

# Menurunkan Presentase Kredit Macet Nasabah Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor

Nanda Satria Halim Pratama<sup>1</sup>, Dwi Teguh Afandi<sup>1</sup>, Mulyawan<sup>1</sup>,  
lin<sup>1</sup>, Nisa Dienwati Nuris<sup>1,\*</sup>

<sup>1</sup> Teknik Informatika; STMIK IKMI Cirebon;  
Jl. Perjuangan No.10B, Karyamulya, Kec. Kesambi, Kota Cirebon, Jawa Barat 45131;  
E-mail: info.ikmicirebon@gmail.com, nisadienwatinuris@gmail.com

\* Korespondensi: e-mail: nisadienwatinuris@gmail.com

Diterima: April 2021; Review: Mei 2021; Disetujui: Juni 2021

Cara sitasi: Pratama NSH, Afandi DT, Mulyawan, lin, Nuris ND. 2021. Menurunkan Presentase Kredit Macet Nasabah Dengan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. Information System for Educators and Professionals. 5 (2): 131 - 140.

**Abstrak:** FIF adalah salah satu Lembaga keuangan yang menyediakan berbagai macam alternatif pinjaman uang bagi nasabah. Sejatinya dalam pemberian kredit kepada nasabah pihak Lembaga keuangan mengalami berbagai masalah atau resiko. Salah satu masalah atau resiko yang dialami Lembaga Keuangan dalam pemberian kredit adalah perilaku nasabah yang macet dalam pembayaran kredit yang pada akhirnya menyebabkan kredit macet. Hal ini merupakan masalah yang serius yang perlu diperhatikan oleh pihak penyedia layanan keuangan untuk lebih berhati-hati dalam menentukan nasabah karena dalam pemberian kredit sangat beresiko khususnya pada PT FIF Goup Cabang Arjawinangun. Teknik Pengambilan data yang digunakan dalam pembuatan tugas akhir ini adalah dengan menggunakan observasi, wawancara, studi dokumentasi, dan data nasabah PT FIF Goup Cabang Arjawinangun. Sementara itu Teknik pengolahan data menggunakan prinsip tahapan knowledge discovery in database (KDD) yang terdiri dari data, Data Cleaning, Data Information, Data mining, Patternevaluation, knowledge. Sementara itu atribut yang digunakan adalah dari nomor NIK, Kelancaran, Prediksi, Confident macet, confident lancer asset, dan omset perbulan dari nasabah. Metode K-NN dengan jumlah dataset sebanyak 296 data menghasilkan nilai akurasi sebesar 71%.

**Kata kunci:** Kredit, K-Nearest Neighbor (KNN), Prediksi.

**Abstract:** FIF is a financial institution that provides various kinds of money loan alternatives for customers, one of which is through the provision of loans in the form of credit to customers. In fact, in providing credit to customers, financial institutions experience various problems or risks. One of the problems or risks experienced by financial institutions In the provision of credit is the behavior of customers who are bad in credit payments which ultimately causes bad credit. This is a serious problem that financial service providers need to pay attention to to be more careful in determining customers because in providing credit is very risky, especially at PT FIF Goup Cabang Arjawinangun The data collection technique used in the making of this final project is to use observation, interviews, study documentation, and customer data of PT FIF Goup Cabang Arjawinangun Meanwhile, data processing techniques use the principles of knowledge discovery in databases (KDD) stages consisting of data, data cleaning, data transformation, data mining, pattern evolution, knowledge. Meanwhile, the attributes used are the NIK number, fluency, prediction, bad confidence, smooth confidence, assets, and turnover per month from customers. The K-NN method with a total dataset of 296 data yields an accuracy value of 71%.

**Keywords:** Credit, K-Nearest Neighbor (KNN), Prediction.

## 1. Pendahuluan

Lembaga keuangan menyediakan berbagai macam alternatif pinjaman uang bagi nasabah salah satunya adalah melalui pemberian pinjaman berupa kredit kepada nasabah. Sejatinya dalam pemberian kredit kepada nasabah pihak penyedia layanan keuangan mengalami berbagai masalah atau risiko. Salah satu masalah atau risiko yang dialami perusahaan pembiayaan dalam pemberian kredit adalah perilaku nasabah yang tidak membayar angsuran tepat waktu ataupun menunda sampai beberapa bulan pembayaran angsuran yang pada akhirnya menyebabkan kredit macet. Hal ini merupakan masalah yang serius yang perlu diperhatikan oleh pihak perusahaan untuk lebih berhati-hati dalam menentukan nasabah karena dalam pemberian kredit sangat berisiko. Perlu adanya suatu metode perhitungan dengan sistem komputasi cerdas untuk membantu pihak Lembaga keuangan dalam menyeleksi calon nasabah yang akan diberikan pinjaman. Metode yang digunakan seperti *Regression Analysis*, *Neural Networks*, *Genetic Algorithms*, *Decision Tree*, dan *Support Vector Machines (SVM)* [1]. Bahrammirzaee et al menyatakan bahwa berbagai macam perbankan menghadapi beberapa risiko kredit yang berbeda, diantaranya memiliki dampak sosial yang potensial karena jumlah dan keragaman stakeholder yang terkena dampak kegagalan bisnis yang mempengaruhi pemegang saham, seperti manajer, pemberi pinjaman (bank), pemasok, klien, masyarakat keuangan, pemerintah, pesaing, dan badan pengawas. Oleh karena itu agar lebih efektif mengelola masalah ini, perlu adanya system pendukung keputusan yang kuat dan cangguh yang didukung oleh alat analisis untuk mengukur, memonitor, mengelola, dan kontrol, risiko dan inefisiensi keuangan dan operasional. Sistem keputusan disini merupakan system komputasi cerdas dengan berbagai metode-metode komputer atau dengan berbagai metode algoritma yang berhubungan dengan management risiko kredit [1].

Lembaga Keuangan dan finansial PT FIF Goup Cabang Arjawinangun memiliki masalah mengenai nasabah yang akan mengajukan kredit pinjaman. Namun, pada pengambilan keputusan pada saat nasabah mengajukan belum ada system yang dapat menyeleksi nasabah, karena itu pengambilan keputusan masih berdasarkan faktor pendekatan intuitif yaitu menyuap karyawan, dan proses survei yang belum terinci dengan baik. Hal, tersebut mempengaruhi tingkat prosentase nasabah dengan pembayaran kredit macet yang mengakibatkan kerugian bagi perusahaan dikarenakan belum adanya standar atau metode yang menentukan pemberian kredit kepada nasabah. Dengan adanya masalah tersebut peneliti akan menggunakan Metode K-Nearest Neighbor (KNN). Metode K-Nearest adalah algoritma yang berfungsi untuk melakukan suatu data berdasarkan data pembelajaran (train data sets) yang diambil dari k tetangga terdekat (nearest neighbors). Dengan k merupakan banyaknya tetangga terdekat [2].

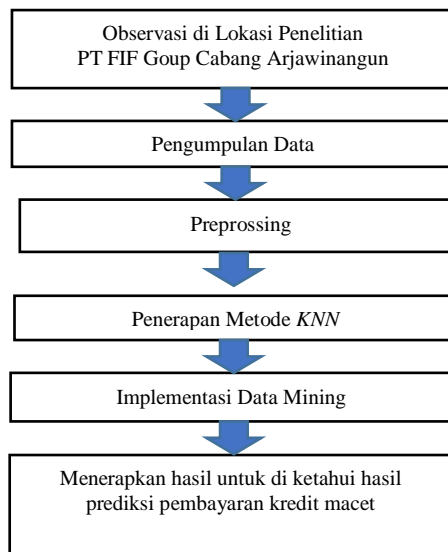
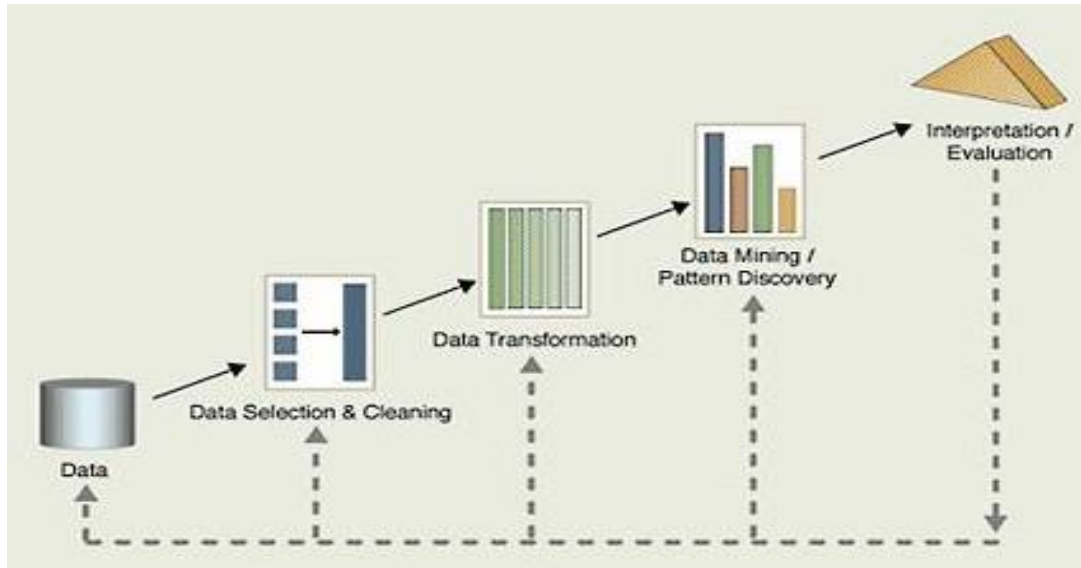
K-nearest neighbors melakukan klasifikasi dengan proyeksi data pembelajaran pada ruang berdimensi banyak. Ruang ini dibagi menjadi bagian-bagian yang merepresentasikan kriteria data pembelajaran. Setiap data pembelajaran direpresentasikan menjadi titik-titik c pada ruang dimensi banyak. Klasifikasi Terdekat (*Nearest Neighbor Classification*)

Data baru yang diklasifikasi selanjutnya diproyeksikan pada ruang dimensi banyak yang telah memuat titik-titik c data pembelajaran. Proses klasifikasi dilakukan dengan mencari titik c terdekat dari c-baru (nearest neighbor). Teknik pencarian tetangga terdekat yang umum dilakukan dengan menggunakan formula jarak euclidean. Berikut beberapa formula yang digunakan dalam algoritma KNN [3].

Oleh karena itu, penelitian mengenai pemberian kredit kepada nasabah yang mungkin membayar angsuran tepat waktu penelitian ini menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN). K-Nearest Neighbor (KNN) ini digunakan karena klasifikasinya yang sederhana. Oleh karena itu penelitian ini diharapkan dapat memprediksi nasabah kredit dan dapat membantu pihak perusahaan dalam pengambilan keputusan pemberian kredit. Dari latar belakang tersebut permasalahan yang muncul adalah Hasil akurasi atau tingkat keberhasilan yang didapatkan dari prediksi tingkat kelancaran pembayaran kredit dengan menggunakan algoritma Decision Tree masih rendah sehingga hasilnya tidak akurat. Perlu penambahan fitur lain untuk mendukung model ini. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan untuk Mengoptimalkan K-Nearest Neighbor (KNN) dengan seleksi fitur *Forward Selection* dapat meningkatkan hasil akurasi atau tingkat keberhasilan [4] yang didapatkan dari prediksi pembayaran kredit.

**2. Metode Penelitian**

Penelitian ini menggunakan Teknik analisis data *knowledge discovery in database* (KDD) yang terdiri dari Data, Data Cleaning, Data transformation, Data mining, Pattern evolution, Knowledge yang akan menganalisis data [4].



Gambar 1. Tahapan KDD dan Pelaksanaan Penelitian

Pada tahap penyajian data membahas proses datamining dan penerapannya, maka akan disajikan pembahasan mulai dari tempat penelitian, proses datamining, penggunaan rapidminer, hasil dan kesimpulan.

**3. Hasil dan Pembahasan**

Dari hasil penelitian dengan menggunakan 296 sampel kemudian *preprocessing data* yang digunakan untuk mengurangi ataupun menghilangkan data yang memiliki *missing value*, berikut data sebelum dilakukan *preprocessing*:

Tabel 1. Data Pembayaran Nasabah.

NIK	Asset	Omset/bln	Tenor	Jatuh Tempo
3209103006010003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140106640010	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209140107010411	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140107010413	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140108010010	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140110010018	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140205970005	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140207010004	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140212010009	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209140401020008	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140402020001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140407011318	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140501020003	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140502020010	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140509010015	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140612010008	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209140702020014	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140706580004	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209140709010009	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209140710010007	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140803020003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209140803020005	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209140912010002	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141009010003	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209141109010006	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209141109930007	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209141112010001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141208010004	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209141211010002	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
3209141308010003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141410010001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141506640050	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141506770072	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
3209141602020002	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141602020007	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141701980008	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141709010001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141802020007	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141810010008	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141812010003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
3209141908010007	Baik	Baik	36 bulan	Lunas

Karena banyak atribut yang tidak diperlukan untuk memprediksi, maka akan dilakukan penyeleksian ulang agar hasil prediksi lebih akurat. Setelah dilakukan *preprocessing* maka data tersebut dilihat pada tabel berikut ini:

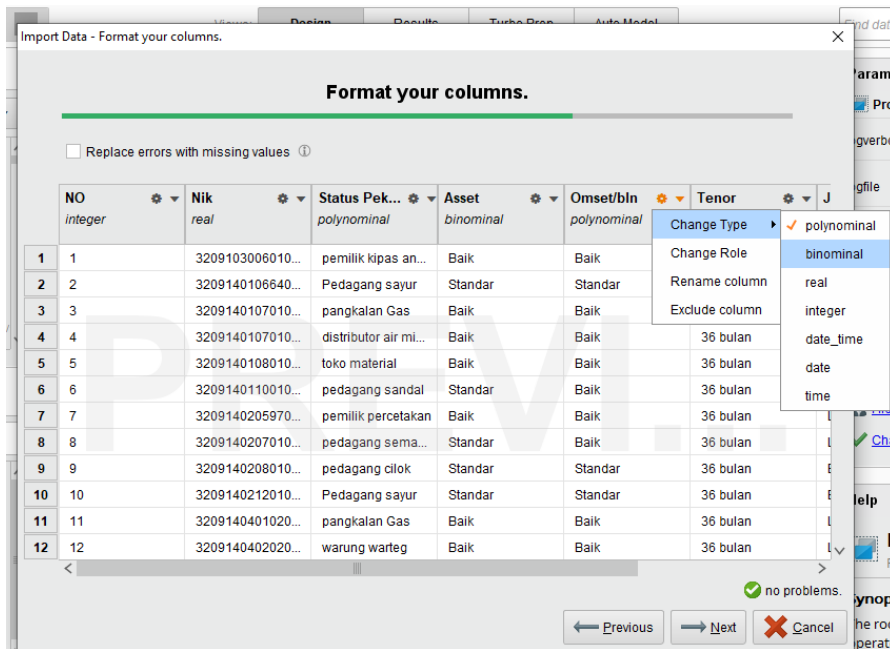
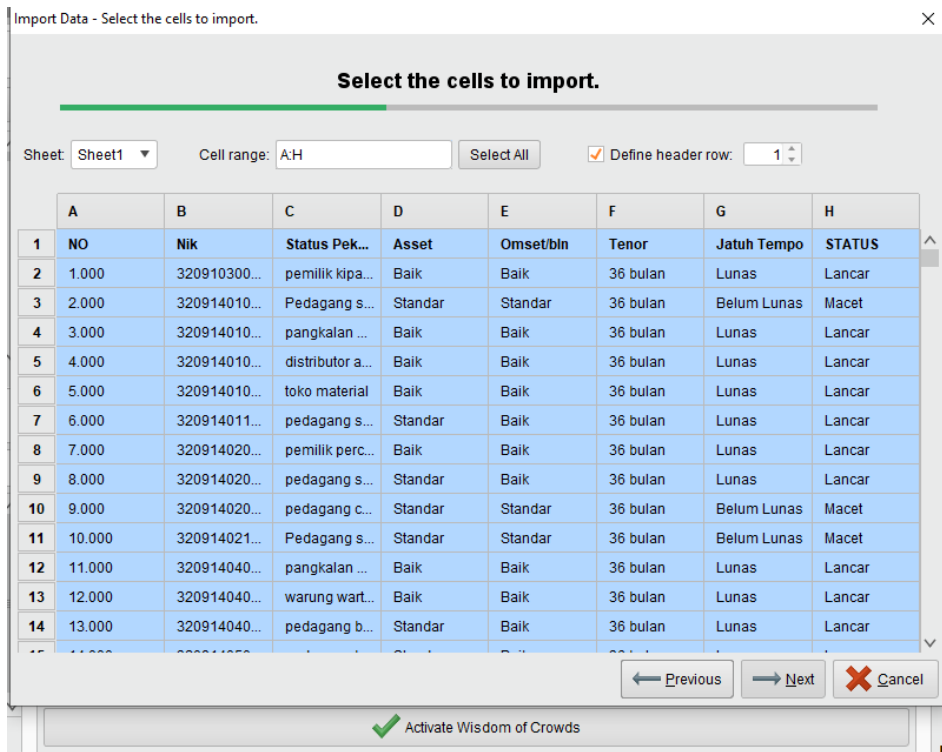
Tabel 2. Data Training Setelah Dilakukan *Preprocessing*.

NIK	Asset	Omset/bln	Tenor	Jatuh Tempo	Status
3209103006010003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140106640010	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140107010411	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140107010413	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140108010010	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140110010018	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140205970005	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140207010004	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140208010001	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140212010009	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140401020008	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140402020001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140407011318	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140501020003	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140509010015	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140604020007	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140612010008	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140702020014	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140706580004	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140709010009	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140710010007	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140803020003	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209140803020005	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209140912010002	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209141005975430	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209141009010003	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet
3209141109010006	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209141109930007	Standar	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209141112010001	Baik	Baik	36 bulan	Lunas	Lancar
3209141211010002	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas	Macet

Berdasarkan hasil tabel 2 diklasifikasikan data testing pada aplikasi Rapidminer menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor untuk diuji. Kemudian menggunakan fitur *read excel* untuk membaca data uji.

Di dalam proses pengujian dengan algoritma K-Nearest Neighbor, dataset akan dibaca dengan menggunakan Read Excel, kemudian dilakukan *Cross Validation* untuk menentukan training 60% dan testing 40%.

Data transformation dilakukan dengan memberikan inisialisasi terhadap data yang memiliki nilai nominal menjadi bernilai numerik. Pada penelitian ini mengganti jenis *type data* menjadi integer bertujuan untuk memudahkan dalam pengklasifikasi. Data tersebut dapat dilihat pada gambar 2.

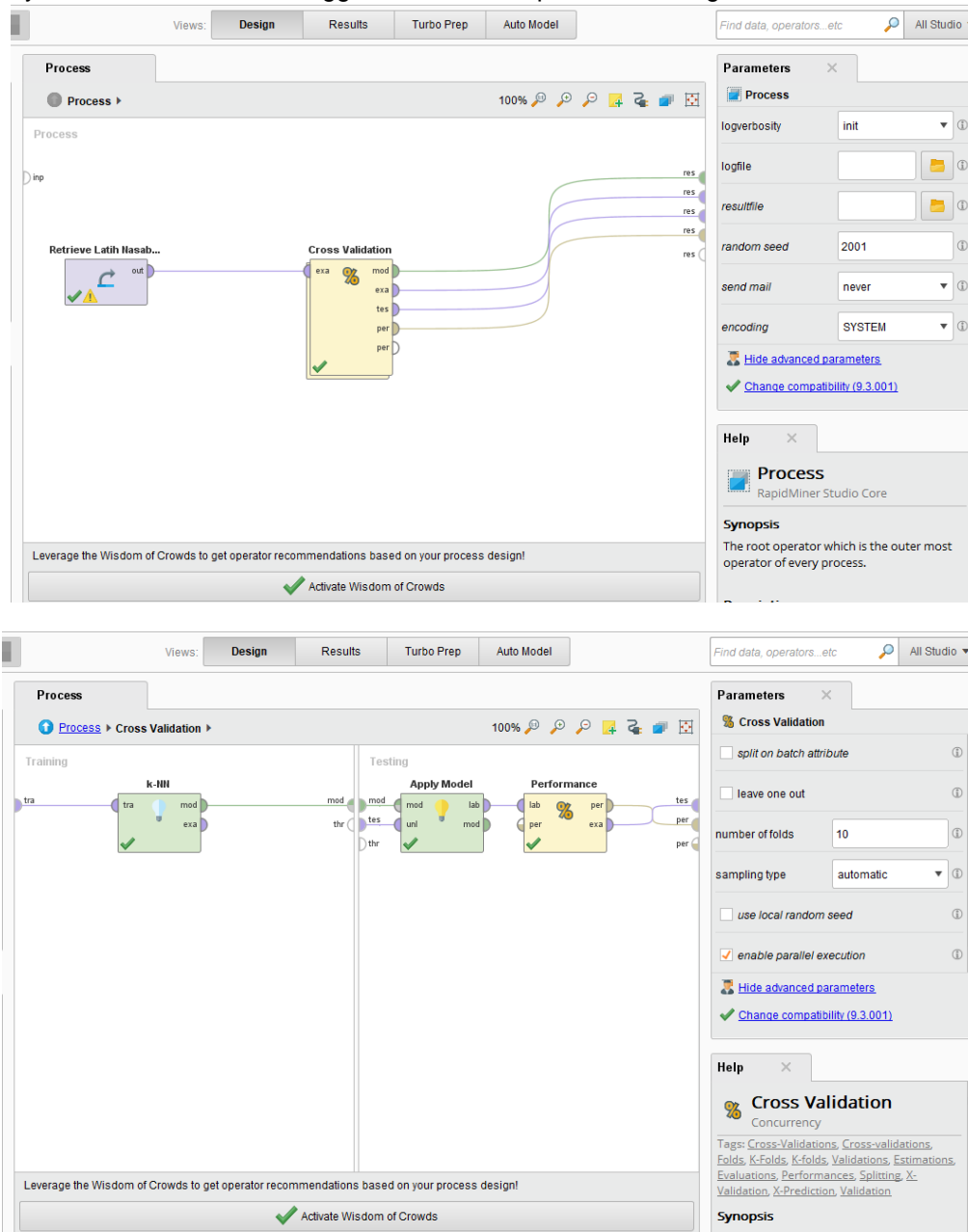


Gambar 2. Transformasi Data dan Status.

Proses prediksi pembayaran kredit macet nasabah menggunakan algoritma K-Nearest Neighbor (KNN) di PT FIF Goup Cabang Arjawinangun ini menggunakan *tools* Rapid Miner. Rapid Miner adalah sebuah software untuk membantu seorang analis dalam mengolah data agar dapat dibaca dengan mudah. Langkah pertama kali sebelum dilakukannya proses data mining dengan *tools* Rapid Miner ini, seorang analis wajib lebih dahulu membuat atau menyusun model proses dengan menggunakan operator yang cocok dengan teknik data mining



yang akan digunakan. Model proses yang digunakan untuk memprediksi kelancaran pembayaran kredit nasabah menggunakan *tools* Rapid Miner sebagai berikut:



Gambar 3. Validasi dan Model Algoritma KNN

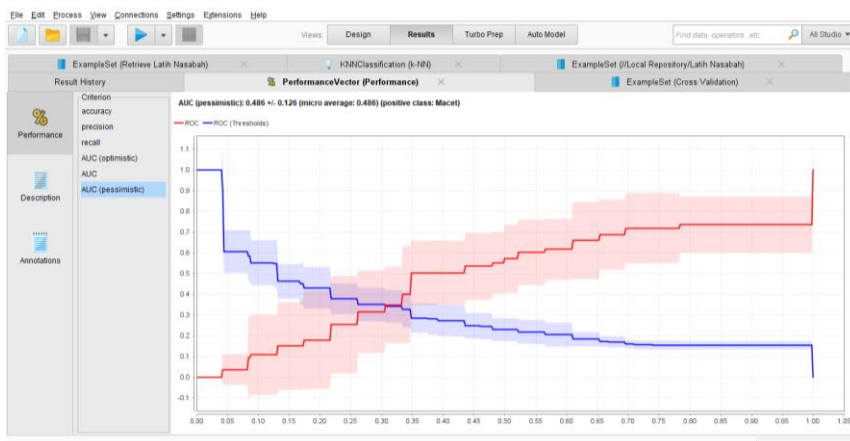
Berdasarkan gambar 3 menjelaskan bahwa Untuk step 1, lakukan pemilihan file dataset yang akan digunakan, step 2 dan 3 langsung klik next. Step 4 lakukan konfigurasi seperti di gambar 4.5 dimana data set hanya ada 1 ID, 2 atribut, dan 1 label. Operator tersebut merupakan operator utama dari pemodelan prediksi pembayaran kredit macet nasabah dengan menggunakan model klasifikasi metode KNN di PT FIF Goup Cabang Arjawinangun. Proses ini digunakan untuk mengetahui hasil prediksi. Hasil akurasi bahwa Prediksi lancar dan ternyata true lancar sebanyak 211 data, Prediksi Lancar dan ternyata true macet sebanyak 63 data, predeiksi Macet dan ternyata true lancar 21 Data, dan prediksi macet dan ternyata true macet sebanyak 1 data.

Hasil class pada penelitian ini yang terdiri dari class recall dan class precission dapat dilihat pada tabel 3:

Tabel 3. Data Class.

Kategori	Class Recall	Class Precision
Lancar	90.95%	77.01%
Macet	1.56%	4.55%

Berdasarkan tabel 3 tentang data class menjelaskan bahwa hasil class Recall dengan prediksi Lancar sebesar 90,95% dan Macet sebesar 1,56% kemudian Class Precision Prediksi Lancar sebesar 77,01% dan Macet sebesar 4,55%.



Gambar 5. Hasil ROC.

Berdasarkan gambar 5 hasil ROC dengan pesimistic dengan nilai AUC (*pessimistic*): 0.486+/-0.126 (*micro average* : 0486) (*positive class* : Macet)

Tabel 4. Hasil prediksi algoritma K-Nearest Neighbor.

Status	Prediction (Status)	Confidence (Macet)	Confidence (Lancar)	Assesst	Omset	Tenor	Status
Lancar	Lancar	0.5	0.5	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.2	0.8	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Macet	0.5	0.5	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.2	0.8	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.5	0.5	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.4	0.6	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.2	0.8	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Standar	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.4	0.6	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.4	0.6	Standar	Standar	36 bulan	Lunas
Lancar	Macet	0.7	0.3	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Standar	Standar	36 bulan	Lunas



Status	Prediction (Status)	Confidence (Macet)	Confidence (Lancar)	Assest	Omset	Tenor	Status
Macet	Lancar	0.2	0.8	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.4	0.6	Baik	Baik	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Standar	Standar	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Standar	Standar	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.5	0.5	Standar	Standar	36 bulan	Lunas
Lancar	Macet	0.7	0.3	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Macet	Lancar	0.0	1.0	Standar	Standar	36 bulan	Belum Lunas
Lancar	Lancar	0.0	1.0	Baik	Baik	36 bulan	Lunas
Lancar	Lancar	0.2	0.8	Baik	Baik	36 bulan	Lunas

Pada tabel 4 nasabah dengan omset baik adalah nasabah yang pembayarannya lancar dan sebaliknya, nasabah yang omsetnya standar paling banyak menyumbang angka kredit macet. Dapat diartikan untuk memberikan sebuah kredit kepada calon nasabah setelah didapatkan hasil penelitian dengan menggunakan algoritma KNN, untuk mencegah terjadinya kredit macet perlu paling teliti masalah pendapatan atau omset nasabah tiap bulannya. Apakah standar atau baik. Karena sangat berpengaruh dalam kelancaran pembayaran kredit. Apabila peneliti ambil dari grafik asset, asset tidak dapat dijadikan patokan untuk memprediksi kelancaran pembayaran kredit. Dikarena masi sangat banyak rasionya nasabah yang assetnya standar tetapi pembayaran kreditnya lancar. Beda dengan omset, omset sangat berpengaruh terhadap kelancaran pembayaran kredit apabila kita lihat dari hasil prediksi menggunakan algoritma KNN. Nasabah yang assetnya standar dan omsetnya baik, dilihat dari hasil penelitian yang telah dilakukan dengan memprediksi kelancaran pembayaran kredit macet menggunakan algoritma KNN sangat kecil kemungkinan bahkan 100% lancar.

Berbeda dengan nasabah yang assetnya baik namun omsetnya standar, banyak menyumbang pemaayaan kredit macet. Tetapi ada 1 nasabah yang asset standar dan omset standar tetapi pembayarannya lancar. Dengan hasil penelitian yang telah peneliti lakukan, dari sample 296 nasabah omsetlah yang paling dominan untuk menentukan kelancaran pembayaran kredit nasabah, berbeda dengan omset. Omset tidak berpengaruh terhadap kelancaran pembayaran kredit nasabah. Walaupun ada yang asset dan omsetnya standar dan pembayarannya lancar, tapi itu hanya ada 1 dari sample 296 nasabah. Dan peneliti menyimpulkan itu tidak bisa dijadikan rujukan. Dengan kata lain, kelancaran pembayaran kredit sangat dipengaruhi oleh omset nasabah.

#### 4. Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan hasil pengujian yang telah dilakukan, maka dapat disimpulkan Metode KNN dapat diterapkan untuk memprediksi pembayaran kredit macet menggunakan model klasifikasi metode KNN di PT FIF Goup Cabang Arjawinangun. Metode KNN dengan jumlah datasetu sebanyak 296 data menghasilkan akurasi bahwa prediksi lancar dan ternyata true lancar sebanyak 211 data. Prediksi lancar dan ternyata true macet sebanyak 63 data, prediksi macer da ternyata true lancar 21 Data dan prediksi macet dan true macet sebanyak 1 data dengan nilai akurasi sebesar 71%.

#### Referensi

- [1] Dzikrulloh, N. N., & Setiawan, B. D. (2017). Penerapan Metode K – Nearest Neighbor (KNN) dan Metode Weighted Product (WP) Dalam Penerimaan Calon Guru Dan Karyawan Tata Usaha Baru Berwawasan Teknologi (Studi Kasus: Sekolah Menengah Kejuruan Muhammadiyah 2 Kediri). *Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1(5), 378–385.
- [2] Nurmahaludin, & Cahyono, G. R. (2019). *Klasifikasi Kualitas Air PDAM Menggunakan Algoritma KNN Dan K-Means*. 5662(November), 1–7.

- [3] Yustanti, W. (2012). Algoritma K-Nearest Neighbour untuk Memprediksi Harga Jual Tanah. *Jurnal Matematika Statistika Dan Komputasi*, 9 (1), 57–68.
- [4] Aulianita, R. (2016). Komparasi Metode K-Nearest Neighbors dan Support Vector Machine Pada Sentiment Analysis Review Kamera. *Journal Speed – Sentra Penelitian Engineering Dan Edukasi*, 8 (3), 71–77.
- [5] Eska, J. (2018). *Penerapan Data Mining Untuk Prediksi Penjualan Wallpaper Menggunakan Algoritma C4.5*. 2. <https://doi.org/10.31227/osf.io/x6svc>
- [6] Fernanda, S. I., Ratnawati, D. E., & Adikara, P. P. (2017). Identifikasi Penyakit Diabetes Mellitus Menggunakan Metode Modified K- Nearest Neighbor (MKNN). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 1 (6), 507–513.
- [7] Leidiyana, H. (2013). Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor. *Jurnal Penelitian Ilmu Komputer, System Embedded & Logic*, 1(1), 65–76.
- [8] Luh Gede Pivin Suwirmayanti. (2017). Penerapan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Sistem Rekomendasi Pemilihan Mobil Implementation of K-Nearest Neighbor Method for Car Selection Recommendation System. *Techno.COM*, 16(2), 120–131.
- [9] Reza Noviansyah, M., Rismawan, T., & Marisa Midyanti, D. (2018). Penerapan Data Mining Menggunakan Metode K-Nearest Neighbor Untuk Klasifikasi Indeks Cuaca Kebakaran Berdasarkan Data Aws (Automatic Weather Station) (Studi Kasus: Kabupaten Kubu Raya). *Jurnal Coding, Sistem Komputer Untan*, 06(2), 48–56. <http://jurnal.untan.ac.id/index.php/jcskommipa/article/view/26672>
- [10] Rizki, F., Nip, P., Hikmah, U. D., & Berbasis, P. (2019). *PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA S-1 FAKULTAS TEKNOLOGI INDUSTRI MAKALAH SEMINAR HASIL PENERAPAN METODE NAÏVE BAYES UNTUK MEMPREDIKSI PENJUALAN PADA UD . HIKMAH PASURUAN BERBASIS WEB Disusun Oleh : Dosen Pembimbing II. 103100431*.
- [11] Thanh Noi, P., & Kappas, M. (2017). Comparison of Random Forest, k-Nearest Neighbor, and Support Vector Machine Classifiers for Land Cover Classification Using Sentinel-2 Imagery. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 18(1). <https://doi.org/10.3390/s18010018>