

PENGEMBANGAN SISTEM INFORMASI PREDIKSI PIUTANG CUSTOMER OBAT DAN VITAMIN DENGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA NAÏVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBORS BERBASIS WEB

Hana Farahdiana¹, Salamun Rohman Nudin²

Manajemen Informatika, Falkutas Vokasi, Universitas Negeri Surabaya

¹hana.20073@mhs.unesa.ac.id

²salamunrohman@unesa.ac.id

Abstrak— *Arus keuangan yang lancar adalah kunci keberlangsungan dan ketahanan perusahaan. Salah satu masalah yang sering dihadapi adalah penundaan pembayaran faktur penjualan, yang dapat mempengaruhi stabilitas keuangan perusahaan, memperlambat perputaran kas, dan berdampak pada operasional. PT. United Dico Citas, sebuah perusahaan distributor farmasi, juga menghadapi masalah ini. Meskipun setiap customer yang terdaftar sudah melalui survei dari karyawan perusahaan, kondisi umur piutang yang berkepanjangan masih sering terlihat dalam laporan umur piutang. Untuk mengatasi masalah ini, sebuah sistem informasi berbasis web dikembangkan untuk memprediksi piutang dari customer yang berhubungan dengan pembelian obat dan vitamin. Sistem ini menggunakan algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors untuk memprediksi apakah faktur penjualan akan dibayar tepat waktu atau terlambat. Hasilnya menunjukkan bahwa algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors mampu memprediksi faktur dengan akurasi mencapai 97,02%. Dengan demikian, sistem ini memberikan wawasan yang berharga bagi perusahaan dalam menangani prediksi pembayaran faktur, membantu meningkatkan stabilitas keuangan, dan mempercepat perputaran kas.*

Kata kunci— Prediksi piutang customer, Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors, Machine learning, Website

Abstract— *Smooth cash flow is crucial for the sustainability and resilience of a company. One common issue faced is the delay in sales invoice payments, which can affect the company's financial stability, slow down cash turnover, and impact operations. PT. United Dico Citas, a pharmaceutical distribution company, also encounters this problem. Although every registered customer undergoes a survey by the company's employees, prolonged accounts receivable conditions are still frequently observed in the aging reports. To address this issue, a web-based information system was developed to predict accounts receivable from customers related to the purchase of medicines and vitamins. This system uses Naïve Bayes and K-Nearest Neighbors algorithms to predict whether sales invoices will be paid on time or delayed. The results show that the Naïve Bayes and K-Nearest Neighbors algorithms can predict invoices with an accuracy of up to 97.02%. Thus, this system provides valuable insights for the company in handling invoice payment predictions, helping to enhance financial stability and accelerate cash turnover.*

Keywords— Customer receivables prediction, Naïve Bayes, K-Nearest Neighbors, Machine learning

I. PENDAHULUAN

Pada era modern ini, teknologi informasi memainkan peran penting dalam mengoptimalkan operasi perusahaan, khususnya dalam industri farmasi yang merupakan bagian tak terpisahkan dalam menjaga kesehatan masyarakat. Perusahaan-perusahaan di industri ini akan terus meningkatkan proses bisnis mereka, termasuk dalam bidang keuangan dan pembayaran customer.

Stabilitas arus keuangan merupakan salah satu kunci keberlangsungan perusahaan. Salah satu masalah yang dapat mempengaruhi keuangan adalah penundaan pembayaran faktur penjualan, yang dapat menghambat arus kas dan mengganggu operasional perusahaan. Walaupun setiap customer yang terdaftar sudah melalui survei dari karyawan perusahaan. Namun, kondisi umur piutang yang berkepanjangan terkadang masih dapat dilihat dalam laporan umur piutang. Permasalahan fasilitas pemberian piutang pada customer juga dialami oleh PT. United Dico Citas [1].

PT. United Dico Citas adalah perusahaan yang bergerak di sektor distributor farmasi, berkantor pusat di Jakarta dan memiliki cabang yang tersebar di seluruh Indonesia. Sebagai perusahaan distributor farmasi yang berkembang pesat, PT. United Dico Citas dipercaya untuk mendistribusikan produk-produk lokal dan internasional.

Penelitian ini dilakukan untuk menganalisis laporan keuangan perusahaan, mengidentifikasi potensi kerugian perusahaan, dan mempertimbangkan faktor-faktor dalam pemilihan customer. Dengan menggunakan machine learning diharapkan permasalahan tersebut dapat diselesaikan. Penggunaan teknologi machine learning dengan mengkombinasikan metode Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors membantu dalam memprediksi tingkat kelancaran pembayaran piutang kedepannya di perusahaan. Sistem ini diharapkan dapat memberikan solusi untuk memprediksi pembayaran piutang dari customer obat dan vitamin akan tepat waktu atau mengalami keterlambatan [2].

Memastikan kelancaran pengelolaan piutang customer sangat penting untuk menjaga stabilitas laporan keuangan perusahaan. Menyediakan fasilitas piutang kepada customer memberikan banyak manfaat, karena memudahkan mereka dalam membeli produk perusahaan. Selain itu, perusahaan

juga mendapatkan keuntungan dari fasilitas piutang ini dengan menarik minat customer.

II. TINJAUAN PUSTAKA

A. Machine Learning

Machine learning untuk memungkinkan komputer belajar tanpa harus diprogram secara langsung. Ini berasal dari gerakan kecerdasan buatan pada tahun 1950-an dan menekankan tujuan dan aplikasi praktis, terutama untuk prediksi dan optimisasi. Komputer menggunakan pengalaman untuk belajar dan meningkatkan kinerja mereka dalam tugas-tugas [3]. Dalam penemuan algoritma pembelajaran yang lebih baik, jumlah data yang besar, dan daya komputasi yang terus meningkat dalam beberapa tahun terakhir, machine learning (ML) dan kecerdasan buatan telah menjadi perhatian besar [4].

B. Python

Python juga mudah dipelajari karena mendukung pendekatan pemrograman berorientasi objek dalam pengembangan aplikasi dan memiliki tingkat keterbacaan yang tinggi. Python juga memiliki berbagai struktur data tingkat tinggi. Python adalah bahasa yang ideal untuk pengembangan skrip dan aplikasi yang cepat karena sintaks dan penulisan yang sangat dinamis. Python adalah bahasa yang sangat serbaguna yang dapat digunakan dalam banyak domain pengembangan perangkat lunak. Python menjadi bahasa pemrograman yang paling berkembang dengan cepat dan dapat digunakan untuk membuat berbagai aplikasi [5].

C. Algoritma Naïve Bayes

Algoritma Naïve Bayes, juga dikenal sebagai Teorema Bayes, diciptakan oleh ilmuwan Inggris Thomas Bayes dan digunakan untuk memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman masa lalu dengan menggunakan metode probabilitik dan statistika. Asumsi yang kuat terhadap independensi dari semua situasi atau peristiwa adalah ciri utama Naive Bayes [2]. Tahapan-tahapan yang terdapat pada Algoritma Naïve Bayes adalah:

Perhitungan jumlah kelas atau label.

Perhitungan jumlah kasus per kelas.

Perkalian semua variable kelas.

Perbandingan hasil per kelas.

Dasar Algoritma Naïve Bayes dengan rumus Bayes, yaitu:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) * P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Keterangan:

B = Data dengan kelas yang belum diketahui.

A = Hipotesis data merupakan suatu kelas spesifik.

$P(A|B)$ = Probabilitas bersyarat A yang diberikan oleh B.

$P(B|A)$ = Probabilitas bersyarat B yang diberikan oleh A.

$P(A)$ = Probabilitas kejadian A.

$P(B)$ = Probabilitas kejadian B.

Adapun alur dari Algoritma Naïve Bayes adalah:

1. Membaca data training.
2. Menghitung jumlah dan probabilitik, namun apabila data numerik maka:
 - a. Mencari nilai rata-rata dan standar deviasi dari masing-masing parameter data numerik.
 - b. Mencari nilai probabilitik dengan cara perhitungan terhadap jumlah data yang sesuai dari kategori yang sama dibagi dengan jumlah data pada kategori tersebut.
3. Mendapatkan nilai pada tabel rata-rata, standar deviasi dan probabilitas.

D. Algoritma K-Nearest Neighbors

Algoritma K-Nearest Neighbors (KNN) merupakan sebuah metode yang digunakan untuk mengklasifikasikan objek dengan membandingkan data dan menentukan objek yang mempunyai jarak terdekat dengan objek yang akan diklasifikasikan. K-Nearest Neighbors adalah metode pencarian kasus yang menghitung jarak antara kasus baru dan kasus sebelumnya yang memiliki nilai dan berat yang sama [6]. Jarak Euclidian dapat dicari dengan menggunakan persamaan berikut ini:

$$D(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

Keterangan:

x = Sampel data

y = Data uji/Testing

i = Variabel data

D = Jarak

m = Dimensi data

Langkah-langkah untuk menghitung metode K-Nearest Neighbors, yaitu:

- a. Menentukan parameter (jumlah tetangga paling dekat).
- b. Menghitung kuadrat jarak terdekat Euclidean Distance (query instance) masing-masing objek terhadap data sampel yang diberikan menggunakan persamaan diatas.
- c. Mengurutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok dengan jarak Euclidean Distance yang paling kecil.
- d. Mengumpulkan kategori atau klasifikasi dari tetangga terdekat (K-Nearest Neighbors).
- e. Dengan menggunakan kategori K-Nearest Neighbors yang paling umum, maka dapat memprediksi nilai dari contoh query yang sudah dihitung.

E. Waterfall

Metodologi Waterfall merupakan metode pengembangan perangkat lunak berurutan yang melanjutkan progresnya secara bertahap, sebagaimana mengalirnya air seperti air terjun. Sebelum proyek perangkat lunak yang tangkas, mengandalkan pendekatan waterfall untuk pengembangan perangkat lunak. Asumsi dasarnya adalah bahwa persyaratan harus ditentukan terlebih dahulu agar perangkat lunak dapat dirancang, dibangun, dan diuji [7]. Berikut penjelasan dari tahap-tahap diatas, yaitu:

1. Analysis

Fase analisis atau Spesifikasi Kebutuhan Perangkat Lunak (SRS) memberikan gambaran rinci tentang perangkat lunak yang dikembangkan. Tujuan utamanya adalah menentukan persyaratan fungsional (seperti tujuan, ruang lingkup, fungsi, atribut, dan basis data) dan non-fungsional (seperti kendala, batasan, desain, skalabilitas, dan keandalan).

2. Design

Fase ini mencakup proses perencanaan dan penyelesaian masalah perangkat lunak, yang berarti pengembang dan perancang perangkat lunak akan membuat rencana untuk solusi tertentu. Proses ini mencakup desain algoritma, arsitektur perangkat lunak, skema diagram logis, dan definisi struktur data. Fase ini juga menekankan perancangan perangkat lunak dengan melibatkan berbagai upaya untuk membuat solusi yang tepat.

3. Implementation

Fase ini mengacu pada pemahaman kebutuhan dan perancangan bisnis yang diubah menjadi program eksekusi yang kokoh, database, serta situs web melalui proses pemrograman dan implementasi. Disini kode sebenarnya dibuat dan disusun menjadi aplikasi yang beroperasi mencakup pembuatan database. Secara singkat, ini merujuk pada proses konversi dari tahap perencanaan ke tahap produksi.

4. Testing

Fase ini, juga dikenal sebagai tahap verifikasi dan validasi, memastikan perangkat lunak memenuhi spesifikasi dan tujuan. Verifikasi mengevaluasi perangkat lunak sesuai kondisi awal, sedangkan validasi mengecek pemenuhan persyaratan setelah pengembangan. Tahap ini juga mengidentifikasi dan memperbaiki bug serta gangguan sistem.

5. Maintenance

Fase ini mencakup proses mengubah solusi perangkat lunak setelah pengiriman dan penerapan untuk meningkatkan output, memperbaiki kesalahan, dan meningkatkan kinerja dan kualitas. Ini juga dapat mencakup penyesuaian perangkat lunak dengan lingungannya, memenuhi kebutuhan pengguna yang baru, dan meningkatkan keandalannya.

F. API (Application Program Interface)

API (Application Programming Interface) memungkinkan pengembang menghubungkan aplikasi atau mengintegrasikannya dengan aplikasi lain. Terdiri dari fungsi, protokol, dan alat, API mempercepat pengembangan dengan menyediakan fungsi terpisah, sehingga pengembang tidak perlu membuat fitur dari awal. API pada tingkat sistem operasi membantu aplikasi berkomunikasi melalui protokol dan spesifikasi [8].

G. Laravel

Laravel adalah kerangka kerja PHP yang memudahkan pengembangan aplikasi web dengan sintaksis ekspresif dan fitur canggih. Ini mendukung pengembang dengan modul terhubung, abstraksi database, injeksi dependensi, dan skalabilitas tinggi. Laravel menggunakan pola desain MVC (Model-View-Controller), di mana Model mengelola data, View menangani antarmuka pengguna, dan Controller berfungsi sebagai perantara antara keduanya [9].

1. Model

Model dalam aplikasi mewakili entitas seperti pengguna atau artikel dan berinteraksi dengan database. Laravel menggunakan Eloquent, sebuah ORM yang efisien, memungkinkan pengembang mendefinisikan entitas, mengaitkannya dengan tabel database, dan menggunakan metode PHP daripada pernyataan SQL mentah. Dengan Eloquent, kita dapat melakukan query database tanpa menulis SQL.

2. Views

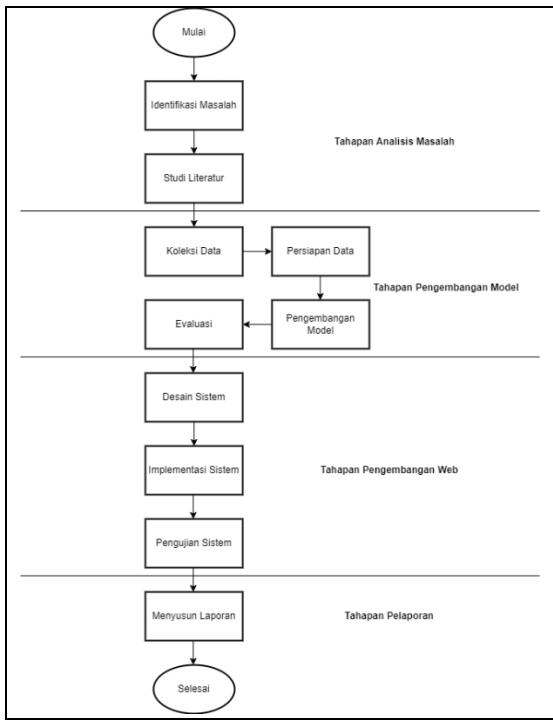
Views menampilkan respons dari controller, biasanya sebagai halaman web, menggunakan Blade atau skrip PHP. Views dikembalikan dari routes, mengambil data dari routes atau controller, dan menyuntikkannya ke dalam template, memisahkan logika bisnis dan presentasi.

3. Controller

Dalam MVC, controller mengendalikan alur data antara dataset dan tampilan. Controller menerima permintaan, memprosesnya, dan mengirim tanggapan yang sesuai. Tugasnya termasuk meminta data dari basis data, menangani data dari formulir, dan menyimpan data. Controller berada di direktori app/http/controllers.

III. METODOLOGI PENELITIAN

Pada bagian metode penelitian mencakup analisis masalah, pengembangan model, pengembangan website, dan penyusunan laporan. Alur penelitian terdiri dari tahapan-tahapan tersebut.



Gambar 1 Alur Penelitian

A. Identifikasi Masalah

Proses identifikasi masalah merupakan tahap awal yang dilakukan untuk menentukan topik permasalahan dalam sebuah penelitian. Topik yang diambil mengenai pemanfaatan dengan mengkombinasikan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors untuk memprediksi status piutang customer pada PT. United Dico Citas.

B. Studi Literatur

Studi literatur dari penelitian ini adalah untuk membangun pondasi dan mendukung pengembangan metodologi penelitian yang akan diterapkan. Peneliti akan menggunakan algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors untuk mengumpulkan artikel dan jurnal yang berkaitan dengan sistem informasi yang memprediksi data piutang konsumen untuk obat dan vitamin. Diharapkan dapat membantu analisis, teknik, dan strategi penelitian.

C. Koleksi Data

Tahapan koleksi data bertujuan untuk mengumpulkan data yang dibutuhkan pada penelitian ini. Penelitian ini menggunakan dataset dari data piutang customer tahun 2022 untuk pembangunan model. Disebutkan pada tabel 1, bahwa fitur yang akan digunakan sebanyak 12 fitur dengan jumlah data sebanyak 7638 dan spesifikasi dari dataset yang akan digunakan untuk mengenal karakteristik dari dataset yang akan lebih mudah bagi kita untuk melakukan

percobaan jika kita sudah memahami dataset yang akan digunakan.

D. Persiapan Data

Melakukan persiapan data dengan mengadaptasi metodologi data sains dari IBM yang akan diidentifikasi masalahnya. Kemudian output dari tahap ini berupa ringkasan yang berguna untuk mengkonfirmasi data yang telah terdistribusi sudah sesuai dengan hasil yang diharapkan atau belum. Pada tahap persiapan data ini, menggunakan tiga proses persiapan data, yaitu *Cleaning Data*, *Combining Data*, dan *Transforming Data*.

E. Pengembangan Model

Dalam pengembangan model melibatkan langkah-langkah seperti pelatihan dan pengujian data bersih dengan menggunakan algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors. Pemilihan algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors harus dilakukan dengan benar. Model perlu disesuaikan dengan data yang telah diproses dan pengujian model menjadi tahap berikutnya yang juga penting. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa model memberikan prediksi piutang dengan akurasi yang sesuai. Terdapat 2 output, yaitu Terlambat dan Tidak terlambat.

F. Evaluasi

Setelah pembuatan model data mining, langkah terakhir adalah evaluasi untuk menilai keakuratan model. Penelitian ini menggunakan nilai akurasi, recall, dan Z-score. Evaluasi menggunakan confusion matrix, yang terdiri dari empat bagian: True Negative (TN), False Positive (FP), True Positive (TP), dan False Negative (FN). Matrix ini mengukur kinerja klasifikasi dengan membandingkan nilai sebenarnya dan nilai prediksi.

$$\text{Precision} : \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

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

$$\text{Accuracy} : \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

$$\text{Z-score} : \frac{(X-\mu)}{\sigma} \quad (6)$$

G. Implementasi Sistem

Pada tahap ini, desain sistem dilanjutkan dengan pembuatan sistem dan penerapan model perhitungan prediksi ke dalam sistem. Akan dibahas tentang pengembangan sistem informasi prediksi data piutang konsumen obat dan vitamin hingga tahap implementasi sistem pada tahap implementasi sistem. Framework Laravel digunakan untuk mengembangkan sistem berbasis web. Untuk menerapkan model algoritma Naive Bayes dan K-Nearest Neighbors ke dalam sistem prediksi berbasis web, penjelasan berikut diberikan:

1. Mengembangkan antarmuka pengguna berbasis web menggunakan HTML, CSS, dan framework Laravel.

- Pembuatan model perhitungan prediksi dibuat dengan bahasa pemrograman Python.

H. Pengujian Sistem

Tahap ini fokus pada pengujian logis dan fungsional perangkat lunak untuk mengurangi kesalahan dan memastikan hasil sesuai harapan. Penelitian menggunakan blackbox testing, menguji program dengan memasukkan data pada setiap form tanpa melihat detail internal. BlackBox Testing merupakan pengujian sistem berkonsentrasi pada aspek logik dan fungsional perangkat lunak untuk memastikan bahwa setiap komponen telah diuji. Ini dilakukan untuk mengurangi kesalahan dan memastikan hasil yang dihasilkan sesuai dengan harapan. Dalam penelitian ini, sistem diuji dengan teknik blackbox testing. Teknik blackbox testing menguji perangkat lunak tanpa memperhatikan detail internalnya. Program diuji dengan mencoba memasukkan data pada setiap formnya. Pengujian ini dilakukan untuk memastikan bahwa program tersebut memenuhi persyaratan.

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian pembahasan ini, peneliti akan membahas hasil yang didapat ketika penulis melakukan penelitian mengenai pengembangan sistem informasi prediksi piutang customer berbasis website menggunakan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors di PT. United Dico Citas, Surabaya.

A. Koleksi Data

Penelitian ini menggunakan dataset Aging Ar + Tracking DO Okt 2022 SURABAYA dari PT. United Dico Citas. Dapat diketahui bahwa spesifikasi dari dataset yang akan digunakan untuk mengenal karakteristik dari dataset yang akan lebih mudah bagi kita untuk melakukan percobaan jika kita sudah memahami dataset yang akan digunakan.

TABEL 1
DAFTAR FITUR DAN KETERANGAN

No	Fitur	Keterangan
1.	Type Jual	Tipe atau model penjualan.
2.	Kode Salesman	Nama urut salesman.
3.	Cust Group	Jenis customer.
4.	Kode Territory	Nomor area customer.
5.	Invoice Amount	Nominal faktur.
6.	Outstanding AR	Piutang yang belum dibayar.
7.	Frek Tukar Faktur	Jumlah faktur yang dibawa oleh sales dan berhasil ditukar faktur.
8.	Frek Tagih	Seberapa sering faktur tersebut dibawa oleh sales untuk ditagihkan.
9.	Ada Garansi Letter	Perjanjian khusus dengan outlet.
10.	Due Date	Tanggal jatuh tempo.

11.	Cut Off Date	Hari admin mengecek piutang customer.
12.	Trans Date	Tanggal Transaksi.

B. Pembersihan Data (Cleaning Data)

Cleaning data adalah menghapus data duplikat dan menghilangkan data dengan nilai yang tidak valid untuk menangani masalah missing values. Proses ini memastikan data yang digunakan bersih dan akurat untuk analisis lebih lanjut. Dataset yang diperoleh dari PT. United Dico Citas masih merupakan dataset mentah yang belum mengalami pembersihan atau masih memiliki "missing values".

Jika terdapat kolom yang memiliki nilai tidak valid atau Null atau missing values maka akan di drop menggunakan dropna(). Pengurangan ini terjadi karena baris-baris yang mengandung nilai tidak valid, Null, atau missing values telah dihapus, sehingga dataset menjadi lebih bersih dan siap untuk diproses lebih lanjut. Proses ini sangat penting untuk memastikan kualitas data yang optimal dalam pengembangan model prediksi piutang customer.

C. Transformasi Data (Transforming Data)

Selanjutnya, setelah data sudah mengalami proses cleaning data siap melakukan proses transforming untuk membuat data yang cocok dan menganalisis lebih lanjut atau model pembelajaran mesin. Transformasi data meliputi penyaringan, augmentasi, ekstraksi fitur, dan pembuatan fitur baru yang semuanya membantu dalam meningkatkan kualitas dan kegunaan data.

D. Pengembangan Model

Tahapan pengembangan model dimulai setelah data selesai pada tahap persiapan data. Penelitian ini membangun model untuk mengklasifikasikan piutang customer dengan output terlambat dan tidak terlambat. Metode yang digunakan K-Nearest Neighbors yang dikombinasikan dengan Naïve Bayes dan menggabungkan model dengan VotingClassifier untuk meningkatkan hasil kerja prediksi. Menentukan bahwa 20% dari data akan digunakan sebagai data uji (training) dan 80% sisanya sebagai data latih (testing). Dapat diketahui hasil pada table 2:

TABEL 2
HASIL AKURASI NAÏVE BAYES

Naïve Bayes	Akurasi
	74,81%

Selanjutnya, peneliti melakukan training data dengan mengimplementasikan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors lalu menggabungkan model dengan VotingClassifier untuk meningkatkan hasil kerja prediksi. Pada permodelan yang telah dibuat, peneliti mendapatkan hasil akurasi, recall, precision, dan Z-score sebagai berikut:

TABEL 3
HASIL AKURASI ALGORITMA

Data Testing				
20%				
	Akurasi	Precision	Recall	Z-score
K-Nearest Neighbors + Naïve Bayes	97,02%	99,29%	98,05%	208,13

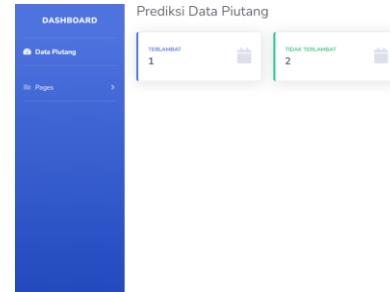
Dengan hasil tersebut menunjukkan bahwa permodelan yang dibuat telah memiliki kinerja yang baik untuk melakukan prediksi piutang customer piutang dengan akurasi yang didapatkan sebesar 97,02%.

E. Implementasi Sistem

Pengembangan sistem informasi prediksi piutang customer diadaptasi dari metode Waterfall sehingga memiliki proses penggeraan yang terstruktur. Website ini dibangun dengan menggunakan Framework Laravel dengan MySql sebagai Database. Selain itu, penggunaan API Flask untuk me-load permodelan menggunakan modul pickle pada python.

Setelah itu, peneliti me-import library Flask dan modul yang diperlukan untuk membuat aplikasi website dan mengatur request atau response. Joblib yang merupakan library untuk memuat model machine learning yang telah disimpan. Endpoint Flask (/predict) dibuat untuk menerima data input melalui request POST, memuat model yang disimpan, melakukan prediksi, dan mengembalikan hasil prediksi dalam format JSON. Dari aplikasi Laravel, dapat mengirim request POST ke endpoint Flask untuk mendapatkan prediksi. Dengan cara mengirim request menggunakan Guzzle HTTP client di Laravel. Prediction Controller pada Framework Laravel yang berguna untuk menjembatani antara model dan API Flask dengan Framework Laravel sehingga mengeluarkan output berupa hasil prediksi piutang customer.

Berikut merupakan tampilan dari website sistem informasi prediksi piutang customer:



Gambar 2 Halaman Utama (Home)

Tampilan halaman utama berisi informasi dasar terkait prediksi piutang customer. Terdapat dua kolom, yaitu terlambat dan tidak terlambat untuk mengetahui status piutang customer dari prediksi tersebut.

Gambar 3 Halaman Invoice (Form)

Tampilan halaman invoice form merupakan form untuk mengisikan data yang diperlukan pengguna untuk dimasukkan ke dalam sistem. Data ini nanti digunakan pada saat tambah pencatatan.

Pencatatan Data Piutang										
Tambah Pencatatan										
Invoice	Tipe Jual	Kode Salesman	Kode Customer Group	Kode Wilayah	Garansi Letter	Cut Off Date	Due Date	Trans Date	Lama Transaksi	
420363	1	74	7	100101	Ada	2024-06-27	2024-06-03	2024-06-07	20	
817076	2	73	16	101101	Ada	2024-06-27	2024-06-21	2024-06-07	20	
818104	1	59	12	101101	Ada	2024-06-27	2024-06-18	2024-06-05	22	

Gambar 4 Tampilan Pencatatan (Table)

Tampilan pencatatan table merupakan halaman awal saat membuka halaman pencatatan. Disini terdapat tabel yang berisikan data piutang customer saat diinputkan pada halaman invoice. Dan juga terdapat action untuk menghapus data.

Gambar 5 Halaman Pencatatan (Form)

Tampilan tambah pencatatan form merupakan form untuk mengisikan data yang diperlukan pengguna untuk dimasukkan ke dalam sistem. Selain itu, pada bagian bawah halaman ini terdapat hasil prediksi status piutang customer setelah menginputkan data.

Gambar 6 Hasil Prediksi Testing

Pada tampilan prediksi saat klik “Tampilkan Hasil Prediksi” output prediksi dari piutang customer akan terlihat dan dapat klik “Simpan” untuk disimpan di database.

F. Pengujian Sistem

Pada pembuatan sistem prediksi ini, peneliti melakukan pengujian sistem dengan berdasarkan metode BlackBox Testing. Blackbox Testing adalah pengujian yang dilakukan dengan mengamati hasil sistem melalui data uji dan fungsionalitasnya. Dengan menggunakan Blackbox Testing, penulis dapat mengetahui apakah sistem yang mereka buat berfungsi dengan baik atau tidak. Ini adalah pengujian yang digunakan:

TABEL 4
HASIL PENGUJIAN WEBSITE SISTEM PREDIKSI PIUTANG
CUSTOMER

Pengujian	Masukan	Hasil yang Diharapkan	Hasil yang Didapat
Pengujian Halaman Utama (Home)	Berisikan status piutang customer terlambat dan tidak terlambat.	Tampilan Home yang benar.	Berhasil
Halaman Invoice (Form)	Menjalankan fungsi form tambah invoice.	Data invoice baru dapat ditambahkan ke database.	Berhasil
Tampilan Pencatatan	Menampilkan tabel daftar	Tampilan pencatatan	Berhasil

(Form)	pencatatan piutang customer yang terdaftar pada sistem.	piutang customer.	
Halaman Tambah Pencatatan (Form)	Menjalankan fungsi form tambah pencatatan piutang customer.	Data pencatatan piutang customer baru ditambahkan ke database.	Berhasil
Delete Pencatatan	Menjalankan fungsi untuk menghapus data pencatatan piutang customer.	Dapat menghapus data piutang customer.	Berhasil

V. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Penelitian ini untuk memprediksi hasil klasifikasi piutang customer yang ada di PT. United Dico Citas karena beberapa customer terlambat membayar piutang mereka, yang merugikan perusahaan distribusi, dan penelitian ini dapat digunakan sebagai evaluasi laporan piutang customer. Dalam penelitian ini, model yang dibangun menggunakan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors untuk memprediksi status piutang klien melalui website.

1. Pengembangan Sistem Informasi Prediksi Piutang Customer Obat dan Vitamin Berbasis Web dengan Framework Laravel

Sistem prediksi piutang customer dikembangkan menggunakan pendekatan waterfall, mulai dari analisis sistem hingga implementasi antarmuka menggunakan Laravel dan integrasi API Flask untuk memuat model prediksi. Data dari PT. United Dico Citas dengan 12 fitur dan 7638 baris digunakan, dipersiapkan melalui tahap cleaning dan transformasi data. Pengembangan model dilakukan dengan Google Colab, diikuti dengan pembuatan endpoint Flask (/predict) untuk prediksi dan integrasi dengan Guzzle HTTP client di Laravel. Hasilnya adalah sistem yang efektif dalam memprediksi status piutang customer melalui aplikasi web yang terstruktur.

2. Pengembangan Model Prediksi Piutang Customer Obat dan Vitamin dengan Algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors

Penggunaan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors dalam penelitian ini dapat disimpulkan dengan memanfaatkan 12 fitur yang digunakan dalam penelitian ini untuk memprediksi pembayaran piutang tepat waktu atau tidak terlambat dan terlambat berdasarkan data dengan tingkat akurasi mencapai 97,02%. Machine learning memudahkan prediksi dan

analisis. Hasilnya memungkinkan perusahaan untuk mengambil tindakan yang sesuai berdasarkan hasil prediksi.

B. Saran

Penelitian ini dilakukan dalam waktu yang cukup singkat, jadi ada beberapa hal yang dapat dilakukan untuk mengembangkan penelitian mengenai prediksi piutang customer menggunakan metode Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbors, yaitu :

1. Tampilan website dapat dikembangkan.
2. Menambah jumlah fitur yang digunakan dalam sistem prediksi untuk meningkatkan keakuratan hasil prediksi.
3. Model data mining yang lebih baik dapat dibangun dengan menggunakan berbagai algoritma. Oleh karena itu, perlu dilakukan penelitian dengan algoritma lain untuk memprediksi data piutang pelanggan.

REFERENSI

- [1] F. Firmansyah and A. Yulianto, "Machine Learning Dengan Decision Tree untuk Prediksi Pembayaran Invoice, Case Study : Gramedia Jakarta," *J. Informatics Telecommun. Eng.*, vol. 5, no. 1, pp. 167–175, 2021, doi: 10.31289/jite.v5i1.5066.
- [2] F. Gultom and T. Simanjuntak, "Prediksi Tingkat Kelancaran Pembayaran Kredit Bank Dengan Menggunakan Algoritma Naïve Bayes Dan K-Nearest Neighbor," *METHOMIKA J. Manaj. Inform. dan Komputerisasi Akunt.*, vol. 4, no. 2, pp. 98–102, 2021, doi: 10.46880/jmika.vol4no2.pp98-102.
- [3] Q. Bi, K. E. Goodman, J. Kaminsky, and J. Lessler, "What is machine learning? A primer for the epidemiologist," *Am. J. Epidemiol.*, vol. 188, no. 12, pp. 2222–2239, 2019, doi: 10.1093/aje/kwz189.
- [4] S. Badillo *et al.*, "An Introduction to Machine Learning," *Clin. Pharmacol. Ther.*, vol. 107, no. 4, pp. 871–885, 2020, doi: 10.1002/cpt.1796.
- [5] A. Suharto, "Fundamental Bahasa Pemrograman Python," *Eureka Media Aksara*, pp. 1–25, 2023.
- [6] E. Sari Suwandi, R. Buaton, and R. Saragih, "Implementation of Machine Learning Eligibility for Customer Credit Payments at Bank BTN Using the K – Nearest Neighbor Algorithm," *J. Artif. Intell. Eng. Appl.*, vol. 3, no. 1, pp. 26–30, 2023, doi: 10.59934/jaiea.v3i1.246.
- [7] H. K. Aroral, "Waterfall Process Operations in the Fast-paced World: Project Management Exploratory Analysis," *Int. J. Appl. Bus. Manag. Stud.*, vol. 6, no. 1, p. 2021, 2021.
- [8] C. Rahmad, M. Astiningrum, and N. B. Purnomo, "Identifikasi Dan Prediksi Tingkat Kematangan Pisang Candi Dengan Fitur Warna Dan Tekstur Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Cahya," *Semin. Inform. Apl. Polinema*, pp. 188–193, 2019.
- [9] Z. Subecz, "Web-development with Laravel framework," *Gradus*, vol. 8, no. 1, pp. 211–218, 2021, doi: 10.47833/2021.1.csc.006.