

## PENERAPAN ALGORITMA *NAÏVE BAYES* UNTUK MENENTUKAN NASABAH POTENSIAL KLAIM PADA PT PENJAMINAN JAMKRINDO SYARIAH

Aji Army<sup>1</sup>, Baibul Tujni<sup>2</sup>

Fakultas Teknik Ilmu Komputer, Universitas Bina Darma  
Email: 151420152@student.binadarma.ac.id<sup>1</sup>, [baibul@binadarma.ac.id](mailto:baibul@binadarma.ac.id)<sup>2</sup>

### ABSTRACT

PT. The Palembang branch of the Jamkrindo Syariah Guarantee, commonly known as PT Jamkrindo Syariah, was born from the Sharia Guarantee Division which is a Sharia Business Unit in the Indonesian Credit Guarantee General Corporation (PERUM JAMKRINDO). "Perum Jamkrindo is a State-Owned Enterprise (SOE) which is engaged in financing guarantees and is a pioneer of sharia guarantees in Indonesia. Perum Jamkrindo is a company engaged in the field of Islamic insurance which has many customers throughout Indonesia. In order to facilitate the company in analyzing potential and non-potential customers. This study uses data mining classification techniques and uses the Naive Bayes algorithm to determine potential customer claims. The results of this study are able to provide predictions between the calculation of the Naive Bayes Algorithm manually with Rapidminer Based on the accuracy of the classification of potential customers by 100%.

### ABSTRAK

PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah cabang Palembang yang dikenal secara umum PT Jamkrindo Syariah terlahir dari Divisi Penjaminan Syariah yang merupakan Unit Usaha Syariah di Perusahaan Umum Jaminan Kredit Indonesia (PERUM JAMKRINDO). Perum Jamkrindo merupakan Badan Usaha Milik Negara (BUMN) yang bergerak di bidang penjaminan pembiayaan dan merupakan pelopor penjaminan syariah di Indonesia. Perum Jamkrindo merupakan perusahaan yang bergerak dalam bidang penjaminan syariah yang mempunyai banyak nasabah seluruh indonesia. Guna untuk mempermudah pihak perusahaan dalam menganalisa nasabah potensial dan tidak potensial. Penelitian ini menggunakan teknik klasifikasi data mining dan menggunakan algoritma *Naive Bayes* dalam menentukan nasabah potensial klaim. Hasil dari penelitian ini adalah dapat memberikan prediksi antara perhitungan Algoritma *Naive Bayes* manual dengan Rapidminer Berdasarkan nilai akurasi terhadap klasifikasi nasabah potensial sebesar 100 %.

**Kata kunci:** Nasabah, *Data Mining*, Algoritma *Naive Bayes*

### 1. PENDAHULUAN

Berangkat dari kondisi riil perkembangan koperasi yang masih cukup tertinggal dibandingkan dengan dua pelaku ekonomi lainnya (BUMN dan Swasta), Pemerintah mendirikan Lembaga Jaminan Kredit Koperasi (LJKK) pada tahun 1970 yang dalam perkembangannya diubah menjadi Perusahaan Umum Pengembangan Keuangan Koperasi (Perum PKK) melalui Peraturan Pemerintah Nomor 51 tanggal 23 Desember 1981, yang kemudian disempurnakan dengan PP No. 27 tanggal 31 Mei 1985.

Selanjutnya pada bulan Mei 2008, melalui Peraturan Pemerintah No. 41 tanggal 19 Mei 2008 Perusahaan Umum (Perum) Sarana Pengembangan Usaha kembali diubah namanya menjadi Perusahaan Umum (Perum) Jaminan Kredit Indonesia (Perum Jamkrindo). Perubahan nama perusahaan tersebut terkait dengan perubahan bisnis perusahaan yang tidak lagi memberikan pinjaman secara langsung kepada UMKMK melalui pola bagi hasil, tetapi hanya terfokus pada bisnis

penjaminan kredit UMKMK. Pada tahun 2008 juga, Pemerintah menerbitkan Peraturan Presiden No. 2 tanggal 26 Januari 2008 tentang Lembaga Penjaminan

. Untuk melaksanakan Peraturan Presiden tersebut, Pemerintah dalam hal ini Departemen Keuangan, mengeluarkan Peraturan Menteri Keuangan (PMK) No. 222/PMK.010/2008 tanggal 16 Desember 2008 tentang Perusahaan Penjaminan Kredit dan Perusahaan Penjaminan Ulang Kredit. Dengan regulasi dimaksud maka Perum Jamkrindo wajib memiliki ijin usaha sebagai Perusahaan Penjaminan Kredit. Menindaklanjuti PMK tersebut, Menteri Keuangan menerbitkan Keputusan Menteri Nomor: KEP-77/KM.10/2009 tanggal 22 April 2009 yang menetapkan izin usaha Perum Jamkrindo sebagai perusahaan Penjaminan Kredit [1].

PT. Penjaminan Jamkrindo syariah Palembang dalam pengolahan data klaim nasabah belum dilakukan secara optimal, sehingga mengalami kendala dan tidak maksimal dalam menentukan klaim nasabah adalah besarnya resiko klaim yang bisa terjadi kapanpun, sehingga diperlukan sebuah sistem pengambil keputusan yang dapat mengklasifikasikan data nasabah mana yang masuk ke dalam kelompok nasabah yang berpotensi klaim. Sehingga pihak penjamin bisa mengatasi sejak dini permasalahan tersebut. Sebuah perusahaan penjaminan diperlukanlah penyajian data yang baik sehingga data yang disajikan dengan cepat dan terkomputerisasi sehingga dapat memberikan nilai yang tinggi pada PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Palembang digunakan untuk pengambilan kebijakan[2].

Metode Data Mining Menurut Larose, data mining memiliki enam fase CRISP-DM ( Cross Industry Standard Process for Data Mining) [11]. a. Fase Pemahaman Bisnis ( Business Understanding Phase ) b. Fase Pemahaman Data ( Data Understanding Phase ) c. Fase Pengolahan Data ( Data Preparation Phase ) d. Fase Pemodelan ( Modeling Phase ) e. Fase Evaluasi ( Evaluation Phase ) f. Fase Penyebaran (Deployment Phase) [3]

Data mining merupakan sebuah proses pencarian data secara otomatis pada database berukuran besar yang menghasilkan informasi. Dengan datamining, nasabah dapat dikategorikan ke dalam nasabah yang berpotensi klaim dengan lebih selektif dan dalam waktu yang lebih singkat dibanding menggunakan cara pencarian manual. Hal tersebut tentunya akan sangat membantu pihak PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah dalam memberikan keputusan untuk menentukan nasabah potensial klaim sehingga meminimalisasi terjadinya klaim pada pengajuan awal oleh pihak bank[4].

Untuk mendukung pengolahan Data mining nasabah dalam penelitian ini maka dikombinasikan dengan sebuah algoritma model *Naive Bayes*. Model ini memegang asumsi akan hubungan antar fitur atau atributnya yang independen sehingga menjadikannya sederhana dan efisien. *Naive Bayes* adalah pengklasifikasian statistik yang dapat digunakan untuk memprediksi probabilitas keanggotaan suatu *class*. *Naive Bayes* didasarkan pada teorema Bayes yang memiliki kemampuan klasifikasi serupa dengan decision tree dan neural network. *Naive Bayes* terbukti memiliki akurasi dan kecepatan yang tinggi saat diaplikasikan ke dalam database dengan data yang besar.

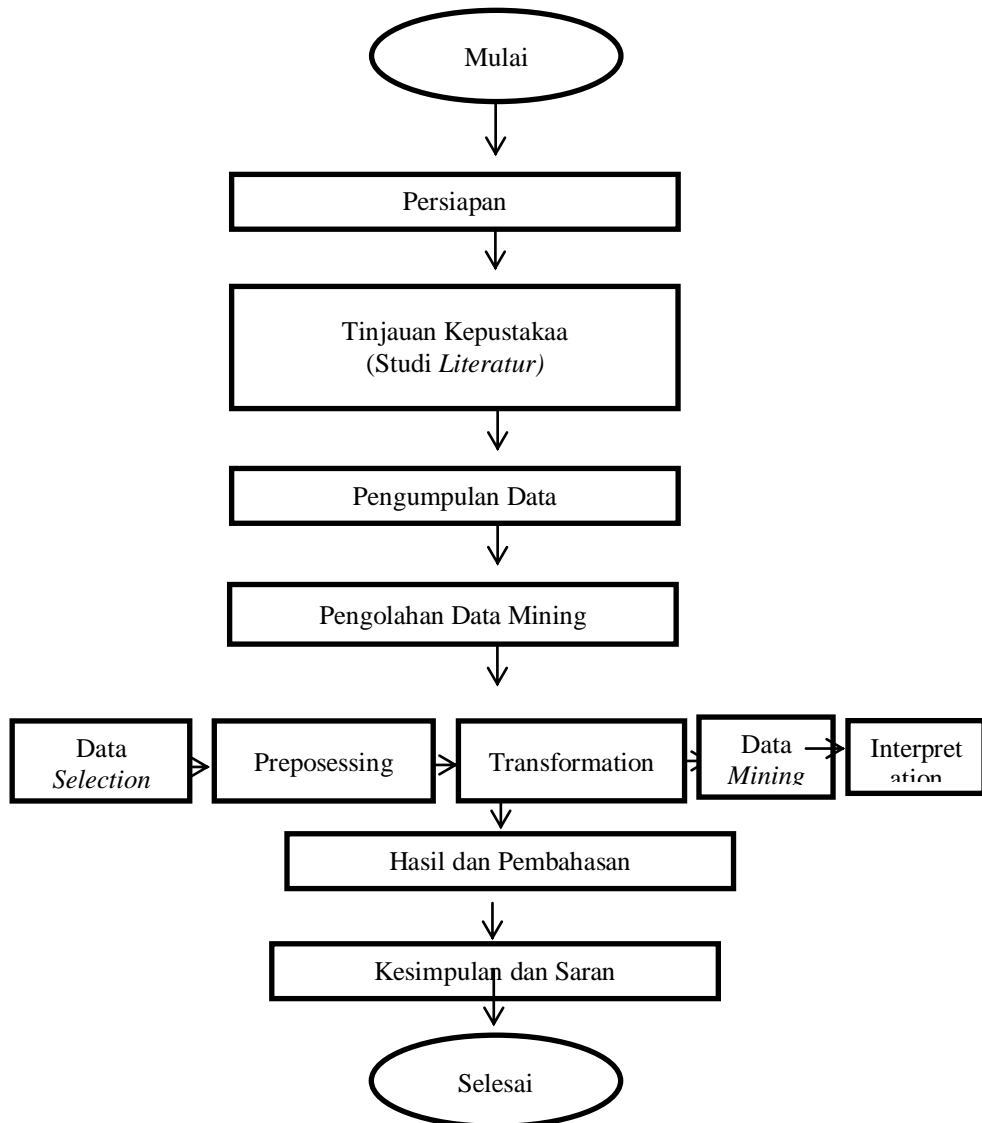
Penerapan Algoritma Naive Bayes ini diharapkan dapat menilai akurasi penilaian dalam menentukan nasabah klaim yang akan terjadi. Keuntungan lain dari model *Naive Bayes* adalah mampu untuk mengoreksi diri, yang berarti bahwa ketika terjadi perubahan data, begitu juga terjadi perubahan pada hasilnya[5].

Dari uraian fakta yang telah dikemukakan pada PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Palembang, maka perlu penyajian data nasabah klaim, dengan PENERAPAN ALGORITMA *NAIVE BAYES* UNTUK MENENTUKAN NASABAH POTENSIAL KLAIM PADA PT PENJAMINAN JAMKRINDO SYARIAH

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode dalam penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif yaitu suatu proses menemukan pengetahuan yang menggunakan data berupa angka sebagai alat menganalisis keterangan mengenai apa yang ingin diketahui. Didalam penelitian kuantitatif salah satu jenis metode penelitian yang cocok untuk menyelesaikan

permasalahan ini adalah metode penelitian deskriptif, karena permasalahan yang sedang diteliti saat ini berdasarkan data-data bersifat fakta yang ada mengenai data klaim nasabah pada PT. Penjaminan Jamkriode syariah Palembang, dan hasil akhirnya berupa penjelasan apa adanya tentang objek yang diteliti [5]. Model yang digunakan dalam penenelitaian menggunakan Algoritma *Naive Bayes*. Dalam melakukan penelitian Penerapan Algoritma *Naive Bayes* untuk menentukan nasabah potensial klaim pada PT Penjammin Jamkrido syariah Palembang memiliki tahapan pekerjaan penelitian seperti gambar yang diperlihatkan pada Gambar 1.



**Gambar 1. Tahapan Penelitian**

Alur penelitian pada Gambar 1 dimulai dari tahapan sebagai berikut :

## 2.1. Persiapan

Tahap ini merupakan tahapan subjek (populasi) PT. Penjaminan Jamkrinfo Syariah Cabang Palembang. Batasan dan menyusun rencana penelitian. Tinjauan kepustakaan. Dalam tinjauan kepustakaan dilakukan telaah dan studi *literatur* mengenai data nasabah potensial dan yang berhubungan.

## 2.2. Tinjauan Pustaka

Tinjauan pustaka dengan mengali beberap literatur dan terori-teori yang berhubungan dengan penelitian tersebut.

## 2.3. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara wawancara kepada bagian staf operasional, observasi dan dokumen

## 2.4. Pengumpulan Data Mining

Pengolahan data mining. Data yang dikumpulkan diolah sesuai dengan tahapan *Knowledge Discovery in Database (KDD)*.

### 2.4.1. Data Selection

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional yang perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi akan di gunakan untuk proses *data mining*, disimpan dalam suatu berkas, terpisah dari basis data operasional. Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Cabang Palembang, yaitu data nasabah tahun 2018. Semua atribut yang ada pada data nasabah diantaranya Nama Nasabah, Pokok Pembiayaan, Status, Janka Waktu. Dari semua data yang ada akan diseleksi dan digunakan hanya 3 field yang digunakan untuk proses *knowledge discovery in database (KDD)*.

### 2.4.2. Preprocessing

Tahap *preprocessing*, pada tahap ini akan dilakukan proses integrasi data untuk penggabungan data dari *database* yang berbeda, selanjutnya dilakukan data *cleaning* untuk menghasilkan dataset yang bersih sehingga dapat digunakan dalam tahap berikutnya yaitu *mining*. *Integrasi Data* adalah proses penggabungan data dari berbagai *database* yang berbeda, sehingga data tersebut saling berintegrasi. Data integrasi dilakukan pada atribut-atribut yang mengidentifikasi entitas-entitas yang unik. Pada tahapan ini tidak ada penggabungan data karena data yang diambil berasal dari satu *database*.

*Data Cleaning* Pada tahapan ini data yang tidak relevan, *missing value*, dan *radudant* harus dibersihkan. Hal ini dikarenakan data yang relevan, tidak *missing value*, dan tidak *radudant* merupakan syarat awal dalam melakukan *data mining*. Suatu data dikatakan *missing value* jika terdapat atribut dalam dataset yang tidak berisi nilai atau kosong, sedangkan data dikatakan *radudant* jika dalam satu dataset lebih dari satu *record* yang berisi nilai yang sama, setelah melakukan *cleaning* terhadap data yang lebih memenuhi syarat berdasarkan data nasabah.

### 2.4.3. Transformation

Tahapan *Transformation* merupakan tahap merubah data yang telah dipilih, sehingga data tersebut sesuai untuk proses data mining. Proses transformasi dalam KDD (*Knowledge Discovery*

in Database (KDD) merupakan proses kreatif dan sangat tergantung pada jenis atau pola informasi yang akan dicari dalam basis data. Pada tahapan ini dari seluruh data operasional didapatlah data pengelompokan atribut yang digunakan untuk proses transformasi data mining, yaitu *atribut* cara pembayaran dan klasifikasi sebagai kriteria data yang menjadi target dalam proses mining.

## 2.5. Data Minig

Pada tahapan ini merupakan penerapan Algoritma *Naïve Bayes* kedalam *data mining*. dengan metode KDD (*Knowledge Discovery in Database (KDD)*) menggunakan rumus dari Algoritma *Naïve Bayes*. Berikut merupakan perhitungan Algoritma *Naïve Bayes* :

### 2.5.1 Algoritma *Naïve Bayes*

Tahap ini merupakan proses mencari pola atau informasi menarik dalam data terpilih dengan menggunakan teknik atau metode tertentu berdasarkan proses KDD secara keseluruhan. Algoritma yang di gunakan pada penelitian adalah algoritma *Naive Bayes*. Metode *Naive Bayes* merupakan pendekatan statistik untuk melakukan inferensi induksi pada persoalan klasifikasi. Metode ini menggunakan probabilitas bersyarat sebagai dasarnya. Pendekatan ini adalah salah satu cara untuk mengatasi ketidak pastian dengan menggunakan formula *Bayes*. Persamaan dari teorema *bayes* adalah :

$$P(H|X) = \frac{P(X|H)X P(H)}{P(H)} \quad (1)$$

Keterangan :

X = Data dengan class yang belum diketahui

H = Hipotesis data X merupakan satu class spesifik

P(H|X) = Pribabilitas hipotensis H berdasarkan kondisi x (posteriori prob)

P(H) = Probalilitas hipotesis H (prior prob)

P(X|H) = Probabilitas X berdasarkan kondisi tersebut

P(X) = Probabilitas dari X

Agarteorema *Naive Bayes* dapat dijelaskan makadi perlukan klasifikasi untuk menentukan kelas yang sesuai dengan sampel data yang dianalisa. Sehingga diperlukan rumus penyesuaian sebagai berikut :

$$P(C|F1..Fn) = \frac{P(C).P(F...Fn|C)}{P(F1..Fn)} \quad (2)$$

Keterangan :

C = merupakan kelas

F1..Fn = merupakan petunjuk untuk melakukan klasifikasi

### 2.5.2. Perhitungan *Naive Bayes*

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data nasabah yang berasal dari PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Palembang. Kemudian data tersebut diseleksi dan akan digunakan untuk diolah dalam memprediksi data nasabah. Adapun atribut yang digunakan dalam penentuan prediksi nasabah potensial adalah atribut Jenis kelamin, Status Pernikahan, Pekerjaan, Pokok Pembiayaan dan Cara Pembayaran.

Data *training* yang digunakan pada penelitian ini diperoleh dari hasil proses penginputan yang disimpan di dalam database. Data yang akan ditampilkan akan terlihat pada Tabel Idibawah ini yang merupakan data yang belum melalui proses *cleaning* dan berjumlah 50 *record*. Tahap selanjutnya

akandilakukan data cleaning. Data cleaning adalah proses penghapusan data yang tidak dipakai dan data yang tidak konsisten.

| N  | jenis klam | status pernikahan | pekerjaan      | Pokok Pembiayaan | cara pembayaran | klasifikasi     |
|----|------------|-------------------|----------------|------------------|-----------------|-----------------|
| 1  | L          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 2  | p          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 3  | p          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | potong gaji     | Potensial       |
| 4  | p          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 5  | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 6  | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 7  | p          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 8  | L          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 9  | L          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 10 | p          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 11 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Potensial       |
| 12 | p          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | potong gaji     | Potensial       |
| 13 | p          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 14 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 15 | p          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 16 | p          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 17 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 18 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 19 | p          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Potensial       |
| 20 | L          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 21 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 22 | p          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 23 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 24 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 25 | L          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 26 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 27 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 28 | L          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 29 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 30 | L          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 31 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 32 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 33 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 34 | p          | MENIKAH           | pegawai Swasta | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 35 | L          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 36 | L          | MENIKAH           | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 37 | L          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 38 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Potensial       |
| 39 | p          | MENIKAH           | pegawai Swasta | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 40 | L          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Potensial       |
| 41 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Potensial       |
| 42 | p          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 43 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Potensial       |
| 44 | L          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 45 | p          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 46 | p          | LAJANG            | PNS            | <= 250 Juta      | potong gaji     | Tidak Potensial |
| 47 | p          | LAJANG            | pegawai Swasta | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 48 | p          | LAJANG            | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 49 | L          | MENIKAH           | pegawai Swasta | <= 250 Juta      | setor bendahara | Tidak Potensial |
| 50 | p          | MENIKAH           | PNS            | > 300 Juta       | setor bendahara | Tidak Potensial |

Gambar 1. Tabel Data *Trainig* untuk nasabah potensial dan tidak potensial

Adapun data Testing untuk menguji data yang ke 51 pada PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Cabang Palembang adalah dengan mengambil sample data nasabah yang ada pada data Training pada tabel 2. Sedangkan data Testing yang digunakan pada penelitian ini dapat di lihat Pada Gambar Tabel 2.

| No. | jenis klamin | status pernikahan | pekerjaan | Pokok Pembiayaan | cara pembayaran | klasifikasi |
|-----|--------------|-------------------|-----------|------------------|-----------------|-------------|
| 51  | L            | MENIKAH           | PNS       | > 300Juta        | setor bendahara | ??????      |

Gambaar 2. Tabel Data Tesing

Berdasarkan dari tahapan data mining untuk algoritma *Naïve Bayes*, adapun langkah-langkah dari *Naïve Bayes* :

1. Menghitung Jumlah Kelas/Label

$$PCi:P(\text{Potensial}) = (\text{Jml Potensial} / \text{Jml Data}) = \text{Total}$$

$$PCi: P(\text{Potensial}) = (\text{Jml Potensial} / \text{Jml Data}) = \text{Total}$$

$$P(\text{Potensial}) = 31 / 50 = 0.62$$

$$P(\text{Tidak Potensial}) = 19 / 50 = 0.38$$

2. Menghitung jumlah kasus yang sama dengan class yang sama:

Variabel Jenis Kelamin :

$$P(\text{Jenis Klamini} = \text{"L"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 20 / 31 = 0.65$$

$$P(\text{Jenis Klamini} = \text{"L"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 11 / 19 = 0.58$$

Variabel Status Pernikahan :

$$P(\text{Status Pernikahan} = \text{"Menikah"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 18 / 31 = 0.58$$

$$P(\text{Status Pernikahan} = \text{"Menikah"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 7 / 19 = 0.37$$

Variabel Pekerjaan :

$$P(\text{Pekerjaan} = \text{"PNS"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 20 / 31 = 0.64$$

$$P(\text{Pekerjaan} = \text{"PNS"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 12 / 19 = 0.63$$

Variabel Pokok Pembiayaan

$$P(\text{Pokok Pembiayaan} = \text{">300 Juta"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 18 / 31 = 0.58$$

$$P(\text{Pokok Pembiayaan} = \text{">300 Juta"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 9 / 19 = 0.47$$

Variabel Cara Pembayaran :

$$P(\text{Cara Pembayaran} = \text{"Setor bendahara"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 15 / 31 = 0.48$$

$$P(\text{Cara Pembayaran} = \text{"Setor bendahara"} \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 12 / 19 = 0.63$$

3. Mengalikan semua variable kelas

**P(X|Ci):**

$$P(X \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 0.65 \times 0.58 \times 0.64 \times 0.58 \times 0.48 = 0.067$$

$$P(X \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 0.58 \times 0.37 \times 0.63 \times 0.52 \times 0.63 = 0.44$$

**P(X|Ci)\*P(Ci) :**

$$P(X \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) * P(\text{Klasifikasi} = \text{"Potensial"}) = 0.067 * 0.64 = 0.42$$

$$P(X \mid \text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) * P(\text{Klasifikasi} = \text{"Tidak Potensial"}) = 0.44 * 0.58 = 0.255$$

Jadi, hasil dari perhitungan *Naïve* lebih besar kelas Klasifikasi="Potensial" dari pada klasifikasi="Tidak Potensial" maka nasabah 51 termasuk nasabah Potensial.

## 2.6. Interpretation/Evaluasi

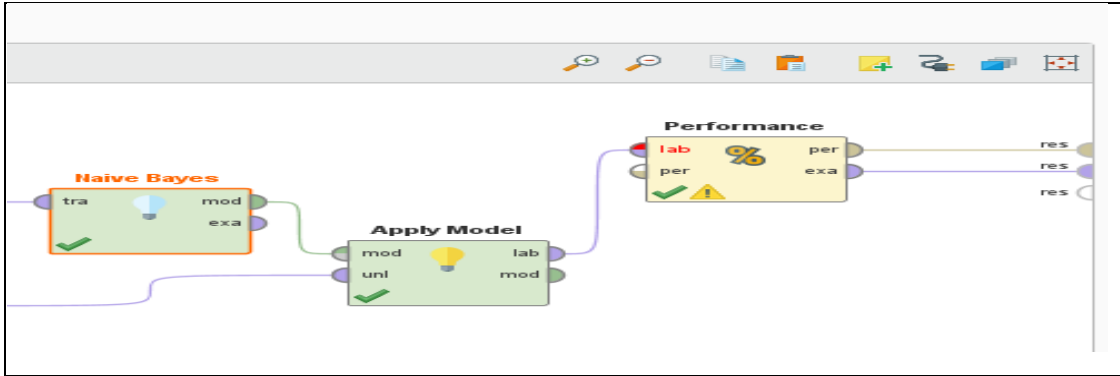
Pola informasi yang dihasilkan dari proses data mining perlu ditampilkan dalam bentuk yang mudah dimengerti oleh pihak yang berkepentingan. Tahap ini mencakup pemeriksaan apakah pola atau informasi yang ditemukan bertentangan dengan fakta atau hipotesis yang ada sebelumnya. Pada tahap ini didapatkan pola data nasabah dari proses data mining dengan metode naive bayes, pola atau informasi yang dihasilkan dari proses data mining adalah berupa rules yang didapat dari perhitungan

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN.

Sesuai dengan metode penelitian maka dapat hasil penelitian dan pembahasan dapat diuraikan sebagai berikut :

### 3.1 Implementasi *RapidMiner*

RapidMiner merupakan salah satu software data mining pengolahan data set untuk mencari pola data sesuai dengan tujuan dari pengolahan data tersebut, tidak semua algoritma yang ada dapat sesuai atau dapat mengolah data set yang ada, harus dilakukan penyesuaian pola data dan sesuai dengan tujuan dari pengolahan data tersebut.



**Gambar 3. Model Sub Proses Algoritma Naïve Bayes[2]**

Adapun hasil Accuracy dari performance vector sebesar 100 % untuk proses yang di laksanakan pada model diatas dapat dilihat pada Gambar 3

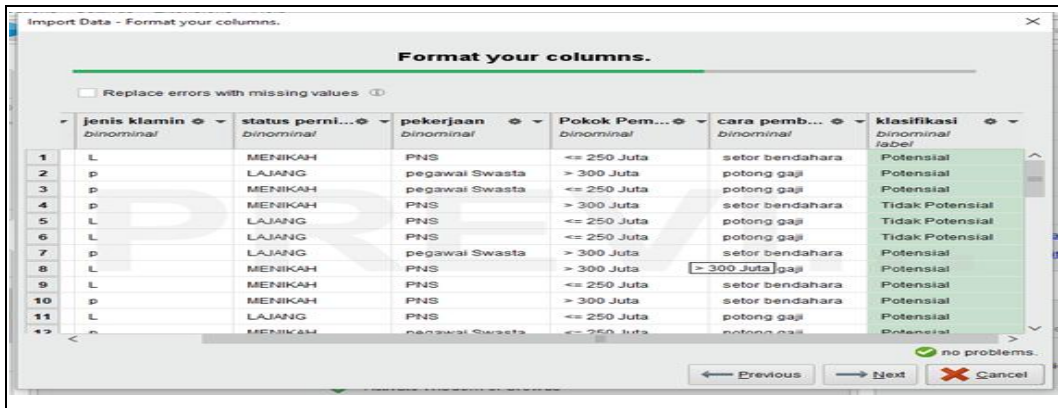
The screenshot shows the 'Performance' view in RapidMiner. The 'Criterion' list includes 'accuracy' and 'kappa'. The 'Table View' is selected, showing a table with the following data:

|                       | true Potensial | true Tidak Potensial | class precision |
|-----------------------|----------------|----------------------|-----------------|
| pred. Potensial       | 1              | 0                    | 100.00%         |
| pred. Tidak Potensial | 0              | 0                    | 0.00%           |
| class recall          | 100.00%        | 0.00%                |                 |

**Gambar 4. Hasil Perhitungan Nilai Akurasi**

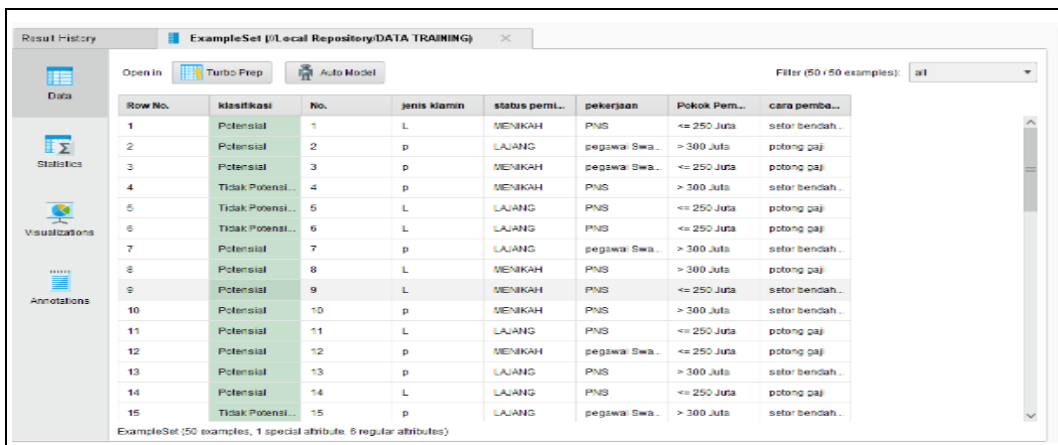
Berdasarkan Gambar 4. hasil pemodelan yang telah di proses oleh tools RapidMiner selain menghasilkan dalam bentuk pola pemodelan ini juga dapat mengetahui keakuratan data. Keakuratan data yang didapatkan sebesar 100%. Setelah melakukan klasifikasi, tahap selanjutnya yang dilakukan adalah drag and drop operator read excel kemudian lakukan Importing tabel Microsoft Excel kedalam proses untuk membaca data training dalam format excel, kemudian ganti atribut target menjadi label. Dapat dilihat pada Gambar 5.





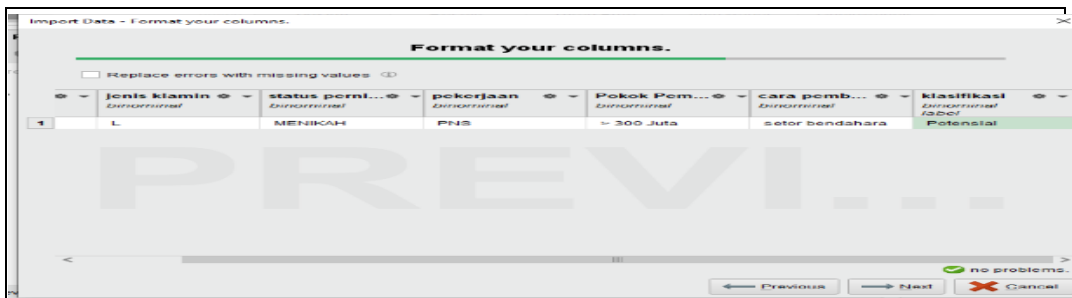
Gambar 5 Importing data *Training* Pada Operator Read Excel

Setelah di importing data *training* akan masuk ke dalam Rapidminer berupa data testing yang siap di proses. Dapat dilihat pada Gambar 6



Gambar 5 Data *Training*

Tahap selanjutnya yang dilakukan adalah drag and drop operator read excel kemudian lakukan Importing tabel Microsoft Excel kedalam proses untuk membaca data testing dalam format excel, kemudian ganti atribut target menjadi label. Dapat dilihat pada Gambar 6



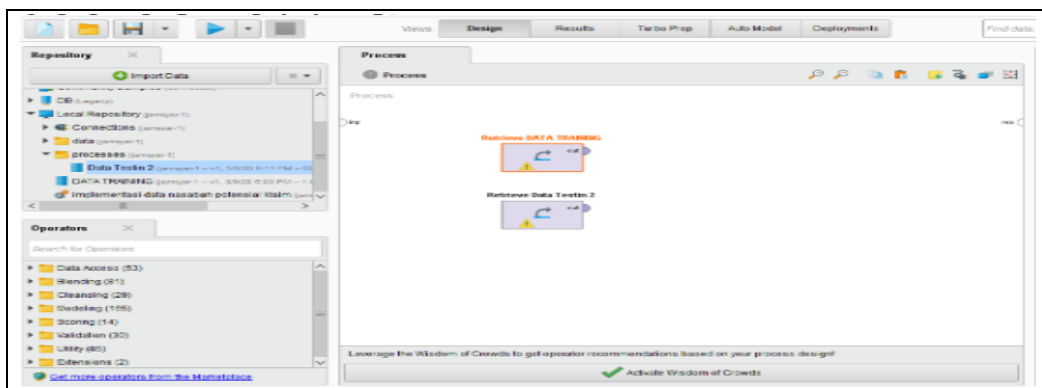
Gambar 6 Importing data *Testing* Pada Operator Read Excel

Berikut merupakan data yang telah di importing ke dalam Rapidminer untuk data testing yang akan akan di proses. Dapat dilihat pada Gambar 7

| Row No. | Klasifikasi | No. | jenis kelamin | status pernik... | pekerjaan | Pokok Pem... | cara pemba...  |
|---------|-------------|-----|---------------|------------------|-----------|--------------|----------------|
| 1       | Potensial   | 51  | L             | MENIKAH          | PNS       | > 300 Juta   | seor bendah... |

Gambar 7 Data Testing

Berikut merupakan data training dan data testing setelah di importing dari data Microsoft Excel ke dalam Rapidminer yang akan di proses. Dapat dilihat pada Gambar 8



Gambar 8 Data Training dan Testing Pada Rapidminer

### 3.2. Hasil Algoritma Naïve Bayes

Tahap ini adalah tahap terakhir dari proses data mining rapidminer dimana setelah semua operator terhubung kemudian klik icon play tombol F11, maka akan muncul sebuah tab result, yang isinya sebuah prediksi dari sdata yang menunjukkan hasil prediksi, dapatkan hasil prediksi penjualan seperti gambar berikut :

| Row No. | klasifikasi | prediction(kl... | confidenceI... | confidenceI... | No. | jenis kelamin | status pernik... | pekerjaan | Pokok Pem... | cara pemba...  |
|---------|-------------|------------------|----------------|----------------|-----|---------------|------------------|-----------|--------------|----------------|
| 1       | Potensial   | Potensial        | 0.507          | 0.493          | 51  | L             | MENIKAH          | PNS       | > 300 juta   | seor bendah... |

Gambar 9 Hasil Prediksi

## 5. KESIMPULAN

Penerapan Algoritma *Naive Bayes* untuk menentukan nasabah potensial klaim pada PT. Penjaminan Jamkrindo Syariah Palembang, dapat menyajikan data dan informasi sehingga membantu pihak manajemen dalam menentukan kebijakan dalam hal nasabah klaim potensial dan tidak potensial di PT. Penjamin Jamkrindo Syariah Palembang.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] <https://www.jamkrindo.co.id/sejarah-perusahaan>
- [2] Jogiyanto, HM. 2008. Metodologi Penelitian Sistem Informasi: Pedoman dan Contoh Melaksanakan Penelitian dibidang Teknologi Informasi. Yogyakarta: Andi.
- [3] Larose, Daniel T, Data Mining Methods and Models. Hoboken New Jersey : Jhon Wiley & Sons, Inc, 2006
- [4] Kusriani, Lutfi Emha Taufiq. 2009. Algoritma Data Mining. Andi: Yogyakarta. Larose, Daniel T. 2005. Discovering Knowledge in Data : An Introduction to Data Mining. John Willey's & Sons, Inc.
- [5] Ginting, Selvia Lorena Br dkk. 2014. Teknik Data Mining Untuk Memprediksi Masa Studi Mahasiswa Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor
- [6] Sugiyono. (2013). *Metode Penelitian Pendidikan Pendekatan Kuantitatif, Kualitatif, dan R&D*. Alfabeta : Bandung.