JDSP **E-ISSN:1234-5678**

Jurnal Data Science Penusa

"Prediksi Retensi Nasabah Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel dengan Metode Naive Bayes".

Jaka Irlanda'*,Osman Manalu2)
1) STMIK Pelita Nusantara,
2)STMIK Pelita Nusantara,
1)Jakairlanda02@gmail.com
2)osmanmanalu7403@gmail.com

Received: 9 August 2025 Accepted: 25 Juni 2026 Published: 7 July 2026
Pp.78-94

OPEN ACCESS *Jaka Irlanda Koresponden Kata Kunci: Data Mining Niave Bayes,Retensi Pelanggan

JDSP:Jurnal Data Science Penusa is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0).

Abstrak : Dalam era digital, industri perbanan menghadapi tantangan dalam mempertahankan loyalitas nasabah di tengah persaingan yang semakin ketat.Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel mengalami penurunan jumlah nasabah aktif, sehingga diperlukan pendekatan analitis untuk mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi retensi nasabah. Penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi retensi nasabah menggunakan algoritma Naïve Bayes, yang dikenal memiliki keunggulan dalam klasifikasi berbasis probabilitas.Penelitian ini menggunakan data historis nasabah yang mencakup variabel demografi (usia, pekerjaan, lama menjadi nasabah), riwayat transaksi (saldo rata-rata bulanan, jumlah setoran dan penarikan), serta penggunaan layanan digital (mobile banking, kartu kredit/debit). Model prediksi untuk memastikan kehandalan dalam mengklasifikasikan nasabah bertahan atau churn.Hasil dari peneltian ini adalah naïve bayes dapat mengklasifikasi apakah retensi seorang nasabah berpotensi churn atau bertahan, selanjutnya sistem yang dibangun dapat membuat prediksi dengan otomatis baik itu satu persatu ataupun secara keseluruhan dengan export data, dan dari data testing dengan data-Usia (tahun)=Muda,Pekerjaan=Mlahasiswa,Lama menjadi nasabah= Baru-Saldo rata-rata (Rp) = SedangFrekuensi transaksi (kali per bulan) $Seng \cdot$ Penggunaan Mobile Banking dari data tersebut diprediksi bahwa retensi nasasbah tersebut adalah bertahan dengan nilai 0,0001505

PENDAHULUAN

Dalam era transformasi digital, teknologi informasi dan ilmu komputer memainkan peran krusial dalam berbagai sektor,termasuk perbankan. Penerapan teknik data mining dan machine learning memungkinkan analisis data nasabah secara mendalam untuk mengidentifikasi pola dan tren tertentu. Salah satu aplikasi penting adalah memprediksi retensi nasabah,yang membantu bank memahami faktor-faktor yang mempengaruhi loyalitas nasabah dan mengambil langkah proaktif untuk meningkatkan kepuasan mereka.

Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel menghadapi tantangan dalam mempertahankan nasabah di tengah persaingan industri perbankan yang semakin ketat. Meskipun telah menawarkan berbagai produk dan layanan, terdapat indikasi penurunan jumlah nasabah aktif. Kurangnya pemahaman mendalam tentang perilaku nasabah dan faktor-faktor yang mempengaruhi keputusan mereka untuk tetap menggunakan layanan bank menjadi salah satu penyebab utama masalah ini. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan analitis untuk memprediksi retensi nasabah dan mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas algoritma Naïve Bayes dalam memprediksi perilaku nasabah. Misalnya, penelitian yang diterbitkan dalam jurnal Processor mengaplikasikan algoritma Naïve Bayes untuk memprediksi churn nasabah bank, dengan hasil yang menunjukkan akurasi yang signifikan dalam klasifikasi nasabah yang berpotensi churn (Kusnaeni et al, 2024).

Selain itu, studi lain yang dipresentasikan pada Seminar Nasional Statistika Aktuaria III mengimplementasikan algoritma Naïve Bayes untuk mengklasifikasikan kelayakan kredit nasabah bank, yang membantu dalam meminimalisir risiko kredit bermasalah (Aksama & Wahyuniati, 2022). Temuan-temuan ini menegaskan potensi Naïve Bayes sebagai alat prediktif yang andal dalam konteks perbankan.

Algoritma Naïve Bayes dipilih dalam penelitian ini karena kemampuannya dalam menangani dataset yang besar dan kompleks dengan efisien. Sebagai metode klasifikasi berbasis probabilitas, Naïve Bayes mampu memberikan prediksi yang akurat mes

kipun dengan asumsi independensi antar variabel. Keunggulan lain dari algoritma ini adalah kecepatan dalam proses training da n kemampuannya dalam menangani missing values, yang sering ditemui dalam data perbankan.

Dengan menggunakan Naïve Bayes, diharapkan model prediksi retensi nasabah dapat dibangun dengan akurasi yang tinggi dan interpretasi yang mudah dipahami.

TINJAUAN LITERATUR

Retensi nasabah merupakan isu strategis dalam dunia perbankan modern. Dalam konteks persaingan yang semakin ketat,mempertahankan nasabah yang sudah ada lebih efisien dibandingkan menarik nasabah baru. Oleh karena itu, banyak penelitian yang mencoba mengembangkan metode prediktif untuk mengidentifikasi kemungkinan nasabah bertahan atau berpindah ke bank lain. Salah satu metode yang populer digunakan adalah algoritma klasifikasi berbasis probabilistik,seperti Naïve Bayes Classifier.

1.Retensi Nasabah dan Pentingnya Prediksi

Retensi nasabah merujuk pada kemampuan lembaga keuangan untuk mempertahankan pelanggan dalam jangka panjang.Menurut Kotler & Keller (2016), keberhasilan retensi pelanggan berdampak langsung terhadap profitabilitas karena nasabah lama cenderung memiliki loyalitas tinggi dan biaya akuisisi sudah tidak diperlukan lagi. Seiring dengan digitalisasi layanan perbankan, perilaku nasabah menjadi lebih dinamis dan kompleks, sehingga diperlukan pendekatan berbasis data untuk mengidentifikasi pola-pola kemungkinan churn (kehilangan nasabah).

Beberapa studi menunjukkan bahwa retensi nasabah sangat dipengaruhi oleh faktor-faktor seperti kepuasan layanan,frekuensi transaksi, status ekonomi, serta nilai rata-rata tabungan atau pinjaman. Studi oleh Lariviere & Van den Poel (2005) menekankan bahwa pengelompokan nasabah berdasarkan nilai loyalitas dan pola transaksi dapat memberikan prediksi churn yang lebih akurat.

2.Metode Naïve Bayes untuk Prediksi Klasifikasi

Naïve Bayes merupakan metode klasifikasi statistik berbasis Teorema Bayes yang mengasumsikan independensi antar fitur.Kelebihan utama dari metode ini adalah kesederhanaan, kecepatan, serta kinerja yang kompetitif terutama pada data berskala besar dan bertipe kategorikal. Menurut Zhang (2004), meskipun asumsi independensi sering kali tidak terpenuhi dalam praktik, algoritma ini tetap menunjukkan akurasi tinggi di banyak kasus dunia nyata.

Dalam konteks prediksi churn atau retensi nasabah, Naïve Bayes kerap digunakan karena mampu menangani fitur-fitur seperti status pekerjaan, jenis produk yang dimiliki, jenis kelamin, dan lain-lain dalam bentuk kategorikal. Studi oleh Verbeke et al. (2012) menunjukkan bahwa Naïve Bayes memberikan hasil yang cukup memuaskan jika dibandingkan dengan metode lain seperti Decision Tree atau Logistic Regression, terutama dalam hal interpretabilitas dan efisiensi komputasi.

3.Penelitian Terdahulu Terkait Prediksi Retensi Nasabah

Beberapa penelitian sebelumnya yang relevan antaralain:

Kurniawan & Sari (2020) menggunakan metode Naïve Bayes untuk prediksi churn pelanggan di perusahaan telekomunikasi. Hasilnya menunjukkan akurasi prediksi sebesar 85%, dengan fitur-fitur penting berupa lama berlangganan dan keluhan pelanggan. **Hidayatullah** et **al. (2021)** menerapkan Naïve Bayes untuk prediksi churn pada nasabah bank lokal di Surabaya. Penelitian ini menunjukkan bahwa frekuensi transaksi dan penggunaan layanan digital merupakan indikator utama churn. **Prasetyo & Nurhayati (2019)** membandingkan kinerja Naïve Bayes dengan Random Forest dalam memprediksi churn nasabah bank. Hasilnya, Naïve Bayes unggul dalam hal kecepatan, sedangkan Random Forest memiliki sedikit keunggulan dalam akurasi.

4.Analisis Kritis dan Sintesis

Dari berbagai penelitian di atas, terlihat bahwa metode Naïve Bayes secara umum cukup andal dalam memodelkan perilaku retensi nasabah, terutama ketika data bersifat kategorikal. Namun demikian, kelemahannya terletak pada asumsi independensi antar variabel yang jarang terpenuhi.Beberapa peneliti menyarankan kombinasi Naïve Bayes dengan teknik seleksi fitur atau ensemble untuk meningkatkan akurasi.

Selain itu,sebagian besar studi dilakukan pada konteks nasional (bank besar atau lembaga nasional) atau perusahaan non-keuangan. Hanya sedikit yang meneliti konteks spesifik seperti cabang bank daerah atau unit kecil di perbankan daerah,seperti Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel. Padahal, karakteristik nasabah di daerah pedesaan atau pinggiran kota bisa sangat berbeda dibandingkan nasabah di pusat kota.

5.Kesenjangan Penelitian

Berdasarkan analisis literatur, terdapat beberapa kesenjangan yang belum banyak dibahas oleh penelitian sebelumnya:Konteks lokal dan spesifik cabang: Belum banyak peneliian yang membahas prediksi retensi nasabah di tingkat cabang pembantu, khususnya di daerah seperti Bengkel, Kabupaten Deli Serdang. Padahal kondisi sosial ekonomi dan perilaku keuanga nasabah di daerah tersebut bisa berbeda dari pusat kota.

Data kategorikal lokal: Data dari Bank Sumut lebih banyak bersifat kategorikal (jenis nasabah, pekerjaan, tingkat penggunaan layanan), sehingga relevansi Naïve Bayes perlu diuji lebih lanjut dalam konteks tersebut.

Kurangnya model retensi berbasis lokal untuk pengambilan keputusan: Belum tersedia model prediksi yang praktis dan dapat digunakan langsung oleh cabang dalam mengidentifikasi nasabah berisiko pindah.

6.Fokus Penelitian

Penelitian ini bertujuan mengisi kesenjangan tersebut dengan membangun sistem prediksi retensi nasabah berbasis Naive *B ayes Classifier* yang ditujukan khusus untuk Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel. Dengan pendekatan berbasis data hist oris dan pemodelan prediksi, diharapkan sistem ini dapat membantu manajemen dalam mengambil keputusan yang lebih t epat dalam mempertahankan nasabah.

HASIL PENELITIAN

Pada bagian ini peneliti akan menjelaskan hasil penelitian yang diperoleh. Peneliti juga dapat menggunakan gambar,tabel, d an kurva untuk menjelaskan hasil penelitian. Hasil ini harus menyajikan data mentah atau hasil setelah penerapan teknik y ang diuraikan di bagian metode. Hasilnya hanyalah hasil; mereka tidak menyimpulkan.

Naïve Bayes adalah salah satu metode klasifikasi berbasis probabilitas yang sering digunakan untuk memprediksi suatu kate gori berdasarkan data historis. Dalam penelitian ini, menggunakan metode Naïve Bayes untuk memprediksi apakah seorang nasabah akan bertahan atau churn di Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel.

Selanjutnya dari data nasabah pada tabel 4.1 ditransformasikan menjadi rentang tertentu agar dapat diolah menjadi datase t yang akan menjadi data latih pada metode naïve bayes,

No	Kriteria	Nilai	Keterangan
1	Usia	<35	Muda
		36-55	Paruh baya
		> 55	Lansia
2	Pekerjaan	-	PNS
		-	Pegawai
		-	Mahasiswa
		-	Guru
		-	Lainnya
		-	Wiraswasta
		-	Pensiunan
3	Lama Menjadi Nasabah	*<= 6*	Baru
		6-12	Sedang
		>12	Lama
4	Saldo	<Rp.33.301.592	Sedikit
		Rp.33.301.592-Rp.66.092.426	Sedang
		>Rp.66.092.426	Banyak
5	Frekuensi Transaksi	<16	Jarang
		16-33	Sedang
		>33	Sering
6	Pengguna Mobile Banking	-	Ya
		-	Tidak

Dan berikut adalah hasil dari transformasi data

usia	Pekerjaan	Lama Menjadi Nasabah	SALDO	Frekuensi	Penggunaan Mobile Banking	Status Retensi Nasabah
Muda	Pegawai	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	PNS	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Wira Swasta	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Pensiunan	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Lainnya	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Wira Swasta	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	PNS	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Lainnya	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Lainnya	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Mahasiswa	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Wira Swasta	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Mahasiswa	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	PNS	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Lainnya	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Wira Swasta	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Pegawai	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	PNS	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Wira Swasta	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Muda	Guru	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Lainnya	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Mahasiswa	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Lainnya	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Paruh Baya	Guru	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Wira Swasta	Sedang	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Wira Swasta	Baru	Sedikit	Jarang	Tidak	Churn
Lansia	Pegawai	Lama	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Lainnya	Lama	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Pegawai	Baru	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Lansia	Pensiunan	Lama	Sedikit	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	PNS	Baru	Sedang	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Pegawai	Sedang	Banyak	Sering	Ya	Bertahan

Muda	Lainnya	Lama	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Wira Swasta	Lama	Sedang	Jarang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Pegawai	Sedang	Banyak	Sering	Ya	Bertahan
Muda	Guru	Sedang	Sedang	Sering	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Lainnya	Lama	Banyak	Sering	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Wira Swasta	Baru	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Lansia	Wira Swasta	Sedang	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Muda	PNS	Lama	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Wira Swasta	Baru	Sedang	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Wira Swasta	Sedang	Sedang	Sering	Ya	Bertahan
Paruh Baya	PNS	Sedang	Sedang	Sering	Ya	Bertahan
Muda	Wira Swasta	Sedang	Banyak	Sering	Ya	Bertahan
Paruh Baya	PNS	Sedang	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Muda	Mahasiswa	Baru	Banyak	Sering	Ya	Bertahan
Muda	Wira Swasta	Baru	Sedikit	Sedang	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Wira Swasta	Lama	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan
Lansia	Pegawai	Lama	Sedikit	Sering	Ya	Bertahan
Muda	Wira Swasta	Sedang	Sedang	Sering	Ya	Bertahan
Paruh Baya	Pegawai	Sedang	Banyak	Sedang	Ya	Bertahan

4.2.1 Probabilitas Kemunculan

Probabilitas kemunculan adalah memprediksi kemunculan sebuah hasil berdasarkan pengelompokann kelas-kelasnya Usia

Berikut Probabilitas kelas Usia

Usia	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn
Muda	7	8	7/25	8/25
Parobaya	14	8	14/25	8/25
Lansia	4	9	4/25	9/25
Total	25	25	25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi bahwa

a. Usia Muda

Bertahan:7 orang

Churn:8 orang

Probabilitas Bertahan:$\frac{7}{25} = 0{,}28$

$$ProbabilitasChurn: \frac{8}{25} = 0{,}32$$

b.Usia Parobaya

Bertahan:14 orang
Churn:8 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{14}{25} = 0.56$
Probabilitas Churn:$\frac{8}{25} = 0,32$
c. Usia Lansia
Bertahan:4 orang
Churn:9 orang
Probabilitas Bertahan:1/5=0,16
Probabilitas$Churn: \frac{9}{25} = 0,36$
Pekerjaan

Pekerjaan	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn
Guru	1	2	1/25	2/25
Lainnya	3	6	3/25	6/25
Mahasiswa	1	3	1/25	3/25
Pegawai	6	2	6/25	2/25
Pensiunan	1	1	1/25	1/25
PNS	4	4	4/25	4/25
Wira Swasta	9	7	4/25	7/25
Total	25	25	25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi bahwa
a.Guru
Bertahan:1 orang
Churn:2 orang

$$ProbabilitasBertahan: \frac{1}{5} = 0,04$$

ProbabilitasChurn:.$\frac{2}{25} = 0,08$
b.Lainnya
Bertahan:3 orang
Churn:6 orang
Probabilitas Bertahan:3/35=0, 12
Probabilitas$Churn: \frac{6}{25} = 0,24$
c.Mahasiswa
Bertahan:1 orang
Churn:3 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{1}{25} = 0,04$
ProbabilitasChurn:$\frac{3}{25} = 0,12$

d.Pegawai
Bertahan:6 orang
Churn:2 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{6}{25} = 0,24$
Probabilitas Churn:$\frac{2}{25} = 0,08$
e.Pensiunan

Bertahan:1 orang
Churn:1 orang

Probabilitas Bertahan:$\frac{1}{25} = 0,04$
Probabilitas Churn:$\frac{1}{25} = 0,04$
f.PNS
Bertahan:4 orang
Churn:4 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{4}{25} = 0,16$
ProbabilitasChurn:$\frac{4}{25} = 0,16$
g.Wira Swasta
Bertahan:9 orang
Churn:7 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{9}{25} = 0,36$
ProbabilitasChurn:$\frac{7}{25} = 0,28$

Lama Menjadi Nasabah

Lama Menjadi Nasabah	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn
Baru	6	14	6/25	14/25
Sedang	10	11	10/25	11/25
Lama	9	0	9/25	0/25
Total	25	25	25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi
a.Baru
Bertahan: 6 orang
Churn:14 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{6}{25} = 0,24$
Probabilitas Churn::$\frac{14}{25} = 0,56$
b.Sedang
Bertahan:10 orang
Churn:11 orang
Probabilitas Bertahan:1/5=0.,40
ProbabilitasChurn: $\frac{11}{25} = 0,44$
c.Lama
Bertahan:9 orang
Churn:O orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{9}{25} = 0,36$
Probabilitas、Chum:$\frac{0}{25} = 0,00$
Saldo

Saldo	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn
Sedikit	3	25	3/25	25/25
Sedang	7	0	7/25	0/25
Banyak	15	0	15/25	0/25

Total	25	25		25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi sebgai berikut
a.Sedikit
Bertahan:3 orang
Churn:25 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{3}{25} = 0,12$
Probabilitas$Churn$:$\frac{25}{25} = 1,00$
b.Sedang
Bertahan:7 orang
Churn:O orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{7}{25} = 0,28$
Probabilitas$Churn$:$\frac{0}{25} = 0,00$
c.Banyak
Bertahan:15 orang
Churn:0 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{15}{25} = 0,60$
Probabilitas Churn:$\frac{0}{25} = 0,00$F
rekuensi transaksi (bulan)

Frekuensi Transaksi	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn
Jarang	1	25	1/25	25/25
Sedang	14	0	14/25	0/25
Sering	10	0	10/25	0/25
Total	25	25	25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi sebagai berikut
a.Jarang
Bertahan:1 orang
Churn:25 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{1}{25} = 0,04$
ProbabilitasChurn:$\frac{25}{25} = 1,00$
b.Sedang
Bertahan:14 orang
Churn:0 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{14}{25} = 0,56$
ProbabilitasChurn:$\frac{0}{25} = 0,00$
c.Sering
Bertahan:10 orang
Churn:0 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{10}{25} = 0,40$
ProbabilitasChurn:$\frac{0}{25} = 0,00$
Pengguna Mobile Banking

Penggunaan Mobile Banking	Jumlah Kejadian		Probabilitas	
	Bertahan	Churn	Bertahan	Churn

Ya	25	0	25/25	0/25

Tidak	0	25	0/25	25/25
Total	25	25	25/25	25/25

Dari tabel diatas diperoleh informasi
a.Y
Bertahan:25 orang
Churn:O orang
Probabilitas Bertahan:: $\frac{25}{25} = 1$,1,00
Probabilitas Churn:$\frac{0}{25} = 0{,}00$
b.Tidak
Bertahan:O orang
Churn:25 orang
Probabilitas Bertahan:$\frac{0}{25} = 0{,}00$
Probabilitas Churn:: $\frac{25}{25} = 1{,}00$

4.2.2 Menghitung Nilai LikeHood

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai likehood, likehood adalah persamaan kata dari probabilitas yang digunakan sebag ai parameter, contoh kasus dengan data nasabah sebagai berikut:
-Usia (tahun)=Muda
-Pekerjaan=Mahasiswa
- Lama menjadi nasabah = Baru
Saldo rata-rata (Rp) Sedang
Frekuensi transaksi (kali per bulan) = Sering
-Penggunaan Mobile Banking(Ya/Tidak)=Y

Dari data diatas tersebut, maka dapat dihitung nilai likehood Bertahan probabilitas kemunculann setiap masing-masing kriter ia,seperti:

Likehood

$$Bertahan = \frac{7}{25} \times \frac{1}{25} \times \frac{6}{25} \times \frac{7}{25} \times \frac{10}{25} \times \frac{25}{25}$$

=0.28×0.04×0.24×0.28×0.4×1
=0.0001505

Likehood

$$Churn = \frac{8}{25} \times \frac{3}{25} \times \frac{14}{25} \times \frac{0}{25} \times \frac{0}{25} \times \frac{0}{25}$$

=0,32×0,12×0,56×0×0
=0

Normalisasi Probabilitas Posterior

Menghitung nilai probabilitas dilakukan dengan menghitung nilai dengan melakukan normalisasi terhadap likehood terse but sehingga jumlah yang diperoleh 0.00001505 nilai likehood Bertahan dan 0,0000 likehood Churn, cara menghitung nilai p robabilitas ini adalah sebagai berikut:

$$ProbabltaBertaan = \frac{0.0000842}{0 + 0.0000842}$$

$$= \frac{0{,}00000842}{0{,}0000842} = 1$$

=100%

Probabilitas Tidak$Layak = \frac{0}{0+0.00008428}$

$$= \frac{0}{0 + 0.0000842} = 0 = 0^0$$

Sehingga dapat diprediksi bahwa nasabah tersebut untuk status retensi nya akan bertahan

PEMBAHASAN

Tahap selanjutnya adalah menghitung nilai likehood, likehood adalah persamaan kata dari probabilitas yang digunakan sebag ai parameter, contoh kasus dengan data nasabah sebagai berikut:
-Usia (tahun)=Muda

-Pekerjaan=Mahasiswa

-Lama menjadi nasabah=Baru

-Saldo rata-rata(Rp)=Sedang
-Frekuensi transaksi (kali per bulan)=Sering

-Penggunaan Mobile Banking(Ya/Tdak)=Y
Dari data diatas tersebut, maka dapat dihitung nilai likehood Bertahan probabilitas kemunculann setiap masing-masing k riteria,seperti:
Likehood

Bertahan$n = \frac{7}{25} \times \frac{1}{25} \times \frac{6}{25} \times \frac{7}{25} \times \frac{10}{25} \times \frac{25}{25}$
=0.28×0.04×0.24×0.28×0.4×1
=0.0001505
Likehood

$$Churn = \frac{8}{25} \times \frac{3}{25} \times \frac{14}{25} \times \frac{0}{25} \times \frac{0}{25} \times \frac{0}{25}$$

=0,32×0,12×0,56×0×0
=0
Normalisasi Probabilitas Posterior

Menghitung nilai probabilitas dilakukan dengan menghitung nilai dengan melakukan normalisasi terhadap likehood tersebut sehingga jumlah yang diperoleh 0.00001505 nilai likehood Bertahan dan 0,0000 likehood Churn,cara menghitun g nilai probabilitas ini adalah sebagai berikut:

$$ProbabltaBertaan = \frac{0.0000842}{0 + 0.0000842}$$
$$= \frac{0{,}00000842}{0{,}0000842} = 1$$

=100%Probabilitas Tida

k$Layak = \frac{0}{0+0.00008428}$

$$= \frac{0}{0 + 0.0000842} = 0 = 0\%$$

KESIMPULAN

Dari analisis dan pembahasan serta hasil dan implementasi berikut adalah kesimpulan dari penelitian ini
Penerapan Metode Naïve bayes telah berhasil diterapkan untuk pemecahan masalah prediksi retensi nasabah pada Ban k Sumut Cabang Pembantu Bengkel Sistem prediksi retensi nasabah pada Bank Sumut Cabang Pembantu Bengkel denga n metode naïve bayes telah berhasil dibangun dengan bahasa pemrograman PHP dan databasae mySQL serta dengan UML untuk perancangan nya, Sistem klasifikasi Naive Bayes berbasis web telah berhasil dibangun dan dapat digunakan untuk memprediksi status nasabah apakah akan bertahan atau churn, berdasarkan data kategorikal yang tersedia.

REFERENCES

Abadi,I.,& Nur,Y.(2023). Pengaruh Pemasaran Relasi dan Pemasaran Pengalaman Terhadap Retensi Nasabah Dengan Kepu asan Nasabah Sebagai Variabel Moderasi Pada Bank Syariah....Jurnal Pusaran Manajemen (JPM), 1(4),301-308.https: //e-jurnal.nobel.ac.id/index.php/jpm/article/view/4284%0Ahttps://e-jurnal.nobel.ac.id/index.php/jpm/article/download/4284/2283

Agusli, R., Iqbal, M., & Saputra, F.(2020).Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Pada Ibu Hamil Dengan Metode Certainty Faktor BerbasisWeb. Academic Journal of Computer Science Research, 2(1). https://doi.org/10.38101/ajcsr.v2i1.264

Alita, D., Sari, I., Isnain, A. R., & Styawati, S.(2021).Penerapan Naïve Bayes Classifier Untuk Pendukung Keputusan Pener ima Beasiswa. Jurnal Data Mining Dan Sistem Informasi,2(1),17.https://doi.org/10.33365/jdmsi.v2i1.1028

Anggun Pastika Sandi, & Vina Widya Ningsih. (2022).Implementasi Data Mining Sebagai Penentu Persediaan Produk Den gan Algoritma Fp-Growth Pada Data Penjualan Sinarmart.Jurnal Publikasi Ilmu Komputer Dan Multimedia,1(2),111-1 22.https://doi.org/10.55606/jupikom.vli2.343

Gandhi,B.S.,Megawaty, D. A., & Alita, D. (2021). Aplikasi Monitoring dan Penentuan Peringkat Kelas Menggunakan Naive Bayes Classifier. Jurnal Informatika Dan Rekayasa Perangkat Lunak, 2(1), 54-63.ht tps://doi.org/10.33365/jatika.v2i1.722

Malani, R., Putra, A. B. W., & Rifani, M. (2020). Implementation of the naive bayes classifier method for pote ntial network port selection. International Journal of Computer Network and Information Security, 12(2),32-4 0.https://doi.org/10.5815/ijcnis.2020.02.04

Miasari, R. S., Indar,C.,Pratiwi,P.,Purwoto,P.,Salsabila,U. H., Amalia, U., & Romli, S. (2022). Teknologi Pendidikan Sebagai Jembatan Reformasi Pembelajaran Di Indonesia Lebih Maju. Jurnal Manajemen Pendidikan Al Hadi, 2(1),53.https://doi.org/10.31602/jmpd.v2i1.6390

Nopal, Z. M., Sukmawati, H., & Joni, J. (2024). Faktor-faktor yang Mempengaruhi Retensi Nasabah Bank Syariah Indonesia di Kota Tasikmalaya. ARMADA: Jurnal PenelitianMultidisiplin, 2(1), 77-86. https://doi.org/10.55681/armada.v2i1.1151

Shino, Y., Durachman, Y., & Sutisna, N. (2022). Implementation of Data Mining with Naive Bayes Algorithm for Eligibility Classification of Basic Food Aid Recipients. International Journal of Cyber and IT Service Manage ment,2(2),154-162.https://doi.org/10.34306/ijcitsm.v2i2.114

Winarti, Amelia, L., & Wahyuningsih, Y. (2022). Membangun Jiwa Entrepreneurship Mahasiswa melalui Bisnis Tek nologi Digital. Journal of Education, 5(1),933-941.

Yanuar, F., Shobri, M. Q., Mabrur, R. F., Putri, I. H., & Zetra, A. (2023). Classification of Death Risk for COVID-19Patients Using Bayesian Logistic Regression and Naive Bayes Classifier.IAENG International Journal of Co mputer Science,50(3).

Yuliyana, Y., & Sinaga, A. S. R. M.(2019). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Gigi Menggunakan Metode Naive Bay es.Fountain of Informatics Journal, 4(1),19.https://doi.org/10.21111/fij.v4i1.3019