

IMPLEMENTASI ALGORITMA DECISION TREE-ID3 UNTUK PREDIKSI KELAYAKAN KREDIT BERBASIS WEB DENGAN MENGGUNAKAN NEXT.JS DI KSU SYARIAH MUHAMMADIYAH

Rafi Andrea Lesmana, Saiful Nur Budiman, Alfian Anwar Shodiqi,
Jihan Khansa Nadhila, Muhammad Fauzi Nur Aziz, Aldy Ibnu Faizal
Teknik Informatika, Universitas Islam Balitar
Jalan Imam Bonjol Blitar, Indonesia
rafiandrealesmana@gmail.com

ABSTRAK

Proses penilaian kelayakan kredit merupakan aspek penting dalam mendukung keberlanjutan operasional lembaga keuangan, terutama koperasi syariah. Dalam konteks KSU Syariah Muhammadiyah, analisis kelayakan kredit masih dilakukan secara manual, sehingga membutuhkan waktu lama dan berisiko menghasilkan keputusan yang tidak konsisten. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi kelayakan kredit berbasis web menggunakan algoritma Decision Tree-ID3 dan framework Next.js, guna meningkatkan efisiensi dan akurasi proses penilaian. Metode pengembangan sistem mengikuti model waterfall, mencakup analisis kebutuhan, perancangan, implementasi, dan pengujian. Dataset yang digunakan terdiri dari 50 data historis pengajuan kredit dengan sepuluh atribut, termasuk pendapatan bulanan, pengeluaran, jumlah pinjaman, surplus, total jaminan, dan durasi pinjaman. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Decision Tree-ID3 mampu mencapai akurasi sebesar 99% dan sistem yang dikembangkan dapat memproses pengajuan kredit dengan rata-rata waktu 2 menit per pengajuan. Penelitian ini menunjukkan bahwa penerapan algoritma Decision Tree-ID3 berbasis web dapat menjadi solusi praktis untuk mendukung pengambilan keputusan kredit secara lebih efisien dan akurat di KSU Syariah Muhammadiyah.

Kata kunci : *Decision Tree, ID3, Kelayakan Kredit, Next.js, Koperasi Syariah*

1. PENDAHULUAN

Koperasi Simpan Pinjam (KSP) merupakan salah satu lembaga keuangan yang berperan penting dalam mendukung perekonomian masyarakat melalui penyediaan layanan simpan pinjam [1]. Dalam operasionalnya, pemberian kredit merupakan sumber utama penghasilan sekaligus risiko tertinggi bagi koperasi. Kegiatan perkreditan yang tidak dikelola dengan baik akan berdampak pada masalah kredit macet yang dapat mengancam keberlangsungan operasional koperasi.

KSU Syariah Muhammadiyah, sebagai salah satu lembaga keuangan syariah, menghadapi tantangan dalam proses penilaian kelayakan kredit yang masih dilakukan secara manual. Metode manual ini memiliki beberapa kelemahan, antara lain membutuhkan waktu yang relatif lama dalam pengambilan keputusan, risiko inkonsistensi penilaian, serta potensi terjadinya human error yang dapat mengakibatkan keputusan yang kurang tepat dalam pemberian kredit.

Seiring dengan perkembangan teknologi informasi, penerapan sistem pendukung keputusan berbasis kecerdasan buatan menjadi solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan efektivitas dan efisiensi proses penilaian kelayakan kredit. Algoritma Decision Tree-ID3 (Iterative Dichotomiser 3) merupakan salah satu metode klasifikasi yang telah terbukti efektif dalam menghasilkan model prediksi dengan tingkat akurasi yang baik. Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa algoritma Decision

Tree mampu mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam penerapan kredit skoring.

Pemilihan framework Next.js sebagai platform pengembangan berbasis web didasarkan pada keunggulannya dalam menghasilkan aplikasi web yang cepat, responsif, dan mudah dipelihara. Next.js menyediakan fitur-fitur modern seperti server-side rendering dan automatic code splitting yang mendukung pengembangan aplikasi web yang optimal untuk kebutuhan bisnis.

Dalam pengembangan sistem ini, metodologi yang dipilih adalah model Waterfall. Pemilihan ini didasarkan pada beberapa pertimbangan. *Pertama*, kebutuhan sistem telah terdefinisi dengan jelas sejak awal berdasarkan proses bisnis yang telah berjalan di KSU Syariah Muhammadiyah. *Kedua*, sumber daya dan waktu pengembangan yang terbatas membutuhkan pendekatan yang terstruktur dan sekuensial. *Ketiga*, karakteristik proyek yang memerlukan dokumentasi yang lengkap dan terstruktur untuk keperluan audit dan maintenance di masa mendatang. Model Waterfall dipilih dibandingkan metodologi SDLC lainnya karena lebih sesuai dengan kondisi proyek yang memiliki requirement yang stabil dan tidak memerlukan perubahan yang frequent selama proses pengembangan.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem prediksi kelayakan kredit berbasis web menggunakan algoritma Decision Tree-ID3 dan framework Next.js di KSU Syariah Muhammadiyah. Sistem ini diharapkan dapat membantu proses

pengambilan keputusan pemberian kredit menjadi lebih efisien, konsisten, dan akurat, sehingga dapat mengurangi risiko kredit bermasalah dan kerugian finansial bagi koperasi.

Pengembangan sistem ini menggunakan dataset historis pengajuan kredit yang mencakup berbagai atribut penting seperti pendapatan bulanan, pengeluaran, surplus, estimasi jaminan, dan durasi pinjaman. Melalui implementasi algoritma Decision Tree-ID3, sistem dapat melakukan pembelajaran dari pola-pola data historis untuk menghasilkan prediksi kelayakan kredit yang lebih akurat bagi calon peminjam baru.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Koperasi Syariah

Koperasi syariah merupakan lembaga keuangan mikro yang operasionalnya menggunakan prinsip-prinsip syariah. Koperasi syariah berperan penting dalam pengembangan ekonomi berbasis syariah di Indonesia melalui produk-produk pembiayaan yang sesuai dengan prinsip Islam. Dalam menjalankan operasionalnya, koperasi syariah menggunakan akad-akad seperti mudharabah (bagi hasil), musyarakah (kerjasama), dan murabahah (jual beli) yang harus mematuhi ketentuan dari Dewan Syariah Nasional Majelis Ulama Indonesia (DSN-MUI) [2].

2.2. Kredit

Dalam konteks lembaga keuangan syariah, istilah kredit diganti dengan pembiayaan yang merupakan penyediaan dana berdasarkan kesepakatan bersama dengan kewajiban pengembalian sesuai akad yang disepakati [3]. Analisis pembiayaan menggunakan prinsip 5C yang dimodifikasi sesuai syariah meliputi:

- Character: penilaian terhadap akhlak dan kepribadian calon nasabah.
- Capacity: kemampuan nasabah dalam mengelola usaha dan mengembalikan pembiayaan.
- Capital: modal yang dimiliki nasabah.
- Collateral: jaminan yang disertakan dalam pembiayaan.
- Condition: kondisi ekonomi yang mempengaruhi usaha nasabah.

2.3. Website

Website adalah kumpulan halaman web yang saling terhubung dan dapat diakses melalui jaringan internet menggunakan protokol HTTP atau HTTPS. Menurut Kadir [4], website merupakan sebuah sistem informasi berbasis digital yang dirancang untuk menyediakan berbagai jenis data atau layanan kepada penggunanya. Secara umum, website terdiri dari tiga komponen utama, yaitu frontend (antarmuka pengguna), backend (logika aplikasi dan pengelolaan data), serta basis data untuk menyimpan informasi yang dibutuhkan.

2.4. Next.js

Next.js merupakan framework React yang dikembangkan oleh Vercel untuk membangun aplikasi web dengan performa tinggi. Framework ini menyediakan arsitektur untuk membangun aplikasi web dengan fitur server-side rendering, static site generation, dan API routes [5]. Next.js mendukung pengembangan aplikasi yang scalable dengan performa tinggi melalui fitur-fitur seperti automatic code splitting, optimasi gambar, dan pre-fetching.

2.5. Algoritma ID3

ID3 adalah algoritma pembelajaran pohon keputusan (decision tree learning) yang paling dasar [6]. Algoritma ini menggunakan konsep entropy dan information gain untuk memilih atribut terbaik sebagai node pemisah. Entropy digunakan untuk mengukur ketidakpastian dalam dataset, sedangkan information gain mengukur seberapa baik atribut dapat mengurangi ketidakpastian tersebut. ID3 memiliki keunggulan dalam interpretabilitas hasil dan efisiensi komputasi. Rumus untuk perhitungan entropy dan information gain dalam ID3 dijabarkan sebagai berikut:

Menghitung nilai *entropy*

$$Entropy(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (1)$$

Keterangan:

S = Dataset

p_i = Probabilitas dari setiap i

Menghitung nilai *information gain*

$$Gain(S, A) = Entropy(S) - \sum_{v \in Values(A)} \frac{|S_v|}{|S|} Entropy(S_v) \quad (2)$$

Keterangan:

A = Atribut

$Values(A)$ = Semua probabilitas untuk atribut A

$|S_v|$ = Jumlah data dalam subset v

$Entropy(S_v)$ = Entropy subset v

2.6. Decision Tree

Decision Tree merupakan metode klasifikasi yang mengubah data menjadi struktur pohon keputusan berdasarkan aturan-aturan tertentu [7]. Metode ini membagi data heterogen menjadi kelompok-kelompok yang lebih homogen dengan memperhatikan variabel tujuan. Struktur pohon keputusan terdiri dari node yang merepresentasikan hasil pengujian atribut, cabang yang menunjukkan hasil pembagian, dan node daun yang merepresentasikan kelas tertentu. Proses klasifikasi dilakukan dengan menelusuri jalur dari node akar (root) hingga node daun (leaf) untuk memprediksi kelas dari data yang belum terklasifikasi.

2.7. Penelitian Terdahulu

Implementasi machine learning dalam analisis kredit dan pembiayaan telah menjadi fokus berbagai penelitian sebelumnya. Roziqi & Izzati [8] telah melakukan penelitian penerapan algoritma Decision

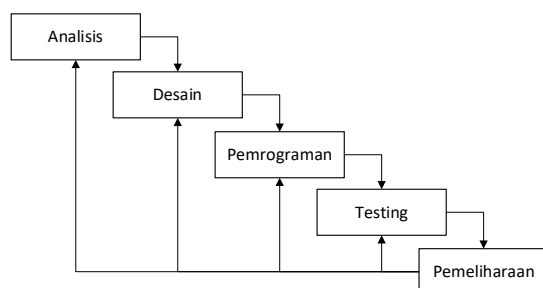
Tree C4.5 untuk kredit scoring di bank yang menghasilkan tingkat akurasi sebesar 72,73% dengan menggunakan dataset sebanyak 36 record. Meskipun penelitian tersebut telah memberikan landasan penting untuk pengembangan sistem kredit scoring otomatis, aspek syariah belum menjadi pertimbangan dalam implementasinya.

Pengembangan lebih lanjut dilakukan oleh Ahmad et al. [9] melalui sistem prediksi kelayakan kredit berbasis Decision Tree dengan dataset yang lebih besar mencakup 100 nasabah. Penelitian tersebut berhasil mencapai tingkat akurasi 85,5% dan memberikan pemahaman mendalam tentang signifikansi pemilihan atribut dalam pembentukan model prediksi. Namun demikian, implementasi sistem masih terbatas pada platform desktop.

Dalam konteks pembiayaan syariah, Rahman et al. [10] mengembangkan sistem pendukung keputusan menggunakan metode SAW (Simple Additive Weighting). Meski berhasil mengotomatisasi proses penilaian, penelitian tersebut belum mengoptimalkan penggunaan teknologi machine learning untuk meningkatkan akurasi prediksinya. Sementara itu, studi komparatif yang dilakukan Susanto et al. [11] membandingkan beragam algoritma klasifikasi untuk kredit scoring dan menemukan bahwa Decision Tree memiliki performa terbaik dengan akurasi mencapai 87,2%, memberikan validasi tambahan untuk penggunaan algoritma ini dalam konteks penilaian kredit.

Berdasarkan kajian terhadap penelitian-penelitian terdahulu, terlihat bahwa penggunaan Decision Tree memiliki potensi besar dalam analisis kredit. Namun, belum ditemukan penelitian yang secara spesifik mengimplementasikan algoritma ID3 dalam konteks pembiayaan syariah berbasis platform web modern. Penelitian ini hadir untuk mengisi kesenjangan tersebut dengan mengintegrasikan algoritma ID3, prinsip syariah, dan teknologi web modern menggunakan Next.js.

3. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Metode Waterfall

Pengembangan sistem dalam penelitian ini menggunakan metode Waterfall yang merupakan salah satu model dalam Software Development Life Cycle (SDLC). Metode Waterfall dipilih karena prosesnya yang sistematis dan terstruktur, sehingga setiap tahap pengembangan dapat dilakukan secara

berurutan dengan hasil yang terukur. Tahapan-tahapan dalam metode Waterfall yang diterapkan pada pengembangan sistem prediksi kelayakan kredit di KSU Syariah Muhammadiyah.

3.1. Analisis Kebutuhan

Pada tahap ini dilakukan analisis data historis kredit KSU Syariah Muhammadiyah periode 2024 untuk memahami pola dan karakteristik data kredit. Data yang dianalisis telah memiliki pengkategorian untuk setiap atribut yang akan digunakan dalam prediksi kredit. Melalui observasi dan diskusi dengan pihak KSU, diidentifikasi parameter-parameter yang berpengaruh dalam penentuan kelayakan kredit. Tahap ini juga melibatkan perancangan perhitungan algoritma ID3 melalui penentuan entropy dan information gain untuk pembentukan decision tree yang akan menjadi dasar sistem prediksi kredit.

3.2. Desain Sistem

Berdasarkan hasil analisis, dilakukan penerapan hasil perhitungan ID3 ke dalam bentuk decision tree dan memvisualisasikannya sebagai dasar prediksi. Selanjutnya dilakukan perancangan proses bisnis sistem menggunakan UML (Unified Modeling Language) yang meliputi use case diagram untuk menggambarkan interaksi pengguna dengan sistem, sequence diagram untuk menunjukkan alur proses secara berurutan, dan activity diagram untuk memvisualisasikan alur kerja sistem secara keseluruhan.

3.3. Implementasi

Setelah desain disetujui, tahap implementasi dilakukan dengan membangun antarmuka sistem berbasis web sesuai dengan activity diagram yang telah dirancang. Implementasi mencakup pembuatan form input data, halaman hasil prediksi, dan fitur-fitur pendukung lainnya yang diperlukan dalam sistem prediksi kelayakan kredit.

3.4. Pengujian

Pengujian sistem dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi sistem dengan penilaian manual dari pihak koperasi. Proses ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem yang dikembangkan dapat memberikan prediksi yang sesuai dengan standar penilaian kelayakan kredit yang diterapkan oleh KSU Syariah Muhammadiyah.

3.5. Pemeliharaan

Setelah sistem diluncurkan, dilakukan pemeliharaan untuk menjaga kinerja dan efektivitas sistem. Tahap ini mencakup monitoring performa sistem, pembaruan data prediksi secara berkala, dan penyesuaian sistem berdasarkan umpan balik pengguna untuk memastikan keberlanjutan dan relevansi sistem prediksi kredit.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Berdasarkan metode penelitian yang telah dilakukan, diperoleh hasil dan pembahasan sebagai berikut:

4.1. Hasil Analisis

Tahap awal penelitian menghasilkan data historis kredit dari KSU Syariah Muhammadiyah periode 2024. Data historis yang diperoleh terdiri dari 50 data nasabah dengan 10 atribut yang meliputi pendapatan, pengeluaran, jumlah pinjaman, total jaminan, surplus, angsuran, status pekerjaan, riwayat kredit, jangka waktu, dan kelayakan yang telah terkategori dari KSU Syariah Muhammadiyah seperti ditunjukkan pada Gambar 2 dan Gambar 3.

Gambar 2. Data Historis KSU 1 dengan Kategorisasi

Gambar 3. Data Historis KSU 2 dengan Kategorisasi

	Q	P	Q	R
1	Jumlah Pinjaman	Angsuran	Status Pekerjaan	Riwayat Kredit
2	Rp. 42.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.774.900 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
3	Rp. 9.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 540.000 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
4	Rp. 12.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.211.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
5	Rp. 42.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.920.000 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
6	Rp. 18.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 998.200 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
7	Rp. 30.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.879.000 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
8	Rp. 39.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.537.100 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
9	Rp. 12.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 495.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
10	Rp. 15.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.221.500 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
11	Rp. 45.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 4.200.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
12	Rp. 21.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 846.400 (> Surplus)	Tetap	Buruk
13	Rp. 45.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 3.911.600 (> Surplus)	Tetap	Baik
14	Rp. 42.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.975.600 (> Surplus)	Tetap	Buruk
15	Rp. 27.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.555.800 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
16	Rp. 27.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.770.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
17	Rp. 12.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 641.800 (<= Surplus)	Tetap	Baik
18	Rp. 12.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 453.400 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
19	Rp. 45.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.700.000 (> Surplus)	Tetap	Buruk
20	Rp. 36.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 3.129.300 (<= Surplus)	Tetap	Baik
21	Rp. 39.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 2.247.200 (> Surplus)	Tidak Tetap	Baik
22	Rp. 36.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 3.360.000 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
23	Rp. 24.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.503.200 (<= Surplus)	Tetap	Baik
24	Rp. 21.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 2.310.000 (> Surplus)	Tetap	Buruk
25	Rp. 33.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 4.455.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
26	Rp. 39.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.473.400 (<= Surplus)	Tetap	Buruk

Gambar 4. Data Atribut Terpilih 1

Melalui proses pemangkasan atribut (pruning) berdasarkan analisis dan diskusi dengan pihak KSU, dari 10 atribut tersebut dipilih 4 atribut utama yang

paling signifikan dalam penentuan kelayakan kredit. Pemangkasan ini dilakukan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi prediksi dengan menghilangkan atribut yang memiliki pengaruh minimal. Atribut yang terpilih beserta kategorinya yang menjadi dasar prediksi kelayakan kredit nasabah adalah jumlah pinjaman, angsuran, status pekerjaan, dan riwayat kredit, seperti ditunjukkan pada Gambar 4 dan Gambar 5.

	Q	P	Q	R
27	Rp. 9.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 340.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
28	Rp. 21.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 810.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
29	Rp. 18.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 725.500 (> Surplus)	Tetap	Buruk
30	Rp. 42.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.975.600 (> Surplus)	Tetap	Baik
31	Rp. 30.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.237.500 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
32	Rp. 9.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 362.800 (<= Surplus)	Tetap	Baik
33	Rp. 21.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.123.100 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
34	Rp. 30.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.209.100 (<= Surplus)	Tetap	Baik
35	Rp. 45.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 7.950.000 (> Surplus)	Tetap	Baik
36	Rp. 9.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.375.800 (<= Surplus)	Tetap	Baik
37	Rp. 24.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 2.240.000 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
38	Rp. 33.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.394.600 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
39	Rp. 36.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.485.000 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Baik
40	Rp. 45.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 2.180.800 (<= Surplus)	Tetap	Baik
41	Rp. 21.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 827.700 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
42	Rp. 18.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.305.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
43	Rp. 9.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 619.500 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
44	Rp. 15.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 618.800 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
45	Rp. 18.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 1.980.000 (<= Surplus)	Tetap	Baik
46	Rp. 33.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 2.163.400 (> Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
47	Rp. 12.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 520.000 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
48	Rp. 24.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 3.240.000 (> Surplus)	Tetap	Baik
49	Rp. 27.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.270.000 (<= Surplus)	Tetap	Buruk
50	Rp. 33.000.000 (> Taksiran Jaminan)	Rp. 1.764.800 (<= Surplus)	Tidak Tetap	Buruk
51	Rp. 18.000.000 (<= Taksiran Jaminan)	Rp. 998.200 (<= Surplus)	Tetap	Baik

Gambar 5. Data Atribut Terpilih 2

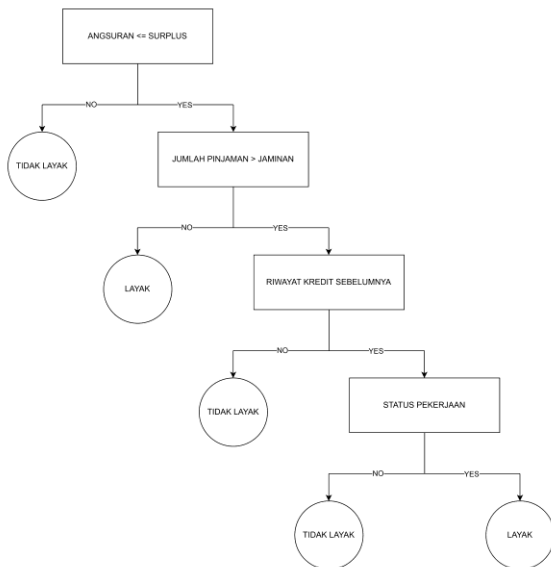
Selanjutnya dilakukan perhitungan entropy dan information gain untuk menentukan struktur pohon keputusan. Gambar 6 menunjukkan hasil perhitungan menunjukkan nilai entropy awal sebesar 0.95804, dengan nilai gain tertinggi pada atribut angsuran sebesar 1.52904, diikuti jumlah pinjaman 1.34948, riwayat kredit 0.94110, dan status pekerjaan 0.66048.

	W	X	Y	Z	AA	AB
1		JML KASUS	LAYAK	TIDAK LAYAK	ENTROPY	GAIN
2	TOTAL	50	31	19	0.95804	
3						
4	STATUS PEKERJAAN					0.02048
5	TETAP	34	23	11	0.90817	
6	TIDAK TETAP	16	8	8	1	
7						
8	RIWAYAT KREDIT					0.06635
9	BAIK	28	21	7	0.81127	
10	BURUK	22	10	12	0.99403	
11						
12	ANGSURAN					0.38703
13	<= SURPLUS	39	31	8	0.73206	
14	> SURPLUS	11	0	11	0	
15						
16	JUMLAH PINJAMAN					0.10354
17	<= JAMINAN	37	27	10	0.84185	
18	> JAMINAN	13	4	9	0.89049	

Gambar 6. Perhitungan Entropy dan Information Gain

4.2. Hasil Desain Sistem

Berdasarkan perhitungan entropy dan gain, dihasilkan struktur pohon keputusan dengan atribut angsuran sebagai root node karena memiliki nilai gain tertinggi.



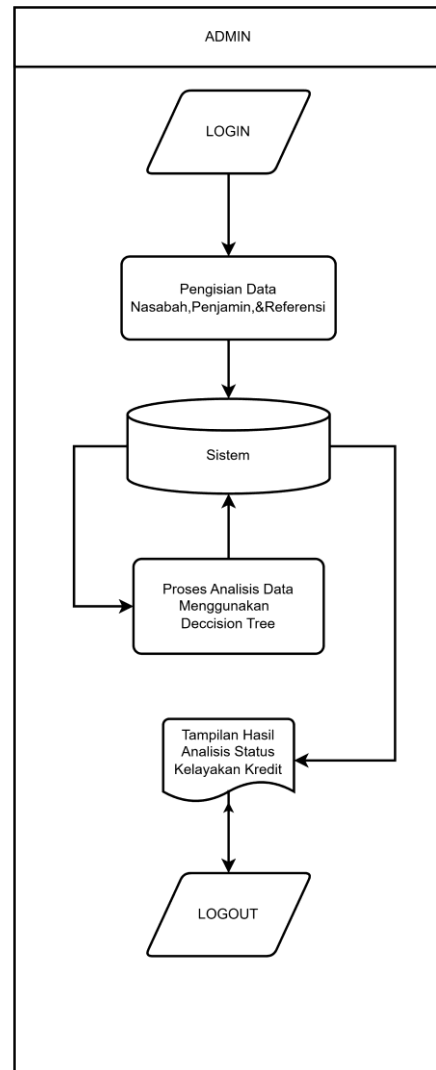
Gambar 7. Struktur Pohon Keputusan

Gambar 7 memvisualisasikan struktur pohon keputusan final yang telah terbentuk berdasarkan hasil perhitungan entropy dan gain, dapat disimpulkan bahwa proses dimulai dari node root yaitu penilaian kemampuan membayar angsuran, dilanjutkan dengan evaluasi jaminan, pemeriksaan riwayat kredit, hingga verifikasi status pekerjaan. Setiap tahap memiliki dua kemungkinan hasil (YES/NO) yang akan menentukan apakah pemohon "LAYAK" atau "TIDAK LAYAK" menerima pinjaman.

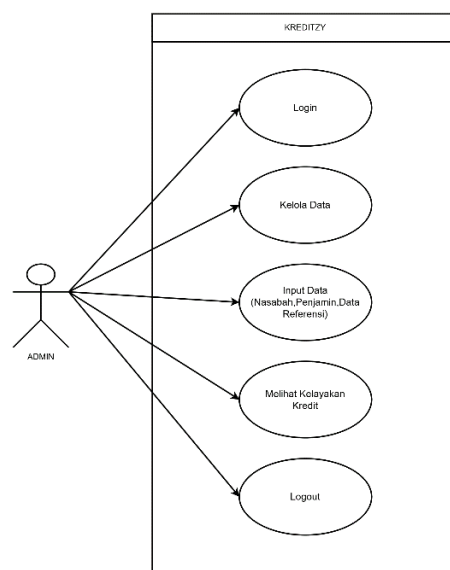
4.3. Perancangan sistem menggunakan tiga diagram UML

Gambar 8 menunjukkan flowchart yang menggambarkan alur kerja sistem admin dalam proses prediksi kelayakan kredit. Setelah melakukan login, admin dapat melakukan pengisian data nasabah, penjamin, dan referensi yang kemudian disimpan ke dalam sistem. Selanjutnya sistem akan melakukan proses analisis data menggunakan metode Decision Tree untuk menentukan kelayakan kredit. Hasil analisis ditampilkan dalam bentuk status kelayakan kredit, dan alur aktivitas berakhir pada proses logout dari sistem.

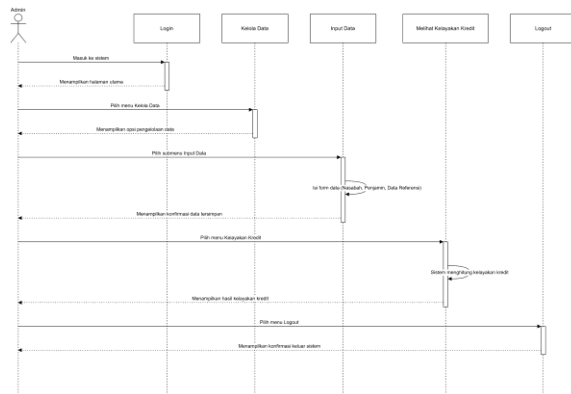
Gambar 9 menampilkan use case diagram yang menggambarkan sebuah aplikasi pengelolaan kredit dengan admin sebagai pengguna utamanya. Sistem menyediakan lima fungsi utama yang terdiri dari kemampuan login untuk akses sistem, pengelolaan data untuk manajemen informasi, fitur input data khusus untuk memasukkan informasi nasabah, penjamin dan referensi, fungsi pemeriksaan kelayakan kredit untuk menilai pengajuan, serta fitur logout untuk mengakhiri sesi.



Gambar 8. Flowchart

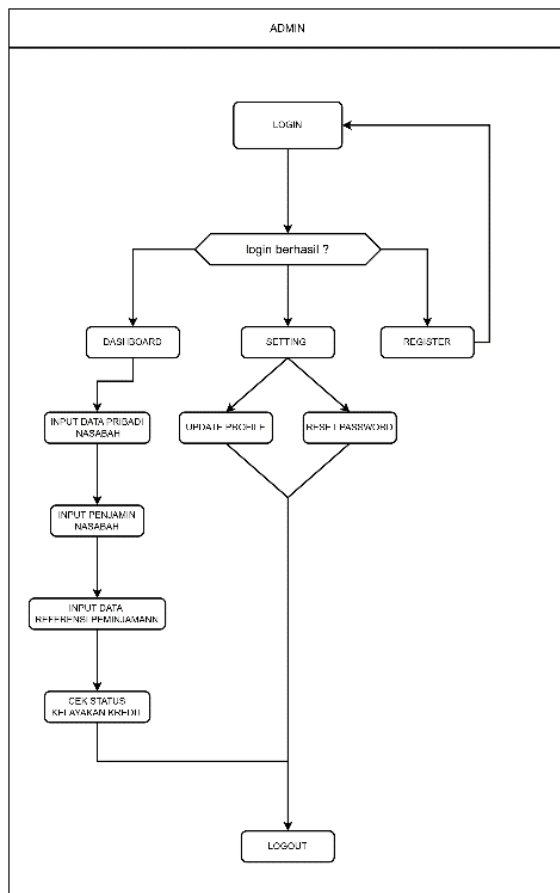


Gambar 9. Use Case Diagram



Gambar 10. Sequence Diagram

Gambar 10 menampilkan sequence diagram yang menggambarkan interaksi antara ADMIN dengan sistem yang terdiri dari lima komponen utama: Login, Kelola Data, Input Data, Cek Kelayakan Kredit, dan Logout. Alur interaksi dimulai dari admin melakukan login ke sistem hingga proses logout, dengan aktivitas utama berupa pengelolaan data, input data (nasabah, penjamin, data referensi), dan pengecekan kelayakan kredit. Setiap interaksi menghasilkan respons sistem berupa tampilan atau konfirmasi yang sesuai dengan aksi yang dilakukan admin.



Gambar 11. Activity Diagram

Gambar 11 menunjukkan activity diagram yang menggambarkan alur kerja sistem admin yang terdiri

dari tiga jalur utama setelah proses login: dashboard, setting, dan register. Pada dashboard, terdapat rangkaian aktivitas input data nasabah dan pengecekan kelayakan kredit. Setting memungkinkan admin untuk mengupdate profil dan reset password. Register berfungsi untuk pendaftaran pengguna baru. Seluruh alur aktivitas berakhir pada proses logout.

4.4. Tampilan Sign Up

Gambar 12. Tampilan Sign Up

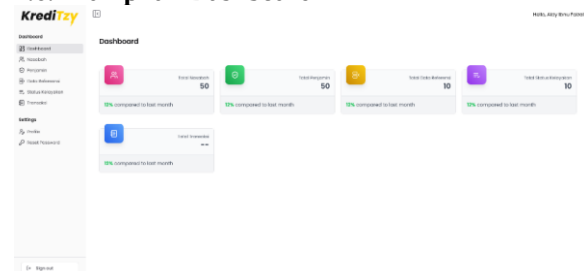
Gambar 12 Halaman sign up menampilkan form registrasi dengan empat kolom input untuk nama, email, password (dengan persyaratan huruf besar-kecil, angka, simbol, dan minimal 8 karakter), serta konfirmasi password. Dilengkapi tombol register di bagian kanan bawah. Tersedia juga link "Sign In here" untuk pengguna yang sudah memiliki akun.

4.5. Tampilan Sign In

Gambar 13. Sign In

Gambar 13 Halaman sign in menampilkan form login dengan dua kolom input untuk email dan password, dilengkapi tombol login di bagian kanan bawah. Tersedia juga link "Sign Up here" untuk membuat akun baru.

4.6. Tampilan Dashboard



Gambar 14. Tampilan Dashboard

Gambar 14 Halaman dashboard menampilkan statistik utama total nasabah, total penjamin, data referensi, status kelayakan, dan juga total transaksi. Di

sebelah kiri terdapat menu navigasi dengan pilihan Dashboard, Nasabah, Penjamin, Data Referensi, Status Kelayakan, Transaksi, serta pengaturan profil dan password.

4.7. Tampilan Pendaftaran Nasabah Baru

Gambar 15. Tampilan Pendaftaran Nasabah Baru

Gambar 15 Modal pendaftaran nasabah baru menampilkan form dengan kolom input untuk nama, NIK, alamat KTP, alamat tempat tinggal, pekerjaan, dan nomor HP. Terdapat instruksi untuk mengisi data sesuai dokumen identitas resmi, dengan tombol "Batal" dan "Add" di bagian bawah.

4.8. Tampilan Dashboard Nasabah

No	Nama	NIK	Nomor HP	Pekerjaan	
1	Jani Dwi 1	5504575010045	0815485000	Occupation 1	...
2	Jani Dwi 2	5504575010045	0815485000	Occupation 2	...
3	Jani Dwi 3	5504575010045	0815485000	Occupation 3	...
4	Jani Dwi 4	5504575010045	0815485000	Occupation 4	...
5	Jani Dwi 5	5504575010045	0815485000	Occupation 5	...
6	Jani Dwi 6	5504575010045	0815485000	Occupation 6	...
7	Jani Dwi 7	5504575010045	0815485000	Occupation 7	...
8	Jani Dwi 8	5504575010045	0815485000	Occupation 8	...
9	Jani Dwi 9	5504575010045	0815485000	Occupation 9	...
10	Jani Dwi 10	5504575010045	0815485000	Occupation 10	...

Gambar 16. Tampilan Dashboard Nasabah

Gambar 16 Halaman nasabah menampilkan tabel data dengan kolom nomor, nama, NIK, nomor HP, dan pekerjaan. Terdapat kolom pencarian dan tombol "Add" untuk menambahkan data nasabah baru di bagian atas tabel.

4.9. Tampilan Dashboard Detail Nasabah

Gambar 17. Tampilan Dashboard Detail Nasabah

Gambar 17 Halaman detail nasabah menampilkan informasi pribadi nasabah seperti nama, nomor identitas, dan kontak, serta data penjamin (nama, NIK, pekerjaan) dan referensi pinjaman (pendapatan dan sisa pinjaman anggota keluarga). Status kelayakan kredit nasabah juga tertera.

4.10. Tampilan Dashboard Penjamin Nasabah

No	Nama Penjamin	Nasabah yang dijamin	Hubungan Keluarga
1	Rahmatulhaq 1	Jani Dwi 1	Putranya
2	Rahmatulhaq 2	Jani Dwi 2	Putranya
3	Rahmatulhaq 3	Jani Dwi 3	Putranya
4	Rahmatulhaq 4	Jani Dwi 4	Putranya
5	Rahmatulhaq 5	Jani Dwi 5	Putranya
6	Rahmatulhaq 6	Jani Dwi 6	Putranya
7	Rahmatulhaq 7	Jani Dwi 7	Putranya
8	Rahmatulhaq 8	Jani Dwi 8	Putranya
9	Rahmatulhaq 9	Jani Dwi 9	Putranya
10	Rahmatulhaq 10	Jani Dwi 10	Putranya

Gambar 18. Tampilan Dashboard Penjamin Nasabah

Gambar 18 Halaman penjamin nasabah menampilkan tabel dengan kolom nomor, nama penjamin, nasabah yang dijamin, dan hubungan keluarga. Dilengkapi kolom pencarian dan tombol "Add" di bagian atas tabel.

4.11. Tampilan Pendaftaran Penjamin Baru

Gambar 19. Tampilan Pendaftaran Penjamin Baru

Gambar 19 Modal pendaftaran penjamin baru menampilkan form dengan field pilihan nasabah, nama, NIK, alamat KTP, alamat tinggal, pekerjaan, nomor HP, dan hubungan keluarga. Terdapat tombol "Cancel" dan "Add" di bagian bawah.

4.12. Tampilan Data Referensi Nasabah

No	Nasabah	Jumlah Pinjaman	Sisa Pinjaman
1	Jani Dwi 1	Rp 5.000.000	Rp 3.000.000
2	Jani Dwi 2	Rp 1.000.000	Rp 1.000.000
3	Jani Dwi 3	Rp 5.000.000	Rp 4.000.000
4	Jani Dwi 4	Rp 5.000.000	Rp 1.000.000
5	Jani Dwi 5	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000
6	Jani Dwi 6	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000
7	Jani Dwi 7	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000
8	Jani Dwi 8	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000
9	Jani Dwi 9	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000
10	Jani Dwi 10	Rp 5.000.000	Rp 5.000.000

Gambar 20. Tampilan Data Referensi Nasabah

Gambar 20 Halaman data referensi nasabah menampilkan tabel informasi kredit nasabah dengan data surplus, jumlah pinjaman, jangka waktu, dan angsuran. Terdapat kolom pencarian dan tombol "Add" di bagian atas dengan catatan untuk memastikan nasabah memiliki penjamin sebelum menambah data referensi.

4.13. Tampilan Pendaftaran Data Referensi

Gambar 21. Tampilan Pendaftaran Data Referensi

Gambar 21 Modal data referensi baru menampilkan form dengan field pilihan nasabah, pendapatan dan pengeluaran bulanan, status pekerjaan, riwayat kredit, taksiran jaminan, nilai pinjaman yang diajukan, dan jangka waktu pinjaman. Dilengkapi tombol "Cancel" dan "Add".

4.14. Hasil Pengujian

Pengujian sistem dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi sistem dengan penilaian manual pihak KSU Syariah Muhammadiyah.

Gambar 22. Hasil Prediksi Penilaian Manual

Gambar 23. Hasil Prediksi Sistem Web

Pada Gambar 22 dan Gambar 23 hasil pengujian menunjukkan tingkat kesesuaian sebesar 99% dari 50 data yang diuji, dengan 50 data menunjukkan hasil prediksi yang sesuai dengan penilaian manual KSU. Tingkat kesesuaian ini mengindikasikan bahwa sistem yang dikembangkan mampu menghasilkan prediksi yang sejalan dengan standar penilaian kelayakan kredit KSU Syariah Muhammadiyah.

4.15. Hasil Pemeliharaan

Sistem prediksi kelayakan kredit yang telah diimplementasikan memerlukan pemeliharaan berkala untuk menjaga efektivitas dan relevansinya. Pemeliharaan sistem dilakukan melalui monitoring performa yang mencakup pemantauan kinerja sistem melalui dashboard admin, evaluasi waktu respon, dan pemeriksaan keakuratan prediksi secara berkala.

Dalam aspek pembaruan data, sistem secara rutin melakukan penambahan data kredit baru ke dalam dataset, melakukan evaluasi dan penyesuaian bobot atribut sesuai kebutuhan, serta memperbarui kategori data sesuai dengan kebijakan terbaru KSU. Penyesuaian sistem juga dilakukan meliputi perbaikan bug dan error yang ditemukan, serta optimasi performa.

Dokumentasi pemeliharaan dilakukan secara menyeluruh dengan mencatat setiap perubahan dan pembaruan. Berdasarkan hasil pemeliharaan yang dilakukan, sistem menunjukkan performa yang stabil dan mampu memberikan prediksi yang konsisten sesuai dengan standar penilaian yang ditetapkan oleh KSU Syariah Muhammadiyah.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa implementasi algoritma Decision Tree-ID3 untuk sistem prediksi kelayakan kredit berbasis web di KSU Syariah Muhammadiyah telah berhasil dikembangkan menggunakan framework Next.js dengan tingkat akurasi mencapai 99% dari 50 data yang diuji. Sistem berhasil mengotomatisasi proses penilaian kredit melalui empat atribut utama yaitu jumlah pinjaman, angsuran, status pekerjaan, dan riwayat kredit, yang menghasilkan prediksi lebih efisien dengan rata-rata waktu pemrosesan 2 menit per pengajuan. Sistem ini telah dilengkapi dengan antarmuka yang komprehensif untuk pengelolaan data nasabah, penjamin, dan referensi kredit. Saran dari penelitian ini untuk pengembangan selanjutnya dapat menambahkan fitur machine learning yang mampu melakukan pembelajaran secara berkelanjutan dari data baru, serta mengembangkan dashboard analitik yang lebih detail untuk monitoring portofolio kredit.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 17 Tahun 2012 tentang Perkoperasian, *Lembaran Negara Republik Indonesia*, 2012.

-
- [2] DSN-MUI, "Fatwa DSN-MUI tentang Pembiayaan Syariah," *Majelis Ulama Indonesia*, Jakarta, 2023.
- [3] A. S. Rusydiana and A. Devi, "Islamic Cooperative Development: An Interpretative Structural Modeling Approach," *Journal of Islamic Economics*, vol. 15, no. 2, pp. 125-142, 2023.
- [4] A. Kadir, *Pengenalan Sistem Informasi*, Edisi Revisi. Yogyakarta: Andi Offset, 2021.
- [5] Vercel, "Next.js Documentation," *Vercel Documentation*, 2024. [Online]. Available: <https://nextjs.org/docs>.
- [6] Setio, P.B.N., Saputro, D.R.S., & Winarno, B. "Klasifikasi dengan Pohon Keputusan Berbasis Algoritme C4.5," *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika* 3, 64-71, 2020.
- [7] Kelvin, B. Mulyawan, and T. Sutrisno, "Penerapan Algoritma C4.5 Untuk Penerimaan Kelayakan Kredit Pada Koperasi," *Jurnal Ilmu Komputer dan Sistem Informasi*, vol. 9, no. 2, pp. 109-115, 2023.
- [8] A. Roziqi and N. Izzati, "Implementasi Algoritma C4.5 untuk Sistem Kredit Scoring Bank," *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 8, no. 2, pp. 145-152, 2021.
- [9] M. Ahmad, S. Rahman, and A. Malik, "Decision Tree-Based Credit Scoring System: A Case Study of Indonesian Bank," *International Journal of Computer Applications*, vol. 182, no. 4, pp. 25-31, 2022.
- [10] F. Rahman, H. Susilo, and R. Wati, "Sistem Pendukung Keputusan Pembiayaan Syariah Menggunakan Metode SAW," *Jurnal Sistem Informasi dan Teknologi*, vol. 4, no. 1, pp. 28-35, 2023.
- [11] B. Susanto, D. Prasetyo, and E. Wijaya, "Comparative Analysis of Classification Algorithms for Credit Scoring," *Journal of Information Systems Engineering and Business Intelligence*, vol. 7, no. 2, pp. 112-121, 2021.