



Klasifikasi Kepuasan Pengguna Livin by Mandiri Menggunakan Naïve Bayes

Yahya Hasani Fauzi, Sefrika, Faisal

Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknik dan Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika

yahyafauzi15@gmail.com*, sefrika.sfe@bsi.ac.id, faisal.fsl@bsi.ac.id

Abstrak

Perkembangan layanan perbankan digital menjadikan mobile banking sebagai salah satu sarana penting dalam melakukan transaksi keuangan. Namun, kendala teknis dan performa aplikasi dapat memengaruhi kepuasan pengguna. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna aplikasi Livin by Mandiri di Kelurahan Kademangan, mengklasifikasikan pengguna ke dalam kategori Puas dan Tidak Puas menggunakan algoritma Naïve Bayes, serta mengevaluasi kinerja model yang dihasilkan. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan data primer yang diperoleh melalui kuesioner daring. Sebanyak 125 responden dipilih menggunakan teknik purposive sampling berdasarkan kriteria yang telah ditentukan. Kuesioner terdiri atas 20 pernyataan dengan skala Likert lima poin. Sebanyak 16 atribut yang mencakup kemudahan penggunaan, kualitas sistem, kualitas informasi, dan keamanan digunakan sebagai prediktor, sedangkan empat pernyataan kepuasan digunakan untuk membentuk label kelas. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan RapidMiner dengan metode 10-Fold Cross Validation. Teknik Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) diterapkan pada data latih di setiap fold untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas tanpa mengubah distribusi asli data uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa 116 responden (92,8%) termasuk kategori Puas, sedangkan sembilan responden (7,2%) termasuk kategori Tidak Puas. Evaluasi model menghasilkan accuracy sebesar 98,40%, precision sebesar 100%, recall sebesar 77,78%, dan F1-score sebesar 87,50%, dengan kategori Tidak Puas sebagai kelas positif. Hasil tersebut menunjukkan bahwa kombinasi Naïve Bayes dan SMOTE mampu mengklasifikasikan kepuasan pengguna dengan baik, meskipun peningkatan masih diperlukan untuk mendeteksi seluruh pengguna yang tidak puas.

Kata kunci: Kepuasan Pengguna, Livin by Mandiri, Naïve Bayes, SMOTE, Klasifikasi

Abstract

The development of digital banking has made mobile banking an essential service for conducting financial transactions. However, technical problems and application performance may affect user satisfaction. This study aims to identify the satisfaction levels of Livin by Mandiri users in Kademangan Village, classify users into satisfied and dissatisfied categories using the Naïve Bayes algorithm, and evaluate the model's performance. This research employed a quantitative approach using primary data collected through an online questionnaire. A total of 125 respondents were selected using purposive sampling based on predetermined criteria. The questionnaire consisted of 20 statements measured using a five-point Likert scale. Sixteen attributes related to usability, system quality, information quality, and security were used as predictors, while four satisfaction statements were used to determine the target class. The classification process was conducted using RapidMiner with 10-Fold Cross Validation. The Synthetic Minority Over-sampling Technique (SMOTE) was applied to the training data within each fold to address class imbalance while preserving the original distribution of the test data. The results showed that 116 respondents (92.8%) were classified as satisfied, while nine respondents (7.2%) were classified as dissatisfied. Model evaluation produced an accuracy of 98.40%, precision of 100%, recall of 77.78%, and F1-score of 87.50%, with the dissatisfied category treated as the positive class. These findings indicate that Naïve Bayes combined with SMOTE can classify user satisfaction effectively, although further improvement is needed to detect all dissatisfied users.

Keywords: User Satisfaction, Livin by Mandiri, Naïve Bayes, SMOTE, Classification

1. Pendahuluan

Perkembangan teknologi informasi telah mengubah cara masyarakat berinteraksi dengan layanan perbankan. Layanan mobile banking memungkinkan nasabah melakukan transfer dana, pembayaran tagihan, pengecekan saldo, hingga melihat riwayat transaksi melalui smartphone tanpa harus datang ke kantor cabang. Hal ini sejalan dengan pernyataan (Nurdianah & Easwaramoorthy, n.d.) Layanan *mobile banking* memberikan kemudahan kepada pengguna dalam melakukan transaksi secara *real-time* tanpa terikat oleh batasan waktu dan

tempat. Pergeseran ini menjadikan pola transaksi masyarakat lebih digital dan fleksibel (Aryanusa et al., 2025). Salah satu aplikasi mobile banking yang paling banyak digunakan di Indonesia adalah Livin by Mandiri yang dikembangkan oleh Bank Mandiri, termasuk oleh masyarakat di Kelurahan Kademangan yang memanfaatkannya untuk kebutuhan transaksi sehari-hari.

Di balik kemudahan tersebut, pengguna Livin by Mandiri masih menghadapi sejumlah kendala, antara lain gangguan sistem, kesalahan saat *login*, transaksi yang gagal, serta performa aplikasi yang lambat. Menurut (Pirie et al., 2023) Sistem tidak hanya berperan dalam melakukan pengolahan data, tetapi juga memiliki fungsi dalam mendukung peningkatan kualitas pelayanan serta menunjang efektivitas dalam suatu organisasi. Dalam konteks layanan *mobile banking*, sistem yang berfungsi dengan baik menjadi salah satu aspek penting dalam mendukung kualitas pelayanan dan kepuasan pengguna. Kendala yang terjadi pada aplikasi dapat memengaruhi pengalaman pengguna, sementara kepuasan pengguna merupakan salah satu ukuran utama keberhasilan suatu sistem informasi. Pada aplikasi *mobile banking*, kepuasan dibentuk oleh gabungan beberapa unsur, yaitu kemudahan pengoperasian, kecepatan dan kestabilan sistem, akurasi informasi yang disajikan, serta rasa aman saat bertransaksi (Cahayana & Aesyi, 2025). Oleh karena itu, pengelompokan pengguna berdasarkan tingkat kepuasannya dapat menjadi masukan yang berguna bagi pengembang untuk menentukan prioritas perbaikan layanan.

Sejumlah penelitian telah menerapkan algoritma *Naïve Bayes* pada konteks layanan perbankan digital. (Wulan & Basri, 2024) menggunakan *Naïve Bayes* untuk mengelompokkan tanggapan nasabah terhadap layanan bank ke dalam sentimen positif dan negatif. (Cahayana & Aesyi, 2025). mengombinasikan *K-Means* dan *Naïve Bayes* untuk menganalisis sentimen ulasan pengguna *mobile banking*, sedangkan (Aryanusa et al., 2025) membandingkan *Logistic Regression* dan *Multinomial Naïve Bayes* pada data ulasan beberapa aplikasi *mobile banking*. melaporkan bahwa *Multinomial Naïve Bayes* unggul dibandingkan SVM, *Decision Tree*, dan KNN pada ulasan pengguna BSI Mobile, meskipun model masih lemah dalam memprediksi sentimen negatif.

Khusus pada aplikasi Livin by Mandiri, kajian kepuasan pengguna umumnya dilakukan dengan pendekatan kualitas layanan elektronik. Tanamal (2025) serta (Harahap & Basri, 2022) mengukur kepuasan pengguna Livin by Mandiri menggunakan metode *E-Servqual* dan *Importance Performance Analysis* (IPA) yang bersifat deskriptif dan berfokus pada kesenjangan antara harapan dan persepsi. Dengan demikian, sebagian besar penelitian *Naïve Bayes* di bidang *mobile banking* masih bertumpu pada data sekunder berupa ulasan daring yang hanya ditulis oleh sebagian kecil pengguna, sedangkan kajian kepuasan Livin by Mandiri yang berbasis kuesioner belum memanfaatkan pendekatan klasifikasi.

Kesenjangan tersebut menjadi dasar penelitian ini. Kebaruan penelitian terletak pada penggunaan data primer kuesioner dari pengguna Livin by Mandiri yang dipilih berdasarkan kriteria tertentu, pembentukan label kepuasan secara terukur dari butir kepuasan pengguna, serta penerapan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE) di dalam setiap *fold* validasi silang sehingga ketidakseimbangan kelas dapat ditangani tanpa menimbulkan kebocoran data. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui sebaran tingkat kepuasan pengguna aplikasi Livin by Mandiri di Kelurahan Kademangan, menerapkan algoritma *Naïve Bayes* untuk mengklasifikasikan pengguna ke dalam kategori Puas dan Tidak Puas, serta mengukur kinerja model melalui *10-Fold Cross Validation* dan *Confusion Matrix* berdasarkan nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score*.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan metode klasifikasi. Pendekatan kuantitatif dipilih karena data yang dianalisis berupa data numerik yang diperoleh melalui kuesioner. Responden penelitian adalah pengguna aplikasi *mobile banking* Livin by Mandiri di Kelurahan Kademangan. Data yang terkumpul kemudian diolah dan dianalisis untuk memperoleh gambaran tingkat kepuasan pengguna serta mengelompokkan responden berdasarkan jawaban yang diberikan.

Klasifikasi dilakukan dengan algoritma *Naïve Bayes*, yaitu metode klasifikasi probabilistik berbasis Teorema Bayes dengan asumsi independensi antar atribut. Algoritma ini dipilih karena proses perhitungannya relatif sederhana dan mudah diimplementasikan. Melalui algoritma ini, setiap responden diklasifikasikan ke dalam salah satu dari dua kategori kepuasan, yaitu “puas” dan “tidak puas”, berdasarkan pola jawaban pada data kuesioner.

2.1. Tahapan Penelitian

Penelitian ini mengikuti tahapan pada gambar 1, yang dimulai dari analisis masalah dan berakhir pada analisa hasil. Setiap tahapan sebagai berikut:



Gambar 1 Tahapan Penelitian (Anggi Trifani et al., 2022)

Tahap analisis masalah menggali alasan penelitian ini diperlukan, yaitu gangguan sistem, kegagalan login, transaksi gagal, dan respons aplikasi yang lambat yang dialami pengguna Livin by Mandiri. Kendala tersebut berpotensi memengaruhi persepsi pengguna terhadap kualitas layanan sehingga diperlukan pengelompokan tingkat kepuasan ke dalam kelas Puas dan Tidak Puas. Tahap ini menghasilkan rumusan masalah dan tujuan penelitian. Pada tahap pengumpulan data, data primer dikumpulkan melalui kuesioner kepada pengguna Livin by Mandiri yang memenuhi kriteria responden, yaitu memiliki rekening Bank Mandiri, aktif menggunakan aplikasi, pernah bertransaksi melalui aplikasi, dan bersedia mengisi kuesioner. Rincian pengumpulan data dan sampel dibahas pada subbab 2.2. Tahap penentuan teknik data mining menetapkan klasifikasi dengan algoritma Naïve Bayes. Pilihan ini sesuai dengan tujuan penelitian, yaitu mengelompokkan responden berdasarkan skor kuesioner ke dalam dua kelas, dan Naïve Bayes menentukan kelas suatu data dengan pendekatan probabilitas berdasarkan karakteristik data tersebut (subbab 2.4). Pada tahap pengolahan data, jawaban kuesioner dipersiapkan sebelum diklasifikasikan melalui pembersihan data (data cleaning), transformasi ke nilai numerik, seleksi atribut, dan pemberian label kelas (subbab 2.3). Tahap pengujian data menguji model Naïve Bayes dengan 10-Fold Cross Validation dan SMOTE Upsampling pada data latih, kemudian menilai kinerjanya dengan Confusion Matrix berdasarkan accuracy, precision, recall, dan F1-score (subbab 2.4 dan 2.5). Tahap terakhir, yaitu hasil analisis masalah, menganalisis hasil klasifikasi dan pengujian untuk mengetahui tingkat kepuasan pengguna, jumlah responden pada setiap kelas, dan kemampuan Naïve Bayes dalam klasifikasi. Hasil analisis dipakai untuk menjawab ketiga pertanyaan penelitian pada bagian Pendahuluan dan disajikan pada bagian Hasil dan Pembahasan.

2.2. Pengumpulan Data & Sampel

Data penelitian merupakan data primer yang dikumpulkan melalui kuesioner daring yang disebarkan kepada pengguna aplikasi Livin by Mandiri di Kelurahan Kademangan. Populasi penelitian adalah seluruh pengguna Livin by Mandiri yang berdomisili di Kelurahan Kademangan dan memiliki pengalaman bertransaksi melalui aplikasi tersebut. Penetapan populasi berdasarkan kesamaan karakteristik yang relevan dengan tujuan penelitian dimaksudkan agar data yang diperoleh dapat dipertanggungjawabkan (Asrulla et al., 2023).

Sampel ditentukan menggunakan teknik *purposive sampling*, yaitu pemilihan responden berdasarkan kriteria yang disesuaikan dengan tujuan penelitian (Mushofa et al., 2024). Kriteria responden meliputi berdomisili di Kelurahan Kademangan, memiliki rekening Bank Mandiri, aktif menggunakan aplikasi Livin by Mandiri, dan pernah melakukan transaksi melalui aplikasi tersebut. Sebanyak 125 responden memenuhi kriteria dan mengisi kuesioner

secara lengkap. Setiap jawaban diberikan dalam skala Likert 1 sampai 5, dengan nilai 1 menyatakan sangat tidak setuju dan nilai 5 menyatakan sangat setuju.

2.3. Atribut Penelitian dan Pembentukan Label

Kuesioner terdiri atas 20 butir pernyataan yang dikelompokkan ke dalam lima indikator. Butir Q1 sampai Q16 mewakili aspek kemudahan penggunaan, kualitas sistem, kualitas informasi, dan keamanan, dan digunakan sebagai atribut prediktor (variabel independen). Butir Q17 sampai Q20 mewakili kepuasan pengguna dan hanya digunakan untuk membentuk label kelas, sehingga tidak diikutsertakan sebagai atribut prediktor. Rincian atribut disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Atribut Penelitian

Kode	Pernyataan	Indikator	Peran
Q1	Aplikasi Livin by Mandiri mudah dipelajari saat pertama kali digunakan	Kemudahan Penggunaan	Prediktor
Q2	Tampilan menu pada aplikasi mudah dipahami	Kemudahan Penggunaan	Prediktor
Q3	Saya mudah menemukan fitur yang saya butuhkan	Kemudahan Penggunaan	Prediktor
Q4	Proses transaksi melalui aplikasi mudah dilakukan	Kemudahan Penggunaan	Prediktor
Q5	Aplikasi berjalan dengan stabil saat digunakan	Kualitas Sistem	Prediktor
Q6	Aplikasi memiliki waktu respons yang cepat	Kualitas Sistem	Prediktor
Q7	Fitur-fitur pada aplikasi berfungsi sesuai dengan kebutuhan saya	Kualitas Sistem	Prediktor
Q8	Aplikasi jarang mengalami gangguan (<i>error</i>) saat digunakan	Kualitas Sistem	Prediktor
Q9	Informasi saldo ditampilkan dengan jelas	Kualitas Informasi	Prediktor
Q10	Informasi mutasi rekening mudah dipahami	Kualitas Informasi	Prediktor
Q11	Informasi transaksi sesuai dengan kondisi sebenarnya	Kualitas Informasi	Prediktor
Q12	Notifikasi transaksi diterima dengan tepat waktu	Kualitas Informasi	Prediktor
Q13	Saya merasa aman melakukan transaksi menggunakan Livin by Mandiri	Keamanan	Prediktor
Q14	Sistem keamanan aplikasi melindungi data pribadi saya	Keamanan	Prediktor
Q15	Proses autentikasi (PIN, biometrik, OTP) berjalan dengan baik	Keamanan	Prediktor
Q16	Saya percaya aplikasi memiliki sistem keamanan yang baik	Keamanan	Prediktor
Q17	Saya merasa puas menggunakan aplikasi Livin by Mandiri	Kepuasan Pengguna	Pembentuk label
Q18	Livin by Mandiri membantu memenuhi kebutuhan transaksi perbankan saya	Kepuasan Pengguna	Pembentuk label
Q19	Saya akan tetap menggunakan Livin by Mandiri pada masa mendatang	Kepuasan Pengguna	Pembentuk label
Q20	Saya bersedia merekomendasikan Livin by Mandiri kepada orang lain	Kepuasan Pengguna	Pembentuk label
Label	Kategori kepuasan (Puas, Tidak Puas)	Hasil Klasifikasi	Target

Label kelas dibentuk dari nilai rata-rata jawaban responden pada butir Q17 sampai Q20 yang dihitung menggunakan persamaan (1), dengan $\bar{X}$ adalah nilai rata-rata kepuasan responden dan X_{17} , X_{18} , X_{19} , serta X_{20} masing-masing adalah skor jawaban responden pada butir Q17, Q18, Q19, dan Q20.

$$\bar{X} = \frac{X_{17} + X_{18} + X_{19} + X_{20}}{4} \quad (1)$$

Batas kategori ditentukan dari panjang interval kelas pada persamaan (2), dengan I adalah panjang interval, X_{maks} adalah nilai maksimum skala, X_{min} adalah nilai minimum skala, dan K adalah jumlah kategori. Dengan nilai maksimum 5, nilai minimum 1, dan dua kategori, diperoleh panjang interval sebesar 2 sehingga batas pemisah kategori berada pada nilai 3,00.

$$I = \frac{X_{\text{maks}} - X_{\text{min}}}{K} = \frac{5 - 1}{2} = 2 \quad (2)$$

Responden dengan nilai rata-rata 1,00 sampai 3,00 diberi label Tidak Puas, sedangkan responden dengan nilai rata-rata lebih dari 3,00 sampai 5,00 diberi label Puas, sebagaimana disajikan pada Tabel 2. Proses pelabelan dilakukan secara otomatis menggunakan fungsi *AVERAGE* dan *IF* pada Microsoft Excel sebelum data diimpor ke RapidMiner.

Tabel 2 Kategori Kepuasan

Rentang Nilai Rata-rata	Kategori
1,00 – 3,00	Tidak Puas
3,01 – 5,00	Puas

2.4. Pemodelan Algoritma Naive Bayes

Salah satu teknik *data mining* yang banyak digunakan untuk menyelesaikan berbagai permasalahan di berbagai bidang adalah klasifikasi. Pentingnya penerapan teknik ini berkaitan dengan peran *data mining* dalam mengolah data, sebagaimana dinyatakan oleh (Adela et al., 2021) *Data mining* berperan penting dalam mengubah data mentah menjadi informasi yang memiliki nilai guna bagi organisasi maupun peneliti. Salah satu algoritma yang dapat diterapkan dalam proses klasifikasi adalah *Naive Bayes*. Menurut (Chlarasasti & Nuryana, 2023) *Naive Bayes* merupakan algoritma klasifikasi yang banyak digunakan karena memiliki mekanisme perhitungan yang relatif sederhana serta mampu menghasilkan tingkat akurasi yang baik. Dalam penerapannya, data umumnya dibagi menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan (*training data*) yang digunakan untuk membangun model klasifikasi dan data pengujian (*testing data*) yang berfungsi untuk mengukur serta mengevaluasi kinerja model yang telah dibentuk (Ramdani & Sofyan, 2022).

Algoritma ini digunakan untuk memperkirakan probabilitas suatu kelas berdasarkan informasi atau atribut yang terdapat pada data (Kusuma & Nugroho, 2021). Algoritma ini merupakan metode klasifikasi probabilistik yang berlandaskan Teorema Bayes dengan asumsi bahwa setiap atribut bersifat independen terhadap atribut lainnya jika kelasnya telah diketahui. Peluang suatu data X untuk masuk ke kelas H dihitung menggunakan persamaan (3), dengan $P(H|X)$ adalah probabilitas posterior kelas H berdasarkan data X , $P(X|H)$ adalah probabilitas data X pada kelas H , $P(H)$ adalah probabilitas prior kelas H , dan $P(X)$ adalah probabilitas data X .

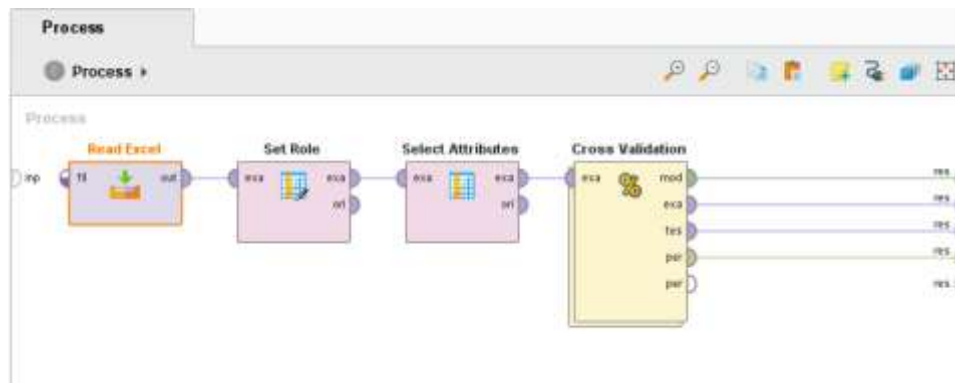
$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \times P(H)}{P(X)} \quad (3)$$

Berdasarkan asumsi independensi, $P(X|H)$ diperoleh dari perkalian peluang setiap atribut x_i pada kelas H seperti pada persamaan (4), dengan n adalah jumlah atribut prediktor, yaitu 16 atribut. Kelas dengan nilai posterior tertinggi ditetapkan sebagai hasil klasifikasi. Karena atribut berupa skor Likert numerik, RapidMiner memodelkan peluang tiap atribut menggunakan distribusi normal (Gaussian) yang parameternya diestimasi dari data latih.

$$P(X|H) = \prod_{i=1}^n P(x_i|H) \quad (4)$$

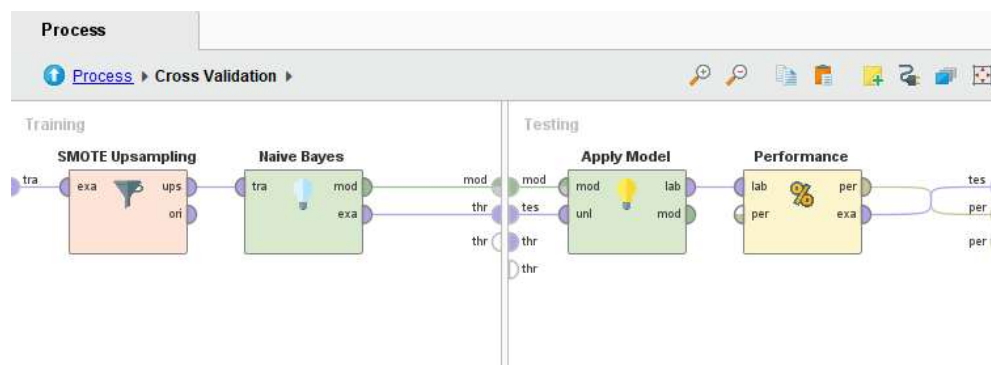
Distribusi kelas pada data penelitian menunjukkan ketidakseimbangan karena jumlah pengguna kategori Puas jauh lebih besar dibandingkan kategori Tidak Puas. Untuk mengatasi kondisi tersebut, penelitian ini menerapkan *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE), yaitu teknik *oversampling* yang membentuk sampel sintetis pada kelas minoritas untuk membantu mengatasi ketidakseimbangan kelas. (Sulistiyono et al., 2021) membahas penerapan SMOTE untuk menangani ketidakseimbangan kelas pada sejumlah algoritma klasifikasi. Dalam penelitian ini, SMOTE diterapkan pada data latih di setiap iterasi *Cross Validation*, sedangkan data uji tetap menggunakan distribusi aslinya. Pendekatan ini bertujuan mengurangi risiko kebocoran data sintetis ke dalam data uji sehingga evaluasi model dapat dilakukan secara lebih objektif.

Proses pemodelan dilakukan dengan bantuan perangkat lunak RapidMiner yang memiliki antarmuka grafis sehingga memudahkan pengguna dalam menganalisis data tanpa harus menguasai pemrograman secara mendalam (Sudarsono et al., 2021). Proses pemodelan di RapidMiner ditunjukkan pada Gambar 2. Dataset dibaca melalui operator *Read Excel*, atribut Kategori ditetapkan sebagai label melalui operator *Set Role*, dan atribut Q1 sampai Q16 dipilih melalui operator *Select Attributes*. Data selanjutnya diproses menggunakan operator *Cross Validation* dengan jumlah *fold* sebanyak 10. Pada setiap iterasi, sembilan bagian data digunakan sebagai data latih dan satu bagian sebagai data uji, hingga seluruh bagian memperoleh giliran sebagai data uji.



Gambar 2 Proses Naive Bayes

Isi operator *Cross Validation* ditunjukkan pada Gambar 3. Pada bagian *training*, operator *SMOTE Upsampling* menyeimbangkan data latih sebelum operator *Naive Bayes* membangun model. Pada bagian *testing*, model diterapkan pada data uji melalui operator *Apply Model* dan dievaluasi dengan operator *Performance* (*Binominal Classification*). Penempatan SMOTE hanya pada bagian *training* menjamin data uji tetap mempertahankan distribusi aslinya, sehingga hasil evaluasi tidak bias akibat kebocoran data sintetis ke data uji.



Gambar 3 Evaluasi Model

2.5. Evaluasi Model

Kinerja model dievaluasi menggunakan *Confusion Matrix*, yaitu tabel yang membandingkan hasil prediksi model dengan kelas aktual melalui empat komponen, yaitu *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP), dan *False Negative* (FN) (Valerian et al., 2025). Pada penelitian ini kelas Tidak Puas ditetapkan sebagai kelas positif karena kelompok pengguna inilah yang paling penting untuk dideteksi sebagai dasar perbaikan layanan. Dari keempat komponen tersebut dihitung nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* menggunakan persamaan (5) sampai (8) (Putro et al., 2024).

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (5)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (6)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$F1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (8)$$

Accuracy menunjukkan proporsi data yang diklasifikasikan dengan benar dari keseluruhan data, *precision* menunjukkan ketepatan model ketika memprediksi kelas Tidak Puas, *recall* menunjukkan kemampuan model menemukan seluruh pengguna yang benar-benar Tidak Puas, sedangkan *F1-score* merupakan rata-rata harmonis

antara *precision* dan *recall*. Penggunaan keempat metrik ini penting karena pada data yang tidak seimbang nilai *accuracy* saja dapat terlihat tinggi walaupun model gagal mengenali kelas minoritas.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Karakteristik Responden

Kuesioner berhasil dikumpulkan dari 125 responden yang memenuhi kriteria penelitian. Karakteristik responden berdasarkan jenis kelamin, usia, lama penggunaan, dan frekuensi penggunaan aplikasi disajikan pada Tabel 3. Responden laki-laki berjumlah 66 orang (52,8%) dan perempuan 59 orang (47,2%). Kelompok usia terbanyak adalah 21–23 tahun sebanyak 38 orang (30,4%), disusul kelompok usia 24–26 tahun sebanyak 35 orang (28%).

Tabel 3 Karakteristik Responden

Karakteristik	Kategori	Jumlah (Orang)	Persentase (%)
Jenis kelamin	Laki-laki	66	52,8
	Perempuan	59	47,2
Usia	18–20 tahun	24	19,2
	21–23 tahun	38	30,4
	24–26 tahun	35	28,0
	≥ 27 tahun	28	22,4
	Kurang dari 6 bulan	14	11,2
Lama penggunaan	6 bulan – 1 tahun	29	23,2
	1 – 2 tahun	39	31,2
	Lebih dari 2 tahun	43	34,4
	Setiap hari	51	40,8
Frekuensi penggunaan	2 – 5 kali seminggu	51	40,8
	1 – 3 bulan sekali	13	10,4
	Jarang	10	8,0
	Total responden	125	100

Dari sisi pengalaman, mayoritas responden telah menggunakan *Livein by Mandiri* lebih dari 2 tahun, yaitu 43 orang (34,4%), dan hanya 14 orang (11,2%) yang menggunakannya kurang dari 6 bulan. Sebanyak 102 responden (81,6%) menggunakan aplikasi setiap hari atau 2–5 kali seminggu. Komposisi ini menunjukkan bahwa sebagian besar responden merupakan pengguna aktif dengan pengalaman yang cukup panjang, sehingga penilaian yang diberikan mencerminkan pengalaman nyata dalam menggunakan aplikasi.

3.2. Hasil Preprocessing dan Distribusi Kelas

Tahap *data cleaning* dilakukan dengan memeriksa *missing value*, data duplikat, dan kesalahan pengisian pada seluruh jawaban responden. Hasil pemeriksaan menunjukkan bahwa seluruh butir pernyataan terisi lengkap dalam rentang skala 1 sampai 5 dan tidak ditemukan data duplikat, sehingga seluruh 125 data dinyatakan valid dan digunakan pada tahap berikutnya tanpa ada data yang dihapus. Atribut Q1 sampai Q16 bertipe numerik dan atribut Kategori bertipe nominal dengan dua nilai. Pelabelan berdasarkan rata-rata butir Q17 sampai Q20 menghasilkan 116 responden (92,8%) pada kategori Puas dan 9 responden (7,2%) pada kategori Tidak Puas. Hasil ini menjawab tujuan pertama penelitian, yaitu bahwa sebagian besar pengguna *Livein by Mandiri* di Kelurahan Kademangan merasa puas terhadap aplikasi. Namun, perbandingan kelas sekitar 13:1 menunjukkan ketidakseimbangan yang tinggi. Setelah SMOTE diterapkan pada data latih, keluaran *SimpleDistribution* pada RapidMiner menunjukkan probabilitas prior kedua kelas menjadi sama besar, yaitu masing-masing 0,500, sehingga model tidak lagi condong ke kelas mayoritas selama pelatihan.

3.3 Hasil Klasifikasi Naive Bayes

Hasil pengujian model dengan *10-Fold Cross Validation* yang dirangkum dari seluruh *fold* berdasarkan keluaran *Performance Vector* pada RapidMiner disajikan dalam bentuk *Confusion Matrix* pada Tabel 4. Rata-rata *accuracy* antar-*fold* sebesar 98,46% dengan simpangan baku 4,87%, sedangkan *accuracy* gabungan (*micro average*) seluruh data uji sebesar 98,40%.

Tabel 4 Confusion Matrix Model Naïve Bayes

	Aktual Puas	Aktual Tidak Puas	Class Precision
Prediksi Puas	116 (TN)	2 (FN)	98,31%
Prediksi Tidak Puas	0 (FP)	7 (TP)	100,00%
Class Recall	100,00%	77,78%	

Tabel 4 menunjukkan bahwa 116 pengguna Puas dan 7 pengguna Tidak Puas berhasil diklasifikasikan sesuai kelas aktualnya. Kesalahan klasifikasi hanya terjadi pada 2 pengguna yang sebenarnya Tidak Puas tetapi diprediksi Puas (FN), sedangkan tidak ada pengguna Puas yang diprediksi Tidak Puas (FP = 0). Dengan Tidak Puas sebagai kelas positif, diperoleh TP = 7, TN = 116, FP = 0, dan FN = 2. Perhitungan metrik evaluasi berdasarkan persamaan (5) sampai (8) disajikan pada Tabel 5.

Tabel 5 Hasil Evaluasi Kinerja Model

Metrik	Perhitungan	Nilai
Accuracy	$(7 + 116) / (7 + 116 + 0 + 2)$	98,40%
Precision	$7 / (7 + 0)$	100,00%
Recall	$7 / (7 + 2)$	77,78%
F1-score	$2 \times (1,0000 \times 0,7778) / (1,0000 + 0,7778)$	87,50%

Nilai *precision* sebesar 100% berarti setiap pengguna yang diprediksi Tidak Puas oleh model memang benar-benar Tidak Puas. Sebaliknya, nilai *recall* sebesar 77,78% berarti model berhasil menemukan 7 dari 9 pengguna Tidak Puas, sedangkan 2 pengguna lainnya tidak terdeteksi. Kombinasi kedua nilai tersebut menghasilkan *F1-score* sebesar 87,50%, yang menunjukkan keseimbangan yang cukup baik antara ketepatan dan kelengkapan deteksi kelas Tidak Puas.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengklasifikasikan tingkat kepuasan pengguna aplikasi *mobile banking* Livin by Mandiri di Kelurahan Kademangan menggunakan algoritma *Naïve Bayes*. Dari 125 responden, 116 pengguna (92,8%) termasuk kategori Puas dan 9 pengguna (7,2%) termasuk kategori Tidak Puas, sehingga secara umum pengguna merasa puas terhadap aplikasi. Penerapan SMOTE pada data latih di setiap *fold* berhasil menyeimbangkan probabilitas prior kedua kelas menjadi masing-masing 0,500 tanpa memengaruhi distribusi data uji. Pengujian dengan *10-Fold Cross Validation* menghasilkan *accuracy* 98,40%, *precision* 100%, *recall* 77,78%, dan *F1-score* 87,50% dengan Tidak Puas sebagai kelas positif, dengan 123 dari 125 data terklasifikasi secara tepat. Hasil tersebut menunjukkan bahwa *Naïve Bayes* yang dikombinasikan dengan SMOTE layak digunakan sebagai alat bantu pemetaan kepuasan pengguna layanan *mobile banking* berbasis kuesioner, terutama karena tidak menghasilkan prediksi Tidak Puas yang keliru. Kelemahan utama model terletak pada dua pengguna Tidak Puas yang belum terdeteksi. Penelitian selanjutnya disarankan untuk memperluas jumlah dan cakupan wilayah responden, menambah indikator kepuasan seperti kualitas layanan dan kelengkapan fitur, membandingkan *Naïve Bayes* dengan algoritma lain seperti *Decision Tree*, *Random Forest*, KNN, dan SVM, serta menguji teknik penyeimbangan kelas lain untuk meningkatkan nilai *recall* pada kelas Tidak Puas.

Reference

- Adela, C. N., Karnila, S., Agarina, M., Komputer, I., Informasi, S., & Darmajaya, I. I. B. (2021). Analisis Ulasan Pengguna Aplikasi Seabank Dengan Support Vector Machine Dan Naïve Bayes. 18(2), 441–453. <https://doi.org/10.33365/jtk.v18i2.4156>
- Aryanusa, A., Akbar, R. M., & S, Y. N. (2025). EVALUASI KINERJA LOGISTIC REGRESSION DAN MULTINOMIAL NAÏVE BAYES DALAM KLASIFIKASI. Jurnal Informatika Dan Teknik Elektro Terapan, 13(3), 463–474. <https://doi.org/https://doi.org/10.23960/jitet.v13i3S1.7687>
- Asrulla, R., Jailani, M. S., & Jeka, F. (2023). Populasi dan sampling (kuantitatif), serta pemilihan informan kunci (kualitatif) dalam pendekatan praktis. Jurnal Pendidikan Tambusai, 7(3), 26320–26332. <https://doi.org/https://doi.org/10.31004/jptam.v7i3.10836>
- Cahayana, N. N., & Aesy, U. S. (2025). Model Analisis Sentimen pada Ulasan Pengguna Mobile Banking Menggunakan Kombinasi K-Means dan Naive Bayes. Jurnal Ilmiah Bidang Teknologi, 9503, 44–49. <https://doi.org/10.28989/angkasa.v17i1.2500>
- Chlarasasti, Y., & Nuryana, I. K. D. (2023). Komparasi Algoritma Naïve Bayes dan Random Forest Dalam Mengetahui Kepuasan Pengguna Aplikasi Jenius. Journal of Emerging Information Systems and Business Intelligence, 04(03), 64–72. <https://doi.org/https://doi.org/10.26740/jeisbi.v4i3.54232>
- Harahap, A. B., & Basri, M. (2022). Analisis Kepuasan Pengguna Terhadap Kualitas Layanan Aplikasi Livin By Mandiri Menggunakan Metode E-Servqual Dan Importance Performance Analysis (IPA). Jurnal Ilmu Komputer, 888, 1–8. <https://doi.org/https://doi.org/10.12345>
- Kusuma, A., & Nugroho, A. (2021). Analisa Sentimen Pada Twitter Terhadap Kenaikan Tarif Dasar Listrik Dengan Metode Naïve

DOI: <https://doi.org/10.69693/ijmst.v4i3.14414>

Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

- Bayes. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 15(2), 137–146. <https://doi.org/10.32815/jitika.v15i2.557>
8. Mushofa, M., Hermina, D., & Huda, N. (2024). Memahami Populasi dan Sampel: Pilar Utama dalam Penelitian Kuantitatif. *Jurnal Syntax Admiration*, 5(12), 5937–5948. <https://doi.org/10.46799/jsa.v5i12.1992>
 9. Nurdianah, S., & Easwaramoorthy, S. V. (n.d.). *Factors Influencing the Usage of Mobile Banking Apps Among Malaysian Consumers*. 5. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.16689>
 10. Pirie, C. R., Tambotoh, J. J. C., Informasi, S., Informasi, F. T., Kristen, U., & Wacana, S. (2023). Analisis Kebergunaan menggunakan Usefulness, Satisfaction, and Ease of Use Questionnaire pada Perbankan Digital Usability Analysis using Usefulness, Satisfaction, and Ease of Use. *Jurnal Sistemasi Sistem Informasi*, 12(Hypothesis 3), 154–165. <https://doi.org/https://doi.org/10.32520/stmsi.v12i1>
 11. Putro, Y. N. R., Afriansyah, A., & Bagaskara, R. (2024). Penggunaan Algoritma Gaussian Naïve Bayes & Decision Tree Untuk Klasifikasi Tingkat Kemenangan Pada Game Mobile Legends. *JUKI: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 6(1), 10–26. <https://doi.org/10.53842/juki.v6i1.472>
 12. Ramdani, A., & Sofyan, C. (2022). ALGORITMA KLASIFIKASI DATA MINING UNTUK MEMPREDIKSI MASYARAKAT DALAM MENERIMA BANTUAN SOSIAL. 1(2), 39–47. <https://doi.org/https://doi.org/10.51903/2x52c128>
 13. Sudarsono, B. G., Leo, M. I., Santoso, A., & Hendrawan, F. (2021). ANALISIS DATA MINING DATA NETFLIX MENGGUNAKAN APLIKASI RAPID MINER. *JBASE - Journal of Business and Audit Information Systems*, 4(1), 13–21. <https://doi.org/10.30813/jbase.v4i1.2729>
 14. Sulistiyono, M., Pristyanto, Y., Adi, S., Gumelar, G., Komputer, F. I., Yogyakarta, U. A., Informasi, S., Komputer, F. I., Yogyakarta, U. A., Utara, R. R., Indonesia, I. Y., Mean, G., & Minority, S. (2021). Implementasi Algoritma Synthetic Minority Over-Sampling Technique untuk Menangani Ketidakseimbangan Kelas pada Dataset Klasifikasi. 10, 445–459. <https://doi.org/https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i2.1303>
 15. Valerian, F. R., Syarif, M., Fatah, D. A., Informasi, S., Madura, U. T., Kamal, K., & Timur, J. (2025). Klasifikasi tingkat obesitas menggunakan metode gbm dan confusion matrix. *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika*, 9(2), 2242–2249. <https://doi.org/https://doi.org/10.36040/jati.v9i2.13062>
 16. Wulan, P. P., & Basri, H. (2024). ANALISIS SENTIMEN TERHADAP LAYANAN NASABAH BANK MENGGUNAKAN SENTIMENT ANALYSIS OF BANKING CUSTOMER SERVICE USING NAIVE BAYES. *Jurnal Kecerdasan Buatan & Teknologi Indonesia*, 3(2), 68–74. <https://doi.org/https://doi.org/10.69916/jkbt.v3i2.131>