

Algoritma *Backpropagation* Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Prediksi Volume Logistik Pada Ketersediaan Gudang

1st Ariel Kholid Ismail
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
if19.arielismail@mhs.ubpkarawang.ac.id
085782312104

2nd Deden Wahiddin
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
deden.waddin@ubpkarawang.ac.id

3rd Rahmat
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
rahmat@ubpkarawang.ac.id

Abstract— Tujuan penelitian ini adalah memprediksi volume logistik untuk ketersediaan gudang, dimana hal tersebut tidak menutup kemungkinan dapat terjadinya pemasukan volume logistik yang seketika membengkak melebihi target persediaan gudang. Untuk mengatasi permasalahan tersebut yaitu dengan memprediksi stok/volume logistik untuk ketersediaan gudang menggunakan salah satu algoritma *backpropagation* jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan *tools* matlab 2023a. Data yang diperoleh sebanyak 6 tahun dari tahun 2017 sampai 2022 setelah itu, data tersebut dilakukan proses *pre processing*. Setelah melalui tahap *pre processing*, data tersebut dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih untuk proses *training* dan data uji untuk proses *testing*, data latih sebanyak 5 tahun dari tahun 2017 sampai 2021, dan data uji sebanyak 1 tahun dari tahun 2022 saja. Tahapan penelitian ini dilakukan dengan mulai, pengumpulan data, analisis data, pengujian, implementasi, evaluasi sampai tahap selesai. Kesimpulan dari proses ini algoritma *backpropagation* menghasilkan nilai MAPE 8.2268%, MSE 0,008091, RMSE 0.08995 dan menghasilkan akurasi sebesar 92%.

Kata kunci — *Backpropagation*, Jaringan Syaraf Tiruan, Logistik, Matlab, Prediksi

I. PENDAHULUAN

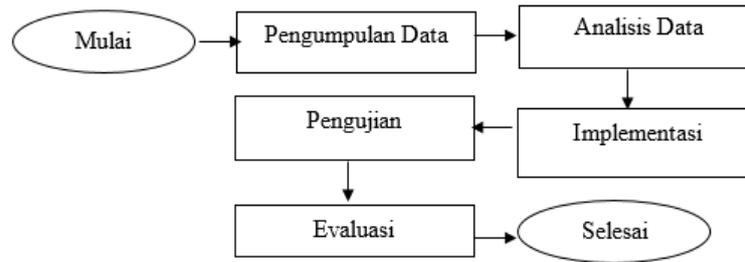
Logistik merupakan proses pengolahan dari pemindahan dan penyimpanan barang dan informasi terkait dari sumber pengadaan ke konsumen akhir secara efektif dan efisien [1]. Industri logistik beroperasi di sektor jasa pergudangan melalui pelaksanaan aktivitas penyimpanan dan pengelolaan. Hal tersebut tidak menutup kemungkinan dapat terjadi dimana pemasukan logistik seketika membengkak melebihi target persediaan, yang akan menimbulkan masalah bagi perusahaan dikarenakan kurangnya persiapan dan persediaan gudang logistik. Perkembangan dalam bidang industri logistik di Indonesia, yang mengalami fluktuasi, menjadi faktor krusial dalam merumuskan kebijakan yang dapat mendorong peran sektor industri. Selama periode 2009 hingga 2014, Indonesia mencatatkan pertumbuhan ekonomi yang stabil. Namun, pertumbuhan ekonomi melambat pada tahun 2014 sekitar 5,2% [2]. Perusahaan di bidang logistik berfokus pada sektor jasa pergudangan, melalui kegiatan penyimpanan, pengelolaan, distribusi, serta *freight forwarding*. [3].

Salah satu solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut, adalah dengan prediksi stok/volume logistik untuk ketersediaan gudang. Dalam penelitian ini akan menggunakan teknik data mining dalam memprediksi volume logistik untuk ketersediaan gudang di Tahun berikutnya. Penelitian prediksi ini telah ada sebelumnya yakni tentang Penerapan Algoritma *A priori* Untuk Prediksi Kebutuhan Suku Cadang Mobil Berdasarkan hasil uji *Lift Ratio* dapat dikatakan kuat dan valid jika nilainya lebih dari 1.00 [4]. Dari Penelitian mengenai penerapan Algoritma *Naive Bayes* dalam meramalkan persediaan barang rotan. Hasil dari penelitian ini menunjukkan tingkat akurasi sebesar 91.43% [5]. Penelitian oleh Nendi dan Wibowo 2020 [6] membuat penelitian Prediksi Jumlah Pengiriman Barang Menggunakan Kombinasi Metode *Support Vektor Regression*, Algoritma *Genetika* dan *Multivariate Adaptive Regression Splines* mendapatkan nilai MAPE yang dihasilkan dari penggabungan ketiga metode tersebut yaitu sebesar 0.0969%. Pada penelitian Pambudi 2020 [7] tentang Prediksi Status Pengiriman Barang Menggunakan Metode *Machine Learning* Logistik Regresi dan *Random Forest* menghasilkan akurasi terbaik sebesar 76,6%, sedangkan metode ANN dan regresi logistik sebesar 73,81% dan 72,84%. Dalam penelitian mengenai Penerapan Algoritma *Backpropagation* Untuk Memprediksi Mahasiswa Baru Pada implementasi algoritma *Backpropagation* dari hasil data pelatihan dan pengujian yang telah di masukkan mendapatkan hasil prediksi pada tahun 2022 dengan total mahasiswa baru 2433 orang dengan uraian jumlah per prodi yaitu Teknik Informatika 174, Teknik Industri 315, Sistem Informasi 100, Farmasi 134, Psikolog 343, PGSD 162, PPKN 362, Akuntansi 64, Manajemen 471, dan Hukum 308 dengan evaluasi pemodelan yang dihasilkan dan di implementasikan dengan nilai *error* 0.458597909941040, *Root Mean Square Error* 2.28058E-05, dan nilai akurasi *Mean Absolute Error* 88.1 % dengan dilakukan uji akurasi nilai tersebut sudah baik [8].

Berdasarkan penelitian terdahulu, maka pada penelitian ini dapat disimpulkan bahwa prediksi volume logistik untuk ketersediaan gudang yaitu menggunakan metode Algoritma *Backpropagation*.

II. METODE PENELITIAN

Objek penelitian ini adalah data Perusahaan Logistik yang berada di Jakarta Selatan, dengan mengambil data Ingot Aluminium dari tahun 2017-2022. Objek tersebut akan di Prediksi agar menghasilkan tingkat akurasi untuk ketersediaan gudang logistik dimasa yang akan datang



Gambar 1. Prosedur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data ini dilakukan dengan tahap wawancara kepada pekerja dibagian admin ditempat lokasi perusahaan tersebut. Setelah melakukan serangkaian kegiatan dan mencatat serta mengolah bahan untuk penelitian, data yang akan diambil yaitu tentang data Logistik Ingot Ilumunium 6 tahun kebelakang terhitung dari tahun 2022, 2021, 2020, sampai 2017.

B. Analisis Data

Analisis data yang akan dilakukan yaitu dibagi menjadi data latih dan data uji sebagai data *training* dan *testing*. Setelah data dibagi menjadi data latih dan uji, selanjutnya akan dilakukan normalisasi data dengan rumus min-max dibawah ini.

$$x^1 = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \tag{1}$$

Keterangan:

x^1 = Normalisasi data

x = Data yang akan dinormalisasi

a = Data terendah

b = Data tertinggi

C. Implementasi

Hasil dari normalisasi, data tersebut diimplementasikan kedalam Matlab. Matlab sendiri menggunakan bahasa C dalam pemrograman, fungsi dari implementasi untuk mendapatkan hasil optimal dengan menggunakan algoritma *backpropagation*. Algoritma *backpropagation* sendiri yaitu untuk menentukan arsitektur jaringan yang dilakukan beberapa kali, agar mendapatkan hasil jaringan yang optimal. Diperlukan proses tahapan pelatihan, dilakukan untuk menghitung bobot sehingga ditemukan bobot optimal pada akhir pelatihan. Bobot disesuaikan untuk meminimalkan nilai salah yang terjadi.

D. Pengujian

Sesudah hasil implementasi, hasil tersebut diproses dari tahun 2017 sampai 2022 sebagai tahun latih, setelah hasil pengujian tahun latih dari tahun 2017 sampai 2022, dilakukan pembagian data latih dan data uji, dimana data latih sebanyak 5 tahun terhitung dari 2017 – 2021 dan data uji sebanyak 1 tahun di tahun 2022. Proses pengujian dengan parameter dibawah ini.

- 1.Jumlah_neuron1 = 100;
- 2.Fungsi_aktivasi1 = ‘logsig’;
- 3.Fungsi_aktivasi2 = ‘logsig’;
- 4.Fungsi_pelatihan = ‘trainlm’;

E. Evaluasi

Setelah hasil pengujian, bobot yang sudah disesuaikan yaitu untuk meminimalkan nilai salah yang terjadi, dihitung dalam kesalahan kuadrat rata-rata *Mean Squared Error* (MSE). Kesalahan kuadrat rata-rata juga digunakan sebagai dasar untuk menghitung aktivasi. Tahap evaluasi penelitian ini menggunakan metode *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Nilai akurasi dari *Mean Absolute Percentage Error* dapat mempengaruhi jika hasil akurasi semakin kecil maka hasil prediksi jauh lebih baik. Jika jumlah kesalahan yang terjadi kurang dari nilai maksimum yang ditentukan, maka Jaringan syaraf tiruan akan berhenti. Besarnya nilai error akan dihitung menggunakan fungsi *Mean Squared Error*. *Root Mean Square Error* (RMSE) adalah jumlah kesalahan kuadrat atau selisih yang dihasilkan antara nilai aktual dan nilai prediksi yang ditentukan, jika menghasilkan nilai 0 dapat di katakan nilai RMSE baik.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Hasil dari pengumpulan data volume logistik yang sudah diproses merupakan hasil volume logistik setiap bulannya, terhitung pada bulan januari sampai bulan desember dari tahun 2017 sampai 2022. Hasil tersebut bisa dilihat pada tabel 1 dibawah ini sebagai berikut. Hasil tersebut dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini.

Tabel 1. Data Volume Logistik

Bulan	Tahun 2017	Tahun 2018	Tahun 2019	Tahun 2020	Tahun 2021	Tahun 2022
Januari	11,664,296	10,418,368	7,831,431	9,611,744	13,651,174	15,832,648
Februari	9,820,755	10,944,398	6,705,338	9,656,932	7,831,413	15,832,648
Maret	10,817,902	13,,297,520	7,092,663	10,235,988	11,037,497	15,832,648
April	10,646,038	8,769,637	6,905,339	9,546,870	12,506,671	7,916,342
Mei	12,574,623	11,931,026	4,432,259	7,968,821	12,329,243	7,092,663
Juni	9,591,771	11,245,741	4,599,209	5,023,712	27,302,294	4,432,259
Juli	10,982,349	12,911,202	7,287,934	7,968,821	9,289,808	6,705,338
Agustus	10,911,756	11,506,598	12,620,593	8,902,739	12,637,861	9,807,127
September	9,833,480	11,846,855	9,701,113	10,328,121	27,302,294	6,905,339
Oktober	13,039,350	10,542,906	8,292,211	12,181,051	11,318,618	15,832,645
November	12,559,927	13,383,903	9,359,088	12,945,046	10,540,375	7,521,826
Desember	11,456,172	11,017,162	9,456,168	10,276,887	9,6355,697	6,755,388

B. Analisis Data

Dari data pada tabel 1 untuk mendapatkan hasil sesuai dengan yang diharapkan, harus melewati proses tahap *training* dan *testing*, sebelum melakukan proses tahap *training* dan *testing*. Data dibagi menjadi data latih dan data uji, data latih dari tahun 2017 sampai 2021 merupakan tahap proses data *training* dan data uji tahun 2022 sebagai proses *testing*, hasil proses pembagian data tersebut bisa dilihat pada tabel 2 dan tabel 3 dibawah ini.

Tabel 2. Data Latih Untuk Proses Training

Bulan	Tahun 2017	Tahun 2018	Tahun 2019	Tahun 2020	Tahun 2021
Januari	11,664,296	10,418,368	7,831,431	9,611,744	13,651,174
Februari	9,820,755	10,944,398	6,705,338	9,656,932	7,831,413
Maret	10,817,902	13,,297,520	7,092,663	10,235,988	11,037,497
April	10,646,038	8,769,637	6,905,339	9,546,870	12,506,671
Mei	12,574,623	11,931,026	4,432,259	7,968,821	12,329,243
Juni	9,591,771	11,245,741	4,599,209	5,023,712	27,302,294
Juli	10,982,349	12,911,202	7,287,934	7,968,821	9,289,808
Agustus	10,911,756	11,506,598	12,620,593	8,902,739	12,637,861
September	9,833,480	11,846,855	9,701,113	10,328,121	27,302,294
Oktober	13,039,350	10,542,906	8,292,211	12,181,051	11,318,618
November	12,559,927	13,383,903	9,359,088	12,945,046	10,540,375
Desember	11,456,172	11,017,162	9,456,168	10,276,887	9,6355,697

Data pada tabel 3 dibawah ini merupakan data uji untuk proses testing agar menghasilkan nilai prediksi sebagai berikut.

Tabel 3. Data Uji Sebagai Proses Testing

Bulan	Tahun 2022
Januari	15,832,648
Februari	15,832,648
Maret	15,832,648
April	7,916,342
Mei	7,092,663
Juni	4,432,259

Bulan	Tahun 2022
Juli	6,705,338
Agustus	9,807,127
September	6,905,339
Oktober	15,832,645
November	7,521,826
Desember	6,755,388

C. Implementasi

1. Pada proses implementasi yaitu membaca data asli dari file excel untuk memastikan data tersebut sama, dimana data tersebut sebanyak 6 tahun.
2. Melakukan *transpose* untuk mengembalikan rentang data vertikal sebagai horizontal. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 2 dibawah ini.

	1	2	3	4	5	6
1	11664296	10418368	7831431	9611774	13651147	15832648
2	9820755	10944398	6705338	9656932	7831413	15832648
3	10817902	13279520	7092663	10235988	11037497	15832648
4	10646038	8769637	6905339	9546870	12506571	7916342
5	12574623	11931026	4432259	7968821	12329243	7092663
6	9591771	11245741	4599209	5023712	27302294	4432259
7	10982349	12911202	7287934	7968821	9289808	6705338
8	10911756	11506598	12620593	8902739	12637861	9807127
9	9833480	11846855	9701113	10328121	27302294	6905339
10	13039350	10542906	8292211	12181051	11318618	15832645
11	12559927	13484903	9359088	12945046	10540375	7521826
12	11456172	11017162	9456168	10276877	9635697	6755388

Gambar 2. Hasil Transpose

3. Melakukan fungsi normalisasi dari data asli yang bertujuan mengubah nilai-nilai data kedalam skala rentang dari -1, 0 hingga 1. Normalisasi dilakukan untuk menyamakan skala data yang berbeda, agar perbedaan skala tidak mempengaruhi kinerja model atau analisis yang dilakukan. Hasil tersebut dapat dilihat pada tabel 4 dibawah ini.

Tabel 4. Hasil Normalisasi

Tahun 2017	Tahun 2018	Tahun 2019	Tahun 2020	Tahun 2021	Tahun 2022
0,3162	0,2617	0,1486	0,2265	0,4031	0,4985
0,2356	0,2847	0,0994	0,2285	0,1486	0,4985
0,2792	0,3868	0,1163	0,2538	0,2888	0,4985
0,2717	0,1897	0,1081	0,2236	0,3531	0,1523
0,3560	0,3279	0	0,1546	0,3453	0,1163
0,2256	0,2979	0,0073	0,0259	1	0
0,2864	0,3707	0,1249	0,1546	0,2124	0,0994
0,2833	0,3093	0,3580	0,1955	0,3588	0,2350
0,2362	0,3242	0,2304	0,2578	1	0,1081
0,3763	0,2672	0,1688	0,3388	0,3011	0,4958
0,3554	0,3958	0,2154	0,3722	0,2671	0,1351
0,3071	0,2879	0,2197	0,2556	0,2275	0,1016

Salah satu proses perhitungan manual dari data asli ke dalam hasil normalisasi sebagai berikut:

$$\text{Data_norm}(x, y) = (\text{data_asli}(x, y) - \text{min_data}) / (\text{max_data} - \text{min_data})$$

Diketahui:

$$\text{Data_asli}(1, 1) = 11,664,296 \text{ (Bulan Januari Tahun 2017)}$$

$$\text{Min_Data_Asli} = 4,432,259 \text{ (Bulan Mei Tahun 2019)}$$

$$\text{Max_Data_Asli} = 27,302,294 \text{ (Bulan Juni Tahun 2021)}$$

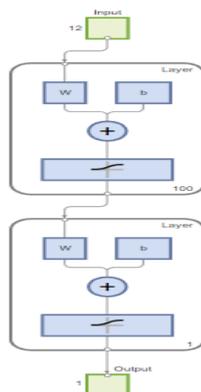
$$\text{Data_normalisasi}(1, 1) = (11,664,296 - 4,432,259) / (27,302,294 - 4,432,259)$$

$$\text{Data_normalisasi}(1, 1) = 7, 232, 037 / 22,870,035$$

$$\text{Hasil_data_Normalisasi}(1, 1) = 0,3162.$$

- Proses membuat pelatihan jaringan dengan menetapkan fungsi *Neuron* pada *Hidden Layer*. *Neuron* bertujuan untuk menerima sinyal sel saraf dari otak pada *hidden layer* atau bisa dibilang lapisan antara *input layer* dan *output layer*. Jumlah *neuron* sebanyak 100 digunakan untuk representasi data yang lebih kompleks, jumlah *neuron* yang besar dapat membantu jaringan syaraf tiruan dalam mempelajari pola pola dan fitur yang lebih kompleks dari data latih. Terdapat 2 fungsi aktivasi *logsig*, yang kegunaan fungsi aktivasi *logsig* pertama untuk lapisan tersembunyi pada *hidden layer* yang bersifat non linear pada jaringan, sedangkan fungsi aktivasi *logsig* kedua untuk proses lapisan keluaran atau *output layer* agar menghasilkan keluaran dalam rentan 0 hingga 1. Fungsi *trainlm* dapat digunakan untuk melatih berbagai jenis jaringan syaraf tiruan, seperti *feedforward*.

Hasil dari proses penerapan parameter jaringan dapat dilihat pada gambar 3 dibawah ini sebagai berikut.



Gambar 3. Hasil Paramter Jaringan

Gambar 4 di bawah ini merupakan hasil dari melakukan pelatihan jaringan syaraf tiruan sebagai berikut.

Network Diagram

Training Results

Training finished: Reached minimum gradient ✔

Training Progress

Unit	Initial Value	Stopped Va...	Target Value
Epoch	0	233	1000
Elapsed Time	-	00:00:23	-
Performance	0.0677	1.25e-10	0
Gradient	0.0454	9.86e-08	1e-07
Mu	0.001	1e-09	1e+10

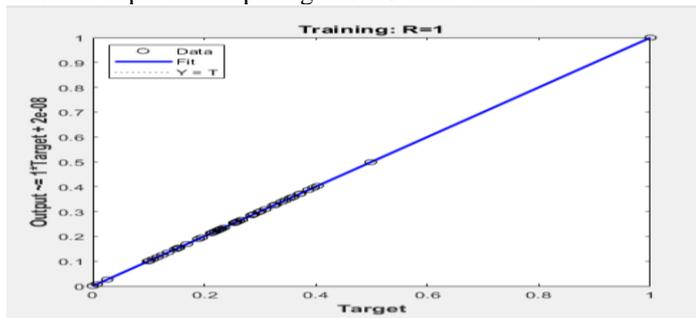
Training Algorithms

Data Division: Levenberg-Marquardt trainlm
 Performance: Mean Squared Error mse
 Calculations: MEX

Training Plots

Gambar 4. Hasil Pelatihan Jaringan

Proses training jaringan syaraf tiruan dapat menghasilkan juga nilai *regression*, yang dimna jika menghasilkan -1 atau 1 dapat dikatakan baik. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 5 dibawah ini.



Gambar 5. Hasil Training Regression

Dari proses pelatihan jaringan, data latih menghasilkan nilai *Mean Square Error* sebesar 0,0062738, dapat dilihat pada gambar 6 dibawah ini.



Gambar 6. Hasil MSE Pelatihan

D. Pengujian

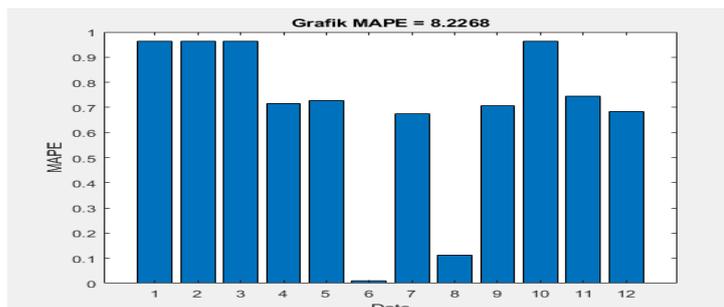
Proses pengujian pada data uji dilakukan pemanggilan jaringan yang sudah dilakukan pada proses pelatihan data latih. Pada data uji dilakukan proses untuk menghasilkan nilai prediksi yang di inginkan, hasil dari proses pengujian dilakuka perhitungan nilai *Mean Square Error*, *Mean Absolute Percentage Error* dan *Root Mean Square Error*.

Proses menghitung nilai *Mean Square Error* bertujuan untuk menghitung nilai kesalahan antara data aktual dari nilai prediksi peramalan menghasilkan sebesar 0,008091. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 7 dibawah ini.



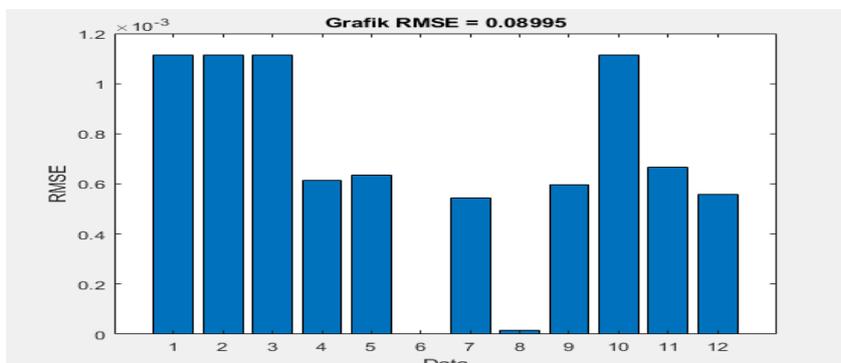
Gambar 7. Hasil MSE Pengujian

Proses menghitung nilai persentase *error* menggunakan *Mean Absolute Percentage Error*, yang bertujuan menghitung nilai persentase *error*, jika nilai persentase akurasi *error* semakil kecil maka nilai prediksi bisa dibilang baik. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 8 dibawah ini.



Gambar 8. Hasil Mean Absolute Percentage Error

Proses menghitung nilai rata rata kesalahan menggunakan *Root Mean Square Error* untuk menghitung nilai rata rata kesalahan yang di peroleh dari data prediksi peramalan. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 9 dibawah ini.



Gambar 9. Hasil *Root Mean Square Error*

E. Evaluasi

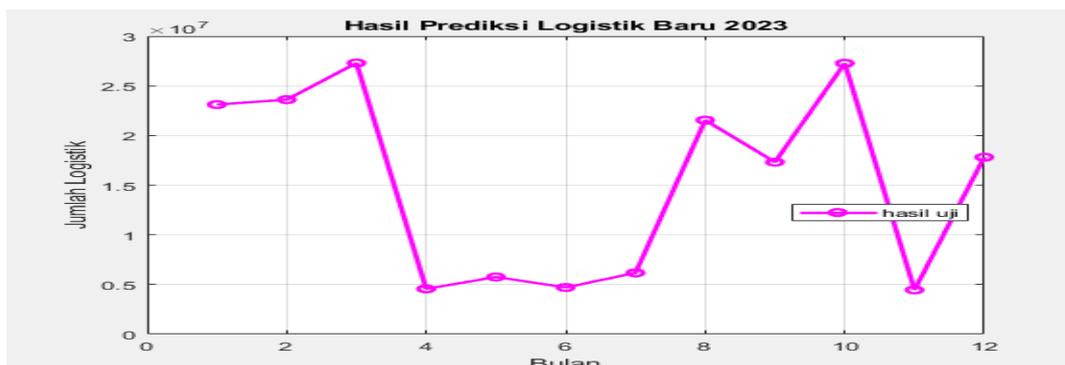
Pada proses evaluasi, hasil yang diperoleh dari proses pengujian mendapatkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) 0,008091, akurasi dengan menggunakan *Mean Absolute Percentage Error* menghasilkan 8.2268%, dan untuk mengetahui nilai rata-rata kesalahan kuadrat dengan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*) menghasilkan sebesar 0.08995. Hasil yang diperoleh baik dari nilai akhir MSE, MAPE, dan RMSE, mendapatkan nilai akurasi sebesar 92%, dimana hasil akurasi tersebut berfungsi untuk menentukan hasil prediksi yang digunakan dalam permasalahan yang ada seperti membengkaknya logistik karena terbatasnya persediaan gudang.

Pada proses pengujian data uji tahun 2022, menghasilkan hasil prediksi untuk tahun 2023. Hasil tersebut dapat dilihat pada gambar 10 dibawah ini.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	23114516	23609752	27294377	4558349	5752367	4699787	6166700	21539220	17317251	27272289	4451185	17810935
2												

Gambar 10. Hasil prediksi 2023

Hasil prediksi dalam bentuk grafik dapat dilihat pada gambar 11 di bawah ini.



Gambar 11. Grafik Hasil Prediksi 2023

IV. PENUTUP

A. Kesimpulan

1. Pada penelitian ini, proses penerapan algoritma *backpropagation* dalam melakukan prediksi logistik, terdapat data yang diperoleh sebanyak 6 tahun, data tersebut dibagi menjadi 2 yaitu data latih dan data uji, data latih merupakan proses training dan data uji merupakan proses testing. Data latih sebanyak 5 tahun dan data uji hanya 1 tahun terakhir, pada data latih dilakukan tahap untuk pelatihan jaringan, data latih membentuk pola untuk mengajarkan pemodelan pada data yang diperoleh agar menghasilkan prediksi yang baik.
2. Berdasarkan hasil evaluasi dari proses penerapan algoritma *backpropagation*, hasil yang diperoleh dari data uji tahun 2022, menghasilkan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,008091, hasil akurasi dengan menggunakan *Mean Absolute*

Percentage Error menghasilkan 8.2268%, dan untuk mengetahui nilai rata-rata kesalahan kuadrat dengan menggunakan RMSE (Root Mean Square Error) menghasilkan sebesar 0.08995 dan menghasilkan akurasi sebesar 92%.

Saran

Berdasarkan hasil dan pembahasan dari memperoleh volume logistik baru terdapat beberapa saran sebagai berikut.

1. Bagi pembaca yang tertarik untuk melanjutkan proses penelitian menggunakan algoritma backpropagation, agar dapat menambahkan input data/data masukan yang lebih banyak lagi dengan melakukan proses penelitian dan pengujian.
2. Algoritma *Backpropagation* dapat diterapkan pada berbagai arsitektur jaringan syaraf tiruan, seperti syaraf terhubung penuh (feedforward), jaringan syaraf konvolusi (*convolution neural network*), atau jaringan syaraf berulang (*reccurent neural network*).

PENGAKUAN

Naskah Ilmiah ini adalah sebagian dari penelitian Tugas Akhir milik Ariel Kholid Ismail dengan berjudul *Prediksi Volume Logistik Untuk Ketersediaan Gudang Menggunakan Algoritma Backpropagation Jaringan Syaraf Tiruan* dibimbing oleh Bapak Deden Wahiddin dan Bapak Rahmat.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. Risnawati and M. Handayani, "penerapan Jaringan Saraf Tiruan Untuk Proyeksi Logistik Berdasarkan Prediksi Pasien Menggunakan Algoritma Backpropagation," *Jurteks*, vol. 4, no. 1, pp. 21–28, 2017, doi: 10.33330/jurteks.v4i1.20.
- [2] K. Dan, *Analisis Strategi Bersaing Perusahaan Yang Bergerak Dibidang Logistik Di Jakarta*, vol. 2. 2019.
- [3] E. Evanita and M. M. Hakim, "Prediksi Harga Jual Suku Cadang Impor Mesin Rokok Dengan Jaringan Syaraf Tiruan," *Simetris J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 67–76, 2018, doi: 10.24176/simet.v9i1.1550.
- [4] I. R. Herlambang, M. N. Fauzan, and R. N. S. Fathonah, "Penentuan Rute Terpendek Pendistribusian Barang Menggunakan Algoritma Floyd-Warshall," *Techno.Com*, vol. 20, no. 3, pp. 430–439, 2021, doi: 10.33633/tc.v20i3.4686.
- [5] Y. Niar, K. Komariah, A. Surip, R. Saputra, and I. Ali, "Implementasi Algoritma Naïve Bayes Untuk Prediksi Persediaan Barang Rotan," *KOPERTIP J. Ilm. Manaj. Inform. dan Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 28–34, 2022, doi: 10.32485/kopertip.v4i1.112.
- [6] N. Nendi and A. Wibowo, "Prediksi Jumlah Pengiriman Barang Menggunakan Kombinasi Metode Support Vector Regression, Algoritma Genetika dan Multivariate Adaptive Regression Splines," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 6, p. 1169, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020722441.
- [7] H. K. Pambudi, P. G. A. Kusuma, F. Yulianti, and K. A. Julian, "Prediksi Status Pengiriman Barang Menggunakan Metode Machine Learning," *J. Ilm. Teknol. Infomasi Terap.*, vol. 6, no. 2, pp. 100–109, 2020, doi: 10.33197/jitter.vol6.iss2.2020.396.
- [8] A. Rahmat, A. Fauzi, and D. Sulistya, "Penerapan Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Mahasiwa Baru (Studi Kasus : UBP Karawang)," *Penerapan Algoritm. Backpropagation Untuk Memprediksi Mahasiwa Baru*, vol. IV, pp. 0–5, 2022.