

MODEL JARINGAN SARAF TIRUAN UNTUK EVALUASI RESIKO KREDIT

Novan Wijaya

Manajemen Informatika, AMIK Multi Data Palembang,
Jl. Rajawali No.14, 30113, Palembang
E-mail: novan.wijaya@mdp.ac.id

Abstrak

Evaluasi resiko kredit adalah topik yang penting dalam manajemen resiko keuangan dan menjadi sorotan utama dalam industry perbankan. Penelitian ini membahas sebuah sistem evaluasi resiko kredit dengan menggunakan model jaringan saraf tiruan berdasarkan algoritma back propagation. Sistem ini melatih dan menguji jaringan saraf untuk menentukan nilai prediksi dari resiko kredit apakah beresiko tinggi atau beresiko rendah. Jaringan saraf ini menggunakan 14 layer masukan, sembilan layer tersembunyi dan satu layer keluaran, dan data yang digunakan berasal dari bank yang memiliki kantor cabang di Jakarta Timur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa jaringan saraf dapat digunakan secara efektif dalam evaluasi resiko kredit dengan keakuratan sebesar 88% dari 100 data pengujian.

Kata kunci: jaringan saraf, backpropagation, resikokredit

Abstract

Credit risk evaluation is an important topic in financial risk management and become a major focus in the banking sector. This research discusses a credit risk evaluation system using an artificial neural network model based on backpropagation algorithm. This system is to train and test the neural network to determine the predictive value of credit risk, whether high risk or low risk. This neural network uses 14 input layers, nine hidden layers and an output layer, and the data used comes from the bank that has branches in East Jakarta. The results showed that neural network can be used effectively in the evaluation of credit risk with accuracy of 88% from 100 test data.

Keywords : neural network, back propagation, credit risk

1. PENDAHULUAN

Evaluasi resiko kredit adalah topik yang penting dalam manajemen resiko keuangan dan menjadi sorotan utama dalam industry perbankan. Kredit dapat memberikan kontribusi yang positif dalam pendapatan bank, melalui bunga yang dibayar oleh debitur. Disisi lain kredit dapat memberikan kontribusi negative dalam menimbulkan kerugian bagi bank, karena timbulnya kredit-kredit bermasalah, sehingga menyebabkan semakin besarnya biaya pencadangan aktiva produktif yang harus disediakan oleh bank, dan mengurangi potensi laba yang akan diperoleh atau lebih jauh akan mengurangi modal yang tersedia pada bank tersebut. Jaringan saraf tiruan telah sukses digunakan dalam berbagai bidang, dan juga dalam bidang keuangan. Penggunaan jaringan saraf tiruan menjadi sangat populer di berbagai macam aplikasi bisnis termasuk penilaian kredit. Telah banyak penelitian yang berkembang dengan pesat tentang analisis resiko kredit, diantaranya dengan *Linear Discriminant Analysis, Logit Analysis, Probit Analysis, Linear Programming, Integer Programming, K-Nearest Neighbor (KNN), Classification Tree,*

Artificial Neural Network (ANN), Genetic Algorithm (GA), Support Vector Machine (SVM)[1]. Penggunaan jaringan saraf tiruan dalam aplikasi bisnis telah diteliti sebelumnya oleh para peneliti dan jaringan saraf tiruan telah dipertimbangkan untuk menjadi alat yang teliti untuk analisis kredit diantara yang lain[2]. Didasari hal tersebut maka dilakukan penelitian mengenai model jaringan saraf tiruan untuk mengevaluasi resiko kredit dengan menggunakan metode *backpropagation*, karena kemampuan mengelola resiko yang handal merupakan salah satu factor kunci dalam menghantarkan kesinambungan hidup suatu bank.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Metode Pengumpulan Data

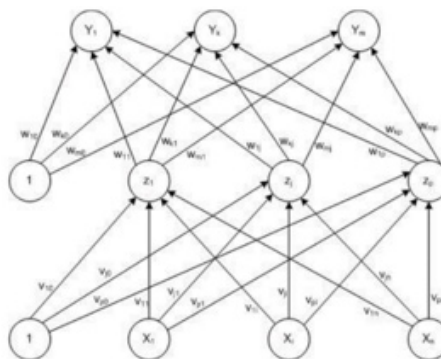
Jenis data yang digunakan merupakan data sekunder yang berupa data resiko kredit yang meliputi CAR (Capital Adequacy Ratio), NPL (Non Performing Loans) dan PPAP (Penyisihan Penghapusan Aktiva Produktif) dan data-data kreditur yang telah mengajukan kredit. Jenis data tersebut di dapat dengan mengumpulkan dokumentasi dari hasil laporan “*Performance Collection*” pada sebuah bank. Data yang digunakan sebagai data indikator adalah data-data tahun 2007 sampai dengan 2009. Dan untuk data-data yang berupa atribut-atribut kreditur yang ingin mengajukan kredit di dapat dari *form* pengajuan kredit pada bank.

2.2 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah sebuah mesin yang memodelkan cara otak melakukan operasi tertentu. Jaringan ini biasanya di implementasikan dengan menggunakan komponen-komponen elektronik atau dapat juga disimulasikan dengan perangkat lunak pada sebuah komputer digital. JST dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi, dengan asumsi bahwa [3]: pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*), sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung, penghubung antar *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah dan untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi yang dikenakan pada jumlahan *input* yang diterima.

2.3 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu metode pelatihan pada jaringan saraf, dimana ciri dari metode ini adalah meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan[4]. *Backpropagation* memiliki beberapa unit yang ada dalam satu atau lebih layer tersembunyi (gambar 1) dengan n buah masukan (ditambah sebuah bias), sebuah layer tersembunyi yang terdiri dari p unit (ditambah sebuah bias), serta m buah unit keluaran.



Gambar 1. Arsitektur Backpropagation[3]

v_{ji} merupakan bobot garis dari unit masukan x_i ke unit layar tersembunyi z_j (v_{j0} merupakan bobot garis yang menghubungkan bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi z_j). w_{kj} merupakan bobot dari unit layar tersembunyi z_j ke unit keluaran y_k (w_{kj} merupakan bobot dari bias di layar tersembunyi ke unit keluaran z_k).

2.4 Kredit

Perbankan adalah penyediaan uang atau tagihan yang dapat dipesamakan dengan itu, berdasarkan persetujuan atau kesepakatan pinjam-meminjam antara bank dengan pihak lain yang mewajibkan pihak peminjam untuk melunasi utangnya setelah jangka waktu tertentu dengan pemberian bunga, termasuk : *overdraft* yaitu saldo negatif pada rekening giro nasabah yang tidak dapat dibayar lunas pada akhir tahun, pengambil-alihan tagihan dalam rangka kegiatan anjak piutang, dan pengambil-alihan atau pemelia kredit dari pihak lain[5]. Kredit yang disalurkan oleh bank dapat digolongkan berdasarkan jangka waktu, tujuan dan penggunaannya.

2.5 Resiko Kredit

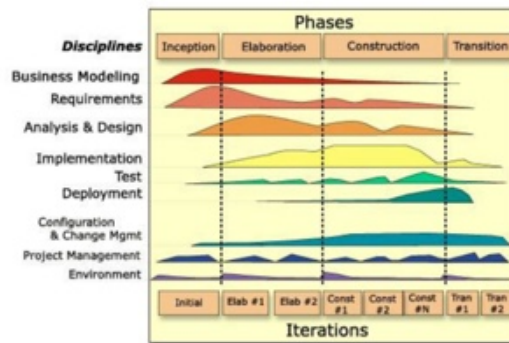
Resiko kredit yang banyak terjadi di institusi keuangan adalah resiko akibat ketidakmampuan debitur untuk mengembalikan pinjaman dan membayar bunganya, serta penurunan *performance* kredit. Ketidakmampuan debitur tersebut terjadi akibat *goodwill*, musibah (*force majeure*) ataupun akibat kesalahan petugas kredit dalam memprediksi *repayment capacity*, sehingga terjadi kelebihan pemberian limit kredit. Berdasarkan peraturan bank Indonesia ada beberapa indikator utama dalam menilai kredit perbankan yaitu Rasio Permodalan atau *Capital Adequacy Ratio* (CAR), Rasio Aktiva Produktif atau *Non Performing Loan* (NPL) dan Penyisihan Penghapusan Aktiva Produktif (PPAP)[6].

1. Rasio Permodalan (*Capital Adequacy Ratio*)
Ketentuan besarnya nilai CAR ditentukan minimum sebesar 8% berdasarkan Peraturan Bank Indonesia (PBI) nomor 3/21/PBI/2001 yang menggambarkan bahwa setiap 8 rupiah modal sendiri dapat menutupi 100 aktiva berisiko
2. Rasio Aktiva Produktif (*Non Performing Loan*)
Rasio ini menggambarkan besarnya kredit bermasalah yang terjadi dalam satu periode. Semakin kecil nilai NPL berarti semakin kecil pula kredit yang bermasalah. Nilai NPL maksimal sebesar 5% berdasarkan PBI nomor 3/25/PBI/2001 di mana setiap 100 rupiah total kredit yang diberikan terdapat maksimum 5 rupiah kredit yang bermasalah.
3. Penyisihan Penghapusan Aktiva Produktif (PPAP)
PPAP adalah penyisihan yang wajib dibentuk oleh bank untuk menutupi resiko kerugian. Besarnya pembentukan PPAP sekurang-kurangnya adalah :
 - 0.5% dari aktiva produktif yang digolongkan lancar
 - 10% dari aktiva produktif yang digolongkan kurang lancar setelah dikurangi dengan nilai agunan yang dikuasi.
 - 50% dari aktiva produktif yang digolongkan diragukan setelah dikurangi dengan nilai agunan yang dikuasi.
 - 100% dari aktiva produktif yang digolongkan macet yang masih tercatat dalam pembukuan BPR setelah dikurangi dengan nilai agunan yang dikuasai.

2.6 Rational Unified Process (RUP)

Rational Unified Process (RUP) merupakan suatu metode rekayasa perangkat lunak yang proses pengembangan perangkat lunaknya mencakup secara keseluruhan dari perangkat lunak[7]. RUP secara jelas menugaskan siapa saja orang yang bertanggung jawab dalam rekayasa tersebut. RUP sendiri menggunakan sebuah konsep *object oriented*, dengan aktifitas

yang berfokus pada pengembangan model dengan menggunakan *Unified Model Language* (UML).



Gambar 2. Arsitektur Rational Unified Process [8]

Fase-fase dalam RUP antara lain :

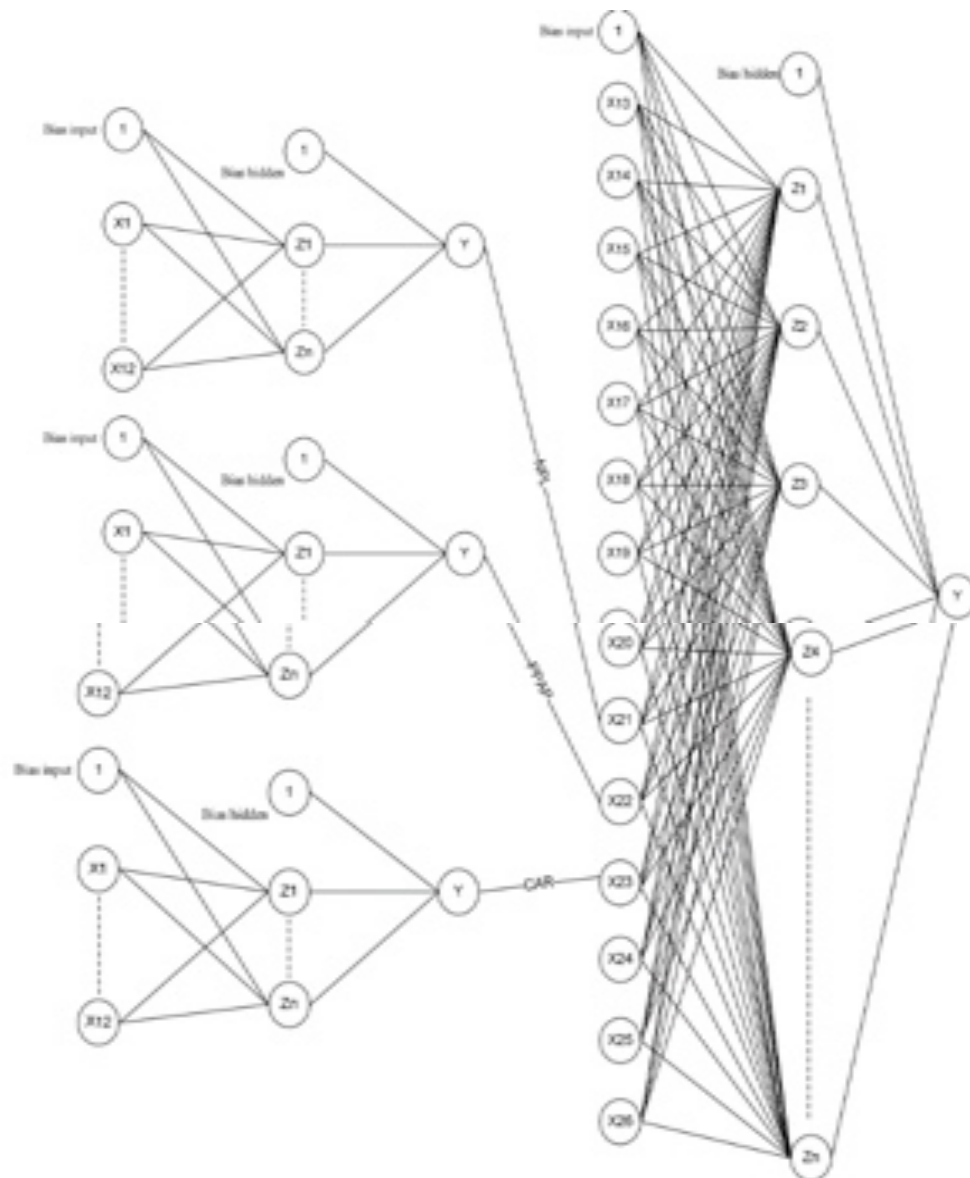
1. *Inception*
Pada tahap ini akan menentukan *usecase diagram* pada sistem yang akan dikembangkan
2. *Elaboration*
 - Merancang *sequence diagram*
 - Merancang *class diagram*
3. *Construction*
 - Mengimplementasikan rancangan berdasarkan dari fase-fase sebelumnya
 - Melakukan pengujian
4. *Transition*
 - Melakukan *performance testing*
 - Merilis versi akhir sistem

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Proses Pembelajaran Backpropagation

Pada pembelajaran *Backpropagation* meliputi 3 fase yaitu fase pertama adalah fase propagasi maju, fase kedua adalah fase propagasi mundur dan fase yang ketiga adalah fase perubahan bobot. Arsitektur *Backpropagation* yang digunakan adalah dengan 3 layer dengan 1 layer masukan, 1 layer tersembunyi dan 1 layer keluaran. Pada fase layer masukan terdapat 14 *node* yang merupakan faktor-faktor yang mempengaruhi evaluasi resiko kredit, diantaranya adalah :

- Data-data calon kreditur yang meliputi data diri berupa pekerjaan, penghasilan, jumlah tanggungan, jumlah pinjamann, dan lain-lain.
- Data bank yang menjadi indikator dalam menilai kredit perbankan, yaitu rasio permodalan, *Capital Adequacy Ratio* (CAR), Rasio Aktiva Produktif, yaitu *Non Performing Loan* (NPL), Penyisahan Penghapusan Aktiva Produktif (PPAP).
- Data ekonomi yang meliputi nilai inflasi dan nilai tukar rupiah



Gambar 3. Arsitektur JST Resiko Kredit

Pada layer keluaran hanya terdapat satu buah *node* yaitu berupa nilai dari resiko kredit kreditur. Dan pada layer tersembunyi terdapat n buah *node* yang ditentukan pada saat pembelajaran.

- X13 : Umur (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data umum sampel pelatihan)
- X14 : Status Rumah (Sendiri, Sewa, Kredit, Orang Tua, Instansi, dan Lainnya, direpresentasikan dengan 1,2,3,4,5,6)
- X15 : Jumlah Tanggungan (1,2,3,4, lebih dari 4, direpresentasikan dengan 1,2,3,4,5)
- X16 : Pekerjaan (PNS, Karyawan Swasta, Wiraswasta, BUMN, Profesional, Lainnya, direpresentasikan dengan 1,2,3,4,5,6)
- X17 : Penghasilan (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data penghasilan sampel pelatihan)
- X18 : Penghasilan Pasangan (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data penghasilan pasangan sampel pelatihan)

- X 19 : Jumlah Pinjaman (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data jumlah pinjaman sampel pelatihan)
- X 20 : Tempo Peminjaman (1 tahun, 2 tahun, 3 tahun, direpresentasikan dengan 1,2,3)
- X 21 : Nilai NPL (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data NPL sampel pelatihan)
- X22 : Nilai PPAP (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data PPAP sampel pelatihan)
- X23 : Nilai CAR (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data CAR sampel pelatihan)
- X24 : Nilai Tukar Rupiah (direpresentasikan dengan 1 apabila nilai tukar rupiah naik, dan 0 apabila nilai tukar rupiah turun).
- X25 : Inflasi (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data nilai inflasi sampel pelatihan)
- X26 : Nilai Selisih Pemasukan dengan Pengeluaran (direpresentasikan dengan membagi data dengan nilai maksimum data nilai selisih pemasukan dengan pengeluaran sampel pelatihan).
- Y ; Variabel *output* berupa nilai resiko kredit apakah resiko kredit rendah, resiko kredit cukup tinggi atau sangat tinggi.

Untuk nilai data bank NPL, PPAP, dan CAR didapatkan dari laporan tahunan suatu bank, sehingga untuk mendapatkan nilai pada tahun yang akan datang digunakan *forecasting*. Untuk *forecasting* data tersebut arsitektur backpropagation yang digunakan adalah dengan 3 layer, 1 layer masukan, 1 layer tersembunyi, dan 1 layer keluaran.

Pada layer masukan terdapat 12 node yaitu X1 sampai X12 yang merupakan sebanyak nilai bulan dalam periode satu tahun. Pada layer keluaran hanya terdapat satu buah *node* yaitu nilai data bulan pertama pada periode berikutnya. Dan pada layer tersembunyi terdapat n buah *node* yang ditentukan pada saat pembelajaran. Sebelum melakukan pembelajaran nilai-nilai pada layer masukan di normalisasi terlebih dahulu agar nilai-nilai berada pada interval 0 dan 1. Pada arsitektur JST *forecasting* indikator data bank, rumus normalisasi yang digunakan adalah

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

di mana :

x' = data hasil normalisasi

x = data asli atau data awal

a = nilai maksimum data asli

b = nilai minimum data asli

Dan untuk arsitektur JST evaluasi resiko kredit rumus normalisasi yang digunakan adalah dengan membagi nilai data masukan dengan nilai data maksimum pada data pembelajaran.

$$x' = \frac{x}{b} \quad (2)$$

Bobot yang menghubungkan *neuron* pada layer masukan dengan *neuron* pada layer tersembunyi adalah bobot v . Sedangkan bobot yang menghubungkan *neuron* pada layer tersembunyi ke *neuron* pada layer keluaran adalah bobot w . Bobot-bobot ini mengalami perubahan selama proses pembelajaran. Bobot-bobot hasil pembelajaran ini disimpan ke dalam database untuk digunakan pada saat pengujian. Pada proses pembelajaran, nilai keluaran yaitu Y digunakan untuk mengupdate bobot dan menghitung *error*. Proses pembelajaran selesai apabila nilai *epoch* telah terpenuhi atau nilai target MSE telah terpenuhi.

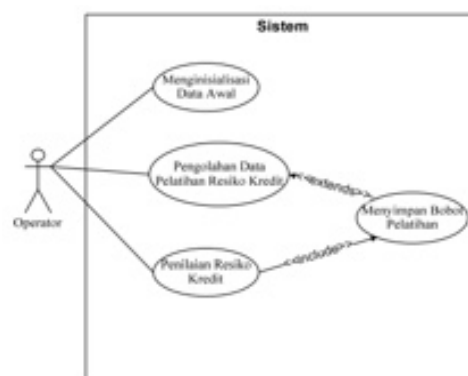
3.2 Proses Pengujian

Pada proses pengujian dilakukan hal yang sama seperti proses pembelajaran. Akan tetapi tahap yang digunakan hanya fase propagasi maju. Hasil dari pengujian berupa nilai keluaran Y yang akan di denormalisasi. Untuk forecasting indikator data bank denormalisasi yang digunakan adalah rumus kebalikan dari normalisasi, yaitu :

$$x = \frac{(b-a)(x' - 0,1)}{0,8} + a \quad (3)$$

Sedangkan untuk evaluasi resiko kredit apabila nilai Y lebih besar atau sama dengan 0.5 maka resiko kredit bernilai rendah, dan jika nilai Y berada di antara 0.25 sampai 0.5 maka resiko kredit bernilai cukup tinggi, dan jika nilai Y lebih kecil dari 0.25 maka resiko kredit bernilai sangat tinggi.

3.3 Diagram Use Case

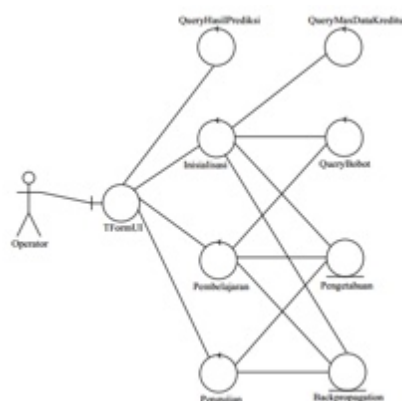


Gambar 4. Diagram Use Case

Tabel 1. Definisi Use Case

Use Case	Deskripsi
Menginisialisasi Data Awal	Proses penginisialisasian jaringan saraf
Pengolahan data pelatihan resiko kredit	Proses pelatihan data resiko kredit dengan menggunakan algoritma Backpropagation
Penilaian resiko kredit	Proses pengujian evaluasi resiko kredit dengan menggunakan algoritma Backpropagation
Menyimpan bobot pelatihan	Proses penyimpanan bobot yang telah di dapat pada proses pelatihan kedalam database

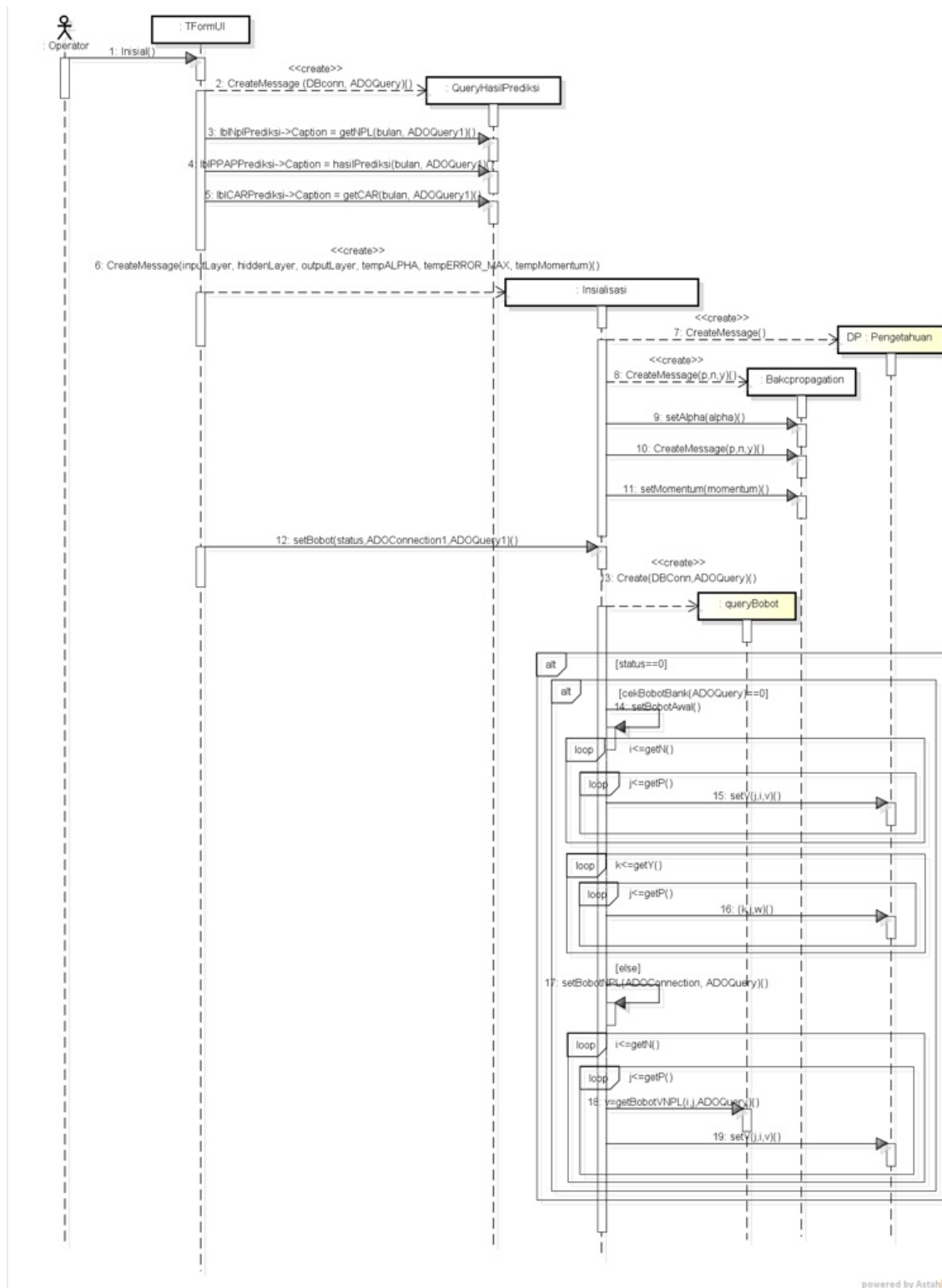
3.4 Kelas Analisis Use Case Keseluruhan



Gambar 5. Kelas Analisis Keseluruhan

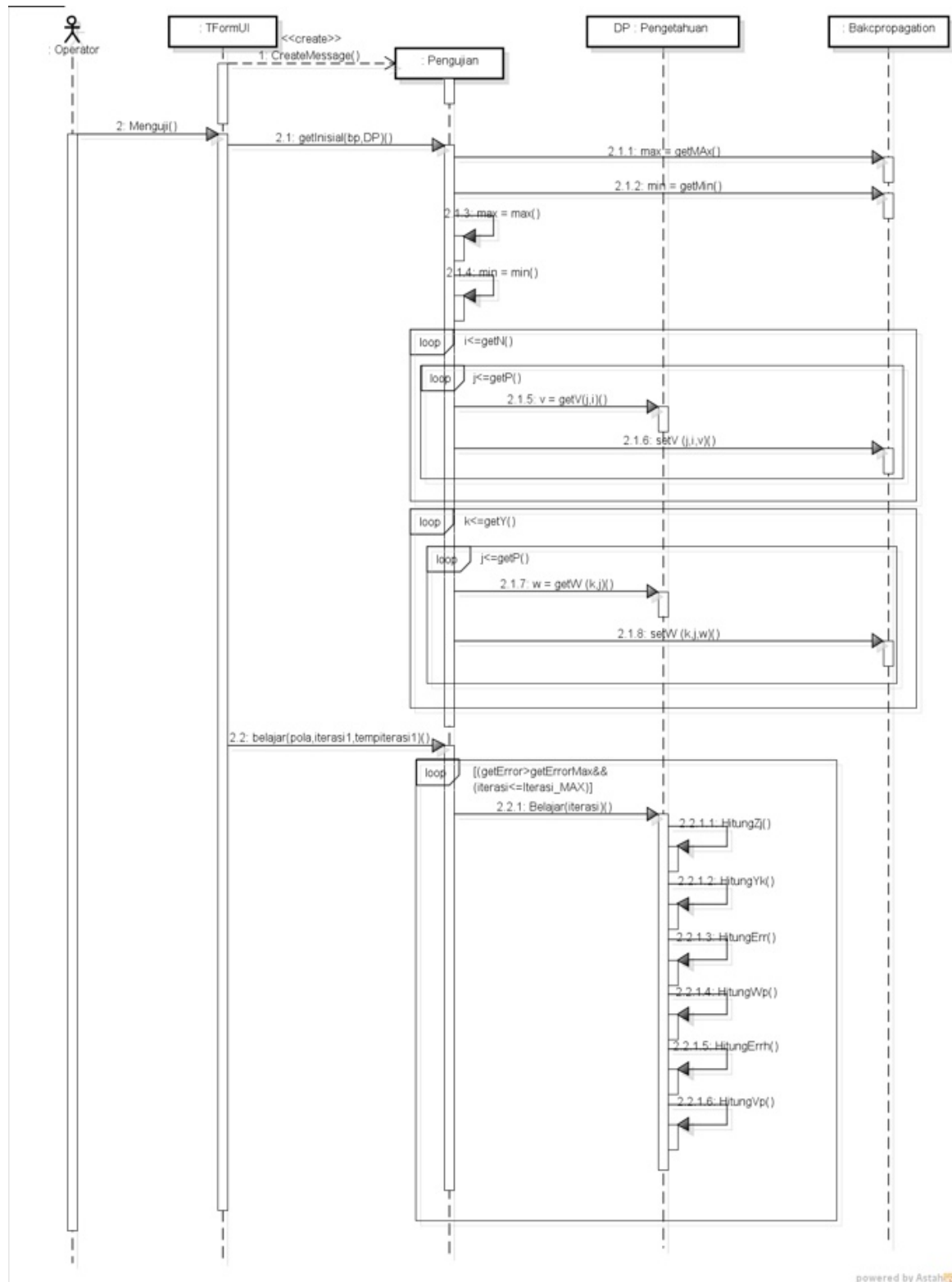
3.5 Sequence Diagram

3.5.1 Sequence Diagram Use Case Menginisialisasi Data Awal



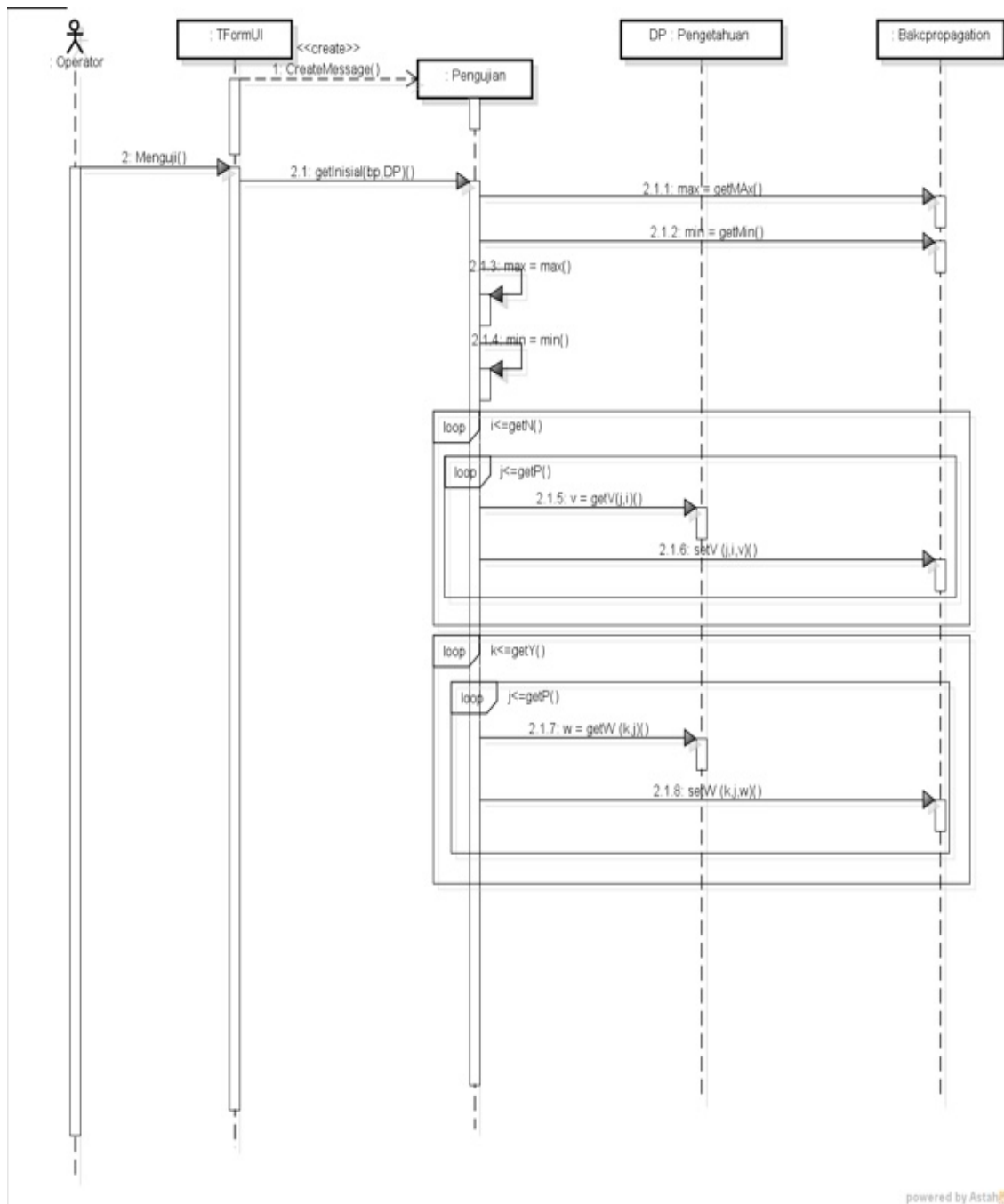
Gambar 6. Sequence Diagram Use Case Menginisialisasi Data Awal

3.5.2 Sequence Diagram Use Case Pengolahan Data Pelatihan Resiko Kredit



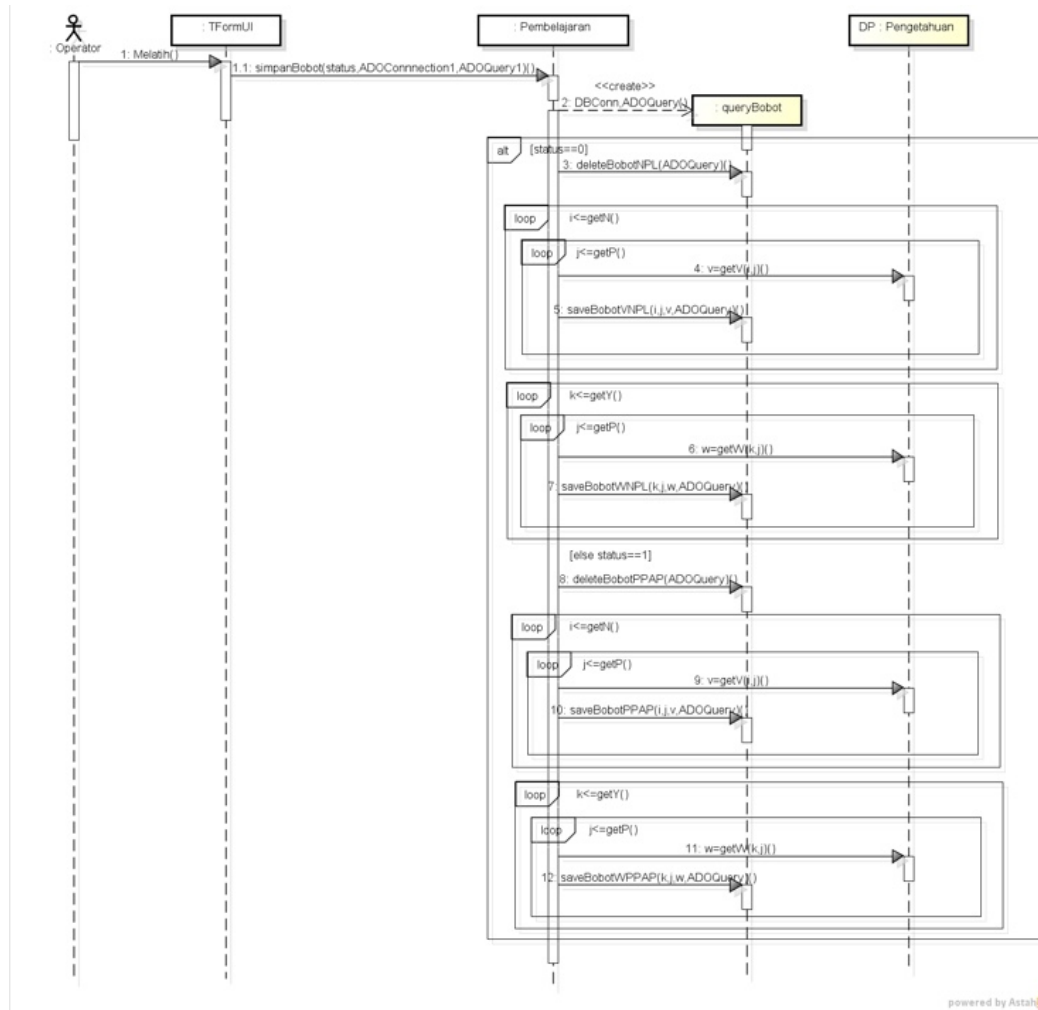
Gambar 7. Sequence Diagram Use Case Pengolahan Data Pelatihan Resiko Kredit

3.5.3 Sequence Diagram Use Case Penilaian Resiko Kredit



Gambar 8. Sequence Diagram Use Case Penilaian Resiko Kredit

3.5.4 Sequence Diagram Use Case Menyimpan Bobot Pelatihan



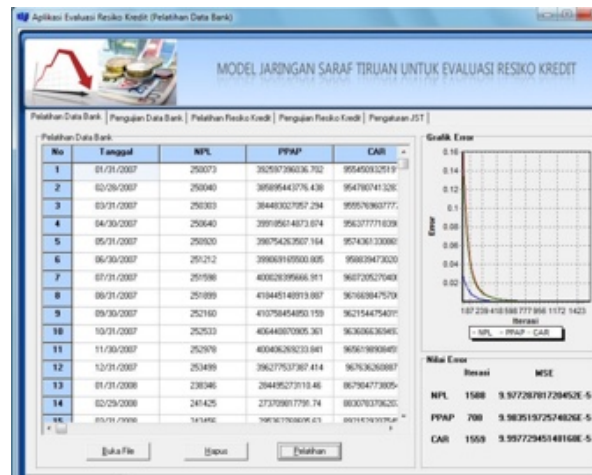
Gambar 9. Sequence Diagram Use Case Menyimpan Bobot Pelatihan

3.6 Perancangan Antar Muka

3.6.1 Perancangan Antar Muka Pelatihan Data Bank

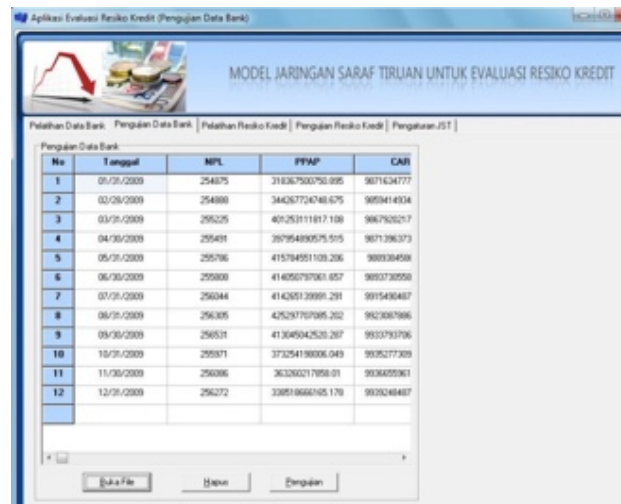
No	Tanggal	NPL	PPAP	CAR
1	01/01/2007	250073	382597398538.762	85455932917
2	02/01/2007	250040	388885413796.430	954780741328
3	03/01/2007	250003	384483237597.294	955576980777
4	04/01/2007	250040	388149614073.874	956377771038
5	05/01/2007	250020	388754262637.164	957406120082
6	06/01/2007	251212	398883188500.805	958828473020
7	07/01/2007	251586	400026399646.361	960720527043
8	08/01/2007	251889	418445748819.887	961683847579
9	09/01/2007	252160	413758454850.150	962154475401
10	10/01/2007	252533	406443870805.361	963006363040
11	11/01/2007	252870	400406265233.041	963673880493
12	12/01/2007	253499	396277537387.414	967636260887
13	01/01/2008	238040	294485237310.46	967804773805
14	02/01/2008	241425	273703817791.74	980026103625

Gambar 11. Antar Muka Pelatihan Data Bank

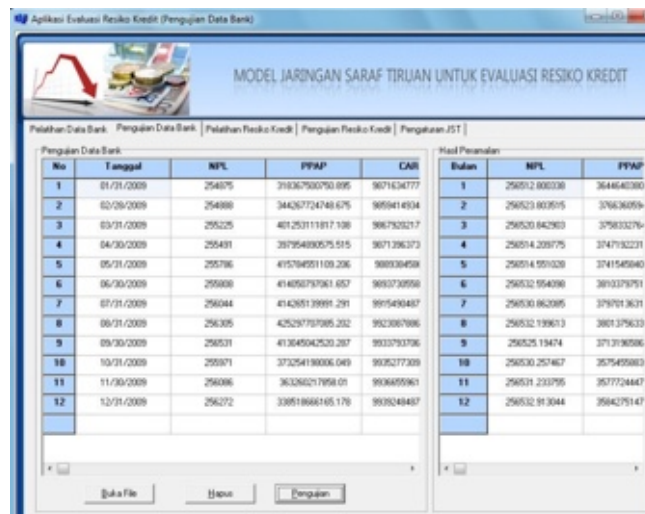


Gambar 12. Antar Muka Hasil Data Pelatihan bank

3.6.2 Antar Muka Pengujian Data Bank

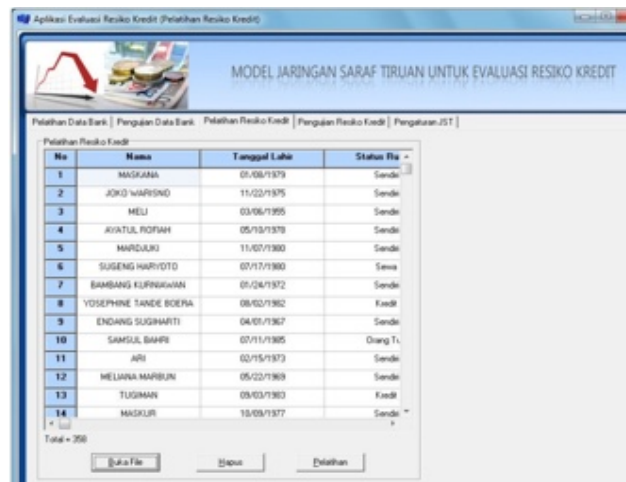


Gambar 13. Antar Muka Pengujian Data Bank

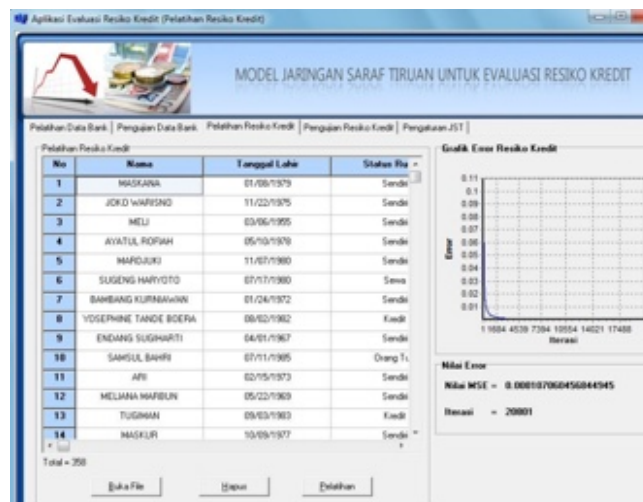


Gambar 14. Antar Muka Hasil Pengujian Data Bank

3.6.3 Antar Muka Pelatihan Resiko Kredit



Gambar 15. Antar Muka Pelatihan Resiko Kredit



Gambar 16. Antar Muka Hasil Pelatihan Resiko Kredit

3.6.4 Antar Muka Pengujian Resiko Kredit

Gambar 17. Antar Muka Pengujian Resiko Kredit

Gambar 18. Antar Muka Hasil Pengujian Resiko Kredit

3.7 Hasil Pengujian

Setelah melakukan beberapa kali proses pembelajaran dan pengujian evaluasi resiko kredit, maka didapatkan hasil pengujian yang cukup baik dengan menggunakan pemodelan jaringan saraf tiruan sebagai berikut :

Tabel 2. Hasil Pengujian

No	Hidden Layer	Kecepatan Pembelajaran	Momentum	Minimum Error	Keakuratan Prediksi NPL	Keakuratan Prediksi PPAP	Keakuratan Prediksi CAR	Keakuratan Resiko Kredit
1	9	0.00935	0.67	0.003	99%	73%	99%	86%
2	9	0.00935	0.67	0.001	99%	73%	99%	86%
3	10	0.00935	0.67	0.001	99%	76%	98%	83%
4	9	0.00935	0.67	0.0001	99%	75%	96%	88%
5	9	0.00935	0.67	0.00001	99%	76%	95%	86%
6	9	0.001	0.67	0.0001	99%	75%	96%	85%
7	9	0.00935	0.1	0.0001	99%	75%	96%	86%
8	9	0.00935	0.01	0.0001	99%	75%	96%	87%

Berdasarkan hasil pengujian dari tabel diatas, didapatkan hasil prediksi yang paling baik adalah nilai 88%, dengan hidden layer sebanyak 9, nilai kecepatan pembelajaran sebesar 0.00935, nilai momentum sebesar 0.67 dan nilai minimum error sebesar 0.0001

4. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil analisis dan implementasi yang telah dilakukan, maka dapat diambil kesimpulan yaitu pemodelan jaringan saraf tiruan dapat digunakan untuk mengevaluasi resiko kredit dengan menggunakan faktor data bank yang menjadi indikator dalam menilai kredit perbankan, faktor ekonomi berupa nilai inflasi dan nilai tukar mata uang, dan data-data kredur.

Serta dari hasil pengujian dari resiko kredit mendapatkan keakuratan sebesar 88%, untuk nilai NPL 99%, untuk nilai PPAP 75% dan nilai CAR 96%.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] H. Leidiyana, "Penerapan Algoritma K-Nearest Neighbor Untuk Penentuan Resiko Kredit Kepemilikan Kendaraan Bermotor," *J. PIKSEL*, vol. 1, no. 1, pp. 65–76, 2013.
- [2] F. Pakaja, A. Naba, and Purwanto, "Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan dan Certainty Factor," *J. EECCIS*, vol. 6, no. 1, pp. 23–28, 2012.
- [3] D. Puspitaningrum, *Pengantar Jaringan Saraf Tiruan*. Yogyakarta: Andi Offset, 2014.
- [4] N. Wijaya, "Capital Letter Pattern Recognition in Text to Speech by Way of Perceptron Algorithm," *Knowl. Eng. Data Sci.*, vol. 1, no. 1, pp. 26–32, 2018.
- [5] Z. Arifin, *Dasar-Dasar Manajemen Bank Syariah*. Tangerang: Azkia, 2009.
- [6] Rivai, Veithzal, and V. A. Permata, *Credit Management Handbook: Teori, Konsep, Prosedur, dan Aplikasi Panduan Praktis Mahasiswa, Bankir, dan Nasabah*. Jakarta: PT. RajaGrafindo Persada, 2006.
- [7] N. Wijaya, H. Irsyad, and A. Taqwiym, "Design Verification Using Palmprint," *TEKNOMATIKA*, vol. 7, no. 2, pp. 36–46, 2017.
- [8] P. Kruchten, *The rational unified process: an introduction*. United States of America: Addison Wesley Professional, 2004.