jumlah data yang dapat digunakan dalam penelitian ini didapatkan sebanyak **1.581** data tweet.

2. *Text Preprocessing*

Tahap ini dimulai dengan proses pelabelan (*labelling*) terhadap setiap unggahan tweet berdasarkan kategori sentimen yang telah ditetapkan, yaitu positif dan negative.

TABEL 4
(HASIL TAHAPAN LABELLING)

Sebelum	Label
Manfaat dari QRIS? Transaksi lebih cepat dan mudah. Semua orang bisa belania dengan mudah. Terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif #ISEF2023 #BringsOutHalalinYou	Positif
Yukk bertransaksi menggunakan QRIS Transaksi jadi simpel aman dan cashless. Cukup scan bayar beres tanpa ribet! #qris #transaksi #kodir #kodar https://t.co/stidf6YKgP	Positif

Setelah proses pelabelan, tahap selanjutnya adalah pembersihan data teks yang dimulai dari proses *case folding* yaitu mengubah seluruh huruf kapital pada dokumen menjadi huruf kecil.

TABEL 5
(HASIL TAHAPAN CASE FOLDING)

Sebelum	Sesudah
Manfaat dari QRIS? Transaksi lebih cepat dan mudah. Semua orang bisa belania dengan mudah. Terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif #ISEF2023 #BringsOutHalalinYou	manfaat dari qris? transaksi lebih cepat dan mudah. semua orang bisa belania dengan mudah. terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif #isef2023 #bringsouthalalinyou
Yukk bertransaksi menggunakan QRIS Transaksi jadi simpel aman dan cashless.	yukk bertransaksi menggunakan qris transaksi jadi simpel aman dan cashless. cukup scan

Selanjutnya dilakukan tahap cleaning dengan menghapus karakter-karakter yang tidak memiliki makna dalam suatu kalimat.

TABEL 6
(HASIL TAHAPAN CLEANING)

Sebelum	Sesudah
manfaat dari qris? transaksi lebih cepat dan mudah. semua orang bisa belania dengan mudah terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif #isef2023 #bringsouthalalinyou	manfaat dari qris transaksi lebih cepat dan mudah semua orang bisa belania dengan mudah terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif

Selanjutnya dilakukan tahap normalisasi dengan mengubah kata-kata tidak baku menjadi bentuk yang sesuai dengan kaidah bahasa Indonesia.

TABEL 7
(HASIL TAHAP NORMALISASI)

Sebelum	Sesudah
manfaat dari qris transaksi lebih cepat dan mudah semua orang bisa belania dengan mudah terobosan pasca pandemi yg ngasih dampak positif	manfaat dari qris transaksi lebih cepat dan mudah semua orang bisa belania dengan mudah terobosan pasca pandemi yang memberikan dampak positif

Selanjutnya dilakukan tahap tokenisasi dengan proses memecah setiap kalimat menjadi kumpulan token atau kata-kata terpisah.

TABEL 8
(HASIL TAHAP TOKENISASI)

Sebelum	Sesudah
manfaat qris transaksi cepat mudah orang bisa belania mudah terobos pasca pandemi dampak positif	['manfaat', 'qris', 'transaksi', 'cepat', 'mudah', 'orang', 'bisa', 'belanja', 'mudah', 'terobos', 'pasca', 'pandemi', 'dampak', 'positif']
ayo bertransaksi qris transaksi simple aman nontunai scan bayar beres tibet	['ayo', 'transaksi', 'qris', 'transaksi', 'simpel', 'aman', 'nontunai', 'scan', 'bayar', 'beres', 'tibet']

Selanjutnya dilakukan tahap penghapusan stopword proses dengan menghapus kata-kata yang dianggap tidak memiliki makna penting atau tidak memberikan pengaruh signifikan terhadap analisis teks.

TABEL 9
(HASIL TAHAP PENGHAPUSAN *STOPWORDS)*

Sebelum	Sesudah
manfaat dari qris transaksi lebih cepat dan mudah semua orang bisa belania dengan mudah terobosan pasca pandemi yang memberikan dampak positif	manfaat qris transaksi cepat mudah orang bisa belania mudah terobosan pasca pandemi dampak positif

Tahap terakhir adalah tahapan *stemming* merupakan proses mengubah suatu kata menjadi bentuk dasarnya (*root word*).

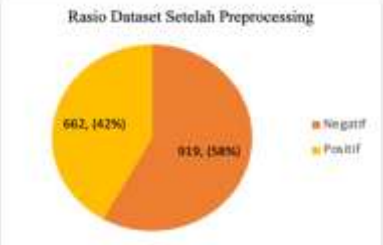
TABEL 10
(HASIL TAHAP STEMMING)

Sebelum	Sesudah
manfaat qris transaksi cepat mudah orang bisa belania mudah terobosan pasca pandemi dampak positif	manfaat qris transaksi cepat mudah orang bisa belania mudah terobos pasca pandemi dampak positif

Setelah proses pemrosesan teks selesai dilakukan, tahap selanjutnya adalah ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF.

D. Modelling

Tahap modelling bertujuan membangun model klasifikasi sentimen menggunakan data yang telah melalui proses preprocessing dan ekstraksi fitur TF-IDF. Sebelum pelatihan, dilakukan pemeriksaan distribusi label untuk memastikan proporsi data sentimen positif dan negatif. Hasil distribusi dataset ditunjukkan pada gambar 3 yaitu 58% positif dan 42% negatif.



GAMBAR 3
(HASIL DISTRIBUSI KATEGORI LABEL)

Selanjutnya, dilakukan pembagian dataset menjadi data latih dan data uji menggunakan beberapa rasio. Model baseline dibangun menggunakan *Multinomial Naïve Bayes* dan dibandingkan dengan *Bernoulli* dan *Gaussian*. Hasil menunjukkan ***Multinomial naïve bayes*** **memberikan performa terbaik pada rasio 80:20**, sehingga dipilih untuk tahap tuning. Percobaan hyperparameter dilakukan terhadap nilai alpha dan random state hingga diperoleh **konfigurasi terbaik (alpha = 0,7, random state = 193).**

Tahap berikutnya dilakukan penanganan ketidakseimbangan kelas menggunakan SMOTE dan Random Undersampling. Hasil perbandingan performa ditunjukkan pada tabel 11 di mana SMOTE meningkatkan recall dan F1-score, sedangkan tanpa sampling menghasilkan precision tertinggi dan lebih representatif terhadap data asli.

TABEL 11
(HASIL PERBANDINGAN AKURASI PADA *IMBALANCE* DATA)

Metode	Akurasi	Precision	Recall	F1-Score
Tanpa Sampling	87,07%	88,82%	85,72%	86,44%
SMOTE	87,38%	87,19%	87,19%	87,19%
RUS (Undersampling)	86,44%	86,35%	86,03%	86,17%

Berdasarkan pertimbangan performa dan karakteristik data, **model terbaik dipilih tanpa penerapan SMOTE untuk tahap deployment.**

E. Evaluation

Tahap evaluasi dilakukan untuk menilai performa model Multinomial Naïve Bayes setelah melalui proses tuning. Pertama, dilakukan ***GridSearchCV*** dengan 10-fold cross validation untuk mencari nilai alpha terbaik. Hasil pengujian ditunjukkan di mana nilai α = 0,5 memberikan mean accuracy tertinggi sebesar 79,58% dengan deviasi standar terkecil, sehingga dinilai paling stabil. Meskipun GridSearchCV menunjukkan bahwa nilai α = 0,5 memiliki rata-rata performa paling stabil pada berbagai skenario pembagian data, hasil train–test split pada pembagian 80:20 menunjukkan bahwa **nilai α = 0,7 menghasilkan akurasi tertinggi, yaitu 87,07%.**

Selanjutnya dilakukan ***K-Fold Cross Validation*** (10-fold) menggunakan konfigurasi α = 0,7 dan random state = 193, dengan akurasi tertinggi pada fold ke-2 sebesar 87,34% dan rata-rata 82,10%, yang menunjukkan konsistensi model pada berbagai subset data.

Tahap berikutnya dilakukan evaluasi final dengan ***Confusion Matrix*** pada skenario train–test split 80:20 untuk melihat performa akhir model, yang menghasilkan akurasi 87,07%. Hasil metrik lengkap ditunjukkan melalui tabel **Classification Report** pada tabel, dengan nilai accuracy 87%, precision 88,82%, recall 85,72%, dan F1-score 86,44%, yang menunjukkan performa model yang seimbang dan stabil.

TABEL 12
(HASIL *CLASSIFICATION REPORT)*

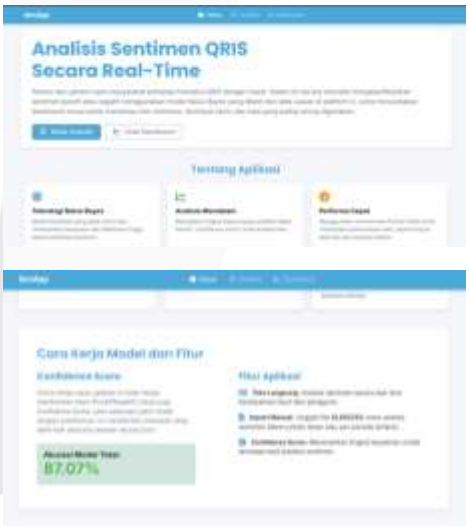
Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Negatif (0)	0.83	0.97	0.89	178
Positif (1)	0.95	0.75	0.84	139
Accuracy			0.87	317
Macro Average	0.89	0.86	0.86	317
Weighted Average	0.88	0.87	0.87	317

Evaluasi akhir penelitian menggunakan skenario train–test split (80:20) dengan parameter terbaik α = 0,7 dan random state = 193 menghasilkan **akurasi sebesar 87,07% berdasarkan Confusion Matrix** dan Classification Report. Hasil ini ditetapkan sebagai performa final model.

F. Deployment

Tahap deployment merupakan tahap akhir dalam dilakukan dengan memvisualisasikan hasil model klasifikasi sentimen berbasis algoritma Naïve Bayes ke dalam sebuah aplikasi website. Aplikasi ini dikembangkan dengan framework flask dan dirancang untuk memudahkan pengguna dalam memahami hasil prediksi sentimen serta kinerja model yang telah dibangun.

Halaman pertama adalah Home, yang berfungsi sebagai halaman pengantar aplikasi. Halaman ini menyajikan deskripsi singkat mengenai tujuan dan fungsi aplikasi, informasi akurasi model dalam memprediksi sentimen positif dan negatif, serta penjelasan alur kerja sistem dan fitur-fitur yang tersedia.



GAMBAR 4
(HOMEPAGE SENAPP)

Halaman kedua merupakan halaman analisis sentimen yang menyediakan dua fitur utama, yaitu import data dalam format Microsoft Excel dan analisis teks secara manual.



GAMBAR 5
(HALAMAN IMPORT DATA FILE)

Selanjutnya halaman pemrosesan visualisasi dashboard, pengguna menekan tombol ‘proses sentimen’ untuk menjalankan proses visualisasi.



GAMBAR 6
(HALAMAN PEMROSESAN VISUALISASI DASHBOARD)

Halaman berikutnya merupakan halaman dashboard yang menampilkan hasil prediksi model terhadap data yang telah diproses. Pada halaman ini ditampilkan jumlah total data yang dianalisis, distribusi sentimen positif dan negatif, daftar top-N words yang paling sering muncul, serta visualisasi dalam bentuk word cloud. Selain itu, sistem juga menyajikan pratinjau data dalam bentuk tabel yang memuat teks asli beserta kelas sentimen hasil prediksi, sehingga pengguna dapat melihat detail hasil klasifikasi secara langsung, seperti pada Gambar



GAMBAR 7

(DASHBOARD VISUALISASI INFOGRAFIS DATA)

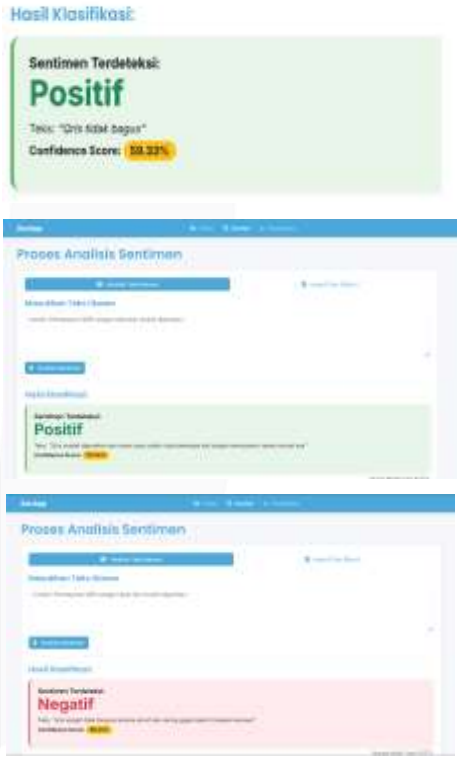
Selanjutnya halaman dashboard prediksi dan wordcloud





GAMBAR 8
(DASHBOARD PREDIKSI DAN WORDCLOUD)

Fitur kedua pada halaman analisis adalah analisis teks secara manual, yang memungkinkan pengguna untuk memasukkan teks secara langsung ke dalam sistem. Berdasarkan gambar yang ditampilkan, teks “QRIS tidak bagus” diprediksi sebagai sentimen positif dengan confidence score sebesar 59,33%. Nilai ini menunjukkan bahwa model hanya memiliki tingkat keyakinan yang sedang terhadap prediksi positif tersebut, karena selisih probabilitas antara kelas positif dan kelas negatif relatif kecil. Confidence score yang tidak terlalu tinggi seperti 59,33 % mengindikasikan bahwa model berada pada kondisi ambigu, di mana fitur-fitur kata dalam teks memberikan sinyal yang saling berlawanan.



GAMBAR 9
(FITUR PREDIKSI TEKS)

Berdasarkan hasil implementasi tahap deployment, dapat disimpulkan bahwa model Naïve Bayes yang telah dikembangkan berhasil diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis website dan mampu melakukan analisis sentimen secara fungsional. Sistem yang dikembangkan juga mampu memvisualisasikan hasil prediksi dengan baik melalui fitur prediksi otomatis, sehingga dapat membantu pengguna dalam memahami pola sentimen secara lebih mudah.

V. KESIMPULAN

Algoritma *Multinomial Naïve Bayes* terbukti efektif dalam menganalisis sentimen pengguna QRIS di media sosial X. Proses preprocessing yang meliputi cleaning data, normalisasi, stopword removal, serta ekstraksi fitur TF-IDF berperan penting dalam meningkatkan kualitas data dan hasil pemodelan. Evaluasi menggunakan K-Fold Cross Validation (10fold) menunjukkan bahwa model memiliki performa yang konsisten dengan akurasi rata-rata 82,10%, menegaskan stabilitas model pada berbagai pembagian data. Model terbaik ditetapkan melalui skenario train–test split 80:20 dengan parameter (Alpha = 0.7, Random State = 193), menghasilkan Akurasi 87,07%, Precision 88%, Recall 87%, dan F1-Score 87%. sehingga layak diterapkan untuk pemantauan sentimen pengguna QRIS secara otomatis. Selain itu, untuk penanganan data imbalance penggunaan metode SMOTE menghasilkan Akurasi 87,38% lebih tinggi daripada percobaan tanpa sampling. Penelitian ini berhasil memvisualisasikan hasil analisis sentimen melalui dashboard interaktif berbasis web (*SenApp*). Dashboard ini menyajikan informasi krusial berupa distribusi sentimen (positif vs negatif), tren kata yang sering muncul (*word cloud*), serta ringkasan statistik data secara informatif. Implementasi ini memudahkan pengguna atau pemangku kepentingan (*stakeholders*) untuk memahami persepsi publik terhadap layanan QRIS secara cepat dan tepat.

REFERENSI

[1] Rizky Febriansyah, "Dampak Kemajuan Teknologi Informasi dan Komunikasi terhadap Nilai-Nilai Budaya," *Venus: Jurnal Publikasi Rumpun Ilmu Teknik* , vol. 3, no. 1, pp. 01–10, Jan. 2025, doi: 10.61132/venus.v3i1.687.

[2] P. Paramita and A. Ibrahim, "ANALISIS SENTIMEN TERHADAP PENGGUNA QRIS (QUICK RESPOND CODE INDONESIAN STANDART) PADA TWITTER MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER," *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 1–6, 2023, [Online]. Available: https://t.co/lJemg7TbKb

[3] M. A. Dewanty and I. Mustofa, "PROBLEMATIKA PEMBERLAKUAN QUICK RESPONSE CODE INDONESIA STANDARD BAGI KEMAJUAN EKONOMI DIGITAL PELAKU USAHA UMKM," *Jurnal Ekonomi dan Bisnis*, 2023, [Online]. Available: http://e-journallppmunsa.ac.id/index.php/jebPp.397-405

[4] B. Tiurmaida Pardede, R. Sihombing, S. Prissillia Devi, and C. Bayu Hidayat, "Pemanfaatan Twitter Sebagai Media Promosi Terhadap UMKM," *Journal of Business Finance and Economic (JBFE)*, vol. 3, no. 2, 2022, [Online]. Available: https://journal.univetbantara.ac.id/index.php/jbfe

[5] R. Widya Perdana and R. Meri, "IMPLEMENTASI DATA MINING PADA PENJUALAN SEPRAI MENGGUNAKAN ALGORITMA APRIORI," *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 144–154, 2023.

[6] A. Hermawan, I. Jowensen, J. Junaedi, and Edy, "Implementasi Text-Mining untuk Analisis Sentimen pada Twitter dengan Algoritma Support Vector Machine," *JST (Jurnal Sains dan Teknologi)*, vol. 12, no. 1, pp. 129–137, Apr. 2023, doi: 10.23887/jstundiksha.v12i1.52358.

[7] D. Rifaldi, Abdul Fadlil, and Herman, "Teknik Preprocessing Pada Text Mining Menggunakan Data Tweet 'Mental Health,'" *Decode: Jurnal Pendidikan Teknologi Informasi*, vol. 3, no. 2, pp. 161–171, Apr. 2023, doi: 10.51454/decode.v3i2.131.

[8] F. Nufairi, N. Pratiwi, and F. Herlando, "ANALISIS SENTIMEN PADA ULASAN APLIKASI THREADS DI GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE," *JIPI (Jurnal Ilmiah Penelitian dan Pembelajaran Informatika)*, vol. 9, no. 1, pp. 339–348, Feb. 2024, doi: 10.29100/jipi.v9i1.4929.

[9] N. Istiana and A. Mustafiril, "Perbandingan Metode Klasifikasi pada Data dengan Imbalance Class dan Missing Value," *Jurnal Informatika*, vol. 10, no. 2, pp. 101–108, Oct. 2023, doi: 10.31294/inf.v10i2.15540.

[10] R. Rachman, R. N. Handayani, and I. Artikel, "Klasifikasi Algoritma Naive Bayes Dalam Memprediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Sewa Teras UMKM," *JURNAL INFORMATIKA*, vol. 8, no. 2, 2021, [Online]. Available: http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ji

[11] H. Sari, G. Leonarde Ginting, and T. Zebua, "Penerapan Algoritma Text Mining dan TF-IDF Untuk Pengelompokan Topik Skripsi Pada Aplikasi Repository STMIK Budi Darma," *TIN: Terapan Informatika Nusantara*, vol. 2, no. 7, pp. 414–432, 2021, [Online]. Available: https://ejurnal.seminar-id.com/index.php/tin

[12] S. Sofyan and A. Prasetyo, "Penerapan Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE) Terhadap Data Tidak Seimbang Pada Tingkat Pendapatan Pekerja Informal Di Provinsi D.I. Yogyakarta Tahun 2019," 2021.

[13] S. Khoerunnisa, D. F. Shiddieq, and D. Nurhayati, "Penerapan Algoritma Naive Bayes dengan Teknik TF-IDF dan Cross Validation untuk Analisis Sentimen Terhadap Starlink," *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, vol. 5, no. 2, pp. 566–577, Mar. 2025, doi: 10.57152/malcom.v5i2.1852.