

**KLASIFIKASI KELAYAKAN PEMINJAMAN KREDIT BANK
MENGUNAKAN ALGORITMA PROBABILISTIC NEURAL
NETWORK DAN K-NEAREST NEIGHBOR**

PROPOSAL TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Komputer Pada
Program Studi Sistem Informasi

Oleh :

LENA OKTAVIANIS
11750325180



**FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
2021**

DAFTAR ISI

DAFTAR ISI	ii
DAFTAR GAMBAR	iv
DAFTAR TABEL	v
DAFTAR RUMUS	vi
BAB I	1
PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang.....	1
1.2. Perumusan Masalah.....	3
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan.....	4
1.5. Manfaat.....	4
1.6. Sistematika Penulisan.....	5
BAB II	6
LANDASAN TEORI	6
2.1 Bank Perkreditan Rakyat (BPR).....	6
2.2 Nasabah	6
2.3 Kredit.....	6
2.3.1 Penilaian Kredit	7
2.3.2 Analisis Kredit	8
2.3.3 Kolektibilitas Kredit.....	9
2.3.4 Kredit Macet.....	10
2.4 Data Mining.....	11
2.4.1 Pengelompokan Data Mining.....	11
2.5 Klasifikasi.....	12
2.6 Algoritma K-Medoid	13
2.7 Probabilistic Neural Network (PNN)	14
2.8 K-Nearest Neighbor (KNN)	15

BAB III	17
METODOLOGI PENELITIAN	17
3.1 Tahap Perencanaan	18
3.2 Tahap Pengumpulan Data	18
3.3 Tahap Preprocessing Data	19
3.4 Tahap Pembagian Data Latih dan Data Uji	20
3.5 Tahap Klasifikasi	20
3.6 Tahap Hasil dan Analisis	21
3.7 Tahap Dokumentasi	22
BAB IV	22
JANGKAAN HASIL	22
4.1 Pengumpulan Data	22
4.2 Pre-processing	25
4.2.1 Data Selection	25
4.2.2 Data Cleaning	27
4.2.3 Data Transformation	28
4.3 Analisis Kelas Data Penelitian	28
4.4 Pembagian Data Training dan Testing	29
4.5 Tahap Klasifikasi	32
4.5.1 Klasifikasi metode <i>Probabilistic Neural Network</i>	32
4.6 Pemodelan dan analisis <i>K-Nearest Neighbor</i>	35
DAFTAR PUSTAKA	38

DAFTAR GAMBAR

Gambar 3.1 Metodologi Penelitian	17
Gambar 3.2 Flowchart Algoritma Probabilistic Neural Network	21
Gambar 3.3 Flowchart Algoritma K-Nearest Neighbor.....	21

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Data Awal	22
Tabel 4.2 Hasil Pembersihan Data	27
Tabel 4.3 Normalisasi Data	28
Tabel 4.4 Klasifikasi data <i>output</i> untuk klasifikasi	28
Tabel 4.5 Data Siap Olah	29
Tabel 4.6 Medoid Awal.....	30
Tabel 4.7 Jarak <i>Euclidean</i>	30
Tabel 4.8 <i>Cluster</i> Terdekat.....	30
Tabel 4.9 Medoid baru	31
Tabel 4.10 Jarak Cluster Medoid Baru	31
Tabel 4.11 Selisih nilai Cost	32
Tabel 4.12 Hasil Akhir Medoid	32
Tabel 4.13 Data Training yang akan diproses menggunakan Algoritma PNN.....	33
Tabel 4.14 Perhitungan <i>Pattern Layer</i>	34
Tabel 4.15 Perhitungan Summation Layer	34
Tabel 4.16 Perhitungan Summation Layer Akhir	35
Tabel 4.17 Hasil Perhitungan Euclidean Distance	36
Tabel 4.18 Hasil Kedekatan	36
Tabel 4.19 Hasil Pengurutan Jarak Keterdekatan	37
Tabel 4.20 Kelas Data Uji	37

DAFTAR RUMUS

Rumus 2.1 persamaan jarak Euclidian Distance	13
Rumus 2.2 persamaan pattern layer	15
Rumus 2.3 <i>Similarity</i>	15
Rumus 2.4 kuadrat jarak euclidian	16
Rumus 4.1 Jarak Euclidian Distance.....	36

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Bank Perkreditan Rakyat (BPR) adalah lembaga keuangan di daerah yang memiliki peranan penting didalam perekonomian yang bertujuan untuk melayani kebutuhan jasa perbankan atas kelemahan ekonomi masyarakat dan usaha kecil di daerah (Sofyan, 2021). Salah satu BPR yang ada di riau adalah PT. Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Fianka Rezalina Fatma, merupakan lembaga keuangan yang bergerak dalam usaha perbankan yang memberikan pelayanan jasa pada nasabah dalam berbagai bentuk. Salah satu layanan yang diberikan oleh pihak PT. Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Fianka Rezalina Fatma adalah dalam pemberian fasilitas peminjaman kredit.

Peminjaman kredit perbankan masih mendominasi sumber pembiayaan dunia usaha di indonesia. Peminjaman kredit adalah barang atau jasa yang menjadi kewajiban pihak yang satu untuk dibayarkan kepada pihak lain sesuai dengan perjanjian tertulis ataupun lisan (Windarto, 2017). Dalam proses pemberian pinjaman kredit PT. Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Fianka Rezalina Fatma menetapkan kebijakan dalam pemberian kredit, antara lain menetapkan standar untuk menerima atau menolaknya dengan menggunakan analisa kredit. 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 penentuan pemberian kredit yang di analisa oleh *Credit Analyst (CA)* masih bersifat konvensional dan rentan terhadap peyalahgunaan wewenang. Keberhasilan atau kegagalan bank dalam mengelola kredit akan sangat berpengaruh terhadap nasib uang milik banyak nasabah jika di analisa kurang tepat. Dalam hal

ini pinjaman kredit membuat pihak bank kesulitan dalam penentuan siapa yang layak untuk menerima pinjaman. Selain itu banyak permohonan pinjaman kredit dengan keadaan ekonomi dan kriteria yang berbeda-beda menuntut kejelian dalam mengambil keputusan (Chakraborty, Aich, Seong, & Kim, 2019). Dalam analisa kredit jika dilakukan dengan benar maka tidak akan terjadi kredit macet/bermasalah. Untuk menangani kredit bermasalah dapat dilakukan pengelompokan berdasarkan tingkat kolektibilitas kredit dengan penekanan pada dasar-dasar eksperimental dalam penilaian kredit. Penekanan ini dilakukan agar meningkatkan akurasi dalam penentuan permohonan kredit yang diterima maupun tidak diterima.

Berdasarkan penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Ramaulidyah, 2020) yaitu melakukan perbandingan tingkat akurasi klasifikasi pada data status pembayaran pertambahan nilai (PPN) dengan menggunakan metode *Naive Bayes* dan *K-Nearest Neighbor* untuk mengukur data status patuh atau tidak patuhnya pembayaran PPN dan menggunakan 3 variabel bebas, yaitu pendapatan, bentuk badan, dan status pelaporan pajak. Pengukuran yang didapatkan menggunakan APER pada metode Naive Bayes sebesar 17,07% sedangkan pada metode K-NN sebesar 19,15%. Adapun penelitian yang dilakukan oleh (Qurahman, Mustakim, & Jaini, 2019) hasil klasifikasi nasabah dalam membayar kredit menggunakan algoritma *Neive Bayes Classifier* dan *Probabilistic Neural Network* dengan menggunakan data sebanyak 377 record dan 7 atribut. Atribut tersebut antara lain jangka waktu, rate, plafon, baki debit, lokasi, tunggakan pokok, dan tunggakan bunga. Sehingga didapatkan hasil perbandingan yaitu algoritma PNN memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan NBC yaitu 93,58% dan 89,90%. Penelitian tersebut masih belum mencapai tingkat akurasi yang maksimal untuk tingkat pembayaran kredit sehingga perlu menambahkan atribut khusus yang dapat meningkatkan hasil akurasi. Kemudian menggunakan algoritma klasifikasi yang lain untuk melihat perbedaan tingkat keakuratannya. Pada penelitian ini penulis akan mengklasifikasikan status angsuran kredit pada nasabah PT. BPR Fianka Rezalina Fatma berdasarkan kolektibilitas seperti Lancar, Kurang Lancar, Diragukan dan Macet.

Penelitian ini menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* dan *K-Nearest Neighbor* untuk menghitung akurasi kelancaran pembayaran kredit dari data nominatif nasabah. PNN dapat memecahkan masalah prediksi atau kalsifikasi dengan mempertimbangkan setiap masukan lapisan. Arsitektur PNN terdiri dari 4 lapisan yaitu lapisan masukan, lapisan pola, lapisan penjumlahan dan lapisan keputusan/lapisan keluaran. Arsitektur ini saling terhubung antara neuron satu dengan lainnya melalui komunikasi langsung melalui suatu pola hubungan. Keuntungan dari algoritma PNN adalah memudahkan jaringan dimodifikasi saat data latih yang digunakan ditambah atau dikurangi (Mustakim, 2018)

Sedangkan klasifikasi K-Nearest Neighbor (K-NN) termasuk dalam kategori lazy learner yang berdasar pada perbandingan K tetangga terdekat (Ramaulidyah, 2020) Menurut Prasetyo (2012), Algoritma K-NN merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan lokasi atau jarak suatu data dengan data yang lain. Algoritma K-NN merupakan salah satu algoritma paling populer serta memiliki keuntungan yaitu dapat diproses dengan mudah dan sederhana (Harrington, 2012). Sehingga, hasil penelitian ini dapat mempermudah pihak PT. BPR Fianka Rezalina Fatma untuk menentukan kolektibilitas nasabah dalam pembayaran kredit. Sehingga cepat dalam memberikan keputusan untuk memberikan atau menolak kredit.

Dalam melakukan klasifikasi pembagian data training dan testing sangat berpengaruh pada akurasi algoritma (Mustakim, 2019). Sementara itu, penelitian yang dilakukan oleh (Helma, 2020) menggunakan 3 teknik pembagian data pada algoritma PNN yaitu *Hold-Out*, *K-Means Clustering*, dan *K-Medoid* sehingga dihasilkan algoritma K-Medoid yang memiliki tingkat klasifikasi sangat baik dengan nilai akurasi sebesar 91,23%, presisi sebesar 40,00% serta recall sebesar 30,77%.

1.2. Perumusan Masalah

Rumusan masalah penelitian ini adalah bagaimana melakukan klasifikasi dengan nilai akurasi yang tinggi dalam menentukan kelayakan peminjaman kredit bank dengan memanfaatkan metode *Probabilistic Neural Network*, dan *K-Nearest Neighbor*.

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah tugas akhir ini adalah : Untuk menghindari pembahasan yang meluas, maka penulis hanya membatasi pembahasan masalah, adapun dari batasan masalah pada penelitaian ini adalah :

1. Studi kasus penelitian ini adalah PT. BPR Fianka Rezalina Fatma.
2. Data latih dan data uji yang digunakan pada penelitian ini untuk mengklasifikasikan kelayakan peminjaman kredit bank yang di ambil dari data nominatif kredit PT. BPR Fianka Rezalina Fatma.
3. Data yang digunakan sebanyak 653 *record*.
4. Berdasarkan hasil wawancara dengan pihak PT. BPR Fianka Rezalina Fatma atribut yang dijadikan acuan pada penelitian ini adalah nomor rekening, jangkauan, rate, plafon, baki debet, lokasi, tunggakan pokok, tunggakan bunga, dan kolektibilitas.
5. Menggunakan *tools* Ms.Excel dan *tools Rapidminer*
6. Algoritma yang digunakan adalah *Probabilistic Neural Network* dan *K-Nearest Neighbor*.
7. Pembagian data latih dan data uji pada penelitian ini menggunakan K-Medoid, karena metode K-Medoid lebih baik dibandingkan dengan Algoritma Cluster lainnya.

1.4. Tujuan

Tujuan tugas akhir ini adalah untuk menerapkan algoritma *Probabilistic Neural Network* dan *K-Nearest Neighbor* dalam mengklasifikasi kelayakan peminjaman kredit bank.

1.5. Manfaat

Manfaat tugas akhir ini adalah:

1. Menerapkan algoritma *Probabilistic Neural Network* dan *K-Nearest Neighbor* untuk menentukan kelayakan peminjaman kredit bank.
2. Mempermudah pihak bank dalam menentukan kolektibilitas nasabah yang masih memiliki kewajiban kredit.

3. Membantu kepala kredit dalam menyeleksi nasabah yang layak atau tidak layak menerima kredit Bank berdasarkan kolektibilitas pembayaran kredit dengan menambahkan beberapa paramater baru.
4. Meminimalisir masalah NPL pada bank agar tidak terjadi pengurangan modal pada Bank dan dapat memperbaiki laporan tingkat kesehatan PT BPR Fianka Rezalina Fatma.

1.6. Sistematika Penulisan

Adapun Sistematika Penulisan Tugas Akhir ini dibagi dalam 5 BAB dengan rincian sebagai berikut:

BAB 1. PENDAHULUAN

Pada Bagian ini mencakup: (1) latar belakang permasalahan; (2) rumusan masalah; (3) batasan masalah; (4) tujuan penelitian; (5) manfaat penelitian; dan (6) sistematika penulisan.

BAB 2. LANDASAN TEORI

Pada bagian ini akan dijelaskan landasan teori dari: (1) Bank Perkreditan Rakyat; (1) Nasabah; (2) Kredit; (3) Kolektibilitas; (4) Data Mining; (5) PNN ; (6) KNN; dan (7) penelitian terkait.

BAB 3. METODOLOGI PENELITIAN

Pada Bagian ini dijelaskan tentang metodologi penelitian yang terdiri dari: (1) identifikasi masalah; (2) teknik pengumpulan data; (3) pengolahan data; (4) analisa algoritma; dan (5) alat bantu penelitian.

BAB 4. ANALISADAN PERANCANGAN

Pada bagian ini berisi: (1) pembahasan mengenai pemetaan permasalahan; (2) analisa algoritma Probabilistic Neural Network (PNN) dan K-Nearest Neighbor (KNN); (3) perbandingan kedua algoritma tersebut.

BAB 5. PENUTUP

Bab ini berisikan kesimpulan dari laporan Tugas Akhir yang dibuat dan menjelaskna saran-saran penulis kepada pembaca, supaya penelitian ini dapat dikembangkan lagi untuk kedepannya.

BAB II

LANDASAN TEORI

2.1 Bank Perkreditan Rakyat (BPR)

Bank Perkreditan Rakyat (BPR) merupakan salah satu bank pemerintah daerah yang harus bekerja lebih keras agar tetap eksis di industri keuangan. Berdasarkan ruang lingkup kegiatannya, BPR memiliki keterbatasan kegiatan usaha dibanding bank umum, karena BPR dilarang menerima simpanan giro, kegiatan valas dan perasuransian. Sehingga profitabilitasnya lebih banyak mengandalkan dari penyaluran kredit kepada nasabah (Pandoyo, 2019).

Bank Perkreditan Rakyat (BPR) adalah sebagai salah satu bank pemerintahan berfungsi sebagai penghimpun dana masyarakat serta menyalurkannya kembali dalam bentuk pinjaman atau disebut juga dengan istilah kredit, serta turut andil dalam perbaikan sektor riil ekonomi di Negara Indonesia. Dengan penyaluran kredit tersebut yang berupa modal kerja kepada masyarakat diharapkan bahwa dalam dunia usaha dapat bergerak dan tercipta suatu lapangan pekerjaan (A. Setyawan, 2017).

2.2 Nasabah

Nasabah merupakan nasabah yang di berikan fasilitas kredit dengan perjanjian yang sudah disepakati oleh bank, sedangkan nasabah penyimpan merupakan orang yang merasa aman dan nyaman untuk menyimpan uangnya di bank sebagai bentuk bukti kepercayaan dengan bank bersangkutan (Putra, Budiarta, & Ujianti, 2020).

Nasabah bisa dikelompokkan menjadi dua yaitu kreditur dan debitur. Kreditur adalah orang-orang yang menyimpan dananya di bank sedangkan debitur adalah orang-orang yang meminjam uang di bank. Baik kreditur maupun debitur merupakan nasabah bank (Y. N. Setyawan & Japariato, 2014).

2.3 Kredit

Kata kredit berasal dari bahasa latin yaitu “credere”, yang artinya percaya atau to believe atau to trust. Oleh karena itu, dasar pemikiran persetujuan pemberian kredit oleh bank pada seseorang atau badan usaha adalah kepercayaan. Bila dikaitkan dengan kegiatan usaha, kredit berarti suatu kegiatan member nilai

ekonomi (economy value) kepada seseorang atau badan usaha yang berlandaskan kepercayaan saat itu, bahwa nilai ekonomi yang sama akan dikembalikan pada kreditur (bank) setelah jangka waktu sesuai dengan kesepakatan yang sudah disetujui antara kreditur dan debitur (Pratama, 2018).

Menurut pasal 1 butir (11) UU No. 10 Tahun 1998, “kredit adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipersamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjaman untuk melunasi hutangnya setelah angka waktu tertentu dengan pemberian bunga”

Kredit adalah kemampuan untuk melaksanakan suatu pemberian atau mengadakan suatu pinjaman dengan suatu perjanjian. Adapun untuk pembayarannya akan dilakukan dengan sistem mengansur atau dilakukan pada suatu jangka panjang maupun pendek yang sudah disepakati antara pihak bank dan calon yang mengajukan pinjaman (debitur). Selain itu kredit merupakan salah satu program yang diterapkan atau dijalankan oleh pihak Bank guna mewujudkan pembangunan nasional dibidang perekonomian yang diharapkan dapat meningkatkan kesejahteraan dikalangan masyarakat maupun rakyat banyak (A. Setyawan, 2017).

2.3.1 Penilaian Kredit

Penilaian kredit merupakan yang umum dilakukan oleh bank dengan analisa 5 C sebagai berikut :

1. Character Merupakan sifat atau watak seseorang. Sifat atau watak dari orang-orang yang akan diberikan kredit benar-benar harus dapat dipercaya. Untuk membaca watak atau sifat calon debitur dapat dilihat dari latar belakang nasabah, baik yang bersifat pekerjaan maupun pribadi.
2. Capacity Adalah analisis untuk mengetahui kemampuan nasabah dalam membayar kredit. Dari penilaian ini terlihat kemampuan nasabah dalam mengelola bisnis. Kemampuan ini dihubungkan dengan latar belakang pendidikan dan pengalamannya selama ini dalam mengelola usahanya, sehingga akan terlihat “kemampuannya” dalam mengembalikan kredit.
3. Capital Analisa Capital dilakukan untuk melihat penggunaan modal apakah efektif atau tidak, dapat dilihat dari laporan keuangan (neraca dan laporan

rugi laba) yang disajikan. Analisis capital juga harus menganalisis dari sumber mana saja modal yang ada sekarang ini, berapa modal sendiri dan berapa modal pinjaman.

4. Condition Dalam menilai kredit hendaknya juga dinilai kondisi ekonomi, sosial dan politik yang ada sekarang dan prediksi untuk di masa yang akan datang. Penilaian kondisi atau prospek bidang usaha yang dibiayai hendaknya benar-benar memiliki prospek yang baik, sehingga kemungkinan kredit tersebut bermasalah relatif kecil.
5. Collateral Merupakan jaminan yang diberikan calon nasabah baik yang bersifat fisik maupun non fisik. Jaminan hendaknya melebihi jumlah kredit yang diberikan. Jaminan juga harus diteliti keabsahan dan kesempurnaannya, sehingga jika terjadi suatu masalah, maka jaminan yang dititipkan akan dapat dipergunakan secepat mungkin (Supeno, 2017).

2.3.2 Analisis Kredit

Persetujuan kredit ditentukan dari hasil analisis kredit. Kredit yang disetujui merupakan kredit yang layak, telah sesuai dengan kebijakan dengan prosedur pemberian kredit, tidak menyimpang dari ketentuanketentuan limit kredit dan ketentuan pemerintah, telah dipertimbangkan mengenai keamanan kreditnya, dan diputus sesuai dengan kewenangan memutus kredit. Hal yang perlu diperhatikan dalam menganalisis kredit yaitu nasabah harus memenuhi prinsip 5C, 7P, dan 3R yaitu sebagai berikut(Firmansyah & fernos, 2019) Penilaian berdasarkan asas 5 C sebagai berikut:

- a. Character Adalah keadaan watak atau sifat dari nasabah baik dalam kehidupan pribadi maupun dalam lingkungan usaha. Kegunaan dari karakter ini adalah untuk mengetahui sampai sejauh mana iktikad atau kemauan nasabah untuk memenuhi kewajibannya sesuai dengan perjanjian yang telah ditetapkan. Sebagai alat untuk memperoleh gambaran tentang karakter dari calon nasabah tersebut, dapat ditempuh melalui upaya antara lain:
 1. Meneliti riwayat hidup calon nasabah.
 2. Meneliti reputasi calon nasabah dilingkungan usahanya.
 3. Meminta informasi dari bank lain.

4. Mencari informasi kepada asosiasi usaha dimana calon nasabah berada.
 5. Mencari informasi apakah calon nasabah suka berjudi dan berfoyafoya.
- b. Capital Adalah jumlah dana atau modal sendiri yang dimiliki oleh calon nasabah. Semakin besar modal sendiri dalam perusahaan, tentu semakin tinggi kesungguhan calon nasabah dalam menjalankan usahanya dan bank akan merasa lebih yakin dalam memberikan kredit.
 - c. Capacity Adalah kemampuan yang dimiliki calon nasabah dalam menjalankan usahanya guna memperoleh laba yang diharapkan. Apakah nasabah tersebut pernah mengalami permasalahan keuangan sebelumnya atau tidak, dimana prinsip ini menilai akan kemampuan membayar kredit nasabah terhadap bank.
 - d. Collateral Prinsip ini perlu diperhatikan bagi para nasabah ketika mereka tidak dapat memenuhi kewajibannya dalam mengembalikan pinjaman dari pihak bank. Jika hal demikian terjadi, maka sesuai dengan ketentuan yang ada, pihak bank bisa saja menyita aset yang telah dijanjikan sebelumnya sebagai sebuah jaminan.
 - e. Condition of Economi Prinsip ini dipengaruhi oleh faktor diluar dari pihak bank maupun nasabah. Kondisi perekonomian suatu daerah atau negara memang sangat berpengaruh kepada kedua belah pihak, dimana usaha yang dijalankan oleh nasabah sangat tergantung pada kondisi perekonomian baik mikro maupun makro, sedangkan pihak bank menghadapi permasalahan yang sama.

2.3.3 Kolektibilitas Kredit

Kolektibilitas kredit adalah penggolongan pinjaman berdasarkan keadaan pembayaran pokok atau angsuran pokok, badan bunga oleh nasabah serta tingkat kemungkinan diterimanya kembali dana yang masih ditanamkan dalam surat berharga atau penanaman lainnya (Mulyanto & Huda, 2020).

Ketentuan Bank Indonesia No. 31/147/KEP/DIR tanggal 12 November 1988, untuk melihat aktiva produktif bank dan seberapa jauh kredit bermasalah terdapat pada bank tersebut dinilai berdasarkan kolektibilitas kreditnya. Dengan melihat kolektibilitas kredit dapat dinilai kualitas kredit yang diberikan. Kolektibilitas

kredit berdasarkan ketentuan Bank Indonesia sebagai berikut(Widayati & Herman, 2019) :

1. Kredit lancar

Kredit lancar adalah kredit yang tidak mengalami penundaan pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunga.

2. Kredit dalam perhatian khusus

Kredit dalam perhatian khusus adalah kredit yang mempunyai tunggakan pokok atau bunga telah mengalami penundaan selama 1 s/d 90 hari.

3. Kredit kurang lancar

Kredit kurang lancar adalah kredit yang pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunganya telah mengalami penundaan selama 91 s/d 180 hari dari jangka waktu yang diperjanjikan.

4. Kredit diragukan

Kredit diragukan adalah kredit pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bunganya telah mengalami penundaan selama 181 s/d 270 hari atau dua kali jadwal yang telah diperjanjikan.

5. Kredit macet

Kredit macet adalah kredit yang pengembalian pokok pinjaman dan pembayaran bungannya telah mengalami penundaan lebih dari satu tahun sejak jatuh tempo menurut jadwal yang telah diperjanjikan.

2.3.4 Kredit Macet

Kredit macet atau kredit bermasalah merupakan suatu kondisi dimana pihak peminjam tidak mampu melunasi pinjaman kepada pihak yang memberi pinjaman sesuai waktu yang telah ditentukan (Galih. Surono, 2020).

Sebab-Sebab Terjadinya Kredit Bermasalah secara umum dalam pemberian kredit banyak menghadapi berbagai hambatan, yang terdiri dari hambatan intern dan ekstern yang mengakibatkan kredit bermasalah. Hambatan intern merupakan hambatan yang timbul dari pihak bank sebagai berikut :

1. Kurangnya pengecekan latar belakang calon nasabah.
2. Kurang tajam dalam menganalisis terhadap maksud dan tujuan penggunaan kredit dan sumber pembayaran kembali.

3. Kurang pemahaman terhadap kebutuhan keuangan yang sebenarnya dari calon nasabah dan manfaat kredit yang diberikan.
4. Kurang mahir dalam menganalisis laporan keuangan calon nasabah.
5. Kurang lengkap mencantumkan syarat – syarat.
6. Pemberian kelonggaran terlalu banyak.
7. Pejabat kredit mudah dipengaruhi, intimidasi atau dipaksa oleh calon nasabah.

Hambatan ektern merupakan hambatan yang timbul dari pihak nasabah yaitu :

1. Merosotnya perekonomian debitur
2. Terjadinya PHK mendadak di tempat kerja debitur
3. Penurunan onset usaha debitur
4. Usaha debitur mengalami kebangkrutan
5. Terjadinya konflik keluarga (Bercerai)

2.4 Data Mining

Menurut gartner group, data mining adalah suatu proses menemukan hubungan yang berarti, pola dan kecenderungan dengan memeriksa dan sekumpulan besar data yang tersimpan dalam penyimpanan dengan menggunakan teknik pengenalan pola seperti teknik statistic dan matematika (Sumiah & Mirantika, 2020). Dalam data mining pengelompokan data dapat juga dilakukan untuk mengetahui pola secara universal dari data yang tersedia agar dilakukan langkah tindak lanjut lainnya yang berguna sebagai pendukung kegiatan dan tujuan akhir tertentu”.

2.4.1 Pengelompokan Data Mining

Data mining dibagi menjadi beberapa kelompok berdasarkan tugas yang dapat dilakukan, yaitu :

a. Deskripsi

Terkadang peneliti dan analis secara sederhana ingin mencoba mencari cara untuk menggambarkan pola dan kecenderungan yang terdapat dalam data.

b. Estimasi

Estimasi hampir sama dengan klasifikasi, kecuali variable target. Estimasi lebih kearah numeric dari pada kearah kategori.

c. Prediksi

Prediksi hampir sama dengan klasifikasi dan estimasi, kecuali bahwa dalam prediksi nilai dari hasil akan ada dimasa datang.

d. Klasifikasi

Dalam klasifikasi terdapat target variable kategori, sebagai contoh penggolongan pendapatan dapat dipisahkan dalam tiga kategori, yaitu pendapatan tinggi, pendapatan sedang, dan pendapatan rendah.

e. Pengklusteran

Pengklusteran merupakan pengelompokan record, pengamatan atau memperhatikan dan membentuk kelas objek-objek yang memiliki kemiripan. Kluster adalah kumpulan record yang memiliki kemiripan satu dengan yang lainya dan memiliki ketidak miripan dengan record-record dalam cluster.

f. Asosiasi

Tugas asosiasi dalam data mining adalah menemukan atribut yang muncul dalam satu waktu. Dalam dunia bisnis lebih umum disebut analisis keranjang biasa.

Tahapan data mining dilakukan melalui pembentukan data warehouse karena hanya struktur data dari data warehouse yang dapat digunakan untuk data mining. Dengan melaksanakan ekstraksi, pembersihan dan transformasi (Extraction, Cleansing, Transformation) atas data transaksional yang disebut dengan data OnLine Transactional Processing (OLTP) ke OnLine Analytical Processing (OLAP) System untuk membuat sebuah data warehouse maka akan didapat suatu kumpulan data yang luas dan besar serta bersifat statis dan historis yang berasal dari data-data transaksi OLTP selama perusahaan menjalankan bisnisnya. (Sumiah & Mirantika, 2020):

2.5 Klasifikasi

Klasifikasi merupakan salah satu pekerjaan dalam data mining untuk meramalkan suatu keadaan dimasa mendatang melalui pengujian keadaan dimasa lalu dengan serangkaian proses atau analisis untuk perhitungan jarak kedekatan keadaan tersebut(Kasus, Bpr, Ganda, & Sinaga, 2018).

Klasifikasi merupakan proses untuk menempatkan suatu objek ke dalam suatu kategori/kelas yang sudah didefinisikan sebelumnya berdasarkan model tertentu. Secara umum, proses klasifikasi dimulai dengan diberikannya sejumlah data yang menjadi acuan untuk membuat aturan klasifikasi data. Data-data ini biasa disebut dengan training sets. Dari training sets tersebut kemudian dibuat suatu model untuk mengklasifikasikan data (Amborowati & Marco, 2015).

Model tersebut kemudian digunakan sebagai acuan untuk mengklasifikasikan data-data yang belum diketahui kelasnya yang biasa disebut dengan data test set. Dalam proses klasifikasi terdapat dua tahap yang harus dilewati yaitu tahap learning dan testing. Pada tahap learning sebagian data yang telah diketahui kelas datanya (data training) digunakan untuk membentuk model perkiraan.

2.6 Algoritma K-Medoid

Algoritma ini biasa juga dikenal dengan algoritma PAM (Partitioning Around Medoid) yang dikembangkan oleh Leonard Kaufman dan Peter J. Rousseeuw. Algoritma K-Medoid merupakan algoritma klustering yang lebih kuat dari pada algoritma K-means. Algoritma K-Medoids memiliki kelebihan untuk mengatasi kelemahan pada algoritma K-Means yang sensitive terhadap noise dan outlier, dimana objek dengan nilai yang besar yang memungkinkan menyimpang pada distribusi data. Kelebihan lainnya yaitu hasil proses clustering tidak bergantung pada urutan masuk dataset (Dyang, dkk., 2017). Algoritma K-Medoid merupakan algoritma yang populer karena prosesnya yang mudah dan sederhana (Yu dkk., 2018) Proses algoritma K-Medoids:

- a. Inisialisasi pusat cluster sebanyak k (jumlah cluster)
- b. Dalam penelitian ini penulis menggunakan 2 cluster yaitu: (C1) dan (C2)
- c. Alokasikan setiap data (objek) ke cluster terdekat menggunakan persamaan ukuran jarak Euclidian Distance dengan persamaan:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.1)$$

- d. Pilih secara acak objek pada masing-masing cluster sebagai kandidat medoid baru.
- e. Hitung jarak setiap objek yang berada pada masing-masing cluster dengan kandidat medoid baru.

- f. Hitung total simpangan (S) dengan menghitung nilai total distance baru – total distance lama. Jika $S < 0$, maka tukar objek dengan data cluster untuk membentuk sekumpulan k objek baru sebagai medoid.
- g. Ulangi langkah 3 sampai 5 hingga tidak terjadi perubahan medoid, sehingga didapatkan cluster beserta anggota cluster masing-masing.

2.7 Probabilistic Neural Network (PNN)

Keuntungan yang didapatkan dari penerapan PNN adalah pelatihan yang bersifat mudah dan seketika. Bobotnya tidak terlatih tetapi di tugaskan sehingga tidak akan berganti dan hanya vektor baru yang dimasukkan ke dalam matriks bobot ketika pelatihan (Qurahman et al., 2019).

PNN merupakan suatu metode JST yang menggunakan prinsip dari teori statistik yaitu Bayesian Classification untuk menggantikan prinsip heuristik yang digunakan oleh algoritma back propagation. Proses yang dilakukan oleh PNN dapat berlangsung lebih cepat bila dibandingkan dengan JST back propagation. Hal ini dikarenakan PNN hanya membutuhkan satu kali iterasi pelatihan bila dibandingkan dengan JST back propagation yang membutuhkan beberapa kali iterasi pelatihan. Selain itu, PNN tidak membutuhkan set data yang besar dalam tahap pembelajarannya, serta memiliki kelebihan dapat mengatasi permasalahan yang ada pada JST back propagation yaitu dapat mengatasi waktu pelatihan yang lama dan terjebak pada global minimum. Namun, PNN memiliki masalah pada penentuan parameter smoothing yang biasanya digunakan dengan cara trial and error atau user defined (Destiana, Nasution, & Wahyuningsih, 2019).

Struktur PNN terdiri atas empat lapisan yaitu input layer, pattern layer, summation layer, dan decision layer (Yasin & Ispriyansti, 2017).

1. Lapisan Input (Input layer)

Lapisan ini merupakan objek yang terdiri atas nilai ciri yang akan diklasifikasikan pada r kelas.

2. Lapisan pola (pattern layer)

Pattern layer menggunakan satu node untuk setiap data pelatihan yang digunakan. Setiap node pola merupakan vektor jarak dari vektor input dengan vektor bobot V_{ij} yang dikalikan dengan bobot bias. Pada pattern

layer inilah data input akan diolah oleh fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang digunakan adalah fungsi aktivasi berbasis radial, yaitu dengan rumus:

$$radbas = (n) = \exp(-n^2), \text{ dengan } n = \text{neuron.} \quad (2.2)$$

3. Lapisan penjumlahan (summation layer) Summation layer menerima masukan dari setiap node pattern layer yang terkait dengan kelas yang ada. Summation layer merupakan hasil penjumlahan dari pattern layer setiap kelasnya.
4. Lapisan keluaran/keputusan (output layer) Menentukan kelas dari input yang diberikan. Input x akan masuk kelas 1 jika nilai peluang masuk ke kelas 1 $\{f1(x)\}$ paling besar dibandingkan peluang masuk ke kelas lainnya.

2.8 K-Nearest Neighbor (KNN)

K-Nearest Neighbor termasuk kelompok instance-based learning. Algoritma ini juga merupakan salah satu teknik lazy learning. kNN dilakukan dengan mencari kelompok k objek dalam data training yang paling dekat (mirip) dengan objek pada data baru atau data testing. Algoritma k-NN bekerja berdasarkan jarak terpendek dari query instance ke training data untuk menentukan k-NN-nya. Salah satu cara untuk menghitung jarak dekat atau jauhnya tetangga menggunakan metode euclidian distance seperti pada rumus (2.1) (Zulfami, 2017).

$$d_y = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2.1)$$

Keterangan :

x_{ik} = nilai X pada training data

x_{jk} = nilai X pada testing data

n = batas jumlah banyaknya data

Algoritma K- Nearest Neighbor (K-NN) merupakan algoritma yang melakukan klasifikasi berdasarkan kedekatan lokasi (jarak) suatu data dengan data yang lain. Nearest Neighbor adalah suatu pendekatan untuk menghitung kedekatan antara kasus baru dengan kasus lama, yaitu berdasarkan pada pencocokan bobot dari sejumlah fitur yang ada (Alfani, 2019). Rumus untuk melakukan penghitungan kedekatan antara kedua dua kasus adalah sebagai berikut :

$$Similarity(T.S) = \frac{\sum_{i=1}^n f(T_i, S_i) * W_i}{W_i} \quad (2.3)$$

Dimana:

T : kasus baru

S : kasus dalam penyimpanan

N : jumlah atribut tiap kasus

i : atribut individu 1 s/d n

f : fungsi kesamaan atribut i antara kasus T & S

w : bobot pada atribut yang ke i

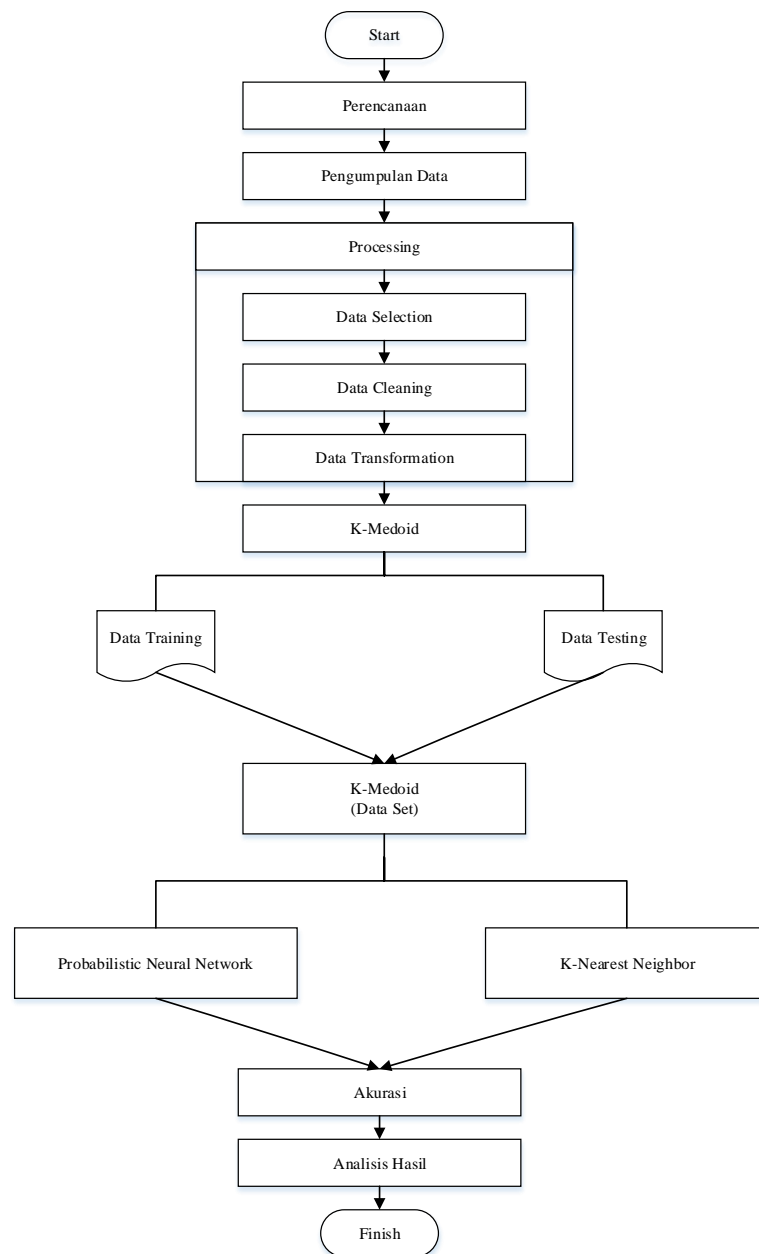
Adapun urutan Algoritma KNN sebagai berikut :

- a. Menentukan parameter K (jumlah tetangga paling dekat)
- b. Menghitung kuadrat jarak euclidian (euclidean distance) masing-masing obyek terhadap data sampel yang diberikan
$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (2.4)$$
- c. Mengurutkan objek-objek tersebut ke dalam kelompok yang mempunyai jarak euclid terkecil
- d. Mengumpulkan kategori Y (klasifikasi nearest neighbor)
- e. Dengan menggunakan kategori mayoritas, maka dapat diprediksikan nilai query instance yang telah dihitung.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

Berikut merupakan metodologi penelitian yang dilakukan dalam penyusunan Tugas Akhir ini. Adapun langkah-langkah yang akan dilakukan dalam Tugas Akhir ini dapat dilihat pada Gambar 3.1



Gambar 3.1 Metodologi Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian yang diharapkan, maka penelitian harus memerlukan tahapan-tahapan yang tersusun dengan baik dan mencapai tujuan dan hasil akhir penelitian, serta sebagai acuan dalam menyusun laporan penelitian. Berikut merupakan penjelasan dari metodologi penelitian :

3.1 Tahap Perencanaan

Tahapan Perencanaan harus ditentukan saat akan melakukan penelitian, data yang direncanakan yaitu:

1. Penentuan Tujuan

Adapun fungsi dari menentukan tujuan yaitu memperjelas kerangka yang menjadi sasaran dalam penelitian ini. Tujuan dari penelitian ini adalah melakukan klasifikasi terhadap kelayakan nasabah dalam membayar kredit bank menggunakan metode *Probabilistic Neural Network* dan *K-Nearest Neighbor* untuk menentukan nasabah yang tergolong status pembayarannya lancar, kurang lancar, diragukan, dan macet.

2. Penentuan Masalah

Bank Pekreditan Rakyat (BPR) dalam memberikan persetujuan peminjaman uang kepada nasabahnya pastinya harus memenuhi persyaratan dan berbagai pertimbangan yang ada. Akan tetapi melalui pertimbangan dengan kriteria seleksi yang sudah ditentukan bank masih saja terjadi kredit macet seperti yang terjadi pada PT. BPR Anugerah Bintang Sejahtera Pekanbaru dan PT.BPR Fianka Rezalina Fatma. Hal ini disebabkan oleh masih lemahnya kemampuan pihak Bank dalam menganalisis permohonan kredit. Untuk itu diperlukanlah Algoritma yang mampu menentukan kolektibilitas nasabah dalam membayar kredit dengan menggunakan parameter yang sudah ditentukan penulis.

3.2 Tahap Pengumpulan Data

Tahap ini merupakan tahap yang dilakukan setelah tahap perencanaan maka pengumpulan data-data dapat dilakukan. Tahapan ini membahas mengenai proses dalam pengumpulan data, baik data primer maupun data sekunder. Adapun tahapannya sebagai berikut:

1. Observasi

Melakukan pengumpulan data dengan observasi secara langsung atau dengan pengamatan langsung merupakan cara pengumpulan data dengan panca indra langsung tanpa menggunakan alat bantu lainnya dan hal ini lumayan mendukung proses penelitian. Kegiatan observasi yang dilakukan langsung oleh peneliti di PT. BPR Fianka Rezalina Fatma, mendapatkan hasil berupa data yang akan digunakan pada penelitian, yaitu data Nominatif Kredit.

2. Wawancara

Melakukan wawancara merupakan teknik pengumpulan data yang sangat baik, yaitu dengan cara bertanya secara langsung kepada admin kredit PT. BPR Fianka Rezalina Fatma. Adapun pertanyaan yang diberikan adalah berdasarkan fakta yang terjadi di PT. BPR Fianka Rezalina Fatma.

3. Data Sekunder

Data sekunder yang diperoleh yaitu dari PT. BPR Fianka Rezalina Fatma yaitu data Nominatif Kredit pada tahun 2017-2019 yang berjumlah 653 *record* data.

3.3 Tahap Preprocessing Data

Pada tahap ini merupakan lanjutan dari proses pengumpulan data sebagai tahap penting dari penulisan laporan penelitian ini. Hasil dari pengolahan data akan diambil kesimpulan dari analisis permasalahan yang ada.

1. Data Selection

Pada tahap ini dilakukan proses penentuan data penelitian, setelah itu dilakukan penentuan atribut yang terdapat pada data Nominatif Kredit yang akan digunakan pada penelitian. Atribut yang digunakan yaitu terdiri dari 9 atribut dengan jumlah data 653 *record*.

2. Data Cleaning

Pada tahapan ini dilakukan pembersihkan data dengan melengkapi data, menghapus data duplikat, data kosong yang menghasilkan noise. Dalam

penelitian ini dilakukan pembersihan data Nominatif Kredit yang mengalami kerusakan, tidak bernilai, dan tidak dibutuhkan dalam proses klasifikasi. Sehingga dari 653 *record* data nominatif kredit didapatkan hasil akhir dengan jumlah 403 *record* data yang terpilih.

3. Transformation Data

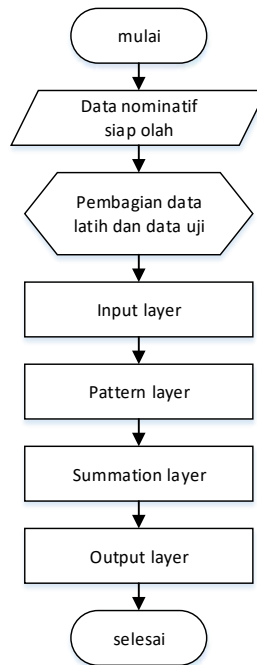
Setelah tahap cleaning dilakukan tahap selanjutnya yaitu transformasi data, transformasi data yaitu melakukan proses normalisasi data yang merupakan salah satu dari beberapa teknik dalam data transformasi. Tujuannya adalah untuk menghasilkan nilai keseimbangan antara nilai yang rendah dengan nilai yang tinggi, dengan cara mencari data awal, data maksimum dan minimum.

3.4 Tahap Pembagian Data Latih dan Data Uji

Pada penelitian ini data yang telah menempuh tahap preprocessing kemudian dibagi menjadi data training dan data testing. Data training digunakan untuk melatih algoritma, sedangkan data testing dipakai untuk mengetahui performa algoritma yang sudah dilatih sebelumnya ketika menemukan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pada penelitian ini data akan dibagi menggunakan teknik pembagian data menggunakan K-Medoids.

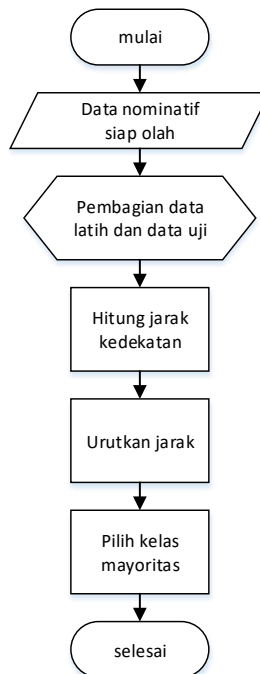
3.5 Tahap Klasifikasi

Setelah dilakukannya semua proses pada tahap pengolahan data, langkah selanjutnya adalah tahap analisa dan hasil. Pada tahap ini akan dilakukan proses klasifikasi data dengan membandingkan algoritma Probabilistic Neural Network dan K-Nearest Neighbor. Berikut ini merupakan diagram proses dari algoritma Probabilistic Neural Network dapat di lihat pada Gambar 3.2 :



Gambar 3.2 Flowchart Algoritma Probabilistic Neural Network

Adapun alur diagram pada proses algoritma K-Nearest Neighbor terdapat pada gambar 3.3:



Gambar 3.2 Flowchart Algoritma K-Nearest Neighbor

3.6 Tahap Hasil dan Analisis

Setelah semua tahap pengolahan data dilakukan tahap selanjutnya adalah tahap hasil dan analisis. Pada tahap ini semua kegiatan yang telah dilakukan

sebelumnya akan di analisa. Hasil dari masing-masing klasifikasi akan mendapatkan hasil akhir berdasarkan algoritma yang digunakan.

1. Evaluasi dengan *Confusion matrix*

- a) Analisa klasifikasi menggunakan algoritma PNN

Hasil dari klasifikasi yang di dapat menggunakan algoritma PNN pada pengolahan data sebelumnya akan di evaluasi lebih lanjut menggunakan confusion matrix untuk menentukan nilai akurasi.

- b) Analisa klasifikasi menggunakan algoritma KNN

Hasil dari klasifikasi yang di dapat menggunakan algoritma PNN pada pengolahan data sebelumnya akan di evaluasi lebih lanjut menggunakan confusion matrix untuk menentukan nilai akurasi.

2. Perbandingan Algoritma

Hasil dari klasifikasi yang di dapat pada pengolahan data sebelumnya akan di evaluasi lebih lanjut menggunakan confusion matrix untuk menentukan nilai akurasi, presisi dan recall pada masing-masing percobaan dengan menentukan nilai True Positive, True Negative, False Positive dan False Negative. Perbandingan algoritma dilakukan dengan melihat hasil dari confusion matrix setiap algoritma PNN dan KNN.

3. Analisa Akhir

Pada tahap analisis akhir dilakukan analisa terhadap semua proses penelitian yang telah dilakukan, dengan cara mengidentifikasi teknik terbaik pada algoritma klasifikasi, serta melakukan perbandingan algoritma klasifikasi PNN dan KNN.

3.7 Tahap Dokumentasi

Tahap akhir merupakan tahap dokumentasi serta menjadi bukti telah dilakukan penelitian, pada tahap ini akan dilakukan dokumentasi semua kegiatan yang dilakukan. Mulai dari perencanaan penelitian, penulisan pendahuluan, landasan teori, pengumpulan data, hasil penelitian, serta dokumentasi analisa dan hasil. Hasil akhir dari tahap dokumentasi adalah laporan Tugas Akhir.

BAB IV

JANGKAAN HASIL

4.1 Pengumpulan Data

Pada penelitian ini data yang di gunakan yaitu data nominatif kredit yang didapatkan pada PT.BPR Fianka Reazalina Fatma. Pada jangkauan hasil data yang digunakan sebanyak 25 record data dan memiliki sebanyak 21 atribut sebagai data sampel. Berikut data awal yang digunakan pada jangkauan hasil terdapat pada Tabel 4.1 berikut :

Tabel 4.1 Data Awal

NO	NO.REK	NAMA DEBITUR	DROP	JKW	J.TEMPO	RATE	...	Cif
1	1400100000079	XXXXXXXXX	18/03/19	111	18/06/28	18,00	...	ASE00100
2	1400100000100	XXXXXXXXX	18/07/16	72	18/07/22	18,00	...	MUH01800
3	1400100000104	XXXXXXXXX	16/01/15	60	16/01/20	24,00	...	MIR00600
4	1400100000109	XXXXXXXXX	09/11/16	60	09/11/21	18,00	...	GOR00100
5	1400100000125	XXXXXXXXX	20/07/18	120	20/07/28	20,60	...	MUG00100
6	1400100000131	XXXXXXXXX	19/01/17	120	19/01/27	18,00	...	JUS00600
7	1400100000217	XXXXXXXXX	21/03/19	38	21/05/22	18,00	...	IPO00100
8	1400202000420	XXXXXXXXX	08/01/19	38	08/03/22	18,00	...	JUL01902
9	1400302001559	XXXXXXXXX	22/03/19	24	22/03/21	17,00	...	SUK01500
10	1400100000147	XXXXXXXXX	15/10/18	60	15/10/23	18,00	...	NUR07400
...
25	1400200001037	XXXXXXXXX	05/09/18	36	05/09/21	18,00	...	DED00900

Berikut adalah penejelasan atribut nominatif nasabah yang digunakan pada penelitian ini :

1. Drop

Drop merupakan hitungan waktu untuk awal peminjaman kredit dari nasabah atau waktu akad kredit antara pihak bank dengan nasabah.

2. Jangka waktu

Jangka Waktu awalnya ditentukan oleh nasabah, akan tetapi kembali ditentukan oleh bank sesuai dengan hasil analisa keuangan.

3. Jatuh Tempo

Batas akhir pembayaran kredit atau batas waktu pembayaran angsuran kredit. Jika lewat tanggal jatuh tempo maka akan dikenakan biaya denda.

4. Rate

Rate merupakan bunga yang sudah ditentukan oleh bank untuk debitur sesuai dengan ketentuan bank.

5. Plafon

Plafon atau pinjaman pokok sebenarnya ditentukan oleh nasabah ketika mengisi formulir pengajuan kredit. Akan tetapi tetap dilakukan oleh analisa dari bank dengan mempertimbangkan berbagai resiko kedepannya. Plafon dapat diberikan sesuai keinginan nasabah jika terdapat jaminan yang memiliki nilai lebih besar daripada plafon.

6. Baki Debit

Sisa pokok hutang yang harus dibayar nasabah kepada bank tanpa adanya tambahan bunga.

7. Coll

Kolektibilitas nasabah yang ditentukan berdasarkan tunggakan pokok dan tunggakan bunga kredit. Kolektibilitas digunakan untuk mengetahui kelancaran nasabah dalam membayar kredit dan juga debitur dengan kredit yang bermasalah. Pada PT.BPR Fianka Rezalina Fatma terdapat 4 kolektibilitas yaitu (a) Lancar, (b) Kurang Lancar, (c) Diragukan, dan (d) Macet.

8. CL

Kolektibilitas Lalu adalah kategori kolektibilitas yang didapat pada bulan sebelumnya.

9. Gol

BI Golongan Penjamin menjadi pihak ketiga dengan kode 875 yaitu perusahaan asuransi dan dana pensiun sebagai lembaga keuangan Non Bank.

10. Sek

Sektor ekonomi debitur atau jenis usahanya selaku nasabah yang membayar kredit kepada bank.

11. Tunggakan Pokok

No. Rek : 1400100000079

Jangka Waktu : 111

Rate : 18%

Plafon : 85.000.000

Baki Dabet : 84.268.774

Angsuran pokok dapat ditentukan nilainya menggunakan rumus di bawah ini:

$$\begin{aligned}\text{Angsuran Pokok} &= \frac{\text{Plafon}}{\text{Jkw}} \\ &= \frac{\text{Rp.85.000.000}}{111} \\ &= \text{Rp. 765.765}\end{aligned}$$

12. Tunggakan Bunga

Tunggakan dan angsuran pokok kredit telah jatuh tempo, ketika kolektibilitas sudah tergolong maka atribut tunggakan pokok.

$$\begin{aligned}\text{Angsuran Bunga} &= \frac{\text{Plafon} \times \text{Rate}}{\text{Jkw}} \\ &= \frac{\text{Rp.85.000.000} \times 18\%}{111} \\ &= \text{Rp 137.837}\end{aligned}$$

Perhitungan diatas merupakan angsuran pokok dan angsuran bunga yang harus dibayar nasabah ke bank. Akan tetapi, tunggakan pokok dan tunggakan bunga di data itu adalah tunggakan keseluruhan seperti hitungan bulan tunggakannya. Pada data nominatif nasabah terdapat atribut tunggakan pokok yang kosong dan tunggakan bunga yang terisi atau sebaliknya. Hal ini dikarenakan terdapat beberapa nasabah yang mengalami kesulitan dalam

membayar angsuran pokok dan angsuran bunga maka nasabah bisa membayar salah satu angsuran atau dapat membayarnya sebisanya saja.

13. Bunga Acrual

Pendapatan bunga yang diterima oleh bank yang telah diakui bank, tetapi belum jatuh tempo pembayarannya. Perlu diketahui bahwa pencatatan bunga akrual hanya dilakukan terhadap nasabah dengan kolektibilitas lancar karena angsuran kredit yang dibayar sebelum jatuh tempo. Adapun cara menghitung bunga akrual dapat menggunakan persamaan di bawah ini.

$$\begin{aligned} \text{Tanggal Pelaporan} & : 19 \\ \text{Tanggal Pencairan} & : 20 \\ \text{Jumlah Akural} & = \frac{\text{TglPelaporan}}{\text{TglPencairan}} \\ & = \frac{\text{Rp.85.000.000} \times 18\%}{111} \\ & = \text{Rp 137.837} \end{aligned}$$

Jika tanggal pencairan sama dengan atau lebih besar dari tanggal pelaporan maka bunga akrualnya adalah 0 sebelum ditambahkan dengan tunggakan bunga kredit.

$$\begin{aligned} \text{Jumlah akural} & = \frac{\text{HariAkural}}{\text{HariPe;aporan}} \times \text{Bgn. kredit perbulan} + T. Bunga \\ & = \frac{18}{20} \times \text{Rp. 137.837} + \text{Rp. 62.165.817} \\ & = \text{Rp.62.289.870} \end{aligned}$$

4.2 Pre-processing

Tahap *pre-processing* atau praproses data merupakan proses untuk mempersiapkan data awal sebelum dilakuka proses pengolahan. Pada tahap ini melakukan eliminasi terhadap data yang tidak sesuai atau mengubah data menjadi bentuk yang lebih mudah untuk menghilangkan atribut-atribut yang tidak penting serta *record* data yang *noise* besar.

4.2.1 Data Selection

Pengumpulan data merupakan tahapan untuk mendapatkan data yang akan digunakan dalam penelitian setelah tahap perencanaan. Adapun pengumpulan data

untuk penelitian ini diperoleh langsung dari PT. Bank Perkreditan Rakyat (BPR) Fianka Rezalina Fatma. Adapun atribut yang digunakan sebagai masukan adalah :

1. Jangka Waktu

Jangka Waktu merupakan lamanya proses pembayaran kredit yang ditentukan oleh pihak bank.

2. *Rate*

Rate menjadi patokan bunga terhadap jumlah pinjaman pokok awal yang harus dibayar nasabah kepada bank bersangkutan.

3. *Plafon*

Plafon merupakan pinjaman awal debitur yang belum ditambah dengan bunga.

4. Baki Debit

Sisa pokok dari *plafon* disebut sebagai baki debit karena merupakan sisa hutang nasabah yang harus dibayarkan terhadap bank yang sebelumnya sudah diangsur kredit pinjaman pokoknya.

5. Lokasi

Terdapat beberapa lokasi yang menjadi tujuan pelayan PT.BPR Fianka Rezalina Fatma yaitu (a) Pekanbaru, (b) Kampar, (c) Ujung Batu, (d) Taluk Kuantan.

6. Tunggakan Pokok

Tunggakan dan Pokok Kredit tanpa angsuran yang telah jatuh tempo.

7. Tunggakan Bunga

Tunggakan dari bunga kredit atau balas jasa lainnya baik kredit angsuran maupun tanpa angsuran yang telah jatuh tempo.

Seluruh variabel diatas sebagai atribut yang tersedia dan dipilih sebagai masukan yang mempengaruhi hasil penentuan kolektibilitas kredit debitur. Atribut kolektibilitas juga digunakan sebagai kelas target untuk klasifikasi status pembayaran kredit nasabah.

4.2.2 Data Cleaning

Cleaning atau pembersih data digunakan untuk membuang data yang memiliki *noise*. Data *noise* juga diartikan sebagai kekosongan pada beberapa atribut atau secara keseluruhan. Pada umumnya data yang diperoleh baik dari *database* memiliki isian-isian yang tidak sempurna seperti data yang hilang, data yang tidak valid atau juga hanya sekedar salah ketik. Sebaiknya data-data yang tidak relevan itu dibuang. Sementara itu, *tools Microsoft Excel* digunakan untuk melakukan pendektesian data *noise*. Tahap ini diperlukan untuk membersihkan data-data yang tidak relevan dan dapat mengurangi mutu atau akurasi dari hasil *data mining*.

Pada data awal diatas memiliki 25 record data dan memiliki 21 atribut. Dari proses pemebersihan data didapatkan 20 record dengan 10 atribut terpilih. Penghilangan data ini sangat baik dilakukan karena dapat memengaruhi hasil normalisasi data dan juga dapat mempengaruhi akurasi dari penerapan algoritma. Hasil pembersih data dapat dilihat Tabel 4.2

Tabel 4.2 Hasil Pemberisihan Data

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	LK
1	1400100000079	111	18	85.000.000	84.268.774	390.755	...	1
2	1400100000100	72	18	16.000.000	7.559.491	222.222	...	1
3	1400100000104	60	24	55.000.000	9.096.856	1.709.820	...	1
4	1400100000109	60	18	90.000.000	40.500.000	1.500.000	...	2
5	1400100000125	120	21	30.250.000	27.225.004	504.166	...	2
6	1400100000131	120	18	36.000.000	26.699.120	299.120	...	1
7	1400100000217	38	18	39.455.000	41.239.000	5.100.134	...	2
8	1400202000420	38	18	136.118.819	132.724.116	10.319.127	...	2
9	1400302001559	24	17	14.929.920	14.058.013	1.946.860	...	1
10	1402000082136	60	18	20.833.336	9.721.398	1.388.054	...	2
...
20	1401102000008	12	36	5.000.000	3.702.562	3.702.562	...	1

Berdasarkan Tabel 4.2 setelah dilakukan pembersihan data, maka didapatkanlah data berjumlah 20 *record*.

4.2.3 Data Transformation

Langkah selanjutnya melakukan proses normalisasi data yang merupakan salah satu dari beberapa teknik dalam data transformasi. Tujuannya adalah untuk menghasilkan nilai keseimbangan antara nilai yang rendah dengan nilai yang tinggi, dengan cara mencari data awal, data maksimum dan minimum. Adapun hasil normalisasi menggunakan *Microsoft Excel* dapat dilihat pada Tabel 4.3.

Tabel 4.3 Normalisasi Data

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	Col
1	1400100000079	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	1
2	1400100000100	0,5789	0,0769	0,0422	0,0183	0,0000	...	1
3	1400100000104	0,4737	0,3846	0,1737	0,0236	0,1072	...	1
4	1400100000109	0,4737	0,0769	0,2917	0,1308	0,0921	...	1
5	1400100000125	1,0000	0,2103	0,0902	0,0854	0,0203	...	1
6	1400100000131	1,0000	0,0769	0,1096	0,0836	0,0055	...	1
7	1400100000217	0,2807	0,0769	0,1213	0,1333	0,3515	...	2
8	1400202000420	0,2807	0,0769	0,4473	0,4456	0,7275	...	2
	1400302001559	0,1579	0,0256	0,0385	0,0405	0,1243	...	2
10	1402000082136	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	2
...
20	1401102000008	0,0526	1,0000	0,0051	0,0051	0,2508	...	4

4.3 Analisis Kelas Data Penelitian

Pada klasifikasi atribut kelas yang digunakan untuk menentukan hasil klasifikasi *output* prediksi. Atribut yang dijadikan predictor dalam penelitian ini adalah status angsuran kredit. Data nominatif yang telah didapatkan memiliki empat kelas dengan keentuan yang telah ditetapkan oleh PT.BPR Fianka Rezalina Fatma. Ketentuan dapat dilihat pada Tabel 4.4.

Tabel 4.4 Klasifikasi data *output* untuk klasifikasi

<i>Collectability</i>	<i>Klasifikasi</i>
1	Lancar
2	K.Lancar
3	Diragukan
4	Macet

Keseluruhan data atribut status yang didapatkan pada data nominatif kredit diklasifikasikan menjadi empat kelas, yaitu:

1. Col 1 adalah *output* untuk status nasabah yang dianggap Lancar dalam membayar angsuran kredit.
2. Col 2 adalah *output* untuk status nasabah yang dianggap Kurang Lancar dalam membayar angsuran kredit.
3. Col 3 adalah *output* untuk status nasabah yang dianggap Diragukan dalam membayar angsuran kredit.
4. Col 4 adalah *output* untuk status nasabah yang dianggap Macet dalam membayar angsuran kredit.

Setelah data nominatif nasabah diklasifikasikan sesuai ketentuan diatas, maka data siap untuk diolah. Adapun data yang siap diolah dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Data Siap Olah

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	Kelas
1	1400100000079	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	Lancar
2	1400100000100	0,5789	0,0769	0,0422	0,0183	0,0000	...	Lancar
3	1400100000104	0,4737	0,3846	0,1737	0,0236	0,1072	...	Lancar
4	1400100000109	0,4737	0,0769	0,2917	0,1308	0,0921	...	Lancar
5	1400100000125	1,0000	0,2103	0,0902	0,0854	0,0203	...	Lancar
6	1400100000131	1,0000	0,0769	0,1096	0,0836	0,0055	...	Lancar
7	1400100000217	0,2807	0,0769	0,1213	0,1333	0,3515	...	K.Lancar
8	1400202000420	0,2807	0,0769	0,4473	0,4456	0,7275	...	K.Lancar
9	1400302001559	0,1579	0,0256	0,0385	0,0405	0,1243	...	K.Lancar
10	1402000082136	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	K.Lancar
...
20	1401102000008	0,0526	1,0000	0,0051	0,0051	0,2508	...	Macet

4.4 Pembagian Data Training dan Testing

Setelah menyelesaikan Normalisasi, langkah selanjutnya ialah menentukan data *training* dan data *testing*. Untuk pembagian data training dan testing yaitu menggunakan algoritma *K-Medoids*. Berikut proses algoritma *K-Medoids*:

1. Inisialisasi pusat cluster sebanyak k (jumlah *cluster*). Dalam hal ini penulis akan menggunakan 3 Medoid, yang artinya nilai k=3.

- Pilih secara acak objek pada masing-masing cluster. Adapun Medoid awal yang diambil adalah pada Tabel 4.7 dibawah:

Tabel 4.6 Medoid Awal

CENTROID	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	LK
C1	1400100000217	0,2807	0,0769	0,1213	0,1333	1,0000
C2	1400302001559	0,1579	0,0256	0,0385	0,0405	0,0000
C3	1400200001041	0,4737	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000

- Cari semua poin yang paling dekat dengan medoid dengan cara menghitung jarak menggunakan rumus Euclidean. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Tabel 4.7 dibawah :

Tabel 4.7 Jarak *Euclidean*

No	NO.REK	Cost 1	Cost 2	Cost 3
1	1400100000079	0,5015	1,0221	2,1947
2	1400100000100	1,1187	2,0111	2,7959
3	1400100000104	2,0619	3,0074	3,5801
4	1400100000109	3,0416	4,0056	4,4516
5	1400100000125	4,0313	5,0045	5,3681
6	1400100000131	5,0251	6,0037	6,3101
7	1400100000217	6,0209	7,0032	7,2675
8	1400202000420	7,0179	8,0028	8,2351
9	1400302001559	8,0157	9,0025	9,2096
10	1402000082136	9,0140	10,0022	10,1891
11	1402000082166	10,0126	11,0020	11,1721
12	1403702008280	11,0114	12,0019	12,1580

- Setelah menghitung cost, kemudian tentukan jarak yang paling dekat dengan medoid. Kedekatan data dengan medoid dapat dilihat pada Tabel 4.8 dibawah:

Tabel 4.8 Cluster Terdekat

Cost 1	Cost 2	Cost 3	Jarak	Cluster
1,5405	1,2918	1,4857	1,2918	2
1,1148	0,4431	1,8683	0,4431	2
1,1028	0,4977	1,7810	0,4977	2
0,3747	1,0843	1,9107	0,3747	1
0,8098	1,3262	2,1244	0,8098	1
1,2840	0,8561	1,8663	0,8561	2

Tabel 4.8 Cluster Terdekat (lanjutan...)

Cost 1	Cost 2	Cost 3	Jarak	Cluster
0,0000	1,0448	1,8556	0,0000	1
0,6152	1,3353	1,4090	0,6152	1
1,0448	0,0000	1,8105	0,0000	2
0,3636	1,0510	2,0625	0,3636	1
...
1,3973	0,9894	2,0746	0,9894	2
Total :			12,7512	

5. Langkah selanjutnya adalah memilih objek non medoid atau memilih medoid baru dan diulangi langkah ke-2 hingga mendapatkan total kedekatan data dengan medoid baru. Adapun medoid baru yang dilakukan pada data percobaan dapat dilihat pada tabel 4. 9 dibawah:

Tabel 4.9 Medoid baru

CENTROID	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	LK
C1	1400100000079	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0000
C2	1400100000109	0,4737	0,0769	0,2917	0,1308	1,0000
C3	1401100000007	0,0000	1,0000	0,0051	0,0069	0,0000

Sedangkan hasil dari perhitungan jarak vector cost antar data dengan medoid pada data percobaan data dilihat pada Tabel 4.10 dibawah ini:

Tabel 4.10 Jarak Cluster Medoid Baru

Cost 1	Cost 2	Cost 3	Jarak	Cluster
0,0000	1,4786	1,7041	0,0000	2
1,1135	1,0464	1,1280	1,0464	2
1,1706	1,0586	0,8154	0,8154	2
1,4786	0,0000	1,4876	0,0000	1
1,4367	0,5853	1,6460	0,5853	1
1,0271	1,1489	1,3961	1,0271	2
1,5405	0,3747	1,4046	0,3747	1
1,5774	0,7965	1,6086	0,7965	1
1,2918	1,0843	1,0019	1,0019	2
1,5123	0,2561	1,4566	0,2561	1
...
1,6689	1,4672	0,0651	0,0651	1
Total :			15,8300	

Tabel 4.11 Selisih nilai Cost

percobaan	nilai cost
1	12,7512
2	15,8300
selisih kedekatan	3,0788

Jika simpangan yang dihasilkan kecil dari 0 maka ulangi langkah kedua dan cari medoid baru lagi sampai mendapatkan selisih cost antara medoid lama dan medoid baru lebih dari 0, pada kasus ini $S > 0$ maka proses clustering berhenti pada tahap ini dan hasil cluster dari percobaan pertama.

Berikut adalah hasil akhir dengan menggunakan data sampel. Dapat dilihat pada Tabel 4.12 dibawah:

Tabel 4.12 hasil Akhir Medoid

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	Cluster
1	1400100000079	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	2
2	1400100000100	0,5789	0,0769	0,0422	0,0183	0,0000	...	2
3	1400100000104	0,4737	0,3846	0,1737	0,0236	0,1072	...	2
4	1400100000109	0,4737	0,0769	0,2917	0,1308	0,0921	...	1
5	1400100000125	1,0000	0,2103	0,0902	0,0854	0,0203	...	1
6	1400100000131	1,0000	0,0769	0,1096	0,0836	0,0055	...	2
7	1400100000217	0,2807	0,0769	0,1213	0,1333	0,3515	...	1
8	1400202000420	0,2807	0,0769	0,4473	0,4456	0,7275	...	1
9	1400302001559	0,1579	0,0256	0,0385	0,0405	0,1243	...	2
10	1402000082136	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	1
...
20	1401102000008	0,0526	1,0000	0,0051	0,0051	0,2508	...	2

4.5 Tahap Klasifikasi

4.5.1 Klasifikasi metode *Probabilistic Neural Network*

Penerapan Metode PNN dalam penelitian ini digunakan untuk mendapatkan hasil klasifikasi Kelayakan peminjaman kredit bank. Metode PNN memiliki beberapa alur proses dalam melakukan proses klasifikasi.

Arsitektur dari PNN terdiri dari empat layer, yaitu Input Layer, Pattern Layer, Summation Layer, dan Decision Layer atau Output Layer.

1. Input Layer

Input layer (lapisan masukan) merupakan suatu masukan yang biasa digunakan dalam perhitungan PNN. Berikut disajikan salah satu vektor data testing yang digunakan :

No.Rek : 1400302001559
Jangka Waktu : 0,1579
Rate : 0,0256
Plafon : 0,0385
Baki Debet : 0,0405
Tunggakan Pokok : 0,1243
Tunggakan Bunga : 0,213
Lokasi : 0
Kelas : K.Lancar

Sebelumnya data latih yang siap olah dimasukkan terlebih dahulu. Berikut disajikan 20 Record data yang digunakan dapat dilihat Tabel 4.13

Tabel 4.13 Data Training yang akan diproses menggunakan Algoritma PNN

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	Kelas
1	1400100000079	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	Lancar
2	1400100000100	0,5789	0,0769	0,0422	0,0183	0,0000	...	Lancar
3	1400100000104	0,4737	0,3846	0,1737	0,0236	0,1072	...	Lancar
4	1400100000109	0,4737	0,0769	0,2917	0,1308	0,0921	...	Lancar
5	1400100000125	1,0000	0,2103	0,0902	0,0854	0,0203	...	Lancar
6	1400100000131	1,0000	0,0769	0,1096	0,0836	0,0055	...	Lancar
7	1400100000217	0,2807	0,0769	0,1213	0,1333	0,3515	...	K.Lancar
8	1400202000420	0,2807	0,0769	0,4473	0,4456	0,7275	...	K.Lancar
9	1400302001559	0,1579	0,0256	0,0385	0,0405	0,1243	...	K.Lancar
10	1402000082136	0,9211	0,0769	0,2749	0,2802	0,0121	...	K.Lancar
...
20	1401102000008	0,0526	1,0000	0,0051	0,0051	0,2508	...	Macet

2. Pattern Layer

Pattern Layer berisi vektor data *training* yang telah diketahui kelasnya. Pada lapisan *pattern layer* (lapisan pola), akan melakukan perhitungan jarak antara data uji terhadap data latih. Misalkan vektor data latih dibandingkan jaraknya dengan vektor data uji seperti pada Tabel 4.14

Tabel 4.14 Perhitungan Pattern Layer

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	T.POKOK	...	Kelas
1	1400100000079	0,2001	0,0059	0,5258	0,5182	0,9195	...	Lancar
2	1400100000100	0,0111	0,0059	0,9175	0,9637	0,9430	...	Lancar
3	1400100000104	0,0000	0,1479	0,6828	0,9534	0,7463	...	Lancar
4	1400100000109	0,0000	0,0059	0,5016	0,7556	0,7726	...	Lancar
5	1400100000125	0,2770	0,0442	0,8277	0,8364	0,9039	...	Lancar
6	1400100000131	0,2770	0,0059	0,7928	0,8397	0,9322	...	Lancar
7	1400100000217	0,0372	0,0059	0,7722	0,7512	0,3839	...	K.Lancar
8	1400202000420	0,0372	0,0059	0,3055	0,3074	0,0593	...	K.Lancar
9	1400302001559	0,0997	0,0007	0,9244	0,9207	0,7171	...	K.Lancar
10	1402000082136	0,0000	0,0059	0,8865	0,9493	0,7869	...	K.Lancar
...
20	1401102000008	0,1773	1,0000	0,9899	0,9897	0,5188	...	Macet

3. Summation Layer

Summation Layer adalah proses keseluruhan, kegiatan yang dilakukan di lapisan penjumlahan adalah melakukan perhitungan rata-rata per kelas sehingga akan didapatkan berapa suatu input akan masuk ke dalam suatu kelas. Pada percobaan ini nilai spread (σ) yang digunakan adalah nilai *default* yaitu (0,1). Selanjutnya hasil vektor tersebut dinegatifkan dan nilainya di eksponenkan. Perhitungan tersebut dapat di lihat Tabel 4.15

Tabel 4.15 Perhitungan Summation Layer

No	NO.REK	Sum Pattern	Sum Pattern/ $2\sigma^2$	EXP(-x)	Kelas
1	1400100000079	2,2072	0,0110	0,9890	Lancar
2	1400100000100	3,4907	0,0175	0,9827	Lancar
3	1400100000104	3,1721	0,0159	0,9843	Lancar
4	1400100000109	3,6508	0,0183	0,9819	Lancar
5	1400100000125	4,5132	0,0226	0,9777	Lancar
6	1400100000131	3,4833	0,0174	0,9827	Lancar
7	1400100000217	3,4431	0,0172	0,9829	K.Lancar
8	1400202000420	1,9853	0,0099	0,9901	K.Lancar
9	1400302001559	3,2781	0,0164	0,9837	K.Lancar
10	1402000082136	4,2540	0,0213	0,9790	K.Lancar
...
20	1401102000008	4,3040	0,0215	0,9787	Macet

Hasil dari eksponen (-x) pada setiap kelas selanjutnya dijumlahkan berdasarkan kelasnya masing-masing. Perhitungan akhir dapat dilihat pada Tabel 4.16

Tabel 4.16 Penghitungan *Summation Layer* Akhir

Kelas	Jumlah EXP	Output Layer
Lancar	5,8983	504600
K.Lancar	4,9214	505232
Diragukan	3,9760	510215
M acet	4,8874	501742

4. Output layer

Padalapisan keluaran PNN adalah nilai terbesar harus dibandingkan dengan nilai dari kelas lainnya berdasarkan hasil perhitungan lapisan. Berdasarkan Tabel 4.28, maka data uji yang dijadikan contoh termasuk ke dalam kelas K.Lancar. Sehingga perhitungan algoritma PNN pada contoh ini menghasilkan kelas Kurang Lancar.

4.6 Pemodelan dan analisis *K-Nearest Neighbor*

Langkah awal pada algoritma *K-Nearest Neighbor* yaitu menentukan data latih dan data uji yang sudah dilakukan pada Tabel 4.6 dan tabel 4.7. kemudian langkah selanjutnya menentukan parameter K, langkah selanjutnya yaitu menghitung jarak data baru dan semua data yang terdapat pada data latih. Untuk menghitung jarak data tersebut data tersebut menggunakan metode *euclidean distance*, rumus untuk menghitung jarak data baru dan data latih adalah sebagai berikut :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{r=1}^n (a_r(x_1) - (a_r(x_j)))^2} \quad (4.1)$$

Dimana :

$d(x_i; x_j)$: jarak Euclidean

(x_i) : record ke-i

(x_j) : record ke-j

(a_r) : data ke-r ij: 1,2,3. . . n

Setelah melakukan perhitungan jarak pada data baru dan data uji dengan menggunakan *Euclidean distance*, maka di dapat hasil seperti Tabel 4.17 berikut :

Tabel 4.17 Hasil Perhitungan Euclidean Distance

No	NO.REK	JKW	RATE	PLAFON	BAKI DEBET	...	LK
1	1400100000079	0,5824	0,0026	0,0558	0,0574	...	0,0000
2	1400100000100	0,1773	0,0026	0,0000	0,0005	...	0,0000
3	1400100000104	0,0997	0,1289	0,0183	0,0003	...	0,0000
4	1400100000109	0,0997	0,0026	0,0641	0,0081	...	1,0000
5	1400100000125	0,7091	0,0341	0,0027	0,0020	...	1,0000
6	1400100000131	0,7091	0,0026	0,0050	0,0019	...	0,0000
7	1400100000217	0,0151	0,0026	0,0068	0,0086	...	1,0000
8	1400202000420	0,0151	0,0026	0,1671	0,1641	...	1,0000
10	1402000082136	0,0997	0,0026	0,0004	0,0002	...	1,0000
...
20	1401102000008	0,0111	0,9494	0,0011	0,0012	...	0,0000

Setelah mendapatkan hasil pada perhitungan jarak, selanjutnya yaitu menghitung total nilai kedekatan data latih dengan data uji. Maka akan di dapat seperti pada tabel 4.13 berikut:

Tabel 4.18 Hasil Kedekatan

No	NO.REK	jarak	kelas
1	1400100000079	1,6687	Lancar
2	1400100000100	0,1963	Lancar
3	1400100000104	0,2477	Lancar
4	1400100000109	1,1756	Lancar
5	1400100000125	1,7587	Lancar
6	1400100000131	0,7329	Lancar
7	1400100000217	1,0916	K.Lancar
8	1400202000420	1,7830	K.Lancar
9	1400302001559	1,1046	K.Lancar
10	1402000082136	0,0165	K.Lancar
...
20	1401102000008	0,9789	Macet

Kemudian jarak tersebut di urutkan mulai dari nilai terkecil ke nilai yang terbesar serta menentukan tetangga mana berdasarkan jarak minimum ke K yang terdekat, berikut hasil pengurutan jarak dari nilai terkecil pada tabel 4.14 berikut :

Tabel 4.19 Hasil Pengurutan Jarak Keterdekatan

NO.REK	jarak	kelas
1400100000109	0,0165	K.Lancar
1402000082136	0,1963	Lancar
1400100000217	0,2477	Lancar
1400100000125	0,5440	Diragukan
1400100000100	0,6457	Macet
1400100000104	0,7329	Lancar
1401100000044	0,8444	Diragukan
1402000082166	0,9064	Diragukan
1401102000002	0,9789	Macet
...
1400200001041	3,2781	Diragukan

Dengan demikian, maka di dapatkan hasil atau uji terdapat pada kelas positif dengan menggunakan $k = 3$, data uji tersebut masuk ke dalam kelas karena mayoritas kelas $k = 3$ adalah dengan jarak terdekat. Berikut hasil kelas yang di dapat oleh data Uji adalah sebagai tabel 4.14 berikut :

Tabel 1.20 Kelas Data Uji

NO.REK	jarak	kelas
1400100000109	0,0165	K.Lancar
1402000082136	0,1963	Lancar
1400100000217	0,2477	Lancar

DAFTAR PUSTAKA

- Alfani, V. (2019). Data Mining Untuk Klasifikasi Pinjaman Kredit Pensiunan Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Pelita Informatika*, 18(April), 281–286.
- Amborowati, A., & Marco, R. (2015). Data Manajemen Dan Teknologi Informasi. *Jurnal Ilmiah Data Manajemen Dan Teknologi Informasi (DASI)*, 16(4), 17–22.
- Chakraborty, S., Aich, S., Seong, S. J., & Kim, H. C. (2019). A Blockchain based Credit Analysis Framework for Efficient Financial Systems. *International Conference on Advanced Communication Technology, ICACT, 2019-February*(May), 56–60. <https://doi.org/10.23919/ICACT.2019.8701926>
- Destiana, R., Nasution, Y. N., & Wahyuningsih, S. (2019). *Klasifikasi Probabilistic Neural Network (PNN) pada Data Diagnosa Penyakit Demam Berdarah*. 15–21.
- Firmansyah, A., & fernos, jhon. (2019). *Analisis Kredit Bermasalah Dilihat Dari Standar Non Performing Loan (Npl) Pada Pt. Bank Perkreditan Rakyat (Bpr) Prima Mulia Anugrah Cabang Padang*. <https://doi.org/10.31227/osf.io/gcj94>
- Galih. Surono, N. N. P. (2020). Journal of technology information. <Http://Jurnal.Kampuswiduri.Ac.Id/>, 5(1), 25–30. Retrieved from <http://jurnal.kampuswiduri.ac.id/index.php/infoteh/article/view/79/67>
- Helma, S. S. (2020). Tugas Akhir Tugas Akhir. *Jurnal Ekonomi Volume 18, Nomor 1 Maret 201*, 2(1), 41–49.
- Kasus, S., Bpr, P. T., Ganda, D., & Sinaga, J. (2018). *Data Mining Klasifikasi Nasabah Dalam Pengajuan Kredit Tanpa Agunan Dengan Algoritma K-Nearest Neighbor*. 1(1), 22–28.
- Mulyanto, I., & Huda, N. (2020). *The effect of credit collectibility (npl) on increased profitability*. 12(2), 273–279.
- Mustakim, Hidayat, A., Efendi, Z., Aszani, Novita, R., & Lestari, E. T. (2018). Algorithm comparison of naive bayes classifier and probabilistic neural network for water area classification of fishing vessel in Indonesia. *Journal of*

- Theoretical and Applied Information Technology*, 96(13), 4114–4125.
- Mustakim, M. (2019). *Effectiveness of K-means clustering to distribute training data and testing data EFFECTIVENESS OF K-MEANS CLUSTERING TO DISTRIBUTE TRAINING DATA AND TESTING DATA ON K-NEAREST NEIGHBOR CLASSIFICATION*. (November 2017).
- Pandoyo, P. (2019). Faktor-Faktor Yang Mempengaruhi Profitabilitas Bank Bpr Di Provinsi Jawa Barat. *Jurnal Riset Manajemen Dan Bisnis (JRMB) Fakultas Ekonomi UNIAT*, 4(1), 127–136. <https://doi.org/10.36226/jrmb.v4i1.247>
- Pratama, T. C. (2018). Penerapan Metode K-Nearest Neighbour Dalam Menentukan Kelayakan Calon Nasabah Yang Layak Untuk Kredit Mobil (Studi Kasus : Pt . Astra International , Tbk-Toyota). *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 5(4), 402–408.
- Putra, R. T., Budiarta, I. N. P., & Ujianti, N. M. P. (2020). Bentuk Perlindungan Hukum bagi Nasabah terhadap Pembobolan Rekening Nasabah oleh Pegawai Bank. *Jurnal Interpretasi Hukum*, 1(2), 181–185. <https://doi.org/10.22225/juinhum.1.2.2461.181-185>
- Qurahman, T., Mustakim, & Jaini, A. (2019). Penerapan Algoritma Naïve Bayes Classifier Dan Probabilistic Neural Network Untuk Klasifikasi Nasabah Bank Dalam Membayar Kredit. ... *Komunikasi Dan Industri*, (November), 205–213. Retrieved from <http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/SNTIKI/article/view/7999>
- Ramaulidyah, F. N. (2020). *PERBANDINGAN METODE KLASIFIKASI NAIVE BAYES DAN K-NEAREST NEIGHBOR PADA DATA STATUS PEMBAYARAN PAJAK PERTAMBAHAN NILAI*.
- Setyawan, A. (2017). Analisis Prosedur Pemberian Kredit Pada Pt. Bank Perkreditan Rakyat Artha Samudera Indonesia Kediri. *Simki-Economic*, 01(08), 14–16.
- Setyawan, Y. N., & Japariato, E. (2014). Analisa Pengaruh Kepercayaan , Jaminan Rasa Aman , dan Aksesibilitas terhadap Minat Menabung Nasabah Bank Danamon di Surabaya. *Jurnal Manajemen Pemasaran Petra*, 2(1), 1–8.
- Sofyan, M. (2021). *Performance Analysis of Rural Banks and Sharia Rural Banks*

- in Indonesia Performance Analysis of Rural Banks and Sharia Rural Banks in Indonesia*. (February). <https://doi.org/10.4108/eai.17-7-2019.2302902>
- Sumiah, A., & Mirantika, N. (2020). Perbandingan Metode K-Nearest Neighbor dan Naive Bayes untuk Rekomendasi Penentuan Mahasiswa Penerima Beasiswa pada Universitas Kuningan. *Buffer Informatika*, 6(1), 1–10.
- Supeno, W. (2017). Analisis Prioritas Penanganan Kredit Bermasalah Dalam Rangka Menyehatkan Kualitas Kredit Pada Bank Perkreditan Rakyat. *Widya Cipta*, 1(1), 8–17. Retrieved from <http://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/widyacipta/article/view/1399/1517>
- Widayati, R., & Herman, U. (2019). *Penyelesaian Kredit Bermasalah Pada Pt. Bank Perkreditan Rakyat (Bpr) Nagari Kasang*. 1–14. <https://doi.org/10.31219/osf.io/d738z>
- Windarto, A. P. (2017). Implementasi JST Dalam Menentukan Kelayakan Nasabah Pinjaman KUR Pada Bank Mandiri Mikro Serbelawan Dengan Metode Backpropogation. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)*, 1(1), 12. <https://doi.org/10.30645/j-sakti.v1i1.25>
- Yasin, H., & Ispriyansti, D. (2017). Klasifikasi Data Berat Bayi Lahir Menggunakan Weighted Probabilistic Neural Network (WPNN) (Studi Kasus di Rumah Sakit Islam Sultan Agung Semarang). *Media Statistika*, 10(1), 61. <https://doi.org/10.14710/medstat.10.1.61-70>
- Zulfami, F. (2017). Analisa Dan Perancangan Aplikasi Data Mining Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Inkofar*, 1(1), 32–39.