

**KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN  
OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV**

**SKRIPSI**

**DISUSUN OLEH**

**RIZAL KHAIR SIREGAR**

**2209020072**



**UMSU**

Unggul | Cerdas | Terpercaya

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFORMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

**MEDAN**

**2026**

**KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN  
OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV**

**SKRIPSI**

**Diajukan sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer  
(S.Kom) dalam Program Studi Teknologi Infromasi. pada Fakultas Ilmu  
Komputer dan Teknologi Informasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara**

**RIZAL KHAIR SIREGAR**

**2209020072**

**PROGRAM STUDI TEKNOLOGI INFROMASI  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI  
UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

**MEDAN**

**2025**

## LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN  
NASABAH MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR  
MACHINE DENGAN OPTIMASI  
HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV

Nama Mahasiswa : RIZAL KHAIR SIREGAR

NPM : 2209020072

Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Menyetujui  
Komisi Pembimbing



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0127099201

Ketua Program Studi



(Fatma Sari Hutagalung, S.Kom, M.Kom)  
NIDN. 0117019301

Dekan



(Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom.)  
NIDN. 0127099201

# PERNYATAAN ORISINALITAS

## KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV

### SKRIPSI

Saya menyatakan bahwa karya tulis ini adalah hasil karya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing disebutkan sumbernya.

Medan, 9 April 2026

Yang membuat pernyataan



Rizal Khair Siregar

NPM. 2209020072

**PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN  
AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademika Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, saya bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Rizal Khair Siregar  
NPM : 2209020072  
Program Studi : Teknologi Informasi  
Karya Ilmiah : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara Hak Bedas Royalti Non-Eksekutif (*Non-Exclusive Royalty free Right*) atas penelitian skripsi saya yang berjudul:


**KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH  
MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN  
OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV**

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksekutif ini, Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara berhak menyimpan, mengalih media, memformat, mengelola dalam bentuk database, merawat dan mempublikasikan Skripsi saya ini tanpa meminta izin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis dan sebagai pemegang dan atau sebagai pemilik hak cipta.

Demikian pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya.

Medan, 9 April 2026

Yang membuat pernyataan



Rizal Khair Siregar

NPM. 2209020072

## RIWAYAT HIDUP

### DATA PRIBADI

Nama Lengkap : RIZAL KHAIR SIREGAR  
Tempat dan Tanggal Lahir : RANTAU PRAPAT, 23-01-2004  
Alamat Rumah : PERUMNAS KP.BARU  
Telepon/Faks/HP : 085283316076  
E-mail : rizalkhair4@gmail.com  
Instansi Tempat Kerja : -  
Alamat Kantor : -

### DATA PENDIDIKAN

SD : SDN 10 RANTAU SELATAN TAMAT: 2016  
SMP : SMP NEGERI 1 RANTAU SELATAN TAMAT: 2019  
SMA : SMA NEGERI 1 RANTAU UTARA TAMAT: 2022

## KATA PENGANTAR



*Assalamualaikum Warahmatullahi Wabarakatuh*

Alhamdulillah, penulis lantunkan kehadiran Allah SWT, yang telah memberikan rahmat dan karunia-Nya kepada penulis, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV”. Shalawat dan salam kepada Nabi Muhammad SAW, yang telah membawa kita dari zaman kegelapan menuju zaman yang terang benderang seperti sekarang ini. Penyusunan skripsi ini bertujuan untuk memenuhi salah satu syarat guna mencapai gelar sarjana komputer di Universitas Muhammdiyah Sumatera Utara.

Dalam proses penyusunan skripsi ini, penulis menyadari bahwa penyelesaian skripsi ini tidak terlepas dari bantuan, bimbingan, dukungan, dan doa dari berbagai pihak. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Akrim, M.Pd. Rektor Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara (UMSU)
2. Bapak Dr. Al-Khowarizmi, S.Kom., M.Kom. Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi (FIKTI) UMSU. Sekaligus Dosen Pembimbing yang senantiasa telah membimbing dan mengarahkan penulis sehingga dapat menyelesaikan skripsi dengan sebaik-baiknya.

3. Ibu Dr. Firaahmi Rizky, M.Kom. Selaku Wakil Dekan I Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatra Utara.
4. Bapak Mhd. Basri, S.Si, M.Kom. Wakil Dekan III Program Studi Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi.
5. Ibu Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom. Ketua Program Studi Teknologi Informasi.
6. Bapak Okvi Nugroho S.Kom., M.Kom. Sekretaris Program Studi Teknologi Informasi.
7. Seluruh dosen dan staf Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi yang telah dengan tulus memberikan ilmu pengetahuan, bimbingan, bantuan, serta pelayanan yang baik kepada penulis selama menempuh masa perkuliahan, sehingga penulis dapat belajar, berkembang, dan menyelesaikan pendidikan ini dengan baik.
8. Terimakasih kepada ayah dan umi yang selalu mendoakan dan mendukung penulis dalam proses menyusun skripsi, nasihat nasihat dan kata kata semangat dan penenang yang membuat penulis terus dapat bertahan sampai selesai dan mendapatkan gelar sarjana
9. Terimakasih kepada kakak dan adik adik saya yang selalu mendoakan dan mendukung selama proses menyusun proses skripsi
10. Kepada teman teman kelas C1TI yang sudah kebersamai selama 4 tahun yg memberikan banyak pengalaman yang bernilai yang tidak terlupakan selama perkuliahan, Terimakasih karena telah menjadi teman baik saya selama di perantauan kerana terus memberikan dukungan, arahan, bantuan dan doa nya selama perkuliahan dan dalam proses menyusun skripsi.

11. Terimakasih kepada teman teman lainnya yang tidak bisa di sebutkan satu persatu yg selalu kebersamai saya selama ini karena selalu mendukung, mendoakan dan memberi arahan selama proses skripsi.
12. Ucapan terimakasih kepada diri sendiri yang sudah mau berusaha dan bertahan selama ini untuk dapat menyelesaikan tugas akhir nya.

# **KLASIFIKASI STATUS PENERIMAAN PINJAMAN NASABAH MENGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE DENGAN OPTIMASI HYPERPARAMETER TUNING GRIDSEARCHCV**

## **ABSTRAK**

Pemberian pinjaman kepada nasabah merupakan proses penting bagi lembaga keuangan, namun juga memiliki risiko terjadinya kredit bermasalah. Penelitian ini bertujuan menganalisis pengaruh optimasi hyperparameter menggunakan GridSearchCV terhadap kinerja model Support Vector Machine (SVM) dalam mengklasifikasikan status penerimaan pinjaman nasabah. Penelitian menggunakan dataset *Loan Approval Prediction Dataset* dari Kaggle dengan 4.099 data dan 11 fitur prediktor. Tahapan penelitian meliputi *preprocessing* data, pembagian data latih dan data uji dengan rasio 80:20, pembangunan *pipeline* SVM, serta optimasi hyperparameter menggunakan GridSearchCV dengan 5-fold cross-validation. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model terbaik menggunakan kernel RBF dengan parameter  $C = 100$  dan  $\gamma = 0,01$ , dengan rata-rata F1-score validasi silang sebesar 95,44%. Pada data uji, model menghasilkan accuracy 94,63%, precision 95,86%, recall 95,48%, dan F1-score 95,67%. Hasil ini menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter menggunakan GridSearchCV mampu meningkatkan kinerja model SVM dalam klasifikasi status penerimaan pinjaman nasabah.

Kata kunci: Support Vector Machine, GridSearchCV, klasifikasi, penerimaan pinjaman, machine learning.

**CLASSIFICATION OF CUSTOMER LOAN RECEIPT STATUS USING  
SUPPORT VECTOR MACHINE WITH HYPERPARAMETER  
OPTIMIZATION TUNING GRIDSEARCHCV**

**ABSTRACT**

Granting loans to customers is an important process for financial institutions, but it also involves the risk of non-performing loans. This study aims to analyze the effect of hyperparameter optimization using GridSearchCV on the performance of the Support Vector Machine (SVM) model in classifying customer loan approval status. The study used the *Loan Approval Prediction Dataset* from Kaggle, consisting of 4,099 records and 11 predictor features. The research stages included data preprocessing, splitting the training and testing data with an 80:20 ratio, building an SVM pipeline, and optimizing hyperparameters using GridSearchCV with 5-fold cross-validation. The results showed that the best model used the RBF kernel with parameters  $C = 100$  and  $\gamma = 0.01$ , achieving an average cross-validation F1-score of 95.44%. On the test data, the model obtained an accuracy of 94.63%, precision of 95.86%, recall of 95.48%, and F1-score of 95.67%. These results indicate that hyperparameter optimization using GridSearchCV improves the performance of the SVM model in classifying customer loan approval status.

Keywords: Support Vector Machine, GridSearchCV, classification, loan approval, machine learning.

## DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN .....	ii
PERNYATAAN ORISINALITAS .....	iii
PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI .....	iv
RIWAYAT HIDUP .....	v
KATA PENGANTAR .....	vi
ABSTRAK.....	ix
ABSTRACT.....	x
DAFTAR ISI.....	xi
DAFTAR TABEL.....	xiv
DAFTAR GAMBAR.....	xv
BAB I.....	1
PENDAHULUAN .....	1
1.1 Latar Belakang Masalah .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Batasan Masalah .....	3
1.4 Tujuan Penelitian .....	4
1.5 Manfaat Penelitian .....	4
BAB II.....	6
LANDASAN TEORI.....	6
2.1 Kredit .....	6
2.2 Klasifikasi .....	6
2.3 <i>Support Vector Machine</i> .....	7
2.3.1 Pemilihan Kernel SVM.....	9
2.3.2 Penentuan parameter model .....	10
2.3.3 Proses Training Model SVM .....	11
2.3.4 Pembentukan Hyperplane Optimal .....	11
2.3.5 Identifikasi Support Vector .....	12
2.4 <i>Machine Learning</i> .....	12
2.5 <i>GridsearchCV</i> .....	13
2.5.1 Menentukan Model Yang Digunakan .....	14
2.5.2 Menentukan Parameter Grid .....	14
2.5.3 Membentuk Seluruh Kombinasi Parameter .....	15
2.5.4 Melakukan cross-validation pada setiap kombinasi parameter.....	15
2.5.5 Menghitung rata-rata skor evaluasi dari setiap kombinasi.....	15
2.5.6 Memilih kombinasi parameter dengan performa terbaik .....	16

2.6 Python .....	16
2.8 VSCODE.....	17
2.9 Penelitian Terdahulu .....	18
2.9 Analisis GAP .....	20
BAB III .....	22
METODOLOGI PENELITIAN.....	22
3.1 Jenis Penelitian.....	22
3.2 Alur Penelitian .....	22
3.3 Analisis Alat Penelitian.....	24
3.3.1 Perangkat Keras ( <i>Hardware</i> ) .....	24
3.3.2 Perangkat Lunak ( <i>Software</i> ).....	25
3.4 Metode Pengumpulan Data.....	25
3.4.1 Studi Literatur .....	25
3.4.2 Sumber Data.....	26
3.5 Proses Pembuatan Model.....	27
3.5.1 Input dan Deskripsi Dataset .....	27
3.5.2 Preprocessing Data .....	28
3.5.3 Pembagian Data Latih dan Data Uji.....	29
3.5.4 Optimasi Hyperparameter Menggunakan GridSearchCV.....	29
3.5.5 Rancangan Kombinasi Hyperparameter .....	32
3.5.6 Evaluasi Model .....	33
3.6 Pemodelan dan Perancangan Sistem.....	35
3.6.1 Use Case Diagram.....	35
3.6.2 Activity Diagram.....	35
3.6.3 Perancangan Antarmuka (interface).....	37
BAB IV .....	40
HASIL DAN PEMBAHASAN.....	40
4.1 Hasil .....	40
4.1.1 Gambaran Umum Dataset .....	40
4.1.2 Hasil Preprocessing Data.....	42
4.1.3 Implementasi <i>Pipeline</i> Dan GridsearchCV .....	43
4.1.4 Hasil Optimasi Hyperparameter.....	44
4.1.5 Evaluasi Model Terbaik Pada Data Uji.....	45
4.1.6 Implementasi Antarmuka Pengguna .....	46
4.2 Pembahasan.....	50
4.2.1 Interpretasi Pemilihan Kernel Terbaik.....	50
4.2.2 Pengaruh Hyperparameter Tuning GridSearchCV pada Model SVM.....	51
4.2.3 Korelasi Antar Variabel .....	52

4.2.4 Makna Hasil Evaluasi terhadap Kasus Penerimaan Pinjaman .....	54
BAB V .....	56
KESIMPULAN DAN SARAN.....	56
5.1 Kesimpulan .....	56
5.2 Saran .....	57
DAFTAR PUSTAKA .....	59
Lampiran 1. Sk-2 Penetapan Dosen Pembimbing.....	64
Lampiran 2. Turnitin .....	66

## DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu .....	18
Tabel 3.1 Perangkat Keras .....	24
Tabel 3.2 Perangkat Lunak .....	25
Tabel 3.3 Rancangan kombinasi hyperparameter .....	33
Tabel 4.1 Ringkasan kondisi dataset .....	40
Tabel 4.2 Variabel predictor yang digunakan dalam pemodelan.....	41
Tabel 4.3 Distribusi kelas target .....	41
Tabel 4.4 Ruang pencarian hyperparameter pada gridsearchCV .....	43

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Konsep <i>Support Vector Machine</i> .....	9
Gambar 2.2 Ilustrasi Proses Gridsearch .....	14
Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian .....	22
Gambar 3.2 Dataset.....	27
Gambar 3.3 Flowchart optimasi hyperparameter dengan gridsearchcv.....	30
Gambar 3.4 Use case diagram sistem prediksi loan approval.....	35
Gambar 3.5 Activity diagram sistem .....	36
Gambar 3.6 Rancangan halaman login .....	37
Gambar 3.7 Rancangan halaman dashboard .....	38
Gambar 3.8 Rancangan halaman prediksi.....	38
Gambar 3.9 Rancangan halaman riwayat .....	39
Gambar 4.1 Distribusi kelas target loan status.....	42
Gambar 4.2 Hasil terbaik gridsearchCV berdasarkan kernel.....	44
Gambar 4.3 Skor F1-Score cross-validation terbaik per kernel.....	44
Gambar 4.4 Confusion matrix model svm terbaik.....	45
Gambar 4.5 Hasil evaluasi model .....	46
Gambar 4.6 Halaman login .....	47
Gambar 4.7 Halaman dashboard .....	48
Gambar 4.8 Halaman prediksi.....	48
Gambar 4.9 Halaman riwayat .....	49
Gambar 4.10 Visualisasi heatmap korelasi antar variabel .....	52

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang Masalah**

Kredit memiliki peran strategis dalam aktivitas ekonomi karena kredit berperan penting untuk menunjang pertumbuhan ekonomi masyarakat. Pemberian pinjaman atau kredit sudah bukan sesuatu yang asing lagi di Indonesia bahkan hampir di seluruh pelosok nusantara selalu ada tempat atau lembaga yang khusus menyediakan pinjaman bagi setiap individu yang membutuhkan. Namun, penyaluran kredit juga tidak terlepas dari risiko terjadinya kredit bermasalah. (E. A. A. Putri et al., 2020)

Pemberian pinjaman (kredit/pembiayaan) merupakan aktivitas inti pada bank, koperasi, maupun lembaga keuangan lainnya karena berhubungan langsung dengan pertumbuhan usaha, akses modal masyarakat, dan kelancaran arus ekonomi. Namun, di sisi lain, keputusan menerima pengajuan pinjaman selalu mengandung risiko gagal bayar (kredit bermasalah/NPL). Karena itu, proses analisis kelayakan nasabah harus dilakukan secara cermat, objektif, dan konsisten agar risiko kredit dapat ditekan dan kualitas portofolio pinjaman tetap sehat. Penelitian pada Jurnal Inotera menegaskan bahwa meningkatnya jumlah pengajuan kredit menuntut sistem penilaian yang efisien dan akurat, penilaian manual cenderung memakan waktu serta rentan subjektivitas, sehingga berpotensi memunculkan kesalahan keputusan kredit. (Ahmad et al., 2025)

Dalam praktiknya, penilaian kredit biasanya mempertimbangkan banyak variabel (misalnya karakteristik demografi, pendapatan, pekerjaan, riwayat kredit,

besaran pinjaman, tenor, hingga rasio-rasio tertentu). Kompleksitas variabel ini membuat proses seleksi menjadi tidak sederhana. Selain itu, data historis kredit sering kali memiliki masalah ketidakseimbangan kelas (*imbalanced*), misalnya jumlah nasabah “layak/diterima” jauh lebih banyak daripada “tidak layak/ditolak” atau sebaliknya. (Khalida, 2020)

Dengan semakin banyaknya atribut/variabel yang dipertimbangkan dalam analisis kredit (misalnya demografi, status pekerjaan, pendapatan, jumlah pinjaman, tenor, riwayat kredit, dan lain-lain), pendekatan berbasis data diperlukan agar keputusan lebih objektif dan terukur. Penelitian pada data calon peminjam menunjukkan variabel-variabel tersebut umum digunakan untuk memprediksi kelayakan pinjaman. (Andi & Thamrin, 2024)

Pendekatan *machine learning* banyak dipakai untuk prediksi kelayakan *kredit/creditworthiness* karena mampu melakukan klasifikasi otomatis berbasis data historis. Contohnya, penelitian pada kasus prediksi kelayakan kredit perbankan membandingkan beberapa algoritma (termasuk SVM) untuk mitigasi risiko kredit buruk. (Andriani et al., 2025)

Di antara berbagai metode klasifikasi, *Support Vector Machine* (SVM) digunakan karena mampu menangani data berdimensi tinggi dan memiliki kemampuan pemisahan kelas yang baik, termasuk pada masalah non-linear melalui fungsi kernel. (Pakuan Putra & Agus Wardijono, 2020). Walaupun demikian, performa SVM sangat dipengaruhi oleh pemilihan hyperparameter (misalnya parameter C, gamma, jenis kernel, dan degree untuk kernel polynomial) serta strategi validasi model. Pemilihan hyperparameter yang kurang tepat dapat

menghasilkan model yang underfitting atau overfitting. Karena itu, optimasi hyperparameter menjadi tahap penting agar model lebih stabil dan akurat saat menghadapi data baru. Salah satu pendekatan optimasi yang umum digunakan adalah *GridSearchCV*, yaitu pencarian kombinasi *hyperparameter* secara sistematis dengan *cross-validation*, yaitu metode pencarian kombinasi *hyperparameter* secara menyeluruh (*exhaustive*) yang dievaluasi menggunakan *cross-validation*, sehingga parameter terbaik dipilih berdasarkan kinerja rata-rata validasi. Pada konteks penilaian kelayakan kredit, penelitian di Jurnal Inotera menyebutkan bahwa model SVM dievaluasi melalui tahapan *preprocessing*, pelatihan, evaluasi metrik, serta parameter tuning menggunakan *Grid Search* (disertai visualisasi heatmap) untuk memperoleh konfigurasi terbaik, dan hasil terbaik dicapai pada kernel. (Ahmad et al., 2025)

## **1.2 Rumusan Masalah**

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang di atas, rumusan masalah yang dapat dianalisis pada penelitian ini ialah bagaimana pengaruh optimasi hyperparameter tuning menggunakan *GridsearchCV* terhadap kinerja model support vector machine (SVM) dan menganalisis seberapa baik tingkat performa model SVM yang telah dioptimasi dalam mengklasifikasi status penerimaan pinjaman nasabah pada dataset.

## **1.3 Batasan Masalah**

Dalam penelitian ini terdapat batasan masalah yang mencakup beberapa aspek yang perlu diperhatikan untuk memastikan kejelasan dan keterbatasan dalam penelitian ini, Berikut ini batasan masalah penelitian ini

1. Algoritma utama yang digunakan adalah SVM, dengan proses optimasi *hyperparameter* menggunakan *GridSearchCV*.
2. Data yang digunakan adalah data historis pengajuan pinjaman yang diperoleh dari kaggle dengan nama *loan approval* dengan fitur numerik dan kategorikal.
3. Status penerimaan pinjaman diklasifikasikan sebagai biner
4. Proses preprocessing dibatasi pada pembersihan data, penanganan missing value, encoding variabel kategorikal, serta normalisasi/standarisasi bila diperlukan.

#### **1.4 Tujuan Penelitian**

Merujuk pada rumusan masalah yang telah diuraikan di atas, tujuan dari penelitian ini dapat dirinci sebagai berikut:

1. Menganalisis pengaruh optimasi *hyperparameter* menggunakan *GridSearchCV* terhadap peningkatan kinerja model *Support Vector Machine* (SVM).
2. Mengetahui tingkat performa model SVM hasil optimasi dalam mengklasifikasikan status penerimaan pinjaman nasabah berdasarkan metrik evaluasi.

#### **1.5 Manfaat Penelitian**

Melalui penelitian ini, diharapkan dapat memberikan kontribusi yang bermanfaat. Berikut adalah beberapa manfaat yang diharapkan dari penelitian ini:

1. Penelitian ini diharapkan menambah referensi dan kajian ilmiah terkait penerapan *machine learning* khususnya *Support Vector Machine* (SVM) dalam klasifikasi kelayakan/penerimaan pinjaman, serta memperkuat

pemahaman mengenai pengaruh optimasi hyperparameter menggunakan *GridSearchCV* terhadap peningkatan kinerja model.

2. Hasil penelitian dapat menjadi gambaran/alternatif solusi dalam membangun sistem pendukung keputusan yang lebih objektif, konsisten, dan efisien untuk mengklasifikasikan status penerimaan pinjaman, sehingga membantu menekan risiko kredit bermasalah akibat keputusan yang kurang tepat.
3. Penelitian ini dapat dijadikan rujukan untuk pengembangan penelitian berikutnya, misalnya pada perluasan ruang parameter, perbandingan metode optimasi, penerapan penanganan *imbalanced data*, atau perbandingan SVM dengan algoritma klasifikasi lain pada kasus kelayakan pinjaman.

## BAB II

### LANDASAN TEORI

#### 2.1 Kredit

Secara bahasa (etimologis), kredit dijelaskan berasal dari kata Latin “*credere*” yang berarti percaya/kepercayaan, sehingga makna dasar kredit memang bertumpu pada unsur kepercayaan antara pihak pemberi dan penerima kredit (Leo & Ode, 2021). Kredit merupakan salah satu aktivitas utama lembaga keuangan (terutama bank) dalam menyalurkan dana kepada pihak yang membutuhkan, berdasarkan persetujuan pinjam-meminjam yang mewajibkan peminjam melunasi utang dalam jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga. Dalam kajian perbankan, kredit diposisikan sebagai instrumen intermediasi yang penting, sehingga penyalurannya harus dilakukan dengan prinsip kehati-hatian agar tidak menimbulkan risiko gagal bayar. (Putra & Widjaja, 2021).

Secara konseptual, kredit mengandung beberapa unsur yang melekat, antara lain: kepercayaan (keyakinan kreditur dana akan kembali), tenggang waktu (adanya jeda antara pemberian dan pengembalian), tingkat risiko (semakin panjang jangka waktu, semakin besar risiko), serta objek/prestasi kredit yang dapat berupa uang atau bentuk lain (barang/jasa), meskipun praktik modern didominasi transaksi berbasis uang. Unsur-unsur ini menunjukkan bahwa kredit bukan sekadar “meminjam uang”, tetapi hubungan kontraktual yang mengandung risiko dan perlu pengendalian. (Putra & Widjaja, 2021)

#### 2.2 Klasifikasi

Klasifikasi dalam *data mining* atau *machine learning* adalah cara mengelompokkan suatu objek ke dalam kelas atau kategori yang sudah ditentukan,

dengan tujuan membentuk fungsi/aturan keputusan yang mampu memprediksi kelas data baru secara akurat berdasarkan pola yang dipelajari dari data pelatihan (Arumnisaa & Wijayanto, 2023). Tujuan klasifikasi yaitu untuk memprediksi kategori dari objek tertentu atau data yang label nilainya belum teridentifikasi. Dalam klasifikasi, sistem akan belajar dari data yang telah diberi label (*training data*) untuk kemudian dapat memprediksi label dari data baru yang belum diketahui (*testing data*) (Maisa Hana, 2023).

Berdasarkan jumlah kelas pada variabel target, klasifikasi dapat dibedakan menjadi klasifikasi biner (dua kelas) dan klasifikasi multikelas (lebih dari dua kelas). Klasifikasi biner memisahkan data ke dalam dua label yang saling eksklusif, salah satu kelas sering disebut sebagai kelas positif dan kelas lainnya kelas negatif sesuai kebutuhan penelitian. (Ridlan et al., 2025)

### **2.3 Support Vector Machine**

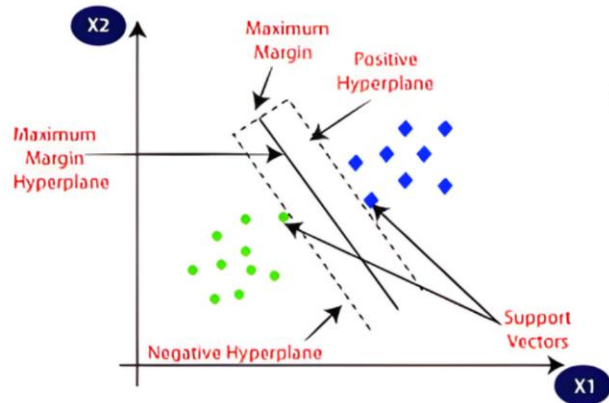
*Support Vector Machine* (SVM) adalah sebuah algoritma dalam *machine learning* yang digunakan untuk klasifikasi dan regresi. Algoritma SVM bekerja dengan cara menemukan *hyperplane* (bidang pemisah) yang dapat memisahkan dua set data atau kelas yang berbeda secara optimal (Vebriani & Yustanti, 2024). SVM memiliki kelebihan yaitu mampu mengidentifikasi *hyperplane* terpisah yang memaksimalkan *margin* antara dua kelas yang berbeda. Namun SVM memiliki kekurangan terhadap masalah pemilihan parameter atau fitur yang sesuai. Pemilihan fitur sekaligus penyetingan parameter di SVM secara signifikan mempengaruhi hasil akurasi klasifikasi (Irawan et al., 2021).

Cara kerja metode SVM adalah dengan cara memisahkan beberapa kelompok data dengan garis. Garis ini disebut *hyperplane*, dengan teknik SVM ini

bertujuan guna mencari *hyperplane* yang optimal. Tingkat dari keakurasian metode SVM ini ditetapkan oleh fungsi kernel dan parameter yang dipakai. Kernel merupakan fungsi yang dipergunakan untuk memperoleh *hyperplane* yang optimum. Penggunaan dari kernel yang dapat dilaksanakan dalam percobaan untuk menghasilkan keakuratan yang terbaik dalam proses prediksi. SVM ini secara teoritis dan teknis, bekerja atas dasar prinsip *Structural Risk Minimization (SRM)*, yaitu digunakan untuk menemukan *hyperlane* yang paling baik. Hal ini sesuai dengan prinsip dasar dari SVM, yaitu dengan memaksimalkan *margin minimum* antar *class*, fungsi kernel, dan *support vector*.

Prinsip dasar dari SVM lainnya adalah *linear classifier*, yaitu kasus klasifikasi yang dapat dipisahkan secara *linear*, SVM bisa juga memproses *problem non-linear* dengan cara mengoptimalkan konsep kernel pada ruang fitur yang memiliki nilai dimensi tinggi dengan memakai teknik *trick\_kernel*. Keuntungan *trick\_kernel* yaitu dapat mengetahui kernel mana yang tepat dalam meningkatkan performa. SVM bertujuan untuk mencari *hyperplane* pemisah yang optimal untuk memisahkan observasi yang memiliki nilai variabel target yang berbeda. *Hyperplane* ini bisa berupa garis pada dimensi dua dan datar pada dimensi lebih tinggi (Wahyudi et al., 2024).

*Hyperplane* yang dipilih SVM adalah *hyperplane* optimal yang memaksimalkan margin, yaitu jarak terjauh terhadap titik-titik terdekat dari masing-masing kelas (titik terdekat ini disebut *support vector*). (Sodik & Kharisudin, 2021).



Gambar 2.1 Konsep *Support Vector Machine*

Dalam algoritma SVM ada trik kernel dimana ada SVM linear dan SVM nonlinear. Dimana SVM adalah *hyperlane linear* yang bekerja hanya pada data yang hanya dapat dipisahkan dengan cara linear. SVM *nonlinear* yaitu data yang berdistribusi pada kelas yang tidak *linear* sering digunakan pendekatan kernel pada fitur awal data set. Dimana kernel dapat diartikan sebagai suatu fungsi yang memetakan fitur data yang memiliki dimensi awal rendah *linear* (Kurniawan et al., 2023)

### 2.3.1 Pemilihan Kernel SVM

Kernel adalah fungsi yang membantu SVM memetakan data ke ruang fitur tertentu agar pemisahan kelas menjadi lebih mudah. Karena karakter data dapat berbeda-beda, pemilihan kernel menjadi keputusan penting yang langsung memengaruhi bentuk batas keputusan atau decision boundary yang dibangun model (C. M. Putri et al., 2024)

$$K_{\{linear\}}(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (1)$$

$$K_{\{polynomial\}}(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d \quad (2)$$

$$K_{\{RBF\}}(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (3)$$

$$K_{\{sigmoid\}}(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad (4)$$

Keterangan :

- a.  $x_i$  = vektor data ke-i
- b.  $x_j$  = vektor data ke-j
- c.  $x_i^T x_j$  = hasil perkalian dot product antara  $x_i$  dan  $x_j$
- d.  $\gamma$  = parameter kernel yang mengatur pengaruh suatu titik data
- e.  $r$  = konstanta bebas
- f.  $d$  = derajat polynomial
- g.  $\|x_i - x_j\|^2$  = kuadrat jarak Euclidean antara  $x_i$  dan  $x_j$
- h.  $\exp$  = fungsi eksponensial
- i.  $\tanh$  = fungsi hiperbolik tangen

### 2.3.2 Penentuan parameter model

Sesudah kernel dipilih, tahap berikutnya adalah menentukan hyperparameter model. Parameter C mengatur kompromi antara margin yang lebar dan penalti terhadap kesalahan klasifikasi, nilai C yang besar biasanya membuat model lebih keras menekan kesalahan pada data latih, sedangkan nilai C yang lebih kecil memberi toleransi lebih besar demi margin yang lebih lebar. (Desiawan & Solichin, 2024)

Parameter gamma terutama penting pada kernel RBF, polynomial, dan sigmoid karena gamma menentukan seberapa luas pengaruh satu titik data terhadap pembentukan batas keputusan. Degree digunakan pada kernel polynomial untuk mengatur tingkat kelengkungan fungsi, sedangkan  $\text{coef0}$  atau  $r$  membantu

menggeser karakteristik kernel pada polynomial dan sigmoid. (C. M. Putri et al., 2024)

### 2.3.3 Proses Training Model SVM

Secara konseptual, proses training SVM bertujuan menemukan hyperplane yang paling baik dalam memisahkan kelas pada data latih. Karena itu, keberhasilan pelatihan tidak hanya ditentukan oleh algoritma SVM itu sendiri, tetapi juga oleh kualitas preprocessing, pilihan kernel, dan nilai hyperparameter yang dipakai saat model dilatih (Rabbani et al., 2023)

### 2.3.4 Pembentukan Hyperplane Optimal

Hyperplane adalah garis atau bidang pemisah keputusan yang digunakan SVM untuk memisahkan dua kelas. Pada dua dimensi, hyperplane tampak sebagai garis; pada dimensi yang lebih tinggi, hyperplane merupakan bidang pemisah yang tetap mengikuti prinsip yang sama, yaitu memaksimalkan jarak aman antar kelas. (Ramadhani et al., 2025)

$$\text{Hyperplane utama: } w^T x_i + b = 0 \quad (5)$$

$$\text{Batas kelas untuk } y_i = +1: w^T x_i + b \geq +1 \quad (6)$$

$$\text{Batas kelas untuk } y_i = -1: w^T x_i + b \leq -1 \quad (7)$$

Keterangan:  $x_i$  adalah data ke- $i$ ,  $w$  adalah vektor bobot yang menentukan orientasi bidang pemisah,  $b$  adalah bias atau titik geser hyperplane, dan  $y_i$  adalah label kelas dengan nilai  $+1$  atau  $-1$ . Dua batas kelas tersebut dipakai untuk menggambarkan margin, yaitu daerah aman di sekitar hyperplane yang ingin dibuat sebesar mungkin oleh SVM (Ramadhani et al., 2025)

Dari sudut pandang interpretasi, hyperplane yang baik bukan sekadar memisahkan data latih, tetapi juga menjaga jarak yang cukup dari titik-titik terdekat

di kedua kelas. Inilah alasan mengapa pembentukan hyperplane selalu dibahas bersama konsep margin pada literatur SVM (Rabbani et al., 2023)

### **2.3.5 Identifikasi Support Vector**

Support vectors adalah titik data latih yang paling dekat dengan hyperplane atau berada pada batas margin. Titik-titik inilah yang paling menentukan posisi hyperplane, karena pergeseran pada titik yang dekat dengan batas keputusan dapat langsung mengubah letak garis pemisah yang dihasilkan model. (Ramadhani et al., 2025)

Implikasinya, tidak semua data latih memiliki pengaruh yang sama terhadap model akhir. Dalam penjelasan yang sederhana, titik yang jauh dari batas keputusan sering kali tidak terlalu mengubah bentuk hyperplane, sedangkan titik yang berada di sekitar margin justru menjadi penopang utama terbentuknya pemisah optimal. (Ramadhani et al., 2025)

## **2.4 Machine Learning**

*Machine Learning* (ML) merupakan cabang dari kecerdasan buatan yang berfokus pada kemampuan sistem komputer untuk belajar dari data atau pengalaman sehingga mampu membuat prediksi atau keputusan tanpa harus diprogram ulang secara berulang untuk setiap kasus. Dalam konteks pengolahan data modern, ML banyak dimanfaatkan untuk membantu mengekstraksi informasi dari data yang besar (*big data*) agar dapat mendukung pengambilan keputusan di berbagai bidang. (Abijono et al., 2021)

Secara umum, ML dapat dikelompokkan menjadi tiga paradigma utama yaitu:

### *a. Supervised Learning*

*Supervised learning* menggunakan data berlabel (ada pasangan input–output/target). Tujuan utamanya biasanya klasifikasi (mis. menentukan kelas) atau regresi (memperkirakan nilai kontinu). Contoh algoritma yang sering digunakan antara lain KNN, *Naïve Bayes*, *Decision Tree*, dan SVM. (Abijono et al., 2021)

b. *Unsupervised Learning*

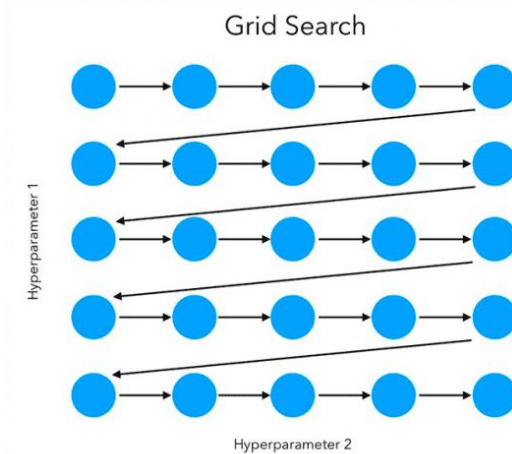
*Unsupervised learning* menggunakan data tanpa label, sehingga model berfokus menemukan pola/struktur pada data, misalnya melalui *clustering* (pengelompokan) atau reduksi dimensi. (Nurhalizah & Ardianto, 2024)

c. *Reinforcement Learning*

*Reinforcement learning* mempelajari strategi tindakan melalui interaksi dengan lingkungan, dengan umpan balik berupa reward/penalti. Dalam praktik modern, pendekatan ini berkembang menjadi *Deep Reinforcement Learning* (DRL) yang menggabungkan *deep learning* untuk menangani data/ruang keadaan yang kompleks. (Fitirani & Lesmana, 2022)

## **2.5 GridsearchCV**

*GridsearchCV* adalah pendekatan *hyperparameter optimization* yang paling intuitif karena melakukan pencarian sistematis terhadap kombinasi nilai hyperparameter yang ditentukan peneliti dalam sebuah *grid*. Secara konsep, *grid search* membentuk produk kartesius dari semua kandidat nilai *hyperparameter*, kemudian melatih model untuk setiap kombinasi dan memilih kombinasi dengan skor terbaik. Evaluasi kombinasi tersebut umumnya dipandu oleh metrik performa yang dihitung menggunakan *cross-validation* pada data pelatihan. (Elgeldawi et al., 2021)



Gambar 2.2 Ilustrasi proses Grid Search

Pada implementasi umum (misalnya di ekosistem Python), pendekatan ini dikenal sebagai *GridSearchCV*, yaitu *grid search* yang *built-in* mengintegrasikan skema CV. Penelitian pada klasifikasi (misalnya Decision Tree, Random Forest, SVM, KNN) menunjukkan *GridSearchCV* digunakan untuk mencari kombinasi hyperparameter terbaik berdasarkan skor CV (misalnya *accuracy*), lalu model terbaik dipilih dari hasil evaluasi tersebut. (Nugraha & Sasongko, 2022)

### 2.5.1 Menentukan Model Yang Digunakan

Langkah pertama dalam Grid Search adalah menetapkan model dasar yang akan dioptimasi. Model yang paling relevan adalah Support Vector Machine karena SVM sering dipakai pada tugas klasifikasi, cukup stabil pada data berdimensi tinggi, dan performanya dapat berubah cukup besar ketika kernel maupun hyperparameter diatur secara berbeda (Ramadhani et al., 2025)

### 2.5.2 Menentukan Parameter Grid

Sesudah model dipilih, selanjutnya yaitu menyusun parameter grid, yaitu daftar nilai kandidat yang akan dicoba oleh algoritma pencarian. Pada SVM, parameter yang paling sering diuji adalah jenis kernel, nilai C sebagai pengatur

penalti kesalahan, gamma untuk kernel non-linear, degree untuk kernel polynomial, dan coef0 atau r untuk beberapa kernel tertentu. (Maisat et al., 2023)

### **2.5.3 Membentuk Seluruh Kombinasi Parameter**

Setelah grid parameter selesai disusun, langkah berikutnya adalah membentuk seluruh kombinasi yang mungkin dari nilai-nilai tersebut. Secara konseptual, Grid Search melakukan pencarian menyeluruh atas ruang parameter yang telah ditentukan, sehingga setiap kombinasi memperoleh kesempatan yang sama untuk diuji. (Maisat et al., 2023)

Jumlah kombinasi grid =  $n_1 \times n_2 \times \dots \times n_m$

Keterangan:  $n_1$  sampai  $n_m$  menyatakan banyaknya kandidat pada masing-masing hyperparameter, sedangkan  $m$  adalah jumlah hyperparameter yang diuji. Rumus ini menunjukkan bahwa ukuran ruang pencarian bertambah secara multiplikatif; akibatnya, penambahan satu parameter baru atau perluasan rentang kandidat dapat membuat beban komputasi meningkat cukup tajam (Ikhwan Saputra et al., 2025)

### **2.5.4 Melakukan cross-validation pada setiap kombinasi parameter**

Setiap kombinasi parameter kemudian dievaluasi menggunakan cross-validation agar hasil penilaian tidak bergantung pada satu pembagian data saja. Dengan cara ini, performa model dinilai berulang pada beberapa fold sehingga estimasi kualitas model menjadi lebih stabil dan lebih mewakili kemampuan generalisasi. (Maisat et al., 2023)

### **2.5.5 Menghitung rata-rata skor evaluasi dari setiap kombinasi**

Sesudah seluruh fold selesai dievaluasi, skor dari satu kombinasi parameter dirata-ratakan. Rata-rata ini menjadi representasi performa akhir dari kombinasi

tersebut, karena satu kombinasi dinilai bukan dari satu percobaan tunggal, melainkan dari akumulasi hasil pada seluruh fold. (Algiffary & Sutabri, 2023)

Rata-rata skor CV =  $(1/k) \times \text{jumlah}(s_i)$ ,  $i = 1$  sampai  $k$

Keterangan:  $k$  adalah jumlah fold pada cross-validation, sedangkan  $s_i$  adalah skor evaluasi pada fold ke- $i$ . Semakin besar rata-rata skor CV, semakin baik performa rata-rata kombinasi parameter tersebut pada data validasi silang. (Algiffary & Sutabri, 2023)

### **2.5.6 Memilih kombinasi parameter dengan performa terbaik**

Tahap terakhir adalah memilih kombinasi parameter yang menghasilkan rata-rata skor evaluasi tertinggi. Dalam bahasa yang lebih sederhana, dari seluruh kombinasi yang dicoba, peneliti mengambil kombinasi yang paling konsisten memberikan performa terbaik pada proses validasi silang. (Desiawan & Solichin, 2024)

## **2.6 Python**

*Python* adalah bahasa pemrograman tingkat tinggi yang bersifat *interpreted*, interaktif, dan mendukung paradigma berorientasi objek. Python menyediakan struktur data tingkat tinggi (misalnya *list* dan *dictionary*), *dynamic typing*, *automatic memory management*, serta bersifat modular sehingga fungsionalitasnya dapat diperluas melalui impor modul. Python juga bersifat lintas-platform (dapat dijalankan di berbagai sistem operasi) dan memiliki pustaka standar yang luas. (Chrisinta & Simarmata, 2024)

## **2.7 Google Colab**

*Google Colab (Google Colaboratory)* merupakan platform berbasis *cloud* untuk membuat dan menjalankan *notebook* interaktif berbasis web dengan bahasa

pemrograman *python*, sehingga proses komputasi dan eksperimen dapat dilakukan langsung lewat *browser* tanpa instalasi lingkungan lokal yang rumit. Dalam konteks analisis/visualisasi data, dan menekankan keunggulan Colab pada kemudahan kolaborasi, integrasi dengan *Google Drive* untuk impor–ekspor data, serta tersedianya sumber daya komputasi seperti GPU/TPU yang membantu mempercepat pekerjaan komputasi data dan eksperimen. (Putri & Nur, 2023)

## 2.8 VSCODE

Visual Studio Code (VS Code) merupakan editor kode sumber yang gratis, ringan, dan dapat diperluas, sehingga banyak digunakan dalam pengembangan perangkat lunak modern karena mendukung berbagai bahasa pemrograman, ekosistem ekstensi yang luas, IntelliSense, debugging, linting, refactoring, serta integrasi Git dalam satu lingkungan kerja (Heller, 2022). Popularitasnya juga tercermin dalam Stack Overflow Developer Survey 2022, yang menunjukkan bahwa VS Code menjadi IDE paling disukai/digunakan lintas responden, dengan 74,48% dari 71.010 responden menyebutnya sebagai lingkungan pengembangan yang mereka gunakan secara luas (Stack Overflow, 2022). Dalam konteks pembelajaran, penelitian Murani et al. (2025) menunjukkan bahwa VS Code membantu mahasiswa pemula meningkatkan pemahaman konseptual, keterampilan menulis dan men-debug kode, serta efisiensi pengelolaan proyek melalui fitur seperti IntelliSense, debugging terintegrasi, manajemen file, dan integrasi Git; meskipun demikian, penelitian tersebut juga menekankan perlunya pelatihan terstruktur karena sebagian pengguna baru masih mengalami kesulitan dalam konfigurasi ekstensi dan pemanfaatan fitur tingkat lanjut.

## 2.9 Penelitian Terdahulu

Berikut adalah tabel yang berisi penelitian terdahulu yang menjadi acuan dalam penelitian ini:

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu

No	Judul dan Peneliti	Pembahasan	Metode	Kelebihan dan Kekurangan
1.	Prediksi Hasil Panen Pertanian Salak Tapanuli Selatan Menggunakan Algoritma Support Vector Machine(Kurniawan et al., 2023)	Prediksi hasil panen salak berbasis data cuaca (suhu, kelembapan, curah hujan, lama penyinaran) untuk membantu keputusan produksi.	Preprocessing (cleaning, transformasi, normalisasi), split data 80%:20%, pemodelan SVM; evaluasi akurasi.	Kelebihan: akurasi 93% dan tahapan preprocessing jelas. Kekurangan: Ukuran dan cakupan data terbatas
2.	Komparasi Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier untuk	Klasifikasi kualitas/pengajuan kredit (lancar vs tidak lancar) untuk mitigasi risiko kredit bermasalah.	Preprocessing (standardisasi, uji outlier/IQR), penyeimbangan data (over/under sampling), klasifikasi SVM	Kelebihan: Bandingkan beberapa kernel SVM + evaluasi CV; SVM RBF terbaik (akurasi sekitar 96%).

	<p>Pemodelan Kualitas Pengajuan Kredit(Tamami &amp; Kharisudin, 2023)</p>		<p>(Linear/RBF/Polynomial) vs Naive Bayes, evaluasi 5-fold cross validation.</p>	<p>Kekurangan: Metrik dominan akurasi; belum menonjolkan optimasi hyperparameter terstruktur (mis. GridSearchCV).</p>
3.	<p>Analisis Perbandingan ML untuk Prediksi Kelayakan Kredit Perbankan pada Bank BRI Tegal(Andriani et al., 2025)</p>	<p>Membandingkan SVM, Naïve Bayes, Random Forest, Decision Tree untuk prediksi kelayakan kredit dengan evaluasi multi-metrik.</p>	<p>Perbandingan 4 algoritma; metrik accuracy, precision, recall, F1-score, AUC-ROC.</p>	<p>Kelebihan: konteks perbankan &amp; multi-metrik; merekomendasikan tuning hyperparameter &amp; penanganan imbalance.</p> <p>Kekurangan: tuning belum diimplementasikan; SVM masih di bawah model terbaik.</p>

4.	Komparasi Kinerja Algoritma Random Forest dan SVM berbasis Adaptive Boosting untuk Analisis Kelayakan Kredit Nasabah(Andi & Thamrin, 2024)	Komparasi RF vs SVM + Adaptive Boosting untuk kelayakan pinjaman	AdaBoost+RF dan AdaBoost+SVM ; evaluasi akurasi, presisi, recall, missclassification error.	Kelebihan: boosting meningkatkan performa; RF+AdaBoost akurasi 92,35%. Kekurangan: dataset publik; detail tuning parameter model tidak dijelaskan mendalam.
----	--	--	---	--

## 2.9 Analisis GAP

Berdasarkan penelitian terdahulu, masih terdapat beberapa celah yang bisa menjadi fokus pengembangan penelitian ini. Pertama, penggunaan SVM pada penelitian di luar konteks kredit (misalnya prediksi hasil panen) menunjukkan model mampu bekerja baik, tetapi belum relevan langsung untuk permasalahan kelayakan pinjaman sehingga diperlukan penyesuaian konteks, fitur, dan target klasifikasi. Kedua, pada penelitian kelayakan kredit/*credit scoring*, sebagian studi lebih menekankan penanganan ketidakseimbangan data atau peningkatan performa melalui ensemble, namun belum menjelaskan proses optimasi hyperparameter

SVM secara sistematis sehingga performa SVM yang dilaporkan berpotensi belum berada pada konfigurasi terbaik. Ketiga, penelitian komparasi beberapa algoritma pada konteks perbankan sudah memberikan gambaran performa multi-model, tetapi umumnya masih terbatas pada tahap perbandingan dan belum menekankan tuning yang terstruktur serta validasi yang kuat untuk memastikan hasil stabil dan dapat digeneralisasi.

Karena itu, penelitian ini diarahkan untuk mengisi celah tersebut dengan memfokuskan pada penerapan SVM pada kasus kelayakan pinjaman/kredit, sekaligus melakukan optimasi hyperparameter secara terukur menggunakan *GridSearchCV* agar model yang dipilih benar-benar merupakan konfigurasi terbaik dari ruang parameter yang diuji. Selain itu, penelitian ini menempatkan evaluasi sebagai bagian penting, sehingga hasil model tidak hanya dilihat dari akurasi, tetapi juga metrik lain yang lebih representatif untuk klasifikasi. Dengan pendekatan ini, penelitian diharapkan menghasilkan model yang lebih optimal, stabil, dan lebih sesuai untuk kebutuhan analisis kelayakan pinjaman.

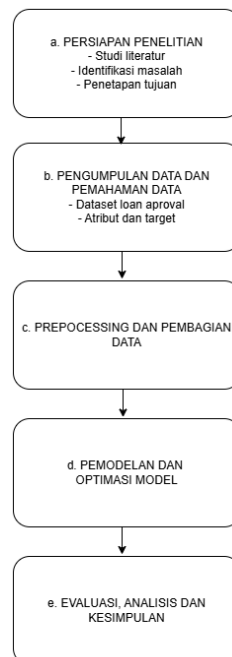
## BAB III

### METODOLOGI PENELITIAN

#### 3.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini menggunakan jenis penelitian kuantitatif karena seluruh proses analisis didasarkan pada data terukur (numerik/kategorikal) yang berasal dari dataset historis pengajuan pinjaman, dengan target *loan\_status* (*Approved/Rejected*) sebagai keluaran biner yang dapat dihitung dan diprediksi. Pendekatan kuantitatif tepat digunakan sebab penelitian berfokus pada pembangunan model klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM), melakukan optimasi *hyperparameter* melalui *GridSearchCV* dengan skema validasi (*cross-validation*), serta mengevaluasi hasil secara objektif menggunakan metrik performa seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* sehingga perbandingan performa model dapat diukur secara jelas dan sistematis.

#### 3.2 Alur Penelitian



Gambar 3.1 Diagram Alur Penelitian

Adapun penjelasan mengenai diagram alur penelitian:

a. Persiapan Penelitian

Tahap ini berisi studi literatur, penguatan landasan teori, identifikasi masalah, dan penetapan tujuan penelitian. Secara teoretis, penelitian berada pada ranah supervised learning dan klasifikasi biner karena target loan\_status terdiri atas dua kelas, yaitu Approved dan Rejected. Pada tahap ini peneliti menegaskan bahwa model utama yang dipakai adalah SVM dan optimasi dilakukan dengan GridSearchCV agar benar-benar sesuai dengan judul skripsi.

b. Pengumpulan data dan pemahaman data

Tahap ini berisi studi literatur, penguatan landasan teori, identifikasi masalah, dan penetapan tujuan penelitian. Secara teoretis, penelitian berada pada ranah supervised learning dan klasifikasi biner karena target loan\_status terdiri atas dua kelas, yaitu Approved dan Rejected. Pada tahap ini peneliti menegaskan bahwa model utama yang dipakai adalah SVM dan optimasi dilakukan dengan GridSearchCV agar benar-benar sesuai dengan judul skripsi.

c. Preprocessing dan pembagian data

Pada tahap ini dilakukan cleaning dasar, encoding untuk variabel katagorikal. Standarisasi nama kolom, pembersihan spasi pada nilai kategori, pengecekan missing value, penanganan nilai yang tidak wajar, serta seleksi fitur dengan mengeluarkan loan\_id dari prediktor. Setelah itu dilakukan pembagian data menjadi data latih dan data uji dengan rasio 80:20 secara stratified agar proporsi kelas tetap terjaga pada kedua bagian data.

d. Pemodelan dan optimasi model

Peneliti langsung menyusun pipeline yang menggabungkan preprocessing dan SVM, lalu menjalankan GridSearchCV dengan skema validasi silang 5-fold. Pada tahap ini semua kernel utama diuji, yaitu linear, RBF, polynomial, dan sigmoid, sehingga penelitian dapat membandingkan kernel mana yang paling baik untuk kasus klasifikasi status penerimaan pinjaman.

e. Evaluasi, Analisa dan Kesimpulan

Setelah kombinasi hyperparameter terbaik ditemukan, model terbaik diuji pada data uji. Hasil prediksi kemudian dianalisis menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan terutama F1-score karena metrik ini paling seimbang untuk menilai kualitas klasifikasi. Dari hasil evaluasi tersebut, peneliti dapat menyimpulkan pengaruh optimasi GridSearchCV terhadap performa SVM sekaligus menetapkan kernel terbaik sebagai model akhir penelitian.

### 3.3 Analisis Alat Penelitian

Pada proses analisa ini dipaparkan alat yang dibutuhkan, pada proses observasi ini terbagi menjadi dua bagian yaitu perangkat keras, (*hardware*) serta perangkat lunak (*software*), diantaranya :

#### 3.3.1 Perangkat Keras (*Hardware*)

Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini yaitu :

Tabel 3.1 Perangkat Keras

Komponen	Spesifikasi
Model sistem	Aspire A514-54

Processor	11th GEN Intel(R) Core(TM) i3-1115G4 @ 3.00GHz (4 CPUs), ~3.0GHz
Storage	512GB
Sistem operasi	Windows 11
Dimensi	32.80 × 22.30 × 1.80 cm
Memori	8192MB RAM

### 3.3.2 Perangkat Lunak (*Software*)

Perangkat keras yang digunakan pada penelitian ini yaitu:

Tabel 3.2 Perangkat Lunak

NO.	Jenis Perangkat Lunak	Nama Perangkat Lunak
1	Sistem Operasi	Windows 11
2	Lingkungan/Platform Pemrograman (Cloud)	Goggle Colab
3	Bahasa Pemrograman	Python
4	Lingkungan/Platform Pemrograman	VSCODE

### 3.4 Metode Pengumpulan Data

Untuk penelitian ini diperlukan pengumpulan data agar dapat menghasilkan data yang lengkap yang dapat dijadikan acuan penelitian. Penulis memanfaatkan sumber data yang berasal dari Kaggle serta studi terkait yang sejalan dengan penelitian yang akan dibuat.

#### 3.4.1 Studi Literatur

Studi pustaka merupakan tahapan penting dalam penelitian yang dilakukan untuk menghimpun, menelaah, dan mengkaji berbagai referensi ilmiah yang

relevan dengan topik yang dibahas. Umumnya, studi pustaka melibatkan sumber seperti artikel jurnal, buku, laporan penelitian, serta literatur akademik lainnya yang berperan sebagai landasan teori, konsep, dan temuan dari penelitian terdahulu. Melalui studi pustaka, peneliti dapat memahami latar belakang permasalahan secara lebih menyeluruh, mengidentifikasi kekosongan (*research gap*) yang masih terbuka, serta memperkuat dasar teoritis dan metode yang akan digunakan. Di samping itu, studi pustaka membantu dalam menyusun hipotesis dan menentukan pendekatan atau metode yang paling tepat untuk menjawab rumusan masalah penelitian.

### **3.4.2 Sumber Data**

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari platform Kaggle, yaitu sebuah komunitas *data science* dan *machine learning* yang menyediakan berbagai *dataset* yang dapat diakses secara terbuka oleh pengguna. *Dataset* yang digunakan berjudul “*Loan Approval Prediction Dataset*” dan dipublikasikan oleh Kai (2023) dan *dataset* ini berlisensi MIT (*MIT License*), yang memberikan izin kepada pengguna untuk menggunakan, menyalin, memodifikasi, dan mendistribusikan data untuk keperluan penelitian maupun pengembangan, dengan ketentuan tetap mencantumkan pemberitahuan hak cipta dan teks lisensi. *Dataset* tersebut digunakan untuk kebutuhan penelitian karena relevan untuk melakukan analisis/prediksi persetujuan pinjaman (*loan approval*) menggunakan metode *machine learning* yaitu *support vector machine*.

loan_id	no_of_dependents	education	self_employed	income_annum	loan_amount	loan_term	cibil_score	residential_assets_value	commercial_assets_value	luxury_assets_value	bank_asset_value	loan_status
1	2	Graduate	No	9600000	29900000	12	778	2400000	17600000	22700000	8000000	Approved
2	0	Not Graduate	Yes	4100000	12200000	8	417	2700000	2200000	8800000	3300000	Rejected
3	3	Graduate	No	9100000	29700000	20	506	7100000	4500000	33300000	12800000	Rejected
4	3	Graduate	No	8200000	30700000	8	467	18200000	3300000	23300000	7900000	Rejected
5	5	Not Graduate	Yes	9800000	24200000	20	382	12400000	8200000	29400000	5000000	Rejected
6	0	Graduate	Yes	4800000	13500000	10	319	6800000	8300000	13700000	5100000	Rejected
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
4098	3	Graduate	No	2600000	6300000	10	783	6500000	2400000	6500000	2600000	Approved
4099	0	Not Graduate	Yes	7300000	24000000	18	651	16600000	100000	19600000	4500000	Approved
4100	3	Graduate	No	8700000	31100000	16	760	400000	1800000	19300000	4800000	Rejected

Gambar 3.2 Dataset

Dataset yang digunakan pada penelitian ini tersimpan dalam berkas *loan\_approval\_dataset.xlsx* dan memiliki total 4.100 baris data dengan 13 atribut/kolom. Variabel target pada dataset ini adalah *loan\_status*, yang berisi dua kelas yaitu *aproved* dan *rejected*.

### 3.5 Proses Pembuatan Model

Proses pada penelitian ini bertujuan untuk menentukan status penerimaan pinjaman (*loan approval*) dengan membangun model *Support Vector Machine* (SVM) dan melakukan optimasi hyperparameter menggunakan *GridSearchCV* agar performa model lebih stabil dan akurat.

#### 3.5.1 Input dan Deskripsi Dataset

Dataset yang digunakan adalah “*Loan Approval Prediction Dataset*” yang tersimpan dalam file *loan\_approval\_dataset.xlsx* dan berisi 4.100 baris dengan 13 atribut/kolom. Variabel target yang digunakan adalah *loan\_status* dengan dua kelas (*Approved* dan *Rejected*).

Berdasarkan pemeriksaan langsung pada file excel, kolom-kolom yang tersedia adalah:

- a. *loan\_id* (ID unik data)
- b. *no\_of\_dependents*, *education*, *self\_employed*, *income\_annum*, *loan\_amount*, *loan\_term*, *cibil\_score*, *residential\_assets\_value*, *commercial\_assets\_value*, *luxury\_assets\_value*, *bank\_asset\_value*
- c. *loan\_status* (target)

### 3.5.2 Preprocessing Data

*Preprocessing* dilakukan untuk memastikan data bersih, konsisten, dan siap dipakai dalam pemodelan. Berikut adalah langkah *preprocessing* yang akan dilakukan:

- a. Standarisasi nama kolom dan nilai kategorikal

Pada dataset excel terdapat spasi di awal pada beberapa nama kolom dan nilai kategori (contoh: " *education*", " *Approved*"). Karena itu dilakukan *trim/strip whitespace* pada :

- 1. *header* kolom (mis. " *education*" → "*education*")
- 2. nilai kategori (mis. " *Approved*" → "*Approved*")

- b. Pembersihan data dan pemeriksaan *missing value*

Dataset diperiksa apakah ada nilai kosong (*missing*). Pada file Excel ini tidak ditemukan *missing value*, namun pengecekan tetap dilakukan sebagai prosedur standar.

- c. Seleksi fitur

Kolom *loan\_id* tidak digunakan sebagai fitur prediktor karena hanya ID unik, sehingga dikeluarkan dari variabel X.

d. *Encoding* variabel katagorikan

Kolom *education* dan *self\_employed* (kategorikal) diubah menjadi numerik

e. Normalisasi/Standarisasi fitur numerik

Skala antar fitur sangat berbeda (misalnya *income\_annum* dan nilai aset dalam jutaan, sedangkan *cibil\_score* ratusan). Karena SVM sensitif terhadap skala, maka dilakukan normalisasi/standarisasi dalam *pipeline*.

### 3.5.3 Pembagian Data Latih dan Data Uji

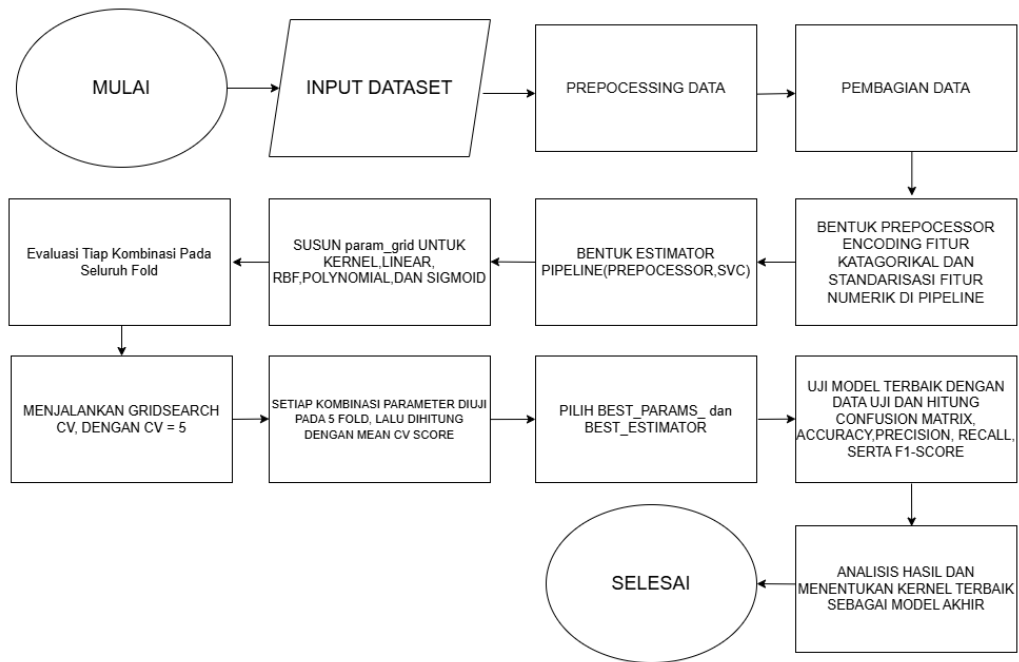
Dataset dibagi menjadi:

- a. data latih (training) untuk melatih model
- b. data uji (testing) untuk menguji kemampuan generalisasi model

Pembagian menggunakan 80% *training* dan 20% *testing*, serta memakai *splitting* agar proporsi kelas pada train dan test tetap seimbang.

### 3.5.4 Optimasi Hyperparameter Menggunakan GridSearchCV

Flowchart berikut menggambarkan proses teknis pembentukan model mulai dari data masuk sampai penentuan model terbaik.



Gambar 3.3 Flowchart Optimasi Hyperparameter Dengan GridsearchCV

Adapun penjelasan dari flowchart tersebut:

a. Input dataset dan penetapan target

Penelitian dimulai dengan membaca dataset loan approval, kemudian menetapkan loan\_status sebagai variabel target. Karena target hanya memiliki dua kelas, maka permasalahan ini termasuk klasifikasi biner pada supervised learning.

b. Preprocessing data

Peneliti membersihkan data terlebih dahulu, misalnya menghilangkan spasi pada nama kolom dan isi kategori, mengecek nilai kosong, menangani nilai aset yang tidak wajar, serta menghapus kolom loan\_id karena hanya berfungsi sebagai identitas unik dan tidak berkontribusi terhadap prediksi.

c. Pembagian data

Data dibagi menjadi data latih 80% dan data uji 20% menggunakan stratified split. Pembagian ini penting agar evaluasi akhir dilakukan pada

data yang benar-benar belum pernah digunakan model saat proses pelatihan dan pencarian hyperparameter.

d. Membentuk preprocessor dalam pipeline

Fitur kategorikal diproses dengan encoding, sedangkan fitur numerik distandardisasi menggunakan StandardScaler. Kedua proses ini ditempatkan di dalam pipeline agar parameter transformasi dipelajari hanya dari data latih pada setiap fold, sehingga metodologi lebih kuat dan bebas dari data leakage.

e. Membentuk estimator SVM

Setelah preprocessor siap, model utama yang dipakai adalah SVC. Secara teori, SVM bekerja dengan mencari hyperplane optimal yang memaksimalkan margin pemisah antar kelas, sementara fungsi kernel membantu menangani pola yang tidak dapat dipisahkan secara linear.

f. Menyusun parameter grid

Parameter grid dirancang agar dapat menguji semua kernel utama. Parameter C digunakan untuk semua kernel, gamma digunakan pada kernel non-linear, dan degree hanya digunakan pada kernel polynomial.

g. Evaluasi tiap kombinasi pada seluruh fold

Setiap kombinasi hyperparameter akan dilatih pada empat fold dan divalidasi pada satu fold, kemudian proses diulang sampai semua fold selesai. Skor dari seluruh fold dirata-ratakan menjadi mean CV score sehingga pemilihan parameter terbaik tidak hanya bergantung pada satu pembagian data.

h. Pemilihan model terbaik

Kombinasi yang menghasilkan mean CV score tertinggi akan dipilih sebagai `best_params_`, sedangkan model yang mewakili kombinasi tersebut menjadi `best_estimator_`. Pada titik ini, pembuatan model dan optimasi benar-benar menyatu karena model final berasal langsung dari hasil `GridSearchCV`.

i. Evaluasi akhir pada data uji

Model terbaik selanjutnya digunakan untuk memprediksi data uji. Hasil prediksi dianalisis menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score. F1-score dapat dijadikan fokus utama karena mampu menyeimbangkan precision dan recall, terutama bila distribusi kelas tidak sepenuhnya seimbang.

j. Analisis hasil dan penentuan kernel terbaik

Tahap penutup adalah membandingkan hasil akhir seluruh kernel melalui kombinasi parameter terbaik yang ditemukan. Dari sini peneliti dapat menjelaskan kernel mana yang paling sesuai untuk data pengajuan pinjaman, sekaligus menunjukkan bahwa `GridSearchCV` berperan dalam menghasilkan konfigurasi SVM yang lebih optimal dan lebih stabil.

### **3.5.5 Rancangan Kombinasi Hyperparameter**

Rancangan kombinasi berikut disusun untuk memenuhi dua tujuan sekaligus: pertama, semua kernel utama SVM tetap diuji agar penelitian dapat menemukan kernel terbaik; kedua, ruang pencarian parameter tetap dijaga agar tidak terlalu berat untuk dataset 4.100 baris. Karena itu, `coef0` dan `class_weight` tidak dimasukkan ke dalam grid utama. Parameter tersebut tetap dapat disebutkan dalam

pembahasan teori, tetapi tidak dijadikan fokus eksperimen utama agar proses komputasi tetap efisien.

Tabel 3.3 Rancangan kombinasi hyperparameter

Kernel	Parameter yang diuji	Nilai kandidat	Jumlah kombinasi
Linear	C	0.1, 1, 10, 100	4
RBF	C, gamma	C = 0.1, 1, 10, 100 Gamma = scale, 0.1, 0.01	12
Polynomial	C, gamma, degree	C = 0.1, 1, 10 Gamma = scale, 0.1 Degree = 2, 3	12
Sigmoid	C, gamma	C = 0.1, 1, 10 Gamma = scale, 0.1, 0.01	9

### 3.5.6 Evaluasi Model

Tahap evaluasi sangat penting untuk mengetahui sejauh mana model dapat memprediksi dengan benar. Evaluasi dilakukan menggunakan *confusion matrix*, yang membandingkan hasil prediksi model dengan data yang sebenarnya. Metrik utama yang sering digunakan untuk evaluasi adalah akurasi, presisi, recall dan F1-Score.

#### a. Akurasi (*Accuracy*)

Akurasi mengukur seberapa banyak prediksi yang benar dibandingkan dengan total keseluruhan data. Ini dihitung dengan rumus:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (8)$$

Diketahui:

1. TP = *True Positive* (prediksi positif yang benar)
2. TN = *True Negative* (prediksi negatif yang benar)

3. FP = *False Positive* (prediksi positif yang salah)
  4. FN = *False Negative* (prediksi negatif yang salah)
- b. Presisi (*Precision*)

Presisi menunjukkan seberapa akurat prediksi positif dari model. Artinya, dari semua data yang diprediksi sebagai positif, berapa persen yang benar-benar positif. Rumusnya:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

- c. Recall

Recall mengukur seberapa baik model dalam menemukan semua data yang benar-benar positif. Rumusnya:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

- d. F1-Score

Fokus utama dalam penelitian ini adalah pada metrik F1-score, karena F1-score memberikan penilaian yang seimbang antara presisi dan recall. Presisi mengukur berapa banyak prediksi positif yang benar, sedangkan recall mengukur berapa banyak data positif yang berhasil teridentifikasi. Rumus F1-score adalah:

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (11)$$

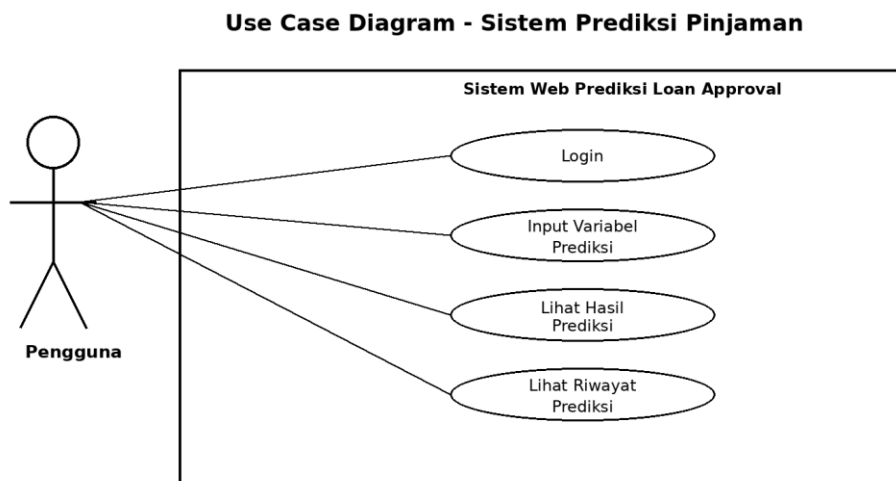
F1-score sangat berguna dalam kondisi data tidak seimbang, di mana akurasi bisa menyesatkan.

### 3.6 Pemodelan dan Perancangan Sistem

Pemodelan dan perancangan sistem web pada penelitian ini bertujuan untuk menerjemahkan model klasifikasi status penerimaan pinjaman nasabah ke dalam aplikasi yang mudah digunakan. Sistem dirancang berbasis Python Streamlit karena mendukung pembuatan antarmuka secara cepat, sederhana, dan sesuai untuk kebutuhan prototipe penelitian maupun demonstrasi skripsi. Fitur utama yang disediakan mencakup login, input variabel calon nasabah, proses prediksi approved atau rejected, tampilan hasil prediksi, dan riwayat prediksi pengguna.

#### 3.6.1 Use Case Diagram

Berikut adalah use case diagram user dalam menggunakan web

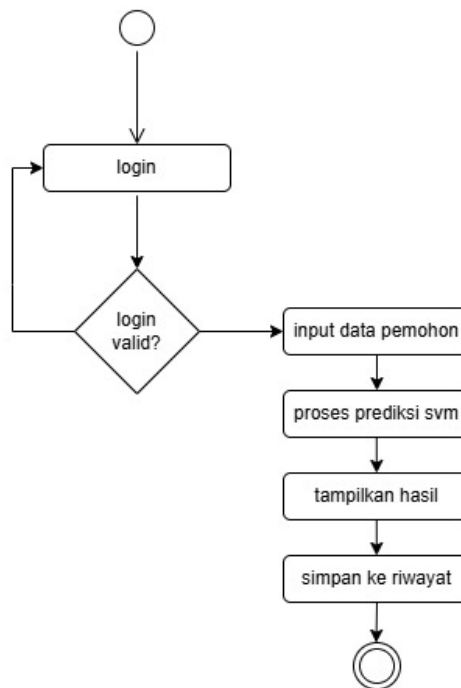


Gambar 3.4 Use Case Diagram Sistem Prediksi Loan Approval

Use case diagram menggambarkan bahwa aktor pada sistem adalah pengguna. Pengguna harus melakukan login terlebih dahulu untuk memperoleh akses ke sistem. Setelah berhasil masuk, pengguna dapat menginput variabel calon nasabah, melihat hasil prediksi approved atau rejected, dan membuka riwayat prediksi yang pernah dilakukan.

#### 3.6.2 Activity Diagram

Berikut adalah activity diagram yang menggambarkan alur kerja sistem



Gambar 3.5 Activity Diagram Sistem

Gambar tersebut adalah diagram alur/flowchart proses penggunaan sistem prediksi berbasis SVM. Setelah itu pengguna masuk ke proses login. Sistem kemudian melakukan pengecekan pada keputusan “login valid?” yang digambarkan dengan simbol belah ketupat.

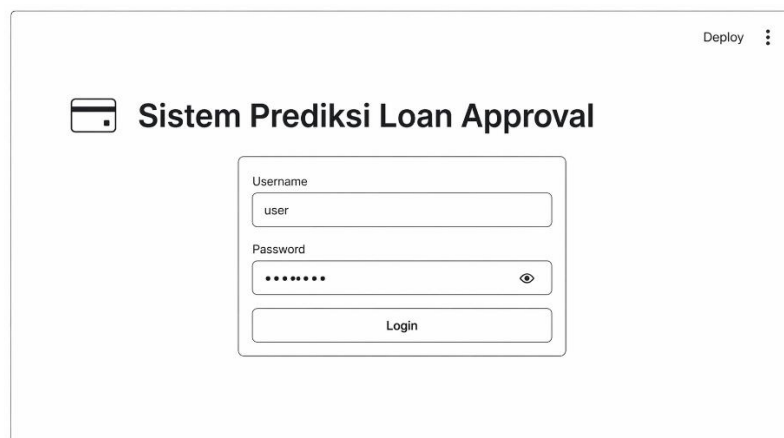
Apabila login tidak valid, alur kembali lagi ke proses login. Apabila login valid, proses berlanjut ke tahap input data pemohon, yaitu pengguna memasukkan data orang atau pihak yang akan diprediksi. Setelah data dimasukkan, sistem menjalankan proses prediksi SVM untuk mengolah data tersebut menggunakan metode Support Vector Machine. Hasil dari prediksi kemudian ditampilkan pada tahap tampilkan hasil. Setelah hasil ditampilkan, sistem menyimpan data atau hasil prediksi tersebut pada tahap simpan ke riwayat. Terakhir, diagram berakhir pada simbol lingkaran ganda di bagian bawah sebagai end/selesai.

Secara sederhana, diagram ini menjelaskan bahwa sistem hanya bisa digunakan setelah login berhasil, lalu pengguna memasukkan data pemohon, sistem melakukan prediksi menggunakan SVM, menampilkan hasilnya, dan menyimpan hasil tersebut ke riwayat.

### 3.6.3 Perancangan Antarmuka (interface)

Perancangan antarmuka (User Interface) pada penelitian ini dibuat untuk memudahkan pengguna dalam menjalankan proses klasifikasi status pinjaman nasabah menggunakan model svm yang telah di optimasi. Antarmuka dirancang sederhana dan terstruktur dalam beberapa halaman utama, yaitu login, dashboard, input data untuk prediksi, hasil, dan riwayat hasil prediksi, sehingga alur penggunaan sistem dapat dipahami dengan jelas mulai dari pengelolaan data hingga melihat hasil prediksi. Berikut perancangan antarmuka yg dibuat

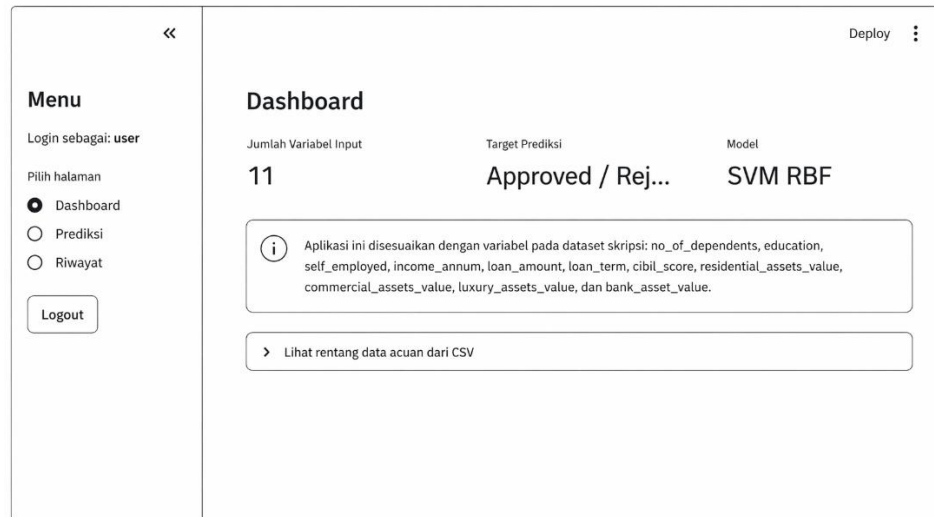
- a. Halaman Login adalah pintu masuk awal sebelum pengguna dapat mengakses fitur prediksi dan riwayat. Struktur halaman dibuat sederhana agar fokus pada autentikasi pengguna. Dimana user akan memasukkan username dan password.



The image shows a web browser window with the title 'Sistem Prediksi Loan Approval'. The page features a login form with the following elements: a 'Deploy' button with a dropdown arrow in the top right corner; a header area with a hamburger menu icon and the title 'Sistem Prediksi Loan Approval'; a 'Username' field containing the text 'user'; a 'Password' field with masked characters '.....' and a toggle eye icon; and a 'Login' button at the bottom of the form.

Gambar 3.6 Rancangan Halaman Login

- b. Dashboard berfungsi sebagai halaman ringkasan setelah pengguna berhasil login. Halaman ini menampilkan informasi inti tentang sistem, target prediksi, dan model yang dipakai.



Gambar 3.7 Rancangan Halaman dashboard

- c. Halaman Prediksi digunakan untuk memasukkan data calon peminjam. Data yang diisi pada form akan diproses oleh model untuk menghasilkan status prediksi loan approval.

Gambar 3.8 Rancangan Halaman Prediksi

- d. Halaman Riwayat digunakan untuk melihat hasil prediksi yang sudah pernah dilakukan yang disimpan, dan dapat dihapus juga per baris data riwayat jika di perlukan, dan hasil riwayat dapat di unduh jika diperlukan.

**Menu**  
Login sebagai: user  
Pilih halaman  
 Dashboard  
 Prediksi  
 Riwayat

Deploy ⋮

### Riwayat Prediksi

	created_at	prediction_result	confidence_score	no_of_dependents	education	self_employed	income_annum	loan_amount	loan_term	cibil_score
0	2026-04-24 07:10:17	Approved	0.9964	2	Graduate	Yes	5000000	15000000	12	650

### Hapus riwayat

Klik tombol hapus pada baris yang ingin dihapus.

2026-04-24 07:10:17 | Hasil: Approved | Confidence: 99.64%

Gambar 3.9 Rancangan Halaman Riwayat

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Hasil

##### 4.1.1 Gambaran Umum Dataset

Berdasarkan hasil pembacaan data, dataset memiliki 4.099 baris dan 13 kolom. Variabel target pada penelitian ini adalah *loan\_status* yang terdiri atas dua kelas, yaitu *aproved*(disetujui) dan *rejected*(ditolak). Sebelum proses pemodelan dilakukan, dataset terlebih dahulu diperiksa dari sisi kualitas data. Pemeriksaan awal menunjukkan bahwa dataset tidak memiliki *missing value*, dan ditemukan 1 baris duplikat. Setelah proses pembersihan data, 1 baris duplikat dihapus sehingga jumlah data yang digunakan pada tahap pemodelan menjadi 4.099 baris. Meskipun jumlahnya relatif kecil, temuan ini tetap dicatat sebagai bagian dari evaluasi kualitas data.

Tabel 4.1 Ringkasan kondisi dataset

Komponen	Hasil
Jumlah baris	4.099
Jumlah kolom awal	13
Fitur prediktor yang digunakan	11
Fitur numerik	9
Fitur kategorikal	2
Missing value	0
Data duplikat	1

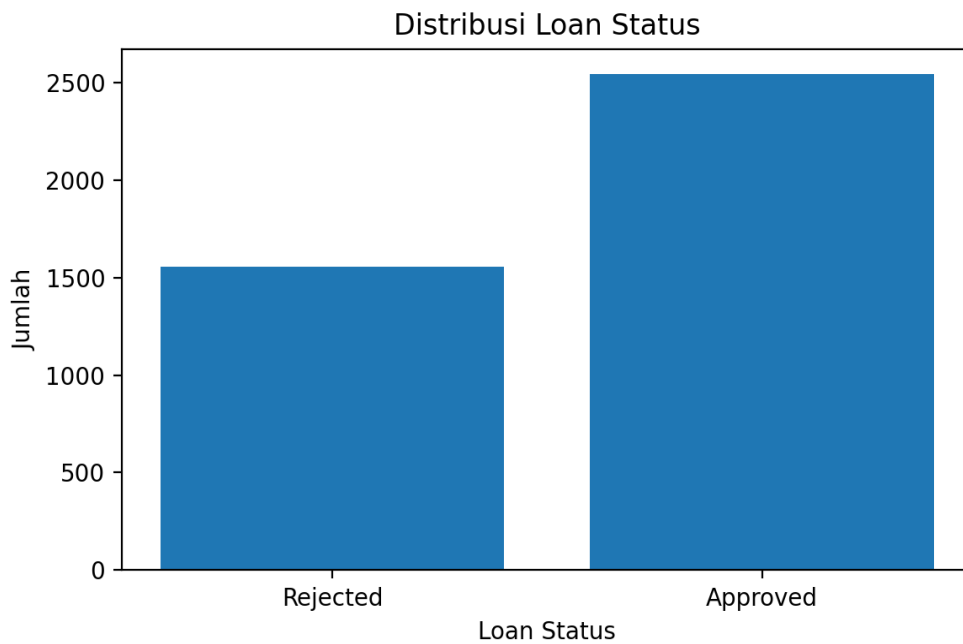
Tabel 4.2 Variabel prediktor yang digunakan dalam pemodelan

No	Variabel	Tipe	Keterangan
1	no_of_dependents	Numerik	Jumlah tanggungan nasabah
2	education	Kategorikal	Tingkat pendidikan nasabah
3	self_employed	Kategorikal	Status bekerja mandiri
4	income_annum	Numerik	Pendapatan tahunan
5	loan_amount	Numerik	Jumlah pinjaman yang diajukan
6	loan_term	Numerik	Jangka waktu pinjaman
7	cibil_score	Numerik	Skor kredit nasabah
8	residential_assets_value	Numerik	Nilai aset residensial
9	commercial_assets_value	Numerik	Nilai aset komersial
10	luxury_assets_value	Numerik	Nilai aset mewah
11	bank_asset_value	Numerik	Nilai aset bank

Secara umum, distribusi kelas target menunjukkan bahwa kelas *approved* berjumlah 2.544 data (62,05%) sedangkan kelas *rejected* berjumlah 1.555 data (37,95%). Komposisi ini menunjukkan bahwa data tidak sepenuhnya seimbang, meskipun selisih antar kelas masih dalam kategori moderat. Oleh sebab itu, pada penelitian ini metrik *F1-score* dipilih sebagai metrik utama dalam proses optimasi karena mampu menyeimbangkan *precision* dan *recall*.

Tabel 4.3 Distribusi kelas target

Kelas	Jumlah	Persentase
Rejected	1.555	37,95%
Approved	2.544	62,05%
<b>Total</b>	<b>4.099</b>	<b>100%</b>



Gambar 4.1 Distribusi kelas target *loan status*

#### 4.1.2 Hasil Preprocessing Data

Tahap *preprocessing* dilakukan untuk memastikan data berada dalam format yang sesuai sebelum masuk ke tahap pelatihan model. Langkah pertama adalah membersihkan nama kolom dengan menghapus spasi di awal dan akhir serta mengubah seluruh nama kolom menjadi huruf kecil agar konsisten ketika dipanggil dalam program. Selanjutnya seluruh kolom bertipe *object* dibersihkan dari spasi tersembunyi agar tidak menimbulkan kategori ganda yang sebenarnya sama.

Pada tahap berikutnya, variabel target *loan\_status* diubah ke bentuk biner dengan skema *Rejected* = 0 dan *Approved* = 1. Perubahan label ini penting karena algoritma SVM bekerja pada representasi numerik. Dua fitur prediktor kategorikal, yaitu *education* dan *self\_employed*, juga diubah ke bentuk numerik dengan skema *Graduate* = 1, *Not Graduate* = 0, *Yes* = 1, dan *No* = 0. Setelah proses tersebut, seluruh fitur prediktor berada dalam format numerik sehingga preprocessing dapat

difokuskan pada *SimpleImputer* dengan strategi median dan *StandardScaler*. Meskipun dataset tidak memiliki *missing value*, *SimpleImputer* tetap dipertahankan sebagai langkah antisipatif agar *pipeline* tetap robust bila digunakan pada data baru. Setelah proses *preprocessing* dilakukan, jumlah fitur yang digunakan model tetap 11 dimensi, yaitu 9 fitur numerik asli dan 2 fitur hasil encoding biner.

#### 4.1.3 Implementasi *Pipeline* Dan *GridsearchCV*

Model klasifikasi dibangun menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) melalui kelas *SVC* dari pustaka *scikit-learn*. Agar proses transformasi dan pelatihan berjalan dalam satu alur yang konsisten, penelitian ini menggunakan *pipeline* yang terdiri atas dua komponen utama, yaitu:

1. *Preprocessor*, yang melakukan imputasi median dan standarisasi pada seluruh fitur numerik.
2. *Classifier*, yaitu model *SVC*

Optimasi parameter dilakukan menggunakan *GridSearchCV* dengan skema *cross-validation* sebanyak 5 *fold* dan fungsi penilaian (*scoring*) berupa F1-score. Ruang pencarian parameter yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Ruang pencarian hyperparameter pada *GridSearchCV*

Kernel	Hyperparameter yang diuji	Jumlah kombinasi
Linear	C = [0.1, 1, 10, 100]	4
RBF	C = [0.1, 1, 10, 100], gamma = [scale, 0.1, 0.01]	12
Polynomial	C = [0.1, 1, 10], gamma = [scale, 0.1], degree = [2, 3]	12
Sigmoid	C = [0.1, 1, 10], gamma = [scale, 0.1, 0.01]	9
Total		37

Berdasarkan Tabel 4.4, jumlah kombinasi parameter yang diuji dapat dihitung sebagai berikut:

$$\text{Jumlah kombinasi} = 4 + (4 \times 3) + (3 \times 2 \times 2) + (3 \times 3) = 37$$

Karena setiap kombinasi dievaluasi menggunakan *5-fold cross-validation*, maka total proses pelatihan model yang dilakukan adalah:

$$\text{Total pelatihan} = 37 \times 5 = 185 \text{ kali pelatihan}$$

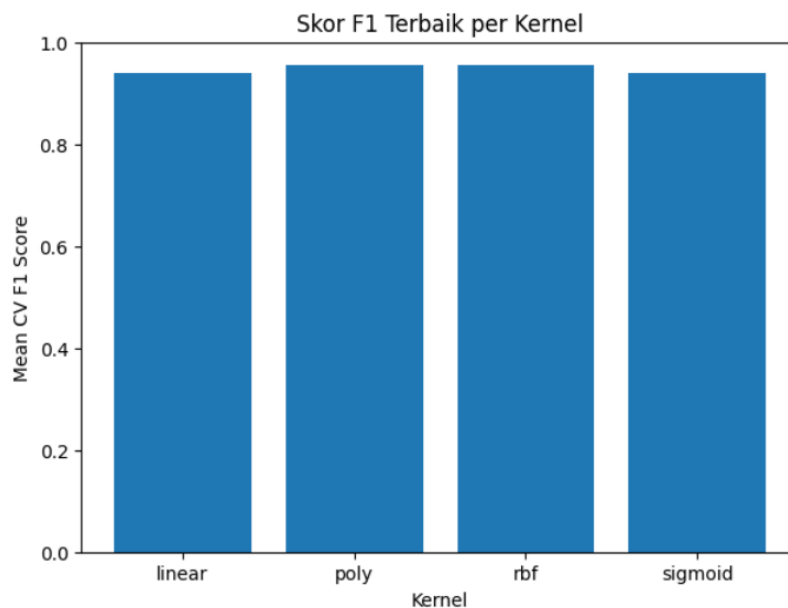
Jumlah ini sesuai dengan keluaran notebook yang menunjukkan bahwa GridSearchCV menjalankan 185 proses *fit* selama pencarian parameter terbaik.

#### 4.1.4 Hasil Optimasi Hyperparameter

Hasil proses GridSearchCV menunjukkan bahwa kombinasi parameter terbaik diperoleh pada kernel RBF dengan nilai  $C = 100$  dan  $\text{gamma} = 0.01$ . Kombinasi ini menghasilkan rata-rata F1-score cross-validation sebesar 0,95245.

Gambar 4.2 Hasil hyperparameter terbaik dari proses GridsearchCV

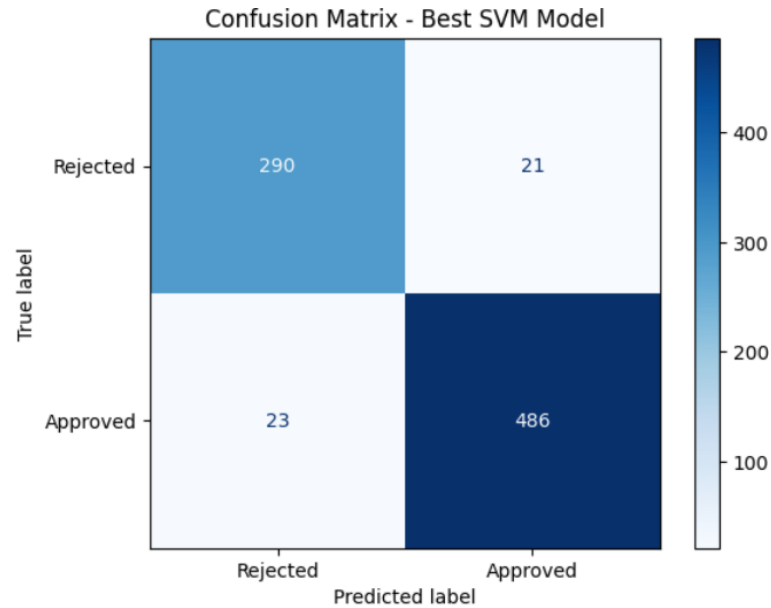
```
Best Params: {'svm_C': 100, 'svm_gamma': 0.01, 'svm_kernel': 'rbf'}  
Best CV Score: 0.9543931744724778
```



Gambar 4.3 Skor F1 cross-validation terbaik per kernel

#### 4.1.5 Evaluasi Model Terbaik Pada Data Uji

Setelah parameter terbaik diperoleh, model akhir diuji pada data uji yang sebelumnya tidak pernah digunakan selama pelatihan maupun proses pencarian parameter. Hasil evaluasi model terbaik dirangkum melalui *confusion matrix* pada gambar 4.4.



Gambar 4.4 Confusion matrix model SVM terbaik

Berdasarkan gambar 4.3 diperoleh: - True Negative (TN) = 290 - False Positive (FP) = 21 - False Negative (FN) = 23 - True Positive (TP) = 486. Dari nilai tersebut, metrik evaluasi dihitung sebagai berikut:

a. *Accuracy*

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$Accuracy = \frac{486 + 290}{486 + 290 + 21 + 23} = \frac{776}{820} = 0,94634 = 94,63\%$$

b. *Precision*

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$Precision = \frac{486}{486 + 21} = \frac{486}{507} = 0,95858 = 95,86\%$$

c. *Recall*

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$Recall = \frac{486}{486 + 23} = \frac{486}{509} = 0,95481 = 95,48\%$$

d. F1-Score

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times 0,95858 \times 0,95481}{0,95858 + 0,95481} = 0,95669 = 95,67\%$$

Berikut ini adalah output evaluasi model dari program yang telah di buat yang mencakup nilai dari *accuracy*, *precision*, *recall* dan f1-score.

```

... Accuracy : 0.9463414634146341
Precision: 0.9585798816568047
Recall    : 0.9548133595284872
F1-Score  : 0.9566929133858267

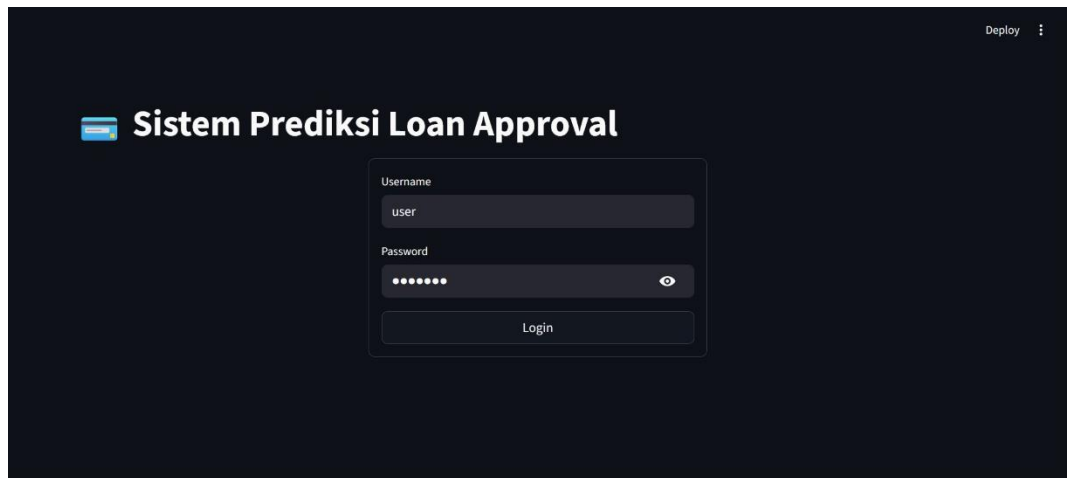
```

Gambar 4.5 Hasil evaluasi model

#### 4.1.6 Implementasi Antarmuka Pengguna

Implementasi antarmuka merupakan tahap penerapan tampilan sistem agar dapat digunakan oleh pengguna. Sistem ini dikembangkan berbasis web menggunakan Streamlit dengan tampilan yang sederhana dan mudah digunakan. Antarmuka terdiri dari beberapa halaman utama, yaitu login, dashboard, prediksi, hasil dan. Berikut antarmuka pengguna yang dibuat:

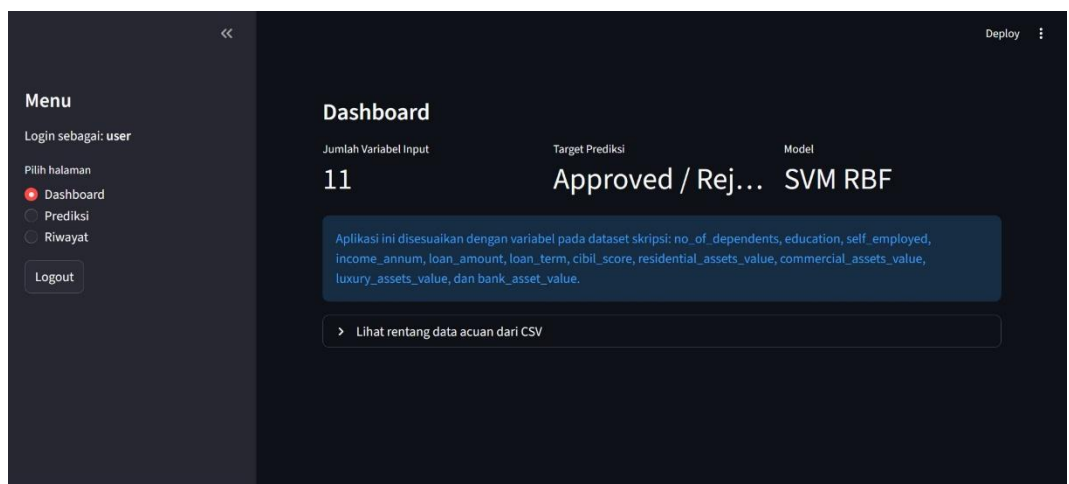
a. Halaman login



Gambar 4.6 Halaman login

Halaman ini menjadi tampilan awal yang muncul sebelum pengguna dapat mengakses fitur utama web. Fungsi utama halaman login adalah sebagai proses autentikasi pengguna. Sistem akan memeriksa apakah kombinasi username dan password yang dimasukkan sesuai dengan data akun yang tersimpan. Jika data login benar, pengguna akan diarahkan masuk ke halaman utama sistem, yaitu dashboard. Jika data login salah, sistem tidak akan memberikan akses ke fitur prediksi maupun fitur riwayat.

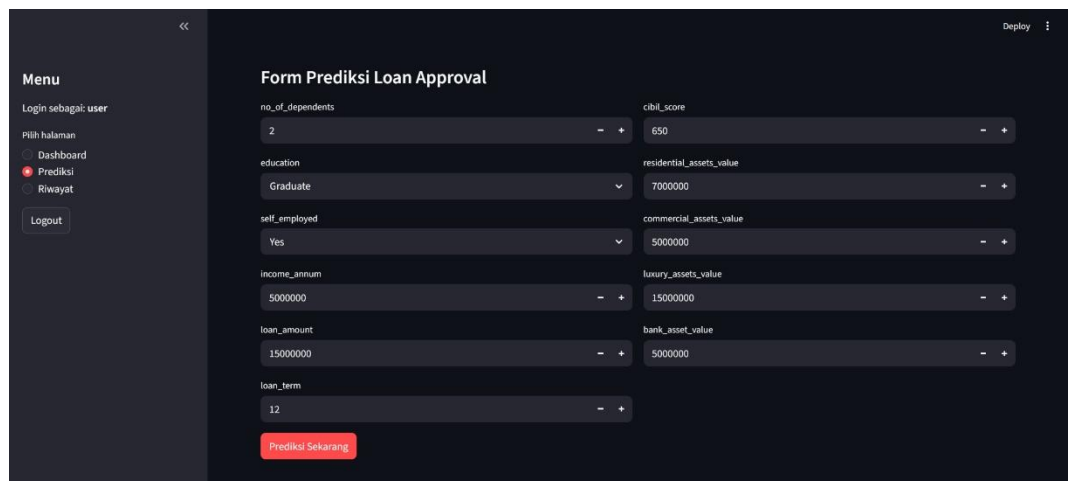
b. Halaman Dashboard



Gambar 4.7 Halaman dashboard

Dashboard berfungsi sebagai halaman utama yang memberikan gambaran singkat mengenai sistem. Pada sisi kiri terdapat menu navigasi yang menampilkan status pengguna yang sedang login, yaitu “Login sebagai: user”. Di bawahnya terdapat pilihan halaman yang terdiri dari Dashboard, Prediksi, dan Riwayat. Menu ini memudahkan pengguna berpindah dari satu fitur ke fitur lain tanpa harus kembali ke halaman login. Selain itu, terdapat tombol *Logout* yang digunakan untuk keluar dari sistem dan mengakhiri sesi penggunaan. Dengan desain seperti ini, pengguna dapat memahami struktur aplikasi sebelum masuk ke halaman prediksi. Dashboard juga membantu menjadikan aplikasi lebih informatif, karena pengguna tidak hanya diberi form input, tetapi juga diberikan konteks mengenai cara kerja sistem dan data yang digunakan.

### c. Halaman prediksi



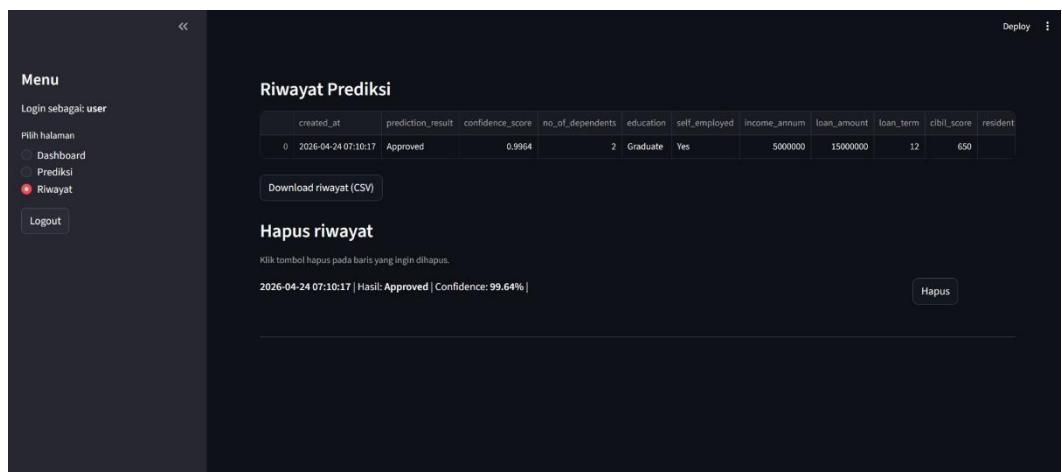
Field Name	Value
no_of_dependents	2
education	Graduate
self_employed	Yes
income_annum	5000000
loan_amount	15000000
loan_term	12
cibil_score	650
residential_assets_value	7000000
commercial_assets_value	5000000
luxury_assets_value	15000000
bank_asset_value	5000000

Gambar 4.8 Halaman prediksi

Halaman prediksi menjadi bagian utama sistem untuk memasukkan data calon nasabah yang akan diprediksi. Form disusun dalam dua kolom agar seluruh input terlihat rapi, dengan menu navigasi di sisi kiri berisi

Dashboard, Prediksi, Riwayat, dan Logout, serta penanda merah pada menu Prediksi sebagai tanda halaman aktif. Form ini memuat 11 variabel input yang digunakan oleh model SVM, yaitu `no_of_dependents`, `education`, `self_employed`, `income_annum`, `loan_amount`, `loan_term`, `cibil_score`, `residential_assets_value`, `commercial_assets_value`, `luxury_assets_value`, dan `bank_asset_value`. Variabel-variabel tersebut menggambarkan kondisi tanggungan, pendidikan, status pekerjaan, pendapatan, jumlah dan jangka waktu pinjaman, skor kredit, serta kepemilikan aset pemohon. Setelah seluruh data diisi, pengguna dapat menekan tombol “Prediksi Sekarang” untuk menjalankan proses prediksi, sehingga sistem mengolah input sesuai format model dan menampilkan hasil berupa status `Approved` atau `Rejected`, serta `confidence` jika tersedia. Halaman ini penting karena kualitas prediksi sangat bergantung pada kelengkapan dan kesesuaian data yang dimasukkan dengan struktur fitur pada saat pelatihan model.

#### d. Halaman riwayat



Gambar 4.9 Halaman Riwayat

Halaman riwayat prediksi berfungsi menampilkan hasil prediksi yang pernah dilakukan oleh pengguna. Pada sisi kiri terdapat menu navigasi Dashboard, Prediksi, Riwayat, dan Logout, dengan penanda merah pada menu Riwayat sebagai tanda halaman aktif. Bagian utama halaman menampilkan judul “Riwayat Prediksi” serta tabel berisi data seperti waktu prediksi, hasil prediksi, nilai confidence, dan variabel input yang digunakan, seperti jumlah tanggungan, pendidikan, status pekerjaan, pendapatan, jumlah pinjaman, jangka waktu pinjaman, skor kredit, serta nilai aset. Fitur riwayat ini membantu pengguna meninjau kembali, membandingkan, dan mendokumentasikan hasil prediksi yang telah dilakukan. Selain itu, tersedia tombol “Download riwayat (CSV)” untuk mengunduh data agar dapat dibuka di Excel atau digunakan sebagai bahan analisis tambahan.

## **4.2 Pembahasan**

### **4.2.1 Interpretasi Pemilihan Kernel Terbaik**

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kernel RBF menjadi pilihan terbaik berdasarkan rata-rata F1-score validasi silang. Temuan ini mengindikasikan bahwa pola hubungan antar fitur pada data pengajuan pinjaman tidak sepenuhnya bersifat linear. Interaksi antara pendapatan tahunan, jumlah pinjaman, jangka waktu, skor kredit, dan nilai aset kemungkinan membentuk batas keputusan yang lebih kompleks, sehingga kernel RBF lebih mampu menangkap pola pemisahan kelas dibandingkan kernel linear.

#### 4.2.2 Pengaruh Hyperparameter Tuning GridSearchCV pada Model SVM

Proses hyperparameter tuning sangat positif terlihat dari kemampuan GridSearchCV dalam memilih kombinasi parameter terbaik secara sistematis berdasarkan hasil evaluasi *cross-validation*. Pada algoritma SVM, parameter seperti kernel, C, gamma, dan degree sangat menentukan bentuk *hyperplane* dan kemampuan model dalam memisahkan kelas. Oleh karena itu, proses optimasi hyperparameter menjadi penting agar model tidak mengalami *underfitting* maupun *overfitting*, serta mampu menghasilkan performa yang lebih baik saat diuji pada data baru.

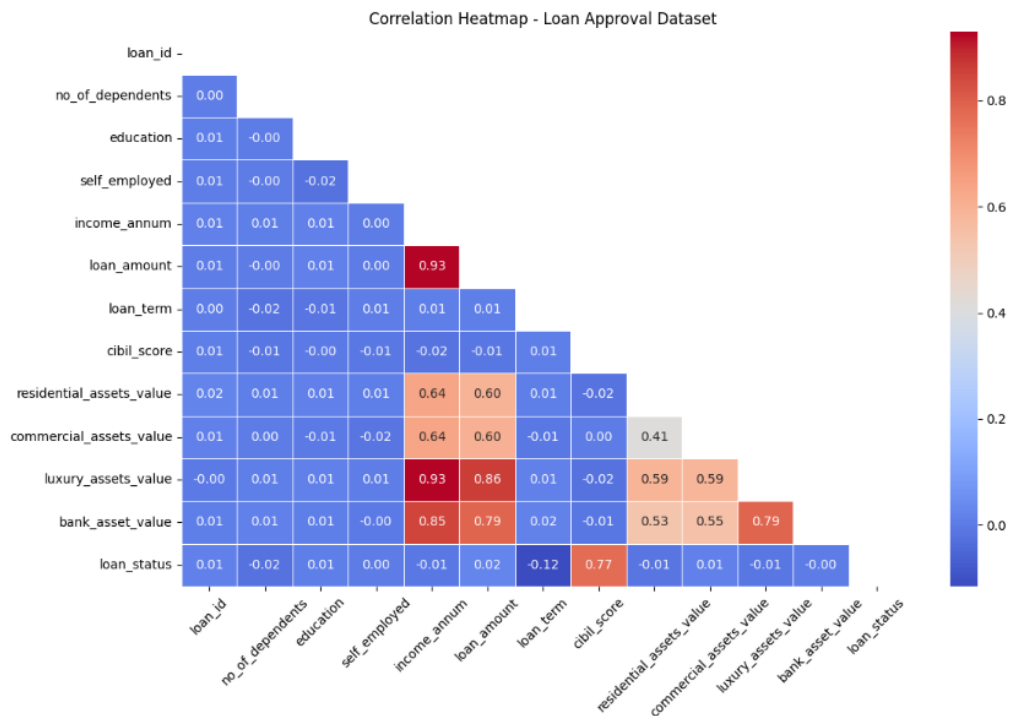
Dalam penelitian ini, GridSearchCV menguji 37 kombinasi hyperparameter dari beberapa kernel SVM, yaitu linear, RBF, polynomial, dan sigmoid, dengan 5-fold *cross-validation* sehingga total proses pelatihan mencapai 185 kali fit. Hasil optimasi menunjukkan bahwa parameter terbaik diperoleh pada kernel RBF dengan nilai  $C = 100$  dan  $\gamma = 0,01$  serta menghasilkan rata-rata F1-score *cross-validation* sebesar 0,95245. Hasil ini menunjukkan bahwa optimasi hyperparameter mampu menemukan konfigurasi model yang paling sesuai dengan karakteristik dataset, sehingga performa model menjadi lebih optimal dan stabil.

Pengaruh optimasi tersebut juga terlihat pada hasil pengujian model terbaik pada data uji, yaitu memperoleh *accuracy* 94,63%, *precision* 95,87%, *recall* 95,48%, dan F1-score 95,67%. Nilai-nilai tersebut menunjukkan bahwa model SVM hasil optimasi mampu mengklasifikasikan status penerimaan pinjaman dengan sangat baik dan seimbang. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa optimasi *hyperparameter tuning* menggunakan GridSearchCV memberikan

pengaruh yang signifikan terhadap peningkatan kinerja model SVM, karena berhasil menghasilkan parameter terbaik yang membuat model lebih akurat, konsisten, dan memiliki kemampuan generalisasi yang lebih baik.

### 4.2.3 Korelasi Antar Variabel

Untuk melihat korelasi antar variabel maka dibuatlah visualisasi heatmap, berikut adalah gambar heatmap yg menunjukkan korelasi antar variabel:



Gambar 4.10 Visualisasi heatmap korelasi antar variabel

*Heatmap* korelasi digunakan untuk melihat hubungan linear antar variabel numerik dalam dataset *loan approval*. Nilai korelasi berada pada rentang -1 hingga 1, di mana nilai mendekati 1 menunjukkan hubungan positif yang kuat, mendekati -1 menunjukkan hubungan negatif, dan mendekati 0 menunjukkan hubungan yang

lemah. Berdasarkan visualisasi, sebagian besar variabel memiliki korelasi yang rendah terhadap variabel target *loan\_status*, yang menandakan bahwa hubungan antar fitur dan target tidak selalu bersifat linear. Oleh karena itu, penggunaan model seperti *Support Vector Machine* (SVM) yang mampu menangani pola *non-linear* menjadi relevan dalam penelitian ini.

Variabel yang memiliki hubungan paling kuat dengan *loan\_status* adalah *cibil\_score* dengan nilai korelasi sekitar 0,77. Hal ini menunjukkan bahwa semakin tinggi skor kredit nasabah, semakin besar kemungkinan pinjaman disetujui. Sementara itu, variabel *loan\_term* memiliki korelasi negatif sebesar -0,12, yang menunjukkan bahwa semakin panjang jangka waktu pinjaman, kecenderungan persetujuan sedikit menurun, meskipun pengaruhnya tergolong lemah. Variabel lain seperti *income\_annum*, *loan\_amount*, *education*, dan *self\_employed* memiliki korelasi yang sangat kecil terhadap *loan\_status*, sehingga tidak menunjukkan pengaruh linear yang kuat secara langsung.

Di sisi lain, terdapat hubungan yang cukup kuat antar variabel prediktor, terutama pada variabel finansial. Misalnya, *income\_annum* memiliki korelasi sangat tinggi dengan *loan\_amount* sebesar 0,93, serta dengan *luxury\_assets\_value* sebesar 0,93 dan *bank\_asset\_value* sebesar 0,85. Selain itu, *loan\_amount* juga berkorelasi kuat dengan *luxury\_assets\_value* (0,86) dan *bank\_asset\_value* (0,79).

Pola ini menunjukkan bahwa pendapatan dan kepemilikan aset memiliki hubungan erat dengan jumlah pinjaman yang diajukan, sehingga mencerminkan kondisi ekonomi nasabah secara umum.

Secara keseluruhan, hasil heatmap menunjukkan bahwa *cibil\_score* merupakan variabel yang paling berpengaruh terhadap status penerimaan pinjaman, sementara variabel lainnya memiliki pengaruh yang lebih kecil secara linear. Namun, adanya korelasi tinggi antar variabel finansial menunjukkan bahwa fitur-fitur tersebut saling berkaitan dan tetap penting dalam proses pemodelan. Oleh karena itu, meskipun tidak semua variabel memiliki korelasi langsung yang kuat dengan target, kombinasi seluruh fitur tetap diperlukan untuk menghasilkan model klasifikasi yang optimal.

#### **4.2.4 Makna Hasil Evaluasi terhadap Kasus Penerimaan Pinjaman**

Nilai *precision* sebesar 95,86% menunjukkan bahwa ketika model memprediksi suatu pengajuan sebagai *Approved*, mayoritas prediksi tersebut benar. Dalam konteks pinjaman, hal ini penting karena keputusan persetujuan kredit harus dibuat secara hati-hati untuk menghindari risiko kredit bermasalah. Namun demikian, masih terdapat 21 kasus data yang sebenarnya *Rejected* tetapi diprediksi *Approved*. Pada praktik nyata, kasus seperti ini tetap perlu mendapat perhatian karena dapat meningkatkan risiko keputusan kredit yang kurang tepat.

Nilai *recall* sebesar 95,48% menunjukkan bahwa model mampu mengenali sebagian besar pengajuan yang memang layak masuk kategori *Approved*. Dari perspektif operasional, hasil ini baik karena dapat membantu mengurangi kemungkinan nasabah yang sebenarnya layak justru tertolak oleh sistem. Dengan kata lain, model tidak hanya akurat, tetapi juga cukup sensitif dalam mengidentifikasi pengajuan yang pantas diterima.

Jika ditinjau dari sisi kesalahan klasifikasi, *false positive* pada penelitian ini lebih kritis daripada *false negative*. *False positive* berarti model menyetujui pengajuan yang semestinya ditolak, sedangkan *false negative* berarti model menolak pengajuan yang seharusnya dapat disetujui. Oleh sebab itu, hasil model sebaiknya ditempatkan sebagai alat bantu keputusan awal yang tetap harus dikombinasikan dengan analisis risiko dan kebijakan internal lembaga keuangan.

## BAB V

### KESIMPULAN DAN SARAN

#### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil analisis, implementasi model, dan pembahasan yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka kesimpulan yang diperoleh adalah sebagai berikut:

- a. Dataset loan approval yang digunakan dalam penelitian ini terdiri atas 4.099 baris data dengan 11 fitur prediktor, yaitu 9 fitur numerik dan 2 fitur kategorikal. Distribusi kelas target menunjukkan 62,05% data Approved dan 37,95% data Rejected, sehingga permasalahan yang ditangani termasuk klasifikasi biner dengan ketidakseimbangan kelas yang masih moderat.
- b. Penerapan pipeline preprocessing yang menggabungkan imputasi, standarisasi, dan one-hot encoding berhasil menyiapkan data secara konsisten untuk proses pelatihan model. Penggunaan pipeline juga membuat proses eksperimen lebih kuat secara metodologis karena mampu mencegah data leakage antara data latih dan data uji.
- c. Hasil GridSearchCV menunjukkan bahwa kernel terbaik untuk kasus klasifikasi status penerimaan pinjaman nasabah adalah kernel RBF dengan parameter  $C = 100$  dan  $\gamma = 0,01$ . Konfigurasi ini menghasilkan rata-rata F1-score validasi silang sebesar 95,44%, lebih tinggi dibandingkan kernel linear, sigmoid, maupun polynomial.
- d. Pada data uji, model terbaik menghasilkan accuracy sebesar 94,63%, precision 95,86%, recall 95,48% dan F1-score 95,67%. Hasil ini menunjukkan bahwa model SVM hasil optimasi memiliki kemampuan

klasifikasi yang sangat baik dalam membedakan pengajuan pinjaman yang disetujui dan ditolak.

- e. Optimasi hyperparameter menggunakan GridSearchCV terbukti memberikan pengaruh positif terhadap performa model SVM. Dibandingkan model default, model hasil tuning mengalami peningkatan accuracy sebesar 0,73 poin, recall sebesar 1,18 poin, dan F1-score sebesar 0,62 poin. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk menganalisis pengaruh optimasi hyperparameter terhadap kinerja SVM dapat dinyatakan tercapai.
- f. Walaupun memberikan performa tinggi, model ini lebih tepat digunakan sebagai alat bantu keputusan awal, bukan sebagai satu-satunya dasar penentuan penerimaan pinjaman. Hal ini karena masih terdapat false positive dan false negative yang pada praktik nyata dapat berdampak pada risiko kredit maupun hilangnya peluang penyaluran pinjaman kepada nasabah yang layak.

## **5.2 Saran**

Agar penelitian selanjutnya dapat memberikan hasil yang lebih kuat, lebih luas, dan lebih aplikatif, maka beberapa saran yang dapat diajukan adalah sebagai berikut:

- a. Penelitian lanjutan dapat membandingkan SVM hasil GridSearchCV dengan algoritma klasifikasi lain seperti Random Forest, XGBoost, Logistic Regression, atau Neural Network, sehingga dapat diketahui posisi kinerja SVM secara lebih menyeluruh.
- b. Metode optimasi hyperparameter dapat diperluas dengan membandingkan GridSearchCV terhadap Random Search, Bayesian Optimization, atau

pendekatan cost-sensitive learning untuk melihat apakah terdapat konfigurasi yang lebih efisien atau lebih baik pada kasus data pinjaman.

- c. Untuk meningkatkan keandalan model pada konteks lembaga keuangan, penelitian mendatang juga disarankan menambahkan analisis interpretabilitas model, misalnya menggunakan permutation importance, SHAP, atau LIME, agar keputusan model lebih mudah dipahami oleh pihak analis kredit.
- d. Implementasi model ke dalam sistem pendukung keputusan hendaknya dilengkapi dengan mekanisme retraining berkala, monitoring performa model, serta integrasi dengan kebijakan dan analisis risiko lembaga keuangan agar hasil klasifikasi tetap relevan terhadap perubahan karakteristik data dari waktu ke waktu.

## DAFTAR PUSTAKA

- Abijono, H., Santoso, P., & Anggreini, N. L. (2021). Algoritma Supervised Learning Dan Unsupervised Learning Dalam Pengolahan Data. *Jurnal Teknologi Terapan: G-Tech*, 4(2), 315–318. <https://doi.org/10.33379/gtech.v4i2.635>
- Ahmad, Sartika Lina Mulani Sitio, & Nur Rofiq. (2025). Classification of Creditworthy Customer Using Support Vector Machine Algorithm. *Jurnal Inotera*, 10(2), 339–345. <https://doi.org/10.31572/inotera.vol10.iss2.2025.id502>
- Algiffary, A., & Sutabri, T. (2023). Indonesian Journal of Computer Science. *Indonesian Journal of Computer Science*, 12(2), 284–301. <http://ijcs.stmikindonesia.ac.id/ijcs/index.php/ijcs/article/view/3135>
- Andi, & Thamrin. (2024). *Komparasi Kinerja Algoritma Random Forest Dan Support*. XIII(2), 326–333.
- Andriani, W., Gunawan, & Naja, N. N. P. W. (2025). Analisis perbandingan machine learning untuk prediksi kelayakan kredit perbankan pada Bank BRI Tegal. *IT-Explore: Jurnal Penerapan Teknologi Informasi Dan Komunikasi*, 4(1), 82–92. <https://doi.org/10.24246/itexplore.v4i1.2025.pp82-92>
- Arumnisaa, R. I., & Wijayanto, A. W. (2023). Perbandingan Metode Ensemble Learning: Random Forest, Support Vector Machine, AdaBoost pada Klasifikasi Indeks Pembangunan Manusia (IPM). *Januari*, 12(1), 206–218. <http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>
- Chrisinta, D., & Simarmata, J. E. (2024). Eksplorasi Teknik Web Scraping pada Data Mining: Pendekatan Pencarian Data Berbasis Python. *Faktor Exacta*,

17(1), 58–68. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v17i1.22393>

Desiawan, M., & Solichin, A. (2024). SVM Optimization with Grid Search Cross Validation for Improving Accuracy of Schizophrenia Classification Based on EEG Signal. *Jurnal Teknik Informatika*, 17(1), 10–20. <https://doi.org/10.15408/jti.v17i1.37422>

Elgeldawi, E., Sayed, A., Galal, A. R., & Zaki, A. M. (2021). Hyperparameter tuning for machine learning algorithms used for arabic sentiment analysis. *Informatics*, 8(4), 1–21. <https://doi.org/10.3390/informatics8040079>

Fitirani, R., & Lesmana, N. (2022). *JIK.+3+Mesin*. 1(1), 1–4.

Ikhwan Saputra, E., Khairul Anam, M., Yenni, H., Hamdani, & Zamsuri, A. (2025). Optimalisasi Algoritma Support Vector Machine pada Aspect-Based Sentiment Analysis Menggunakan GridSearchCV. *Zonasi (Jurnal Sistem Informasi)*, 7(1), 271–279.

Irawan, D., Perkasa, E. B., Yurindra, Y., Wahyuningsih, D., & Helmud, E. (2021). Perbandingan Klassifikasi SMS Berbasis Support Vector Machine, Naive Bayes Classifier, Random Forest dan Bagging Classifier. *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 10(3), 432–437. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v10i3.1302>

Khalida, R. (2020). Analisa Komparasi Tiga Metode Data Mining dalam Prediksi Impor Komoditas Tanaman Biofarmaka. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 19(2), 145–154. <https://doi.org/10.32409/jikstik.19.2.82>

Kurniawan, R., Halim, A., & Melisa, H. (2023). Prediksi Hasil Panen Pertanian Salak di Daerah Tapanuli Selatan Menggunakan Algoritma SVM (Support Vector Machine). *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika Dan Komputer*, 4(2), 903–

912. <https://doi.org/10.30865/klik.v4i2.1246>

Leo, M., & Ode, J. M. (2021). Pengaruh Mobilitas Modal Terhadap Pertumbuhan Ekonomi. *Managament Insight: Jurnal Ilmiah Manajemen ISSN*, 16(1), 95–106. <https://doi.org/10.33369/insight.16.1.95-106>

Maisa Hana, F. (2023). Penerapan Algoritma ID3 Decision Tree Pada Klasifikasi Penyakit Diabetes. *Jurnal Dinamika Informatika*, 12(2), 1–11.

Maisat, Z., Darmawan, E., & Fauzan, A. (2023). Implementasi Optimasi Hyperparameter GridSearchCV Pada Sistem Prediksi Serangan Jantung Menggunakan SVM Implementation of GridSearchCV Hyperparameter Optimization in Heart Attack Prediction System Using SVM. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi*, 13(1), 8–15.

Nugraha, W., & Sasongko, A. (2022). Hyperparameter Tuning on Classification Algorithm with Grid Search. *Sistemasi*, 11(2), 391. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v11i2.1750>

Nurhalizah, R. S., & Ardianto, R. (2024). Analisis Supervised dan Unsupervised Learning pada Machine Learning : Systematic Literature Review. 4(1), 61–72.

Pakuan Putra, D., & Agus Wardijono, B. (2020). Analisis Akurasi Penerapan Algoritma Support Vector Machine Menggunakan Kernel Radial Basis Function pada Penentuan Kelayakan Kredit (Studi Kasus German Kredit Data). *Jurnal Ilmiah KOMPUTASI*, 19(2), 175–180. <http://dx.doi.org/10.32409/jikstik.19.2.2786>

Putra, W., & Widjaja, H. (2019). PENERAPAN PRINSIP KEHATI-HATIAN DALAM PENYALURAN KREDIT (Studi Kasus di Bank BRI Cabang

- Semarang). *Refleksi Hukum: Jurnal Ilmu Hukum*, 3(1), 81–96.  
<https://doi.org/10.24246/jrh.2018.v3.i1.p81-96>
- Putri, C. M., Afdal, M., Novita, R., & Mustakim, M. (2024). Perbandingan Evaluasi Kernel Support Vector Machine dalam Analisis Sentimen Chatbot AI pada Ulasan Google Play Store. *Jurnal Teknologi Sistem Informasi Dan Aplikasi*, 7(3), 1236–1245. <https://doi.org/10.32493/jtsi.v7i3.41354>
- Putri, E. A. A., Nuraina, E., & Yusdita, E. E. (2020). Upaya Pencegahan dan Penanganan Kredit Macet Ditinjau dari Persepsi Nasabah. *Jurnal Riset Akuntansi & Perpajakan (JRAP)*, 7(02), 185–196.  
<https://doi.org/10.35838/jrap.2020.007.02.16>
- Putri, & Nur. (2023). Penggunaan Bahasa Python Untuk Analisis Dan Visualisasi Data Penduduk Di Desa Sumberjo, Nganjuk. *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 3(3), 206–217. [https://jurnal.fkip.samawa-university.ac.id/karya\\_jpm/index](https://jurnal.fkip.samawa-university.ac.id/karya_jpm/index)
- Rabbani, S., Safitri, D., Rahmadhani, N., Sani, A. A. F., & Anam, M. K. (2023). Perbandingan Evaluasi Kernel SVM untuk Klasifikasi Sentimen dalam Analisis Kenaikan Harga BBM: Comparative Evaluation of SVM Kernels for Sentiment Classification in Fuel Price Increase Analysis. *MALCOM: Indonesian Journal of Machine Learning and Computer Science*, 3(2), 153–160.  
<https://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/view/897%0Ahttps://journal.irpi.or.id/index.php/malcom/article/download/897/421>
- Ramadhani, M. A., Khumaidi, A., Disrinama, A. M., Abu, M., Jami'in, Adiarto, Arfianto, A. Z., Rachman, I., Hasin, M. K., Widiarti, Y., Adhitya, R. Y., Putra,

- Z. M. A., Munadhif, I., & Riananda, D. P. (2025). Implementasi Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Diagnosis Kesehatan Manusia Berbasis Web Application. *Jurnal Ners*, 9(1), 896–902. <https://journal.universitaspahlawan.ac.id/index.php/ners/article/view/31481>
- Ridlan, A., Latumaerissa, D. E., Hasanudin, M., Derisma, D., & Fadli, M. (2025). Studi Sentimen Masyarakat Terhadap Layanan FLIX Cinemas di Twitter dengan Pendekatan Naïve Bayes dan SVM. *Journal Computer Science and Information Systems : J-Cosys*, 5(1), 1–8. <https://doi.org/10.53514/jco.v5i1.631>
- Sodik, F., & Kharisudin, I. (2021). Sentiment Analysis with SVM, Naïve Bayes, and KNN for Studying Indonesian Public Responses to the Covid-19 Pandemic on Twitter Social Media. *Prisma*, 4, 628–634.
- Tamami, M. K., & Kharisudin, I. (2023). Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences Komparasi Metode Support Vector Machine dan Naive Bayes Classifier untuk Pemodelan Kualitas Pengajuan Kredit. *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, 46(1), 2023. <http://journal.unnes.ac.id/nju/index.php/JM>
- Vebriani, M., & Yustanti, W. (2024). *Klasifikasi Deteksi Link Phising DANA Kaget Website*. 06, 408–416.
- Wahyudi, N., Albar, R., & Rizki, Y. (2024). Analisis Efektivitas Metode Support Vector Machine (Svm) Dalam Mengurangi Berita Hoax Bencana Alam Dari Data Twitter. *Journal of Informatics and Computer Science*, 10(1), 125–132. <https://jurnal.uui.ac.id/index.php/jics/article/view/3952>

## Lampiran 1. Sk-2 Penetapan Dosen Pembimbing



MAJLIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**

UMSU Terakreditasi Unggul II berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 17/MSK/AN-PT/AK/Pg/PT/0002/2014

Pusat Administrasi: Jalar, Mukhlis Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622409 - 66224567 Fax. (061) 6625474 - 6631993

Website: [www.umsu.ac.id](http://www.umsu.ac.id) Email: [umsu@umsu.ac.id](mailto:umsu@umsu.ac.id) [umsu@umsu.ac.id](mailto:umsu@umsu.ac.id) [umsu@umsu.ac.id](mailto:umsu@umsu.ac.id) [umsu@umsu.ac.id](mailto:umsu@umsu.ac.id)

**KEPUTUSAN DEKAN**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**  
Nomer : 266/KEP/IL3.AU/UMSU-09/F/2026

Tentang :  
**PENANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI**  
**PRODI TEKNOLOGI INFORMASI**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**



- Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara, setelah Menimbang :
1. Bahwa sehubungan dengan pelaksanaan Tugas Akhir Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara;
  2. Bahwa untuk memenuhi maksud tersebut perlu diterbitkan surat keputusan Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara.
- Mengingat :
1. Undang-undang Republik Indonesia No. 12 Tahun 2012 tentang Pendidikan Tinggi;
  2. Peraturan Pemerintah Nomor 4 Tahun 2014 tentang Penyelenggaraan Pendidikan Tinggi dan Pengelolaan Perguruan Tinggi;
  3. Pedoman Perguruan Tinggi Muhammadiyah;
  4. Statuta Universitas Muhammadiyah Sumatera Utara
  5. Keputusan Rektor No. 1001/KEP/IL3-AU/UMSU/D/2025 tanggal 25 Oktober 2025 tentang Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029
  6. Keputusan Rektor No. 624/KEP/IL3.AU/UMSU/D/2025 tentang Prodi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU Masa Jabatan 2025-2029

**MEMUTUSKAN**

- Menetapkan :
- KESATU : Menetapkan nama-nama dalam lampiran surat keputusan ini sebagai Dosen Pembimbing Prodi Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UMSU.
- KEDUA : Keputusan ini berlaku sejak tanggal ditetapkan, dan akan ditinjau serta diperbaiki kembali jika terdapat kekeliruan di kemudian hari.

Ditetapkan di : Medan  
Pada tanggal : 05 Sya'ban 1447 H  
24 Januari 2026 M



**Tembusan:**

1. Yth. Wakil Dekan I & III UMSU di Medan,-
2. Ka. Prodi TI dan Sek. Prodi TI,-
3. Peringgal.





UMSU

Unggul Cerdas Terpercaya

MAJELIS PENDIDIKAN TINGGI PENELITIAN & PENGEMBANGAN PIMPINAN PUSAT MUHAMMADIYAH  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**

UMSU Terakreditasi Unggul Berdasarkan Keputusan Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi No. 174/SK/AN-PT/AK/Pg/PT/10K/2024  
Pusat Administrasi: Jalan Mukhlis Basri No. 3 Medan 20238 Telp. (061) 6622409 - 66224567 Fax (061) 6625474 - 6631093

Website: [www.umsu.ac.id](http://www.umsu.ac.id) Email: [umsu@umsu.ac.id](mailto:umsu@umsu.ac.id) Instagram: [umsu.ac.id](https://www.instagram.com/umsu.ac.id) Facebook: [umsu.ac.id](https://www.facebook.com/umsu.ac.id) Twitter: [umsu.ac.id](https://twitter.com/umsu.ac.id)

Lampiran Dosen Pembimbing Prodi Teknologi Informasi  
Nomor : 266/KEP/IL3.AU/UMSU-09/F/2026  
Tanggal : 05 Sya'ban 1447 H / 24 Januari 2026 M

**PENGANGKATAN DOSEN PEMBIMBING SKRIPSI**  
**PRODI TEKNOLOGI INFORMASI**  
**FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI**  
**UNIVERSITAS MUHAMMADIYAH SUMATERA UTARA**

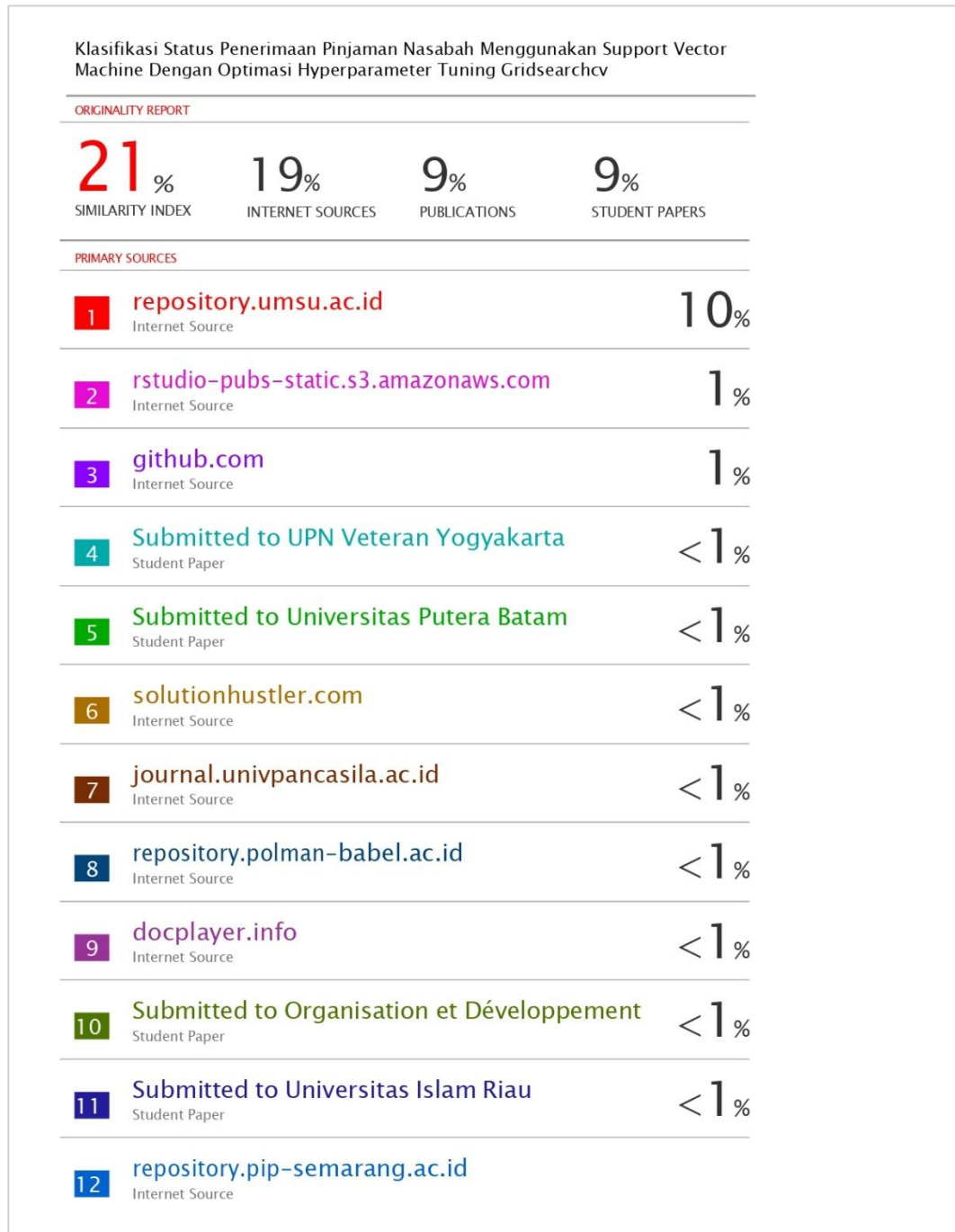
NO	NAMA	NPM	JUDUL	DOSEN
1	Rizal Khair Siregar	2209020072	Klasifikasi Status Penerimaan Pinjaman Nasabah Menggunakan Support Vector Machine Dengan Optimasi Hyperparameter Tuning Gridsearchcv	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.
2	Muhammad Diski	2209020093	Penerapan Model Sequence-to-Sequence (Seq2Seq) pada Aplikasi Drill Pengenalan Objek Visual untuk Anak SLB Negeri Autis SUMUT Berbasis Data Citra dan Audio	Mhd. Basri, S.Si. M.Kom
3	Muhammad Ghiyas Al Wafiq	2209020009	Rancang Bangun Sistem Deteksi Kerusakan Sepeda Motor Menggunakan Alat Scanning Berbasis Internet of Things	Martiano, S.Kom., M.Kom.
4	Muhammad Dafa Raihan Lubis	2209020221	Rancang Bangun Game Visual Novel pada Platform Android Menggunakan Unity Engine dengan Fitur Narasi Dinamis	Farid Akbar Siregar S.Kom., M.Kom.
5	Muhammad Hafiz Ramadhan	2209020128	Analisis Penerimaan Pengguna terhadap Fitur Keamanan Autentikasi pada WhatsApp Web Menggunakan Technology Acceptance Model (TAM)	Fatma Sari Hutagalung, S.Kom., M.Kom
6	Habib Hamdi Mufid	2209020071	Rancang Bangun Gateway Edge Berbasis Raspberry Pi Zero 2W dengan Komunikasi LoRa SX1278 untuk Prediksi dan Pengendalian Penyiraman Tanaman Menggunakan TinyML	Mhd. Basri, S.Si. M.Kom
7	Julita Maharani Harahap	2209020156	Perancangan Dan Implementasi Sistem Informasi Berbasis Web Menggunakan Arsitektur MVC	Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom.



  
 Dr. Al-Khowarizmi, M.Kom  
 27099201



## Lampiran 2. Turnitin



		< 1 %
13	<a href="http://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id">ejurnal.stmik-budidarma.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
14	<a href="http://repositori.usu.ac.id">repositori.usu.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
15	<a href="http://ijcs.net">ijcs.net</a> Internet Source	< 1 %
16	Burak Taşcı. "Multilevel hybrid handcrafted feature extraction based depression recognition method using speech", <i>Journal of Affective Disorders</i> , 2024 Publication	< 1 %
17	Submitted to UIN Sunan Ampel Surabaya Student Paper	< 1 %
18	<a href="http://es.scribd.com">es.scribd.com</a> Internet Source	< 1 %
19	<a href="http://123dok.com">123dok.com</a> Internet Source	< 1 %
20	Submitted to Universitas Pancasila Student Paper	< 1 %
21	<a href="http://repository.unsri.ac.id">repository.unsri.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
22	Arief Priyono, Hasby Firmansyah, Wahyu Asriyani, Rizki Prasetyo Tulodo. "Analisis Pengaruh Parameter Support Vector Machine Terhadap Akurasi Prediksi Harga Saham", <i>Jurnal Pengabdian Masyarakat dan Riset Pendidikan</i> , 2025 Publication	< 1 %

23	repository.upy.ac.id Internet Source	< 1 %
24	Submitted to Universitas Esa Unggul Student Paper	< 1 %
25	Submitted to Universitas Jember Student Paper	< 1 %
26	Submitted to Universitas Negeri Manado Student Paper	< 1 %
27	repositori.uin-alauddin.ac.id Internet Source	< 1 %
28	Bangkit Indarmawan Nugroho, Nugroho Adhi Santoso, Aang Alim Murtopo. "Prediksi Kemampuan Akademik Mahasiswa dengan Metode Support Vector Machine", remik, 2023 Publication	< 1 %
29	Fanny Rahmasari, Nining Rahaningsih, Raditya Dinar Dana, Cep Lukman Rohmat. "OPTIMASI ANALISIS SENTIMEN APLIKASI GLINTS MENGGUNAKAN ALGORITMA SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)", Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan, 2025 Publication	< 1 %
30	journal.ubm.ac.id Internet Source	< 1 %
31	journal.unimma.ac.id Internet Source	< 1 %
32	Submitted to Universitas Pamulang Student Paper	< 1 %
33	dannu1eb27.blogspot.com Internet Source	< 1 %

34	<a href="http://ejurnal.kampusakademik.co.id">ejurnal.kampusakademik.co.id</a> Internet Source	< 1 %
35	Submitted to Universitas Bangka Belitung Student Paper	< 1 %
36	Submitted to Universitas Brawijaya Student Paper	< 1 %
37	<a href="http://eprints.untirta.ac.id">eprints.untirta.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
38	Submitted to Universitas Islam Indonesia Student Paper	< 1 %
39	<a href="http://e-jurnal.pnl.ac.id">e-jurnal.pnl.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
40	<a href="http://eprints.bbg.ac.id">eprints.bbg.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
41	<a href="http://lppm.usm.ac.id">lppm.usm.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
42	<a href="http://repository.ubpkarawang.ac.id">repository.ubpkarawang.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
43	<a href="http://www.disbudpar.bandung.go.id">www.disbudpar.bandung.go.id</a> Internet Source	< 1 %
44	Desi Permata Sari, Bambang Irawan. "Implementasi CNN Mobilenetv2 untuk Klasifikasi Kanker Kulit Dermatoskopi Digital Medis", RIGGS: Journal of Artificial Intelligence and Digital Business, 2026 Publication	< 1 %
45	<a href="http://eprints.utdi.ac.id">eprints.utdi.ac.id</a> Internet Source	< 1 %
46	<a href="http://journal.untar.ac.id">journal.untar.ac.id</a> Internet Source	< 1 %

		< 1%
47	<a href="http://www.coursehero.com">www.coursehero.com</a> Internet Source	< 1%
48	Paulina Gorat Frans, Frans Steven Pakpahan, Sardo Pardingotan Sipayung. "Analisis Sentimen Opini Warga X terhadap Banjir di Sumatera Menggunakan Naive Bayes", Jurnal <i>Dinamika Informatika</i> , 2026 Publication	< 1%
49	<a href="http://core.ac.uk">core.ac.uk</a> Internet Source	< 1%
50	<a href="http://dspace.uui.ac.id">dspace.uui.ac.id</a> Internet Source	< 1%
51	<a href="http://hostjournals.com">hostjournals.com</a> Internet Source	< 1%
52	<a href="http://jimfeb.ub.ac.id">jimfeb.ub.ac.id</a> Internet Source	< 1%
53	<a href="http://repository.undar.ac.id">repository.undar.ac.id</a> Internet Source	< 1%
54	<a href="http://shift.sin.fst.uin-alauddin.ac.id">shift.sin.fst.uin-alauddin.ac.id</a> Internet Source	< 1%
55	Ahmad Nursodiq, Ronald Parsaulian Simanjuntak, Anandriyan Aditya Zaky, Dues Fernando Kopong Duli, Rivaldi Afdholu Dzikri. "Pengembangan Sistem Prediksi Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu Berdasarkan Data Akademik Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Berbasis Python", Jurnal <i>Pendidikan Tambusai</i> , 2026 Publication	< 1%

56	Rifal Fadilah, Yulison Herry Chrisnanto, Gunawan Abdillah. "PENGARUH METODE PENGUKURAN JARAK DAN SMOTE PADA KLASIFIKASI PENILAIAN KREDIT", Jurnal Informatika dan Rekayasa Elektronik, 2024 Publication	< 1%
57	Roni Habibi, Darfial Guslan. "RISIKO MAGANG MAHASISWA DENGAN PENDEKATAN ALGORITMA CONTENT-BASED FILTERING DAN SUPPORT VECTOR MACHINE", Competitive, 2025 Publication	< 1%
58	<a href="http://digilib.unhas.ac.id">digilib.unhas.ac.id</a> Internet Source	< 1%
59	<a href="http://e-campus.iainbukittinggi.ac.id">e-campus.iainbukittinggi.ac.id</a> Internet Source	< 1%
60	<a href="http://ejurnal.seminar-id.com">ejurnal.seminar-id.com</a> Internet Source	< 1%
61	<a href="http://lifepal.co.id">lifepal.co.id</a> Internet Source	< 1%
62	<a href="http://ocs.machung.ac.id">ocs.machung.ac.id</a> Internet Source	< 1%
63	<a href="http://ojs.unud.ac.id">ojs.unud.ac.id</a> Internet Source	< 1%
64	<a href="http://repository.ub.ac.id">repository.ub.ac.id</a> Internet Source	< 1%
65	<a href="http://sismatik.nusaputra.ac.id">sismatik.nusaputra.ac.id</a> Internet Source	< 1%
66	<a href="http://www.definit.asia">www.definit.asia</a> Internet Source	< 1%

67 [www.scribd.com](http://www.scribd.com) < 1%  
Internet Source

68 Handry Eldo, Ayuliana Ayuliana, Dikky Suryadi, Giatika Chrisnawati, Loso Judijanto. "Penggunaan Algoritma Support Vector Machine (SVM) Untuk Deteksi Penipuan pada Transaksi Online", Jurnal Minfo Polgan, 2024 < 1%  
Publication

69 Rey Muhamad Rifqi, Dini Rohmayani. "SISTEM INFORMASI MANAJEMEN SUMBER DAYA MANUSIA (SDM) BERBASIS WEB MENGGUNAKAN FACE RECOGNITION DAN GEOLOCATION (STUDI KASUS PT META BUMI SYSTEMA)", Jurnal Informasi dan Komputer, 2024 < 1%  
Publication

Exclude quotes Off  
Exclude bibliography Off

Exclude matches Off