



**PENENTUAN KELAYAKAN KREDIT USAHA RAKYAT PADA BANK  
SUMSEL BABEL CABANG PEMBANTU SIMPANG SENDER  
MENGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS PARTICLE  
SWARM OPTIMIZATION**

**SKRIPSI**

**Diajukan Sebagai Syarat untuk Menyelesaikan  
Pendidikan Program Strata – 1  
Pada Program Studi Teknik Informatika**

**Oleh :**

**ELBA RIZKY ANGGRAENY  
2021.11.0109P**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI  
2024**

**PENENTUAN KELAYAKAN KREDIT USAHA RAKYAT PADA BANK  
SUMSEL BABEL CABANG PEMBANTU SIMPANG SENDER  
MENGUNAKAN NAÏVE BAYES CLASSIFIER BERBASIS PARTICLE  
SWARM OPTIMIZATION**



**SKRIPSI**

**Diajukan Sebagai Syarat Untuk Menyelesaikan  
Pendidikan Program Strata - 1  
Pada Program Studi Teknik Informatika**

**Oleh :**

**Elba Rizky Anggraeny**

**2021.11.0109P**

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI**

**2024**

# LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

## LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank  
Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender  
Menggunakan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle  
Swarm Optimization

Oleh

Elba Rizky Anggraeny

NPM : 2021.11.0109P

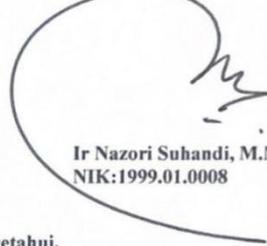
Palembang, 7 Februari 2024

Pembimbing I



Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng., Ph.D  
NIK : 2022.01.0315

Pembimbing II



Ir Nazori Suhandi, M.M  
NIK:1999.01.0008

Mengetahui,

Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Sains

FAKULTAS ILMU KOM & SAINS

UIGM



Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng., Ph.D  
NIK : 2022.01.0315

## LEMBAR PERSETUJUAN DEWAN PENGUJI

### LEMBAR PERSETUJUAN DEWAN PENGUJI

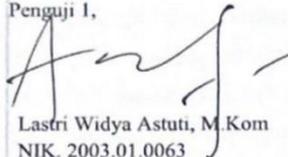
Pada hari Kamis tanggal 25 Januari 2024 telah dilaksanakan ujian sidang skripsi :

Nama : Elba Rizky Anggraeny  
NPM : 2021.11.10109P  
Judul : Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel  
Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naïve  
Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization

Oleh Prodi Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer dan Sains Universitas  
Indo Global Mandiri Palembang

Palembang, 7 Februari 2024

Penguji 1,



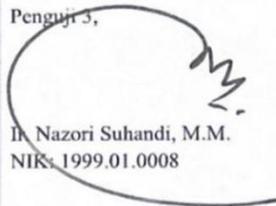
Lastri Widya Astuti, M.Kom  
NIK. 2003.01.0063

Penguji 2,



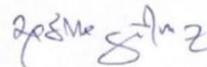
Evi Purnamasari, M.Kom  
NIK: 2021.01.0292

Penguji 3,



Ik Nazori Suhandi, M.M.  
NIK: 1999.01.0008

Menyetujui,  
Ka. Prodi Teknik Informatika



Zaid Romegar Mair., S.T., M.Cs.  
NIK: 2021.01.0307

## SURAT KETERANGAN REVISI SKRIPSI



SURAT KETERANGAN REVISI SKRIPSI  
PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA (S1)  
FASILKOM UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa :

Nama : Elba Rizky Anggraeny

NPM : 2021.11.10109P

Judul : Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel  
Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naïve  
Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization

Mahasiswa yang namanya tercantum diatas, telah selesai merevisi penulisan SKRIPSI

Palembang, 1 Februari 2024

Penguji 1,

Lastrj Widya Astuti, M.Kom  
NIK. 2003.01.0063

Penguji 2,

Evi Purnamasari, M.Kom  
NIK: 2021.01.0292

Penguji 3,

Ir. Nazori Suhandi, M.M.  
NIK: 1999.01.0008

Menyetujui,  
Ka. Prodi Teknik Informatika

Zaid Romegar Mair., S.T., M.Cs.  
NIK: 2021.01.0307

## ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan meningkatkan akurasi penentuan kelayakan kredit di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender. Fokusnya adalah mengatasi masalah kredit macet dan kurang optimalnya analisis kredit. Menggunakan algoritma *Naive Bayes Classifier* sebagai dasar, penelitian ini mengintegrasikan *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk mengoptimalkan bobot atribut. Metode ini diterapkan pada dataset kredit dengan pembagian data training dan testing, dan hasilnya dievaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi model setelah dioptimalkan dengan PSO. Akurasi tertinggi diperoleh pada skenario pembagian data 90:10 dengan nilai 86.05%, sedangkan setelah dioptimalkan dengan PSO, akurasi meningkat menjadi 88.37%. Integrasi PSO membuktikan efektivitasnya dalam meningkatkan ketepatan model dalam penentuan kelayakan kredit. Temuan ini memiliki implikasi positif dalam meningkatkan efisiensi dan keakuratan dalam proses analisis kredit pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

**Kata Kunci :** Kredit, *Naive Bayes Classifier*, *Particle Swarm Optimization*

## ***ABSTRACT***

*This research aims to increase the accuracy of determining credit worthiness at Bank Sumsel Babel, Simpang Sender Sub-Branch. The focus is on overcoming the problem of bad credit and less than optimal credit analysis. Using the Naive Bayes Classifier algorithm as a basis, this research integrates Particle Swarm Optimization (PSO) to optimize attribute weights. This method is applied to credit datasets by dividing training and testing data, and the results are evaluated using accuracy, precision, recall and confusion matrix metrics. The research results show a significant increase in model accuracy after optimization with PSO. The highest accuracy was obtained in the 90:10 data sharing scenario with a value of 86.05%, while after optimizing with PSO, the accuracy increased to 88.37%. PSO integration proves its effectiveness in increasing model accuracy in determining credit worthiness. These findings have positive implications in increasing efficiency and accuracy in the credit analysis process at Bank Sumsel Babel, Simpang Sender Sub-Branch.*

***Keywords: Credit, Naïve Bayes Classifier Algorithm, PSO***

## KATA PENGANTAR

Puji dan syukur Saya ucapkan atas kehadiran Allah Subhanahu Wata'ala berkat Rahmat dan Hidayah-Nya-lah akhirnya penulis dapat menyelesaikan penelitian ini dengan baik tepat pada waktunya, tidak lupa shalawat serta salam selalu dilimpahkan kepada junjungan kita Nabi Muhammad Shallallahu'alaihi Wassallam beserta keluarga sahabat para pengikut dan insyaallah kita semua hingga akhir zaman.

Skripsi yang penulis buat dengan judul **“Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naïve Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization”** disusun guna memenuhi syarat kelulusan dalam memperoleh gelar Sarjana (S1) pada Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Indo Global Mandiri (UIGM) Palembang.

Tidak lupa penulis mengucapkan terimakasih atas bantuan yang diberikan selama penyusunan skripsi ini kepada:

1. Bapak Dr. Marzuki Alie, SE., MM, selaku Rektor Universitas Indo Global Mandiri Palembang.
2. Bapak Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng. Ph.D. sebagai Dosen Pembimbing I dan Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Indo Global Mandiri.
3. Bapak Zaid Romegar Mair, S.T., M.Cs. sebagai Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Indo Global Mandiri.
4. Bapak Rangga Fragetha, S.E. Sebagai Pimpinan Cabang Pembantu Bank Sumsel Babel Simpang Sender
5. Bapak Ir. Nazori Suhandi, M.M. sebagai Dosen Pembimbing II
6. Ibu Evi Purnamasari, M.Kom sebagai Dosen Pembimbing Akademik.
7. Bapak/Ibu Dosen Fakultas Ilmu Komputer dan Karyawan/Karyawati Universitas Indo Global Mandiri.
8. Kedua Orang tua saya, Kakak saya serta semua teman terdekat saya.

Penulis menyadari bahwa penyusunan Skripsi ini masih memiliki banyak kekurangan, karena Penulis mengharapkan saran dan kritik yang sifatnya membangun agar dapat digunakan demi perbaikan Skripsi ini nantinya. Penulis juga berharap agar Skripsi ini akan memberikan banyak manfaat bagi yang membacanya, Terima Kasih.

## DAFTAR ISI

|   |             |
|---|-------------|
| <b>LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI</b> .....        | <b>ii</b>   |
| <b>LEMBAR PERSETUJUAN DEWAN PENGUJI</b> ..... | <b>iii</b>  |
| <b>SURAT KETERANGAN REVISI SKRIPSI</b> .....  | <b>iv</b>   |
| <b>ABSTRAK</b> .....                          | <b>v</b>    |
| <b><i>ABSTRACT</i></b> .....                  | <b>vi</b>   |
| <b>KATA PENGANTAR</b> .....                   | <b>vii</b>  |
| <b>DAFTAR ISI</b> .....                       | <b>viii</b> |
| <b>DAFTAR TABEL</b> .....                     | <b>xii</b>  |
| <b>DAFTAR GAMBAR</b> .....                    | <b>xii</b>  |
| <b>DAFTAR LAMPIRAN</b> .....                  | <b>xiv</b>  |
| <b>BAB I</b> .....                            | <b>1</b>    |
| <b>PENDAHULUAN</b> .....                      | <b>1</b>    |
| 1.1 Latar Belakang.....                       | 1           |
| 1.2 Perumusan Masalah.....                    | 4           |
| 1.3 Batasan Masalah.....                      | 4           |
| 1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian.....        | 5           |
| 1.4.1 Tujuan Penelitian.....                  | 5           |
| 1.4.2 Manfaat Penelitian.....                 | 5           |
| 1.5 Sistematika Penulisan.....                | 6           |
| <b>BAB II</b> .....                           | <b>7</b>    |
| <b>LANDASAN TEORI</b> .....                   | <b>7</b>    |
| 2.1 Tinjauan Pustaka.....                     | 7           |

|   |           |
|---|-----------|
| 2.1.1 Kredit.....                                   | 7         |
| 2.1.2 Kredit Usaha Rakyat.....                      | 10        |
| 2.1.2.1 Pengertian Kredit Usaha Rakyat .....        | 10        |
| 2.1.2.2 Ketentuan Kredit Usaha Rakyat .....         | 10        |
| 2.1.2.3 Tujuan Kredit Usaha Rakyat .....            | 12        |
| 2.1.2.4 Skema Kredit Usaha Rakyat .....             | 12        |
| 2.1.2.5 Jenis Kredit Usaha Rakyat (KUR) .....       | 13        |
| 2.1.3 Data Mining.....                              | 14        |
| 2.1.3.1 Fungsi Data Mining .....                    | 16        |
| 2.1.4 <i>Python</i> .....                           | 19        |
| 2.1.5 Klasifikasi.....                              | 20        |
| 2.1.6 Algoritma <i>Naïve Bayes</i> .....            | 21        |
| 2.1.7 <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO)..... | 23        |
| 2.1.8 <i>Cross Validation</i> .....                 | 25        |
| 2.1.9 <i>Confusion Matrix</i> .....                 | 26        |
| 2.2 Obyek Penelitian.....                           | 27        |
| 2.3 Kerangka Pemikiran.....                         | 28        |
| 2.4 Tinjauan Studi.....                             | 29        |
| <b>BAB III .....</b>                                | <b>37</b> |
| METODE PENELITIAN .....                             | 37        |
| 3.1 Tahapan Penelitian.....                         | 37        |
| 3.2 Deskripsi Penelitian.....                       | 39        |
| 3.3 Metode Pengumpulan Data.....                    | 40        |
| 3.3.1 Observasi.....                                | 40        |

|   |           |
|---|-----------|
| 3.3.2 Wawancara.....  | 40        |
| 3.3.3 Studi Literatur.....                                  | 40        |
| 3.4 Model dan Flowchart Yang Digunakan .....                | 41        |
| 3.5 Data Preparation.....                                   | 44        |
| 3.6 Jadwal Penelitian.....                                  | 44        |
| <b>BAB IV .....</b>   | <b>46</b> |
| HASIL DAN PEMBAHASAN .....                                  | 46        |
| 4.1 Pengumpulan Data.....                                   | 46        |
| 4.2 Persebaran Distribusi Data.....                         | 46        |
| 4.2.1 Distirbusi Data Berdasarkan Pekerjaan Nasabah .....   | 47        |
| 4.2.2 Distirbusi Data Berdasarkan Pemberi Persetujuan ..... | 48        |
| 4.2.3 Distirbusi Data Berdasarkan Pengajuan Kredit .....    | 49        |
| 4.2.4 Distirbusi Data Berdasarkan Jumlah Tanggungan .....   | 51        |
| 4.3 Proses Klasifikasi Dengan <i>Python</i> .....           | 52        |
| 4.4 Uji Model <i>Naive Bayes Classifier</i> .....           | 59        |
| 4.5 Uji Model <i>Particle Swarm Optimization</i> .....      | 63        |
| 4.6 Hasil Pembahasan.....                                   | 67        |
| <b>BAB V .....</b>  | <b>69</b> |
| PENUTUP .....   | 69        |
| 5.1 Kesimpulan.....   | 69        |
| 5.2 Saran.....  | 69        |
| DAFTAR PUSTAKA.....   | 71        |
| DAFTAR RIWAYAT HIDUP .....                                  | 74        |

## DAFTAR TABEL

|  |    |
|--|----|
| <b>Tabel 2.1</b> Perbandingan <i>Classification</i> dan <i>Clustering</i> .....            | 18 |
| <b>Tabel 2.2</b> <i>Result of Measure</i> .....  | 22 |
| <b>Tabel 2.3</b> Model <i>Confusion Matrix</i> .....                                       | 26 |
| <b>Tabel 2.4</b> Penelitian Terdahulu .....  | 29 |
| <b>Tabel 4.1</b> Hasil Pesebaran <i>Confussion Matrix Naïve Bayes Classifier</i> .....     | 60 |
| <b>Tabel 4.2</b> Tabel Hasil Pengujian <i>Naïve Bayes Classifier</i> .....                 | 62 |
| <b>Tabel 4.3</b> Hasil Pesebaran <i>Confussion Matrix Particle Swarm Optimization</i> .... | 65 |
| <b>Tabel 4.4</b> Tabel Hasil Optimasi <i>Particle Swarm Optimization</i> .....             | 67 |

## DAFTAR GAMBAR

|  |    |
|--|----|
| <b>Gambar 2.1</b> CRISP-DM <i>Process</i> .....  | 15 |
| <b>Gambar 2.2</b> Kerangka Pemikiran .....   | 28 |
| <b>Gambar 3.1</b> Tahapan Penelitian .....   | 37 |
| <b>Gambar 3.2</b> <i>Flowchart</i> Yang Digunakan .....                                | 41 |
| <b>Gambar 3.3</b> Model Yang Digunakan .....   | 42 |
| <b>Gambar 4.1</b> Pengolahan Distribusi Data .....                                     | 46 |
| <b>Gambar 4.2</b> Grafik Data Berdasarkan Pekerjaan Nasabah .....                      | 47 |
| <b>Gambar 4.3</b> Grafik Data Berdasarkan Pemberi Persetujuan .....                    | 49 |
| <b>Gambar 4.4</b> Grafik Data Berdasarkan Pengajuan Kredit .....                       | 50 |
| <b>Gambar 4.5</b> Grafik Data Berdasarkan Jumlah Tanggungan .....                      | 51 |
| <b>Gambar 4.6</b> <i>Passcode</i> Pemanggilan <i>file</i> Data .....                   | 52 |
| <b>Gambar 4.7</b> <i>Output</i> Data .....   | 53 |
| <b>Gambar 4.8</b> <i>Passcode</i> Konversi Data <i>String</i> ke Numerik .....         | 55 |
| <b>Gambar 4.9</b> Hasil Konversi Data <i>String</i> ke Numerik .....                   | 56 |
| <b>Gambar 4.10</b> <i>Pseudocode</i> Pembagian Data .....                              | 56 |
| <b>Gambar 4.11</b> <i>Pseudocode</i> Membuat dan Melatih Model .....                   | 57 |
| <b>Gambar 4.12</b> <i>Pseudocode</i> Menguji Model dan Mengevaluasi.....               | 58 |
| <b>Gambar 4.13</b> Hasil Pengujian Model <i>Naïve Bayes Classifier</i> .....           | 59 |
| <b>Gambar 4.14</b> <i>Pseudocode</i> Optimasi <i>Particle Swarm Optimization</i> ..... | 64 |
| <b>Gambar 4.15</b> Hasil Pengujian Optimasi <i>Particle Swarm Optimization</i> .....   | 66 |

## **DAFTAR LAMPIRAN**

Lampiran 1 Daftar Riwayat Hidup

Lampiran 2 Kartu Bimbingan

Lampiran 3 Surat Pernyataan Tidak Plagiat

Lampiran 4 Surat Keterangan Siap Sidang Skripsi

Lampiran 5 Persetujuan Ujian Skripsi

Lampiran 6 Rekomendasi Sidang Skripsi

Lampiran 7 Bebas Pustaka

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Fungsi utama bank sebagai lembaga keuangan adalah menerima uang dari masyarakat umum dalam bentuk giro, tabungan, dan deposito serta mengembalikannya kepada masyarakat dalam bentuk kredit. Persepsi masyarakat terhadap bank dalam kehidupan sehari-hari juga mencakup kemampuan menukar uang, meminjam uang secara kredit, dan menerima pembayaran atas layanan lain yang ditawarkan bank, seperti uang sekolah, telepon, energi, dan tagihan air.

Menurut Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 10 Tahun 1998 tentang perubahan atas Undang-Undang Nomor 7 Tahun 1992 tentang perbankan yang dimaksud dengan Bank ialah Badan usaha yang menghimpun dana dari masyarakat dalam bentuk simpanan dan menyalurkannya kepada masyarakat dalam bentuk kredit dan atau dalam bentuk lainnya dalam rangka meningkatkan taraf hidup rakyat banyak. Kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan pinjam meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam melunasi hutangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga (Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 10 Tahun 1998 tentang perubahan atas Undang-Undang Nomor 7 Tahun 1992 tentang perbankan).

Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender merupakan Bank konvensional yang memberikan pinjaman kredit kepada calon debitur yang memiliki usaha super mikro, mikro dan kecil). Usaha Mikro sebagaimana dimaksud menurut keputusan menteri keuangan No.40/KMK.06/2003 tanggal 29 Januari 2003, yaitu usaha produktif milik keluarga atau perorangan Warga Negara Indonesia dan memiliki hasil penjualan paling banyak Rp. 100.000.000,00 (Seratus Juta Rupiah) per tahun. Usaha super mikro dapat mengajukan Rp. 0 - Rp. 10.000.000, Usaha mikro dapat mengajukan kredit kepada Bank paling banyak Rp. 10.000.000 – Rp. 100.000.000 (Sepuluh sampai dengan Seratus Juta Rupiah).

Sementara usaha kecil dapat mengajukan kredit hingga Rp. 100.000.000 - Rp. 500.000.000. Dilihat dari kepentingan perbankan, usaha mikro adalah suatu segmen pasar yang cukup potensial untuk dilayani dalam upaya meningkatkan fungsi intermediasinya karena usaha mikro mempunyai karakteristik positif dan unik yang tidak selalu dimiliki oleh usaha non mikro. Namun demikian disadari sepenuhnya bahwa masih banyak usaha super mikro yang sulit memperoleh layanan kredit perbankan karena berbagai kendala baik pada sisi usaha mikro maupun pada sisi perbankan sendiri. Untuk itu Bank Sumsel Babel menetapkan kebijakan dalam pemberian kredit, antara lain menetapkan standar untuk menerima atau menolaknya. Analisa kredit yaitu untuk menentukan siapa yang berhak menerima kredit yang telah memenuhi prinsip bagaimana karakter nasabah (*Character/Data* pribadi nasabah), kapasitas nasabah untuk melunasi kreditnya (*Capacity*), kemampuan modal yang dimiliki nasabah dan aktivitas usahanya (*Capital*), jaminan nasabah (*Collateral/Jaminan*) dan kondisi usaha nasabah (*Condition*) atau biasa disebut sebagai 5C. Sehingga berdasarkan analisa kredit tersebut bisa didapatkan beberapa variabel antara lain: nama debitur, alamat, jenis usaha, status tempat tinggal, status tempat usaha, lama usaha, sistem penjualan, sistem pembelian, pemasok/*supplier* yang dimiliki debitur, pembelian dari *supplier*, *repayment capacity*, omzet perbulan, gross profit margin, security coverage ratio, jenis jaminan yang diberikan, status kepemilikan jaminan dan BI *Checking*. Variabel-variabel tersebut memiliki keterhubungan satu sama lain dalam penentuan kelayakan pemberian kredit.

Dalam proses pemberian kredit selama ini, khususnya pemberian kredit usaha rakyat yang dilakukan oleh Bank Sumsel Babel meskipun melalui analisa kredit masih saja ada permasalahan yang timbul diantaranya, para calon debitur melakukan segala macam cara agar kreditnya disetujui oleh pihak bank. Hal ini yang menyebabkan tingkat kredit macet juga meningkat. Penyebabnya antara lain kurang akuratnya *Account Officer* dalam memberikan analisisnya, pihak *Account Officer* yang kurang tepat dalam mencari calon debitur karena dikejar oleh target perusahaan. *Naïve Bayes*, *Neural Network* dan *C45* merupakan algoritma klasifikasi data mining yang banyak digunakan dalam setiap penelitian untuk

prediksi kelayakan pemberian kredit. *Naïve Bayes Classifier* merupakan algoritma yang memiliki tingkat akurasi lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma klasifikasi yang lain.

Mardiana (2018) menjelaskan tentang persetujuan kelayakan prediksi kredit macet pada koperasi menggunakan data mining dan dihasilkan Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengoptimalkan metode *Naïve Bayes* menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) dan untuk meningkatkan akurasi dalam memprediksi kredit macet di koperasi. Penelitian ini menggunakan data dari Pusat Data Koperasi (PUSKOPDIT) DKI Jakarta. Data set kredit yang diperoleh sebanyak 565 record dengan 15 prediktor atribut dan 1 atribut kelas. Hasil pengujian dengan confusion matrix dan kurva ROC diperoleh dari nilai akurasi sebesar 86% dan nilai sebesar 0,867 dengan diagnosis klasifikasi baik. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan PSO pada NBC untuk memprediksi kredit macet meningkatkan akurasi 21,03% dan AUC sebesar 0,069. Hasil uji T-Test dan Anova menunjukkan bahwa pada dua metode klasifikasi yang diuji memiliki perbedaan yang nyata (signifikan) dalam nilai AUC. Meskipun *Naïve Bayes Classifier* diunggulkan karena memiliki tingkat akurasi yang cukup tinggi, dan dapat di terapkan dalam jumlah data yang besar pada model *Naïve Bayes* atau variabel PSO adalah cara yang bagus untuk mencari solusi terbaik dengan menyesuaikan bobot atau memilih atribut secara efisien. Bank Sumsel Babel memberikan kredit terhadap calon debitur yang memiliki berbagai faktor usaha dimana faktor usaha ini merupakan salah satu aspek penilaian kredit, sehingga dalam penelitian ini akan dilakukan penelitian tentang keakurasian salah satu penilaian analisa kredit faktor usaha sehingga dapat dijadikan acuan terutama untuk *account officer* Bank Sumsel Babel dalam memberikan kredit dimasa datang.

Berdasarkan beberapa contoh penelitian diatas terbukti bahwa penelitian menggunakan algoritma data mining dapat digunakan dalam mengatasi masalah untuk menganalisa kasus kredit, sehingga menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi dibandingkan dengan algoritma yang lainnya. Penelitian ini akan menggunakan *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO)

sehingga diharapkan akan menghasilkan akurasi yang lebih tinggi dibandingkan hanya dengan menggunakan *Naïve Bayes Classifier* saja.

## 1.2 Perumusan Masalah

Berdasarkan identifikasi masalah yang ada maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana implementasikan model *Naïve Bayes Classifier* Berbasis PSO dalam melakukan klasifikasi pada data Penilaian Kredit oleh Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender?
2. Bagaimana melakukan peningkatan akurasi dari model *Naïve Bayes Classifier* dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* (PSO).

## 1.3 Batasan Masalah

Berikut ini merupakan batasan masalah yang ada pada penelitian ini, antara lain sebagai berikut:

1. Penelitian ini memfokuskan pada calon debitur Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender yang mengajukan kredit usaha rakyat dalam bidang usahanya adalah petani kopi. Populasi terdiri dari calon debitur dengan batasan nilai kredit dalam rentang 10 hingga 25 juta rupiah pada tahun 2023.
2. Lingkup analisis terbatas pada penggunaan model *Naïve Bayes Classifier* serta optimasi *Particle Swarm Optimization* (PSO) untuk meningkatkan akurasi penilaian kelayakan pemberian kredit. Fokus utama adalah pada calon debitur dengan 10 hingga 25 juta Rupiah.
3. Penelitian ini tidak membahas aspek-aspek variabel khusus yang terkait dengan karakteristik debitur atau kondisi usaha. Fokus tetap pada evaluasi metode klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO dalam konteks pemberian kredit rentang 10 juta hingga 25 juta rupiah pada tahun 2023.

## **1.4 Tujuan dan Manfaat Penelitian**

### **1.4.1 Tujuan Penelitian**

Tujuan penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Melakukan evaluasi dengan model *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO sebagai salah satu aspek penilaian kredit. Tujuannya adalah untuk memberikan kontribusi positif terhadap pengambilan keputusan kredit oleh Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.
2. Melakukan optimasi dari hasil akurasi yang didapat dari model *Naïve Bayes Classifier* dengan menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO).

### **1.4.2 Manfaat Penelitian**

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini diharapkan dapat meningkatkan kualitas keputusan kredit dengan memberikan landasan yang lebih akurat dan efektif. Hal ini akan membantu Bank Sumsel Babel dalam mengurangi risiko kredit macet dan meningkatkan kepercayaan dari pihak debitur.
2. Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO dapat meningkatkan efisiensi proses penilaian kredit, mengoptimalkan waktu dan sumber daya yang diperlukan dalam menentukan kelayakan pemberian kredit usaha rakyat.
3. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi terhadap pengembangan metode analisis kredit dengan memanfaatkan teknik klasifikasi seperti *Naïve Bayes* berbasis PSO. Kontribusi ini dapat menjadi referensi bagi penelitian-penelitian berikutnya dalam bidang analisis kredit dan pengambilan keputusan finansial.
3. Menyediakan kerangka acuan yang dapat digunakan oleh *Account Officer* Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender dalam mengambil keputusan pemberian kredit, terutama pada calon debitur dengan usaha mikro dan nilai kredit dalam rentang 10 juta hingga 25 juta Rupiah.

## 1.5 Sistematika Penulisan

Sistematika penulisan penelitian ini disusun untuk memberikan penjelasan umum tentang penelitian yang dilakukan. Sistematika penulisan penelitian meliputi :

### 1. BAB I PENDAHULUAN

Pada bab ini membahas latar belakang, rumusan masalah, tujuan dan manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan pada penelitian.

### 2. BAB II LANDASAN TEORI

Pada bab ini membahas tentang landasan teori yang digunakan dalam melakukan penelitian.

### 3. BAB III METODE PENELITIAN

Dalam bab ini membahas tentang metodologi penelitian yang digunakan yaitu metode pengumpulan data dan metode analisis kebutuhan, dan dari hasil analisis yang dilakukan dijadikan acuan untuk melakukan penerapan penggunaan *Naïve Bayes Classifier* dan *Particle Swarm Optimization* (PSO).

### 4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini menjelaskan hasil implementasi dan pembahasan penggunaan *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* menggunakan bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabotatory*.

### 5. BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

Pada bab ini menjelaskan kesimpulan dari penelitian ini berdasarkan hasil yang telah diperoleh dalam pengujian menggunakan *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization*.

## **BAB II**

### **LANDASAN TEORI**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

Dalam penulisan skripsi ini, digunakan beberapa media diantaranya buku, jurnal baik jurnal nasional maupun internasional, prosiding serta artikel yang didapatkan internet sebagai referensi untuk menjelaskan tentang perkreditan, *Naïve Bayes Classifier* dan *Particle Swarm Optimization* (PSO).

##### **2.1.1 Kredit**

Dalam pengertian sederhana kredit merupakan penyaluran dari pihak pemilik dana kepada pihak yang memerlukan dana. Penyaluran dana tersebut didasarkan pada kepercayaan yang diberikan oleh pemilik dana kepada pengguna dana. Dalam bahasa Latin, kredit berasal dari kata “credere” yang artinya percaya. Artinya pihak yang memberikan kredit percaya kepada pihak yang menerima kredit, bahwa kredit yang diberikan pasti akan terbayar. Dilain pihak, penerima kredit mendapat kepercayaan dari pihak yang memberi pinjaman, sehingga pihak peminjam berkewajiban untuk mengembalikan kredit yang diterimanya (Hadiwijaya et al., 2020).

Kredit merupakan salah satu pembiayaan sebagian besar dari kegiatan ekonomi. Perkreditan merupakan kegiatan yang penting bagi koperasi, karena kredit merupakan salah satu sumber dana bagi koperasi. Sebelum dimulainya kegiatan pemberian kredit diperlukan suatu analisis yang baik dan seksama terhadap semua aspek perkreditan yang dapat menunjang proses pemberian kredit, guna mencegah timbulnya suatu resiko kredit dan timbulnya penyimpangan – penyimpangan yang salah satunya berupa kredit macet. Oleh karena itu perlu adanya suatu sistem yang dapat mendukung pengambilan keputusan dalam memberikan kredit (Supiyandi et al., 2020).

Kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan atas persetujuan atau kesepakatan pinjam meminjam antara bank dengan pihak lain

yang mewajibkan pihak peminjam melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga. Kredit Tanpa Agunan (KTA) adalah kredit yang diberikan bank atau lembaga keuangan dalam bentuk uang tunai, yang dapat diperoleh tanpa memberikan jaminan. Kemudahan ini banyak dimanfaatkan oleh para nasabah untuk meminjam sejumlah dana dari koperasi untuk digunakan berbagai keperluan nasabah (Zailani & Hanun, 2020).

Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 10 Tahun 1998 tentang perubahan atas Undang-Undang Nomor 7 Tahun 1992 tentang perbankan yang dimaksud dengan kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan pinjam meminjam antar Bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam melunasi hutangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga.

Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender merupakan Bank yang memberikan dana dalam melakukan penilaian kredit terhadap nasabah, ada beberapa kriteria yang harus dilakukan atau prinsip utama yang berkaitan dengan kondisi calon nasabah. Prinsip ini dikenal dengan 5C yaitu:

1. *Character* (Watak)

Analisa watak dari peminjam. Kredit diberikan kepada peminjam yang benar-benar dapat dipercaya dan beritikad baik untuk mengembalikan pinjaman. Walaupun bidang usaha dan kondisi perusahaan sangat baik, tanpa didukung watak yang baik tidak akan dapat memberikan keamanan bagi bank dalam pembayaran atas segala kewajiban yang ada. Hal-hal yang harus diteliti dalam analisis watak nasabah adalah riwayat hubungan dengan bank, antara lain:

- 1) Riwayat peminjam,
- 2) Reputasi dalam bisnis dan keuangan,
- 3) Manajemen,
- 4) Legalitas usaha.

2. *Capacity* (Kemampuan)

Tujuan analisis kemampuan adalah untuk mengukur kemampuan membayar. Kemampuan tersebut dapat diuraikan kedalam kemampuan

manajerial dan kemampuan finansial dimana kedua kemampuan ini saling terkait karena kemampuan finansial merupakan hasil kerja kemampuan manajerial perusahaan.

### 3. *Capital* (Modal)

Modal sendiri merupakan hak pemilik dalam perusahaan, yaitu selisih antara aktiva dan kewajiban yang ada, dan merupakan investasi pemilik ditambah dengan hasil usaha perusahaan. Analisa modal ini bertujuan untuk mengetahui kemampuan dalam menanggung beban resiko uang mungkin dialami perusahaan.

### 4. *Collateral* (Jaminan)

Jaminan hendaknya melebihi jumlah kredit yang diberikan dan harus diteliti keabsahan serta kesempurnaannya, sehingga jika terjadi suatu masalah, maka jaminan yang dititipkan akan dapat dipergunakan secepat mungkin.

### 5. Condition of Economy (Kondisi Ekonomi)

Kondisi ekonomi yang terjadi dimasyarakat, secara spesifik dapat melihat adanya keterkaitan dengan jenis usaha yang dilakukan oleh calon peminjam. Hal tersebut dilakukan karna kondisi eksternal memiliki pengaruh yang cukup besar dalam proses berjalannya usaha calon peminjam dalam jangka panjang.

Kualitas kredit dengan masa angsuran kurang dari 1 (satu) bulan ditetapkan sebagai berikut:

#### a. Lancar, apabila:

1. Tidak terdapat tunggakan angsuran pokok dan/atau bunga, atau
2. Terdapat angsuran pokok dan/atau bunga tidak lebih dari 1 (satu) bulan dan kredit belum jatuh tempo.

#### a. Kurang lancar, apabila:

1. Terdapat tunggakan angsuran pokok dan/atau bunga lebih dari 1 (satu) bulan tetapi tidak lebih dari 3 (tiga) bulan, dan/atau
2. Kredit telah jatuh tempo tidak lebih dari 1 (satu) bulan.

#### b. Diragukan, apabila:

1. Terdapat tunggakan angsuran pokok dan/atau bunga lebih dari 3 (tiga) bulan tetapi tidak lebih dari 6 (enam) bulan; dan/atau
  2. Kredit telah jatuh tempo lebih dari 1(satu) bulan tetapi tidak lebih dari 2 (dua) bulan.
- c. Macet, apabila:
1. Terdapat tunggakan angsuran pokok dan/atau bunga lebih dari 6 (enam) bulan;
  2. Kredit telah jatuh tempo lebih dari 2(dua) bulan;
  3. Kredit telah diserahkan kepada Badan Urusan Piutang Negara (BUPN); dan/atau
  4. Kredit telah diajukan penggantian ganti rugi kepada perusahaan asuransi kredit.

## **2.1.2 Kredit Usaha Rakyat**

### **2.1.2.1 Pengertian Kredit Usaha Rakyat**

Dalam rangka pemberdayaan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM) untuk menciptakan lapangan kerja, dan mengurangi kemiskinan, Pemerintah melakukan upaya peningkatan akses pada sumber pembiayaan antara lain dilakukan dengan pemberian penjaminan kredit bagi UMKM melalui Kredit Usaha Rakyat (KUR). Kredit Usaha Rakyat (KUR) adalah kredit atau pendanaan modal kerja dan atau investasi kepada debitur individu/perseorangan, badan usaha dan/atau kelompok usaha yang produktif dan layak akan tetapi belum memiliki agunan tambahan ([kur.ekon.go.id](http://kur.ekon.go.id), n.d.).

### **2.1.2.2 Ketentuan Kredit Usaha Rakyat**

Penyaluran KUR diatur oleh pemerintah melalui Peraturan Menteri Keuangan No. 135/PMK.05/2008 tentang Fasilitas Penjaminan Kredit Usaha Rakyat yang telah diubah dengan Peraturan Menteri Keuangan No. 10/PMK.05/2009. Beberapa ketentuan yang dipersyaratkan oleh pemerintah dalam penyaluran KUR adalah sebagai berikut (Suplemen 4,

Serba-Serbi Kredit Usaha Rakyat, Bank Indonesia) : a. UMKM yang dapat menerima fasilitas penjaminan adalah usaha produktif yang feasible namun belum bankable dengan ketentuan :

1. Merupakan debitur baru yang sebelumnya tidak mendapat kredit/ pembiayaan dari perbankan yang dibuktikan dengan melalui Sistem Informasi Debitur (SID) pada saat Permohonan Kredit/Pembiayaan diajukan dan/ atau belum pernah mmendapatkan fasilitas Kredit Program dari Pemerintah.

2. Khusus untuk penutupan pembiayaan KUR antara tanggal Nota Kesepakatan Bersama (MoU) Penjaminan KUR dan sebelum addendum I (tanggal 9 Oktober 2007 s.d. 14 Mei 2008), maka fasilitas penjaminan dapat diberikan kepada debitur yang belum pernah mendapatkan pembiayaan kredit program lainnya.

3. KUR yang disepakati antara Bank Pelaksana dengan UMKM yang bersangkutan.

b. KUR disalurkan kepada UMKM untuk modal kerja dan investasi dengan ketentuan:

1. Untuk kredit sampai dengan Rp. 5 juta, tingkat bunga kredit atau margin pembiayaan yang dikenakan maksimal sebesar atau setara 20- 21% efektif pertahun.

2. Untuk kredit di atas Rp. 5 juta rupiah sampai dengan Rp. 500 juta, tingkat bunga kredit atau margin pembiayaan yang dikenakan maksimal sebesar atau setara 12- 13% efektif pertahun.

c. Bank pelaksana memutuskan pemberian Kredit Usaha Rakyat (KUR) berdasarkan prinsip perkreditan yang sehat, serta dengan memperhatikan ketentuan yang berlaku. (Anggraini & Nasution, 2013) Sebagai regulator, pada dasarnya pemerintah sudah banyak mengeluarkan program-program yang diadakan untuk pemberdayaan UMKM di Indonesia. Program ini hendaknya terus dikembangkan secara optimal. Program-program tersebut antara lain:

1. Kredit Usaha Rakyat (KUR), sebagaimana telah di bahas di atas.

2. Kredit Ketahanan Pangan dan Energi (KKPE), KKPE adalah kredit investasi atau modal kerja yang diberikan dalam rangka mendukung program ketahanan pangan, dan diberikan melalui kelompok tani atau koperasi.
3. Program Usaha Agrobisnis Pertanian (PUAP) PUAP merupakan fasilitasi bantuan modal usaha untuk petani anggota, baik petani pemilik, petani penggarap, buruh tani maupun rumah tangga tani yang dikoordinasikan oleh gabungan kelompok tani (Gapoktan).
4. Kredit Usaha Pembibitan Sapi (KUPS).
5. Program Nasional Pemberdayaan Masyarakat Mandiri (PNPM).

#### **2.1.2.3 Tujuan Kredit Usaha Rakyat**

Tujuan program KUR adalah mempercepat pengembangan kegiatan perekonomian di sektor rill untuk menanggulangi kemiskinan serta memperluas kesempatan kerja. Secara mendetail, tujuan program KUR adalah :

1. Mempercepat pengembangan sektor rill dan pemberdayaan Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM).
2. Meningkatkan akses pembiayaan dan pengembangan UMKM terhadap lembaga keuangan.
3. Sebagai usaha penanggulangan kemiskinan dan menciptakan kesempatan kerja.

#### **2.1.2.4 Skema Kredit Usaha Rakyat**

Secara umum skema KUR yang telah disepakati oleh bank-bank pelaksana dengan perusahaan-perusahaan penjamin dan pemerintah sebagai berikut:

1. Nilai kredit maksimal Rp. 500 juta per debitur.
2. Bunga maksimal 16% per tahun (efektif).
3. Pembagian resiko penjaminan: perusahaan-perusahaan penjaminan 70% dan bank-bank pelaksana 30%.

4. Penilaian kelayakan terhadap usaha debitur sepenuhnya menjadi kewenangan bank-bank pelaksana.
5. UMKM dan koperasi tidak dikenakan imbal jasa penjaminan (IJP).

#### **2.1.2.5 Jenis Kredit Usaha Rakyat (KUR)**

##### **1. KUR Super Mikro**

KUR Super Mikro Merupakan KUR yang diberikan dengan plafon kredit/pembiayaan sampai dengan Rp10 juta per penerima KUR. Berbeda dengan skema KUR lainnya, KUR Super Mikro tidak mensyaratkan minimal lama usaha. Namun demikian, calon penerima KUR Super Mikro yang belum memiliki usaha selama 6 bulan, wajib mengikuti pelatihan atau pendampingan usaha. Dari sisi agunan tambahan, penerima KUR Super Mikro tidak dipersyaratkan agunan tambahan.

##### **2. KUR Mikro**

Kredit usaha rakyat yang satu ini ditujukan untuk usaha kecil berskala mikro. Besaran permodalan atau plafon kreditnya dibatasi maksimal Rp 25 juta. Namun, tergantung aturan masing-masing bank pelaksana, jumlah maksimal pinjaman KUR Mikro ini bisa berbeda-beda. Pada prinsipnya KUR Mikro bertujuan untuk mencakup usaha kecil yang produktif dan berpotensi dari segi keuntungan.

##### **3. KUR Retail**

KUR Retail dapat memberikan pinjaman modal maksimal sebesar Rp 500 juta. Oleh karena itu, segmen yang disasar pada KUR Retail mengarah pada kalangan menengah yang dianggap mampu membayar angsuran dengan bunga flat atau anuitas setara. Anuitas bisa diartikan juga sebagai angsuran pembayaran atau penerimaan dengan jumlah tetap yang dibayarkan atau diterima selama jangka waktu tertentu.

##### **4. KUR TKI**

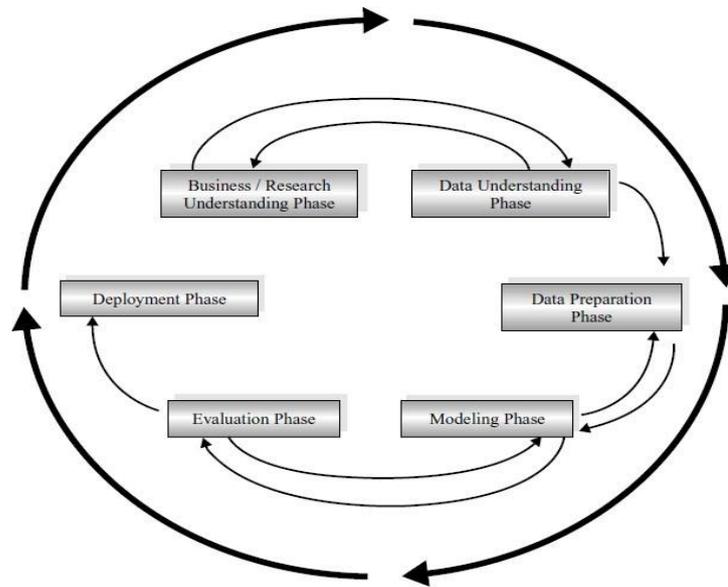
KUR TKI merupakan salah satu wujud bantuan permodalan yang

disediakan pemerintah bagi Tenaga Kerja Indonesia (TKI) yang bekerja di luar negeri. Harapannya, kredit ini bisa digunakan sebagai dana awal bagi tenaga kerja Indonesia untuk melakukan perjalanan ke negara tujuan.

### **2.1.3 Data Mining**

Data mining merupakan salah satu cara untuk mendapatkan informasi yang tersimpan pada database yang berjumlah besar (Rizki et al., 2020). Dengan data mining, kita dapat melakukan pengklasifikasian, memprediksi, memperkirakan dan mendapatkan informasi lain yang bermanfaat dari kumpulan data dalam jumlah yang besar. Data Mining suatu proses mencari pola atau informasi dalam kumpulan data yang terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu. Data mining terbagi menjadi 5 bagian menurut peran utamanya yaitu estimasi, prediksi, klasifikasi, clustering, dan asosiasi. Teknik pengolahan data mining yang sering digunakan yaitu klasifikasi. Klasifikasi yaitu proses memetakan data ke dalam kelompok atau kelas yang telah ditentukan (Wahyuni et al., 2020).

Sedangkan menurut (Nikmatun & Waspada, 2019) Data mining merupakan proses penggalian informasi dan berguna dari set data besar yang melibatkan konsep interdisipliner yang relatif baru yang melibatkan analisis data dan penemuan pengetahuan dari database dan menggunakan pendekatan multi-sisi yang mencakup analisis statistik, visualisasi data, penemuan pengetahuan, pengenalan pola dan manajemen basis data. Data Mining mempunyai beberapa model proses yang digunakan untuk mengarahkan pelaksanaan data mining, model proses yang biasa digunakan adalah Knowledge Discovery Databases (KDD), CRISP-DM dan SEMMA.



**Gambar 2.1** CRISP-DM *process*

Sumber:

<https://d3i71xaburhd42.cloudfront.net/48b9293cfd4297f855867ca278f7069abc6a9c24/5-Figure2-1.png>

1. *Business Understanding*

Pada tahap pertama bisa disebut juga tahap pemahaman penelitian, menentukan tujuan proyek penelitian dalam perumusan mendefinisikan masalah data mining.

2. *Data Understanding*

Dilakukan pengumpulan data, kemudian menganalisa data serta mengevaluasi kualitas data.

3. *Data Preparation*

Dipersiapkan data mentah kemudian di setting untuk data akhir yang akan digunakan untuk fase selanjutnya, pilih kasus dan variabel yang digunakan untuk menganalisa sesuai analisa masalah, melakukan transformasi pada variabel tertentu jika diinginkan, dan bersihkan data untuk alat pemodelan.

4. *Modelling*

Pada tahap ini, pilih dan terapkan teknik pemodelan yang tepat, lakukan pengaturan model untuk mengoptimalkan hasil, jika diperlukan lakukan ulang ke tahap persiapan sesuai dengan persyaratan spesifikasi dari teknik

data mining tertentu

### 5. *Evaluation*

Melakukan evaluasi satu atau lebih model, tentukan apakah model sudah mencapai tujuan yang diterapkan dalam tahap pertama, mengambil keputusan mengenai penggunaan hasil data mining.

#### 2.1.3.1 Fungsi Data Mining

Teknik-teknik data mining telah digunakan untuk menemukan pola yang tersembunyi dan memprediksi tren masa depan. Dan keuntungan kompetitif dari data mining termasuk dengan meningkatnya pendapatan, berkurangnya pengeluaran dan kemampuan pemasaran yang meningkat. Data mining dibagi menjadi dua kategori utama (Suyanto, 2017) yaitu:

##### 1. Prediktif

Tujuan dari tugas prediktif adalah untuk memprediksi nilai dari atribut tertentu berdasarkan pada nilai-nilai atribut lain. Atribut yang diprediksi umumnya dikenal sebagai target atau variabel tak bebas, sedangkan atribut- atribut yang digunakan untuk membuat prediksi dikenal sebagai *Explanatory* atau variabel bebas.

##### 2. Deskriptif

Tujuan dari tugas deskriptif adalah untuk menurunkan pola-pola (korelasi, trend, cluster, teritori dan anomali) yang meringkas hubungan yang pokok dalam data. Tugas data mining deskriptif sering merupakan penyelidikan dan seringkali memerlukan teknik post processing validasi dan penjelasan hasil.

Data mining juga memiliki beberapa fungsionalitas yaitu:

##### 1. *Concept/ Class Description: Characterization and Discrimination*

Data Characterization adalah ringkasan dari semua karakteristik atau fitur dari data yang telah diperoleh dari target kelas. Data

yang sesuai dengan target kelas yang telah ditentukan oleh pengguna biasanya dikumpulkan didalam *database*.

## 2. *Mining Frequent Pattern, Associations and Correlation*

*Frequent Pattern* adalah pola yang sering terjadi didalam data. Ada banyak jenis dari *frequent patterns*, termasuk didalamnya pola, sekelompok item set, *sub-sequence*, dan sub-struktur. *Association Analysis* adalah pencarian aturan-aturan asosiasi yang menunjukkan kondisi-kondisi nilai atribut yang sering terjadi bersama-sama dalam sekumpulan data.

## 3. *Classification and Prediction*

Klasifikasi adalah proses untuk menemukan model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan kelas data atau konsep dengan tujuan memprediksikan kelas untuk data yang tidak diketahui kelasnya. Model yang diturunkan didasarkan pada analisis dari training data (yaitu objek data yang memiliki label kelas yang diketahui). Model yang diturunkan dapat dipresentasikan dalam berbagai bentuk seperti if-then klasifikasi, *desicion tree* dan sebagainya. Teknik klasifikasi bekerja dengan mengelompokan data berdasarkan data training dan nilai atribut klasifikasi. Aturan pengelompokan tersebut akan digunakan untuk klasifikasi data baru kedalam kelompok yang ada. Klasifikasi dapat dipresentasikan dalam bentuk pohon keputusan (*desicion tree*). Setiap node dalam pohon keputusan menyatakan suatu tes terhadap atribut dataset, sedangkan setiap cabang menyatakan hasil dari tes tersebut.

## 4. *Cluster Analysis*

*Cluster* adalah kumpulan objek data yang mirip satu sama lain dalam kelompok yang sama dan berbeda dengan objek data dikelompok lain. Sedangkan Clustering atau analisis Cluster adalah proses pengelompokan satu set benda-benda fisik atau abstrak kedalam kelas objek yang sama. Tujuannya adalah untuk

menghasilkan pengelompokan objek yang mirip satu sama lain dalam kelompok-kelompok. Semakin besar kemiripan objek dalam suatu cluster dan semakin besar perbedaan tiap cluster maka kualitas analisis semakin baik. Perbandingan antara *Clasification* dan *Clustering* menurut Han dan Kamber (2006) sebagai berikut:

**Tabel 2.1** Perbandingan *Clasification* dan *Clustering*

| <b><i>Clasification</i></b>  | <b><i>Clustering</i></b>   |
|--|--|
| Menganalisis label kelas dari data kelas   | Menganalisis data objek tanpa ada label kelas  |
| Label kelas ada atau terlihat jelas pada training data   | Label kelas tidak ada atau tidak terlihat jelas pada training data   |
| Bertujuan untuk mengelompokkan pada kelas-kelas yang telah ditentukan  | Bertujuan untuk mengelompokkan dan menentukan label kelas dari tiap cluster yang telah terbentuk   |
| Proses klasifikasi berdasarkan pada menemukan sebuah model atau fungsi yang menggambarkan dan membedakan data kelas atau konsep, dengan tujuan untuk dapat menggunakan model untuk memprediksi objek kelas yang kelas labelnya belum diketahui. Model tersebut berdasarkan pada analisis dari training data (data objek yang kelas labelnya telah diketahui) | Prose clustering berdasarkan pada prinsip objek yang ada didalam satu cluster memiliki kemiripan yang tinggi dari pada yang lainnya, tetapi sangat berbeda dengan objek yang ada pada cluster lainnya. |

##### 5. *Outlier Analysis*

Merupakan objek data yang tidak mengikuti perilaku umum dari data. *Outlier* dianggap sebagai *noise* atau pengecualian. Analisis

data *outlier* dinamakan *outlier mining*. Teknik ini berguna dalam *fraud detection* dan *rare event analysis*.

#### 6. *Evolution Analysis*

Analysis evolusi data menjelaskan dan memodelkan trend dari objek yang memiliki perilaku yang berubah setiap waktu. Teknik ini dapat meliputi karakterisasi, diskriminasi, asosiasi, klasifikasi atau *clustering* dari data yang berkaitan dengan waktu.

### 2.1.4 *Python*

*Python* merupakan salah satu alat yang direkomendasikan untuk hal tersebut. Dalam beberapa tahun terakhir, Dukungan perpustakaan *Python* yang ditingkatkan (terutama *panda*) telah membuatnya menjadi alternatif yang kuat untuk tugas analisis data (Pamungkas et al., 2019). *Python* merupakan salah satu bahasa pemrograman yang banyak digunakan oleh perusahaan besar maupun para developer untuk mengembangkan berbagai macam aplikasi berbasis *desktop*, *web* dan *mobile*. *Python* diciptakan oleh Guido van Rossum di Belanda pada tahun 1990 dan namanya diambil dari acara televisi kesukaan *Guido Monty Python's Flying Circus*. Van Rossum mengembangkan *Python* sebagai hobi, kemudian *Python* menjadi bahasa pemrograman yang dipakai secara luas dalam industri dan pendidikan karena sederhana, ringkas, sintak intuitif dan memiliki pustaka yang luas (Qisthiano et al., 2021).

*Python* merupakan salah satu alat yang direkomendasikan untuk hal tersebut (McKinney, 2012). Dalam beberapa tahun terakhir, Dukungan perpustakaan *Python* yang ditingkatkan (terutama *panda*) telah membuatnya menjadi alternatif yang kuat untuk tugas analisis data. Sedangkan menurut (Trisno, 2016) *Python* merupakan bahasa pemrograman tingkat tinggi (*High Level Language*). *Python* merupakan bahasa pemrograman yang menduduki peringkat ke-5 sebagai bahasa pemrograman yang paling banyak digunakan di seluruh dunia. Setiap bahasa pemrograman pastilah memiliki kelebihan dan kekurangan, *Python* juga tidak terlepas dari kelebihan dan kekurangan.

Analisis dari ketiga teori di atas menyiratkan bahwa *Python* bukan sekadar

alat, melainkan solusi yang sangat direkomendasikan untuk menjalankan tugas analisis data dan pengembangan aplikasi. Dalam hal ini, keunggulan *Python* semakin terangkat oleh dukungan perpustakaan canggih seperti *panda*, yang tidak hanya memperkuat posisinya sebagai pilihan utama dalam analisis data tetapi juga memperluas kapabilitasnya. Pencapaian *Python* tidak hanya terbatas pada pengembangan aplikasi tertentu; bahasa pemrograman tingkat tinggi ini telah berhasil mengukir popularitas besar di berbagai sektor aplikasi. Meskipun memang memiliki kelebihan, penting untuk diakui bahwa setiap bahasa pemrograman, termasuk *Python*, memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing. Oleh karena itu, kesadaran akan baik dan buruknya sebuah alat menjadi kunci dalam pengambilan keputusan. Dengan keunggulannya yang telah teruji dan pemahaman mendalam terhadap potensi risiko, tidak heran bahwa *Python* menduduki peringkat paling atas sebagai pilihan utama dalam dunia pemrograman, khususnya untuk analisis data dan pengembangan aplikasi yang efisien.

### **2.1.5 Klasifikasi**

Menurut (Utomo & Mesran, 2020) Klasifikasi merupakan suatu pekerjaan menilai objek data untuk memasukkannya kedalam kelas tertentu dari jumlah kelas yang tersedia. Klasifikasi melakukan pembangunan model berdasarkan data latih yang ada, kemudian menggunakan model tersebut untuk mengklasifikasikan pada data yang baru. Klasifikasi dapat didefinisikan sebagai pekerjaan yang melakukan pelatihan/pembelajaran terhadap fungsi target yang memetakan setiap set atribut (fitur) ke satu jumlah label kelas yang tersedia. Sebuah sistem yang melakukan klasifikasi diharapkan dapat melakukan klasifikasi semua data set dengan benar, tetapi tidak dapat dipungkiri bahwa kinerja sistem tidak bisa 100% benar sehingga sebuah sistem klasifikasi juga harus diukur kinerjanya. Umumnya, pengukuran kinerja klasifikasi dilakukan dengan matriks konfusi.

Sedangkan menurut (Faid et al., 2019) Klasifikasi merupakan salah satu bagian dari data mining. Algoritma klasifikasi dalam data mining bermacam-macam model. Karena setiap model yang ada di algoritma klasifikasi tidak sama,

maka akurasinya tentu akan berubah. Untuk mengetahui baik tidaknya sebuah algoritma klasifikasi, indikatornya adalah tingkat akurasi.

Menurut (Ardiansyah et al., 2022) Klasifikasi merupakan pembagian terstruktur mengenai artinya proses yang bertujuan memilih suatu objek kedalam suatu kelas atau kategori yang sudah dipengaruhi sebelumnya. Menurut pembagian terstruktur mengenai ialah proses dari pembangunan terhadap suatu contoh yang mengklasifikasikan suatu objek sinkron menggunakan atribut –atributnya. pembagian terstruktur mengenai data ataupun dokumen pula dapat dimulai asal menciptakan aturan pembagian terstruktur mengenai eksklusif menggunakan data training yang diklaim sebagai tahapan pembelajaran serta pengujian dipergunakan menjadi data testing.

#### **2.1.6 Algoritma Naïve Bayes**

Menurut (Annur, 2018) *Bayesian classification* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Bayesian classification* didasarkan pada *teorema Bayes* yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan *decision tree* dan *neural network*. *Bayesian classification* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam *database* dengan data yang besar. Metode Bayes merupakan pendekatan *statistic* untuk melakukan inferensi induksi pada persoalan klasifikasi.

Menurut (Olson & Delen, 2008) menjelaskan *Naïve Bayes* untuk setiap kelas keputusan, menghitung probabilitas dengan syarat bahwa kelas keputusan adalah benar, mengingat vektor informasi obyek. Algoritma ini mengasumsikan bahwa atribut obyek adalah independen. Probabilitas yang terlibat dalam memproduksi perkiraan akhir dihitung sebagai jumlah frekuensi dari master tabel keputusan. *The Naïve Bayes Classifier* bekerja sangat baik dibanding dengan model classifier lainnya. Hal ini dibuktikan oleh Xhemali, Hinde dan Stone dalam jurnalnya *Naïve Bayes vs. Decision Trees vs. Neural Networks in the Classification of Training Web Pages* mengatakan bahwa *Naïve Bayes Classifier* memiliki tingkat akurasi yang lebih baik dibanding model classifier lainnya.

**Tabel 2.2** Result of Measure

| Classifier    | Accuracy | Precision | Recall | F-Measure |
|---------------|----------|-----------|--------|-----------|
| NB Classifier | 95.20%   | 99.37%    | 95.23% | 97.26%    |
| DT Classifier | 94.85%   | 98.31%    | 95.90% | 97.09%    |

*Bayes rule* digunakan untuk menghitung probabilitas suatu class. *Naïve Bayes* memberikan suatu cara mengkombinasikan peluang terdahulu dengan syarat kemungkinan menjadi sebuah formula yang dapat digunakan untuk menghitung peluang dari tiap kemungkinan yang terjadi. *Naïve Bayes Classifier* merupakan salah satu algoritma yang terdapat pada teknik klasifikasi. *Naïve Bayes Classifier* mengasumsikan bahwa ada atau tidak ciri tertentu dari sebuah kelas tidak ada hubungannya dengan ciri dari kelas lainnya (Arisandi et al., 2022).

Pengklasifikasi bayes merupakan salah satu pengklasifikasi statistik, dimana pengklasifikasi ini dapat memprediksi probabilitas keanggotaan kelas suatu data tuple yang akan masuk ke dalam kelas tertentu, sesuai dengan perhitungan probabilitas. Pengklasifikasi Bayes didasari oleh *teorema bayes* yang ditemukan oleh *Thomas Bayes* pada abad ke-18. Dalam studi perbandingan algoritma klasifikasi telah ditemukan simple bayesian atau yang biasa dikenal dengan *Naïve Bayes classifier*. *Naïve Bayes classifier* menunjukkan akurasi dan kecepatan yang tinggi bila diterapkan pada database yang besar. Metode ini sering digunakan dalam menyelesaikan masalah dalam bidang mesin pembelajaran karena metode ini dikenal memiliki tingkat akurasi yang tinggi dengan perhitungan sederhana. *Teorema bayes* merupakan dasar aturan dari *Naïve Bayes Classifier* berikut *teorema bayes* akan disajikan pada persamaan.

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)P(H)}{P(X)}$$

**Keterangan:**

*x*: Data dengan class yang belum diketahui

*c*: Hipotesis data merupakan suatu class spesifik

*P(c|x)*: Probabilitas hipotesis berdasar kondisi (posteriori probability)

$P(c)$ : Probabilitas hipotesis (prior probability)

$P(x|c)$ : Probabilitas berdasarkan kondisi pada hipotesis

$P(x)$ : Probabilitas

*Metode Bayes rule* digunakan dan diterapkan untuk melakukan penghitungan terhadap *posterior* dan *probabilitas* dari data sebelumnya. Dalam analisis *bayesian*, fungsi klasifikasi akhir dihasilkan dengan menggabungkan kedua sumber informasi (*prior dan posterior*) untuk menghasilkan probabilitas menggunakan aturan *bayes*.

### 2.1.7 Particle Swarm Optimization (PSO)

*Particle Swarm Optimization* merupakan algoritma dalam mengontrol pemilihan subset yang mengarah ke akurasi yang terbaik. PSO digunakan untuk menemukan bagian fitur maksimum dengan campuran fitur terbaik dari dataset yang ada (Hayuningtyas & Sari, 2019).

*Particle Swarm Optimization* merupakan sebuah evolusi algoritma yang efisien. *Particle Swarm Optimization* adalah populasi berdasarkan metode optimasi stokastik berbasis populasi yang didasarkan pada perilaku burung flock. *Particle Swarm Optimization* dimulai dengan satu set acak dan mencapai optima global dengan memperbaharui generasinya (Sari, 2019).

Berikut ini merupakan proses dari melakukan normalisasi data dengan *Particle Swarm Optimization*, data ditransformasi ke dalam range 0.1-0.9, persamaan yang digunakan adalah

$$X' = \frac{0,8(X-b)}{(a-b)} + 0,1 \quad (2)$$

Dimana:

$X'$  = data hasil normalisasi

$X$  = data asli/data awal

$a$  = nilai maksimum data asli

$b$  = nilai minimum data asli

Model ini akan disimulasikan dalam ruang dengan dimensi tertentu dengan sejumlah iterasi sehingga di setiap iterasi, posisi partikel akan semakin

mengarah ke target yang dituju (minimasi atau maksimasi fungsi). Ini dilakukan hingga maksimum iterasi dicapai atau bisa juga digunakan kriteria penghentian yang lain.

Algoritma PSO meliputi langkah berikut

1. Bangkitkan posisi awal sejumlah partikel sekaligus kecepatan awalnya secara random.
2. Evaluasi *fitness* dari masing-masing partikel berdasarkan posisinya.
3. Tentukan partikel dengan fitness terbaik, dan tetapkan sebagai Gbest. Untuk setiap partikel, Pbest awal akan sama dengan posisi awal.

Ulangi langkah berikut sampai stopping criteria dipenuhi

1. Menggunakan Pbest dan Gbest yang ada, perbarui kecepatan setiap partikel menggunakan persamaan.
2. Evaluasi *fitness* dari setiap partikel.
3. Tentukan partikel dengan fitness terbaik, dan tetapkan sebagai Gbest. Untuk setiap partikel, tentukan Pbest dengan membandingkan posisi sekarang dengan Pbest dari iterasi sebelumnya.
4. Cek stopping criteria. Jika dipenuhi, berhenti. Jika tidak, kembali ke 1

Metode PSO merupakan teknik optimasi yang pencarian solusinya mengikuti perilaku sosial yang terjadi pada kehidupan populasi burung (*flock of bird*) dan populasi ikan (*school of fish*) dalam bertahan hidup. Setiap populasi memiliki individu yang dapat mempengaruhi individu lainnya. Masing-masing individu tersebut merupakan partikel yang diibaratkan seperti sebuah titik ada suatu dimensi ruang waktu tertentu. Misal pada sekelompok burung yang bermigrasi dari satu tempat ke tempat lain. Sekelompok burung cenderung akan membentuk sebuah formasi karena tiap burung yang bertetangga memiliki informasi jarak antar satu sama lain. Hal yang sama juga berlaku pada sekumpulan ikan yang bermigrasi. Ikan dapat mengetahui jarak antar satu sama lain karena bantuan gelombang air. Hal ini mengakibatkan ikan dapat bergerak dengan cepat dan jarak yang akurat dalam sebuah kelompok (Istighfarin et al., 2020).

### 2.1.8 *Cross Validation*

Menurut (Fuadah et al., 2022) *K-Fold Cross Validation* merupakan salah satu metode statistik yang diimplementasikan untuk mengevaluasi performansi dari model atau algoritma yang telah dirancang. Pada tahap pelatihan dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi. Model akan dilatih menggunakan data latih dan divalidasi menggunakan data validasi sebanyak *K-Fold* kali. Pada penelitian ini digunakan *5-fold Cross Validation* dalam mengevaluasi kinerja model. *Five-fold Cross Validation* merupakan metode yang paling direkomendasikan untuk estimasi kemampuan model dalam generalisasi data. Pada *5-fold Cross Validation* data dibagi menjadi 5-fold dengan ukuran sama, dimana 4-fold akan digunakan sebagai data latih dan 1-fold digunakan sebagai data validasi. Dari total 5000 data citra fundus, 4000 data akan digunakan pada tahap pelatihan dan 1000 data pada tahap pengujian sebagai data uji. Sejumlah 4000 data yang digunakan pada tahap pelatihan akan dibagi menjadi 5 (setiap fold terdiri dari 800 data), sehingga jumlah data latih yang digunakan sebesar 3200 data dan data validasi yang digunakan sebesar 800 data. Selanjutnya proses pelatihan model akan berlangsung sebanyak 5 kali dengan subset data latih dan data validasi yang berbeda pada setiap iterasi pada proses pelatihan.

Merupakan langkah di mana keakuratan prediksi dapat divalidasi Dimana pada variabel akurasi merupakan hasil akurasi; klasifikasi benar merupakan jumlah prediksi benar dan data uji merupakan jumlah data yang dilakukan pengujian (Windarto et al., 2021).

*Cross Validation* adalah sebuah metode dari teknik data mining yang bertujuan untuk memperoleh hasil akurasi maksimum ketika data dibagi menjadi dua subset (data latih dan data uji). Salah satu dari jenis pengujian *Cross Validation* adalah *K-Fold Cross Validation* yang berfungsi untuk menilai kinerja proses sebuah metode algoritma dengan membagi sampel data secara acak dan mengelompokkan data tersebut sebanyak nilai K pada K-Fold. Pada pendekatan metode *K-Fold Cross Validation*, dataset dibagi menjadi sejumlah buah partisi secara acak. Data partisi tersebut diolah sejumlah K kali eksperimen dengan masing-masing eksperimen menggunakan data partisi ke-K sebagai data testing

dan menggunakan sisa partisi lainnya sebagai data *training*(Arisandi et al., 2022).

### 2.1.9 Confusion Matrix

*Confusion matrix* juga sering disebut *error matrix*. Pada dasarnya *confusion matrix* memberikan informasi perbandingan hasil klasifikasi yang dilakukan oleh sistem (model) dengan hasil klasifikasi sebenarnya. *Confusion matrix* adalah tabel yang menyatakan klasifikasi jumlah data uji yang benar dan jumlah data uji yang salah(Normawati & Prayogi, 2021).

*Confusion matrix* adalah sebuah metode untuk melakukan evaluasi dengan menggunakan tabel matrix. Pada tabel 2 dapat dilihat bahwa jika dataset terdiri dari dua *class*, dimana *class* yang satu dianggap sebagai *class positif* dan *class* yang lainnya dianggap sebagai *class negatif*. Evaluasi dengan menggunakan fungsi *confusion matrix* akan menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*.

*Confusion Matrix* merupakan alat pengukuran kinerja metode prediksi dengan menghitung tingkat kebenaran proses klasifikasi. Hasil pengujian ini berupa perbandingan akurasi prediksi kemunculan hari baik keluaran ketiga metode fuzzy yang diimplementasikan pada aplikasi pengujian. Akurasi prediksi kemunculan hari baik dihitung menggunakan *Confusion Matrix*. Jumlah data prediksi dari sistem dan jumlah data prediksi dari pakar sebagai variabel masukan *Confusion Matrix*, selanjutnya oleh sistem memberikan masing-masing metode fuzzy nilai *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F-1 Score*(Hary Candana et al., 2021).

**Tabel 2.3.** Model *Confusion Matrix* (Gorunescu, 2011)

| CLASSIFICATION |            | PREDICATED CLASS                       |  |
|----------------|------------|--|--|
|                |            | Class=YES                              | Class=NO                               |
| OBSERVED CLASS | Class= YES | <i>a</i><br><i>(true positive-TP)</i>  | <i>B</i><br><i>(false negative-FN)</i> |
|                | Class= NO  | <i>c</i><br><i>(false positive-FP)</i> | <i>D</i><br><i>(true negative-TN)</i>  |

*True Positive* (TP) = proporsi positif dalam data set yang diklasifikasikan positif

*True Negative* (TN) = proporsi negative dalam data set yang diklasifikasikan negatif

*False Positive* (FP) = proporsi negatif dalam data set yang diklasifikasikan positif

*False Negative* (FN) = proporsi negative dalam data set yang diklasifikasikan negatif

*Sensitivity* juga dapat dikatakan *true positive rate* (TP rate) atau *recall*. Sebuah *sensitivity* 100% berarti bahwa pengklasifikasian mengakui sebuah kasus yang diamati positif. *Confusion Matrix* adalah tabel dengan 4 (empat) kombinasi berbeda nilai prediksi dan nilai aktual. Pada pengukuran kinerja menggunakan *Confusion Matrix*, terdapat 4 (empat) istilah sebagai representasi hasil proses klasifikasi. Keempat istilah tersebut adalah *True Positive* (TP), *True Negative* (TN), *False Positive* (FP) dan *False Negative* (FN). Dimana Nilai *True Negative* (TN) merupakan jumlah data negatif yang terdeteksi dengan benar, sedangkan *False Positive* (FP) merupakan data negatif namun terdeteksi sebagai data positif. Sementara itu, *True Positive* (TP) merupakan data positif yang terdeteksi benar. *False Negative* (FN) merupakan kebalikan dari *True Positive*, sehingga data positif, namun terdeteksi sebagai data negatif (Fauziningrum & Suryaningsih, 2021).

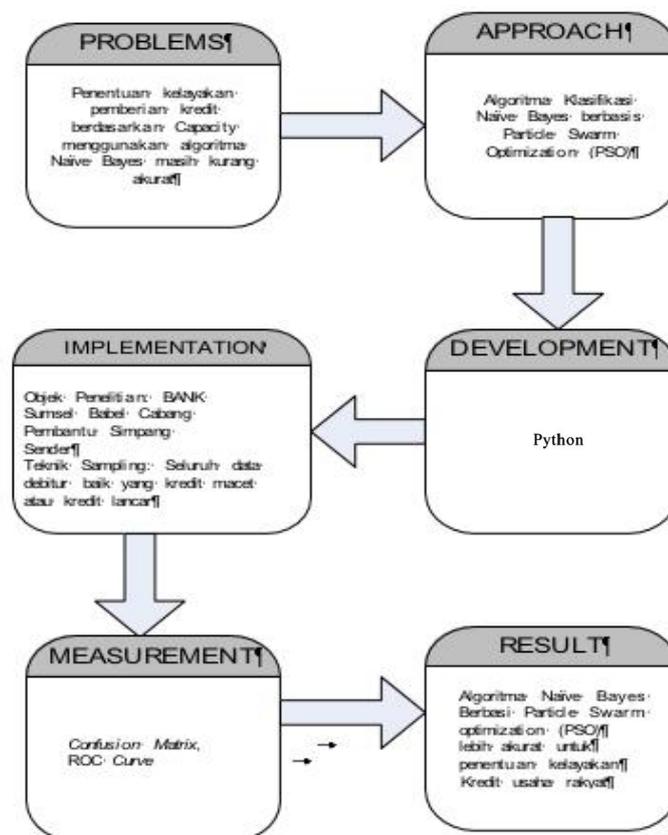
## 2.2 Obyek Penelitian

Pada penelitian ini objek yang dijadikan dasar penelitian adalah data kredit usaha rakyat nasabah dari Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender, karna Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender merupakan Bank yang hanya memberikan kredit terhadap wirausahawan maka dalam penelitian ini penulis hanya mengambil data nasabah yang berkaitan dengan faktor usaha nasabah tersebut dimana dalam variabel data tersebut dapat diketahui jenis kredit nya lancar atau macet. Data tersebut terdiri dari 300 *record* dengan 23 atribut/variabel dan yang dijadikan sebagai atribut/variabel syarat sebanyak 10

variabel. Yaitu variabel yang diaplikasikan ke dalam penelitian. Adapun variabel-variabel yang digunakan adalah sebagai berikut: jenis usaha, status tempat usaha, lama usaha, sistem penjualan, sistem pembelian, omset perbulan, *gross profit margin*, *repayment capacity*, fasilitas dan kolek nasabah.

### 2.3 Kerangka Pemikiran

Kerangka pemikiran untuk penelitian ini dapat dilihat pada gambar berikut:



**Gambar 2.2** Kerangka Pemikiran

Penjelasan untuk kerangka pemikiran pada Gambar 2.2 adalah:

#### 1. Problems

*Problems* atau permasalahan yang ada pada penelitian ini adalah penentuan kelayakan pemberian kredit menggunakan algoritma *Naive Bayes* masih kurang akurat.

#### 2. Approach

*Approach* atau metode penelitian yang digunakan dalam kasus ini adalah dengan *Naïve Bayes* berbasis *Particle Swarm Optimization*.

3. *Development*

*Development* yang digunakan dalam membantu proses penelitian ini adalah dengan bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabulatory*.

4. *Implementation*

Penelitian ini menggunakan data pada obyek Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender menggunakan urutan desain eksperimen dengan Cripss-DM (*Cross Standard Industry Process For Data Mining*)

5. *Measurement*

*Measurement* atau pengukuran yang dilakukan adalah dengan evaluasi Confession Matrix (Accuracy) dan ROC Curve (AUC)

6. *Result*

*Result* atau hasil penelitian yang didapat metode *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO) lebih akurat untuk penentuan kelayakan kredit.

## 2.4 Tinjauan Studi

Ada beberapa penelitian yang menggunakan algoritma data mining untuk memprediksi dan menganalisa berdasarkan data historis diantaranya:

**Tabel 2.4** Penelitian Terdahulu

| <b>Penelitian 1</b>     |   |
|-------------------------|---|
| <b>Judul</b>            | Model Implementasi Logika Fuzzy Untuk Penilaian Kinerja Karyawan It Support (Christian et al., 2022)  |
| <b>Hasil Penelitian</b> | Hasil penelitian ini adalah pembuatan sebuah aplikasi GUI untuk penilaian karyawan IT support berbasis metode Logika Fuzzy Mamdani dengan menggunakan program MATLAB. Terdapat tiga kriteria yang menjadi fokus |

|                   |  |
|-------------------|--|
|                   | <p>penilaian, yaitu kehadiran, kualitas kerja, dan komunikasi. Setiap kriteria diberikan bobot yang berbeda-beda untuk menentukan tingkat pengaruhnya dalam penilaian. Setelah dilakukan analisis data karyawan IT support, diperoleh hasil berupa nilai kinerja masing-masing karyawan. Dari nilai kinerja tersebut, dapat diketahui urutan ranking karyawan dari yang terbaik hingga yang terendah. Diharapkan dengan adanya aplikasi ini, penilaian kinerja karyawan di PT. Fast Food Indonesia Tbk dapat lebih akurat dan efisien tanpa adanya manipulasi data yang mungkin terjadi pada sistem penilaian manual yang lama.</p>    |
| <b>Kelebihan</b>  | <p>Kelebihan dari jurnal ini adalah menggunakan metode Logika Fuzzy untuk melakukan penilaian kinerja karyawan, yang dapat memberikan hasil yang lebih akurat karena didasarkan pada nilai kriteria dan bobot yang sudah ditentukan. Selain itu, penelitian ini juga mencoba mengatasi permasalahan dalam penilaian kinerja karyawan yang masih manual dengan cara membuat sebuah aplikasi GUI untuk penilaian karyawan IT support. Penggunaan aplikasi GUI ini dapat memudahkan pengguna dalam memberikan input dan menghasilkan output yang lebih cepat dan akurat sesuai dengan kriteria yang telah ditentukan oleh perusahaan.</p> |
| <b>Kekurangan</b> | <p>Beberapa kekurangan yang dapat diidentifikasi dari jurnal ini. Pertama, jurnal ini hanya berfokus pada penilaian kinerja karyawan di bidang IT support pada satu perusahaan saja, sehingga generalisasi hasil penelitian ini untuk diaplikasikan di perusahaan lain mungkin belum dapat dipastikan. Kedua, penggunaan metode Logika Fuzzy mungkin masih belum begitu familiar bagi pembaca yang tidak memiliki latar belakang teknis, sehingga penjelasan yang lebih rinci dan</p>  |

|                         |   |
|-------------------------|---|
|                         | <p>mudah dipahami mungkin diperlukan. Ketiga, jurnal ini hanya memberikan penjelasan singkat mengenai aplikasi GUI yang digunakan dalam penilaian kinerja karyawan, sehingga pembaca yang tertarik untuk mengembangkan aplikasi serupa mungkin membutuhkan informasi yang lebih detail mengenai pembuatan aplikasi tersebut.</p>  |
| <b>Penelitian 2</b>     |   |
| <b>Judul</b>            | <p>Penerapan Algoritma C4. 5 Berbasis <i>Particle Swarm Optimization</i> pada Fuzzy Mamdani untuk Prediksi Penerimaan Karyawan Baru (Penerimaan &amp; Baru, 2022)</p>   |
| <b>Hasil Penelitian</b> | <p>Hasil penelitian ini bertujuan untuk membangun model prediksi penerimaan karyawan baru dengan mengimplementasikan algoritma C4.5 berbasis <i>Particle Swarm Optimization</i> (PSO) pada metode Fuzzy Mamdani. Dalam penelitian ini, dihasilkan sebuah pohon keputusan dengan jumlah atribut sebanyak 4 atribut dependen dan 1 atribut independen yang akan digunakan sebagai rule dalam implementasi Fuzzy Mamdani. Hasil implementasi algoritma C4.5 berbasis PSO menggunakan 205 data dengan 10 atribut independen dan 1 atribut dependen, menghasilkan tingkat akurasi sebesar 96,14%. Kemudian, dengan mengimplementasikan Fuzzy Mamdani pada algoritma C4.5 berbasis PSO, tingkat akurasi dapat ditingkatkan menjadi 100% dengan kenaikan sebesar 3,86%. Dapat disimpulkan bahwa implementasi Fuzzy Mamdani pada algoritma C4.5 berbasis PSO mampu meningkatkan tingkat akurasi algoritma C4.5 berbasis PSO dalam memprediksi penerimaan karyawan baru. Selain itu, algoritma C4.5 berbasis PSO juga menunjukkan keakuratan, kecepatan, dan kehandalan yang lebih baik dibandingkan dengan teknik</p> |

|                         |   |
|-------------------------|---|
|                         | klasifikasi lainnya seperti support vector machine (SVM), Naïve bayes, dan neural network.  |
| <b>Kelebihan</b>        | Kemampuan untuk memberikan informasi yang akurat dan terpercaya. Hal ini karena jurnal dihasilkan melalui proses penelitian yang sistematis, menggunakan metodologi yang tepat, dan diuji melalui peer-review oleh para ahli. Selain itu, jurnal juga memberikan akses ke penelitian terbaru dalam bidang tertentu, sehingga dapat memperkaya pengetahuan dan wawasan pembaca.  |
| <b>Kekurangan</b>       | Jurnal tersebut juga memiliki beberapa kekurangan. Salah satunya adalah aksesibilitas yang terbatas karena biasanya hanya dapat diakses melalui institusi akademik atau perpustakaan yang memiliki langganan jurnal tersebut. Selain itu, jurnal juga sering kali memuat bahasan yang terbatas pada subjek yang sangat spesifik, sehingga mungkin sulit dipahami oleh pembaca yang kurang terampil dalam bidang tersebut. Terakhir, jurnal sebelumnya juga cenderung memiliki bahasa yang formal dan kaku, sehingga mungkin kurang menarik bagi pembaca umum yang tidak terbiasa dengan terminologi yang digunakan. |
| <b>Penelitian 3</b>     |   |
| <b>Judul</b>            | Fuzzy Logic Dalam Penentuan Karyawan Terbaik Pada Posisi Storekeeper Menggunakan Metode Mamdani Dikota Batam (Jarti & Arifin, 2018)   |
| <b>Hasil Penelitian</b> | Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa implementasi logika fuzzy metode Mamdani dapat digunakan untuk penentuan karyawan terbaik pada posisi storekeeper di PT Schneider Electric Manufacturing Batam. Dalam penelitian ini, empat variabel input digunakan yaitu sikap pribadi, pengetahuan pekerjaan, kerjasama, dan   |

|                         |   |
|-------------------------|---|
|                         | <p>kemampuan kepemimpinan dengan masing-masing memiliki himpunan fuzzy yang berbeda. Hasil defuzzifikasi menunjukkan nilai untuk menentukan karyawan pada posisi storekeeper terbaik atau tidak baik. Dengan menggunakan fuzzy logic, perusahaan dapat membuat keputusan yang lebih tepat dalam memilih karyawan terbaik pada posisi storekeeper dan mengatasi masalah seperti ketidak-tepatan penentuan karyawan terbaik. Hal ini membuktikan bahwa fuzzy logic dapat diterapkan di berbagai bidang, termasuk dalam pengambilan keputusan di perusahaan.</p> |
| <b>Kelebihan</b>        | <p>Kelebihannya adalah jurnal tersebut menyediakan data dan informasi yang terkini dan relevan untuk topik tertentu, serta dipastikan melalui proses seleksi dan peer review yang ketat sehingga memiliki kualitas yang baik. Jurnal juga menyediakan referensi yang bermanfaat untuk penelitian selanjutnya, dan bisa dijadikan dasar untuk membandingkan hasil penelitian yang serupa.</p>  |
| <b>Kekurangan</b>       | <p>kelemahan dari jurnal tersebut adalah bisa jadi sulit diakses oleh orang awam karena harus membayar untuk mengakses atau membeli jurnal tersebut. Selain itu, terkadang jurnal juga memiliki bahasa yang sangat teknis dan rumit, sehingga tidak mudah dimengerti oleh pembaca umum. Selain itu, jurnal juga memiliki bias tertentu yang bisa mempengaruhi hasil penelitian, tergantung pada sudut pandang dan asal institusi penelitiannya.</p>   |
| <b>Penelitian 4</b>     |   |
| <b>Judul</b>            | <p>Studi Komparatif Kinerja Karyawan Menggunakan Fuzzy Inference System Metode Mamdani (Komparatif Kinerja Karyawan Menggunakan Mamdani et al., 2021)</p>   |
| <b>Hasil Penelitian</b> | <p>Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan Fuzzy</p>  |

|                          |   |
|--------------------------|---|
|                          | <p>Inference System (FIS) metode Mamdani dapat membantu meningkatkan kinerja karyawan di PT. Permata Hijau Palm Oleo (PHPO) Belawan. Dalam penelitian ini, data karyawan yang terdiri dari nilai diskret (crisp) disimulasikan menjadi nilai yang merepresentasikan setiap standar pencapaian kualitas dengan rentang nilai 0-100. Rentang nilai tersebut dibuat menjadi tiga kategori, yaitu nilai 0 dan 1 memiliki rentang nilai 0-50, nilai 2 memiliki rentang nilai 51-75, dan nilai 3 memiliki rentang nilai 76-100. Dari hasil simulasi, dapat diambil keputusan berdasarkan kriteria yang telah ditetapkan untuk setiap karyawan, sehingga dapat membantu meningkatkan kinerja karyawan di perusahaan.</p> |
| <p><b>Kelebihan</b></p>  | <p>Kelebihan dari jurnal ini adalah metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah Fuzzy Inference System (FIS) Metode Mamdani. Metode ini dapat digunakan untuk memodelkan dan menyelesaikan permasalahan yang tidak pasti atau ambigu, seperti dalam penilaian kinerja karyawan. Selain itu, dalam penelitian ini juga dilakukan studi komparatif, sehingga dapat memberikan gambaran perbandingan kinerja antar karyawan. Hal ini sangat berguna bagi perusahaan dalam mengambil keputusan terkait promosi, kenaikan gaji, atau pengembangan karyawan.</p>  |
| <p><b>Kekurangan</b></p> | <p>Terdapat juga beberapa kekurangan pada jurnal ini. Salah satunya adalah kurangnya informasi mengenai bagaimana data dikumpulkan dan diproses sebelum diolah dengan metode FIS. Selain itu, rentang nilai yang digunakan dalam simulasi tidak dijelaskan secara detail, sehingga sulit untuk menilai validitas dari hasil penelitian. Selain itu, penelitian ini hanya dilakukan pada satu perusahaan, sehingga sulit untuk menggeneralisasikan hasil penelitian untuk</p>  |

|                         |  |
|-------------------------|--|
|                         | perusahaan lain atau industri yang berbeda. Terakhir, penelitian ini hanya mempertimbangkan faktor internal karyawan dalam penilaian kinerja, dan tidak mempertimbangkan faktor eksternal seperti kondisi pasar atau persaingan industri.  |
| <b>Penelitian 5</b>     |  |
| <b>Judul</b>            | Fuzzy Logic Menentukan Kepuasan Masyarakat Terhadap Kinerja Pegawai Kecamatan Dengan Metode Mamdani (Purwanti & Ekawati, 2019)   |
| <b>Hasil Penelitian</b> | Hasil penelitian menunjukkan bahwa fuzzy logic dengan metode Mamdani dapat digunakan untuk menentukan kepuasan masyarakat terhadap kinerja pegawai kecamatan. Penelitian dilakukan di Kecamatan Sagulung, Kota Batam, dan melibatkan variabel input berupa keramahan, kedisiplinan, kecepatan, dan tanggung jawab, serta variabel output berupa keputusan hasil kinerja pegawai kecamatan yang dapat digolongkan menjadi tidak baik dan baik. Berdasarkan hasil pengujian menggunakan perhitungan manual dan menggunakan software Matlab R2009a, didapatkan hasil yang sama yaitu kinerja pegawai kecamatan yang baik dengan skor 68,4162 dan 68,7 secara berurutan. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa fuzzy logic menggunakan metode Mamdani dapat digunakan sebagai alat untuk menentukan kepuasan masyarakat terhadap kinerja pegawai kecamatan. |
| <b>Kelebihan</b>        | Kelebihan dari jurnal tersebut adalah metode fuzzy logic menggunakan Mamdani dapat digunakan untuk menentukan tingkat kepuasan masyarakat terhadap kinerja pegawai kecamatan. Metode ini memperhitungkan faktor-faktor penting seperti keramahan, kedisiplinan, kecepatan, dan   |

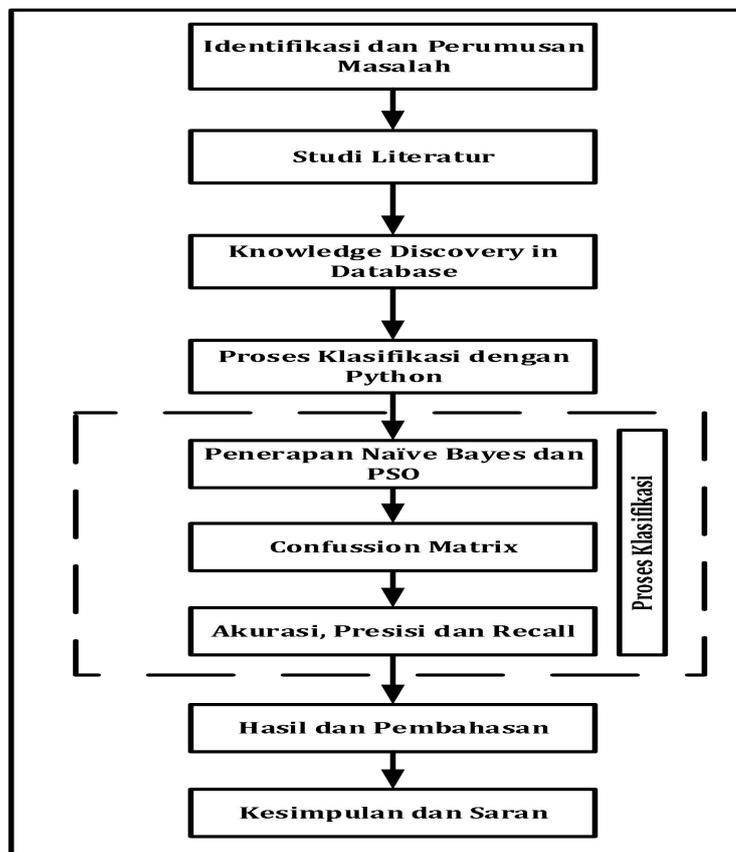
|                   |   |
|-------------------|---|
|                   | <p>tanggung jawab pegawai dalam memberikan pelayanan. Selain itu, penggunaan Matlab sebagai alat bantu dalam menghitung dan menganalisis data dapat mempermudah pengguna dalam melakukan penelitian.</p>  |
| <b>Kekurangan</b> | <p>Jurnal ini memiliki beberapa kekurangan seperti terbatasnya jumlah responden dalam penelitian ini, hanya menggunakan data dari satu kecamatan, dan tidak memperhitungkan faktor-faktor eksternal seperti jumlah pegawai dan jumlah penduduk di wilayah kecamatan tersebut. Selain itu, tidak ada analisis korelasi antara variabel yang digunakan dengan kepuasan masyarakat, sehingga sulit untuk mengetahui seberapa signifikan pengaruh setiap variabel terhadap kepuasan masyarakat.</p> |

## BAB III

### METODE PENELITIAN

#### 3.1 Tahapan Penelitian

Implementasi Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* Berbasis *Particle Swarm Optimization* memiliki tahapan penelitian sebagai berikut dapat dilihat pada Gambar 3.1:



**Gambar 3.1** Tahapan Penelitian

Pada gambar 3.1 menjelaskan tahapan penelitian yang akan dilaksanakan oleh peneliti yaitu mulai dari perumusan masalah terhadap penelitian. Berikut penjelasan singkat untuk setiap tahapan penelitian yang akan digunakan:

1. Identifikasi dan Perumusan Masalah

Dalam penelitian ini, fokus awal adalah mengidentifikasi tantangan dan permasalahan yang muncul dalam penentuan kelayakan kredit usaha rakyat di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender. Pertanyaan pokoknya adalah bagaimana kita dapat mengembangkan suatu sistem yang efektif dalam menilai dan menentukan kelayakan kredit untuk usaha mikro, mikro, dan kecil.

## 2. Studi Literatur

Untuk memahami konteks penelitian, langkah selanjutnya adalah melakukan studi literatur yang mendalam. Penelitian ini mencakup mempelajari kerangka konsep dan metodologi yang telah digunakan sebelumnya dalam penentuan kelayakan kredit. Ini mencakup juga penelitian mengenai *Naïve Bayes Classifier* dan *Particle Swarm Optimization* dalam konteks analisis kredit.

## 3. Pengumpulan Data Kelayakan Kredit

Setelah masalah diidentifikasi dan literatur dikaji, tahap berikutnya adalah mengumpulkan data yang relevan untuk penilaian kelayakan kredit. Data tersebut mencakup informasi mengenai karakter nasabah, kapasitas dan modal usaha, jenis jaminan yang dimiliki, dan kondisi usaha nasabah.

## 4. Proses Analisis Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* Berbasis PSO

Proses analisis dimulai dengan menerapkan *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO) terhadap data kelayakan kredit yang telah terkumpul. Algoritma ini digunakan untuk mengoptimalkan prediksi kelayakan kredit dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang saling berhubungan.

## 5. Pengujian Akurasi Model

Tahap berikutnya adalah menguji akurasi model yang telah dibangun. Data uji yang berbeda digunakan untuk mengevaluasi sejauh mana model *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO dapat memberikan prediksi yang akurat terkait kelayakan kredit.

## 6. Hasil dan Pembahasan

Setelah pengujian dilakukan, hasilnya dianalisis secara mendalam. Analisis ini mencakup pembahasan mengenai performa model, faktor-faktor yang memengaruhi hasil, dan sejauh mana model ini dapat memberikan kontribusi

dalam meningkatkan penilaian kelayakan kredit di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

#### 7. Kesimpulan dan Rekomendasi

Penelitian ini diakhiri dengan menyusun kesimpulan berdasarkan hasil analisis. Kesimpulan tersebut melibatkan apakah model *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO dapat dijadikan alat yang efektif dalam penilaian kelayakan kredit. Selain itu, rekomendasi juga diberikan untuk pengembangan lebih lanjut atau penerapan di masa depan, termasuk saran-saran terkait kebijakan di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

### 3.2 Deskripsi Penelitian

Penelitian ini terdapat 7 tahapan penelitian yaitu, Identifikasi dan Perumusan Masalah, Studi Literatur, *Knowledge Discovery in Database*, Proses Klasifikasi dengan bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabatory*, Menguji Akurasi dari *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO), Hasil dan Pembahasan, terakhir Kesimpulan dan Saran. Dari tahapan penelitian tersebut akan dijelaskan pada sub bab di bawah ini.

Penelitian ini menggunakan jenis penelitian deskriptif yang bertujuan untuk mendeskripsikan suatu keadaan atau sebuah fenomena yang terjadi secara apa adanya. Prosedur untuk memecahkan masalah dalam jenis penelitian deskriptif yaitu dengan cara menggambarkan objek penelitian sesuai keadaan saat ini berdasarkan fakta-fakta sebagaimana adanya, kemudian dianalisis dan diinterpretasikan, bentuknya berupa survei dan studi perkembangan.

Dalam penelitian jenis deskriptif, pendekatan yang digunakan dapat merupakan pendekatan kuantitatif, pendekatan kualitatif, atau penggambaran secara naratif-kualitatif. Untuk hal ini, penelitian ini menggunakan jenis pendekatan kuantitatif untuk teknik pengumpulan data dan pendekatan kualitatif untuk memfasilitasi penelitian kuantitatif (data berbentuk angka), dimana pendekatan kualitatif (data berbentuk kalimat) dapat membantu memberikan latar belakang informasi tentang konteks dan subyek-subyek yang diteliti, bertindak

sebagai sumber hipotesis, dan juga membantu skala konstruksi (Sugiyono, 2018).

### **3.3 Metode Pengumpulan Data**

Adapun metode pengumpulan data yang digunakan dalam menyelesaikan penelitian ini, yaitu:

#### **3.3.1 Observasi**

Metode pengumpulan data pertama adalah melalui observasi langsung terhadap objek atau situasi yang menjadi fokus penelitian. Dalam konteks penentuan kelayakan kredit usaha rakyat di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender, observasi dapat melibatkan pemantauan langsung terhadap aktivitas dan karakteristik usaha mikro, mikro, dan kecil calon debitur. Data dapat diperoleh dengan mengamati proses operasional, jenis usaha yang dilakukan, serta situasi tempat usaha.

#### **3.3.2 Wawancara**

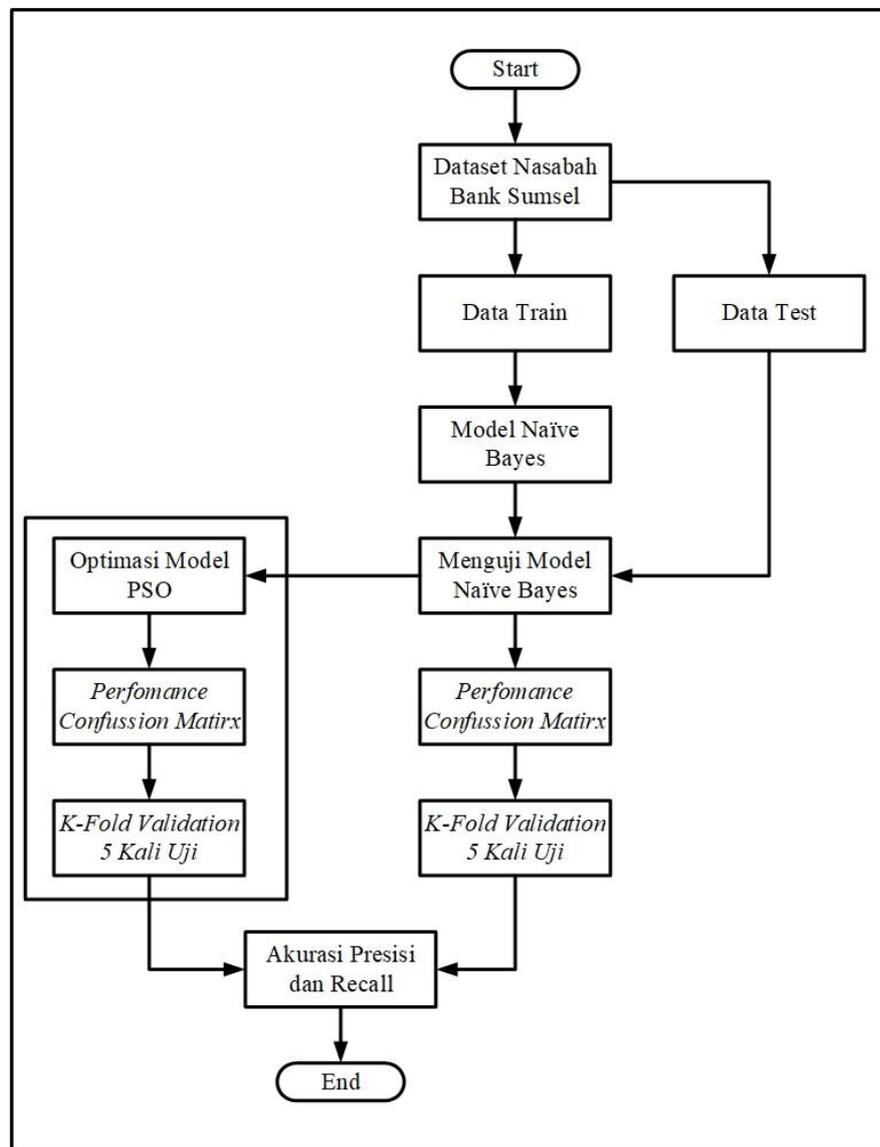
Metode kedua adalah wawancara, yang melibatkan interaksi langsung antara peneliti dan calon debitur. Dalam hal ini, wawancara dapat dilakukan dengan calon debitur yang mengajukan kredit usaha rakyat. Pertanyaan-pertanyaan dapat difokuskan pada karakteristik usaha, kondisi keuangan, rencana pengembangan usaha, dan informasi lain yang relevan untuk menilai kelayakan kredit. Wawancara juga memberikan kesempatan untuk mendapatkan perspektif langsung dari calon debitur.

#### **3.3.3 Studi Literatur**

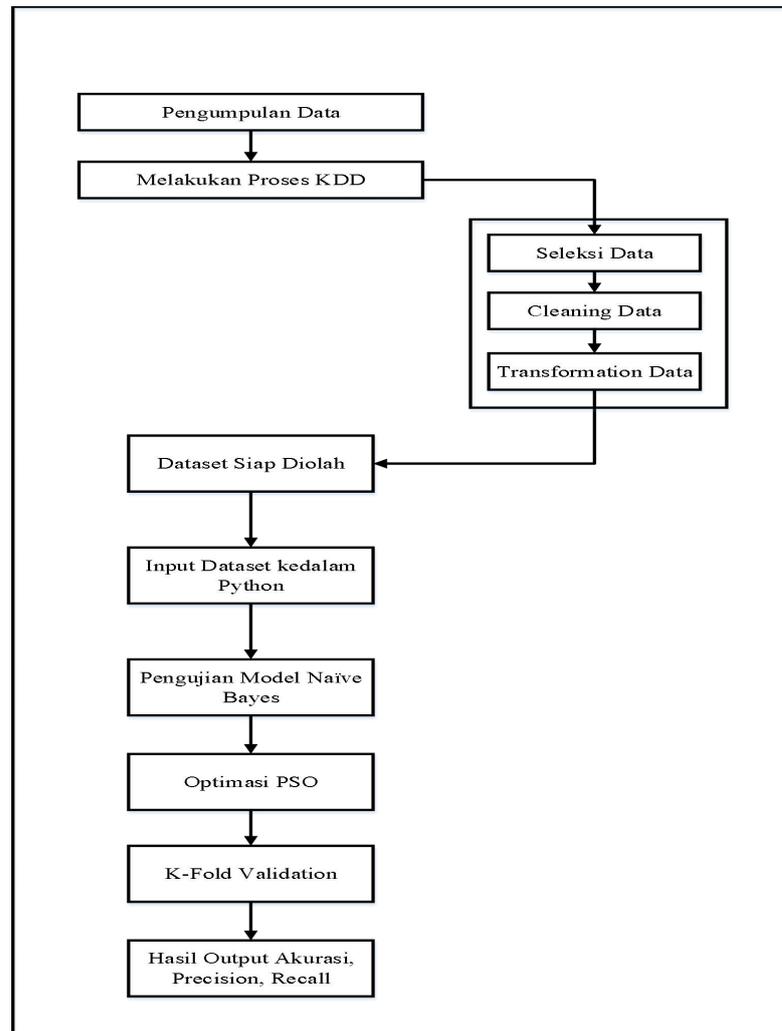
Tahap ketiga melibatkan studi literatur, di mana penelitian data dilakukan melalui analisis literatur terkait penilaian kelayakan kredit dan metode-metode yang telah digunakan sebelumnya. Studi literatur membantu peneliti untuk memahami konsep-konsep terkait kelayakan kredit, memperoleh pengetahuan tentang alat analisis yang telah terbukti efektif, dan mengevaluasi hasil penelitian sejenis. Informasi dari literatur dapat memberikan dasar yang kuat dalam merancang penilaian kelayakan kredit yang akurat dan relevan.

### 3.4 Model dan Flowchart Yang Digunakan

Pada tahap ini, data *preparation* yang telah didapatkan akan dilakukan pemodelan *Naïve Bayes Classifier* yang disebut dengan model probabilitas *Naïve Bayes* dimana dalam probabilitas itu dilakukan perhitungan manual dengan cara menghitung probabilitas prior dan probabilitas posterior, kemudian dimasukan kedalam bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabulatory* dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan *Particle Swarm Optimization (PSO)* sehingga akan ditemukan algoritma mana yang paling akurat.



**Gambar 3.2** Flowchart Yang Digunakan



**Gambar 3.3** Model Yang Digunakan

1. Pengumpulan Data

Pertama-tama, penelitian dimulai dengan pengumpulan data terkait kelayakan kredit usaha rakyat di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender. Data ini mencakup informasi mengenai karakter nasabah, kapasitas dan modal usaha, jenis jaminan, dan kondisi usaha nasabah. Proses pengumpulan data melibatkan observasi langsung terhadap proses operasional dan wawancara dengan calon debitur yang mengajukan kredit.

2. Melakukan Proses KDD (Seleksi, *Cleaning*, dan *Transformation*)

Selanjutnya, dilakukan proses *Knowledge Discovery in Databases* (KDD) yang mencakup seleksi, cleaning, dan transformation data. Data yang terkumpul dievaluasi untuk memastikan kualitasnya. Tahap seleksi

mencakup pemilihan atribut yang paling relevan dan signifikan untuk menentukan kelayakan kredit. Proses cleaning digunakan untuk mengatasi kekurangan atau ketidaksempurnaan data. Transformasi dilakukan untuk mengubah data ke dalam format yang sesuai dengan kebutuhan analisis.

#### 4. Dataset Siap Diolah

Setelah melalui tahapan KDD, dataset yang telah dipilih, dibersihkan, dan diubah, siap untuk diolah lebih lanjut. Dataset ini mencakup variabel-variabel penting yang akan digunakan dalam penilaian kelayakan kredit menggunakan model *Naïve Bayes Classifier* berbasis *Particle Swarm Optimization* (PSO).

#### 5. Input Dataset ke dalam Python:

Dataset yang telah disiapkan kemudian diintegrasikan ke dalam bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabulatory*, platform yang akan digunakan untuk menerapkan algoritma *Naïve Bayes* dan PSO. Langkah ini melibatkan proses import dataset ke dalam *python* agar dapat diakses dan diolah dengan mudah selama proses analisis.

#### 6. Pengujian Model *Naïve Bayes*:

Model *Naïve Bayes* diimplementasikan pada dataset untuk melakukan pengujian kelayakan kredit. Algoritma *Naïve Bayes* digunakan untuk melakukan klasifikasi dan memberikan prediksi terkait kelayakan pemberian kredit berdasarkan karakteristik calon debitur.

#### 7. Optimasi PSO

Proses selanjutnya adalah mengoptimalkan model menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO). PSO digunakan untuk menyesuaikan parameter-model *Naïve Bayes* sehingga dapat meningkatkan akurasi prediksi. Optimasi ini bertujuan untuk mencari kombinasi parameter yang memberikan hasil terbaik dalam menilai kelayakan kredit.

#### 8. K-Fold Validation

Sebelum mengevaluasi performa model secara menyeluruh, dilakukan *K-Fold Validation* untuk membagi dataset menjadi k subset agar model dapat diuji menggunakan data yang berbeda. Agar hasil pengujian lebih dapat

diandalkan, dilakukan pengujian menggunakan metode *K-Fold Validation*. Data dibagi menjadi beberapa fold, dan pengujian dilakukan sebanyak K kali, dengan K umumnya setara dengan 5. Hal ini membantu mengukur sejauh mana model dapat menggeneralisasi hasil dengan baik dan mencegah overfitting atau underfitting.

#### 9. Hasil *Output* Akurasi, *Precision*, *Recall*

Setelah melalui seluruh tahapan pengujian, output akhir yang dihasilkan melibatkan pengukuran akurasi, *precision*, dan *recall* dari model. Hasil ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model mampu melakukan klasifikasi dan menilai kelayakan kredit. Output ini menjadi dasar untuk menyimpulkan sejauh mana model *Naïve Bayes Classifier* berbasis PSO berhasil dalam penentuan kelayakan kredit usaha rakyat di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

### 3.5 Data Preparation

Pada tahapan ini data sebanyak 300 dan atribut yang terdiri dari 22 atribut, akan dilakukan beberapa penyeleksian untuk menghasilkan data yang dibutuhkan, tahapannya yaitu:

1. *Data Cleaning* untuk membersihkan nilai yang kosong atau tuple yang kosong.
2. *Data Integration* yang berfungsi menyatukan tempat penyimpanan yang berbeda kedalam satu data.
3. *Data Reduction*, jumlah atribut yang digunakan terlalu banyak dan tidak semua atribut menjadi syarat atas atribut penentu sehingga yang digunakan hanya 10 Atribut.

### 3.6 Jadwal Penelitian

Ada beberapa tahapan dalam melakukan penelitian ini, yaitu:

1. Identifikasi masalah dan analisa kebutuhan

Dalam tahapan ini dilakukan penarian masalah yang berhubungan dengan kredit nasabah Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender serta mengidentifikasi permasalahannya.

2. Pengumpulan data

Mengumpulkan data-data yang dibutuhkan untuk penelitian yang bersumber dari hasil observasi dan wawancara. Data yang didapat kemudian diolah sehingga menghasilkan data yang dibutuhkan.

3. Eksperimen

Tahap ini dimulai dengan menentukan model yang akan digunakan, memasukan data training dan testing kedalam model dan mengujinya dengan bahasa pemrograman *Python* dan editor *google collabulatory*.

4. Implementasi

Menerapkan metode *Naïve Bayes* berbasis *Particle Swarm Optimization* kedalam sistem untuk menganalisa nasabah bermasalah dan kredit peminjaman.

5. Evaluasi

Mengukur apakah model yang telah dikembangkan berhasil atau tidak, evaluasi digunakan untuk mengukur keakuratan hasil yang dicapai oleh model.

6. Penulisan

Penulisan kedalam bentuk laporan penulisan yang dilakukan secara bersamaan dengan melakukan penelitian serta tahap lainnya.

## BAB IV

### HASIL DAN PEMBAHASAN

#### 4.1 Pengumpulan Data

Setelah melakukan analisis data pada bab sebelumnya, maka pada bab ini merupakan hasil dan pembahasan dari penelitian yang berjudul Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* Berbasis *Particle Swarm Optimization*. Data yang digunakan adalah data nasabah dengan beberapa atribut kriteria dari masing-masing nasabah. Total 929 *record data* yang peneliti kumpulkan dan melewati proses cleaning data maka didapat 422 *record data* yang dapat diolah.

|    | C                   | D          | E   | F                   | G                     | H   | I          | J           | K                           | L   | M           |
|----|---------------------|------------|---|---------------------|-----------------------|---|------------|-------------|-----------------------------|---|-------------|
|    | Pemberi Persetujuan | Pengajuan  | Total pelunasan pokok + bunga 6% (jika disetujui) | Luas kebun (Hektar) | Hasil per Hektar (kg) | Pendapatan bersih dari kebun jika harga kopi Rp. 30.000 | Tanggungan | Biaya hidup | Kemampuan Bayar Hutang Bank | Maksimal Kredit (50% dari kemampuan bayar bank) | Hasil       |
| 1  | Suami               | 15,000,000 | 15,900,000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 2          | 9600000     | 32400000                    | 16200000  | Layak       |
| 3  | Istri               | 11,000,000 | 11,660,000  | 1                   | 900                   | 27000000  | 4          | 19200000    | 7800000                     | 3900000   | Tidak Layak |
| 4  | Istri               | 15,000,000 | 15,900,000  | 3                   | 700                   | 63000000  | 3          | 14400000    | 48600000                    | 24300000  | Layak       |
| 5  | Istri               | 25,000,000 | 26,500,000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 3          | 14400000    | 90600000                    | 45300000  | Layak       |
| 6  | Istri               | 25,000,000 | 26,500,000  | 4                   | 800                   | 96000000  | 2          | 9600000     | 86400000                    | 43200000  | Layak       |
| 7  | Tanpa Pendamping    | 25,000,000 | 26,500,000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 1          | 4800000     | 37200000                    | 18600000  | Tidak Layak |
| 8  | Istri               | 15,000,000 | 15,900,000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 3          | 14400000    | 57600000                    | 28800000  | Layak       |
| 9  | Istri               | 25,000,000 | 26,500,000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 2          | 9600000     | 95400000                    | 47700000  | Layak       |
| 10 | Istri               | 20,000,000 | 21,200,000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 6          | 28800000    | 43200000                    | 21600000  | Layak       |
| 11 | Istri               | 20,000,000 | 21,200,000  | 3                   | 800                   | 72000000  | 5          | 24000000    | 48000000                    | 24000000  | Layak       |
| 12 | Suami               | 25,000,000 | 26,500,000  | 5                   | 900                   | 135000000   | 4          | 19200000    | 115800000                   | 57900000  | Layak       |
| 13 | Istri               | 25,000,000 | 26,500,000  | 4                   | 700                   | 84000000  | 2          | 9600000     | 74400000                    | 37200000  | Layak       |
| 14 | Suami               | 25,000,000 | 26,500,000  | 3                   | 900                   | 81000000  | 3          | 14400000    | 66600000                    | 33300000  | Layak       |
| 15 | Suami               | 20,000,000 | 21,200,000  | 4                   | 700                   | 84000000  | 6          | 28800000    | 55200000                    | 27600000  | Layak       |
| 16 | Istri               | 10,000,000 | 10,600,000  | 1                   | 700                   | 21000000  | 3          | 14400000    | 6600000                     | 3300000   | Tidak Layak |
| 17 | Istri               | 20,000,000 | 21,200,000  | 4                   | 800                   | 96000000  | 4          | 19200000    | 76800000                    | 38400000  | Layak       |
| 18 | Istri               | 25,000,000 | 26,500,000  | 6                   | 700                   | 126000000   | 8          | 38400000    | 87600000                    | 43800000  | Layak       |
| 19 | Istri               | 15,000,000 | 15,900,000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 6          | 28800000    | 43200000                    | 21600000  | Layak       |
| 20 | Istri               | 17,000,000 | 18,020,000  | 3                   | 700                   | 63000000  | 5          | 24000000    | 39000000                    | 19500000  | Layak       |

Gambar 4.1 Pengolahan Distribusi Data

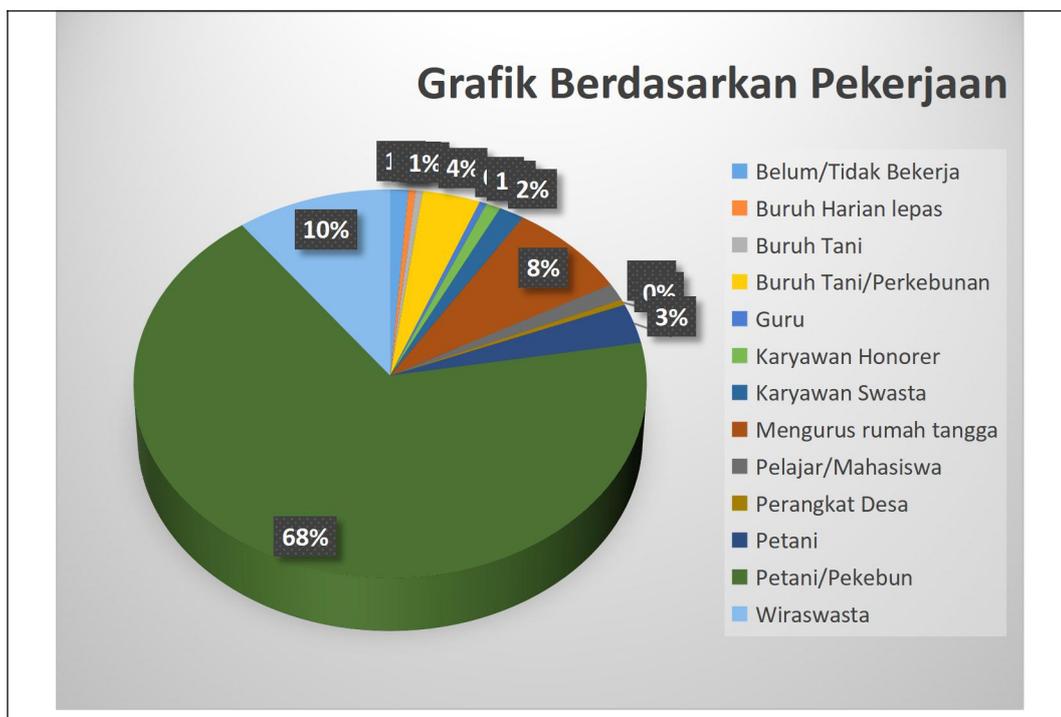
#### 4.2 Persebaran Distribusi Data

Berikut merupakan grafik distribusi data berdasarkan Pekerjaan Nasabah, Pemberi Persetujuan Kredit, Pengajuan Kredit dan Jumlah Tanggungan yang telah

dibagi dan disusun oleh peneliti kedalam grafik pembagian data dari penelitian Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan *Naïve Bayes Classifier* Berbasis *Particle Swarm Optimization*.

#### 4.2.1 Distirbusi Data Berdasarkan Pekerjaan Nasabah

Berikut ini merupakan grafik distribusi data berdasarkan atribut yaitu Pekerjaan Nasabah yang dapat dilihat pada Gambar 4.2 seperti berikut ini.



**Gambar 4.2** Grafik Data Berdasarkan Pekerjaan Nasabah

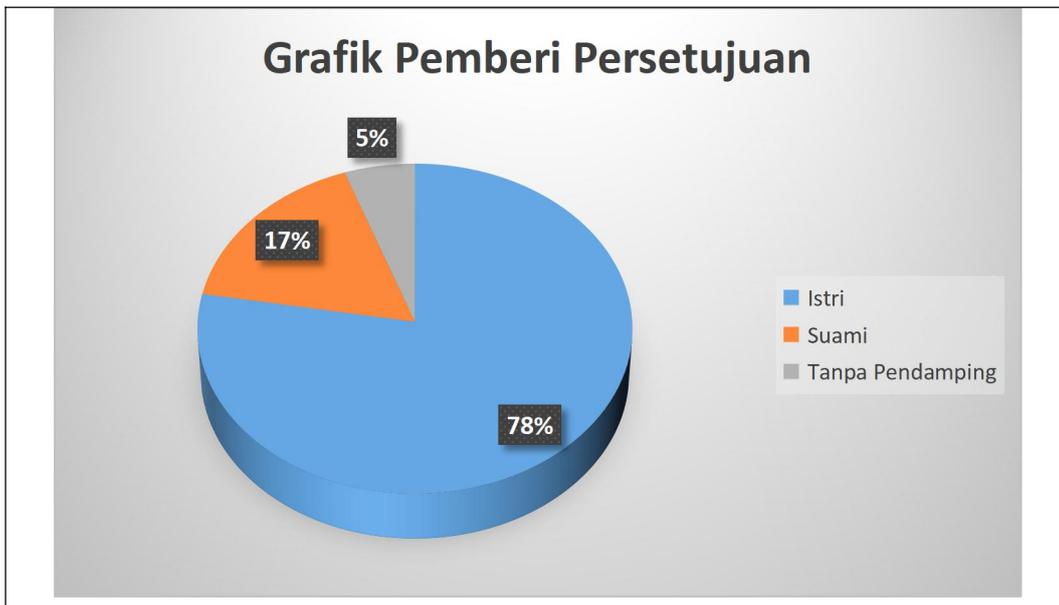
Berdasarkan analisis data pekerjaan, dapat dilihat distribusi pekerjaan responden pada penelitian ini. Mayoritas responden, sebanyak 285 orang, dikategorikan sebagai petani atau pekebun. Pekerjaan tersebut mendominasi dalam sampel penelitian, mencerminkan signifikansi sektor pertanian dalam komunitas yang menjadi fokus penelitian. Selain itu, sejumlah 43 responden berprofesi sebagai wiraswasta, menunjukkan adanya sektor swasta yang cukup aktif dalam komunitas tersebut. Di sisi lain, pekerjaan mengurus rumah tangga juga mencapai jumlah yang cukup besar, dengan 34 responden yang memilih

kategori ini, menandakan signifikansi peran pengurus rumah tangga dalam populasi responden.

Pekerjaan lainnya yang mencuat adalah petani, dengan jumlah 14 orang, dan buruh tani/perkebunan sebanyak 16 orang. Pekerjaan buruh harian lepas, guru, karyawan honorer, karyawan swasta, perangkat desa, dan pelajar/mahasiswa memiliki kontribusi yang lebih rendah dalam sampel penelitian ini. Dengan demikian, analisis data pekerjaan memberikan gambaran yang jelas tentang struktur pekerjaan dalam komunitas yang menjadi subjek penelitian. Informasi ini dapat memberikan pandangan yang lebih baik tentang dinamika ekonomi dan aktivitas masyarakat di wilayah tersebut, yang pada gilirannya dapat membantu dalam pemahaman konteks sosial penelitian lebih lanjut.

#### **4.2.2 Distribusi Data Berdasarkan Pemberi Persetujuan**

Berikut ini merupakan grafik distribusi data berdasarkan atribut Nasabah KUR yaitu Pemberi Persetujuan. Hasil dari analisis data ini memberikan gambaran tentang dinamika hubungan dan peran gender dalam konteks pemberian persetujuan. Informasi ini dapat menjadi dasar untuk memahami dinamika keputusan dalam ranah rumah tangga dan dapat memberikan wawasan tambahan terkait pola komunikasi dan interaksi dalam hubungan suami-istri di dalam masyarakat yang bersangkutan yang dapat dilihat pada Gambar 4.3 seperti berikut ini.



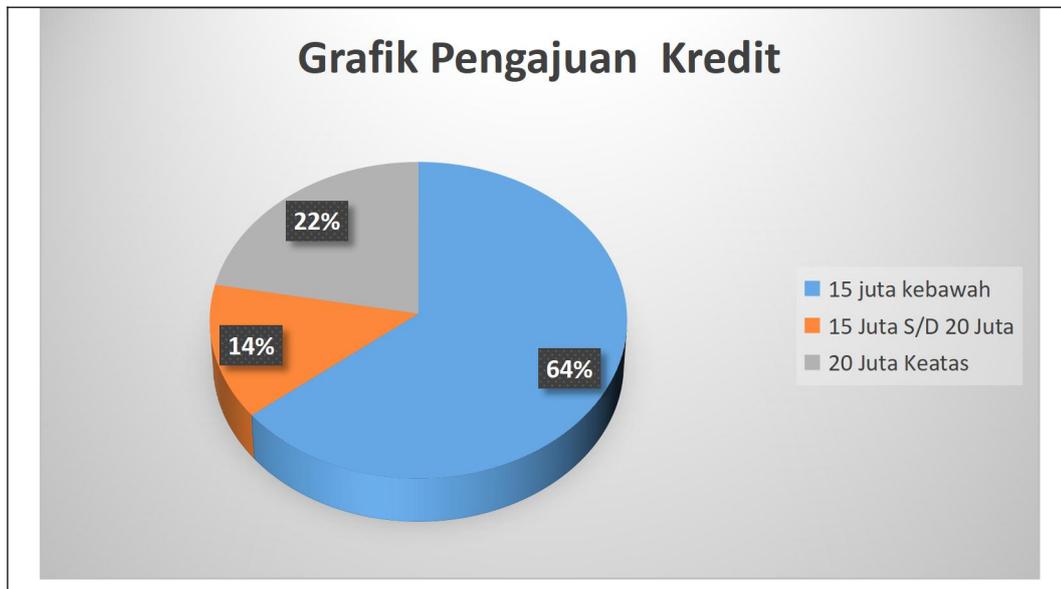
**Gambar 4.3** Grafik Data Berdasarkan Pemberi Persetujuan

Dari hasil analisis data mengenai pemberi persetujuan, dapat disimpulkan bahwa mayoritas responden, yaitu sebanyak 328 orang, adalah pemberi persetujuan dalam kategori istri. Ini menunjukkan bahwa peran istri dalam pengambilan keputusan memiliki kecenderungan yang signifikan dalam populasi responden.

Di sisi lain, terdapat 71 orang yang menyatakan bahwa suami mereka yang menjadi pemberi persetujuan. Meskipun jumlahnya lebih rendah dibandingkan istri, hal ini mencerminkan bahwa suami juga memiliki kontribusi dalam proses pengambilan keputusan dalam komunitas tersebut. Selanjutnya, terdapat 23 responden yang menyatakan tidak memiliki pendamping atau pemberi persetujuan. Hal ini dapat diartikan bahwa mereka secara mandiri mengambil keputusan tanpa adanya pengaruh atau persetujuan dari pihak lain.

#### **4.2.3 Distribusi Data Berdasarkan Pengajuan Kredit**

Dalam grafik pengajuan kredit, hasil analisis data menunjukkan distribusi jumlah pengajuan kredit berdasarkan kisaran nominal yang diajukan oleh para pemohon, berikut ini distribusi data grafik pengajuan kredit yang dapat dilihat pada Gambar 4.4.



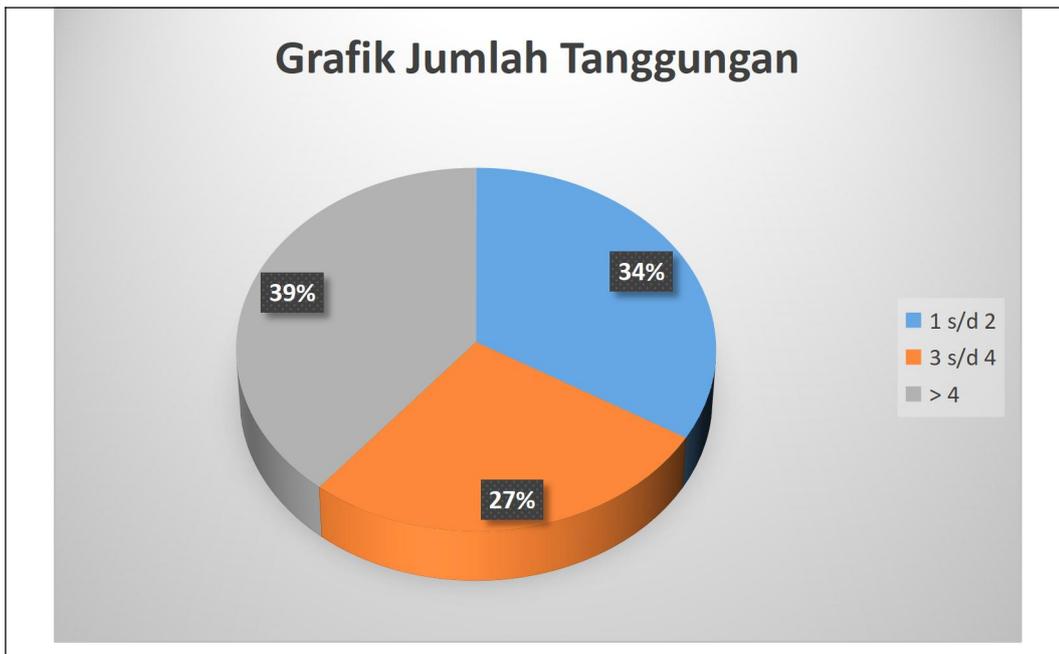
**Gambar 4.4** Grafik Distribusi Berdasarkan Pengajuan Kredit

Dari hasil tersebut, dapat dilihat bahwa mayoritas pemohon, sebanyak 271 orang, mengajukan kredit dalam rentang nominal dibawah 15 juta. Hal ini menandakan bahwa kisaran nominal ini menjadi pilihan yang paling umum dalam permohonan kredit di dalam sampel penelitian. Selanjutnya, sebanyak 58 pemohon mengajukan kredit dalam rentang nominal 15 juta hingga 20 juta. Meskipun jumlahnya lebih rendah dibandingkan dengan rentang sebelumnya, kategori ini tetap memperlihatkan bahwa ada sebagian pemohon yang memilih nominal kredit yang lebih tinggi.

Sementara itu, terdapat 93 pemohon yang mengajukan kredit dengan nominal 20 juta ke atas. Kategori ini mencerminkan adanya sebagian pemohon yang memiliki kebutuhan finansial lebih besar dan memilih nominal kredit yang signifikan. Analisis data ini memberikan gambaran awal mengenai preferensi pemohon terkait nominal kredit yang diajukan. Informasi ini dapat menjadi dasar untuk memahami dinamika permintaan kredit dalam suatu populasi dan memberikan wawasan terkait kebutuhan finansial yang beragam di dalam masyarakat yang bersangkutan.

#### 4.2.4 Distirbusi Data Berdasarkan Jumlah Tanggungan

Grafik Jumlah Tanggungan dalam penelitian ini akan memberikan visualisasi yang menggambarkan distribusi data Jumlah Tanggungan pada sampel yang diteliti.



**Gambar 4.5** Grafik Distribusi Berdasarkan Jumlah Tanggungan

Dalam analisis distribusi data tanggungan, terlihat bahwa responden dalam penelitian ini memiliki tanggungan yang bervariasi. Sebanyak 142 responden memiliki tanggungan dalam rentang 1 hingga 2, menunjukkan bahwa sebagian besar dari mereka memiliki jumlah tanggungan yang relatif sedikit. Selanjutnya, sebanyak 115 responden memiliki tanggungan dalam rentang 3 hingga 4. Hal ini menunjukkan bahwa sebagian responden lainnya memiliki tingkat tanggungan yang lebih tinggi dibandingkan dengan kelompok sebelumnya.

Pada kelompok tanggungan yang lebih besar, terdapat 165 responden yang memiliki lebih dari 4 tanggungan. Hal ini mencerminkan adanya sebagian responden yang memiliki beban tanggungan yang signifikan, yang mungkin melibatkan anggota keluarga yang lebih banyak atau kewajiban finansial yang lebih berat. Analisis distribusi data tanggungan ini memberikan gambaran tentang variasi beban tanggungan di antara responden. Informasi ini dapat menjadi dasar

untuk memahami tingkat ketergantungan ekonomi dan tanggung jawab finansial dalam masyarakat yang menjadi subjek penelitian.

### 4.3 Proses Klasifikasi Dengan *Python*

Pada sub bab ini, akan dibahas metode klasifikasi *Naive Bayes Classifier*, sebuah algoritma yang dikenal efektif dalam memahami dan mengklasifikasikan data berdasarkan serangkaian keputusan. *Naive Bayes Classifier* merupakan salah satu pendekatan dalam pembelajaran mesin yang digunakan untuk menghasilkan pohon keputusan, di mana setiap simpulnya merepresentasikan suatu keputusan berdasarkan fitur-fitur tertentu. Sub bab ini akan membahas prinsip dasar, langkah-langkah, dan keunggulan dari algoritma ini. Dengan pemahaman mendalam mengenai *Naive Bayes Classifier*, diharapkan peneliti dan pembaca dapat meraih wawasan yang lebih komprehensif terkait penggunaan algoritma ini dalam meningkatkan efisiensi dan akurasi.

Dalam tahap awal pengolahan data menggunakan bahasa pemrograman Python, kita memanfaatkan pustaka *pandas* untuk membaca dan mengeksplorasi struktur data dari sebuah file Excel yang disebut 'Dataset.xlsx'. Dengan menggunakan fungsi `read_excel`, kita berhasil mengimpor data ke dalam sebuah *DataFrame*, suatu struktur data yang memungkinkan manipulasi dan analisis yang efisien. Berikut penggunaan operator yang digunakan pada Gambar 4.6.



```
[1] import pandas as pd
    from sklearn.model_selection import train_test_split
    from sklearn.naive_bayes import GaussianNB
    from sklearn.metrics import accuracy_score, confusion_matrix, classification_report
    from sklearn.preprocessing import LabelEncoder, OneHotEncoder

# Membaca data
data = pd.read_excel('Dataset.xlsx')
data.head(10)
```

**Gambar 4.6** Pseudocode Pemanggilan File Data

Setelah proses pemanggilan *library* untuk menarik dataset ke dalam sistem. Maka proses selanjutnya adalah menampilkan *output data* dari dataset “Dataset.xls” seperti Gambar 4.7 dibawah ini.

| No | Nama Debitur     | Pekerjaan             | Pemberi Persetujuan | Pengajuan | Total pelunasan pokok + bunga 6% (jika disetujui) | Luas kebun (Hektar) | Hasil per Hektar (kg) | Pendapatan bersih dari kebun jika harga kopi Rp. 30.000 | Tanggungans | Biaya hidup | Kemampuan Bayar Hutang Bank | Kredit (50% dari kemampuan bayar bank) | Hasil       |
|----|------------------|-----------------------|---------------------|-----------|---|---------------------|-----------------------|---|-------------|-------------|-----------------------------|--|-------------|
| 0  | Dewi Wulandari   | Mengurus rumah tangga | Suami               | 15000000  | 15900000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 2           | 9600000     | 32400000                    | 16200000                               | Layak       |
| 1  | Anggi Tri Atmaja | Buruh Tani            | Istri               | 11000000  | 11660000  | 1                   | 900                   | 27000000  | 4           | 19200000    | 7800000                     | 3900000                                | Tidak Layak |
| 2  | Suhadi           | Petani/Pekebun        | Istri               | 15000000  | 15900000  | 3                   | 700                   | 63000000  | 3           | 14400000    | 48600000                    | 24300000                               | Layak       |
| 3  | Rantak Hairudin  | Petani/Pekebun        | Istri               | 25000000  | 26500000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 3           | 14400000    | 90600000                    | 45300000                               | Layak       |
| 4  | Ateng            | Petani/Pekebun        | Istri               | 25000000  | 26500000  | 4                   | 800                   | 96000000  | 2           | 9600000     | 86400000                    | 43200000                               | Layak       |
| 5  | Jumroni          | Petani/Pekebun        | Tanpa Pendamping    | 25000000  | 26500000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 1           | 4800000     | 37200000                    | 18600000                               | Tidak Layak |
| 6  | Toni Saputra     | Wiraswasta            | Istri               | 15000000  | 15900000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 3           | 14400000    | 57600000                    | 28800000                               | Layak       |
| 7  | Ismet Efendi     | Wiraswasta            | Istri               | 25000000  | 26500000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 2           | 9600000     | 95400000                    | 47700000                               | Layak       |
| 8  | Marno            | Petani/Pekebun        | Istri               | 20000000  | 21200000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 6           | 28800000    | 43200000                    | 21600000                               | Layak       |
| 9  | Subono           | Petani/Pekebun        | Istri               | 20000000  | 21200000  | 3                   | 800                   | 72000000  | 5           | 24000000    | 48000000                    | 24000000                               | Layak       |

**Gambar 4.7** Output Data

Dalam penentuan kelayakan kredit nasabah, beberapa atribut yang menjadi kriteria klasifikasi sangat penting untuk dianalisis. Berikut adalah atribut-atribut yang digunakan sebagai kriteria klasifikasi dalam penelitian ini:

1. Pekerjaan:

Atribut ini mencakup jenis pekerjaan yang dijalani oleh nasabah. Pekerjaan dapat memberikan gambaran tentang sumber penghasilan utama nasabah dan stabilitas finansialnya.

2. Pemberi Persetujuan:

Menunjukkan siapa yang memberikan persetujuan terhadap pengajuan kredit. Informasi ini dapat memberikan gambaran tentang struktur keputusan di dalam rumah tangga.

3. Pengajuan Kredit:

Atribut ini mencerminkan nominal pengajuan kredit oleh nasabah. Nilai ini dapat menjadi indikator awal mengenai kebutuhan finansial nasabah.

4. Total Pelunasan Pokok + Bunga 6%:

Merupakan jumlah total pembayaran yang harus dilakukan oleh nasabah, termasuk pokok dan bunga. Menilai kemampuan nasabah dalam membayar kembali kredit.

5. Luas Kebun (Hektar):

Menunjukkan luas lahan pertanian yang dimiliki oleh nasabah. Merupakan indikator penting untuk nasabah yang memiliki usaha pertanian.

6. Hasil per Hektar (kg):

Atribut ini mencerminkan hasil produksi pertanian per hektar lahan. Menunjukkan produktivitas dan potensi pendapatan dari usaha pertanian.

7. Pendapatan Bersih:

Merupakan pendapatan bersih yang diperoleh nasabah setelah dikurangi dengan berbagai beban dan biaya hidup.

8. Tanggungan:

Menunjukkan jumlah tanggungan yang dimiliki oleh nasabah. Tanggungan dapat memengaruhi kemampuan nasabah untuk membayar kembali kredit.

9. Biaya Hidup:

Atribut ini mencakup perkiraan biaya hidup nasabah. Merupakan faktor penting dalam menilai kemampuan nasabah untuk membayar kembali kredit.

10. Kemampuan Bayar Hutang Bank:

Menunjukkan kemampuan nasabah dalam membayar hutang kepada bank. Mempertimbangkan riwayat kredit sebelumnya.

11. Nominal Maksimal Kredit (50% dari Kemampuan Bayar Bank):

Merupakan batas maksimal nominal kredit yang dapat diajukan oleh nasabah, dihitung sebagai 50% dari kemampuan bayar bank.

Sedangkan label pada penelitian ini adalah Hasil (Layak/Tidak Layak), Label ini adalah hasil dari klasifikasi, menentukan apakah nasabah dianggap layak atau tidak layak untuk menerima kredit berdasarkan analisis atribut-atribut di atas.

Analisis atribut ini memberikan kerangka kerja yang komprehensif untuk menilai kelayakan kredit nasabah, mengintegrasikan berbagai aspek yang mencakup pekerjaan, keuangan, dan tanggungan, sehingga dapat memberikan hasil klasifikasi yang lebih akurat. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan dapat memberikan wawasan mendalam terkait kelayakan kredit bagi nasabah dan sejauh mana *Naive Bayes Classifier* dapat menjadi alat efektif dalam mengklasifikasikan data kelayakan kredit Nasabah pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

```
14 # Mengonversi kolom kategorikal ke bentuk numerik
   categorical_columns = ['Pekerjaan', 'Pemberi Persetujuan']

   label_encoder = LabelEncoder()
   for col in categorical_columns:
       data[col] = label_encoder.fit_transform(data[col])

   data.head(10)
```

**Gambar 4.8** Pseudocode Konversi Data String Ke Numerik

Dalam analisis data, seringkali kita perlu mengonversi kolom yang bersifat kategorikal menjadi bentuk numerik agar dapat digunakan secara efektif dalam model atau algoritma yang memerlukan representasi numerik. Salah satu teknik yang umum digunakan adalah "*One-Hot Encoding*." Teknik ini memisahkan setiap kategori menjadi kolom baru dan mengisinya dengan nilai 0 atau 1, mencerminkan keanggotaan suatu observasi dalam kategori tersebut. Sebagai contoh, menggunakan library pandas di *Python*, kita dapat menggunakan fungsi `get_dummies` untuk menerapkan *One-Hot Encoding* pada kolom kategorikal. Selain itu, ada juga teknik yang disebut "*Label Encoding*" yang berguna ketika terdapat kategori dengan tingkatan atau urutan tertentu. Dalam Label Encoding, setiap nilai kategori diubah menjadi nilai numerik sesuai dengan urutan atau tingkatan yang telah ditentukan.

|   | Nama Debitur     | Pekerjaan | Pemberi Persetujuan | Pengajuan | Total pelunasan pokok + bunga 6% (jika disetujui) | Luas kebun (Hektar) | Hasil per Hektar (kg) | Pendapatan bersih dari kebun jika harga kopi Rp. 30.000 | Tanggungans | Biaya hidup | Kemampuan Bayar Hutang Bank | Maksimal Kredit (50% dari kemampuan bayar bank) | Hasil       |
|---|------------------|-----------|---------------------|-----------|---|---------------------|-----------------------|---|-------------|-------------|-----------------------------|---|-------------|
| 0 | Dewi Wulandari   | 9         | 1                   | 15000000  | 15900000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 2           | 9600000     | 32400000                    | 16200000  | Layak       |
| 1 | Anggi Tri Atmaja | 2         | 0                   | 11000000  | 11660000  | 1                   | 900                   | 27000000  | 4           | 19200000    | 7800000                     | 3900000   | Tidak Layak |
| 2 | Suhadi           | 13        | 0                   | 15000000  | 15900000  | 3                   | 700                   | 63000000  | 3           | 14400000    | 48600000                    | 24300000  | Layak       |
| 3 | Rantak Hairudin  | 13        | 0                   | 25000000  | 26500000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 3           | 14400000    | 90600000                    | 45300000  | Layak       |
| 4 | Aleng            | 13        | 0                   | 25000000  | 26500000  | 4                   | 800                   | 96000000  | 2           | 9600000     | 86400000                    | 43200000  | Layak       |
| 5 | Jumroni          | 13        | 2                   | 25000000  | 26500000  | 2                   | 700                   | 42000000  | 1           | 4800000     | 37200000                    | 18600000  | Tidak Layak |
| 6 | Toni Saputra     | 14        | 0                   | 15000000  | 15900000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 3           | 14400000    | 57600000                    | 28800000  | Layak       |
| 7 | Ismet Efendi     | 14        | 0                   | 25000000  | 26500000  | 5                   | 700                   | 105000000   | 2           | 9600000     | 95400000                    | 47700000  | Layak       |
| 8 | Mamo             | 13        | 0                   | 20000000  | 21200000  | 4                   | 600                   | 72000000  | 6           | 28800000    | 43200000                    | 21600000  | Layak       |
| 9 | Subono           | 13        | 0                   | 20000000  | 21200000  | 3                   | 800                   | 72000000  | 5           | 24000000    | 48000000                    | 24000000  | Layak       |

**Gambar 4.9** Hasil Konversi Data *String* Ke Numerik

Setelah dataset dari Nasabah KUR telah siap diolah serta di ubah jenis data dari nominal (*string*) ke numerical maka proses selanjutnya adalah pebagian data training dan data latih yang akan terlihat seperti gambar 4.10 berikut ini.

```

[5] # Menentukan fitur (features) dan label (target)
X = data.drop('Hasil', axis=1) # Features
y = data['Hasil'] # Target

# Membagi data menjadi data latih dan data uji
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.1, random_state=42)

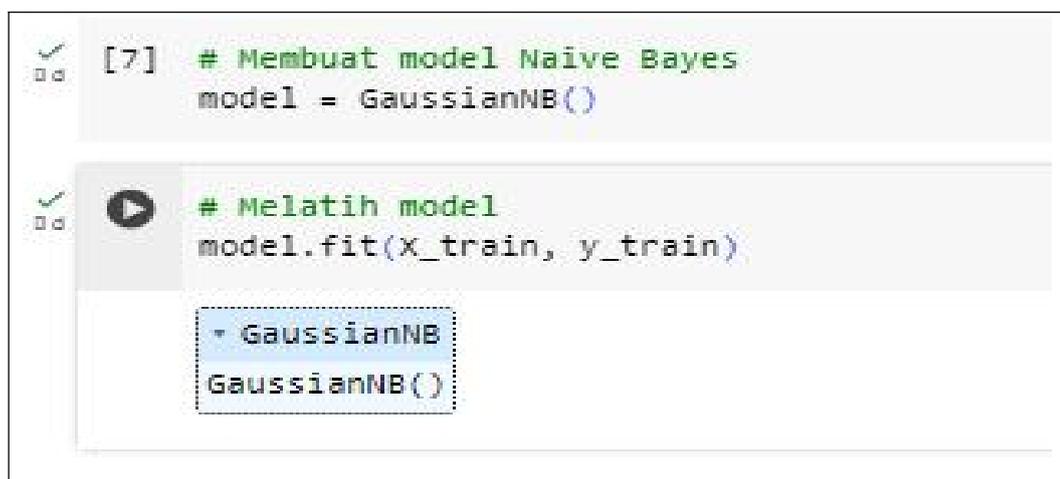
```

**Gambar 4.10** Pseudocode Pembagian Data

Dalam pengembangan model atau analisis data, penting untuk membagi dataset menjadi dua bagian utama: data latih (*training data*) dan data uji (*testing data*). Tujuan dari pembagian ini adalah untuk melatih model pada data tertentu dan menguji kinerjanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pemisahan ini membantu mengevaluasi seberapa baik model dapat melakukan generalisasi pada data baru. Berikut adalah penjelasan dalam bentuk paragraf. Untuk membangun model machine learning yang andal, langkah awal yang penting adalah membagi dataset menjadi dua subset utama, yaitu data latih dan data uji. Proses ini biasanya dilakukan menggunakan suatu proporsi tertentu, seperti 80:20 atau 70:30, yang berarti 80% atau 70% dari data akan digunakan

untuk melatih model, sedangkan sisanya digunakan untuk menguji atau mengevaluasi kinerja model.

Dengan memisahkan data latih dan data uji, kita dapat memastikan bahwa model tidak hanya menghafal data yang sudah ada (*overfitting*), tetapi juga mampu memberikan prediksi yang baik pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian dataset ini membantu mengidentifikasi apakah model dapat melakukan generalisasi dengan baik atau jika terdapat kecenderungan untuk kurang akurat pada data yang belum pernah dilihat. Proses ini merupakan langkah kritis dalam pengembangan model yang dapat diandalkan dan efektif. Data yang digunakan akan dilakukan pembagian data Mulai dari 90:10, 80:20, 70:30, 60:40, dan 50:50 yang akan dipilih secara acak atau *random by system*.



```
[7] # Membuat model Naive Bayes
model = GaussianNB()

# Melatih model
model.fit(x_train, y_train)

GaussianNB()
```

**Gambar 4.11** Pseudocode Membuat dan Melatih Model

Dalam pengembangan model menggunakan algoritma *Naive Bayes*, langkah awalnya adalah membuat dan melatih model tersebut. Model *Naive Bayes* adalah salah satu algoritma klasifikasi yang berbasis pada teorema probabilitas. Di bawah ini adalah penjelasan dalam bentuk paragraf. Proses pembuatan dan pelatihan model *Naive Bayes* dimulai dengan memilih jenis klasifikasi yang sesuai dengan jenis data yang dimiliki, apakah itu klasifikasi biner atau multi-kelas. Kemudian, kita membuat struktur model menggunakan algoritma *Naive Bayes*, yang bekerja berdasarkan asumsi bahwa setiap fitur atau atribut dalam data adalah independen.

Setelah model *Naive Bayes* dibuat, langkah selanjutnya adalah melatihnya menggunakan dataset latih. Proses pelatihan ini melibatkan penggunaan data latih untuk menyesuaikan model agar dapat memahami hubungan antara fitur-fitur dan label-label yang sesuai. Dalam konteks klasifikasi, model *Naive Bayes* akan mempelajari distribusi probabilitas dari setiap fitur terhadap setiap kelas. Penting untuk dicatat bahwa algoritma *Naive Bayes* efektif digunakan pada dataset dengan asumsi independensi fitur, meskipun asumsi ini mungkin tidak selalu berlaku dalam konteks dunia nyata. Setelah proses pelatihan selesai, model *Naive Bayes* siap untuk melakukan prediksi pada data baru berdasarkan pemahaman probabilitas yang diperoleh selama pelatihan. Proses ini merupakan langkah kunci dalam pengembangan model klasifikasi yang dapat digunakan untuk memprediksi kelas atau label suatu data.

```
✓ [9] # Menguji model
    y_pred = model.predict(x_test)

✓ [10] # Evaluasi model
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred)
    classification_rep = classification_report(y_test, y_pred)
```

**Gambar 4.12** Pseudocode Menguji Model dan Evaluasi

Setelah model *Naive Bayes* dilatih menggunakan data latih, langkah selanjutnya adalah menguji dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan data uji. Proses ini bertujuan untuk mengukur sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang akurat dan dapat diterapkan pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Berikut adalah penjelasan dalam bentuk paragraf:

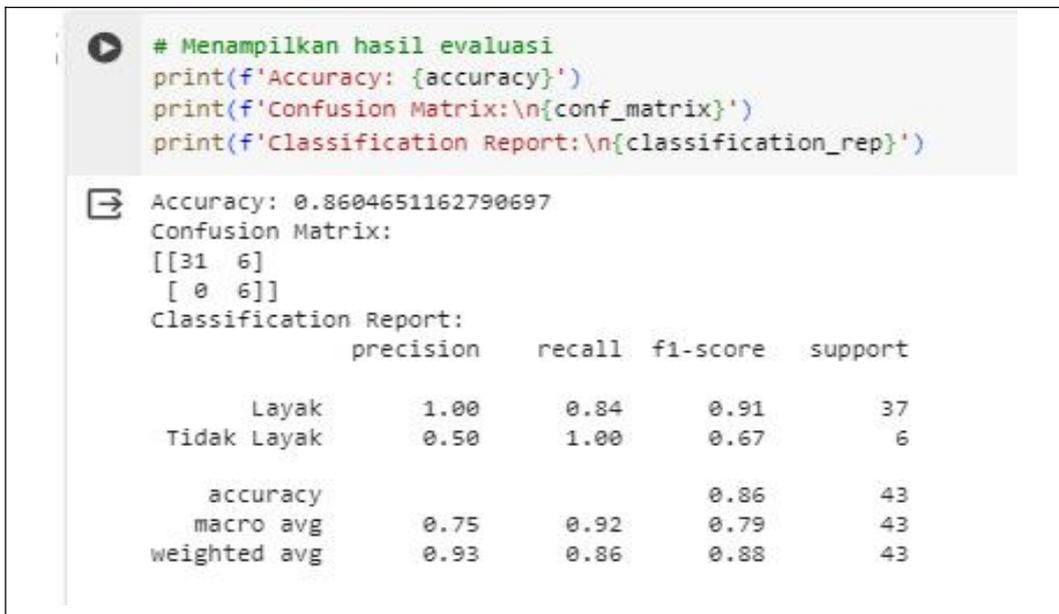
Setelah melatih model *Naive Bayes*, langkah berikutnya adalah mengujinya menggunakan dataset uji. Proses pengujian ini melibatkan memberikan model sejumlah data uji yang belum pernah dilihat selama pelatihan untuk melihat sejauh mana model dapat memberikan prediksi yang akurat. Model

akan menghasilkan prediksi kelas atau label untuk setiap data uji berdasarkan pembelajaran yang diperoleh selama pelatihan.

Evaluasi model *Naive Bayes* dapat dilakukan menggunakan berbagai metrik performa, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Akurasi mengukur sejauh mana prediksi model sesuai dengan label yang sebenarnya. Presisi menunjukkan seberapa banyak dari prediksi positif model yang benar, sementara recall mengukur seberapa banyak dari kasus positif yang berhasil diidentifikasi oleh model. F1-score adalah nilai gabungan yang memperhitungkan presisi dan recall.

#### 4.4 Uji Model *Naive Bayes Classifier*

Pada tahap ini akan dilakukan uji data dan evaluasi model dari *Pseudocode* sebelumnya terhadap evaluasi model, yang dapat dilihat pada gambar 4.13 berikut ini.



```
# Menampilkan hasil evaluasi
print(f'Accuracy: {accuracy}')
print(f'Confusion Matrix:\n{conf_matrix}')
print(f'Classification Report:\n{classification_rep}')
```

```
Accuracy: 0.8604651162790697
Confusion Matrix:
[[31  6]
 [ 0  6]]
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

   Layak         1.00      0.84      0.91         37
  Tidak Layak    0.50      1.00      0.67          6

   accuracy                0.86         43
  macro avg              0.75      0.92      0.79         43
 weighted avg              0.93      0.86      0.88         43
```

**Gambar 4.13** Hasil Pengujian Model *Naive Bayes*

Terlihat pada pengujian dari gambar 4.13 dilakukan proses klasifikasi terhadap sebaran data testing. Pengujian dilakukan dengan melakukan klasifikasi terhadap data testing. Pada pengujian ini dilakukan oleh peneliti terhadap algoritma yang berbeda yaitu *Naive Bayes Classifier*. Hasil *confusion matrix* tertinggi dari metode *Naive Bayes Classifier* dapat dilihat pada tabel berikut.

**Tabel 4.1** Hasil Persebaran *Confusion matrix Naive Bayes Classifier*

|                          | <b>Layak</b> | <b>Tidak Layak</b> | <b>Recall</b> |
|--------------------------|--------------|--------------------|---------------|
| <b>Pred. Layak</b>       | 31           | 6                  | 83.78%        |
| <b>Pred. Tidak Layak</b> | 0            | 6                  | 100.00%       |
| <b>Precision</b>         | 100.00%      | 50.00%             |               |

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *Precision* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Layak)} = \frac{31}{31+0}$$

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Layak)} = \frac{31}{31}$$

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Layak)} = 1 \text{ (100\%)}$$

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = \frac{6}{6+6}$$

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = \frac{6}{12}$$

$$Precision \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = 0.5 \text{ (50\%)}$$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *Recall* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Layak)} = \frac{31}{31+6}$$

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Layak)} = \frac{31}{37}$$

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Layak)} = 0.8378 \text{ (83.78\%)}$$

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = \frac{6}{0+6}$$

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = \frac{6}{6}$$

$$Recall \text{ Naïve Bayes (Tidak Layak)} = 1 \text{ (100\%)}$$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *F1 Score* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$F1 \text{ Score (Layak)} = 2 * (1 * 0.8378) / (1 + 0.8378)$$

$$F1 \text{ Score (Layak)} = 0.9117 \text{ (91.17\%)}$$

$$F1 \text{ Score (Tidak Layak)} = 2 * (0.5 * 1) / (0.50 + 1)$$

$F1\ Score\ (Tidak\ Layak) = 0.6667\ (66.67\%)$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan akurasi dari label Layak dan Tidak Layak:

$$\text{Akurasi Naïve Bayes} = \frac{31+6}{31+6+0+6}$$

$$\text{Akurasi Naïve Bayes} = \frac{37}{43}$$

Akurasi Naïve Bayes = 0.8605 (86.05%) Dari Pembagian Dataset 90:10

Setelah nilai-nilai pada *Confussion Matrix* diketahui, maka proses selanjutnya adalah mengetahui atau menghitung dari nilai *precision*, *accuracy*, *Recall* dan *F1-score*. *Precision* merupakan ketepatan nilai antara permintaan pengguna pada respon *system*, sedangkan *accuracy* merupakan perbandingan antara informasi benar yang dijawab sistem dengan keseluruhan data, lalu *Recall* merupakan ketepatan antara informasi yang sama dengan informasi yang pernah dipanggil sebelumnya, terakhir adalah *F1-score* yaitu merupakan perbandingan rata-rata pada *precision* dan *Recall* yang dibobotkan.

Hasil pengujian Gambar 4.13 diatas disusun kedalam tabel hasil *confussion matrix* sebagai berikut ini.

**Tabel 4.2** Tabel Hasil Pengujian *Naive Bayes Classifier*

| No | Record Data | Data Training | Data Testing | Pembagian Data | Hasil Akurasi | Hasil Presentase |
|----|-------------|---------------|--------------|----------------|---------------|------------------|
| 1  | 422         | 380           | 42           | 90:10          | 0.8605        | 86.05%           |
| 2  | 422         | 338           | 84           | 80:20          | 0.8000        | 80.00%           |
| 3  | 422         | 295           | 127          | 70:30          | 0.8267        | 82.67%           |
| 4  | 422         | 253           | 169          | 60:40          | 0.8343        | 83.43%           |
| 5  | 422         | 211           | 211          | 50:50          | 0.8293        | 82.93%           |

Berdasarkan hasil evaluasi, model *Naive Bayes Classifier* pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 0.8505 atau 86.05%. *Confussion Matrix* yang diberikan menunjukkan bahwa dari total data uji dengan pembagian dataset data *training* 90% dan *testing* 10%.

Pada hasil eksperimen dengan variasi pembagian data training dan testing yang berbeda, diperoleh *Confusion Matrix* yang menggambarkan performa model klasifikasi. *Confusion Matrix* digunakan untuk mengevaluasi hasil klasifikasi dengan membandingkan antara hasil prediksi model dengan nilai aktual yang seharusnya. Dalam rangka mengevaluasi kinerja model klasifikasi menggunakan *Naive Bayes*, penelitian dilakukan dengan menguji model sebanyak lima kali dengan pembagian data training dan testing yang berbeda. Berikut adalah penjelasan hasil pengujian beserta presentase akurasi pada setiap percobaan:

1. Pembagian Data 90:10 (42 Data Uji):

Dalam skema pembagian data 90:10, model *Naive Bayes* dilatih menggunakan 380 data latih, sementara 42 data uji digunakan untuk menguji performa model. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi sebesar 86.05%, mengindikasikan bahwa model dapat dengan baik menggeneralisasi pada data baru yang tidak terlibat dalam proses pelatihan.

2. Pembagian Data 80:20 (84 Data Uji):

Pada skema pembagian data 80:20, 338 data digunakan sebagai data latih, dan 84 data sisanya dijadikan sebagai data uji. Model *Naive Bayes* mencapai akurasi sebesar 80.00%. Meskipun sedikit lebih rendah dibandingkan skema sebelumnya, akurasi ini masih menunjukkan konsistensi dan kemampuan model dalam mengklasifikasikan data uji.

3. Pembagian Data 70:30 (127 Data Uji):

Dengan 70% data digunakan untuk pelatihan dan 30% untuk pengujian, model *Naive Bayes* mencapai akurasi sebesar 82.67%. Hasil ini menunjukkan bahwa proporsi yang lebih besar pada data latih memberikan kontribusi positif terhadap kemampuan prediktif model pada data uji.

4. Pembagian Data 60:40 (169 Data Uji):

Dalam skema pembagian data 60:40, 253 data digunakan untuk melatih model, dan 169 data digunakan untuk pengujian. Model *Naive Bayes* berhasil mencapai akurasi sebesar 83.43%, menunjukkan keandalan model dalam menghadapi variasi dalam jumlah data uji.

#### 5. Pembagian Data 50:50 (211 Data Uji):

Pada pembagian data setengah-setengah, model *Naive Bayes* mencapai akurasi sebesar 82.93%. Meskipun proporsi yang seimbang antara data latih dan uji, akurasi model tetap berada pada tingkat yang tinggi, menandakan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada berbagai kondisi pembagian data.

Penelitian ini bertujuan untuk menguji kinerja model klasifikasi menggunakan algoritma *Naive Bayes* dengan variasi pembagian data training dan testing. Dari hasil pengujian yang dilakukan sebanyak lima kali dengan proporsi pembagian yang berbeda, diperoleh berbagai presentase akurasi. Akurasi merupakan metrik yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat melakukan klasifikasi dengan tepat.

Pengujian pertama, dengan pembagian data 90:10 (380 data training dan 42 data testing), menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 86.05%. Ini menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* memiliki performa yang sangat baik dalam mengklasifikasikan data uji pada skenario tersebut. Pembagian data yang lebih cenderung menitikberatkan pada data training nampak memberikan kontribusi positif terhadap kemampuan generalisasi model, yang tercermin dari akurasi yang mencapai puncak pada eksperimen ini.

#### 4.5 Uji Model *Particle Swarm Optimization*

Pada tahap ini akan dilakukan uji data dan evaluasi model dari operator sebelumnya terhadap evaluasi model dengan *confussion matrix*. Serta melakukan pengujian terhadap *performance* dari *algoritma Naive Bayes Classifier* dengan optimasi *Particle Swarm Optimization* alat bantu *Python* dan data Nasabah KUR yang digunakan, yang dapat dilihat pada gambar 4.14 berikut ini.

```

# Fungsi objektif untuk optimasi PSO
def objective_function(weights, X_train, y_train, X_test, y_test):
    # Mengubah vektor weights menjadi matriks
    weights_matrix = weights.reshape((len(np.unique(y_train)), X_train.shape[1]))

    # Membuat model Naive Bayes dengan weights
    model = GaussianNB(priors=None, var_smoothing=1e-09)
    model.theta_ = weights_matrix

    # Melatih model
    model.fit(X_train, y_train)

    # Memprediksi kelas pada data uji
    y_pred = model.predict(X_test)

    # Menghitung akurasi
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)

    # Nilai fungsi objektif yang ingin diminimalkan (sebaliknya karena PSO mencari minimum)
    objective_value = 2.0 - accuracy

    return objective_value

```

**Gambar 4.14** Pseudocode Optimasi *Particle Swarm Optimization*

Fungsi objektif untuk optimasi PSO dalam konteks ini bertujuan untuk mencari konfigurasi optimal dari bobot model *Naive Bayes*. Tujuan utama dari optimisasi ini adalah meminimalkan nilai fungsi objektif, yang diukur sebagai nilai yang berlawanan dengan akurasi model. Dalam hal ini, akurasi model *Naive Bayes* digunakan sebagai metrik kinerja, dan oleh karena itu, fungsi objektif yang optimal akan menghasilkan akurasi yang tinggi.

Fungsi objektif ini didefinisikan sebagai perbedaan antara nilai akurasi yang diharapkan (1.0, yang menunjukkan 100% akurasi) dan akurasi aktual dari model *Naive Bayes* yang dilatih dengan bobot tertentu. Oleh karena itu, nilai fungsi objektif yang lebih rendah menunjukkan hasil yang lebih baik dari optimisasi PSO.

Proses optimasi PSO memanfaatkan algoritma *swarm intelligence* yang mencari nilai minimum (atau maksimum) dalam ruang pencarian bobot. Partikel dalam swarm mewakili solusi kandidat, dan PSO berusaha untuk menemukan partikel terbaik yang mendekati optimum global. Dengan cara ini, PSO membantu menentukan bobot yang menghasilkan model *Naive Bayes* dengan akurasi yang tinggi berdasarkan data pelatihan dan uji yang diberikan.

**Tabel 4.3** Hasil Persebaran *Confussion matrix Particle Swarm Optimization*

|                          | <b>Layak</b> | <b>Tidak Layak</b> | <b>Recall</b> |
|--------------------------|--------------|--------------------|---------------|
| <b>Pred. Layak</b>       | 28           | 4                  | 87.50%        |
| <b>Pred. Tidak Layak</b> | 1            | 10                 | 90.91%        |
| <b>Precision</b>         | 96.55%       | 71.43%             |               |

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *Precision* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$Precision\ PSO\ (Layak) = \frac{28}{28+1}$$

$$Precision\ PSO\ (Layak) = \frac{28}{29}$$

$$Precision\ PSO\ (Layak) = 0.9655\ (96.55\%)$$

$$Precision\ PSO\ (Tidak\ Layak) = \frac{10}{10+4}$$

$$Precision\ PSO\ (Tidak\ Layak) = \frac{0}{14}$$

$$Precision\ PSO\ (Tidak\ Layak) = 0.7143\ (71.43\%)$$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *Recall* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$Recall\ PSO\ (Layak) = \frac{28}{28+4}$$

$$Recall\ PSO\ (Layak) = \frac{28}{32}$$

$$Recall\ PSO\ (Layak) = 0.8750\ (87.50\%)$$

$$Recall\ PSO\ (Tidak\ Layak) = \frac{10}{1+10}$$

$$Recall\ PSO\ (Tidak\ Layak) = \frac{10}{11}$$

$$Recall\ PSO\ (Tidak\ Layak) = 0.9091\ (90.91\%)$$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan *F1 Score* dari label Layak dan Tidak Layak:

$$F1\ Score\ (Layak) = 2 * (0.9655 * 0.8750) / (0.9655 + 0.8750)$$

$$F1\ Score\ (Layak) = 0.9180\ (91.80\%)$$

$$F1\ Score\ (Tidak\ Layak) = 2 * (0.7143 * 0.9091) / (0.7143 + 0.9091)$$

$$F1\ Score\ (Tidak\ Layak) = 0.799\ (79.90\%)$$

Berikut ini merupakan hasil perhitungan akurasi dari label Layak dan Tidak Layak:

$$\text{Akurasi } PSO = \frac{28+10}{28+4+1+10}$$

$$\text{Akurasi } PSO = \frac{38}{43}$$

Akurasi  $PSO = 0.8837$  (88.37%) Dari Pembagian Dataset 90:10

Setelah nilai-nilai pada *Confussion Matrix* diketahui, maka proses selanjutnya adalah mengetahui atau menghitung dari nilai *precision*, *accuracy*, *Recall* dan *F1-score*. *Precision* merupakan ketepatan nilai antara permintaan pengguna pada respon *system*, sedangkan *accuracy* merupakan perbandingan antara informasi benar yang dijawab sistem dengan keseluruhan data, lalu *Recall* merupakan ketepatan antara informasi yang sama dengan informasi yang pernah dipanggil sebelumnya, terakhir adalah *F1-score* yaitu merupakan perbandingan rata-rata pada *precision* dan *Recall* yang dibobotkan. Berikut hasil dari pengujian untuk melakukan pengujian model yang dapat dilihat pada gambar 4.15.

```

Stopping search: maximum iterations reached --> 100
Akurasi Model Final: 0.8837209302325582
Classification Report:

```

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| Layak        | 0.97      | 0.88   | 0.92     | 32      |
| Tidak Layak  | 0.71      | 0.91   | 0.80     | 11      |
| accuracy     |           |        | 0.88     | 43      |
| macro avg    | 0.84      | 0.89   | 0.86     | 43      |
| weighted avg | 0.90      | 0.88   | 0.89     | 43      |

```

Confusion Matrix:
[[28  4]
 [ 1 10]]

```

**Gambar 4.15** Hasil Pengujian Optimasi *Particle Swarm Optimization*

Hasil pengujian Gambar 4.15 diatas disusun kedalam tabel hasil *confussion matrix* sebagai berikut ini.

**Tabel 4.4** Tabel Hasil Optimasi *Particle Swarm Optimization*

| No | Record Data | Data Training | Data Testing | Pembagian Data | Hasil Akurasi | Hasil Presentase |
|----|-------------|---------------|--------------|----------------|---------------|------------------|
| 1  | 422         | 380           | 42           | 90:10          | 0.8837        | 88.37%           |
| 2  | 422         | 338           | 84           | 80:20          | 0.8352        | 83.52%           |
| 3  | 422         | 295           | 127          | 70:30          | 0.8346        | 83.46%           |
| 4  | 422         | 253           | 169          | 60:40          | 0.8343        | 83.43%           |
| 5  | 422         | 211           | 211          | 50:50          | 0.8389        | 83.89%           |

Berdasarkan hasil evaluasi, optimasi *Particle Swarm Optimization* pada penelitian ini menghasilkan akurasi sebesar 0.8837 atau 88.37%. *Confusion Matrix* yang diberikan menunjukkan bahwa dari total data uji dengan pembagian dataset data *training* 90% dan *testing* 10%.

Penelitian ini mencoba mengoptimalkan kinerja model klasifikasi *Naive Bayes* dengan menerapkan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO). Dalam lima kali pengujian dengan variasi pembagian data training dan testing, hasil menunjukkan peningkatan signifikan dalam akurasi klasifikasi. Pertama, pada pengujian dengan pembagian data 90:10, model *Naive Bayes* yang dioptimasi dengan PSO mencapai akurasi tertinggi sebesar 88.37%. Hasil ini memberikan gambaran positif terhadap kemampuan model mengklasifikasikan data uji dengan proporsi data training yang lebih dominan.

Dengan demikian, hasil pengujian menunjukkan bahwa penggunaan PSO dalam mengoptimalkan model *Naive Bayes* memberikan kontribusi positif signifikan terhadap akurasi klasifikasi pada kasus penentuan kelayakan kredit. Model yang dioptimasi ini diharapkan dapat memberikan prediksi yang lebih dapat diandalkan dan akurat dalam mendukung keputusan kredit di Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

#### 4.6 Hasil Pembahasan

Penelitian ini menjelaskan hasil uji kinerja dari model *Naive Bayes* dalam konteks penentuan kelayakan kredit pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu

Simpang Sender. Pengujian dilakukan dengan membagi dataset menjadi data latih dan data uji dengan rasio 90:10, di mana 90% digunakan untuk pelatihan model dan 10% digunakan untuk menguji model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* tanpa optimasi menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 86.05%, menandakan kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data uji pada kondisi tersebut.

Selanjutnya, penelitian melibatkan pengoptimalan model menggunakan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) dengan tujuan meningkatkan performa *Naive Bayes*. Setelah proses optimasi, akurasi model *Naive Bayes* meningkat menjadi 88.37%. Hasil ini menunjukkan bahwa integrasi PSO berhasil menemukan konfigurasi bobot yang optimal, meningkatkan kemampuan prediktif model, dan memberikan performa yang lebih baik dalam memprediksi kelayakan kredit.

Dalam konteks evaluasi model, confusion matrix digunakan untuk memberikan wawasan lebih lanjut tentang kemampuan model dalam mengklasifikasikan instance ke dalam kategori yang benar. Secara keseluruhan, hasil ini memberikan indikasi bahwa optimasi dengan PSO berhasil meningkatkan akurasi model *Naive Bayes*. Integrasi PSO membantu mencari konfigurasi bobot yang lebih baik, memperbaiki kemampuan prediktif model, dan menjadikannya lebih efektif dalam konteks penentuan kelayakan kredit pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender.

## **BAB V**

### **PENUTUP**

#### **5.1 Kesimpulan**

Pada bab ini merupakan kesimpulan akhir dari penelitian yang dijalankan, pada penelitian yang berjudul Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan *Naive Bayes Classifier* Berbasis *Particle Swarm Optimization*, berikut merupakan kesimpulan akhir dari penelitian ini.

1. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengoptimalan model *Naive Bayes* dengan algoritma *Particle Swarm Optimization* (PSO) memberikan peningkatan signifikan dalam akurasi prediksi kelayakan kredit usaha rakyat. PSO berhasil menangani kelemahan seleksi atribut dan meningkatkan konsistensi model, terutama pada skenario dengan proporsi data training yang lebih besar.
2. Pertama-tama, hasil pengujian menunjukkan bahwa model *Naive Bayes* tanpa optimasi sudah mampu memberikan performa yang memuaskan, dengan akurasi tertinggi mencapai 86.05%. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mengklasifikasikan data uji, khususnya pada kondisi pembagian dataset 90:10.
3. Selanjutnya, pengoptimalan model dengan menggunakan *Particle Swarm Optimization* (PSO) membawa peningkatan signifikan dalam kinerja. Hasil optimasi menunjukkan bahwa akurasi model *Naive Bayes* meningkat menjadi 88.37%, menggambarkan efektivitas PSO dalam mencari konfigurasi bobot yang optimal. Integrasi PSO membantu model menjadi lebih prediktif dan efisien dalam memprediksi kelayakan kredit

#### **5.2 Saran**

Adapun saran untuk pengembangan penelitian berikutnya, maka peneliti memberikan saran sebagai berikut ini.

1. Melakukan kajian lebih lanjut terhadap atribut-atribut yang digunakan dalam model klasifikasi. Pemilihan dan evaluasi atribut yang lebih relevan dapat memberikan kontribusi signifikan terhadap peningkatan akurasi dan kehandalan model.
2. Melakukan penelitian lebih lanjut dengan menggunakan dataset yang lebih kompleks dan representatif dari kasus-kasus dunia nyata. Hal ini dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap kinerja model dalam kondisi yang lebih kompleks.
3. Saat menerapkan model di lingkungan produksi, disarankan untuk mengadopsi pendekatan bertahap. Mulai dari pengujian terbatas hingga implementasi penuh, untuk memastikan kehandalan dan efektivitas model dalam situasi penggunaan nyata. Selain itu, memberikan pelatihan kepada staf yang terlibat agar dapat memahami dan memanfaatkan model dengan optimal.

## DAFTAR PUSTAKA

- Annur, H. (2018). Klasifikasi Masyarakat Miskin Menggunakan Metode Naive Bayes. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, *10*(2), 160–165. <https://doi.org/10.33096/ilkom.v10i2.303.160-165>
- Ardiansyah, F., Hamdan, F., Sugiyanto, S., & Wahyu Siadi, I. (2022). Klasifikasi Customer Relationship Management Menggunakan Dataset KDD Cup 2009 dengan Teknik Reduksi Dimensi. *Komputika : Jurnal Sistem Komputer*, *11*(2), 193–202. <https://doi.org/10.34010/komputika.v11i2.6498>
- Arisandi, R. R. R., Warsito, B., & Hakim, A. R. (2022). Aplikasi Naive Bayes Classifier (Nbc) Pada Klasifikasi Status Gizi Balita Stunting Dengan Pengujian K-Fold Cross Validation. *Jurnal Gaussian*, *11*(1), 130–139. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.v11i1.33991>
- Fauziningrum, E., & Suryaningsih, E. I. (2021). Evaluasi Dan Prediksi Penguasaan Bahasa Inggris Maritim Menggunakan Metode Decision Tree Dan Confusion Matrix (Studi Kasus Di Universitas Maritim Amni). *Angewandte Chemie International Edition*, *6*(11), 951–952., 5–24.
- Fuadah, Y. N., Ubaidullah, I. D., Ibrahim, N., Taliningsing, F. F., Sy, N. K., & Pramuditho, M. A. (2022). Optimasi Convolutional Neural Network dan K-Fold Cross Validation pada Sistem Klasifikasi Glaukoma. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, *10*(3), 728. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i3.728>
- Hadiwijaya, H., Febrianty, F., & Darmawi, D. (2020). Pendampingan Manajemen Usaha dan Permodalan pada UKM Batu Bata. *CARADDE: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, *2*(2), 353–359. <https://doi.org/10.31960/caradde.v2i2.396>
- Hary Candana, E. W., Gede, I., Gunadi, A., & Divayana, D. G. H. (2021). Perbandingan Fuzzy Tsukamoto, Mamdini Dan Sugeno Dalam Penentuan Hari Baik Pernikahan Berdasarkan Wariga Menggunakan Confusion Matrix. *Jurnal Ilmu Komputer Indonesia (JIK)*, *6*(2), 14–22.

- Hayuningtyas, R. Y., & Sari, R. (2019). Analisis Sentimen Opini Publik Bahasa Indonesia Terhadap Wisata Tmii Menggunakan Naïve Bayes Dan Pso. *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, 16(1), 37–42. <https://doi.org/10.33480/techno.v16i1.115>
- Istighfarin, N. F., Rahmastati, R. A., & Nugroho, H. (2020). Penerapan Metode Particle Swarm Optimization (PSO) Dan Genetic Algorithm (GA) Pada Sistem Optimasi Visible Light Communication (VLC) Untuk Menentukan Posisi Robot. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 11(1), 279–286. <https://doi.org/10.24176/simet.v11i1.4052>
- McKinney, W. (2012). *Python for data analysis: Data wrangling with Pandas, NumPy, and IPython*. O'Reilly Media, Inc.
- Nikmatun, I. A., & Waspada, I. (2019). Implementasi Data Mining untuk Klasifikasi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal SIMETRIS*, 10(2), 421–432.
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)*, 5(2), 697–711. <https://ejournal.tunasbangsa.ac.id/index.php/jsakti/article/view/369/348>
- Olson, D. L., & Delen, D. (2008). *Advanced Data Mining Techniques*. Springer.
- Pamungkas, F. S., Prasetya, B. D., & Kharisudin, I. (2019). Perbandingan Metode Klasifikasi Supervised Learning pada Data Bank Customers Menggunakan Python. *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, 3, 689–694. <https://journal.unnes.ac.id/sju/index.php/prisma/>
- Qisthiano, M. R., Kurniawan, T. B., Negara, E. S., & Akbar, M. (2021). Pengembangan Model Untuk Prediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa Tepat Waktu dengan Metode Naïve Bayes. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 5, 987–994. <https://doi.org/10.30865/mib.v5i3.3030>
- Rizki, M., Devrika, D., Umam, I. H., & Lubis, F. S. (2020). Aplikasi Data Mining dalam Penentuan Layout Swalayan dengan Menggunakan Metode MBA. *Jurnal Teknik Industri: Jurnal Hasil Penelitian Dan Karya Ilmiah Dalam Bidang Teknik Industri*, 5(2), 130. <https://doi.org/10.24014/jti.v5i2.8958>

- Sari, R. (2019). Analisis Sentimen Review Restoran menggunakan Algoritma Naive Bayes berbasis Particle Swarm Optimization. *Jurnal Informatika*, 6(1), 23–28. <https://doi.org/10.31311/ji.v6i1.4695>
- Sugiyono. (2018). Metode Penelitian Kuantitatif, Kualitatif dan R&D. In *ke-26* (p. 334). [www.cvalfabeta.com](http://www.cvalfabeta.com)
- Supiyandi, Nasrul Fuad, R., Hariyanto, E., & Larasati, S. (2020). Sistem Pendukung Keputusan Pemberian Kredit Koperasi Menggunakan Metode Weighted Product. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 4(4), 1132–1139. <https://doi.org/10.30865/mib.v4i4.2367>
- Suyanto. (2017). *Data Mining untuk klasifikasi dan klusterisasi data*. Informatika.
- Trisno, I. B. (2016). *Belajar Pemrograman Sulit? Coba Python* (Y. Hari (ed.)). Ubhara Manajemen Press.
- Utomo, D. P., & Mesran, M. (2020). Analisis Komparasi Metode Klasifikasi Data Mining dan Reduksi Atribut Pada Data Set Penyakit Jantung. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 4(2). <https://doi.org/10.30865/mib.v4i2.2080>
- Wahyuni, E. D., Hasanah, L., & Suharso, W. (2020). *Evaluasi Kesiapan Dan Penerimaan Simteknik Menggunakan Metode Technology Readiness*. 324–335.
- Windarto, A. P., Defit, S., & Wanto, A. (2021). Optimalisasi Parameter dengan Cross Validation dan Neural Back-propagation Pada Model Prediksi Pertumbuhan Industri Mikro dan Kecil. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 11(1), 34–42. <https://doi.org/10.21456/vol11iss1pp34-42>
- Zailani, A. U., & Hanun, N. L. (2020). PENERAPAN ALGORITMA KLASIFIKASI RANDOM FOREST UNTUK PENENTUAN KELAYAKAN PEMBERIAN KREDIT DI KOPERASI MITRA SEJAHTERA. *Infotech: Journal of Technology Information*, 6(1). <https://doi.org/10.37365/jti.v6i1.61>

## LAMPIRAN

### Lampiran 1 Daftar Riwayat Hidup

#### A. Data Pribadi

Nama : Elba Rizky Anggraeny  
Tempat. Tgl. Lahir : Palembang, 04 April 1999  
Jenis Kelamin : Perempuan  
Agama : Islam  
Kewarganegaraan : Indonesia  
Golongan Darah : O  
Status : Belum Menikah  
Alamat : Jl. KI Anwar Mangku Lr. Sriraya 4 No. 15 Rt. 40  
Rw. 15 Plaju  
No Telp : +8117104440  
Email : [elbarizkyanggraeny@gmail.com](mailto:elbarizkyanggraeny@gmail.com)

#### B. Pendidikan

SD : SD Negeri 249 Palembang  
SMP : SMP Negeri 20 Palembang  
SMA : SMA Unggul Negeri 4 Palembang  
Perguruan tinggi : Politeknik Negeri Sriwijaya  
Universitas Indo Global Mandiri Palembang

#### C. Pengalaman Kerja

- Januari 2020 - Februari 2022  
UPTB Pengelolaan Badan Pendapatan Daerah Wilayah Palembang II
- Februari 2022 - Sekarang  
Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender

## Lampiran 2 Kartu Bimbingan

**Peraturan Bimbingan Skripsi**

- Kartu Bimbingan harus diisi identitas mahasiswa bimbingan Skripsi dengan jelas dan benar;
- Kartu Bimbingan harus disertai foto terbaru mahasiswa bimbingan Skripsi;
- Kartu Bimbingan harus diberi tanda tangan Ketua Prodi dan cap Fasilkom UIGM sebagai tanda Sah;
- Kartu Bimbingan ini harus diparaf Pembimbing Skripsi setiap kali melaksanakan bimbingan, minimal 6x pada Proposal Skripsi dan 12x untuk masing-masing dosen;
- Kartu Bimbingan ini tidak boleh rusak atau hilang;
- Jika Kartu Bimbingan hilang, mahasiswa bimbingan Skripsi akan dikenai biaya penggantian Kartu Bimbingan baru sebesar Rp 50.000,00.

Palembang, 6 Maret 2024  
Ketua Prodi,  
  
Zaid Romegar Mair, S.T., M.Cs

**UIGM** UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI  
Fakultas Ilmu Komputer

**KARTU BIMBINGAN SKRIPSI**

**Judul Skripsi:** Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naive Bayes Classifier Berbasis Particle Swarm Optimization

|                      |                                   |
|----------------------|-----------------------------------|
| <b>Nama</b>          | : Elba Rizky Anggraeny            |
| <b>NPM</b>           | : 2021110109P                     |
| <b>Program Studi</b> | : Teknik Informatika              |
| <b>Alamat</b>        | : Jl Ki Anwar Mangku Lr Sriraya 4 |
| <b>Telp / HP</b>     | : 08117104440                     |



**Pembimbing Skripsi**

- Rudi Heriansyah., S.T., M.Eng Ph.D.
- Nazori Suhandi., M.M.

**Pembimbing 1 : Rudi Heriansyah., S.T., M.Eng Ph.D.**

| No  | Tanggal Bimbingan | Permasalahan                    | Paraf      |
|-----|-------------------|---------------------------------|------------|
| 1.  | 11/09/2023        | Pengajuan Judul                 | <i>RdH</i> |
| 2.  | 25/09/2023        | Acc Judul                       | <i>RdH</i> |
| 3.  | 30/10/2023        | Bab 1                           | <i>RdH</i> |
| 4.  | 12/11/2023        | Bab 1, Bab 2, Bab3              | <i>RdH</i> |
| 5.  | 20 11 2023        | Bab 1 (ACC), Revisi Bab 2 dan 3 | <i>RdH</i> |
| 6.  | 21 11 2023        | Bab 2 dan 3 (ACC)               | <i>RdH</i> |
| 7.  | 26 12 2023        | Bab 4 dan Bab 5                 | <i>RdH</i> |
| 8.  | 09 01 2024        | Revisi Bab 4 dan 5              | <i>RdH</i> |
| 9.  | 10 01 2024        | Revisi Bab 4 dan 5              | <i>RdH</i> |
| 10. | 11 01 2024        | Revisi Bab 4 dan 5              | <i>RdH</i> |
| 11. | 12 01 2024        | ACC Bab 4 dan 5                 | <i>RdH</i> |
|     |                   |                                 |            |
|     |                   |                                 |            |
|     |                   |                                 |            |
|     |                   |                                 |            |

**Pembimbing 2 : Nazori Suhandi., M.M.**

| No | Tanggal Bimbingan | Permasalahan            | Paraf     |
|----|-------------------|-------------------------|-----------|
| 1. | 11/09/2023        | Pengajuan Judul         | <i>Nz</i> |
| 2. | 25/09/2023        | Acc Judul               | <i>Nz</i> |
| 3. | 04/11/2023        | Bab 1, Bab 2, Bab 3     | <i>Nz</i> |
| 4. | 11/11/2023        | Acc Bab 1, Bab 2, Bab 3 | <i>Nz</i> |
| 5. | 26 12 2023        | Bab 4 dan 5             | <i>Nz</i> |
| 6. | 09 01 2024        | Revisi bab 4 dan 5      | <i>Nz</i> |
| 7. | 12 01 2024        | ACC Bab 4 dan 5         | <i>Nz</i> |
|    |                   |                         |           |
|    |                   |                         |           |
|    |                   |                         |           |
|    |                   |                         |           |

### Lampiran 3 Surat Pernyataan Tidak Plagiat



**UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI**

Jalan Jenderal Sudirman No. 629 Palembang 30113

Telp: 0711-322705,322706 Fax: 0711-357754

UNIVERSITAS IGM

Website : [www.uigm.ac.id](http://www.uigm.ac.id)

E-mail : [info@uigm.ac.id](mailto:info@uigm.ac.id)

### SURAT PERNYATAAN TIDAK PLAGIAT

Saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Elba Rizky Anggraeny  
NPM : 2021110109P  
Program Studi : Teknik Informatika  
Jenjang Studi : Strata-1

Dengan ini menyatakan bahwa dalam skripsi ini tidak terdapat karya milik orang lain yang pernah dijadikan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain tentang pokok bahasan ini, kecuali yang secara tertulis diacu atau dijadikan panduan dalam naskah ini atau pengembangan dari pokok bahasan yang ada dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Palembang,  
Yang Membuat Pernyataan,  
Mahasiswa,



(Elba Rizky Anggraeny )

NPM. 2021110109P

**Lampiran 4 Surat Keterangan Siap Sidang Skripsi**



**SURAT KETERANGAN SIAP SIDANG SKRIPSI  
PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA (SI)  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN SAINS  
UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI**

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa :

Nama : Elba Rizky Anggraeny  
NPM : 2021.11.0109P  
Judul : Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel  
Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naive Bayes Classifier  
Berbasis Particle Swarm Optimization

Mahasiswa yang namanya tercantum diatas, telah selesai melakukan penulisan SKRIPSI dan dinyatakan telah memenuhi persyaratan untuk mengikuti sidang SKRIPSI.

Palembang, Januari 2024  
Pembimbing I,

Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng Ph.D.  
NIK. 2022.01.0315

Pembimbing II,

Ir. Nazori Suhandi, M.M.  
NIK. 1999.01.0008

Menyetujui,  
Ka. Prodi Teknik Informatika

Zaid Romegar Mar, S.T., M.Cs.  
NIK. 2021.01.0307

## Lampiran 5 Surat Persetujuan Ujian Skripsi

|   |   |
|---|---|
|  | <p style="text-align: center;"><b>PERSETUJUAN UJIAN SKRIPSI</b><br/><b>FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN SAINS</b><br/>FM-PM-10.3/12-02/R0</p> |
|---|---|

Program Studi : Teknik Informatika

Nama : Elba Rizky Anggraeny

NPM : 2021110109P

Judul : Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel Cabang  
Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naive Bayes Classifier Berbasis  
Particle Swarm Optimization

Pembimbing :

Skripsi telah disetujui untuk dipertahankan di hadapan Tim Penguji Skripsi.

### Persetujuan

| No | Nama                               | Tanda Tangan   | Tanggal Persetujuan |
|----|------------------------------------|--|---------------------|
| 1. | Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng Ph.D. |  | 14/01/2024          |
| 2. | Ir. Nazori Suhandi, M.M.           |  | 13/01/24.           |

## Lampiran 6 Rekomendasi Sidang Skripsi

### REKOMENDASI SIDANG SKRIPSI

Kami yang bertanda tangan dibawah ini, menerangkan bahwa:

Nama Mahasiswa : Elba Rizky Anggraeny

NPM : 2021.11.0109P

Judul Laporan Skripsi : Penentuan Kelayakan Kredit Usaha Rakyat Pada Bank Sumsel Babel  
Cabang Pembantu Simpang Sender Menggunakan Naive Bayes Classifier  
Berbasis Particle Swarm Optimization

Benar telah menyelesaikan Skripsi dan penulisan laporan Skripsi yang dibuktikan dengan 1 (satu) berkas laporan dan surat keterangan telah menyelesaikan Skripsi.

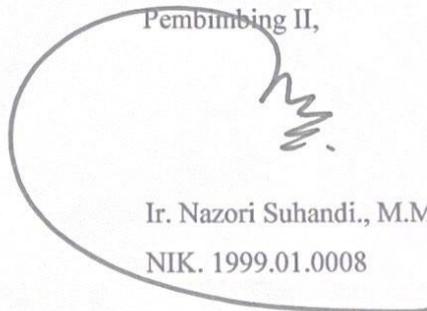
Palembang, 13 Januari 2024

Pembimbing I,



Rudi Heriansyah, S.T., M.Eng Ph.D.  
NIK. 2022.01.0315

Pembimbing II,



Ir. Nazori Suhandi, M.M.  
NIK. 1999.01.0008

## Lampiran 7 Bebas Pustaka



### UNIVERSITAS INDO GLOBAL MANDIRI PERPUSTAKAAN

Jalan Jenderal Sudirman No. 629 KM. 4,5 Palembang 30129  
Telp: 0711-322705, 322706 Fax: 0711-357754

UNIVERSITAS IGM

Website : [www.uigm.ac.id](http://www.uigm.ac.id)

E-mail : [perpustakaan@uigm.ac.id](mailto:perpustakaan@uigm.ac.id)

### SURAT KETERANGAN BEBAS PUSTAKA

Nomor : 224 /BP/2024

Kami yang bertanda tangan di bawah ini, menerangkan bahwa :

Nama : Elba Rizky Anggraeny  
NPM : 2021110109P  
Prodi : Teknik Informatika

Mahasiswa yang namanya tercantum di atas adalah benar tidak mempunyai pinjaman buku di Perpustakaan Universitas Indo Global Mandiri.

Demikianlah surat keterangan ini diberikan untuk dapat dipergunakan sebagaimana mestinya

Palembang, 23 Januari 2024

Petugas Perpustakaan,

PERPUSTAKAAN  
**UIGM**  
M. AKBAR SEPTA NERY S.IP

Catatan :

Ket. judul buku yang disumbangkan :  
Otomata Bahasa dan Teknik Kompilasi