

Penerapan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Persediaan Barang Menerapkan Algoritma Elman Recurrent Neural Network

Tiur Dahlia Sitinjak*

Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi, Program Studi Teknik Informatika, Universitas Budidarma, Medan, Indonesia
Email: 1sitinjaktd@gmail.com

Abstrak-Persediaan barang merupakan permasalahan operasional yang sering dihadapi oleh minimarket. Jika jumlah persediaan barang terlalu sedikit dan permintaan tidak dapat dipenuhi karena kekurangan persediaan, hal ini akan mengakibatkan konsumen akan kecewa dan ada kemungkinan konsumen tidak akan kembali lagi. Begitu juga jika persediaan barang terlalu besar, hal ini akan mengakibatkan kerugian bagi minimarket karena harus menyediakan tempat yang lebih besar, kemungkinan terjadinya penyusutan nilai guna barang, serta harus menyediakan biaya-biaya tambahan yang terkait dengan biaya inventory seperti biaya pemeliharaan dan biaya akuntansi. Permasalahan yang ada dalam persediaan barang pada PT. Indomarco Prismatama menggunakan sistem yang dipakai untuk persediaan barang masih berdasarkan penjualan harian masing-masing toko. Data penjualan harian tersebut akan terkirim melalui link PT. Indomarco Prismatama perharinya. Maka barang yang akan dikirimkan oleh pihak gudang adalah berdasarkan data penjualan harian yang dikirimkan. Hal inilah yang harus diperbaiki kembali agar memaksimalkan kinerja gudang dalam hal menyediakan barang terutama barang yang akan dikirimkan pada masing-masing toko dengan intensitas beli yang berbeda-beda sesuai toko masing-masing. Untuk mengatasi permasalahan mengenai persediaan barang ini maka dibutuhkan suatu sistem yang baik untuk mengoptimalkan persediaan barang di gudang. Sistem yang akan dibangun ini diharapkan mampu dapat menghitung persediaan barang pada PT. Indomarco Prismatama dengan akurat dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan menerapkan algoritma Elman Recurrent Neural Network (ERNN).

Kata Kunci: Persediaan, Barang, JST, ERNN

Abstract-Inventory management is an operational issue frequently faced by minimarkets. If the inventory level is too low and demand cannot be met due to insufficient stock, it will lead to customer disappointment, and there is a possibility that customers may not return. Similarly, if the inventory level is too high, it will result in losses for the minimarket, as they need to allocate more space, face potential depreciation of the value of goods, and incur additional costs related to inventory, such as maintenance and accounting expenses. The inventory problem at PT. Indomarco Prismatama arises from the current system used, which is based on the daily sales of each store. The daily sales data is sent to PT. Indomarco Prismatama through a link every day. As a result, the goods sent by the warehouse are based on the daily sales data provided. This needs to be improved to maximize the warehouse's performance in providing goods, especially items that need to be sent to each store with varying buying patterns specific to each store. To address the inventory management issues, a robust system is required to optimize the inventory at the warehouse. The proposed system is expected to accurately calculate the inventory at PT. Indomarco Prismatama by utilizing an artificial neural network employing the Elman Recurrent Neural Network (ERNN) algorithm.

Keywords: Inventory, Goods, Artificial Neural Network (ANN), Elman Recurrent Neural Network (ERNN)

1. PENDAHULUAN

Persediaan barang adalah masalah bisnis yang umum. Jika jumlah persediaan barang terlalu sedikit dan permintaan tidak dapat dipenuhi karena kekurangan persediaan, kekecewaan konsumen dan kemungkinan konsumen tidak akan kembali. Dengan cara yang sama jika persediaan barang terlalu besar, hal ini akan mengakibatkan kerugian bagi minimarket karena harus menyediakan tempat yang lebih besar, kemungkinan terjadinya penyusutan nilai guna barang, serta harus menyediakan biaya-biaya tambahan yang terkait dengan biaya inventory seperti biaya pemeliharaan dan biaya akuntansi. Karena itu, manajemen harus bisa memutuskan berapa banyak suatu barang harus disiapkan (distock) untuk keperluan minimarket. Selain itu, manajemen juga harus jeli dalam melihat kebutuhan konsumen sehingga mereka merasa puas karena mendapatkan apa yang dibutuhkannya pada minimarket tersebut.

Persediaan barang pada PT. Indomarco Prismatama khususnya di masing-masing toko yang tersebar selama ini memang sudah dengan link atau berbasis web, tetapi sistem yang dipakai untuk menstock barang masih berdasarkan penjualan harian masing-masing toko. Data penjualan harian tersebut akan terkirim melalui link PT. Indomarco Prismatama perharinya. Maka barang yang akan dikirimkan oleh pihak gudang adalah berdasarkan data penjualan harian yang dikirimkan. Hal inilah yang harus ditinjau kembali agar memaksimalkan kinerja gudang dalam hal menstock barang terutama barang yang akan dikirimkan pada masing-masing toko dengan intensitas beli yang berbeda-beda sesuai toko masing-masing.

Perusahaan yang bergerak dibidang retailer ini, memiliki produk berupa berbagai penjualan dari sejumlah komoditas kepada konsumen. Sebagai perusahaan yang bergerak di bidang retailer, memprediksi persediaan barang juga merupakan salah satu peran penting yang dibutuhkan perusahaan ini untuk memenuhi dan menjaga kepuasan pelanggan pada masing-masing toko yang tersebar.

Menurut Mira Febriana, *et.al*, 2013 dalam penelitiannya menyatakan bahwa jaringan syaraf tiruan dapat digunakan untuk meramalkan suatu persediaan barang serta untuk mengubah bobot-bobot yang terhubung dengan *neuron-neuron* yang ada pada lapisan tersembunyi [1].

Menurut Aji Sudarsono, 2016 dalam penelitiannya menyatakan dalam penelitiannya bahwa jaringan syaraf tiruan adalah model data yang, karena kemampuannya untuk memecahkan banyak masalah, dapat mewakili hubungan *input* dan

output yang kompleks dan relatif mudah digunakan[2]. Metode jaringan syaraf tiruan yang digunakan dalam melakukan prediksi persediaan barang dalam riset ini adalah algoritma *Elman Recurrent Neural Network*.

Menurut Eka Pandu Cynthia, *et.al*, 2019 dalam penelitiannya menyatakan bahwa *Elman Recurrent Neural Network* merupakan salah satu pengembangan pengembangan dari algoritma *backpropagation*. Algoritma *Elman Recurrent Neural Network*. Dalam melakukan prediksi atau peramalan dengan menghasilkan nilai *error* pada RMSE dan MAPE yang sangat kecil dan persentasi akurasi yang tinggi [3].

Menurut Jefri Radjabaycolle, *et.al*, 2016 dalam penelitiannya menyatakan bahwa jaringan syaraf berulang *Elman* memiliki bentuk yang kompleks dan algoritma pelatihan sehubungan dengan jaringan syaraf maju. Arsitektur dari algoritma jaringan syaraf berulang *Elman* hampir mirip dengan arsitektur *backpropagation* umpan balik, tetapi ditambahkan dengan lapisan konteks untuk mengakomodasi *output* dari lapisan tersembunyi [4].

Berdasarkan latar belakang masalah diatas maka penulis tertarik untuk mengangkat judul penelitian yaitu “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Persediaan Barang Pada PT. Indomarco Prismatama Menggunakan Algoritma Elman Reccurent Neural Network”.

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Persediaan Barang

Persediaan dapat diartikan sebagai barang-barang yang disimpan untuk digunakan atau dijual di masa depan atau masa depan. Persediaan terdiri dari persediaan bahan baku, persediaan barang setengah jadi dan persediaan barang jadi. Stok bahan baku dan produk setengah jadi disimpan sebelum digunakan atau dimasukkan ke dalam proses produksi, sedangkan stok produk jadi disimpan sebelum dijual atau dipasarkan. Oleh karena itu, semua toko yang melakukan bisnis umumnya memiliki persediaan. Persediaan adalah model yang umum digunakan untuk memecahkan masalah pengendalian bahan baku dan produk jadi dalam operasi toko. Oleh karena itu, dapat disimpulkan bahwa pengertian pengendalian persediaan adalah upaya untuk memantau dan menentukan tingkat komposisi material yang optimal untuk mendukung kelancaran, efektivitas dan efisiensi kegiatan toko. Karena persediaan merupakan salah satu faktor yang menentukan kelancaran produksi dan penjualan, maka persediaan harus dikelola dengan baik. Dalam hal ini toko harus dapat menentukan jumlah persediaan yang optimal, sehingga di satu sisi kelangsungan produksi dapat terjaga dan di sisi lain toko dapat memperoleh keuntungan, karena toko dapat memenuhi setiap permintaan yang ada. Karena persediaan yang tidak mencukupi akan sama merugikan dengan persediaan yang berlebih, karena kedua kondisi tersebut memiliki beban dan konsekuensinya masing-masing [5].

Jika pasokan rendah, pasar tidak dapat memenuhi semua keinginan, sehingga pelanggan kecewa dan beralih ke perusahaan lain. Di sisi lain. Dalam kasus *overstock*, beberapa beban harus ditanggung yaitu [5] :

- Biaya penyimpanan di gudang, semakin banyak barang yang disimpan semakin tinggi biaya penyimpanan.
- Resiko kerusakan barang semakin lama barang disimpan di gudang maka resiko kerusakan barang semakin besar.
- Resiko keusangan barang-barang yang sudah lama disimpan dalam keadaan usang atau kadaluarsa.

2.2 Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) merupakan representasi buatan dari otak manusia yang selalu mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia tersebut. Istilah *artificial* digunakan karena *neural network* diimplementasikan oleh program komputer yang dapat melakukan serangkaian proses komputer sambil belajar [1]. Jaringan syaraf tiruan dibuat sebagai generalisasi dengan pengetahuan manusia yang dimodelkan secara matematis. Pada jaringan syaraf tiruan ini terdapat *neuron* dan terdapat hubungan antar *neuron* [2]. Beberapa hal yang dapat ditentukan dalam jaringan syaraf tiruan, yaitu [6] :

- Pola hubungan antar *neuron* disebut arsitektur jaringan. Jaringan syaraf tiruan memiliki berbagai arsitektur jaringan yang banyak digunakan dalam berbagai aplikasi. Arsitektur jaringan syaraf tiruan terdiri dari jaringan lapisan tunggal dan jaringan perisai *multi-lapisan*.
- Metode untuk menentukan bobot koneksi disebut algoritma pelatihan/ pembelajaran.

2.3 Algoritma Elman Reccurent Neural Network

Algoritma *relapsing Elman Neural Network Elman* merupakan salah satu algoritma yang dikembangkan pada kondisional *backpropagation network*. Jaringan syaraf berulang *Elman* memiliki tingkat konteks yang direferensikan. Jaringan syaraf tiruan *Elman* memiliki parameter yang mempengaruhi proses pelatihan adalah inialisasi bobot, jenis *input*, jumlah *neuron* tersembunyi, kecepatan belajar dan faktor impuls [3].

Dalam jaringan syaraf berulang, luaran jaringan digunakan kembali sebagai masukan jaringan. *Elman Recurrent Neural* disebut jaringan syaraf parsial karena bobot *recurrent* tetap. Dalam jaringan *Elman*, *vector input* menyebar melalui lapisan pembobotan dan bergabung dengan aktivasi sebelumnya dengan lapisan pembobotan berulang [4].

Berikut ini merupakan langkah yang ada di dalam algoritma *elman reccurent neural network* [3]:

- Berikan nilai *seed* bobot antara lapisan *input* tersembunyi dan lapisan *output* tersembunyi, kecepatan belajar, toleransi kesalahan dan *epoch* maksimum.
- Setiap unit *input* x_i dapat menerima sinyal *input* dan kemudian sinyal *input* akan dikirim ke semua unit di lapisan tersembunyi.

- c. Setiap unit lapisan tersembunyi $net_j(t)$ akan ditambahkan nilai *input* x_i yang akan dikalikan dengan v_{ji} dan digabungkan dengan *context layer* $y_h(t-1)$ yang dikalikan dengan bobot u_{jh} kemudian ditambahkan dengan bias θ_j dengan rumus berikut.

$$net_j = \left(\sum_i^n x_i(t)v_{ji} + \sum_h^n y_h(t-1)u_{jh} + \theta_j \right)$$

Keterangan :

- x_i : *input* dari 1, ..., n
- v_{ji} : *bobot* dari *input* ke *hidden layer*
- y_h : *hasil copy* dari *hidden layer* waktu ke (t-1)
- u_{jh} : *bobot* dari *context* ke *hidden layer*
- θ : *bias*
- n : *jumlah node* masukan
- i : *node input*
- m : *jumlah node hidden*
- h : *node context*

Untuk pengaktifan dari *neuron* yang digunakan adalah *sigmoid biner* dengan persamaan berikut :

$$y_j(t) = f(net_j(t))$$

$$f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}}$$

- d. Unit yang ada pada y_k ditambahkan dengan nilai *output* pada lapisan tersembunyi y_j yang dikalikan dengan bobot w_{kj} serta ditambahkan dengan bias bagian *hidden layer* supaya mendapatkan keluaran. Maka dapat dilihat rumus berikut.

$$net_k(t) = \left(\sum_j^m y_j(t)w_{kj} \right) + \theta_k$$

$$y_k(t) = g(net_k(t))$$

Keterangan :

- y_j : fungsi hasil net_j
- w_{kj} : bobot lapisan tersembunyi dibandingkan dengan lapisan luaran
- θ_k : Bias
- y_k : fungsi hasil net_k
- $g(net_k(t))$: fungsi $net_k(t)$

- e. Semua keluaran diberi target t_k sesuai pada pola masukan dalam proses pelatihan dan nilai kesalahan dihitung dan nilai bobot diperbaiki.

$$\delta_k = g'(net_k)(t_k - y_k)$$

Keterangan :

- $g'(net_k)$: fungsi turunan $g(net_k)$
- t_k : target
- y_k : hasil fungsi $g(net_k)$

- f. Pada luaran yang terhubung ke *output* serta lapisan tersembunyi dikalikan dengan δ_k dan ditambahkan sebagai unit *input*.

$$\delta_{-net_j} = \sum \delta_k w_{kj}$$

Lalu dilakukan perhitungan dengan perbaikan nilai bobot dengan persamaan :

$$\Delta v_{kj} = \alpha \delta_j x_i$$

- g. *Output* yang dilakukan perbaikan terhadap nilai bobot dan bias nya

$$w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$$

- h. *Output* akan dibandingkan dengan target t_k yang diinginkan agar memperoleh nilai *error* (E) keseluruhan

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (t_k - y_k)^2$$

- i. Selanjutnya pengerjaan ujicoba pemberhentian kondisi (akhir iterasi)

2.4 Tahapan Penelitian

Pada tahap pembuatan kerangka kerja penelitian ini digunakan sebagai tahapan-tahapan yang harus dilakukan atau dikerjakan pada riset ini. Secara garis besar maka untuk pelaksanaan riset dapat di lihat pada gambar berikut ini.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Untuk penjelasan konteks di atas diberikan penjelasan antara lain :

- a. Identifikasi Masalah
Untuk menentukan serta mendefinisikan masalah yang dihadapi dalam memprediksi persediaan barang.
- b. Studi Literatur
Pada kegiatan ini untuk mempelajari literatur yang berkaitan pada riset dijadikan sumber yang diambil dari buku, jurnal ataupun situs-situs.
- c. Pengumpulan data
Tahapan digunakan untuk mengumpulkan data yang dibutuhkan dalam penelitian ini yang mana teknik mengumpulkan data tersebut dengan cara pengamatan langsung ke lapangan.
- d. Analisis Data
Pada tahapan ini dilakukan untuk melakukan proses analisis data mengenai persediaan barang
- e. Pengolahan Data
Pada tahapan ini digunakan untuk pengolahan data persediaan barang dan dilakukan proses pengujian dengan metode ERNN.
- f. Hasil Ujicoba
Kegiatan ini dipergunakan dalam ujicoba data dengan menggunakan software tanagra untuk memprediksi persediaan barang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

2.1 Analisa

Persediaan barang merupakan permasalahan operasional yang sering dihadapi oleh minimarket. Jika jumlah persediaan barang terlalu sedikit dan permintaan tidak dapat dipenuhi karena kekurangan persediaan, hal ini akan mengakibatkan konsumen akan kecewa dan ada kemungkinan konsumen tidak akan kembali lagi. Masih adanya kekurangan dalam pengolahan data seperti memasukkan data barang yang kurang benar, sehingga informasi data barang tidak sesuai dengan yang sebenarnya dan proses pencarian data yang memerlukan banyak waktu dan tenaga sehingga kinerja dari sistem yang ada menjadi lambat dan tidak akurat. Maka untuk itu perlu adanya komputerisasi yang menggunakan metode tertentu untuk mengoptimalkan biaya inventory, baik persediaan, baik dalam hal penyimpanannya, biaya pemesanan barang dan biaya jumlah produksi. Prosedur yang terlibat pada sistem informasi persediaan hasil produksi merupakan aturan-aturan yang digunakan dalam mengelola dan mengolah data. Berikut merupakan daftar produk yang dijual oleh PT. Indomarco Prismatama.

Tabel 1. Data Produk

No.	Kode Produk	Nama Produk	Jenis Produk
1	10030804	Coca Cola Slim 250 ml	Minuman
2	10030805	Sprite Slim Klg250 ml	Minuman
3	10030806	Fanta Slim Straw 250	Minuman
4	20032057	Fanta Slim Fruit 250	Minuman
5	20018656	Coca Cola Zero 330 ml	Minuman
6	10025292	A&W S. Drink sarsa 330	Minuman
7	20039638	Coca Cola Pet 425 ml	Minuman
8	20031200	Coca Cola Zero 350 ml	Minuman
9	20030637	Sprite Soft Drink 425	Minuman
10	20039636	Lifebouy 70g/bar	Sabun
11	20038231	Fanta Orange Pet 350	Minuman

No.	Kode Produk	Nama Produk	Jenis Produk
12	20012577	Sedaap Kecap manis 600 ml/pch	Kecap
13	20012576	Powrade Isotn Grp 500	Minuman
14	20021178	Minute m. P/org 350	Minuman
15	20045135	Minute m Wht Grp 350	Minuman
16	20046134	Minute m. Nb org 300	Minuman
17	20046315	Minute m. Nb strw 300	Minuman
18	20040004	Minute m. P/lmn 350	Minuman
19	20031295	Minute m. P/trpcl 350	Minuman
20	20035544	Minute m/ p. Manggo 350	Minuman
21	20045374	Aquarius Isotonik 500	Minuman
22	20044012	Frestea Htm Madu 500	Minuman
23	20012573	Frestea Teh Melati 500	Minuman
24	20036765	Fttestea Grn Madu 500	Minuman
25	20012572	Frestea Teh Green 500	Minuman
26	20012933	Frestea Teh Marks 500	Minuman
27	20012575	Frestea Teh Lemon 500	Minuman
28	20005835	Ades Air Mineral 600	Minuman
29	10000688	Coca Cola 1500 MI	Minuman
30	20018658	Coca Cola Zero 1.5 MI	Minuman
31	10000689	Sprite 1500 MI	Minuman
32	10000690	Fanta Strawberry 1.500	Minuman
33	20043011	Sosro Teh Kotak B 250	Minuman
34	20012473	Pixy 100ml	Pembersih
35	20036355	Sosro th ls. Sgr 500	Minuman
36	20012778	Sosre Teh Botol 500	Minuman
37	20012834	Laurier 18's/pck	Pembalut
38	20012779	Indomilk Uht Pln 1000	Minuman
39	20005232	Buavita jc. Guava 1000	Minuman
40	10000789	Pepsi Blue Drink 330	Minuman
41	20018957	Formula 2+1/pck	Sikat Gigi
42	10000546	Ultra Low Fat 1000 MI	Minuman
43	10000344	Ultra Susu Uht Choil	Minuman
44	20014576	F/Flag Choko Btl 800	Minuman
45	10021010	Gulaku Gula Putih 1 KG	Gula
46	20014915	Milo 3in1ACT E 4x35	Susu
47	10005957	Torabika Capucino BOX3x25	Kopi
48	1010219	Sari/w Clp Asli 50'S	Bubuk The
49	20035152	IDM Madu Asli 250 MI	Madu
50	20049508	Pepsodent PNCl/CS	Pasta Gigi
51	10021015	Kuku Balam 10 KG	Beras
52	10021017	Dolphin Grm Halus 100Gr	Garam
53	20048407	Rinso Bubuk 1KG/pcs	Deterjen
54	20049710	Molto Cair 500MI	Pewangi Pakaian
55	1000156	Cleo Air Mineral Gln	Air Mineral

Pada data yang tersaji di bawah ini merupakan data transaksi produk yang dibeli oleh konsumen pada PT. Indomarco Pristama.

Tabel 2. Data Transaksi Produk

Transaksi	Produk yang dibeli
1	Gulaku Gula Putih 1 KG, Milo 3in1 ACT E 4x35, Kuku Balam 10KG
2	Sedaap Kecap manis 600 ml/pch, Minute M. P/Org 350, Formula 2+1/pck
3	Sari/w Clp Asli 50'S, Kuku Balam 10KG, Bimoli Refill 2000 ml/pch, Sedaap Kecap manis 600 ml/pch
4	Sosro Teh Kotak B 250, Bimoli Refill 2000 ml/pch, Lifebouy 70g/bar
5	Rinso Bubuk 1KG/, Kuku Balam 10KG, Lifebouy 70g/bar
6	Molto Cair 500MI, Bimoli Refill 2000 ml/pch
7	Sedaap Kecap manis 600 ml/pch, Sari/w Clp Asli 50'S, Lifebouy 70g/bar
8	Kuku Balam 10KG, Sosro Teh Kotak B 250, Bimoli Refill 2000 ml/pch, Formula 2+1/pck
9	Sari/w Clp Asli 50'S, Minute M. P/Org 350, Kuku Balam 10KG
10	Gulaku Gula Putih 1 KG, Milo 3in1ACT E 4x35, Rinso Bubuk 1KG/pcs, Sosro Teh Kotak B 250
11	Sedaap Kecap manis 600 ml/pch, Sari/w Clp Asli 50'S, Rinso Bubuk 1KG/pcs, Molto Cair 500MI

Transaksi	Produk yang dibeli
12	Molto Cair 500ML, Lifebouy 70g/bar
13	Formula 2+1/pck, Kuku Balam 10KG, Bimoli Refill 2000 ml/pch
14	Gulaku Gula Putih 1 KG,Formula 2+1/pck, Sosro Teh Kotak B 250, Sedaap Kecap manis 600 ml/pch
15	Lifebouy 70g/bar, Molto Cair 500ML, Sedaap Kecap manis 600 ml/pch
16	Sosro Teh Kotak B 250, Bimoli Refill 2000 ml/pch
17	Sedap kecap manis 600 ml/pch, Minute M.P/org 350, Molto cair 500 ml
18	Formula 2+1/pck, Sedaap Kecap manis 600 ml/pch
19	Molto Cair 500ML, Rinso Bubuk 1KG/pcs
20	Gulaku Gula Putih 1 KG, Milo 3in1ACT E 4x35, Bimoli Refill 2000 ml/pch

Data diatas merupakan daftar produk sebanyak 55 jenis produk. Variabel diambil sebanyak 5, yakni : biaya produksi (X0), stok barang (X1), persediaan (X2), pendapatan (X3), penjualan (X4) dan jumlah produksi (Y), tabel di bawah merupakan tabel dengan menggunakan 5 variabel.

Tabel 3. Data Produksi

Data	Biaya Produksi	Stok Barang	Persediaan	Pendapatan	Penjualan
1	20212024	10253	8343	17723679	8256
2	19115131	9867	7025	16902180	7207
...
27	22213173	3570	2691	15474674	1492
28	27916329	7483	2763	21557557	6745
29	28933799	3132	2912	19855681	4523
...
53	17851654	7764	3696	11276637	6983
54	22453283	7327	3766	15754332	8564
55	25743271	8554	3545	20546843	5344

Keseluruhan data berjumlah 55, data dibagi jadi data pelatihan 70%, 80%, 90%. Data pelatihan 70% memiliki total 38, untuk persentase 80% memiliki total 44, untuk persentase 90% memiliki total 49. Untuk data dibedakan menjadi pelatihan data dan uji data. Dalam melakukan prediksi persediaan barang dengan menggunakan lapisan jaringan *Elman* untuk melihat tingkat kesalahan dipergunakan pertukaran data, sehingga dilakukan perhitungan dengan dasar pelatihan serta pengujian yang berbeda. Di dalam pemisahan data menggunakan persentase 90 : 10, 80 : 20 serta 70 : 30.

2.2 Penerapan Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN)

Pada tahapan proses dengan menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) dapat dilakukan dengan normalisasi data inputan, selanjutnya melakukan proses perhitungan dengan menggunakan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN). Proses prediksi dilakukan setelah mendapatkan hasil pengujian dengan akurasi terbaik. Berdasarkan *variable* masukan dan target yang ingin dicapai maka dapat digambarkan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN), dapat dilihat pada gambar 2 di bawah ini

a. Proses Pelatihan

Dalam proses perhitungan dengan menggunakan data latih ke 1 pada tahap pembagian data latih 90% proses akan berhenti atas dasar toleransi *error* dan jumlah *epoch* yang ditentukan. Untuk mendapatkan hasil *epoch* dilakukan langkah-langkah seperti di bawah ini.

Epoch 1,

1) Langkah 1 : Menentukan *learning rate*, toleransi *rate hidden layer* dan *max epoch*. Berikut ini adalah perhitungan data latih yang ditentukan pada penelitian ini.

$$Epoch = 300$$

$$Learning\ rate\ (\alpha) = 0.5$$

$$Toleransi\ error = 0,0001$$

$$Hidden\ layer = 6$$

2) Langkah 2 : Normalisasi Data

Berikut ini adalah perhitungan normalisasi data 1 berdasarkan atas pembagian data latih 90%.

$$Data\ 1 : X1 = 20212024\ X2 = 10253\ X3 = 8343\ X4 = 17723679\ X5 = 8256$$

$$x0 = \frac{20212024 - 15217768}{33128260 - 15217768} = 0,2788$$

$$x1 = \frac{10253 - 2235}{12974 - 2235} = 0,7466$$

$$x2 = \frac{8343 - 1007}{10301 - 1007} = 0,7893$$

$$x3 = \frac{17723679 - 10858287}{25858110 - 10858287} = 0,4576$$

$$x_4 = \frac{8256-2752}{9879-2752} = 0,8065$$

Setelah dilakukan tahapan normalisasi selanjutnya hasil normalisasi berdasarkan data pada tabel 1, maka hasil normalisasi data latih 90% dapat dilihat pada tabel 4.6 di bawah ini.

Tabel 4. Normalisasi data latih 90%

Data	X0	X1	X2	X3	X4	Y
1	0.2788	0.7466	0.7893	0.4661	0.8065	0.9317
2	0.2176	0.7107	0.6475	0.4122	0.6814	0.7812
3	0.2408	0.7024	0.7740	0.4006	0.8327	0.8817
4	0.2241	0.8010	0.8765	0.3595	0.9930	1.0000
...
36	0.7750	0.5322	0.4892	0.7171	0.6399	0.5896
37	0.4631	0.5802	0.4248	0.5587	0.4987	0.4705

3) Langkah 3 : Inisialisasi Bobot Awal

Memberikan nilai awal dengan acak untuk keseluruhan bobot awal ke *hidden layer* dan bobot ke *hidden output*. Berikut ini merupakan nilai bobot awal yang telah ditentukan dalam penelitian ini.

Bobot awal *input* ke *hidden*

$$V_{01} = 0.2 \quad V_{11} = 0.3 \quad V_{21} = 0.5 \quad V_{31} = 0.4 \quad V_{41} = 0.3 \quad V_{51} = 0.6$$

$$V_{02} = 0.3 \quad V_{12} = 0.4 \quad V_{22} = 0.4 \quad V_{32} = 0.4 \quad V_{42} = 0.6 \quad V_{52} = 0.4$$

$$V_{03} = 0.5 \quad V_{13} = 0.4 \quad V_{23} = 0.6 \quad V_{33} = 0.4 \quad V_{43} = 0.3 \quad V_{53} = 0.6$$

$$V_{04} = 0.5 \quad V_{14} = 0.3 \quad V_{24} = 0.5 \quad V_{34} = 0.6 \quad V_{44} = 0.2 \quad V_{54} = 0.5$$

$$V_{05} = 0.4 \quad V_{15} = 0.5 \quad V_{25} = 0.4 \quad V_{35} = 0.3 \quad V_{45} = 0.4 \quad V_{55} = 0.5$$

$$V_{06} = 0.2 \quad V_{16} = 0.3 \quad V_{25} = 0.4 \quad V_{35} = 0.3 \quad V_{45} = 0.4 \quad V_{55} = 0.5$$

Bobot awal *hidden* ke *output*

$$W_1 = 0.5 \quad W_2 = 0.3 \quad W_3 = 0.5 \quad W_4 = 0.5 \quad W_5 = 0.4 \quad W_6 = 0.6$$

Bias *hidden* ke *output*

$$W_0 = 0.4$$

4) Langkah 4 : Hitung semua sinyal *input* ke *hidden*

Pada langkah ini tiap unit *hidden layer* ditambahkan dengan *input* (dari hasil normalisasi) yang dikalikan dengan bobot selanjutnya dilakukan kombinasi dengan *context layer* yang dikalikan dengan bobot dan dijumlahkan dengan bias.

$$Net_1 = (0.2788 \times 0.3) + (0.7466 \times 0.5) + (0.7893 \times 0.4) + (0.4661 \times 0.3) + (0.8964 \times 0.6) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.5) + (1.396431 \times 0.4) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.6) + 0.2 = 5.0567951$$

$$Net_2 = (0.2176 \times 0.3) + (0.7107 \times 0.5) + (0.6475 \times 0.4) + (0.4122 \times 0.3) + (0.6814 \times 0.6) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.5) + (1.396431 \times 0.4) + (1.396431 \times 0.3) + (1.396431 \times 0.6) + 0.2 = 4.34433573$$

Setelah dilakukan perhitungan diatas maka diperoleh hasil net_1 sampai net_6 pada data 1, maka dapat dilihat seperti tabel di bawah ini.

Tabel 5. Hasil Perhitungan Sinyal *Input* ke *Hidden*

Hasil Perhitungan Net	
net_1	5.0567951
net_2	4.34433573
net_3	4.81534
net_4	5.22458
net_5	4.32068
net_6	3.95595

5) Langkah 5 : Fungsi Pengaktif *Neuron*

Pada perhitungan ini dengan menggunakan nilai net_1 sampai net_6 dimana dengan menggunakan rumus :

$$f(net_j) = \frac{1}{1+e^{-net_j}} \text{ maka}$$

$$f(net_1) = \frac{1}{1+e^{-5.0567951}} = 0.989323$$

$$f(net_2) = \frac{1}{1+e^{-4.34433573}} = 0.989546$$

$$f(net_3) = \frac{1}{1+e^{-4.81534}} = 0.991961$$

$$f(net_4) = \frac{1}{1+e^{-5.22458}} = 0.994646$$

$$f(net_5) = \frac{1}{1+e^{-4.32068}} = 0.986877$$

$$f(net_6) = \frac{1}{1+e^{-3.95595}} = 0.981219$$

Tabel 6. Hasil Perhitungan Keluaran Lapisan Unit j Pada Data ke-1

Persamaan	Hasil
$f(net_1)$	0.989323
$f(net_2)$	0.989546
$f(net_3)$	0.991961
$f(net_4)$	0.994646
$f(net_5)$	0.986877
$f(net_6)$	0.981219

Setelah dilakukan proses perhitungan maka diperoleh hasil $net_k(t)$ untuk mendapatkan luaran menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid biner* maka net_k dapat dihitung dengan fungsi pengaktif menjadi y_k .

6) Langkah 6 : Unit k ($net_k(t)$)

Menghitung keseluruhan sinyal yang masuk ke unit ke k dengan nilai keluaran *hidden layer* dari nilai $f(net_5)$ sampai $f(net_6)$ yang akan dikalikan dengan bobot w_{ji} (hasil nilai bobot awal ke *hidden output*) lalu dijumlahkan dengan nilai bias pada bagian *hidden layer*.

$$net_1(t) = (0.989323 \times 0.5) + (0.989546 \times 0.3) + (0.991961 \times 0.5) + (0.994646 \times 0.5) + (0.986877 \times 0.4) + (0.981219 \times 0.6) + 0.4 = 3.168311$$

setelah melakukan perhitungan dan mendapatkan hasil $net_k(t)$, selanjutnya untuk mendapatkan keluaran dengan menggunakan aktivasi *sigmoid biner*, maka net_k dalam fungsi pengaktif menjadi y_k .

$$y_k(t) = \frac{1}{1+e^{-3.168311}} = 0.959624$$

7) Langkah 7 : Hitung Nilai *Error*

Untuk tiap unit *output* menerima pola target t_k yang sesuai dengan pola masukan saat pelatihan dan menghitung *error*.

$$\delta_k = 0.959624 (3.168311 - 0.959624) (0.9977 - 0.959624) = 0.080725$$

Setelah mendapatkan hasil δ_k lalu menghitung perbaikan nilai bobot dengan hasil *error* dikalikan dengan *learning rate* yang telah ditentukan yaitu 0.5, maka :

$$\Delta w_1 = 0.5 (0.080725) (0.989323) = 0.039931$$

Untuk mendapatkan jumlah barang yang akan dilakukan persediaan maka dapat dilakukan perhitungan dengan menggunakan rumus :

$$\text{Produk} = \frac{\text{Target}}{\text{Jumlah Transaksi}}$$

$$\text{Gulaku Gula Putih} = \frac{7569}{14} = 540$$

$$\text{Milo 3in1 ACT E 4x25} = \frac{7569}{20} = 378$$

$$\text{Kuku Balam 10KG} = \frac{7569}{13} = 582$$

$$\text{Sedap Kecap Manis 600} = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Minute M P 350} = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Sari Clp Asli 50S} = \frac{7569}{11} = 688$$

$$\text{Bimoli Refill 2000} = \frac{7569}{13} = 582$$

$$\text{Sosro Teh Kotak B250} = \frac{7569}{14} = 540$$

$$\text{Lifeboy 70 g} = \frac{7569}{15} = 504$$

$$\text{Rinso Bubuk 1KG} = \frac{7569}{19} = 398$$

$$\text{Molto Cair 500} = \frac{7569}{17} = 445$$

$$\text{Formula } 2 + 1 = \frac{7569}{18} = 420$$

Tabel 7. Hasil Perhitungan Perbaikan Bobot data ke-1

Rumus $\Delta\theta_k$	Hasil
Δw_1	0.039931
Δw_2	0.039940
Δw_3	0.040038
Δw_4	0.040146
Δw_5	0.039833
Δw_6	0.039604

- 8) Langkah 8 : Perbaikan jumlah nilai simpangan (bias)
Untuk menghitung koreksi nilai simpangan (bias) dapat digunakan rumus $\Delta\theta_k$ maka :
 $\Delta w_0 = 0.5 (0.080725) = 0.040362$
- 9) Langkah 9 : perhitungan *error* di lintasan j
Untuk perhitungan setaip bobot mengkaitkan keluaran unit dengan lapisan tersembunyi dan ditotalkan sebagai masukan unit berikutnya.
 $\delta_{_net1} = 0.5 (0.080725) = 0.040362$
berikut ini merupakan hasil dari perhitungan kesalahan pada lintasan j pada data ke-1 yang disajikan pada tabel 4.10 di bawah ini.

Tabel 8. Hasil Perhitungan Kesalahan Pada Lintasan j Pada Data Ke-1

Rumus $\delta_{_netj}$	Hasil
$\delta_{_net1}$	0.040362
$\delta_{_net2}$	0.024217
$\delta_{_net3}$	0.040362
$\delta_{_net4}$	0.040362
$\delta_{_net5}$	0.032290
$\delta_{_net6}$	0.048435

- 10) Langkah 10 : Perhitungan Galat
Berikutnya melakukan pencarian kesalahan mamfaatkan aktivasi *sigmoid biner*.
 $\delta_1 = (0.040362) * \left(\frac{1}{1+e^{-0.989323}}\right) * \left(1 - \left(\frac{1}{1+e^{-0.989323}}\right)\right) = 0.007975$
Didapatkan hasil kesalahan yang disajikan sebagai berikut.

Tabel 9. Hasil Perkalian Kesalahan pada Data ke-1

Rumus δ_k	Hasil
δ_1	0.007975
δ_2	0.004784
δ_3	0.007965
δ_4	0.007955
δ_5	0.006387
δ_6	0.009605

- 11) Langkah 11 : Perhitungan Perbaikan Bobot
Untuk menghitung perbaikan bobot dikalikan dengan *learning rate* serta pengkalian data.
 $\Delta v_{11} = 0.5 (0.007975) (0.278845) = 0.001112$
 $\Delta v_{22} = 0.5 (0.007975) (0.746624) = 0.002977$
 $\Delta v_{23} = 0.5 (0.007975) (0.789326) = 0.003147$
 $\Delta v_{24} = 0.5 (0.007975) (0.466142) = 0.001859$
 $\Delta v_{25} = 0.5 (0.007975) (0.806486) = 0.003216$

Tabel 10. Hasil Perbaikan Bobot Pada Data Ke-1

No	v_1	v_2	v_3	v_4	v_5
1	0.001112	0.002977	0.003147	0.001859	0.003216
2	0.000667	0.001786	0.001888	0.001115	0.001929
3	0.001111	0.002973	0.003144	0.001856	0.003212
4	0.001109	0.002970	0.003140	0.001854	0.003208
5	0.000890	0.002384	0.002521	0.001489	0.002576
6	0.001339	0.003586	0.003791	0.002239	0.003873

Setelah proses pengujian dilakukan maka nilai perbaikan bobot selanjutnya menghitung perbaikan nilai bias dengan hasil nilai galat dikali dengan nilai *learning rate* yang telah disepakati.

$$\begin{aligned} \Delta v_{01} &= 0.5 (0.007975) = 0.0039875 \\ \Delta v_{02} &= 0.5 (0.004784) = 0.002392 \\ \Delta v_{03} &= 0.5 (0.007965) = 0.003983 \\ \Delta v_{04} &= 0.5 (0.007955) = 0.003978 \\ \Delta v_{05} &= 0.5 (0.006387) = 0.003193 \\ \Delta v_{06} &= 0.5 (0.009605) = 0.0048025 \end{aligned}$$

Tabel 11. Hasil Perbaikan Nilai Bias

Rumus Δv_{kj}	Hasil
Δv_{01}	0.0039875
Δv_{02}	0.002392
Δv_{03}	0.003983
Δv_{04}	0.003978
Δv_{05}	0.003193
Δv_{06}	0.004803

12) Langkah 12 : Koreksi bobot dan simpangan (bias) untuk setiap Keluaran (*output*)

Untuk menaksir nilai bobot w_k = tersembunyi (*hidden*) ke keluaran (*output*) baru dan simpangan dengan hasil koreksi nilai bobot w dan simpangan dilakukan penjumlahan dengan penilaian bobot w dan simpangan pertama

dengan rumus : $w_{kj}(\text{baru}) = w_{kj}(\text{lama}) + \Delta w_{kj}$

$$\begin{aligned} w_0(\text{baru}) &= 0.4 + 0.040362 = 0.440362 \\ w_1(\text{baru}) &= 0.5 + 0.039931 = 0.539931 \\ w_2(\text{baru}) &= 0.4 + 0.039940 = 0.439940 \\ w_3(\text{baru}) &= 0.5 + 0.040038 = 0.540038 \\ w_4(\text{baru}) &= 0.5 + 0.040146 = 0.540146 \\ w_5(\text{baru}) &= 0.4 + 0.039833 = 0.439833 \\ w_6(\text{baru}) &= 0.6 + 0.039604 = 0.639604 \end{aligned}$$

berikut ini disajikan nilai koreksi bobot dan simpangan untuk setiap *output* adalah sebagai berikut.

Tabel 12. Hasil Nilai Bobot *Output*

Rumus w_{kj}	Hasil
$w_0(\text{baru})$	0.440362
$w_1(\text{baru})$	0.539931
$w_2(\text{baru})$	0.439940
$w_3(\text{baru})$	0.540038
$w_4(\text{baru})$	0.540146
$w_5(\text{baru})$	0.439833
$w_6(\text{baru})$	0.639604

Selanjutnya lakukan perhitungan setiap lapisan tersembunyi, bobot dan simpangan (bias) dengan nilai v_{kj} (lama) dilakukan perbaikan maka diperoleh dari langkah 3 antara lain : nilai awal bobot ke lapisan tersembunyi serta nilai Δv_{kj}

$$\begin{aligned} v_{01}(\text{baru}) &= 0.2 + 0.003987 = 0.203987 \\ v_{11}(\text{baru}) &= 0.3 + 0.001112 = 0.301112 \\ v_{21}(\text{baru}) &= 0.5 + 0.002977 = 0.502977 \\ v_{31}(\text{baru}) &= 0.4 + 0.003147 = 0.403147 \\ v_{41}(\text{baru}) &= 0.3 + 0.001859 = 0.301859 \\ v_{51}(\text{baru}) &= 0.6 + 0.003216 = 0.603216 \end{aligned}$$

Pada tabel 4.15 dibawah ini merupakan hasil bobot baru v yang telah dilakukan proses perhitungan.

Tabel 13. Hasil Koreksi Nilai Bobot Tersembunyi

No	$v_0(\text{baru})$	$v_1(\text{baru})$	$v_2(\text{baru})$	$v_3(\text{baru})$	$v_4(\text{baru})$	$v_5(\text{baru})$
1	0.203987	0.301112	0.502977	0.403147	0.301859	0.603216
2	0.302392	0.400667	0.401786	0.401888	0.601115	0.401929
3	0.503983	0.401111	0.602973	0.503144	0.501856	0.203212
4	0.403978	0.301109	0.502970	0.603140	0.201854	0.603208
5	0.403193	0.500890	0.403586	0.302521	0.401489	0.502576
6	0.204803	0.301339	0.403586	0.503791	0.502239	0.303873

Perhitungan berlanjut sampai kondisi *stop*, *epoch* dan *error* terpenuhi. Setelah mendapatkan nilai bobot baru w dan w pada data ke pertama perhitungan dilanjutkan melalui ke data ke kedua hingga data ke-38 pada *epoch* 1. Selanjutnya adalah perhitungan data ke 38.

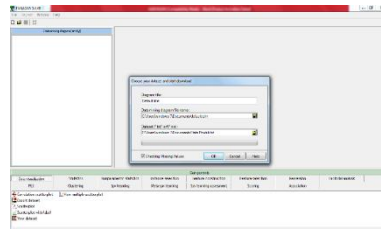
$$x_0 = 0.3588 \quad x_1 = 0.5270 \quad x_2 = 0.2923 \quad x_3 = 0.4418 \quad x_4 = 0.5111$$

2.2 Implementasi

Pada tahap ini pengujian hanya sebagai *administrator* yang memiliki hak akses sepenuhnya pada sistem.

a. Tampilan Menu Open Dataset

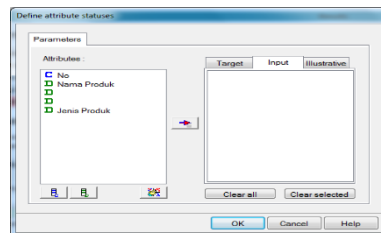
Berikut ini merupakan tampilan Open Dataset



Gambar 2. Open Dataset

b. Tampilan Input Define Status

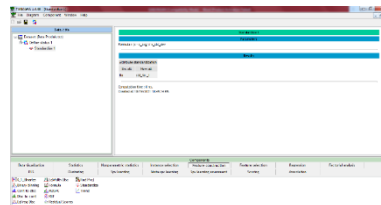
Berikut ini merupakan tampilan dari Input Define Status



Gambar 3. Tampilan Input Define Status

3. Standardize 1

Berikut ini merupakan tampilan dari standardize 1.



Gambar 4. Tampilan Standardize 1

2.3 Hasil Pengujian

Untuk hasil dari pengujian yang dilakukan maka dari hasil ujicoba bisa dilihat seperti tabel berikut :

Tabel 14. Hasil Pengujian

No	X0	X1	X2	X3	X4	Y
Data 1	20212024	10253	8343	17723679	8254	9957
Data 2	19115113	9867	7025	16902180	7207	8598
Data 3	19530937	9778	8201	16724599	8476	9505
Data 4	19232356	10837	9153	16099147	9820	9573
Data 5	18476031	10365	8436	15232181	8964	9042
Data 6	18720167	11345	7021	16782392	9098	9373
Data 7	20612362	10274	7113	18906120	8236	8549
Data 8	19156605	8658	8421	17263592	7873	7953
Data 9	19945675	8209	8252	18920174	6678	6923
Data 10	18367851	9736	7015	15689154	6617	6995
Data 11	19554576	10786	9300	17989185	9778	9852
Data 12	24904353	12974	10301	20976179	9574	9894
Data 13	23511528	8373	4987	19133621	5676	5893

No	X0	X1	X2	X3	X4	Y
Data 14	21643211	7902	1007	17353262	5990	6248
Data 15	23278434	6753	1276	17986032	4876	5058
Data 16	24398525	7114	2420	17677095	5854	5943
Data 17	23658779	7929	3731	16907538	6497	6593
Data 18	25300870	8186	3789	16778229	9876	9974
Data 19	20064233	8835	3585	15126921	6301	6395
Data 20	27658847	7512	4189	16377446	5721	5993

4. KESIMPULAN

Untuk menyimpulkan pembahasan dalam laporan penelitian ini, maka penulis menarik kesimpulan yakni implementasi Data Mining Persediaan Barang dengan metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) menggunakan tiga eksperimen dengan data pelatihan dan uji data dengan 6 *neuron hidden layer* pada *learning rate* 0.1 sampai 0.9 dapat bekerja dengan baik. Uji MAPE menggunakan 300 *epoch* dengan nilai *learning rate* 0.1-0.9. Pada saat pertukaran data dilakukan tiga kali percobaan yaitu : 70% data latih dan 30% data uji yang menghasilkan nilai MAPE terkecil 0.21473, data uji 80%, data latih 20% menghasilkan nilai MAPE sebesar 0.24112 dengan *learning rate* yang sama sebesar 0.5 dan 90% data latih dan 10% data uji menghasilkan MAPE sebesar 1.20070 dengan tingkat pembelajaran 0.9.

REFERENCE

- [1] Febrina, Mira, *et.al*, 2013, "Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation", Jurnal Teknik Industri, Vol. 1, No.2, ISSN : 2302-495X
- [2] Sudarsono, Aji, 2016, "Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus Kota Bengkulu)", Jurnal Media Infotama, Vol. 12, No. 1
- [3] Cynthia, EP, *et.al*, 2019, "Penerapan Metode Elman Recurrent Neural Network (ERNN) Untuk Peramalan Penjualan", Jurnal JeITS, Volume 1, Nomor 2, ISSN : 2656-6613
- [4] Radjabaycolle, Jefri, *et.al*, 2016, "Prediksi Penggunaan Bandwidth Menggunakan Elman Recurrent Neural Network", Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan, Volume 10, Nomor 2, Hal. 127-135
- [8] Agus, Ristono, 2009, "Manajemen Persediaan", Edisi Pertama, Penerbit : Graha Ilmu, Yogyakarta.
- [6] Heryati, Agustina, *et.al*, 2018, "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Pencapaian Prestasi Mahasiswa", Konferensi Nasional Sistem Informasi
- [7] C,D.A., Baskoro, D.A., Ambarwati, 2013, "Belajar Data Mining Dengan Rapid Miner, Jakarta, Academia.