Empiricism Journal
https://journal-center.litpam.com/index.php/empiricism
email: empiric.journal@gmail.com

Vol. 7, No 3, Sep. 2026
e-ISSN: 2745-7613
pp. 3932-3949

Perancangan Sistem Aplikasi Manajemen Piutang Berbasis Web Menggunakan Metode Agile Scrum Framework dengan Implementasi Algoritma K-Means untuk Analisis Keterlambatan Pembayaran

Sally Amarissa*, & Lionie
Program Studi Sistem Informasi, Universitas Dian Nusantara, Jl. Tj. Duren Bar. 2 No.1, DKI Jakarta, Indonesia 11470.
Email Korespondensi: 411221189@mahasiswa.undira.ac.id

Abstrak

Pengelolaan piutang pada PT Tri Harmonis Niagara masih dilakukan secara manual melalui dokumen fisik dan *spreadsheet*, sehingga jatuh tempo pembayaran sulit dipantau dan pola keterlambatan pembayaran pelanggan belum dapat dianalisis. Penelitian ini bertujuan merancang dan membangun sistem aplikasi manajemen piutang berbasis web yang mengintegrasikan pengelolaan transaksi piutang dengan analisis keterlambatan pembayaran menggunakan algoritma K-Means. Sistem dikembangkan dengan kerangka Agile Scrum dalam empat *sprint* bulanan selama April–Juli 2026 menggunakan PHP, Laravel, dan MySQL. Analisis keterlambatan menggunakan empat variabel, yaitu sisa piutang, lama keterlambatan, persentase pembayaran, dan frekuensi keterlambatan, yang dinormalisasi dengan min-max sebelum perhitungan Euclidean Distance, dengan jumlah cluster K = 3 berdasarkan tiga kategori penanganan penagihan perusahaan. Hasil penelitian berupa aplikasi web dengan fitur *login*, *dashboard*, data customer, barang, *user management*, data piutang, pembayaran, tanda terima, kwitansi, pengingat jatuh tempo, data penjualan, dan laporan. Contoh perhitungan menunjukkan bahwa tanpa normalisasi, lebih dari 99,99% kuadrat jarak antarpelanggan ditentukan oleh variabel sisa piutang, sedangkan setelah normalisasi keempat variabel berkontribusi secara seimbang. Kebaruan penelitian terletak pada integrasi pencatatan piutang dan segmentasi risiko keterlambatan pembayaran dalam satu sistem operasional yang menggunakan data transaksi perusahaan. Validasi kualitas cluster dengan data historis yang lebih besar serta pengukuran efisiensi sebelum dan sesudah penerapan sistem menjadi tahap penelitian berikutnya. Pada data 30 pelanggan, K-Means konvergen dalam dua iterasi dengan koefisien silhouette 0,684.

Kata kunci: Agile Scrum; K-Means; Keterlambatan Pembayaran; Manajemen Piutang; Sistem Web.

Design of Web-Based Accounts Receivable Management Application System Using Agile Scrum Framework Method with K-Means Algorithm Implementation for Payment Delay Analysis

Abstract

Accounts receivable management at PT Tri Harmonis Niagara is still carried out manually using physical documents and spreadsheets, making payment due dates difficult to monitor and customer payment delay patterns impossible to analyze. This study aims to design and develop a web-based accounts receivable management application that integrates receivable transaction management with payment delay analysis using the K-Means algorithm. The system was developed using the Agile Scrum framework in four monthly sprints from April to July 2026 using PHP, Laravel, and MySQL. The delay analysis uses four variables, namely outstanding receivables, length of delay, payment percentage, and delay frequency, which are min-max normalized before Euclidean distance calculation, with K = 3 clusters based on the company's three collection-handling categories. The result is a web application with login, dashboard, customer data, goods, user management, receivable data, payment, delivery receipt, receipt, due date reminder, sales data, and reporting features. A worked calculation shows that without normalization, more than 99.99% of the squared distance between customers is determined by outstanding receivables, whereas after normalization all four variables contribute in a balanced manner. The novelty of this study lies in integrating receivable recording and payment delay risk segmentation within one operational system that uses the company's transaction data. Validation of cluster quality with larger historical data and measurement of efficiency before and after system implementation are the next stages of research. On data of 30 customers, K-Means converged in two iterations with a silhouette coefficient of 0.684.

Keywords: *Accounts Receivable; Agile Scrum; K-Means; Payment Delay; Web System.*

How to Cite: Amarissa, S., & Lionie, L. (2026). Perancangan Sistem Aplikasi Manajemen Piutang Berbasis Web Menggunakan Metode Agile Scrum Framework dengan Implementasi Algoritma K-Means untuk Analisis Keterlambatan Pembayaran. *Empiricism Journal*, *7*(3), 3932-3949. https://doi.org/10.36312/ej.v7i3.5873

https://doi.org/10.36312/ej.v7i3.5873

Copyright© 2026, Amarissa & Lionie.
This is an open-access article under the CC-BY-SA License.

Received: Juni 2026 **Revised: Agustus 2026** **Published: September 2026**

PENDAHULUAN

Piutang usaha (*accounts receivable*) merupakan salah satu komponen aset lancar yang berperan penting dalam menjaga likuiditas, stabilitas arus kas, dan keberlanjutan operasional perusahaan. Pengelolaan piutang yang efektif tidak hanya berkaitan dengan ketepatan pencatatan transaksi, tetapi juga mencakup pengendalian jatuh tempo, pemantauan realisasi pembayaran, dan pengelolaan risiko keterlambatan pelanggan. García-Teruel dan Martínez-Solano (2007) menunjukkan bahwa pengelolaan modal kerja, termasuk piutang usaha, memiliki hubungan signifikan dengan profitabilitas perusahaan. Temuan tersebut mengindikasikan bahwa pengendalian piutang merupakan bagian penting dari strategi keuangan perusahaan, khususnya dalam menjaga ketersediaan kas untuk memenuhi kewajiban jangka pendek. Sebaliknya, keterlambatan pembayaran yang tidak teridentifikasi dan ditangani secara sistematis berpotensi meningkatkan jumlah piutang tertunggak, memperpanjang siklus konversi kas, serta memperbesar risiko piutang tidak tertagih. Oleh karena itu, perusahaan memerlukan mekanisme pengelolaan piutang yang tidak hanya mendukung administrasi transaksi, tetapi juga mampu menyediakan informasi yang relevan sebagai dasar pengambilan keputusan penagihan.

Perkembangan teknologi informasi memberikan peluang bagi perusahaan untuk meningkatkan efektivitas pengelolaan piutang melalui digitalisasi proses bisnis. Meskipun demikian, penggunaan dokumen fisik dan *spreadsheet* yang tidak terintegrasi masih menimbulkan berbagai keterbatasan, terutama dalam konsistensi data, ketepatan pembaruan informasi, penelusuran riwayat transaksi, dan pemantauan status pembayaran. Romney dan Steinbart (2020) menjelaskan bahwa sistem informasi akuntansi berperan dalam mengumpulkan, menyimpan, mengolah, dan menyajikan informasi keuangan guna mendukung pengendalian internal serta pengambilan keputusan organisasi. Dalam konteks pengelolaan piutang, keterpisahan data transaksi dan pembayaran dapat menyebabkan informasi saldo piutang, tanggal jatuh tempo, dan status pelunasan tidak tersedia secara terpadu. Kondisi tersebut menyulitkan perusahaan dalam mengidentifikasi pelanggan yang mengalami keterlambatan pembayaran serta menentukan tindakan penagihan berdasarkan karakteristik dan riwayat transaksi pelanggan. Dengan demikian, kebutuhan pengembangan sistem informasi piutang tidak terbatas pada otomatisasi pencatatan, tetapi juga mencakup pengolahan data transaksi menjadi informasi analitis yang dapat dimanfaatkan secara operasional.

Permasalahan tersebut ditemukan pada PT Tri Harmonis Niagara, perusahaan distribusi barang yang melayani transaksi penjualan kredit kepada pelanggan individu maupun perusahaan. Berdasarkan observasi awal dan wawancara dengan staf administrasi serta bagian keuangan, pengelolaan piutang perusahaan masih mengandalkan dokumen fisik dan *spreadsheet* yang dikelola secara terpisah. Proses administrasi melibatkan sejumlah dokumen, antara lain *purchase order*, *invoice*, surat jalan, faktur pajak, kwitansi, dan tanda terima, yang memerlukan pencatatan, pemeriksaan, serta pengolahan secara manual. Selain itu, pemantauan jatuh tempo belum didukung mekanisme pengingat otomatis, sedangkan informasi riwayat pembayaran pelanggan belum diolah untuk mengidentifikasi pola keterlambatan. Akibatnya, bagian administrasi dan penagihan harus melakukan penelusuran data secara manual untuk mengetahui status kewajiban pelanggan. Kondisi ini menunjukkan adanya kesenjangan antara kebutuhan perusahaan terhadap informasi piutang yang terintegrasi dan kemampuan mekanisme pencatatan yang digunakan. Permasalahan menjadi semakin penting karena keterlambatan pembayaran memiliki karakteristik yang berbeda antarpelanggan, sehingga pendekatan penagihan yang seragam belum tentu sesuai dengan tingkat risiko masing-masing pelanggan.

Pengembangan sistem informasi berbasis web menjadi salah satu pendekatan untuk mengatasi keterbatasan tersebut melalui integrasi pencatatan, pengolahan, dan penyajian informasi dalam satu basis data. Laudon dan Laudon (2021) menjelaskan bahwa sistem informasi berperan dalam mendukung koordinasi, pengendalian, dan pengambilan keputusan melalui pengelolaan informasi organisasi secara terstruktur. Aplikasi berbasis web memungkinkan pengguna mengakses informasi sesuai kewenangannya melalui peramban, sehingga data pelanggan, transaksi penjualan, piutang, pembayaran, dan laporan dapat dikelola melalui sistem yang saling terhubung. Dalam pengelolaan piutang, integrasi tersebut memungkinkan perubahan status pembayaran diperbarui berdasarkan transaksi yang dicatat,

mempermudah penelusuran dokumen, serta menyediakan informasi mengenai piutang aktif, piutang lunas, dan kewajiban yang telah melewati jatuh tempo. Namun, penyediaan informasi administratif saja belum sepenuhnya menjawab kebutuhan perusahaan untuk menentukan prioritas penagihan. Diperlukan pendekatan analitis yang dapat mengidentifikasi kesamaan karakteristik pembayaran pelanggan berdasarkan data transaksi yang tersedia.

Salah satu metode analisis yang dapat digunakan adalah algoritma K-Means *Clustering*, yaitu teknik *unsupervised learning* yang membagi objek ke dalam sejumlah kelompok berdasarkan kemiripan karakteristik data. Jain (2010) menjelaskan bahwa K-Means merupakan metode pengelompokan berbasis centroid yang bertujuan meminimalkan variasi dalam kelompok melalui proses penentuan keanggotaan dan pembaruan pusat *cluster* secara iteratif. Dalam pengelolaan piutang, pendekatan ini memungkinkan pelanggan dikelompokkan berdasarkan indikator yang berkaitan dengan kemampuan dan kedisiplinan pembayaran. Penelitian ini menggunakan empat variabel, yaitu sisa piutang, rata-rata lama keterlambatan pembayaran, persentase pembayaran, dan frekuensi keterlambatan. Kombinasi variabel tersebut memungkinkan analisis mempertimbangkan nilai kewajiban yang belum diselesaikan sekaligus karakteristik pembayaran pelanggan. Karena keempat variabel mempunyai satuan dan rentang nilai berbeda, normalisasi diperlukan untuk mengurangi dominasi variabel dengan skala numerik lebih besar dalam perhitungan jarak. Selain itu, penetapan jumlah *cluster* perlu mempertimbangkan kebutuhan operasional dan karakteristik data, sedangkan kualitas pengelompokan dapat dievaluasi menggunakan pendekatan seperti *elbow method* dan koefisien *silhouette* (Kodinariya & Makwana, 2013; Rousseeuw, 1987). Hasil segmentasi kemudian dapat ditafsirkan sebagai kelompok risiko keterlambatan untuk mendukung penentuan prioritas tindak lanjut, dengan tetap memperhatikan bahwa pengelompokan K-Means tidak secara langsung menghasilkan prediksi probabilitas gagal bayar.

Keberhasilan integrasi analisis tersebut juga memerlukan pendekatan pengembangan perangkat lunak yang mampu mengakomodasi kebutuhan pengguna dan kompleksitas proses bisnis perusahaan. Agile Scrum merupakan kerangka kerja pengembangan yang menekankan proses iteratif dan inkremental melalui siklus *sprint*, sehingga hasil pengembangan dapat diperiksa dan disesuaikan secara bertahap (Schwaber & Sutherland, 2020). Conboy (2009) menekankan bahwa agilitas dalam pengembangan sistem berkaitan dengan kemampuan merespons perubahan kebutuhan secara efektif, sedangkan Serrador dan Pinto (2015) menunjukkan adanya hubungan antara penerapan pendekatan agile dan keberhasilan proyek perangkat lunak. Hoda et al. (2013) juga mengidentifikasi pentingnya pengorganisasian peran dan kolaborasi dalam tim pengembangan agile. Dalam penelitian ini, Agile Scrum digunakan untuk mengorganisasikan pengembangan aplikasi secara bertahap, mulai dari analisis kebutuhan dan perancangan sistem, implementasi modul transaksi piutang, integrasi analisis keterlambatan pembayaran, hingga penyempurnaan aplikasi. Pendekatan tersebut dipilih agar fungsi operasional dan fungsi analitis dapat dikembangkan secara berurutan serta dievaluasi pada setiap tahap pengembangan.

Sejumlah penelitian terdahulu telah mengkaji pengembangan sistem informasi keuangan berbasis web maupun penerapan algoritma K-Means dalam analisis pelanggan dan pembayaran. Namun, kedua pendekatan tersebut memiliki fokus yang berbeda. Dirgautama et al. (2023) mengembangkan sistem informasi manajemen toko berbasis web yang mendukung pengelolaan stok, pemesanan, dan pelaporan penjualan, sedangkan Pratiwi (2023) mengembangkan sistem informasi keuangan berbasis Laravel untuk mengelola transaksi, piutang, utang, dan laporan. Kedua penelitian tersebut menekankan digitalisasi serta pengujian fungsi sistem, tetapi belum membahas pengelompokan pelanggan berdasarkan perilaku keterlambatan pembayaran. Sementara itu, Ramadhan dan Yulistia (2025) menerapkan K-Means pada data tagihan piutang untuk mengidentifikasi kelompok keterlambatan dan tunggakan, dengan koefisien *silhouette* yang dilaporkan sebesar 0,880. Laseduw dan Santoso (2025) menggunakan K-Means untuk mengelompokkan nominal pembayaran pelanggan dari data Odoo, sedangkan Syaharani et al. (2025) menerapkannya pada segmentasi pelanggan kredit menggunakan normalisasi dan evaluasi *Davies-Bouldin Index*. Penelitian Iqbal et al. (2025) juga memperlihatkan pemanfaatan K-Means untuk segmentasi pelanggan, tetapi dengan orientasi pada karakteristik konsumsi dan pemasaran. Studi-studi tersebut memperlihatkan potensi K-Means dalam menemukan pola pelanggan, namun belum secara khusus menunjukkan integrasi pengelolaan transaksi piutang harian dan

analisis keterlambatan pembayaran dalam satu aplikasi operasional sebagaimana dirancang pada penelitian ini. Perbandingan karakteristik dan kontribusi masing-masing penelitian disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan penelitian terdahulu

Penelitian	Objek dan data	Metode	Hasil utama	Perbedaan dengan penelitian ini
Dirgautama et al. (2023)	Manajemen toko PT Hadi Teknik	Web, PHP, MySQL, UML; *black box testing*	Pengelolaan stok, pemesanan, dan laporan penjualan	Belum mencakup analisis perilaku pembayaran piutang
Pratiwi (2023)	Keuangan Toko Bangunan Tiga "D" Jaya	Web Laravel, Waterfall; *black box testing* tujuh fungsi	Pengelolaan transaksi, piutang, hutang, dan laporan	Piutang dicatat, tetapi tidak dianalisis pola pembayarannya
Ramadhan dan Yulistia (2025)	Tagihan piutang PLN UP3 Palembang, 374–396 data	K-Means, normalisasi min-max, *silhouette*	Tiga cluster keterlambatan dan tunggakan; *silhouette* 0,880	Analisis terpisah dari sistem operasional
Laseduw dan Santoso (2025)	Pembayaran pelanggan dari Odoo PT XYZ, 7.380 data	K-Means, min-max, *elbow* dan *silhouette*	Tiga cluster nominal pembayaran	Variabel hanya nominal pembayaran, tanpa keterlambatan
Syaharani et al. (2025)	Pelanggan kredit CV Prima Jaya Utama, 2.206 data	K-Means, StandardScaler, *elbow*, Davies-Bouldin Index	Lima cluster; DBI 0,7878	Variabel cicilan; tidak terintegrasi dengan pencatatan piutang
Iqbal et al. (2025)	Data kepribadian dan konsumsi pelanggan (Kaggle), 2.240 data	K-Means, *elbow*, PCA	Empat segmen pelanggan untuk pemasaran	Fokus pemasaran, bukan risiko pembayaran
Penelitian ini	Transaksi piutang PT Tri Harmonis Niagara	Web Laravel, Agile Scrum, K-Means dengan normalisasi min-max	Aplikasi piutang terintegrasi dengan analisis keterlambatan	Pencatatan piutang dan segmentasi risiko dalam satu sistem

Berdasarkan sintesis penelitian terdahulu pada Tabel 1, kesenjangan penelitian (*research gap*) yang diidentifikasi bukan terletak pada belum digunakannya aplikasi berbasis web atau algoritma K-Means secara terpisah, melainkan pada kebutuhan integrasi keduanya untuk mendukung pengelolaan piutang secara operasional dan analitis. Penelitian sistem informasi sebelumnya lebih menekankan digitalisasi pencatatan dan pelaporan, sedangkan penelitian K-Means berfokus pada pengelompokan data pembayaran atau pelanggan tanpa menunjukkan keterhubungan langsung dengan keseluruhan proses administrasi piutang. Keterpisahan tersebut menjadi persoalan karena analisis keterlambatan membutuhkan informasi transaksi yang konsisten, mencakup nilai piutang, pembayaran, retur, dan tanggal jatuh tempo. Jika analisis dilakukan secara terpisah, pembaruan data berpotensi memerlukan pemindahan dan pengolahan ulang sebelum hasil segmentasi dapat dimanfaatkan oleh bagian penagihan. Oleh sebab itu, diperlukan rancangan sistem yang mengintegrasikan pengelolaan transaksi dan pembentukan indikator keterlambatan pelanggan dalam satu alur pengolahan data.

Kebaruan penelitian ini terletak pada integrasi fungsional antara sistem manajemen piutang berbasis web dan algoritma K-Means untuk segmentasi risiko keterlambatan pembayaran berdasarkan data transaksi operasional perusahaan. Berbeda dengan sistem yang hanya mencatat saldo dan status piutang, aplikasi yang dikembangkan mengolah informasi piutang, pembayaran, dan retur untuk membentuk empat indikator pelanggan yang kemudian dinormalisasi dan dianalisis menggunakan K-Means. Jumlah kelompok ditetapkan

sebanyak tiga *cluster* sesuai kebutuhan kategorisasi penagihan perusahaan, sedangkan interpretasi tingkat risiko dilakukan berdasarkan karakteristik centroid hasil pengelompokan. Integrasi tersebut dirancang untuk mendukung penyajian informasi pelanggan berdasarkan tingkat keterlambatan dan membantu bagian penagihan dalam menentukan prioritas tindak lanjut. Dari aspek pengembangan perangkat lunak, Agile Scrum digunakan untuk mengintegrasikan kebutuhan administrasi dan analisis data melalui empat *sprint* pengembangan. Dengan demikian, kontribusi penelitian ini berada pada penerapan dan integrasi teknologi yang telah tersedia untuk menjawab kebutuhan spesifik pengelolaan piutang perusahaan, bukan pada pengembangan algoritma *clustering* baru.

Berdasarkan permasalahan dan kesenjangan penelitian tersebut, penelitian ini bertujuan untuk merancang dan mengembangkan aplikasi manajemen piutang berbasis web pada PT Tri Harmonis Niagara dengan menggunakan kerangka Agile Scrum dan mengintegrasikan algoritma K-Means untuk analisis keterlambatan pembayaran pelanggan. Secara khusus, penelitian diarahkan untuk menghasilkan sistem pencatatan dan pemantauan piutang yang terintegrasi, menyediakan informasi laporan serta pengingat jatuh tempo, menerapkan K-Means berdasarkan empat variabel perilaku pembayaran untuk membentuk kelompok risiko keterlambatan, serta mendokumentasikan pengembangan aplikasi melalui empat *sprint*. Hasil penelitian diharapkan memberikan kontribusi praktis berupa sistem yang mendukung pengelolaan dan penelusuran informasi piutang secara lebih terstruktur, sekaligus memberikan kontribusi terapan dalam menunjukkan mekanisme integrasi analisis *clustering* dengan proses bisnis manajemen piutang berbasis web.

METODE

Desain dan Pendekatan Penelitian

Penelitian ini termasuk dalam kategori penelitian terapan (*applied research*) karena bertujuan menerapkan konsep, metode, dan teknologi yang telah ada untuk menyelesaikan permasalahan nyata dalam pengelolaan piutang pada PT Tri Harmonis Niagara. Penelitian terapan berorientasi pada pemecahan masalah praktis sehingga hasilnya dapat langsung dimanfaatkan oleh organisasi terkait (Creswell & Creswell, 2018).

Pendekatan penelitian mengintegrasikan Agile Scrum sebagai kerangka kerja pengembangan perangkat lunak dan algoritma K-Means *Clustering* sebagai metode analisis data. Agile Scrum dipilih karena bersifat iteratif, inkremental, dan adaptif terhadap perubahan kebutuhan pengguna selama pengembangan (Schwaber & Sutherland, 2020; Serrador & Pinto, 2015).

Lokasi, Waktu, dan Teknik Pengumpulan Data

Penelitian dilaksanakan di PT Tri Harmonis Niagara pada April hingga Juli 2026 sesuai linimasa pada Gambar 1. Data kebutuhan dikumpulkan melalui observasi proses bisnis yang berjalan, wawancara dengan staf administrasi dan bagian keuangan, serta studi dokumentasi terhadap dokumen piutang perusahaan. Seluruh pekerjaan pengembangan dibagi ke dalam empat *sprint* bulanan sehingga sistem dapat disesuaikan secara bertahap dengan kebutuhan pengguna.



Gambar 1 Timeline Penelitian

Tahapan Pengembangan Sistem Menggunakan Agile Scrum

Penerapan Agile Scrum dimulai dengan menyusun *product backlog* berupa daftar kebutuhan dan fitur sistem dari hasil analisis kebutuhan. Item *product backlog* kemudian dipilih dan dikelompokkan menjadi *sprint backlog* untuk setiap *sprint*. Setiap *sprint* mencakup perencanaan pekerjaan, perancangan, pengembangan, pengujian fungsi yang dikembangkan, dan evaluasi hasil sebelum dilanjutkan ke *sprint* berikutnya, sehingga perancangan, pengembangan, dan pengujian berlangsung berulang di setiap *sprint*, bukan sebagai tahapan linear. Pembagian *sprint* dan *increment* yang dihasilkan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian *sprint* dan *increment*

Sprint	Periode	Sprint backlog	Increment
1	April 2026	Analisis kebutuhan sistem; perancangan UI/UX; desain basis data dan ERD; pembuatan *flowchart* dan UML	Spesifikasi kebutuhan dan rancangan sistem
2	Mei 2026	Login dan data customer; data piutang; *invoice*; pembayaran; kwitansi dan tanda terima; data retur	Modul pencatatan transaksi piutang
3	Juni 2026	Implementasi K-Means; analisis keterlambatan; laporan keuangan; notifikasi jatuh tempo; integrasi sistem; pengujian dan perbaikan *bug*	Modul analisis, laporan, dan pengingat jatuh tempo
4	Juli 2026	Finalisasi aplikasi; perbaikan *bug*; demo aplikasi	Aplikasi siap digunakan

Analisis Kebutuhan Sistem

Hasil analisis kebutuhan dirumuskan menjadi kebutuhan fungsional dan nonfungsional pada Tabel 3. Aktor utama sistem adalah administrator yang mengelola seluruh data dan mengatur hak akses pengguna lain melalui fitur *user management*.

Tabel 3. Kebutuhan fungsional dan nonfungsional

Kode	Jenis	Kebutuhan	Aktor
F01	Fungsional	Login dengan *username* dan *password*	Administrator, pengguna
F02	Fungsional	Menampilkan *dashboard* ringkasan piutang, pembayaran, dan debitur	Administrator, pengguna
F03	Fungsional	Mengelola data customer dan data barang	Administrator
F04	Fungsional	Mengelola pengguna dan hak akses (*user management*)	Administrator
F05	Fungsional	Mencatat piutang, *invoice*, dan retur serta memantau status piutang	Administrator
F06	Fungsional	Mencatat pembayaran melalui OVO, DANA, ShopeePay, QRIS, dan transfer bank	Administrator
F07	Fungsional	Membuat tanda terima dan kwitansi	Administrator
F08	Fungsional	Menampilkan pengingat piutang jatuh tempo	Administrator
F09	Fungsional	Mengelola data penjualan dan pesanan customer serta menyajikan laporan	Administrator
F10	Fungsional	Mengelompokkan pelanggan berdasarkan keterlambatan pembayaran dengan K-Means	Administrator
NF01	Nonfungsional	Sistem diakses melalui peramban web	Seluruh pengguna
NF02	Nonfungsional	Akses dibatasi melalui autentikasi dan hak akses pengguna	Seluruh pengguna
NF03	Nonfungsional	Data tersimpan terpusat pada basis data MySQL	Sistem

Kode	Jenis	Kebutuhan	Aktor
NF04	Nonfungsional	Antarmuka dibangun dengan HTML, CSS, JavaScript, dan Bootstrap	Sistem

Teknologi Pengembangan dan Pengujian Sistem

Sistem dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP dengan *framework* Laravel, basis data MySQL, serta HTML, CSS, JavaScript, dan Bootstrap untuk antarmuka. Proses bisnis berjalan dan usulan dimodelkan dengan *flowchart*. Pengujian fungsional dilakukan dengan metode *black box testing*, yaitu menguji kesesuaian keluaran setiap fungsi terhadap masukan tanpa melihat kode program.

Analisis Keterlambatan dengan K-Means

K-Means digunakan untuk mengelompokkan pelanggan berdasarkan pola keterlambatan pembayaran. Data diambil dari transaksi piutang, pembayaran, dan retur yang tercatat di sistem, kemudian diolah menjadi empat variabel per pelanggan. Variabel pertama adalah sisa piutang, yang dihitung dengan Persamaan (1).

$$X_1 = P - B - R \qquad (1)$$

P adalah total piutang, B adalah total pembayaran, dan R adalah total retur pelanggan. Variabel kedua adalah lama keterlambatan pembayaran dalam hari, yang dihitung dengan Persamaan (2).

$$X_2 = T_b - T_j \qquad (2)$$

T*b* adalah tanggal pembayaran dan T*j* adalah tanggal jatuh tempo; nilai negatif menunjukkan pembayaran sebelum jatuh tempo. Variabel ketiga adalah persentase pembayaran, yang dihitung dengan Persamaan (3).

$$X_3 = \frac{B}{P} \times 100\% \qquad (3)$$

Variabel keempat (X4) adalah frekuensi keterlambatan, yaitu jumlah transaksi pelanggan yang dibayar setelah tanggal jatuh tempo. Karena satuan dan rentang nilai keempat variabel berbeda jauh, terutama sisa piutang yang bernilai jutaan rupiah, setiap variabel dinormalisasi dengan metode min-max pada Persamaan (4) sebelum perhitungan jarak sehingga tidak ada variabel yang mendominasi Euclidean Distance (Jain, 2010).

$$x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

x′ adalah nilai hasil normalisasi pada rentang 0–1, sedangkan x*min* dan x*max* adalah nilai terkecil dan terbesar variabel tersebut. Jarak setiap pelanggan ke centroid dihitung dengan Euclidean Distance pada Persamaan (5).

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{4} (x_{ik} - c_{jk})^2} \quad (5)$$

x*ik* adalah nilai variabel ke-k hasil normalisasi pada pelanggan ke-i, dan c*jk* adalah nilai variabel ke-k pada centroid cluster ke-j. Setiap pelanggan ditempatkan pada cluster dengan jarak terdekat, kemudian centroid diperbarui dengan rata-rata anggota cluster menggunakan Persamaan (6).

$$c_j = \frac{1}{n_j} \sum_{x_i \in S_j} x_i \qquad (6)$$

n*j* adalah jumlah pelanggan pada cluster S*j*. Proses penempatan pelanggan dan pembaruan centroid diulang hingga centroid tidak berubah. Jumlah cluster ditetapkan K = 3 berdasarkan pertimbangan bisnis, yaitu tiga kategori penanganan penagihan yang digunakan perusahaan: pelanggan yang membayar tepat waktu atau sebelum jatuh tempo, termasuk pelanggan *Cash Before Delivery* (CBD); pelanggan yang terlambat 1–3 hari; dan pelanggan yang terlambat satu minggu atau lebih. Label risiko diberikan berdasarkan centroid akhir, yaitu cluster dengan rata-rata lama dan frekuensi keterlambatan terendah ditetapkan sebagai risiko rendah, sedangkan cluster dengan nilai tertinggi ditetapkan sebagai risiko tinggi.

Ilustrasi Perhitungan dan Normalisasi Data Pelanggan

Untuk mengilustrasikan perhitungan variabel dan pengaruh normalisasi, digunakan contoh tiga pelanggan pada Tabel 4. Pelanggan A memiliki piutang Rp10.000.000, pembayaran Rp6.000.000, dan retur Rp1.000.000; pelanggan B memiliki piutang Rp5.000.000 yang dibayar lunas sehari sebelum jatuh tempo; dan pelanggan C memiliki piutang Rp8.000.000 dengan pembayaran Rp3.000.000. Contoh ini hanya digunakan untuk menjelaskan perhitungan jarak, bukan sebagai hasil pengelompokan, karena jumlah data yang sama dengan jumlah cluster tidak menghasilkan pengelompokan yang bermakna.

Tabel 4. Contoh data pelanggan sebelum dan sesudah normalisasi

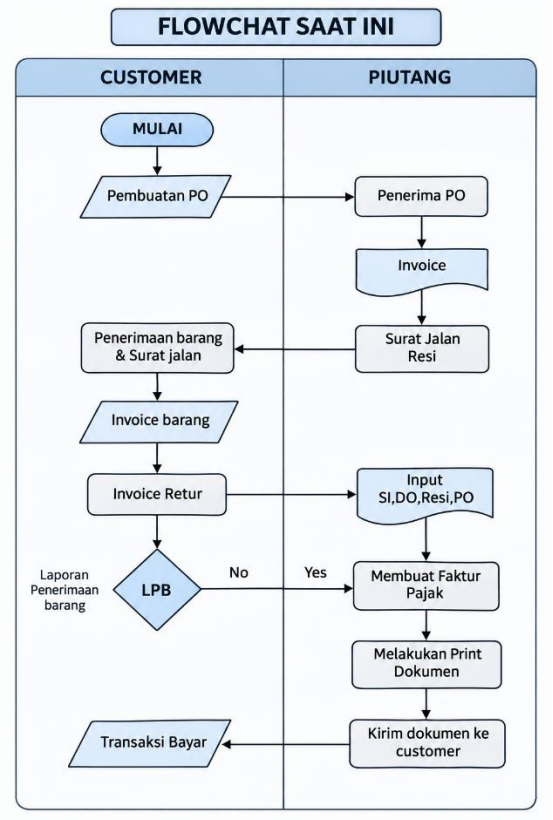
Pelanggan	X1 (Rp)	X2 (hari)	X3 (%)	X4 (kali)	X1′	X2′	X3′	X4′
A	3.000.000	10	60,0	3	0,600	0,524	0,360	0,600
B	0	−1	100,0	0	0,000	0,000	1,000	0,000
C	5.000.000	20	37,5	5	1,000	1,000	0,000	1,000

Tanpa normalisasi, jarak pelanggan A ke B adalah $\sqrt{(3.000.000^2 + 11^2 + 40^2 + 3^2)} \approx 3.000.000{,}0003$, dan jarak A ke C adalah $\sqrt{(2.000.000^2 + 10^2 + 22{,}5^2 + 2^2)} \approx 2.000.000{,}0002$. Lebih dari 99,99% kuadrat jarak berasal dari variabel X1, sehingga lama keterlambatan, persentase pembayaran, dan frekuensi keterlambatan praktis tidak berpengaruh. Setelah normalisasi, jarak A ke B adalah $\sqrt{(0{,}600^2 + 0{,}524^2 + 0{,}640^2 + 0{,}600^2)} = 1{,}185$ dan jarak A ke C adalah $\sqrt{(0{,}400^2 + 0{,}476^2 + 0{,}360^2 + 0{,}400^2)} = 0{,}822$, dengan kontribusi keempat variabel yang seimbang. Dengan demikian, normalisasi diperlukan agar pengelompokan mencerminkan perilaku pembayaran, bukan hanya besarnya nominal piutang.

HASIL DAN PEMBAHASAN

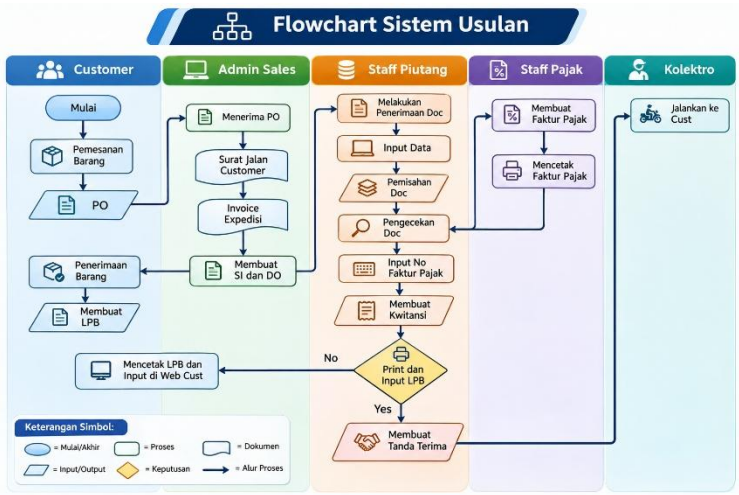
Deskripsi Kasus dan Kondisi Awal

Sistem informasi manajemen piutang berbasis web dikembangkan untuk mendukung pengelolaan transaksi kredit PT Tri Harmonis Niagara secara terintegrasi, akurat, dan terstruktur. Sistem memungkinkan pencatatan, pemantauan, serta pengelolaan dokumen piutang melalui satu basis data yang dapat diakses sesuai hak pengguna. Perbandingan proses bisnis sebelum dan sesudah pengembangan sistem disajikan pada Gambar 2 dan Gambar 3.



Gambar 2. Flowchat Saat Ini

Gambar 2 memperlihatkan proses pengelolaan piutang yang masih dilakukan secara manual melalui dokumen fisik dan *spreadsheet* terpisah, mulai dari penerimaan *purchase order*, pembuatan *invoice*, surat jalan, dan faktur pajak hingga pengiriman dokumen kepada pelanggan. Kondisi ini menyulitkan pemantauan jatuh tempo dan penentuan prioritas penagihan.

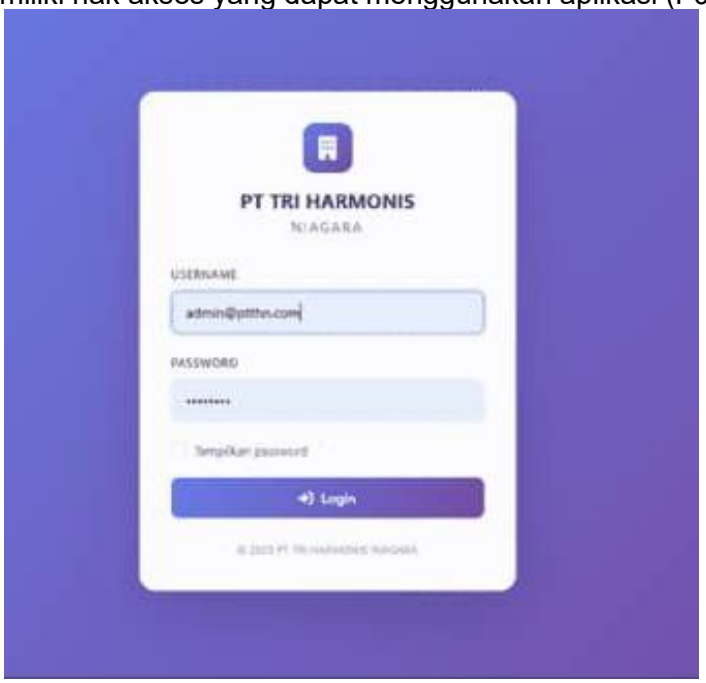


Gambar 3. Flowchart Sistem Usulan

Gambar 3 menunjukkan rancangan proses bisnis terintegrasi yang melibatkan admin sales, staf piutang, staf pajak, dan kolektor. Pencatatan transaksi serta pengelolaan dokumen dilakukan melalui satu basis data untuk mempermudah koordinasi, pemantauan piutang, dan pelaksanaan penagihan.

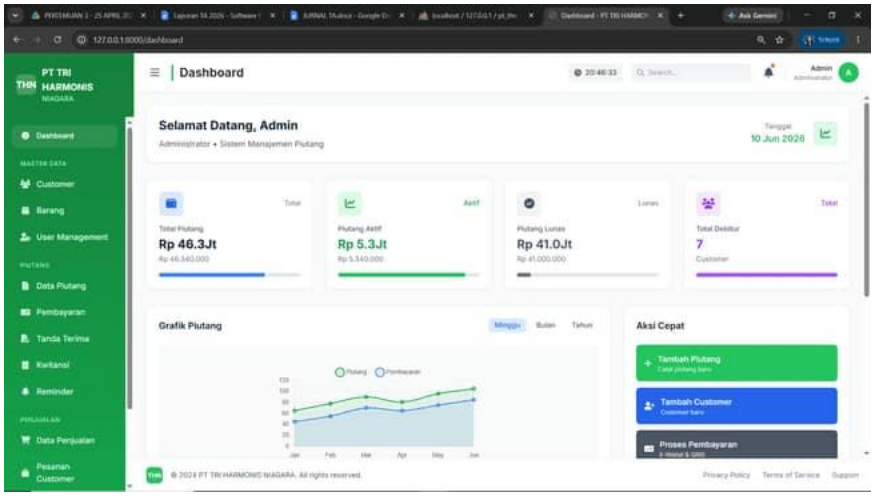
Implementasi Sistem

Penggunaan aplikasi diawali dengan halaman *login*, tempat pengguna memasukkan *username* dan *password* yang telah terdaftar. Fitur ini membatasi akses sehingga hanya pengguna yang memiliki hak akses yang dapat menggunakan aplikasi (F01).



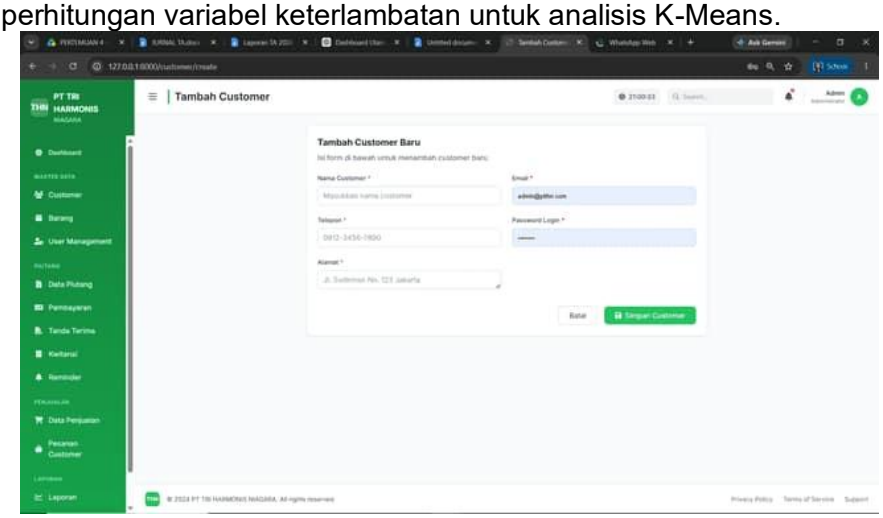
Gambar 4. Halaman Login

Setelah berhasil *login*, pengguna masuk ke halaman *dashboard* yang menampilkan ringkasan total piutang, piutang aktif, piutang lunas, jumlah debitur, grafik piutang dan pembayaran, serta menu cepat untuk menambah piutang, menambah customer, dan memproses pembayaran (F02). Pada saat tangkapan layar diambil, *dashboard* menampilkan total piutang Rp46,3 juta dengan tujuh debitur, sehingga kondisi piutang dapat dipantau langsung dari data yang tercatat.



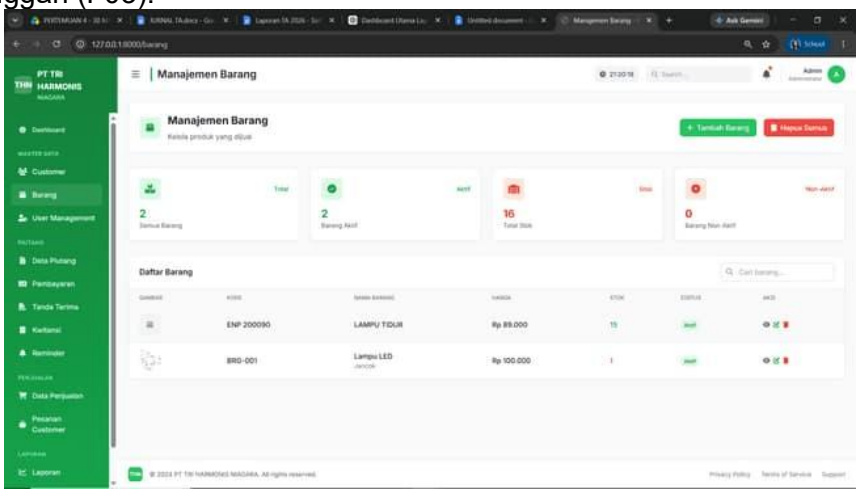
Gambar 5. Dashboard Utama

Halaman Tambah Customer digunakan administrator untuk menambahkan data pelanggan baru (F03). Data pelanggan menjadi dasar pencatatan *invoice*, pembayaran, tanda terima, dan perhitungan variabel keterlambatan untuk analisis K-Means.



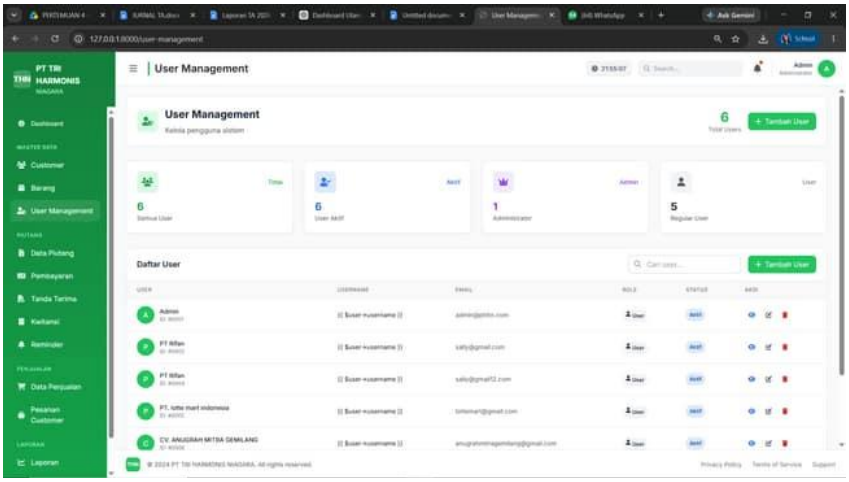
Gambar 6. Halaman Tambah Customer

Halaman Manajemen Barang digunakan administrator untuk mengelola data barang yang menjadi acuan dalam pembuatan *invoice*, transaksi penjualan, dan perhitungan nilai piutang pelanggan (F03).



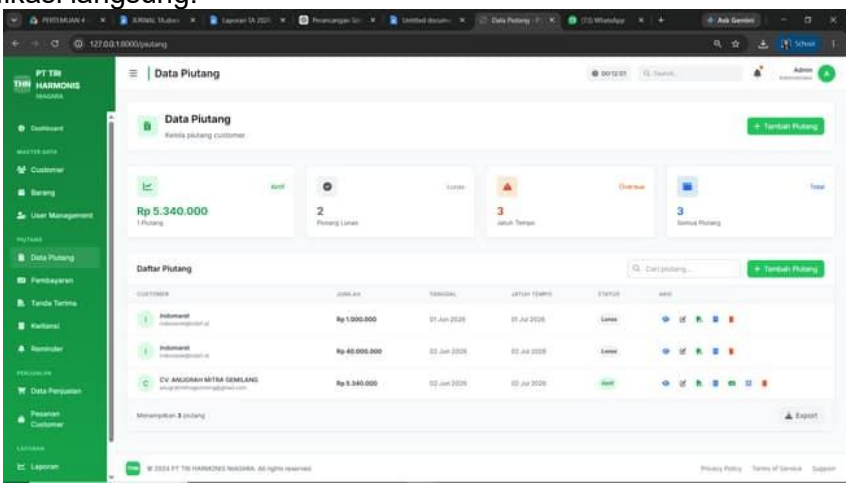
Gambar 7 Halaman Manajemen Barang

Halaman *User Management* digunakan administrator untuk menambah, mengubah, menghapus, dan melihat data pengguna yang memiliki hak akses ke sistem sehingga pengelolaan akses dapat dikendalikan (F04).



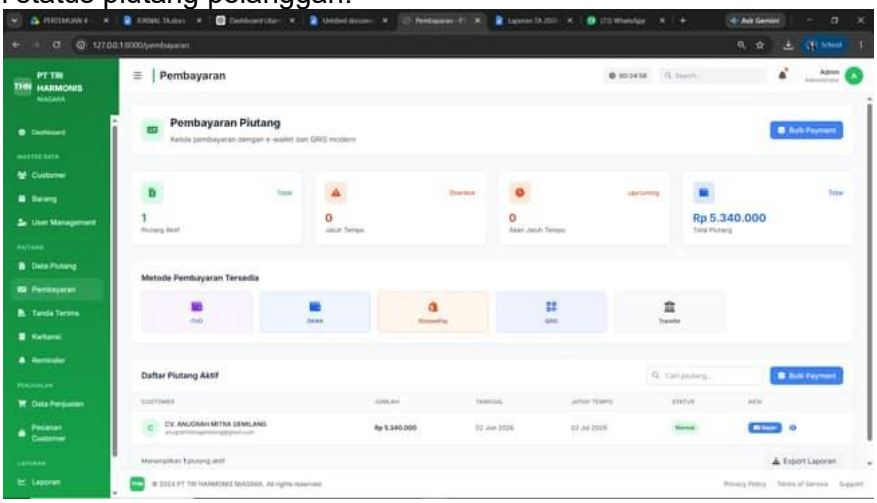
Gambar 8. Halaman *User Management*

Halaman Data Piutang merupakan fitur utama untuk mencatat piutang baru, memantau status pembayaran, dan mengelola piutang yang telah jatuh tempo (F05). Halaman ini menampilkan jumlah piutang aktif, lunas, dan jatuh tempo beserta daftar piutang per pelanggan dengan status masing-masing, sehingga piutang yang memerlukan tindak lanjut dapat diidentifikasi langsung.



Gambar 9. Halaman Data Piutang

Halaman Pembayaran Piutang digunakan untuk mencatat pelunasan piutang secara terintegrasi dengan data piutang (F06). Sistem menyediakan metode pembayaran OVO, DANA, ShopeePay, QRIS, dan transfer bank, sehingga setiap pembayaran langsung memperbarui status piutang pelanggan.



Gambar 10. Halaman Pembayaran

Implementasi Analisis Keterlambatan Pembayaran

Fitur analisis keterlambatan menghitung keempat variabel pada Persamaan (1)–(3) dan frekuensi keterlambatan dari data transaksi setiap pelanggan, menormalisasi variabel dengan Persamaan (4), kemudian mengelompokkan pelanggan ke dalam tiga cluster menggunakan Persamaan (5) dan (6). Hasil pengelompokan ditampilkan pada sistem sebagai kategori risiko rendah, sedang, dan tinggi sesuai urutan centroid akhir, sehingga bagian penagihan dapat menyusun prioritas tindak lanjut. Pada tahap penelitian ini, jumlah data transaksi pelanggan yang tercatat di sistem masih terbatas, sehingga prosedur pengelompokan diterapkan pada data 30 pelanggan.

Pengelompokan K-Means pada Data 30 Pelanggan

Prosedur K-Means diterapkan secara lengkap pada data 30 pelanggan pada Tabel 5, yang terdiri atas tiga pola pembayaran yang berbeda. Variabel X2 menyatakan rata-rata lama keterlambatan per pelanggan.

Tabel 5. Data 30 pelanggan

Pelanggan	X1 (Rp)	X2 (hari)	X3 (%)	X4	Pelanggan	X1 (Rp)	X2 (hari)	X3 (%)	X4
C001	1.337.123	0,3	95,4	1	C016	3.720.278	3,3	67,9	3
C002	732.007	0,2	94,0	1	C017	3.580.208	3,8	76,0	4
C003	1.537.703	−0,3	99,7	0	C018	2.734.143	1,3	79,0	2
C004	1.623.254	0,5	95,5	1	C019	3.362.513	2,6	81,5	2
C005	322.034	0,0	94,7	0	C020	3.281.680	2,4	82,3	3
C006	614.019	−0,9	94,9	0	C021	4.724.314	27,7	54,7	7
C007	1.257.528	0,0	97,6	1	C022	4.866.713	18,7	47,0	6
C008	1.057.691	−1,0	97,1	0	C023	5.080.548	21,1	43,8	9
C009	1.192.439	0,3	97,2	0	C024	6.497.161	20,9	47,2	10
C010	816.130	−0,3	97,3	0	C025	6.142.426	14,4	31,1	6
C011	3.990.281	3,3	74,2	4	C026	6.690.485	27,9	33,5	9
C012	3.120.237	4,0	76,3	2	C027	5.572.747	20,2	34,8	6
C013	2.611.890	3,3	87,0	3	C028	6.158.540	24,1	38,0	9
C014	2.622.863	3,8	72,8	2	C029	6.625.590	27,8	52,0	9
C015	3.655.415	3,1	83,8	3	C030	5.690.653	27,6	38,9	7

Seluruh variabel dinormalisasi dengan Persamaan (4); misalnya, sisa piutang C001 menjadi (1.337.123 − 322.034)/(6.690.485 − 322.034) = 0,159. Centroid awal diambil dari pelanggan C001, C011, dan C021, yang masing-masing mewakili pola pembayaran tepat waktu, terlambat ringan, dan terlambat berat. Pada iterasi pertama, setiap pelanggan ditempatkan ke centroid terdekat menggunakan Persamaan (5), kemudian centroid diperbarui dengan Persamaan (6). Pada iterasi kedua tidak terjadi perpindahan anggota cluster, sehingga proses konvergen setelah dua iterasi. Centroid awal dan akhir disajikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Centroid awal dan akhir pada data 30 pelanggan

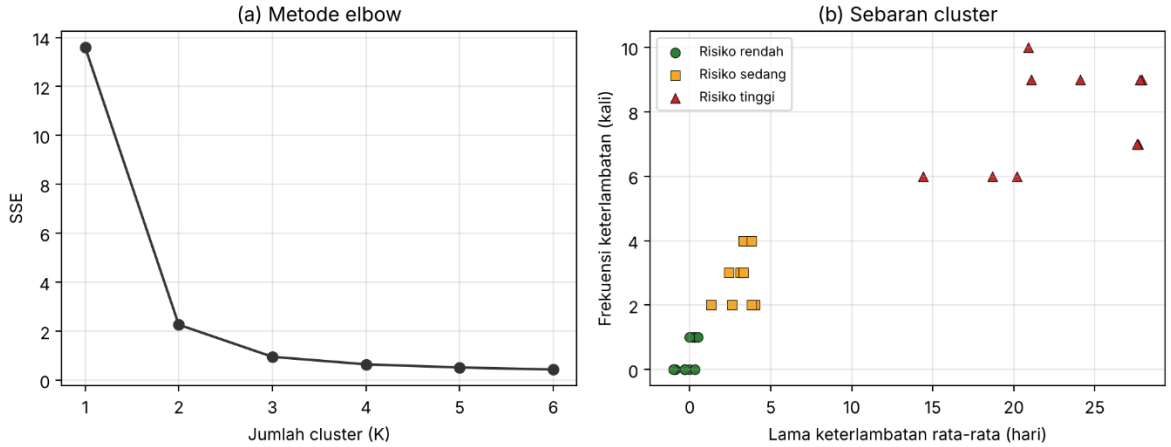
Variabel	Centroid awal C1 (C001)	Centroid awal C2 (C011)	Centroid awal C3 (C021)	Centroid akhir C1	Centroid akhir C2	Centroid akhir C3
X1 (Rp)	1.337.123	3.990.281	4.724.314	1.048.993	3.267.951	5.804.918
X2 (hari)	0,3	3,3	27,7	−0,1	3,1	23,0
X3 (%)	95,4	74,2	54,7	96,3	78,1	42,1
X4 (kali)	1	4	7	0,4	2,8	7,8
Jumlah anggota				10	10	10

Berdasarkan centroid akhir, cluster C1 memiliki rata-rata keterlambatan −0,1 hari, pembayaran 96,3%, dan frekuensi keterlambatan 0,4 kali sehingga ditetapkan sebagai risiko rendah (C001–C010). Cluster C2 memiliki rata-rata keterlambatan 3,1 hari dan frekuensi 2,8 kali sehingga ditetapkan sebagai risiko sedang (C011–C020), sedangkan cluster C3 dengan rata-rata keterlambatan 23,0 hari, pembayaran 42,1%, dan frekuensi 7,8 kali ditetapkan sebagai risiko tinggi (C021–C030). Kualitas pengelompokan dievaluasi dengan SSE dan koefisien silhouette pada Tabel 7.

Tabel 7. Nilai SSE pada data 30 pelanggan

K	1	2	3	4	5	6
SSE	13,599	2,260	0,949	0,641	0,513	0,428

Nilai SSE turun tajam dari K = 1 hingga K = 3 dan melandai setelahnya, sehingga titik siku berada pada K = 3, sesuai dengan tiga kategori penanganan penagihan perusahaan. Koefisien silhouette pada K = 3 sebesar 0,684, yang menunjukkan pemisahan cluster yang baik (Rousseeuw, 1987). Grafik elbow dan sebaran cluster disajikan pada Gambar 11. Karena data terdiri atas tiga pola yang terpisah, nilai tersebut menunjukkan bahwa prosedur bekerja sesuai rancangan, tetapi belum dapat dijadikan ukuran kualitas pengelompokan pada data perusahaan.



Gambar 11. Grafik Elbow dan Sebaran Cluster pada Data 30 Pelanggan

Pembahasan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa seluruh *increment* yang direncanakan pada Tabel 2 telah diwujudkan dalam aplikasi berbasis web, sedangkan kebutuhan fungsional pada Tabel 3 telah diakomodasi melalui fitur sistem yang dikembangkan. Perbandingan Gambar 2 dan Gambar 3 memperlihatkan perubahan proses pengelolaan piutang dari pencatatan manual menggunakan dokumen fisik dan *spreadsheet* terpisah menjadi pengelolaan transaksi melalui satu basis data terintegrasi. Integrasi tersebut mencakup pencatatan piutang, pembayaran, kwitansi, tanda terima, serta penyajian informasi yang dapat diakses berdasarkan hak pengguna. Temuan ini sejalan dengan Romney dan Steinbart (2020) yang menekankan peran sistem informasi akuntansi terintegrasi dalam meningkatkan kualitas informasi dan mengurangi potensi kesalahan pencatatan. DeLone dan McLean (2003) juga menjelaskan bahwa kualitas sistem dan kualitas informasi merupakan komponen penting dalam mengevaluasi keberhasilan implementasi sistem informasi. Dalam perspektif penelitian pengembangan, Hevner et al. (2004) menegaskan bahwa kontribusi suatu artefak teknologi perlu dinilai berdasarkan kemampuannya menjawab permasalahan organisasi secara nyata. Dengan demikian, kontribusi awal aplikasi yang dikembangkan terletak pada penyediaan mekanisme pengelolaan data piutang secara terpusat. Namun, penelitian ini belum mengukur waktu pencatatan, jumlah kesalahan, maupun kecepatan penyusunan laporan sebelum dan sesudah implementasi, sehingga peningkatan efisiensi operasional belum dapat dinyatakan secara kuantitatif.

Dibandingkan dengan penelitian sistem keuangan berbasis web yang berorientasi pada pencatatan transaksi dan pelaporan (Dirgautama et al., 2023; Pratiwi, 2023), sistem yang dikembangkan dalam penelitian ini memiliki cakupan tambahan berupa analisis perilaku pembayaran pelanggan berdasarkan data transaksi operasional. Integrasi tersebut memungkinkan informasi administratif digunakan sebagai dasar pengelompokan karakteristik keterlambatan pembayaran, sehingga fungsi sistem tidak hanya mendukung dokumentasi transaksi, tetapi juga menyediakan informasi analitis bagi manajemen. Akses berbasis web memungkinkan informasi piutang disajikan secara terpusat sesuai hak akses pengguna (Laudon & Laudon, 2021). Meskipun demikian, keberadaan fitur belum sepenuhnya menunjukkan keberhasilan implementasi dari perspektif pengguna. DeLone dan McLean

(2003) menekankan pentingnya evaluasi kualitas informasi, kualitas sistem, penggunaan, kepuasan pengguna, dan manfaat bersih sistem. Venkatesh et al. (2003) juga menjelaskan bahwa penerimaan teknologi dipengaruhi oleh ekspektasi kinerja, kemudahan penggunaan, pengaruh sosial, dan kondisi yang memfasilitasi penggunaan. Oleh karena itu, pengujian *black box* yang digunakan dalam penelitian ini, sebagaimana pada penelitian Dirgautama et al. (2023) dan Pratiwi (2023), perlu dipahami sebagai pengujian kesesuaian fungsi, bukan sebagai bukti empiris kepuasan pengguna atau peningkatan kinerja organisasi. Pengujian penerimaan pengguna dan evaluasi manfaat operasional diperlukan untuk memperkuat bukti keberhasilan penerapan aplikasi pada lingkungan perusahaan.

Penerapan Agile Scrum memungkinkan pengembangan aplikasi dilakukan secara bertahap melalui empat *sprint*, meliputi perancangan kebutuhan dan sistem pada *sprint* pertama, pengembangan modul transaksi pada *sprint* kedua, implementasi analisis keterlambatan dan pengingat jatuh tempo pada *sprint* ketiga, serta finalisasi aplikasi pada *sprint* keempat. Pembagian tersebut menunjukkan bahwa pengembangan dilaksanakan secara inkremental sehingga setiap tahap menghasilkan komponen sistem yang menjadi dasar pengembangan berikutnya. Pendekatan ini sejalan dengan prinsip agilitas yang menekankan kemampuan merespons perubahan kebutuhan pengguna secara adaptif (Conboy, 2009; Schwaber & Sutherland, 2020). Serrador dan Pinto (2015) menunjukkan bahwa penerapan pendekatan agile berkaitan dengan keberhasilan proyek perangkat lunak, khususnya dalam lingkungan pengembangan yang membutuhkan fleksibilitas. Dari perspektif metodologi pengembangan sistem, Wieringa (2014) menekankan bahwa proses perancangan artefak perlu disertai evaluasi terhadap kesesuaiannya dengan kebutuhan pemangku kepentingan. Runeson dan Höst (2009) juga menegaskan pentingnya dokumentasi proses, konteks, dan bukti empiris dalam penelitian rekayasa perangkat lunak. Dengan demikian, penggunaan Agile Scrum dalam penelitian ini memberikan kerangka pengorganisasian pengembangan yang terstruktur dan memungkinkan penyesuaian antartahap. Namun, pengaruh penerapan Agile Scrum terhadap kualitas perangkat lunak, kepuasan pengguna, ketepatan waktu penyelesaian, maupun produktivitas pengembangan belum diukur secara empiris sehingga efektivitas metode tersebut belum dapat dibandingkan secara kuantitatif dengan pendekatan pengembangan lainnya.

Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi analisis keterlambatan pembayaran menggunakan algoritma K-Means ke dalam sistem manajemen piutang operasional. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menerapkan K-Means untuk menganalisis data tagihan atau pembayaran secara terpisah dari proses pencatatan transaksi (Laseduw & Santoso, 2025; Ramadhan & Yulistia, 2025; Syaharani et al., 2025), penelitian ini mengintegrasikan pembentukan variabel analisis dengan data *invoice*, pembayaran, dan retur yang tercatat dalam sistem. Empat variabel yang digunakan, yaitu sisa piutang, rata-rata lama keterlambatan pembayaran, persentase pembayaran, dan frekuensi keterlambatan, memberikan representasi karakteristik pelanggan dari aspek nilai kewajiban dan perilaku pembayaran. Han et al. (2012) menjelaskan bahwa pemilihan atribut dan tahap prapemrosesan data berperan penting dalam menghasilkan pola pengelompokan yang dapat diinterpretasikan. Dalam penelitian ini, normalisasi min-max diterapkan untuk mengatasi perbedaan skala antarempat variabel sebelum perhitungan *Euclidean Distance*. Pendekatan tersebut sejalan dengan Ramadhan dan Yulistia (2025) serta Laseduw dan Santoso (2025) yang menggunakan normalisasi min-max, sedangkan Syaharani et al. (2025) menerapkan *StandardScaler*. Ilustrasi pada Tabel 4 menunjukkan bahwa tanpa normalisasi, lebih dari 99,99% kuadrat jarak antarpelanggan berasal dari variabel sisa piutang. Setelah normalisasi, kontribusi numerik variabel dengan skala lebih kecil menjadi lebih terlihat dalam perhitungan jarak. Temuan ini memperkuat pentingnya normalisasi agar pengelompokan tidak semata-mata didominasi nominal piutang, melainkan turut mempertimbangkan karakteristik keterlambatan dan realisasi pembayaran pelanggan.

Dari aspek implementasi algoritma, penggunaan K-Means memungkinkan pengelompokan pelanggan berdasarkan kedekatan karakteristik terhadap pusat *cluster* atau *centroid*. Penelitian ini menetapkan jumlah *cluster* sebanyak tiga kelompok berdasarkan kategori penanganan penagihan perusahaan, yaitu risiko rendah, sedang, dan tinggi. Penetapan tersebut memberikan dasar interpretasi yang relevan dengan kebutuhan operasional, meskipun jumlah kelompok yang ditentukan berdasarkan pertimbangan bisnis

tetap memerlukan evaluasi berdasarkan struktur data. Kaufman dan Rousseeuw (1990) menekankan bahwa interpretasi hasil *clustering* perlu memperhatikan ukuran kemiripan serta karakteristik pembentukan kelompok. Arthur dan Vassilvitskii (2007) juga menunjukkan bahwa pemilihan *centroid* awal merupakan aspek penting dalam K-Means karena dapat memengaruhi kualitas solusi pengelompokan. Oleh karena itu, penetapan jumlah *cluster* dan inisialisasi *centroid* perlu dijelaskan secara transparan agar prosedur analisis dapat direplikasi. Pada penelitian ini, pengujian terhadap 30 pelanggan menunjukkan bahwa algoritma mencapai konvergensi setelah dua iterasi dan menghasilkan tiga kelompok dengan karakteristik pembayaran yang berbeda. Hasil tersebut memperlihatkan bahwa prosedur pengelompokan dapat dijalankan sesuai rancangan, tetapi belum cukup untuk menyimpulkan keandalan segmentasi pada keseluruhan populasi pelanggan perusahaan.

Evaluasi kualitas pengelompokan dilakukan melalui *Sum of Squared Errors* (SSE), metode *elbow*, dan koefisien *silhouette* pada data 30 pelanggan. Hasil analisis menunjukkan penurunan SSE yang relatif tajam hingga K = 3 dan kecenderungan penurunan yang lebih landai pada jumlah *cluster* berikutnya, sehingga K = 3 diidentifikasi sebagai titik siku. Koefisien *silhouette* sebesar 0,684 menunjukkan pemisahan kelompok yang relatif baik pada data yang dianalisis. Hasil tersebut sejalan dengan prinsip evaluasi pengelompokan yang dikemukakan Rousseeuw (1987), sedangkan Kodinariya dan Makwana (2013) menekankan pentingnya pemilihan jumlah *cluster* berdasarkan karakteristik distribusi data. Tibshirani et al. (2001) mengembangkan *gap statistic* sebagai alternatif penentuan jumlah kelompok dengan membandingkan dispersi dalam *cluster* terhadap distribusi acuan. Penelitian terdahulu juga menunjukkan penggunaan metode *elbow*, *silhouette*, dan *Davies-Bouldin Index* pada data pelanggan dalam jumlah lebih besar (Iqbal et al., 2025; Laseduw & Santoso, 2025; Ramadhan & Yulistia, 2025; Syaharani et al., 2025). Namun, hasil evaluasi pada penelitian ini harus ditafsirkan secara proporsional karena 30 pelanggan yang dianalisis memiliki tiga pola pembayaran yang relatif terpisah. Dengan demikian, nilai *silhouette* 0,684 menunjukkan kualitas pemisahan kelompok pada data tersebut, tetapi belum membuktikan kestabilan maupun kemampuan generalisasi segmentasi terhadap data historis perusahaan yang lebih beragam. Validasi lanjutan menggunakan data dengan karakteristik transaksi aktual yang lebih luas diperlukan untuk mengevaluasi konsistensi pembentukan kelompok.

Dari perspektif pengembangan analitik berbasis web, integrasi K-Means dalam aplikasi operasional memberikan peluang pembaruan segmentasi berdasarkan pertambahan data transaksi tanpa harus memindahkan data secara manual ke perangkat analisis terpisah. Sculley (2010) menunjukkan bahwa penerapan K-Means pada lingkungan aplikasi berskala besar memerlukan perhatian terhadap efisiensi komputasi dan skalabilitas pemrosesan data. Meskipun jumlah pelanggan dalam penelitian ini masih terbatas, pertimbangan tersebut relevan bagi pengembangan aplikasi ketika volume transaksi dan jumlah pelanggan meningkat. Pembaruan data piutang, pembayaran, dan retur berpotensi mengubah karakteristik pelanggan dan posisi relatifnya terhadap *centroid*, sehingga diperlukan mekanisme penghitungan ulang dan pengendalian kualitas data secara berkala. Integrasi analisis dengan sistem operasional menjadi kontribusi terapan penelitian ini karena memungkinkan hasil pengelompokan digunakan dalam alur kerja pengelolaan piutang. Namun, kemampuan pembaruan segmentasi, waktu komputasi, dan kinerja aplikasi pada data berskala besar belum diuji secara khusus, sehingga aspek tersebut memerlukan evaluasi pada pengembangan selanjutnya.

Dari perspektif manajerial, pengelompokan pelanggan berdasarkan risiko keterlambatan berpotensi mendukung penerapan strategi penagihan yang lebih terarah. Pelanggan dengan karakteristik pembayaran tepat waktu atau sebelum jatuh tempo dapat dipertimbangkan untuk memperoleh kebijakan kredit yang lebih fleksibel, sedangkan pelanggan dengan frekuensi dan lama keterlambatan tinggi dapat menjadi prioritas dalam pengiriman pengingat, peninjauan batas kredit, atau penerapan kebijakan *Cash Before Delivery*. Pengelolaan piutang yang efektif memiliki hubungan dengan profitabilitas perusahaan sebagaimana dikemukakan García-Teruel dan Martínez-Solano (2007). Meskipun demikian, hubungan tersebut tidak secara langsung membuktikan bahwa penerapan segmentasi K-Means akan meningkatkan profitabilitas atau menurunkan piutang tidak tertagih pada perusahaan yang diteliti. Dalam perspektif evaluasi artefak sistem informasi, Hevner et al. (2004) dan Wieringa (2014) menekankan pentingnya pengujian manfaat teknologi dalam konteks organisasi tempat

teknologi diterapkan. Oleh karena itu, kategori risiko yang dihasilkan perlu diposisikan sebagai informasi pendukung keputusan, bukan sebagai ukuran pasti kemungkinan gagal bayar. Pengaruh penggunaan hasil segmentasi terhadap efektivitas penagihan, penurunan tunggakan, dan perbaikan pengelolaan arus kas masih memerlukan pengukuran empiris.

Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dipertimbangkan dalam interpretasi hasil. Pertama, pengujian sistem masih berfokus pada kesesuaian fungsi, sedangkan evaluasi penerimaan pengguna, kualitas pengalaman penggunaan, dan perubahan efisiensi operasional sebelum dan sesudah penerapan belum dilakukan. Kedua, penerapan K-Means pada 30 pelanggan belum mewakili keragaman pola pembayaran dalam keseluruhan data historis perusahaan sehingga hasil segmentasi belum dapat digeneralisasikan. Ketiga, meskipun evaluasi SSE, *elbow*, dan *silhouette* telah dilakukan pada 30 pelanggan, kestabilan jumlah *cluster*, sensitivitas terhadap pemilihan *centroid* awal, dan konsistensi pengelompokan pada data historis perusahaan belum diuji. Keempat, sistem belum terintegrasi secara menyeluruh dengan sistem akuntansi perusahaan, sehingga proses pertukaran dan rekonsiliasi informasi keuangan masih memerlukan pengembangan lebih lanjut. Kelima, penelitian dilakukan pada satu perusahaan dengan karakteristik proses bisnis tertentu sehingga penerapan hasil pada organisasi lain memerlukan penyesuaian dan pengujian tambahan. Keterbatasan tersebut sejalan dengan perhatian Runeson dan Höst (2009) terhadap validitas dan transferabilitas temuan penelitian dalam konteks rekayasa perangkat lunak. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya perlu mengombinasikan evaluasi fungsional dan penerimaan pengguna, pengukuran kinerja operasional, serta validasi pengelompokan menggunakan data historis yang lebih besar dan beragam agar kontribusi sistem dapat dibuktikan secara lebih komprehensif.

KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan aplikasi manajemen piutang berbasis web pada PT Tri Harmonis Niagara menggunakan kerangka Agile Scrum melalui empat *sprint* pengembangan yang mengintegrasikan pengelolaan transaksi piutang dan analisis keterlambatan pembayaran pelanggan. Aplikasi yang dibangun menggunakan PHP, Laravel, dan MySQL menyediakan fitur *login*, *dashboard*, pengelolaan data pelanggan dan barang, manajemen pengguna, pencatatan piutang dan pembayaran, pembuatan kwitansi dan tanda terima, pengingat jatuh tempo, pengelolaan penjualan, serta penyajian laporan. Integrasi tersebut menghasilkan mekanisme pengelolaan data piutang yang lebih terpusat dan terstruktur dibandingkan proses sebelumnya yang mengandalkan dokumen fisik dan *spreadsheet* terpisah. Dengan demikian, penelitian ini menghasilkan sistem yang menggabungkan fungsi administrasi piutang dan penyediaan informasi analitis dalam satu aplikasi operasional.

Implementasi algoritma K-Means menggunakan empat variabel, yaitu sisa piutang, rata-rata lama keterlambatan, persentase pembayaran, dan frekuensi keterlambatan, yang dinormalisasi menggunakan metode min-max sebelum proses pengelompokan. Hasil pengujian pada 30 pelanggan menunjukkan bahwa algoritma mencapai konvergensi dalam dua iterasi dan menghasilkan tiga kelompok risiko keterlambatan, yaitu rendah, sedang, dan tinggi, dengan koefisien *silhouette* sebesar 0,684. Temuan tersebut menunjukkan pemisahan kelompok yang relatif baik pada data yang dianalisis. Ilustrasi perhitungan juga memperlihatkan pentingnya normalisasi karena tanpa normalisasi lebih dari 99,99% kuadrat jarak antarpelanggan didominasi oleh variabel sisa piutang. Kontribusi utama penelitian ini terletak pada integrasi pengolahan transaksi piutang dengan segmentasi perilaku pembayaran pelanggan untuk mendukung penentuan prioritas penagihan. Meskipun demikian, efektivitas sistem dalam meningkatkan efisiensi operasional serta keandalan hasil pengelompokan pada data historis perusahaan yang lebih luas belum dapat disimpulkan karena belum dilakukan evaluasi empiris yang memadai.

REKOMENDASI

Berdasarkan hasil penelitian dan keterbatasan yang ditemukan, PT Tri Harmonis Niagara direkomendasikan untuk mengoptimalkan pemanfaatan aplikasi sebagai sarana pencatatan, pemantauan, dan pengendalian piutang secara terintegrasi. Hasil segmentasi K-Means dapat digunakan sebagai informasi pendukung dalam menentukan prioritas

penagihan, dengan mempertimbangkan karakteristik keterlambatan masing-masing pelanggan. Pelanggan berisiko rendah dapat dipertimbangkan untuk memperoleh kebijakan kredit yang lebih fleksibel, sedangkan pelanggan berisiko tinggi memerlukan pemantauan lebih intensif, pengingat pembayaran berkala, serta evaluasi batas kredit berdasarkan kebijakan perusahaan. Penerapan strategi tersebut perlu disertai pemantauan berkala agar manfaatnya terhadap pengendalian piutang dapat dievaluasi secara objektif.

Pengembangan penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk menggunakan data historis transaksi perusahaan yang lebih besar dan beragam guna menguji kestabilan serta keandalan pengelompokan pelanggan. Evaluasi jumlah *cluster* perlu diperluas melalui metode *elbow*, koefisien *silhouette*, dan indeks validasi lainnya, disertai pengujian sensitivitas terhadap pemilihan *centroid* awal. Perbandingan dengan metode *Hierarchical Clustering*, DBSCAN, dan *Fuzzy C-Means* juga dapat dilakukan untuk mengidentifikasi pendekatan pengelompokan yang paling sesuai dengan karakteristik data perusahaan. Selain itu, pengujian penerimaan pengguna (*user acceptance testing*), evaluasi kualitas sistem, serta pengukuran waktu pencatatan, kesalahan input, dan kecepatan penyusunan laporan sebelum dan sesudah penerapan diperlukan untuk memperoleh bukti kuantitatif mengenai manfaat operasional aplikasi. Integrasi lebih lanjut dengan sistem akuntansi perusahaan juga direkomendasikan untuk mendukung konsistensi data dan pengembangan sistem manajemen piutang yang lebih komprehensif.

DAFTAR PUSTAKA

Arthur, D., & Vassilvitskii, S. (2007). k-means++: The advantages of careful seeding. In *Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms* (pp. 1027–1035). Society for Industrial and Applied Mathematics. https://doi.org/10.5555/1283383.1283494

Conboy, K. (2009). Agility from first principles: Reconstructing the concept of agility in information systems development. *Information Systems Research, 20*(3), 329–354. https://doi.org/10.1287/isre.1090.0236

Creswell, J. W., & Creswell, J. D. (2018). *Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches* (5th ed.). Sage Publications.

DeLone, W. H., & McLean, E. R. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update. *Journal of Management Information Systems, 19*(4), 9–30. https://doi.org/10.1080/07421222.2003.11045748

Dirgautama, M. F., Aditomo, G., Permana, S. F., Nuristiana, S., & Hibatullah, H. (2023). Perancangan sistem informasi manajemen toko berbasis web pada PT. Hadi Teknik. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 7*(2), 1047–1051. https://ejournal.itn.ac.id/jati/article/view/7072

García-Teruel, P. J., & Martínez-Solano, P. (2007). Effects of working capital management on SME profitability. *International Journal of Managerial Finance, 3*(2), 164–177. https://doi.org/10.1108/17439130710738718

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2012). *Data mining: Concepts and techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann.

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *MIS Quarterly, 28*(1), 75–105. https://doi.org/10.2307/25148625

Hoda, R., Noble, J., & Marshall, S. (2013). Self-organizing roles on agile software development teams. *IEEE Transactions on Software Engineering, 39*(3), 422–444. https://doi.org/10.1109/TSE.2012.30

Iqbal, Hidayat, N., Gevano, D. P., & Ilahi, A. P. R. (2025). Segmentasi pelanggan menggunakan K-Means clustering berdasarkan data kepribadian dan pola konsumsi. *Jurnal Teknik Informatika (JUTIF), 6*(5), 3914–3924. https://doi.org/10.52436/1.jutif.2025.6.5.5140

Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters, 31*(8), 651–666. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011

Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (1990). *Finding groups in data: An introduction to cluster analysis*. John Wiley & Sons. https://doi.org/10.1002/9780470316801

Kodinariya, T. M., & Makwana, P. R. (2013). Review on determining number of cluster in K-means clustering. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies, 1*(6), 90–95.

Laseduw, A. A., & Santoso, C. B. (2025). Implementasi algoritma K-Means untuk clustering nominal pembayaran pada Odoo versi 11 di PT.XYZ. *MEANS (Media Informasi Analisa dan Sistem), 10*(2), 110–118. https://ejournal.ust.ac.id/index.php/Jurnal_Means/article/view/5648

Laudon, K. C., & Laudon, J. P. (2021). *Management information systems: Managing the digital firm* (17th ed.). Pearson.

Pratiwi, A. D. (2023). Sistem informasi manajemen keuangan berbasis web menggunakan framework Laravel (studi kasus: Toko Bangunan Tiga “D” Jaya). *Jurnal Informatika & Multimedia, 15*(2). https://jurnal.polinema.ac.id/index.php/jtim/article/view/4434

Ramadhan, D. G., & Yulistia. (2025). Clustering of accounts receivable billing data based on customer tariff categories at PT PLN UP3 Palembang. *Journal of Artificial Intelligence and Software Engineering, 5*(2), 394–402. https://doi.org/10.30811/jaise.v5i2.6511

Romney, M. B., & Steinbart, P. J. (2020). *Accounting information systems* (15th ed.). Pearson.

Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics, 20*, 53–65. https://doi.org/10.1016/0377-0427(87)90125-7

Runeson, P., & Höst, M. (2009). Guidelines for conducting and reporting case study research in software engineering. *Empirical Software Engineering, 14*, 131–164. https://doi.org/10.1007/s10664-008-9102-8

Schwaber, K., & Sutherland, J. (2020). *The Scrum guide: The definitive guide to Scrum: The rules of the game*. Scrum.org.

Sculley, D. (2010). Web-scale k-means clustering. In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web* (pp. 1177–1178). Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/1772690.1772862

Serrador, P., & Pinto, J. K. (2015). Does Agile work? A quantitative analysis of agile project success. *International Journal of Project Management, 33*(5), 1040–1051. https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2015.01.006

Syaharani, A., Ilhadi, V., & Karima, A. (2025). Analisis clustering segmentasi pelanggan pada CV Prima Jaya Utama menggunakan metode K-Means. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika), 9*(5), 8847–8854. https://ejournal.itn.ac.id/jati/article/view/15238

Tibshirani, R., Walther, G., & Hastie, T. (2001). Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology), 63*(2), 411–423. https://doi.org/10.1111/1467-9868.00293

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly, 27*(3), 425–478. https://doi.org/10.2307/30036540

Wieringa, R. J. (2014). *Design science methodology for information systems and software engineering*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-662-43839-8