



Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri

**MODEL KLASIFIKASI UNTUK MENENTUKAN KELAYAKAN
KREDIT NASABAH PADA BANK GERMAN**

LAPORAN SIB MANDIRI

Siti Fadila Siregar

0110223245

PTeknik Informatika

Jl. Situ Indah No. 116, Tugu, Cimanggis, Depok, Jawa Barat.

2025/2026



Sekolah Tinggi Teknologi Terpadu Nurul Fikri

**MODEL KLASIFIKASI UNTUK MENENTUKAN KELAYAKAN
KREDIT NASABAH PADA BANK GERMAN**

LAPORAN SIB MANDIRI

**Siti Fadila Siregar
0110223245**

**Teknik Informatika
Jl. Situ Indah No. 116, Tugu, Cimanggis, Depok, Jawa Barat.
2025/2026**

HALAMAN PENGESAHAN

MODEL KLASIFIKASI UNTUK MENENTUKAN KELAYAKAN KREDIT NASABAH PADA BANK GERMAN

Oleh:

Siti Fadila Siregar

0110223245

disetujui dan disahkan sebagai

Laporan Akhir Studi Independen Bersertifikat Mandiri

PT Nurul Fikri Cipta Inovasi (NF Academy)

Pembimbing

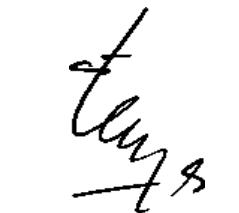
Dosen Pembimbing



Dr. Lukman Rosyidi, S.T., M.M., M.T.

NIDN: 0421117805

Mentor SIB Mandiri



SUGANDI, S.T.

NIP: 1 060476 101

KATA PENGANTAR

Puji Syukur kehadirat Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat, taufik, dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan ini sebagai bagian dari kegiatan Studi Independent Data Codeless di NF Acedemy

Penyusunan Laporan ini bentuk pertanggung jawabam atas seluruh proses pembelajaran, praktik dan proyek yang telah dilaksanakan selama mengikuti program Studi Independen. Melalui program Data Codeless ini, penulis banyak memperoleh banyak pengalaman baru dalam memahami konsep pengolahan data, penggunaan berbagai tools pendukung, serta penerapan keterampilan praktis dalam penyelesaian masalah berbasis data.

Dalam penyusunan laporan ini, penulis banyak mendapat dukungan, bimbingan dan arahan dari berbagai pihak, oleh karena itu penulis ingin menyampaikan ucapan terimah kasih yang sebesar-besarnya kepada

- NF Academy, yang telah menyediakan fasilitas pembelajaran dan lingkungan belajar yang kondusif selama program berlangsung.
- Mentor Data Codeless Pak Sugandi, S.T. yang telah membimbing dan memberikan ilmu serta wawasan yang sangat bermanfaat dalam proses belajar.
- Seluruh rekan peserta Studi Independen, atas kerja sama, dukungan, dan diskusi yang memperkaya pemahaman selama mengikuti program.
- Orang tua dan teman-teman, yang selalu memberikan dukungan moral serta motivasi hingga program ini dapat diselesaikan dengan baik.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat diharapkan demi penyempurnaan di masa mendatang. Semoga laporan ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta menjadi dokumentasi yang bermanfaat mengenai perjalanan belajar selama mengikuti Studi Independen Data Codeless di NF Academy.

Depok , 26 Desember 2025,



Siti Fadila Siregar

ABSTRAK

Nama : Siti Fadila Siregar
NIM : 0110223245
Program Studi : Teknik Informatika
Judul : Model Klasifikasi untuk Menentukan Kelayakan Kredit Nasabah pada Bank German

Pemberian kredit merupakan salah satu aktivitas lembaga keuangan yang memiliki resiko tinggi, terutama resiko terjadinya macet akibat kesalahan dalam menilai kelayakan calon nasabah. Oleh karena itu, diperlukan sistem pendukung keputusan berbasis data yang mampu membantu lembaga keuangan dalam melakukan penilaian kredit secara objektif dan akurat. Proyek akhir ini bertujuan untuk membangun serta membandingkan model klasifikasi kelayakan kredit nasabah menggunakan algoritma Logistic Regression dan Random Forest dengan memanfaatkan dataset German Credit.

Metodologi yang digunakan dalam pengerjaan proyek ini adalah CRISP-DM yang meliputi tahapan Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, dan Evaluation. Proses analisis dan pemodelan data dilakukan menggunakan aplikasi KNIME. Dataset German Credit yang digunakan terdiri dari data numerik dan kategorikal yang merepresentasikan kondisi finansial, riwayat kredit, serta karakteristik pribadi nasabah. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan metrik klasifikasi berupa accuracy, precision, recall, dan confusion matrix.

Kata kunci : *Klasifikasi Kredit, German Credit, Logistic Regression, Random Forest, CRISP-DM, KNIME.*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	i
KATA PENGANTAR.....	ii
ABSTRAK	iii
DAFTAR GAMBAR	vi
DAFTAR TABEL	vii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang Proyek Akhir	1
1.2 Permasalahan Proyek Akhir	2
1.3 Tujuan dan Manfaat Proyek Akhir	2
1.4 Batasan Masalah Proyek Akhir	3
BAB II LINGKUNGAN PELAKSANAAN PROYEK.....	4
2.1 Informasi Mitra SIB Mandiri.....	4
2.2 Susunan Tim Pelaksana Proyek.....	5
2.3 Deskripsi Pekerjaan:	6
2.4 Lingkup Pekerjaan	7
BAB III ANALISIS DAN PERANCANGAN SOLUSI.....	8
3.1 Analisis Kebutuhan.....	8
3.2 Rancangan Solusi.....	9
BAB IV IMPLEMENTASI SOLUSI.....	10
4.1 Pelaksanaan Implementasi Solusi.....	10
4.2 Bukti-Bukti Hasil Pekerjaan	11
BAB V EVALUASI HASIL PENERAPAN/PENGUJIAN SOLUSI.....	14
5.1 Parameter Pengukuran Keberhasilan Solusi	14

5.2	Hasil Pengukuran Keberhasilan Solusi.....	19
BAB VI	RETROSPEKSI PELAKSANAAN PROYEK.....	22
6.1	Penerapan Nilai Kerjasama dalam Proyek	22
6.2	Penerapan Nilai Kepemimpinan dalam Proyek	22
BAB VII	KESIMPULAN DAN SARAN	24
7.1	Kesimpulan	24
7.2	Saran	25
DAFTAR REFERENSI.....		26
LAMPIRAN		27
A.	Screenshot dan Alamat URL Video Presentasi	27
B.	Transkrip Nilai dari Mitra/Mentor	27
C.	Logbook Kegiatan	28

DAFTAR GAMBAR

Gambar 1 Logo Mitra SIB dan atau Mitra Proyek Akhir.....	5
Gambar 2 Gambar workflow german credit.....	11
Gambar 3 Workflow Data Preparation	12
Gambar 4 Workflow Model Random Forest.....	12
Gambar 5 Workflow Model Logistic Regression.....	12
Gambar 6 Evaluasi Model Random forest	13
Gambar 7 Evaluasi Model Logistic regression.....	13
Gambar 8 Deployment Uji data baru dan Evaluasi	13
Gambar 9 Confusion Matrix Random Forest	15
Gambar 10 Visualisasi ROC Curve Random Forest	15
Gambar 11 Confusion Matrix Logistic Regression	17
Gambar 12 Visualisasi ROC Logistic Regression.....	18
Gambar 13 Uji Data Baru Confusion Matrix	18
Gambar 14 Uji Data Baru Visualisasi ROC Curve	19

DAFTAR TABEL

Tabel 1 Daftar kebutuhan	10
Tabel 2 Confusion Matrix Random Forest.....	15
Tabel 3 Confusion Matrix Logistic Regression.....	16

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Proyek Akhir

Pemberian kredit merupakan salah satu aktivitas utama lembaga keuangan yang memiliki resiko tinggi, terutama resiko terjadinya kredit macet. Kesalahan dalam menilai kelayakan calon nasabah dapat berdampak pada kerugian finansial dan tergantunnya stabilitas operasional lembaga keuangan. Oleh karena itu, diperlukan system penilaian kredit yang akurat dan berbasis data untuk membantu pengambilan keputusan secara objektif dan konsisten. [1]

Lembaga keuangan masih menghadapi permasalahan dalam menentukan kelayakan kredit calon nasabah secara akurat. Proses penilaian kredit yang belum sepenuhnya berbasis analisis data berpotensi menimbulkan kesalahan klasifikasi, yaitu pemberian kredit kepada masabah berisiko tinggi (Bad Credit) atau penolakan nasabah yang sebenarnya layak (Good Credit). Kondisi ini dapat meningkatkan resiko kredit macet serta menurunkan efektivitas pengelolaan resiko. Salah satu dataset yang banyak digunakan dalam penelitian risiko kredit adalah German Credit Dataset. Dataset ini terdiri dari 1.000 data nasabah dengan 20 atribut numerik dan kategorikal yang menggambarkan kondisi finansial, riwayat kredit, serta karakteristik pribadi nasabah. Dataset ini memiliki dua kelas target, yaitu Good Credit dan Bad Credit, dengan distribusi sekitar 70% Good Credit dan 30% Bad Credit, yang mencerminkan kondisi nyata dalam kasus penilaian kredit. [2]

Permasalahan utama dalam proyek akhir ini adalah belum optimalnya pemanfaatan data historis kredit dalam proses seleksi calon nasabah, sehingga keputusan kredit yang dihasilkan berpotensi kurang akurat. Penerapan algoritma klasifikasi seperti Logistic Regression dan Random Forest diharapkan dapat meningkatkan akurasi prediksi kelayakan kredit serta mengidentifikasi nasabah berisiko sejak tahap awal

Oleh karena itu, proyek akhir ini bertujuan membangun model klasifikasi berbasis machine learning untuk mengurangi risiko kredit macet, meningkatkan kualitas

pengambilan keputusan, serta mendukung manajemen risiko yang lebih data-driven.

1.2 Permasalahan Proyek Akhir

- Penerapan algoritma Random Forest dan Logistic Regression dalam klasifikasi kelayakan kredit nasabah menggunakan dataset German Credit.
- Membandingkan performa algoritma Random Forest dan Logistic Regression dalam menghasilkan prediksi kelayakan kredit?

1.3 Tujuan dan Manfaat Proyek Akhir

Membantu lembaga keuangan dalam menentukan kelayakan kredit calon nasabah secara lebih akurat berdasarkan kondisi finansial, riwayat kredit, dan karakteristik peribadi nasabah, sehingga resiko kredit macet dapat diminimalkan. Untuk mencapai tujuan tersebut, dilakukan perancangan dan pembangunan model klasifikasi kredit menggunakan algoritma Random Forest dan Logistic Regression dengan memanfaatkan dataset German Credit.

Tujuan dari penggerjaan proyek ini adalah sebagai berikut:

1. Memahami cara merancang dan menghasilkan rancangan sistem pendukung keputusan kelayakan kredit yang dapat membantu lembaga keuangan dalam mengidentifikasi nasabah berisiko sejak tahap awal, sehingga risiko kredit macet dapat diminimalkan dan proses seleksi kredit menjadi lebih efisien.
2. Memahami cara menerapkan hasil rancangan menjadi model klasifikasi kredit berbasis data untuk mendukung pengambilan keputusan pemberian pinjaman yang lebih akurat serta memperkuat penerapan manajemen risiko berbasis data (data-driven decision).
3. Memahami cara mengevaluasi hasil penerapan model Random Forest dan Logistic Regression guna mengetahui faktor-faktor yang berpengaruh terhadap risiko kredit, membandingkan performa kedua algoritma, serta menjadi dasar pengembangan dan evaluasi model prediksi kredit pada penelitian atau proyek selanjutnya.

Manfaat hasil penggerjaan proyek:

1. Bagi organisasi/lembaga keuangan, proyek ini dapat membantu mengurangi risiko kredit melalui identifikasi nasabah berisiko

sejak tahap awal, meningkatkan akurasi pengambilan keputusan pemberian pinjaman, mendukung manajemen risiko berbasis data (data-driven decision), serta meningkatkan efisiensi operasional dalam proses seleksi kredit nasabah.

2. Bagi keilmuan dan pengembangan analisis data, proyek ini memberikan pemahaman mengenai faktor-faktor yang berpengaruh terhadap risiko kredit, menyediakan perbandingan performa algoritma Logistic Regression dan Random Forest, serta menjadi dasar evaluasi dan pengembangan model prediksi kredit pada penelitian atau proyek selanjutnya.

1.4 Batasan Masalah Proyek Akhir

Untuk membatasi ruang lingkup pelaksanaan proyek akhir ini, maka ditetapkan batasan masalah sebagai berikut:

- Dataset yang digunakan terbatas pada dataset German Credit tanpa penggabungan dengan dataset lain.
- Metodologi yang digunakan dalam pelaksanaan proyek ini dibatasi pada CRISP-DM, meliputi tahapan Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modeling, dan Evaluation.
- Proses analisis menggunakan Knime
- Algoritma klasifikasi yang digunakan hanya Random Forest dan Logistic Regression.

BAB II

LINGKUNGAN PELAKSANAAN PROYEK

2.1 Informasi Mitra SIB Mandiri

PT Nurul Fikri Citoa Inovasi, yang dikenal dengan brand NF Academy, merupakan organisasi mantra penyelanggara studi Independen Bersertifikat(SIB). NF Acedemy bergerak dibidang pelatihan dan pendidikan teknologi informasi dan komunikasi , dan telah berkiprah lebih dari 29 tahun dalam mengembangkan komperensi sumber daya manusia sesuai kebutuhan industry. Organisasi ini menyediakan berbagai program pelatihan seperti bootcamp, skill-up, online training, corporate training, dan SIB Mandiri yang dirancang untuk mempersiapkan peserta menjadi professional dibidang IT dab digital. NF Academy memiliki struktur organisasi yang mendukung pelaksanaan program pelatihan, antara lain pengelola program, tim operasional, mentor, dan instruktur yang berpengalaman dibidangnya.

VISI

Menjadi institusi pelatihan yang kompeten dan profesional dibidang pendidikan teknologi dan komunikasi di Indoneisa.

MISI

- Menyedikan program pelatihan yang berkualitas dan relevan dengan kebutuhan industry.
- Mengembangkan sumber daya alam yang kompoten, professional dan berintegritas.
- Mendukung peningkatan ketrampilan digital melalui pembelajaran berbasis praktik dan proyek.



LOGO MITRA

Gambar 1 Logo Mitra SIB dan atau Mitra Proyek Akhir

2.2 Susunan Tim Pelaksana Proyek

Pelaksanaan proyek akhir ini dilakukan secara berkelompok dengan pembagian tugas yang disesuaikan dengan kebutuhan proyek. Tim pelaksana proyek terdiri dari beberapa anggota dengan peran dan tanggung jawab masing-masing sebagai berikut;

1. Siti Fadila Siregar - 0110223245
Asal Kampus : STT Terpadu Nurul Fikri
Peran : Ketua Kelompok
Tugas : Menyusun materi presentasi dan membangun workflow analisis data menggunakan knime
2. Meyrica Dianiken CIntami - 1152700026
Asal Kampus : Institut Teknologi Indonesia
Peran : Anggota
Tugas : Membangun workflow
3. Naila Fitriani Hidayat - 01102232086
Asal Kampus : STT Terpadu Nurul Fikri
Peran : Anggota
Tugas : Menyusun materi Presentasi
4. Ilham Rava Syah Putra - 0110223245
Asal Kampus : STT Terpadu Nurul Fikri
Peran : Anggota

Tugas : Menyusun Workflow

5. Muhammad Adzriel Husain - 1152700032

Asal Kampus : Institut Teknologi Indonesia

Peran : Anggota

Tugas : Menyusun Workflow

6. Adam Rizki Kurniawan - 062240352249

Asal Kampus : Politeknik Negeri Sriwijaya

Peran : Anggota

Tugas : Menyusun materi Presentasi

7. Daniswara Dwiputera Perwata - 2405012214180

Asal Kampus : Universitas Diponegros

Peran : Anggota

Tugas : Meyusun Materi Kelompok

2.3 Deskripsi Pekerjaan:

Selama pelaksanaan kegiatan studi Independen Bersertifikat (SIB) mandiri di NF Academy. Pengerjaan proyek akhir dilakukan secara berkelompok dengan pembagian tugas yang terkoordinasi. Setiap anggota tim berkontribusi sesuai dengan peran masing-masing untuk menyelesaikan proyek analisis kelayakan kredit secara menyeluruh.

- Tahap awal diawali dengan diskusi kelompok untuk memahami permasalahan bisnis dan tujuan proyek, pada tahap ini, tim bersama-sama memperlajari dataset German Credit, memahami atribut data dan menyepakati pendekatan analisis dan metodologi CRISP-DM.
- Tahap ke-2 melakukan proses pengelolahan dan persiapan data (data preprocessing) menggunakan knime. Melakukan pembersihan data, penanganan kategorikal melalui encoding, serta penyesuaian, format data.
- Tahap ke-3 Pembangunan model klasifikasi, merancang dan membangun model menggunakan algoritma Random forest dan Logistic Regression. Pembagian data latih dan data uji serta pengaturan

parameter model. Dan hasil dari masing- masing model kemudian dibahas untuk memasukan kesesuaian dengan tujuan proyek.

- Tahap ke-4 adalah Evaluasi performa model dengan menggunakan metric evaluasi seperti aurasi, precision, recall dan confusion matrix. Setelah itu akan membandingkan hasil evaluasi dari kedua algoritma untuk menentukan model peforma terbaik dalam memprediksi kelayakan nasabah dan menguji data baru.
- Tahap terakhir adalah Penyusunan presentasi proyek. Kegiatan ini mencangkup hasil dari algoritma dan tahapan crisp-dm dan disusun dalam presentasi laporan akhir.

Melalui pkerja kelompok ini, mahasiswa memperoleh pengalaman kolaborasi, komunikasi, dan pembagian tugas yang relawan.

2.4 Lingkup Pekerjaan

Lingkup pekerjaan mitra tempat pelaksanaan pembelajaran, yaitu Nurul Fikri Academy, berfokus pada penyelenggaraan pembelajaran dan pendamping di bidang teknologi informasi, khususnya Data Codeless. Mitra memberikan materi, studi kasus , serta arahan teknis yang mendukung penerapan metodologi analisis data dalam penyelesaian proyek berbasis kebutuhan indutri.

Berdasarkan lingkup tersebut, proyek akhir difokuskan pada analisis kelayakan kredit sebagai kebutuhan organisasi objek proyek, yaitu lembaga keuangan. Pekerjaan proyek meliputi penerapan metodologi CRISP-DM, preprocessing dataset German Credit, pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma Logistic Regression dan Random Forest, serta evaluasi performa model melalui metrik klasifikasi menggunakan KNIME. Ruang lingkup proyek dibatasi pada analisis dan pemodelan data tanpa implementasi sistem operasional.

BAB III

ANALISIS DAN PERANCANGAN SOLUSI

Analisis kebutuhan dan perancangan solusi yang digunakan dalam proyek akhir Model Klasifikasi untuk Menentukan Kelayakan Kredit Nasabah pada Bank German. Analisis kebutuhan dilakukan untuk mengidentifikasi permasalahan, Kebutuhan teknis, serta sumber daya yang diperlukan dalam pembangunan model klasifikasi kredit. Selanjutnya, perancangan solusi menjelaskan tahapan dan rancangan pendekatan yang digunakan untuk memenuhi kebutuhan tersebut, mulai dari pengolahan data hingga evaluasi model klasifikasi yang dihasilkan.

3.1 Analisis Kebutuhan

Berdasarkan hasil analisis permasalahan pada proyek akhir, diperoleh beberapa kebutuhan utama yang diperlukan untuk membangun solusi kelayakan kredit secara efektif. Kebutuhan tersebut meliputi kebutuhan data, kebutuhan teknis, serta kebutuhan sumber daya pendukung.

Dari sisi kebutuhan data, proyek ini membutuhkan dataset historis kredit yang mempermeseksikan kondisi nyata penilaian kredit nasabah. Dataset German Credit dipilih karena memiliki atribut relevan, terdiri dari data numerik dan kategorikal yang menggambarkan kondisi finansial, riwayat kredit, serta karakteristik pribadi nasabah.

Dari sisi kebutuhan teknis, diperlukan tools analisis data yang mampu melakukan proses data preprocessing, pemodelan klasifikasi, serta evaluasi performa model. KNIME digunakan sebagai tools utama karena menyediakan pendekatan analisis data berbasis visual (Codeless) serta mendukung sebagai algoritma klasifikasi seperti Random Forest dan Logistic Regression. Selain itu KNIME juga menyediakan metric evaluasi yang memadai untuk menilai performa model klasifikasi.

Metodologi CRISP-DM digunakan dalam proyek ini karena menyediakan alur kerja yang jelas, terstruktur, dan mudah diterapkan, sehingga membantu memastikan proses analisis data berjalan secara sistematis dan hasil yang diperoleh lebih akurat serta sesuai dengan kebutuhan bisnis. CRISP-DM memberikan tahapan

kerja yang runtut mulai dari pemahaman terhadap permasalahan bisnis hingga tahap deployment, sehingga analisis yang dilakukan menjadi lebih terarah, konsisten, dan dapat diterapkan kembali pada proyek sejenis di berbagai bidang. Selain itu, dari sisi kebutuhan proses analisis, proyek ini memerlukan metodologi yang mampu mengontrol setiap tahapan pengembangan model secara jelas.[3][4] Oleh karena itu, CRISP-DM digunakan sebagai kerangka kerja yang mencakup tahapan Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation, dan Deployment, sehingga seluruh proses pengembangan model klasifikasi dapat dilakukan secara terkontrol dan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan.

Dengan terpenuhinya seluruh kebutuhan tersebut, diharapkan solusi yang dibangun mampu menghasilkan model klasifikasi kredit secara lebih objectif dan berbasis data.

3.2 Rancangan Solusi

Berdasarkan hasil analisis kebutuhan yang telah dilakukan sebelumnya, solusi yang ditawarkan dalam proyek ini berupa pembangunan model Klasifikasi Kelayakan Kredit Nasbah. Model tersebut dibangun menggunakan algortima Random Forest dan Logistic Regression dengan pendekatan metodologi CRISP-DM sebagai kerangka kerja analisis data.

Secara umum rancangan solusi meliputi tahapan-tahapan berikut:

1. Pemahaman permasalahan bisnis tujuan analisis kelajyakan kredit.
2. Eksplorasi dan pemahaman dataset German Credit.
3. Proses data preprocessing yang mencakup pembersihan data dan encoding data kategorikal.
4. Pembangunan model klasifikasi menggunakan algoritma Randmo Forest dan Logistik Regression.
5. Evaluasi peforma model menggunakan metric akurasi, precision, recall dan confusion matrix.
6. Perbandingan hasil evaluasi untuk menentukan model dengan peforma terbaik.

Rancangan kebutuhan solusi ini dapat dirankum dengan table dibawah ini

Tabel 1 Daftar kebutuhan yang disediakan dalam proyek akhir

No	Jenis	Deskripsi Kebutuhan
1	Dataset	Dataset German Credit yang berisi data historis nasabah dengan atribut finansial dan karakteristik pribadi
2	Tools Analisis	KNIME
3	Metodologi	Metodologi CRISP-DM sebagai kerangka kerja analisis data
4	Algoritma	Logistic Regression dan Random Forest untuk klasifikasi kelayakan kredit
5	Metrik Evaluasi	Accuracy, precision, recall, dan confusion matrix untuk menilai performa model
6	Output	Model klasifikasi kelayakan kredit dan hasil evaluasi performa model

BAB IV

IMPLEMENTASI SOLUSI

Proses Pelaksanaan implementasi solusi yang dikembangkan berdasarkan hasil analisis kebutuhan dan perancangan solusi yang telah diuraikan pada bab III. Implementasi dilakukan dengan menerapkan tahapan-tahapan dalam metodologi CRISP-DM menggunakan tools KNIME sebagai media pengelolahan data. Proses ini mencakup pembangunan, pengujian, serta evaluasi model klasifikasi kelayakan kredit nasabah guna memastikan bahwa solusi yang dihasilkan sesuai dengan tujuan proyek dan mampu memberikan hasil yang optimal.

4.1 Pelaksanaan Implementasi Solusi

Pelaksanaan implementasi solusi dilakukan secara bertahap dan sistematis berdasarkan rancangan solusi yang telah disusun sebelumnya. Implementasi ini bertujuan untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi kelayakan kredit nasabah menggunakan metodologi CRISP-DM dengan memanfaatkan tools KNIME sebagai media pengelolahan data

1. Implementasi

Pelaksanaan implementasi dilakukan secara bertahap dan sistematis berdasarkan hasil analisis kebutuhan dan perancangan solusi yang disusun

sebelumnya. Diawali dengan pengumpulan dataset German Credit sebagai data utama proyek, yang kemudian dibaca kedalam tools KNIME untuk melakukan proses analisis dan pengelolahan data.

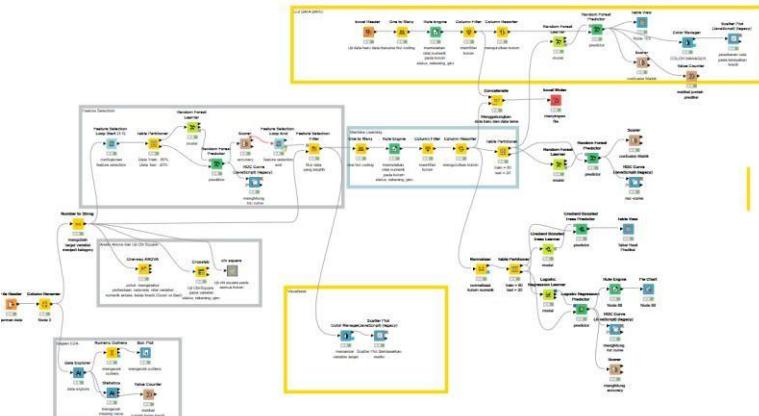
Preprocessing data yang bertujuan untuk menyiapkan data agar layak untuk digunakan dalam pemodelan. Proses ini meliputi proses pemeriksaan kualitas data untuk memastikan tidak terdapat nilai kosong, penanganan atribut kategorikal menggunakan teknik encoding dan one hot coding, serta penyesuaian data sesuai kebutuhan algoritma klasifikasi.

Setelah preprocessing, data selesai kita menggunakan feature selection untuk mengambil fitur penting untuk membangun model klasifikasi algoritma Random Forest dan Logistic Regression. Dataset dibagi menjadi dua yaitu data train dan data test untuk menjamin objektivitas evaluasi. Model yang telah dibangun kemudian dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan confusion matrix. Hasil evaluasi dari kedua algoritma dibandingkan untuk menentukan model dengan performa terbaik dalam memprediksi kelayakan kredit nasabah.

2. Kendala dan Solusi

Selama proses implementasi, kendala yang dihadapi adalah keterbatasan pemahaman awal terhadap alur kerja tools KNIME serta pengaturan parameter pada model klasifikasi. Kendala tersebut diatasi melalui diskusi internal tim, eksplorasi dokumentasi resmi KNIME, serta bimbingan dari mentor. Dengan upaya tersebut, proses implementasi dapat berjalan dengan baik dan seluruh tahapan dapat diselesaikan sesuai dengan tujuan proyek.

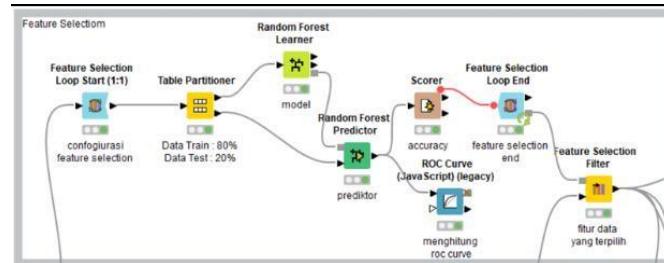
4.2 Bukti-Bukti Hasil Pekerjaan



Gambar workflow german credit

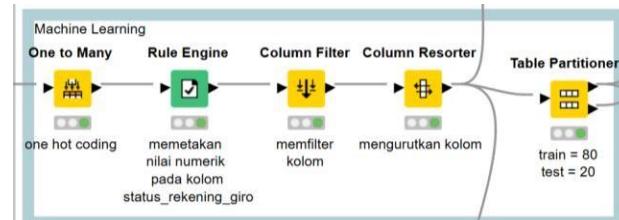
1. Data Preparation

- Feature Selection



Gambar data preparation

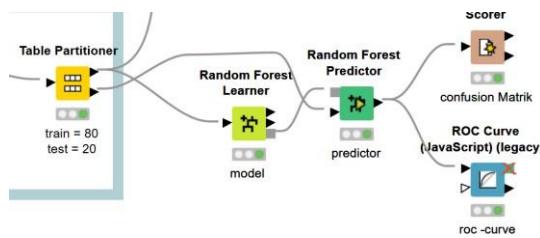
- Fitur Penting



Gambar data preparation

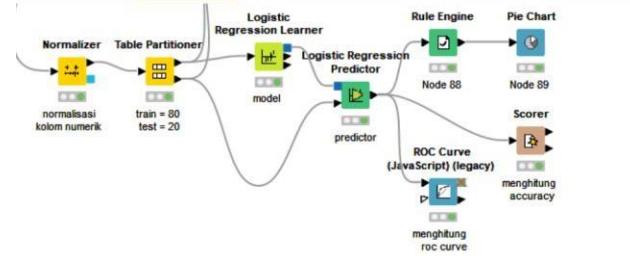
2. Modelling

- Random Forest



Gambar model random forest

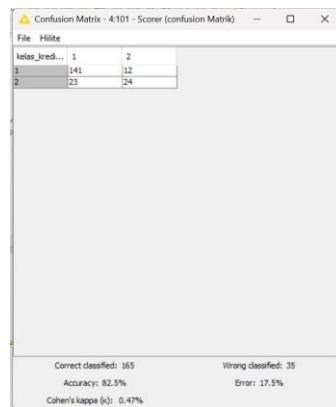
- Logistic Regression



Gambar model Logistic Regression

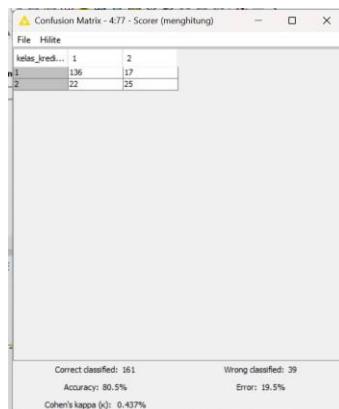
3. Evaluation

- Random Forest



Gambar Evaluasi random forest

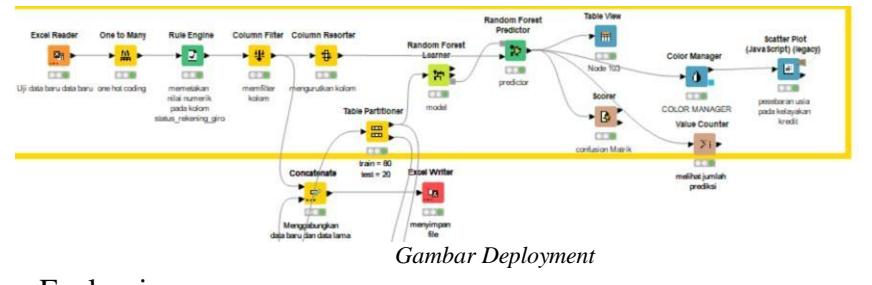
- Logistic Regression



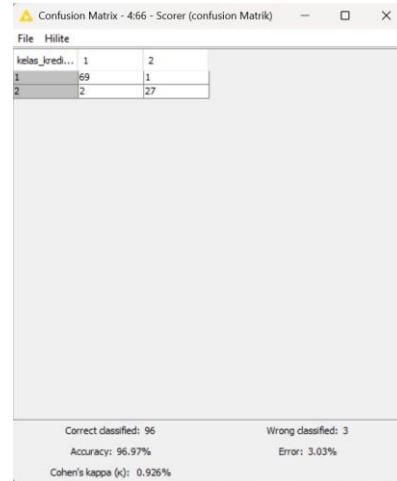
Gambar evaluasi logistic regression

4. Deployment

- Uji data baru



• Evaluasi



Gambar deployment

BAB V

EVALUASI HASIL PENERAPAN/PENGUJIAN SOLUSI

Hasil implementasi solusi yang telah dilakukan sebelumnya selanjutnya dievaluasi melalui proses pengujian dan penilaian. Evaluasi ini dilakukan oleh pelaksana proyek untuk mengetahui kinerja dan tingkat keberhasilan solusi yang dikembangkan, serta oleh pihak pengguna atau mitra sebagai bentuk umpan balik terhadap penerapan solusi tersebut. Proses evaluasi mencakup pengujian model klasifikasi menggunakan data uji untuk menilai performa sistem berdasarkan metrik yang relevan, seperti akurasi, presisi, recall, dan confusion matrix.

5.1 Parameter Pengukuran Keberhasilan Solusi

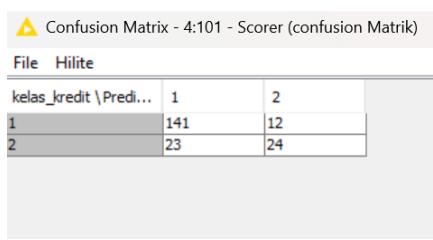
Keberhasilan solusi pada proyek ini diukur melalui proses pengujian dan evaluasi terhadap dua model klasifikasi kelayakan kredit yang dibangun, yaitu model Logistic Regression dan Random Forest. Penentuan parameter pengukuran dilakukan untuk emanilai serta membandingkan peforma kedua algoritma dalam memprediksi kelayakan kredit nasabah secara objektif dan terukur dan hasil deployment dengan menguji 100 data baru.

1. Random Forest

Tabel 2 Confusion Matrix Random Forest

Confusion Matrix	
Correct Classified	165
Accuracy	82.5%
Cohen's kappa (k)	0.47 %
Wrong classified error	35 17.5 %

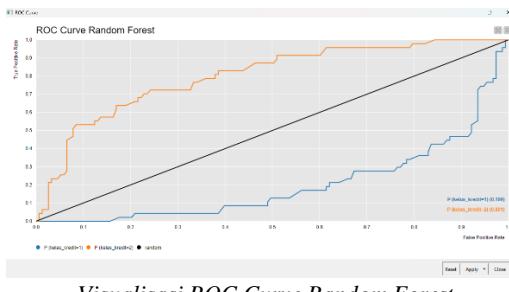
Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, model Random Forest menunjukkan kinerja yang cukup baik dalam mengklasifikasi kelayakan kredit nasabah. Model ini memperoleh nilai akurasi sebesar 82.5% yang berarti dari keseluruhan data uji, terdapat 165 data yang berhasil diprediksi dengan benar sedangkan 35 data lainnya masih mengalami kesalahan klasifikasi. Untuk mengukur tingkat kesepakatan antara hasil prediksi model dan label sebenarnya, digunakan nilai Cohen's Kappa yang menghasilkan skor sebesar 0,47. Nilai ini mengindikasikan bahwa tingkat kesepakatan berada pada kategori sedang, sehingga model dinilai cukup konsisten namun masih memiliki ruang untuk peningkatan performa.



Confusion matrix

Hasil evaluasi menggunakan confusion matrix menunjukkan bahwa mdel mampu mengklasifikasikan 141 nasabah dengan kategori Good Credit secara tepat.

Selain itu, sebanyak 24 nasabah dengan Bad Credit juga berhasil berhasil diprediksi sesuai dengan kelas sebenarnya. Namun demikian, masih terdapat kesalahan prediksi, yaitu 12 data Good Credit yang diklasifikasikan sebagai Bad Credit dan 23 data Bad Credit yang diprediksi sebagai Good Credit.



Evaluasi dilakukan menggunakan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic). Hasil kurva ROC menunjukkan bahwa nilai AUC (Area Under Curve) berada di atas garis diagonal acak, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan diskriminasi yang lebih baik dibandingkan tebakan acak. Meskipun nilai AUC belum mencapai kategori sangat tinggi, performa model tetap dapat dikatakan memadai.

Secara keseluruhan, pengguna algoritma Random Forest dengan kombinasi banyak pohon keputusan mampu menghasilkan prediksi yang relative stabil dan akurat. Model ini dinilai layak digunakan sebagai alat bantu dalam menentukan kelayakan kredit nasabah, meskipun diperlukan pengembangan lanjutan untuk meningkatkan akurasi dan kemampuan klasifikasi, khususnya pada kelas Bad Credit

2. Logistic Regression

Tabel 2 Confusion Matrix Logistic Regression

Confusion Matrix

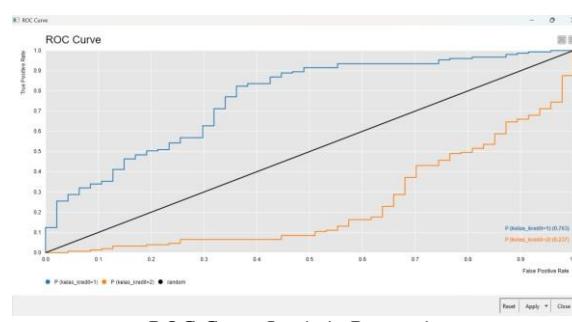
Correct Classified	161
Accuracy	80.5 %
Cohen's kappa (k)	0.43%
Wrong classified	39
error	19.5 %

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, algoritma Logistic Regression menghasilkan akurasi sebesar 80.5 %. Hasil ini menunjukkan bahwa dari seluruh data uji yang digunakan, sebanyak 161 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara 39 data lainnya masih mengalami kesalahan prediksi. Untuk menilai tingkat kesesuaian antara hasil prediksi model dan data actual, digunakan pengukuran Cohen's Kappa yang menghasilkan nilai sebesar 0,43. Nilai ini menunjukkan bahwa tingkat kesepakatan berada pada kategori sedang, namun sedikit lebih rendah dibandingkan dengan model Random Forest.

kelas_kredit	1	2
1	136	17
2	22	25

confusion matrix Logistic Regression

Evaluasi menggunakan confusion matrix memperlihatkan bahwa model mampu memprediksi 136 nasabah dengan kategori Good Credit secara tepat. Selain itu, terdapat 25 nasabah dengan kategori Bad Credit yang juga berhasil diklasifikasikan dengan benar. Di sisi lain, masih ditemukan kesalahan klasifikasi, yaitu 17 nasabah Good Credit yang diprediksi sebagai Bad Credit serta 22 nasabah Bad Credit yang diprediksi sebagai Good Credit.



ROC Curve Logistic Regression

Hasil pengujian menggunakan kurva ROC (Receiver Operating Characteristic), model Logistic Regression memperoleh nilai AUC sebesar 0,622. Nilai AUC ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan

pemisahan kelas yang cukup baik antara nasabah dengan kategori Good Credit dan Bad Credit. Nilai AUC berada di atas angka 0,5 yang merepresentasikan klasifikasi acak, sehingga dapat disimpulkan bahwa model mampu membedakan kedua kelas lebih baik dibandingkan dengan tebakan acak. Namun demikian, nilai AUC yang belum mendekati 1 menunjukkan bahwa kemampuan diskriminasi model masih terbatas dan belum optimal.

Dengan demikian, kurva ROC mengindikasikan bahwa Logistic Regression sudah mampu menangkap pola dasar pada data kredit, tetapi masih memiliki ruang untuk peningkatan performa, baik melalui optimasi parameter maupun pengolahan data lanjutan.

3. Uji 100 data baru menggunakan Algoritma Random forest

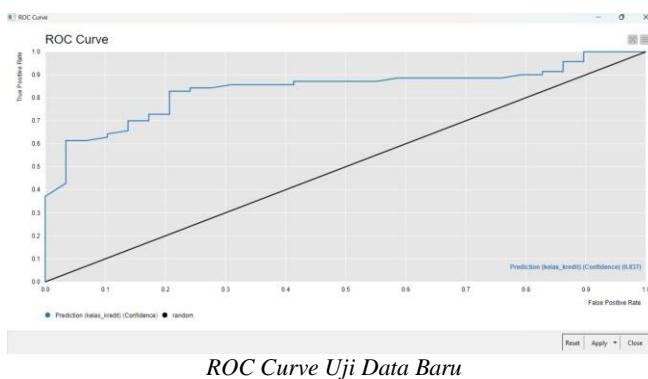
Pada tahap Deployment, model yang dilatih akan digunakan untuk melakukan prediksi pada data baru. Dalam proyek ini, model Random Forest yang sebelumnya dibangun diterapkan untuk memprediksi 100 data nasabah dan menentukan apakah termasuk kategori Good Credit atau Bad Credit.

Confusion Matrix - 3:66 - Scorer (conf)		Correct Classified	96
File Hilite		Accuracy	96,97%
kelas_kredi...		Cohen's Kappa (K)	0,926%
1	69	Wrong Classified	3
2	2	Error	3,03%
2	27		

Uji Data Baru confusion matrix

Hasil pengujian terhadap 100 data uji, model klasifikasi yang digunakan menghasilkan kinerja yang sangat baik . Dari keseluruhan data tersebut, sebanyak 96 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sedangkan 4 data lainnya mengalami kesalahan klasifikasi. Hal ini ditunjukkan oleh nilai akurasi sebesar 96,07%, yang menandakan bahwa model memiliki tingkat ketepatan prediksi yang tinggi. Hasil confusion matrix menunjukkan bahwa sebagian besar data pada masing-masing kelas berhasil diprediksi sesuai dengan label aktualnya. Jumlah kesalahan klasifikasi yang relatif kecil mengindikasikan bahwa model mampu membedakan kelas Good Credit dan Bad Credit dengan cukup konsisten. Selain akurasi, evaluasi juga dilakukan menggunakan Cohen's Kappa yang menghasilkan nilai sebesar 0,925. Nilai ini berada pada

kategori sangat kuat, yang menunjukkan tingkat kesepakatan yang tinggi antara hasil prediksi model dan data aktual, serta menandakan bahwa performa model tidak terjadi secara kebetulan. Tingkat kesalahan (error rate) yang dihasilkan sebesar 3,93%, menunjukkan bahwa proporsi prediksi yang keliru sangat rendah. Dengan demikian, model dapat dikatakan memiliki performa yang stabil dan andal dalam melakukan klasifikasi kelayakan kredit.



Nilai AUC sebesar 0,837 pada grafik ROC menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik. Nilai ini berada cukup jauh di atas 0,5 yang merepresentasikan tebakan acak, sehingga dapat disimpulkan bahwa model mampu membedakan kelas dengan tingkat keandalan yang tinggi. Semakin mendekati nilai 1, semakin baik kemampuan model dalam memisahkan kelas, sehingga nilai 0,837 mengindikasikan bahwa model sudah cukup efektif dalam membedakan data kredit yang berbeda, meskipun masih terdapat ruang untuk peningkatan performa.

5.2 Hasil Pengukuran Keberhasilan Solusi

Evaluasi terhadap solusi diimplementasikan dalam proyek ini lakukan untuk mengetahui sejauh mana model klasifikasi kelayakan kredit yang dibangun mampu mencapai tujuan yang ditetapkan. Pengujian dilakukan menggunakan dua algoritma, yaitu Random Forest dan Logistic Regression, dengan parameter evaluasi berupa akurasi , confusion matrix, Cohen's Kappa, serta ROC Curve (AUC). Selain itu, dilakukan pula pengujian pada data baru pada tahap deployment untuk menilai keandalan model dalam kondisi pengguna yang lebih nyata.

Hasil pengujian ini menunjukkan bahwa model Random Forest memiliki performa yang lebih baik dibandingkan dengan model Logistic Regression. Pada pengujian

awal, Random Forest memperoleh nilai akurasi sebesar 82,5%, yang berarti sebagian besar data uji berhasil diklasifikasikan dengan benar, nilai Cohen's Kappa sebesar 0,47 menunjukkan tingkat kesesuaian yang cukup antara hasil prediksi model dan data actual. Berdasarkan confusion matrix, model mampu mengklasifikasikan mayoritas data pada kelas Good Credit dan Bad Credit secara tepat, meskipun masih ditemukan beberapa kesalahan klasifikasi. Evaluasi menggunakan kurva ROC juga menunjukkan bahwa nilai AUC berada di atas garis diagonal, yang menandakan bahwa model memiliki kemampuan membedakan kelas yang lebih baik dibandingkan dengan tebakan acak.

Pada mode; logistic regression, hasil pengujian menunjukkan nilai akurasi sebesar 80,5 % dengan tingkat kesesuaian prediksi yang ditunjukkan oleh nilai Cohen's Kappa sebesar 0,43. Nilai ini masih berada pada kategori sedang, namun lebih rendah dibandingkan Random Forest. Hasil confusion matrix memperlihatkan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data Good Credit dan Bad Credit, tetapi jumlah kesalahan prediksi masih relative lebih tinggi. Nilai AUC sebesar 0,622 pada kurva ROC menunjukkan bahwa kemampuan model dalam memisahkan kedua kelas sudah cukup baik, tetapi belum optimal. Hal ini mengindikasikan bahwa Logistic Regression mampu menangkap pola dasar pada data German Credit, namun performanya masih terbatas.

Sebagai bentuk evaluasi lanjutan, dilakukan pengujian pada tahap deployment menggunakan 100 data baru dengan model Random Forest. Hasil pengujian ini menunjukkan peningkatan performanya yang signifikan, dengan tingkat akurasi mencapai 96,07%. Sebagian besar data berhasil diklasifikasikan dengan benar, dan hanya sebagian kecil data yang mengalami kesalahan prediksi. Nilai Cohen's Kappa 0,925 menunjukkan tingkat kesepakatan yang sangat kuat antara hasil prediksi dan data actual. Selain itu, nilai AUC sebesar 0,837 pada kurva ROC menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang baik dan stabil dalam membedakan kelas Good Credit dan Bad Credit.

Berdasarkan hasil evaluasi tersebut, dapat disimpulkan bahwa solusi yang diimplementasikan telah memenuhi tujuan proyek, yaitu menghasilkan model klasifikasi kelayakan kredit yang akurat dan dapat digunakan sebagai alat bantu

pegambilan keputusan. Model random forest terbukti memberikan hasil yang lebih konsisten dan andal, baik pada uji maupun data baru. Meskipun demikian, masih terdapat ruang untuk pengembangan lebih lanjut, terutama dalam meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data pada kelas Bad Credit. Pengembangan lanjutan dapat dilakukan melalui optimasi parameter, pengelolahan data dan tambahan, atau penggunaan metode lain untuk meningkatkan performa model keseluruhan.

BAB VI

RETROSPEKSI PELAKSANAAN PROYEK

6.1 Penerapan Nilai Kerjasama dalam Proyek

Nilai kerjasama tetap diterapkan selama pelaksanaan proyek akhir meskipun terdapat beberapa tantangan dalam dinamika tim. Secara umum, anggota tim berupaya berkontribusi sesuai dengan peran dan tanggung jawab yang telah disepakati, seperti pembangunan workflow analisis data, penyusunan materi presentasi, serta diskusi hasil analisis. Namun demikian, dalam pelaksanaannya terdapat satu hingga dua anggota tim yang memiliki keterbatasan kontribusi, sehingga tidak dapat terlibat secara optimal dalam seluruh tahapan proyek. Kondisi ini menyebabkan sebagian besar tanggung jawab teknis dan penyusunan proyek harus diambil alih oleh ketua tim agar target penyelesaian proyek tetap tercapai. Untuk mengatasi kondisi tersebut, ketua melakukan penyesuaian pembagian tugas dan meningkatkan komunikasi internal.

Diskusi kelompok tetap dilakukan secara terbuka untuk memastikan setiap keputusan yang diambil dipahami bersama. Anggota tim yang lebih aktif berupaya menjaga koordinasi dan saling mendukung agar proses pengerjaan proyek dapat berjalan dengan baik hingga selesai. Melalui pengalaman ini, tim memperoleh pembelajaran penting mengenai arti kerjasama, tanggung jawab, dan fleksibilitas dalam kerja kelompok, khususnya dalam menghadapi perbedaan tingkat kontribusi antar anggota demi mencapai tujuan proyek bersama.

6.2 Penerapan Nilai Kepemimpinan dalam Proyek

Nilai kepemimpinan diterapkan melalui peran ketua kelompok dalam mengoordinasikan kegiatan proyek. Ketua kelompok bertanggung jawab dalam mengatur pembagian tugas, memastikan progres proyek berjalan sesuai jadwal, serta menjadi penghubung antara tim dan mentor. Selain itu, kepemimpinan juga ditunjukkan melalui inisiatif dalam pengambilan keputusan teknis dan pemecahan masalah yang muncul selama proses pengerjaan. Dengan adanya kepemimpinan

yang baik, tim dapat tetap fokus pada tujuan proyek dan menyelesaikan seluruh tahapan dengan optimal.

BAB VII

KESIMPULAN DAN SARAN

7.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, implementasi, serta evaluasi yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa proyek pembangunan model klasifikasi kelayakan kredit nasabah telah berhasil dilaksanakan sesuai dengan tujuan yang telah ditetapkan. Proyek ini menerapkan metodologi CRISP-DM dengan memanfaatkan tools KNIME sebagai media pengolahan data dan pengembangan model klasifikasi. Tahap implementasi diawali dengan proses data preparation menggunakan dataset German Credit, yang meliputi pemeriksaan kualitas data, penanganan atribut kategorikal melalui teknik encoding dan one-hot encoding, serta seleksi fitur untuk menentukan atribut yang paling berpengaruh dalam proses klasifikasi. Proses ini bertujuan untuk memastikan data yang digunakan telah layak dan optimal untuk membangun model klasifikasi.

Selanjutnya, dua algoritma klasifikasi, yaitu Random Forest dan Logistic Regression, berhasil dibangun dan dievaluasi menggunakan data uji. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model Random Forest menghasilkan performa yang lebih baik dibandingkan Logistic Regression, dengan nilai akurasi sebesar 82,5% dan nilai Cohen's Kappa sebesar 0,47 yang berada pada kategori sedang. Sementara itu, model Logistic Regression memperoleh akurasi sebesar 80,5% dengan nilai Cohen's Kappa sebesar 0,43. Evaluasi menggunakan confusion matrix dan kurva ROC pada kedua model menunjukkan bahwa keduanya mampu membedakan kelas Good Credit dan Bad Credit dengan lebih baik dibandingkan klasifikasi acak, meskipun masih terdapat kesalahan prediksi, khususnya pada kelas Bad Credit. Pada tahap deployment, model Random Forest diterapkan untuk melakukan prediksi terhadap 100 data nasabah baru. Hasil pengujian menunjukkan peningkatan performa yang signifikan dengan tingkat akurasi sebesar 96,07%, nilai Cohen's Kappa sebesar 0,925 yang berada pada kategori sangat kuat, serta nilai AUC sebesar 0,837. Hasil ini membuktikan bahwa model Random Forest memiliki

kemampuan klasifikasi yang stabil, andal, dan efektif dalam menentukan kelayakan kredit nasabah pada data baru.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa tujuan proyek untuk membangun dan mengevaluasi model klasifikasi kelayakan kredit nasabah telah tercapai. Model Random Forest terbukti memiliki performa terbaik dan layak digunakan sebagai alat bantu pengambilan keputusan dalam penilaian kelayakan kredit. Meskipun demikian, pengembangan lanjutan masih diperlukan, khususnya dalam meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan nasabah dengan kategori Bad Credit agar hasil prediksi dapat menjadi lebih optimal.

7.2 Saran

Untuk pengembangan proyek selanjutnya, khususnya pada pelaksanaan SIB berikutnya atau proyek lanjutan, disarankan agar proses klasifikasi kelayakan kredit nasabah dikembangkan dengan mengeksplorasi algoritma lain serta melakukan optimasi parameter guna meningkatkan akurasi dan kemampuan model dalam membedakan kategori Good Credit dan Bad Credit. Selain itu, pengolahan data dapat ditingkatkan melalui penanganan ketidakseimbangan kelas agar hasil klasifikasi menjadi lebih adil dan representatif. Pengujian juga dapat diperluas dengan menggunakan jumlah dan variasi data yang lebih besar sehingga model yang dihasilkan lebih general dan andal. Selanjutnya, hasil klasifikasi kelayakan kredit diharapkan dapat diimplementasikan dalam bentuk sistem atau dashboard pendukung keputusan agar dapat digunakan secara langsung oleh pihak pengguna atau mitra. Dengan pengembangan tersebut, solusi yang dihasilkan diharapkan mampu menjawab permasalahan penilaian kelayakan kredit secara lebih efektif dan berkelanjutan.

DAFTAR REFERENSI

- [1] Hand, D. J., & Henley, W. E. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: A review. *Journal of the Royal Statistical Society, 160*(3), 523–541.
- [2] F. Fadilah, Y. H. Chrisnanto, and G. Abdillah, “Pengaruh Metode Pengukuran Jarak dan SMOTE pada Klasifikasi Penilaian Kredit,” *Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik*, vol. 7, no. 2, Nov. 2024.
- [3] C. Schröer, F. Kruse, dan J. M. Gómez, “A Systematic Literature Review on Applying CRISP-DM Process Model,” *Procedia Computer Science*, vol. 181, pp. 526–534, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2021.01.199. [ScienceDirect](#)
- [4] R. A. Casonatto, T. D. P. G. Souza, dan A. M. Mariano, “Quality and Risk Management in Data Mining: A CRISP-DM Perspective,” *Procedia Computer Science*, vol. 242, pp. 161–168, 2024, doi: 10.1016/j.procs.2024.08.257. [ScienceDirect](#)

LAMPIRAN

A. Screenshot dan Alamat URL Video Presentasi

Link Presentasi :

<https://drive.google.com/drive/folders/1SWdTvfoZVD2vKBtbE79-oZUhAiKuxAu2>



B. Transkrip Nilai dari Mitra/Mentor

a. Sertifikat NFA



b. Transkip

 **ACADEMIC TRANSCRIPT**

Full Name	: Siti Faadilah Segar
Class	: Cohort Data Science
Certificate ID	: 171975-SIBNFA/XI/2025
Course Duration	: 900 Hours
Instructor	: Sugandi

No	Course Title	Duration	Score
1	Soft Skill	45	94
2	Overview of KNIME Analytics Platform	45	88
3	Data Access	45	88
4	Data Cleaning	45	85
5	Aggregation & Data Melding	90	82
6	Visualisation	90	94
7	Intro to Machine Learning	45	90
8	Data Export/Import	45	91
9	Data Timer and Database	90	89
10	Flow Variables & Components	90	92
11	Workflow Control	90	87
12	Advanced Machine Learning	90	86
13	Final Project	90	87
Total		900	89

31 December 2025

Yatno, S.E.
Program Manager

c. Loa Mahasiswa

 Nurul Fikri Academy
DIGITAL TRAINING SOLUTIONS

Nomor : 0261.0A/SIT/NF/SIB/Mandiri+3/N/A/VIII/2025
 Tampiria : -
 Hal : Penyerahan Mahasiswa Penerima Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri 3 di PT Nurul Fikri Cipta Inovasi.

LETTER OF ACCEPTANCE (LoA)

Saya yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Yatno, S.E.
 Jl. Jatiwaringin
 RT. 02 RW. 01
 Kel. Jatiwaringin
 Kec. Ciputat
 Kota Tangerang Selatan
 Provinsi Banten 17440

Selaku penganggungjawab Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri 3.

Nama Lengkap : SITI FAADILAH SIREGAR
 NIM : 0110223245
 Jurusan : Sekolah Tinggi Teknologi Tepatiguna Nurul Fikri
 Alamat : Jl. 1 Jatinegara Agung Raya No. 20C Srengeng Sawah Jagilara,
 Jakarta Selatan 12640

Selaku penerima LoA di Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri 3.

Selaku penganggungjawab Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri Angkatan 3, dengan menyatakan bahwa nama peserta di atas merupakan peserta Aktif terlaksana dalam Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri di PT Nurul Fikri Cipta Inovasi dengan pelaksanaan program pada (September 2025 - Januari 2026).

Dengan surat ini kami sampaikan sebagai kelengkapan surat administrasi Program Studi Independen Bersertifikasi (SIB) Mandiri Berdampak Angkatan 3, dan dapat diperlakukan untuk Konversi Maksimal 20 SKS ke program studi formal di perguruan tinggi

Dipakai : 12 Agustus 2025

Yatno, S.E.
Program Manager

www.ifacademy.id | info@ifacademy.id | +62 11 7374253 / 0813 1980 6355 / 0811 2118 5441

C. Logbook Kegiatan

<https://docs.google.com/spreadsheets/d/1UregIsZU6HTacGZvOM34W4k77-dPxr5tKwWIpWHVNOA/edit?gid=1690767158#gid=1690767158>

1. Bulan ke-1

No	Questions	Answer
1	Bagaimana aktivitas bimbingan bersama Mentormu bulan ini?	Mentoring bulan ini berlangsung dengan sangat baik. mentor memberikan penjelasan yang jelas dan mudah dipahami, serta mampu memampulkan materi dengan cara yang menarik. Selain itu, mentor juga selalu siap membantu peserta ketika mengalami kesulitan menjawab pertanyaan. Dengan adanya pertemuan secara online, mentor dapat memberikan interaksi yang baik dan membuat peserta lebih percaya diri dalam memahami materi.
2	Apa yang telah kamu kerjakan bulan ini dan bagaimana perkembangannya?	Dalam kegiatan kali ini saya mengikuti kuis yang materya dimulai dari overview of KIME Advanced Machine Learning. Saya mendapat kesempatan untuk belajar tentang bagian data access, di mana saya juga menelebihnya cara menggunakan KNIME dengan benar. Selain itu, saya juga mendapat kesempatan untuk belajar tentang bagian data cleaning, ke tahap data cleaning, di mana kami diskusikan bagaimana memperbaiki data menggunakan KNIME maupun Excel. Walaupun tahap ini cukup menantang pada awalnya, ternyata tetap berhasil. Selain itu, saya juga mendapat kesempatan untuk belajar tentang bagian data mining, yang meliputi proses memengolokan data, membuat pengklusteran, hingga mempunyai pivot. Terakhir, saya mendapat kesempatan untuk belajar tentang bagian data visualization dan scatterplot. Secara keseluruhan, perkembangannya cukup baik karena saya sudah sampai pada tahap ini tanpa mengalami kesulitan.
3	Tantangan apa yang dihadapi bulan ini dan berikan alternatif solusi untuk menghadapinya?	"Di bulan ini, perkembangannya cukup baik pada tahap data cleaning, khususnya ketika menggunakan Excel Data Analytic. Karena membutuhkan ketekunan ekstra untuk memastikan data benar dan rapi sebelumnya. Selain itu, tantangan lainnya adalah memahami bagaimana menyajikan data agar informatif, mudah dibaca, serta mampu menggambarkan ide gagasan dengan baik. Untuk mengatasinya, saya mencoba mempelajari teknik analisis, proses di Jupyter notebook, dan mencari referensi mengenai pengolahan data menggunakan Excel, meskipun masih perlu banyak latihan agar lebih lancar."
4	Apa saja dan jelaskan pengembangan kompetensi yang telah didapat bulan ini?	"Dalam bulan ini, saya mendapatkan pengetahuan tentang bagian Data Mining, Data Export, Data Reduction, Data in Time, Flow Variable, Workflow Control, serta Advanced Machine Learning. Setain itu, saya juga menerjakan berbagai evaluasi berupa kuis, pre-test, post-test, dan tugas yang berkaitan dengan materi tersebut. Perkembangannya selama bulan ini cukup baik. Melalui pelajaran ini, saya semakin memahami konsep dalam Machine Learning beserta algoritma yang digunakan. Selain itu, saya juga mendapat kesempatan untuk mempelajari alur kerja serta penerapan machine learning dalam proses analisis data secara menyeluruh."

2. Bulan ke-2

No	Questions	Answer
1	Bagaimana aktivitas bimbingan bersama Mentormu bulan ini?	Mentoring pada bulan ini berlangsung dengan sangat baik. Mentor menyampaikan materi dengan penjelasan yang jelas, mudah dipahami, dan disertai cara penyampaian yang menarik. Selain itu, mentor juga menunjukkan sikap yang responsif dan sabar dalam membantu peserta ketika menghadapi kesulitan. Selain pertanyaan dijawab dengan rinci, sehingga suasana mentoring terasa interaktif, bermakna, dan mampu meningkatkan kepercayaan diri peserta dalam memahami materi.
2	Apa yang telah kamu kerjakan bulan ini dan bagaimana perkembangannya?	Pada bulan ini, saya mendapatkan pengetahuan tentang bagian Data Mining, Data Export, Data Reduction, Data in Time, Flow Variable, Workflow Control, serta Advanced Machine Learning. Setain itu, saya juga menerjakan berbagai evaluasi berupa kuis, pre-test, post-test, dan tugas yang berkaitan dengan materi tersebut. Perkembangannya selama bulan ini cukup baik. Melalui pelajaran ini, saya semakin memahami konsep dalam Machine Learning beserta algoritma yang digunakan. Selain itu, saya juga mendapat kesempatan untuk mempelajari alur kerja serta penerapan machine learning dalam proses analisis data secara menyeluruh.
3	Tantangan apa yang dihadapi bulan ini dan berikan alternatif solusi untuk menghadapinya?	Tantangan yang saya hadapi bulan ini adalah memahami materi Advanced Machine Learning dan membedakan fungsi selap algorithm. Selain itu, pengaturan waktu dalam menyelesaikan tugas dan kuis juga cukup menantang. Untuk mengatasinya, saya memperbaiki latihan, mempelajari penjelasan yang diberikan oleh mentor, dan mencari referensi tambahan.
4	Apa saja dan jelaskan pengembangan kompetensi yang telah didapat bulan ini?	Bulan ini saya mengembangkan kompetensi dalam memahami dasar-dasar Machine Learning, penggunaan Flow Variable dan Workflow Control, serta generasi berbagai algoritma. Selain itu, kemampuan analisis, manajemen waktu, dan pemecahan masalah juga saya meningkat melalui latihan dan tugas yang dikerjakan.

3. Bulan ke-3

SIB Mandiri Berdampak #3		
Logbook Mentee		
Periode: 1 - 30 Nov 2025		
No	Questions	Answer
1	Bagaimana aktivitas bimbingan bersama Mentormu bulan ini?	Pada bulan ini, aktivitas bimbingan bersama mentor berlangsung cukup intens dan terstruktur. Tercatat beberapa kegiatan seperti sesi mentorship individual (4 dan 13 November), diskusi final project (11 November), serta pertemuan terkait UJK BNSP. Mentor memberikan arahan yang jelas tentang persiapan final project, pembagian tugas kelompok, serta persiapan UJK sehingga proses belajar lebih terarah. Interaksi bejalan baik dan memberikan pemahaman yang lebih kuat mengenai langkah-langkah yang harus diselesaikan. Selama bulan ini beberapa progres yang sudah dikerjakan antara lain: Mentorship Final Project Mendiskusikan kelahiran final project, scope pekerjaan, serta pembagian tugas kelompok. Progress semakin jelas dan terarah. Pengerjaan Final Project Kelompok Mulai dari perancangan konsep, pembagian jobdesk, implementasi, hingga evaluasi awal. Progress berada pada tahap pengembangan inti dan sebagian besar pekerjaan sudah berjalan sesuai timeline. Persiapan & Pelaksanaan UJK BNSP Mengikuti kegiatan UJK untuk mengujii kemampuan kompetensi. Persiapan bejalan baik berkat arahan mentor sebelumnya. Secara keseluruhan, perkembangan bulan ini cukup signifikan karena sebagian besar milestone final project telah dimulai dan tersusun dengan jelas.
2	Apa yang telah kamu kerjakan bulan ini dan bagaimana perkembangannya?	Beban kerja kelompok tidak sembrang Tantangan: Sebagian besar anggota kelompok sibuk sehingga hanya berkontribusi sekitar 30%, dan sayangnya mengejek sekitar 70% termasuk workflow dan PPT. Solusi: Membuat pembagian tugas yang lebih jelas. Menugaskan checkpoint mingguan. Menyampaikan dokumentasi pembagian tugas untuk transparansi.
3	Tantangan apa yang dihadapi bulan ini dan berikan alternatif solusi untuk menghadapinya?	Saya semakin memahami proses penyusunan Final Project mulai dari preprocessing data, pembuatan workflow, modeling, hingga evaluasi. Selain itu, pengalaman mempersiapkan UJK BNSP membuatku lebih tertarik mengikuti standar kompetensi dan bekerja lebih teliti.
4	Apa saja dan jelaskan pengembangan kompetensi yang telah didapat bulan ini?	Aktivitas bimbingan bersama mentor pada dasarnya berfokus pada penyelesaian Final Project LMS, meliputi diskusi progres pengerjaan, evaluasi hasil pengembangan sistem, serta persiapan laporan dan persiapan presentasi final. Mentor juga memberikan arahan terkait penyelesaian tugas, dokumentasi proyek, dan kesiapan menuju tahap penutupan (graduation). Pada bulan ini saya mengerjakan laporan Final Project LMS secara intensif, mulai dari perbaikan tampilan later berdasarkan arahan mentor hingga finalisasi sistem, hingga dokumentasi hasil seluruh itu, serta ikut menyampaikan hasil presentasi Final Project. Perkembangan proyek telah mencapai tahap akhir, di mana sistem LMS telah selesai dikembangkan, diuji secara fungsional, dan dipresentasikan pada sesi final project. Tantangan utama yang dihadapi adalah pembagian waktu dan koordinasi tim, karena sebagian besar anggota memiliki kesibukan lain sehingga kontribusi tidak merata. Alternatif solusi yang dilakukan adalah dengan: Mengambil peran lebih aktif dalam pengerjaan inti proyek Menyelesaikan kerja yang jelas Menyampaikan komunikasi melalui diskusi singkat dan pembagian tugas yang lebih spesifik. Pengembangan kompetensi yang diperlukan antara lain: Kemampuan teknis, khususnya dalam pengembangan dan dokumentasi sistem LMS Manajemen waktu dan tanggung jawab, terutama dalam menyelesaikan proyek dengan deadline Problem solving, dalam menghadapi kendala teknis dan koordinasi tim Kemampuan komunikasi dan presentasi, melalui penyampaian hasil Final Project di hadapan mentor dan evaluator

4. Bulan ke-4

SIB Mandiri Berdampak #3		
Logbook Mentee		
Periode: 1 - 15 Des 2025		
No	Questions	Answer
1	Bagaimana aktivitas bimbingan bersama Mentormu bulan ini?	Pada bulan ini saya mengerjakan laporan Final Project LMS secara intensif, mulai dari perbaikan tampilan later berdasarkan arahan mentor hingga finalisasi sistem, hingga dokumentasi hasil seluruh itu, serta ikut menyampaikan hasil presentasi Final Project. Perkembangan proyek telah mencapai tahap akhir, di mana sistem LMS telah selesai dikembangkan, diuji secara fungsional, dan dipresentasikan pada sesi final project.
2	Apa yang telah kamu kerjakan bulan ini dan bagaimana perkembangannya?	Tantangan utama yang dihadapi adalah pembagian waktu dan koordinasi tim, karena sebagian besar anggota memiliki kesibukan lain sehingga kontribusi tidak merata. Alternatif solusi yang dilakukan adalah dengan: Mengambil peran lebih aktif dalam pengerjaan inti proyek Menyelesaikan kerja yang jelas Menyampaikan komunikasi melalui diskusi singkat dan pembagian tugas yang lebih spesifik.
3	Tantangan apa yang dihadapi bulan ini dan berikan alternatif solusi untuk menghadapinya?	Pengembangan kompetensi yang diperlukan antara lain: Kemampuan teknis, khususnya dalam pengembangan dan dokumentasi sistem LMS Manajemen waktu dan tanggung jawab, terutama dalam menyelesaikan proyek dengan deadline Problem solving, dalam menghadapi kendala teknis dan koordinasi tim Kemampuan komunikasi dan presentasi, melalui penyampaian hasil Final Project di hadapan mentor dan evaluator
4	Apa saja dan jelaskan pengembangan kompetensi yang telah didapat bulan ini?	Add 1000 more rows at the bottom