

PREDIKSI KEMACETAN ANGSURAN LEASING MOTOR MENGUNAKAN ALGORITMA BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK BERBASIS PARTICLE SWARM OPTOMIZATION

Aulia Rizky Muhammad Hendrik Noor Asegaff

Fakultas Teknologi Informasi

Universitas Islam Kalimantan Muhammad Arsyad Al Banjari Banjarmasin

aulia.rizky.m.h.n.a@gmail.com

ABSTRAK

Sekarang ini permintaan akan kendaraan bermotor sangat banyak ditambah lagi dengan kemudahan pada proses jual-belinya, sehingga mendorong pertumbuhan perusahaan leasing. Perusahaan leasing memberikan kemudahan kepada masyarakat agar dengan mudah mendapatkan kendaraan bermotor seperti dengan uang muka yang ringan, angsuran yang rendah dan tenor yang panjang. Namun, hal itu dapat menimbulkan resiko angsuran macet yang mengkhawatirkan bagi perusahaan itu sendiri. Penanggulangan dan pembatasan angsuran macet belum menemukan cara yang paling sesuai karena selama ini analisa pengajuan kredit dilakukan hanya pendekatan personal dengan mengisi Form Data Konsumen dan survey lapangan.

Algoritma klasifikasi data mining dengan model algoritma Backpropagation Neural Network menunjukkan bahwa model ini mempunyai tingkat akurasi yang baik serta dapat dioptimasi Particle Swarm Optimization (PSO) dengan melakukan pengujian secara terukur melalui parameter training cycle, learning rate dan momentum, sehingga mendapatkan hasil accuracy, precision, recall dan AUC dengan bantuan Rapi Miner. Hasilnya setelah dilakukan pengujian dengan menggunakan data konsumen dan data rekap pembayaran (collection), pada BPNN mendapatkan parameter terbaik pada nilai 200 untuk training cycle, 0.1 pada learning rate dan 0.1 pada momentum menghasilkan accuracy 75.11%, precision 77.55%, recall 84.89% dan AUC 0.772. Sedangkan pada BPNN-PSO menghasilkan accuracy 76.98%, precision 77.96, recall 87.88% dan AUC 0.814.

Kata kunci : angsuran, leasing, BPNN-PSO

PENDAHULUAN

Kemudahan dalam mendapatkan pembiayaan kendaraan bermotor dari *leasing* dapat menimbulkan menimbulkan resiko angsuran macet yang cukup besar dari *leasing* itu sendiri. Berdasarkan penelitian mengenai analisa resiko kredit memberikan kesimpulan bahwa faktor yang mempengaruhi resiko angsuran macet dari sisi konsumen adalah *overdue*, *down payment*, tenor, pendapatan kosumen, moral dan *morale hazard*. Penelitian lain memberikan kesimpulan bahwa untuk variabel pendapatan (*salary*), *domicile*, *effective rate*, tenor, dan *net dp amount* menjadi variabel yang berpengaruh signifikan terhadap status kredit konsumen. Sementara untuk variabel *gender*, *marital*, *age*, dan *principal amount* tidak berpengaruh signifikan terhadap status kredit konsumen

Masalah utama yang dihadapi dalam *backpropagation* adalah lamanya iterasi yang harus dilakukan. *backpropagation* tidak dapat memberikan kepastian tentang berapa epoch yang harus dilalui untuk mencapai kondisi yang diinginkan. Salah satu algoritma optimasi global yang berkembang saat ini adalah Particle Swarm Optimization (PSO). Teknik ini diinisialisasi dari sekumpulan nilai awal pada sebuah populasi, kemudian mencari nilai yang paling optimal dengan memperbaharui nilai tersebut pada setiap langkahnya. Pada penelitian ini digunakan PSO sebagai algoritma pelatihan.

RUMUSAN MASALAH

Berdasarkan permasalahan tersebut diatas maka dapat disimpulkan bahwa algoritma *Backpropagation*

Neural Network berbasis *Particle Swarm Optimization* dapat dipakai dalam pengkalisifikasian dan pengelompokan data.. Sedangkan pertanyaan penelitian (*research questions*) pada penelitian ini adalah: "Bagaimanakah algoritma *Backpropagation Neural Network* berbasis *Particle Swarm Optimization* dalam memprediksi kemacetan angsuran *leasing*?"

TUJUAN PENELITIAN

Berdasarkan latar belakang dan rumusan masalah di atas, maka penelitian ini bertujuan :

1. Menerapkan *Particle Swarm Optimization* (PSO) pada *Backpropagation Neural Network* (BPNN) dengan menguji coba dataset untuk mencari parameter terbaik dari algoritma tersebut.
2. Menentukan pola kemacetan yang dihasilkan untuk menentukan kelancaran angsuran dimasa yang akan datang.
3. Tercapainya tingkat akurasi data dari *Aging* atau data tarikan perusahaan *leasing* dengan metode penerapan *PSO* pada *BPNN*.

METODE PENELITIAN

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode penelitian eksperimen. Penelitian eksperimen ini menggunakan penerapan *Backpropagation* dan di optimasikan dengan Particle Swarm Optimization (PSO). Dalam penelitian ini mampu memberikan dan mempermudah *Leasing* untuk mengambil keputusan dalam memanfaatkan dari prediksi kemacetan angsuran. Tahapan untuk

Metode penelitian eksperimen sebagai berikut :

- a. Pengumpulan data
- b. Pengolahan data awal
- c. Eksperimen dan pengujian (*method test and Experiment*)
- d. Evaluasi dan validasi hasil (*Result Evaluation and Validation*).

1. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh secara langsung dari PT. Bess Finance yang merupakan data rahasia perusahaan. Variabel data yang diambil antara lain Nomor Kontrak, repeat order, angsuran, pekerjaan, penghasilan, usia, status, kw_tunggak.

2. Pengolahan Data Awal (*Data Preprocessing*)

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh secara langsung dari PT. Bess Finance yang merupakan data rahasia perusahaan. Dari dataset tersebut masih berupa data yang harus diolah terlebih dahulu, kemudian dilakukan penyeleksian data, data dimodifikasi sesuai kebutuhan dan ditransformasikan kedalam bentuk yang diinginkan sehingga dapat dilakukan persiapan dalam pembuatan model.

3. Eksperimen dan Pengujian

Pelatihan dilakukan dengan data PT. Bess Finance, untuk pengujian awal dilakukan menggunakan rapidminer, yang mana memasukkan data menggunakan file berformat excel untuk melakukan uji model menggunakan BPNN berbasis PSO.

4. Evaluasi Hasil dan Validasi

Evaluasi terhadap model yang terbentuk akan dilakukan dengan pengukuran *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *AUC*. Proses evaluasi akan dilakukan dengan menggunakan *cross validation*. Sehingga model yang terbentuk dapat langsung diuji dengan data yang secara acak dipisahkan dengan *10 folds cross validation*.

Dengan confusion matrix, nilai akurasi dari model akan dibandingkan antara model yang terbentuk dengan algoritma Backpropogation Neural Network dan algoritma Backpropogation Neural Network yang sudah dioptimasi dengan Particle Swarm Optimization.

ANALISA HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Evaluasi dan Pengujian Model

Hasil dari pengujian model yang dilakukan pada bab III adalah prediksi kemacetan angsuran leasing motor dengan algoritma backpropogation neural network dan klasifikasi backpropogation neural network berbasis *particle swarm optimization* untuk menentukan nilai *accuracy*, dan *AUC*.

Dalam pengujian model yang dilakukan pada prediksi kemacetan angsuran leasing motor dengan algoritma backpropogation neural network parameter yang digunakan Nomor kontrak, repeat order, tenor, angsuran, pekerjaan, penghasilan, usia, status, dan kw tunggak sebagai target.

Untuk pengujian menggunakan algoritma klasifikasi BPNN network berbasis PSO parameter yang digunakan sama dalam pengujian pada algoritma BPNN, akan tetapi tenor, penghasilan, usia dan status

adalah parameter yang sangat mempengaruhi dalam penilai akurasi.

2. Hasil Pengujian Menggunakan algoritma BPNN

Algoritma yang akan diuji dalam penelitian ini adalah BPNN dengan menggunakan beberapa parameter, yaitu iterasi (*training cycles*), *learning rate*, *momentum*, *accuracy* dan *AUC*. Dalam penelitian ini, digunakan 5 konfigurasi parameter. Nilai dari parameter – parameter ini ditentukan secara coba-coba. Kemudian diukur *confusion matrix*.

Eksperimen ini dimulai dari penentuan nilai *training cycles*, dalam penelitian ini nilai *training cycles* ditentukan dengan cara melakukan uji coba memasukan nilai range 100 sampai 1000 untuk *training cycles*, serta nilai 0.1 untuk *learning rate* dan 0.1 untuk *momentum*. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai *training cycles*:

Tabel 1 Parameter yang digunakan *training cycles* pada BPNN

Training cycles	Learning rate	Momentum	accuracy	AUC
100	0.1	0.1	72.78%	0.759
200	0.1	0.1	75.11%	0.772
300	0.1	0.1	69.81%	0.695
400	0.1	0.1	73.59%	0.759
500	0.1	0.1	73.25%	0.752
600	0.1	0.1	74.81%	0.767
700	0.1	0.1	74.61%	0.750
800	0.1	0.1	72.51%	0.756
900	0.1	0.1	71.71%	0.718
1000	0.1	0.1	72.12%	0.740

Berdasarkan hasil percobaan di atas, maka parameter BPNN dipilih nilai 200 untuk *training cycles*, 0.1 untuk *learning rate*, dan nilai 0.1 untuk *momentum*. Nilai 600 ini selanjutnya untuk percobaan dalam menentukan nilai *learning rate*.

Nilai *learning rate* ditentukan dengan cara melakukan dengan uji coba memasukan nilai dengan

range 0.1 sampai dengan 0.9. Nilai *training cycles* dipilih dari percobaan sebelumnya yaitu 200, sedangkan 0.1 digunakan untuk nilai *momentum*. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai *learning rate*:

Tabel 2 Parameter yang digunakan *learning rate* pada BPNN

Training cycles	Learning rate	momentum	accuracy	AUC
200	0.1	0.1	75.11%	0.766
200	0.2	0.1	73.09%	0.766
200	0.3	0.1	72.86%	0.733
200	0.4	0.1	71.32%	0.736
200	0.5	0.1	73.25%	0.763
200	0.6	0.1	71.64%	0.763
200	0.7	0.1	73.88%	0.737
200	0.8	0.1	70.88%	0.766
200	0.9	0.1	71.71%	0.750

Nilai *learning rate* dipilih berdasarkan nilai *accuracy* dan nilai *AUC* terbesar yang dihasilkan. Berdasarkan hasil percobaan di atas, dipilih nilai *learning rate* sebesar 0.1. Nilai 0.1 ini selanjutnya dipakai untuk percobaan dalam menentukan nilai *momentum*.

Nilai *momentum* ditentukan dengan cara melakukan dengan uji coba memasukan nilai dengan range 0.1 sampai dengan 0.9. Nilai *training cycles* 200 dan *learning rate* 0.1 dipilih berdasarkan percobaan sebelumnya. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai *momentum*:

Tabel 3 Parameter yang digunakan *momentum* pada BPNN

Training cycles	Learning rate	momentum	accuracy	AUC
200	0.1	0.1	75.11%	0.772
200	0.1	0.2	71.26%	0.751
200	0.1	0.3	75.18%	0.748
200	0.1	0.4	71.32%	0.759
200	0.1	0.5	71.98%	0.743
200	0.1	0.6	72.62%	0.759
200	0.1	0.7	72.42%	0.746
200	0.1	0.8	73.88%	0.764
200	0.1	0.9	73.24%	0.752

Berdasarkan hasil percobaan di atas, maka untuk parameter neural network dipilih nilai 200 untuk *training cycles*, 0.1 untuk *learning rate* dan 0.1 untuk *momentum*.

Hasil dari uji coba yang dilakukan yaitu untuk menghasilkan

accuracy dan nilai AUC(Area Under Curve).

Tabel 4 Confusion Matrix BPNN

True	Macet	Lancar
Macet	56	20
Lancar	41	145

Tabel 5 Pengujian Algoritma BPNN

Name	Persentase
Accuracy	75.18%
Precision	77.55%
Recall	84.89%

Evaluasi menunjukkan grafik ROC dengan nilai AUC(Area Under Curve) sebesar 0,772



Gambar 1 AUC (Area Under Curve) BPNN

Pada gambar 1 garis berwarna merah merupakan curve ROC dengan nilai sebesar 0.772 termasuk klasifikasi dengan nilai yang baik, sedangkan garis berwarna biru merupakan kurva ambang (Thresholds).

3. Hasil Pengujian Menggunakan algoritma BPNN berbasis PSO

PSO memiliki perbandingan lebih atau bahkan pencarian kinerja lebih unggul untuk banyak masalah optimasi dengan lebih cepat dan tingkat konvergensi yang lebih stabil. Untuk menemukan solusi yang optimal, masing-masing partikel bergerak ke arah posisi yang terbaik

sebelumnya dan posisi terbaik secara global.

Eksperimen ini dimulai dari penentuan nilai *training cycles*, nilai *training cycles* ditentukan dengan cara melakukan uji coba memasukan nilai range 100 sampai 1000 untuk *training cycles*, serta nilai 0.1 untuk *learning rate* dan 0.1 untuk *momentum*. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai *training cycles*, hasil dari uji coba yang dilakukan yaitu untuk menghasilkan *accuracy* dan nilai AUC(Area Under Curve).

Tabel 6 Parameter yang digunakan *training cycles* pada BPNN-PSO

Training Cycle	Learning Rate	Momentum	Accuracy	AUC
100	0.1	0.1	73.58	0.798
200	0.1	0.1	76.98	0.814
300	0.1	0.1	76.60	0.819
400	0.1	0.1	78.87	0.841
500	0.1	0.1	78.60	0.841
600	0.1	0.1	80.75	0.854
700	0.1	0.1	80.75	0.842
800	0.1	0.1	78.87	0.841
900	0.1	0.1	86.42	0.890
1000	0.1	0.1	84.91	0.833

Berdasarkan hasil percobaan di atas, maka parameter BPNN-PSO dipilih nilai 900 untuk *training cycles*, 0.1 untuk *learning rate*, dan nilai 0.1 untuk *momentum* karena sebagai nilai tertingginya.

Nilai *learning rate* ditentukan dengan cara melakukan dengan uji coba memasukkan nilai dengan range 0.1 sampai dengan 0.9. Nilai *training cycles* dipilih dari percobaan BPNN sebelumnya yaitu 200, sedangkan 0.1 digunakan untuk nilai *momentum*. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai *learning rate*:

Tabel 7 Parameter yang digunakan *learning rate* BPNN-PSO

Training Cycle	Learning Rate	Momentum	Accuracy	AUC
200	0.1	0.1	76.98	0.798
200	0.2	0.1	76.23	0.828
200	0.3	0.1	78.49	0.831
200	0.4	0.1	77.36	0.846
200	0.5	0.1	82.26	0.886
200	0.6	0.1	83.77	0.877
200	0.7	0.1	80.00	0.864
200	0.8	0.1	79.25	0.864
200	0.9	0.1	81.66	0.871

Nilai learning rate dipilih berdasarkan nilai accuracy dan nilai AUC terbesar yang dihasilkan. Berdasarkan hasil percobaan di atas, dipilih nilai learning rate sebesar 0.6 karena sebagai nilai tertingginya.

Nilai momentum ditentukan dengan cara melakukan dengan uji coba memasukkan nilai dengan range 0.1 sampai dengan 0.9. Nilai training cycles 200 dan learning rate 0.1 dipilih berdasarkan percobaan BPNN sebelumnya. Berikut ini adalah hasil dari percobaan yang telah dilakukan untuk penentuan nilai momentum:

Tabel 8 Parameter yang digunakan momentum BPNN-PSO

Training Cycle	Learning Rate	Momentum	Accuracy	AUC
200	0.1	0.1	76.98	0.814
200	0.1	0.2	77.36	0.853
200	0.1	0.3	78.11	0.840
200	0.1	0.4	76.98	0.859
200	0.1	0.5	79.25	0.840
200	0.1	0.6	76.98	0.875
200	0.1	0.7	77.74	0.853
200	0.1	0.8	78.71	0.827
200	0.1	0.9	80.83	0.814

Berdasarkan hasil percobaan di atas, maka untuk parameter neural network dipilih nilai 200 untuk training cycles, 0.1 untuk learning rate dan 0.9 untuk momentum sebagai nilai tertingginya.

Hasil dari uji coba yang dilakukan yaitu untuk menghasilkan accuracy dan nilai AUC(Area Under Curve).

Tabel 9 Confusion matrix BPNN-PSO

True	Macet	Lancar
Macet	59	20

Lancar	41	145
--------	----	-----

Tabel 10 Pengujian Algoritma BPNN berbasis PSO

Name	Persentase
Accuracy	76.98%
Precision	77.96%
Recall	87.88%

Evaluasi menunjukkan grafik ROC dengan nilai AUC(Area Under Curve) sebesar 0,814.



Gambar 2 AUC (Area Under Curve) BPNN berbasis PSO

Pada gambar 2 garis berwarna merah merupakan curve ROC dengan nilai sebesar 0,814 termasuk klasifikasi dengan nilai baik, sedangkan garis berwarna biru merupakan kurva ambang (Thresholds).

4. Analisis Evaluasi dan Validasi Model

Dalam pengujian model yang dilakukan pada prediksi kemacetan angsuran leasing motor dengan algoritma backpropogation neural network parameter yang digunakan Nomor kontrak, repeat order, tenor, angsuran, pekerjaan, penghasilan, usia, status, dan kw tunggak sebagai target. Untuk pengujian menggunakan algoritma klasifikasi BPNN berbasis PSO parameter yang digunakan sama dalam pengujian pada algoritma BPNN, Untuk

pengujian menggunakan algoritma klasifikasi BPNN network berbasis PSO parameter yang digunakan sama dalam pengujian pada algoritma BPNN, akan tetapi tenor, penghasilan, usia dan status adalah parameter yang sangat mempengaruhi dalam penilai akurasi.

Dari hasil pengujian diatas, dengan dilakukan evaluasi baik secara *confusion matrix* maupun *ROC curve* ternyata terbukti bahwa pengujian yang dilakukan algoritma BPNN berbasis PSO memiliki nilai akurasi yang lebih tinggi dibanding hanya menggunakan algoritma prediksi BPNN yang terjadi pada parameter *training Cycle* 200, *learning rate* 0.1 dan *momentum* 0.1. Nilai akurasi untuk model algoritma BPNN sebesar 75.11 % dan nilai akurasi algoritma BPNN berbasis PSO sebesar 76.98% dengan selisih akurasi sebesar 1.87%, dapat dilihat pada tabel 11 dibawah ini :

Tabel 11 Pengujian Algoritma BPNN dan BPNN berbasis PSO

	Accuracy	AUC
BPNN	75.11%	0.772
BPNN berbasis PSO	76.98%	0.814

Untuk evaluasi menggunakan *ROC curve* sehingga menghasilkan nilai *AUC* untuk model algoritma BPNN menghasilkan 0.772 dengan nilai diagnosa cukup baik. Sedangkan algoritma BPNN berbasis PSO menghasilkan nilai 0.814 dengan nilai diagnosa lebih baik, dan selisih keduanya sebesar 0.042.

Dengan demikian algoritma BPNN berbasis PSO memberikan solusi untuk permasalahan prediksi kemacetan angsuran motor.

PENUTUP

1. Kesimpulan

Hasil penelitian untuk nilai akurasi algoritma Backpropogation Neural Network (BPNN) senilai 75.11%, sedangkan untuk nilai akurasi algoritma backpropogation neural network berbasis particle swarm optimization senilai 76.98%. Sehingga selisih untuk nilai akurasi sebesar 1.87%. Dan dievaluasi menggunakan *ROC curve* untuk keduanya yaitu, nilai *AUC (Area Under Curve)* berdasarkan *ROC curve* untuk algoritma sehingga menghasilkan nilai *AUC* untuk model algoritma Backpropogation Neural Network (BPNN) menghasilkan 0.772 dengan nilai diagnosa *Good*. Sedangkan algoritma Backpropogation Neural Network (BPNN) berbasis Particle Swarm Optimization (PSO) menghasilkan nilai 0.814 dengan nilai diagnosa *Good*, dan selisih keduanya sebesar 0.042.

Hasil pengujian dari metode-metode tersebut menggunakan beberapa parameter agar didapatkan nilai terbaiknya. Parameter yang digunakan antara lain *training cycle*, *learning rate*, dan *momentum*. Dari pengujian didapatkan nilai parameter terbaik pada *training cycle* 200, *learning rate* 0.1 dan *momentum* 0.1.

2. Saran

Berdasarkan proses pengujian dan kesimpulan yang telah dilakukan, maka ada beberapa saran dalam penelitian ini adalah :

- a. Dapat dilakukan perbandingan dengan metode algoritma lain yang mendukung pengujian data yang ada sehingga bisa didapat tingkat akurasi yang lebih baik lagi.

- b. Dalam penelitian ini perlu menambah jumlah data yang lebih besar dan, untuk menghasil akurasi yang lebih akurat dan lebih tinggi yang akan didapatkan lebih baik lagi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Adi Sucipto, 2015. Prediksi Kredit Macet Melalui Perilaku Nasabah Pada Koperasi Simpan Pinjam dengan Menggunakan Metode Algoritma Klasifikasi C4.5. *Jurnal DISROTEK*, vol 6(1), pp. 75-87.
- [2] Suwondo and Stefanus Santosa, 2014. Credit Scoring Menggunakan Metode Support Vector Mechine dengan Teknik Seleksi Atribut Berbasis Chi Square Statistic dan Particle Swarm Optimization. *Jurnal Teknologi Informasi*, vol 10(1), pp. 1-18.
- [3] Sadoughi F, Ghaderzadeh M, Solimany M, Fein R, 2014. An Intelligent System Based on Back Propagation Neural Network and Particle Swarm Optimization for Detection of Prostate Cancer from Benign Hyperplasia of Prostate. *J Health Med Informat*, vol 5(3), pp. 1-5.
- [4] Linda Deelen, Mauricio Dupleich, Louis Othieno, and Oliver Wakelin.,2003. *Leasing untuk Usaha Kecil dan Mikro*. Jakarta.
- [5] Irvan Muzakkir, Abdul Syukur, and Ika Novita Dewi, 2014. Peningkatan Akurasi Algoritma Backpropagation dengan Seleksi Fitur Particle Swarm Optimization dalam Prediksi Pelanggan Telekomunikasi yang Hilang. *Jurnal Pseudocode*, vol 1(1), pp. 1-10.
- [6] Joko S. Dwi Raharjo, 2013. Model Artificial Neural Network Berbasis Particle Swarm Optimization untuk Prediksi Laju Inflasi. *Jurnal Sistem Komputer*, vol 3 no. 1, pp. 10-21.
- [7] M.F. Andrijasa and Mistianingsih, 2010. Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation, vol 5 no. 1, pp. 50-54.
- [8] R. A. Rachman, D. Syarif, and R. P. Sari, 2012. Analisa dan Penerapan Metode Particle Swarm Optimization Pada Optimasi Penjadwalan Kuliah, vol. 1, pp. 1–10.
- [9] Daniel T. Larose, 2006. *Data Mining Methods and Models*. Hoboken, New Jersey, United State of America : John Wiley & Sons, Inc.
- [10] S. Mohaghegi, Y. Valle, G. K. Venayagamoorthy, and R. G. Harley, 2005. A Comparison Of PSO and Backpropogation For Training RBF Neural, pp. 1–4.
- [11] Xiaorong Cheng, Dong Wan, Kun Xie, PSO Algorithm Combined with Neural Network Training Study.
- [12] Suyanto, 2010. *Algoritma Optimasi Deterministik atau Probabilistik*. Yogyakarta.
- [13] S. Peters, 2006. Weight Optimization for a Neural Network using Particle Swarm Optimization (PSO).

- [14] Florin Gorunescu, 2011. Data Mining Concepts, Models and Techniques, Intelligent Systems Reference Library ed.: Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [15] J. Kennedy and R. C. Eberhart Particle Swarm Optimization In Proceedings Of the 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE Service Center, Piscataway, 1995.
- [16] T. Sutojo, S.Si., M.Kom., Edy Mulyanto, S.Si., M.Kom., Dr. Vincent Suhartono, 2011. *Kecerdasan Buatan*. Semarang.