

# Peramalan Jumlah Permintaan *Crumb Rubber* SIR 20 Menggunakan Metode *Backpropagation* Pada PT XYZ

Andre Otniel Tarigan \*, Elvi Armadani \* and Rizqi Wahyudi \*\*

\* Institut Teknologi Sumatera  
Program Studi Teknik Industri

Jalan Terusan Ryacudu, Way Huwi, Kec. Jati Agung, Lampung Selatan 35365, Indonesia

\*\* E-mail: [rizky.wahyudi@ti.itera.ac.id](mailto:rizky.wahyudi@ti.itera.ac.id)

## Abstrak

PT XYZ merupakan industri manufaktur yang memproduksi *crumb rubber* dengan jenis SIR 20. Tahun 2021, perbandingan jumlah persediaan bahan baku dengan hasil produksi memiliki tingkat eror MAPE lebih dari 50% yang mengindikasikan bahwa model yang digunakan tergolong buruk. Selisih antara jumlah persediaan bahan baku dan jumlah produksi berpotensi meningkatkan biaya produksi. Jumlah persediaan bahan baku di atas titik optimal dapat menyebabkan meningkatnya biaya penyimpanan, sedangkan jumlah persediaan di bawah titik optimal berpotensi menambah biaya produksi akibat biaya kekurangan. Tujuan penelitian ini adalah memilih model arsitektur *Backpropagation* dengan nilai MAPE terendah yang selanjutnya digunakan memprediksi jumlah permintaan produk SIR 20 pada tahun 2023. Arsitektur *Backpropagation* yang digunakan pada penelitian ini adalah (3-9-1-1), (3-10-1-1), (3-11-1-1), (3-11-1-1), dan (3-12-1-1). Variabel input dalam penelitian ini adalah tahun produksi, jumlah hari, dan harga SIR 20. Model *Backpropagation* (3-11-1-1) merupakan model yang memberikan hasil prediksi dengan eror terendah, yaitu 14,5%. Model tersebut memberi hasil penurunan nilai MAPE sebesar 36,5% dan peningkatan pendapatan berdasarkan selisih antara pembelian bahan baku dan penjual produk sebesar Rp 62.295.269.963,13.

**Kata kunci:** SIR 20, Peramalan, *Backpropagation*, MAPE

## Abstract

PT XYZ is a manufacturing industry that produces rubber crumbs with type SIR 20. By 2021, the ratio of raw material supplies to production yields had a MAPE error rate of more than 50%, indicating that the model used was bad. The discrepancy between the amount of raw materials supplied and the quantity of production potentially increases the cost of production. The objective of this study is to select the *Backpropagation* architecture model with the lowest MAPE value which is then used to predict the number of SIR 20 product requests by 2023. The *Backpropagation* architectures used in this study are (3-9-1-1), (3-10-1-1) and (3-11-1-1). (3-12-1-1). The input variable in this study is the year of production, the number of days, and the price of SIR 20. The *Backpropagation* model (3-11-1-1) is a model that gives predictive results with the lowest error, namely 14.5%. The model gives a MAPE rating of 36.5% and an increase in revenue based on the difference between the purchase of raw materials and the sale of products of Rs 62.295.269.963,13.

**Keywords:** SIR 20, Forecasting, *Backpropagation*, MAPE

## 1. Pendahuluan

PT XYZ merupakan industri manufaktur dengan hasil produksi berupa *crumb rubber* jenis SIR 20. Perusahaan tersebut menerapkan sistem produksi *make to order* dan *make to stock* dan hasil produksi akan di ekspor ke negara konsumen. PT XYZ memperoleh bahan baku produksi dari berbagai daerah, antara lain Lampung, Aceh, dan Sulawesi. Perusahaan membeli bahan baku melalui agen yang

menawarkan bokar kepada mereka, kemudian kedua pihak akan bernegosiasi dan apabila tercapai kesepakatan harga, perusahaan akan membeli bokar tersebut.

Perbandingan jumlah persediaan bahan baku dan hasil produksi perusahaan pada tahun 2021 mencapai tingkat MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) sebesar 51%. Nilai MAPE di atas 50% mengindikasikan bahwa tingkat kemampuan model

yang digunakan tergolong buruk [1]. Tabel 1 menampilkan jumlah persediaan bahan baku dan hasil produksi PT XYZ pada tahun 2021.

Tabel 1.  
Jumlah Persediaan Bahan Baku dan Hasil Produksi SIR 20 Tahun 2021

Bulan	Bahan Baku (ton)	Produksi (ton)	MAPE
Januari	2.093,503	1.272,594	65%
Februari	1.897,680	1.440,158	32%
Maret	2.155,027	1.309,111	65%
April	752,822	1.099,094	32%
Mei	808,342	1.075,463	25%
Juni	820,626	1.242,873	34%
Juli	1.957,127	1.058,493	85%
Agustus	855,956	816,638	5%
September	1.551,143	1.155,608	34%
Oktober	1.245,795	731,300	70%
November	1.203,188	1.217,992	1%
Desember	2.929,926	1.112,581	163%
MAPE			51%

Hasil prediksi jumlah permintaan produk dengan eror yang tinggi dengan kondisi aktual menyebabkan penggunaan sumber daya tidak berada pada titik optimal, sehingga dapat meningkatkan biaya produksi. Jumlah persediaan bahan baku yang melebihi titik optimal menyebabkan perusahaan mengeluarkan biaya lebih besar untuk penyimpanan, sedangkan jumlah persediaan yang di bawah titik optimal menyebabkan perusahaan harus membayar biaya kekurangan [2]. Prediksi permintaan jumlah produk yang akurat juga dapat menjadi penentu keberhasilan suatu perusahaan, karena keberhasilan industri manufaktur dapat diukur melalui kemampuan perusahaan untuk memenuhi permintaan produk yang berfluktuasi [3].

Prediksi jumlah permintaan produk dapat dilakukan dengan kegiatan peramalan. Peramalan adalah aktivitas untuk meramalkan peristiwa yang terjadi di masa mendatang dengan mempertimbangkan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Peramalan jumlah permintaan memberikan hasil yang dapat dijadikan sebagai patokan oleh perusahaan dalam melakukan perencanaan kegiatan produksi, seperti jumlah persediaan bahan baku, target produksi, dan perencanaan jam lembur.

Penelitian yang berkaitan dengan peramalan diantaranya yang dilakukan oleh Mulyaningsih dan Kartikasari [4] mengenai data pengguna baru iPusnas pada bulan Januari 2017 hingga Desember 2021 dengan perolehan nilai MAPE sebesar 22,69949%. Arisdianto [5] melakukan peramalan volume penjualan *furniture* bulan Juni 2021 untuk kategori kursi dengan MAPE 8,21%, kategori tabel mendapatkan nilai MAPE 19,42% dan kategori lemari

dengan MAPE 27,86%. Kurnia [6] melakukan penelitian dengan menggunakan metode SMA (*Single Moving Average*) pada toko kelontong Dedeh retail memiliki tingkat akurasi tinggi yaitu pergerakan 8 pada beras dengan angka akurasi 83,91%, MAD sebesar 33,33, MAPE sebesar 16,09% dan MSE sebesar 1.666,7. Sedangkan pada penelitian yang dilakukan Darina, dkk [1] yang mengkaji penerapan metode DNA (*double moving average*) dan DES (*double exponential smoothing*) pada nilai impor barang konsumsi periode Januari 2017 hingga Desember 2022 dengan nilai MSE sebesar 60.374,46 dan nilai MAPE sebesar 13,66%.

*Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran yang menurunkan nilai eror dengan cara menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan antara hasil prediksi dengan target yang diinginkan [7]. *Backpropagation* merupakan bagian dari jaringan saraf tiruan jenis *multilayer* karena tahapannya melalui 3 lapisan, yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer* [8]. Jumlah simpul dari *input layer* dan *output layer* ditentukan berdasarkan jumlah masukan dan keluaran yang dibutuhkan. Berbeda dengan *input* dan *output layer*, jumlah simpul dari *hidden layer* dapat berbeda-beda karena tidak ada cara yang pasti untuk menentukan jumlah simpul dari *hidden layer* [9].

Metode *Backpropagation* merupakan bagian dari jaringan saraf tiruan (JST) yang mampu menurunkan tingkat eror dan dapat digunakan untuk peramalan [8]. *Backpropagation* merupakan algoritma pembelajaran mesin yang membarui bobot dan biasanya berulang-ulang berdasarkan *stopping condition* yang ditetapkan untuk dapat memperoleh hasil dengan eror seminimal mungkin [10]. *Stopping condition* dapat berupa jumlah iterasi dan/atau tingkat eror.

Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi jumlah permintaan SIR 20 PT XYZ tahun 2023 menggunakan metode *Backpropagation*. Penulis menggunakan metode *Backpropagation* dikarenakan data bahan baku dan produksi menunjukkan fluktuasi yang dipengaruhi faktor musim. Metode *Backpropagation* memiliki kemampuan mempelajari hubungan nonlinear dari data historis dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Metode ini juga telah banyak diterapkan dalam peramalan komoditas pertanian dan industri.

Arsitektur *Backpropagation* yang digunakan pada penelitian ini adalah (3-9-1-1), (3-10-1-1), (3-11-1-1), (3-12-1-1), dan (3-13-1-1). Kompetensi model *Backpropagation* untuk melakukan peramalan diukur dengan membandingkan hasil prediksi produksi SIR 20 tahun 2021 dengan produksi aktual dengan ukuran tingkat kesalahan MAPE. Arsitektur dengan nilai MAPE terendah akan digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan SIR 20 PT XYZ tahun 2023. Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data tahun,

data jumlah hari per bulan produksi, data harga SIR 20, dan data produksi aktual.

## 2. Metode

*Backpropagation* merupakan algoritma *unsupervised learning* yang memiliki beberapa lapisan di dalam struktur atau arsitekturnya. *Backpropagation* terbagi menjadi dua tahapan, yaitu *feedforward* dan *backpropagation error*. Tahapan pada algoritma *Backpropagation* adalah sebagai berikut [11]:

1. Inisialisasi nilai bobot dan bias secara acak.
2. Jika *stopping condition* belum tercapai, lakukan tahap 1-8.
3. Lakukan tahap 2-7 untuk setiap data latih.
4. Setiap simpul pada *input layer*,  $x_i$ , dimana  $i = 1, \dots, n$ , terima sinyal masukan  $x_i$  dan sebarlah sinyal tersebut ke seluruh simpul pada *hidden layer*.
5. Setiap simpul pada *hidden layer*,  $z_j$ , dimana  $j = 1, \dots, n$ , jumlahkan sinyal masukan menggunakan persamaan berikut:

$$z_{in_j} = v_{oj} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (1)$$

Hitung sinyal keluaran menggunakan fungsi aktivasi dan sebarlah sinyal ke setiap simpul pada *output layer*.

$$z_j = f(z_{in_j}) \quad (2)$$

6. Setiap simpul pada *output layer*,  $y_k$ , dimana  $k = 1, \dots, n$ , jumlahkan sinyal masukan menggunakan persamaan berikut:

$$y_{in_k} = w_{ok} + \sum_{j=1}^p z_j w_{jk} \quad (3)$$

Selanjutnya hitung sinyal keluaran menggunakan fungsi aktivasi.

$$y_k = f(y_{in_k}) \quad (4)$$

*Backpropagation of error*

7. Setiap unit keluaran,  $y_k$ , dimana  $k = 1, \dots, n$ , menerima suatu target ( $t_k$ ) untuk dilakukan perbandingan dengan keluaran yang dihasilkan.

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (5)$$

Selanjutnya hitung perubahan nilai bobot:

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (6)$$

Hitung juga perubahan nilai bias:

$$\Delta w_{ok} = \alpha \delta_k \quad (7)$$

8. Setiap simpul pada *hidden layer*,  $z_j$ , dimana  $j = 1, \dots, p$ , jumlahkan input delta  $\delta_k$  yang diterima dari simpul sebelumnya.

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (8)$$

Hitung nilai eror:

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (9)$$

Hitung perubahan bobot

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (10)$$

Perbarui nilai bobot dan bias

$$\Delta v_{oj} = \alpha \delta_j \quad (11)$$

9. Perbarui nilai bobot dan bias pada simpul pada *output layer*.

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{baru} - 1) + \Delta w_{jk} \quad (12)$$

$$w_{ok}(\text{baru}) = w_{ok}(\text{baru} - 1) + \Delta w_{ok} \quad (13)$$

Perbarui nilai bobot dan bias simpul pada *hidden layer*.

$$v_{jk}(\text{baru}) = v_{jk}(\text{baru} - 1) + \Delta v_{jk} \quad (14)$$

$$v_{ok}(\text{baru}) = v_{ok}(\text{baru} - 1) + \Delta v_{ok} \quad (15)$$

10. Periksa *stopping condition*, yaitu jumlah iterasi maksimal atau pembatasan nilai eror.

Data antara satu variabel sering kali memiliki skala yang berbeda dengan variabel lainnya yang dapat mempengaruhi proses pengolahan data [10]. Normalisasi data merupakan cara untuk mentransformasi data ke skala pengukuran tertentu. Data yang digunakan pada penelitian ini dinormalisasi ke skala 0,2 – 0,8 menggunakan rumus normalisasi berikut:

$$X'_i = \frac{0,6(X_i - \text{Min}(x))}{(\text{Max}(x) - \text{Min}(x))} + 0,2 \quad (16)$$

Denormalisasi data bertujuan untuk memperoleh atau membangkitkan nilai yang telah dinormalisasi menjadi nilai awal. Denormalisasi data pada penelitian ini menggunakan rumus berikut:

$$X_i = \frac{(X'_i - 0,2)(\text{Max}(x) - \text{Min}(x))}{0,6} + \text{Min}(x) \quad (17)$$

Data yang diperoleh terlebih dahulu dinormalisasi menggunakan persamaan (16). Data hasil normalisasi akan digunakan untuk melakukan prediksi permintaan produk tahun 2020 menggunakan kelima arsitektur *Backpropagation*. Data inputan yang digunakan pada *Backpropagation* adalah data tahun produksi, jumlah hari per bulan produksi, dan produksi aktual. Data target yang ditetapkan pada *Backpropagation* adalah data produksi aktual. Data inputan dan data target pada tahap ini adalah data tahun 2020. Jumlah iterasi

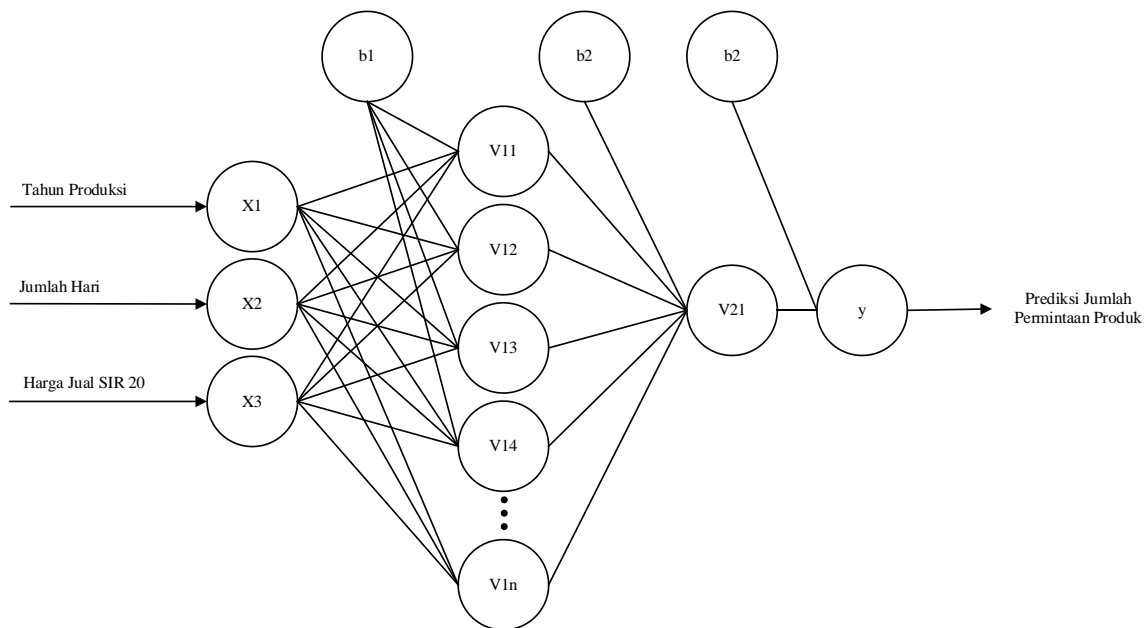
yang ditetapkan adalah 100 iterasi dengan catatan iterasi akan dilanjutkan apabila tidak ada iterasi yang memberikan hasil dengan nilai MAPE dibawah 50%. Penggunaan 100 iterasi dengan beberapa pertimbangan diantaranya yaitu dengan 100 itera, jaringan punya cukup kesempatan untuk menurunkan eror melalui pembaruan berulang, 100 itera juga dijadikan angka awal yang wajar yaitu cukup untuk melihat tren penurunan eror tanpa memakan waktu lama, 100 iterasi menjadi kompromi yang sering dipakai sebagai *default* sebelum dilakukan *tuning* lebih lanjut dan jika setelah 100 iterasi eror sudah stabil atau mendekati minimum, pelatihan bisa dihentikan, tetapi jika belum stabil, jumlah iterasi bisa ditambah.

Nilai bobot dan bias yang memberikan hasil dengan nilai MAPE terendah dari tiap arsitektur akan digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk tahun 2021. Data inputan yang digunakan pada *Backpropagation* adalah data tahun produksi, jumlah hari per bulan produksi, dan produksi aktual. Data target yang ditetapkan pada *Backpropagation* adalah data produksi aktual. Data inputan dan data target pada tahap ini adalah data tahun 2021.

Arsitektur dengan nilai MAPE terendah diantara kelima arsitektur akan digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk tahun 2023.

Prediksi jumlah permintaan SIR 20 menggunakan 3 data *inputan*, yaitu data tahun, jumlah hari per bulan produksi, dan prediksi harga SIR 20. Pemilihan ketiga variabel ini didasarkan pada hasil kajian pustaka dan analisis korelasi yang menunjukkan pengaruh signifikan terhadap variabel output. Penggunaan input yang terbatas juga dimaksudkan untuk menjaga kesederhanaan arsitektur jaringan sehingga mengurangi risiko *overfitting* serta mempercepat proses pelatihan tanpa mengurangi akurasi prediksi dan cukup untuk mempresentasikan masalah.

Hasil prediksi dari *Backpropagation* akan ditransformasi sesuai rentang data asli, karena hasil prediksi akan memiliki rentang yang sama dengan rentang data inputan yang diberikan. Transformasi ke rentang data asli dilakukan menggunakan rumus denormaliasi pada persamaan (17). Arsitektur *Backpropagation* penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.

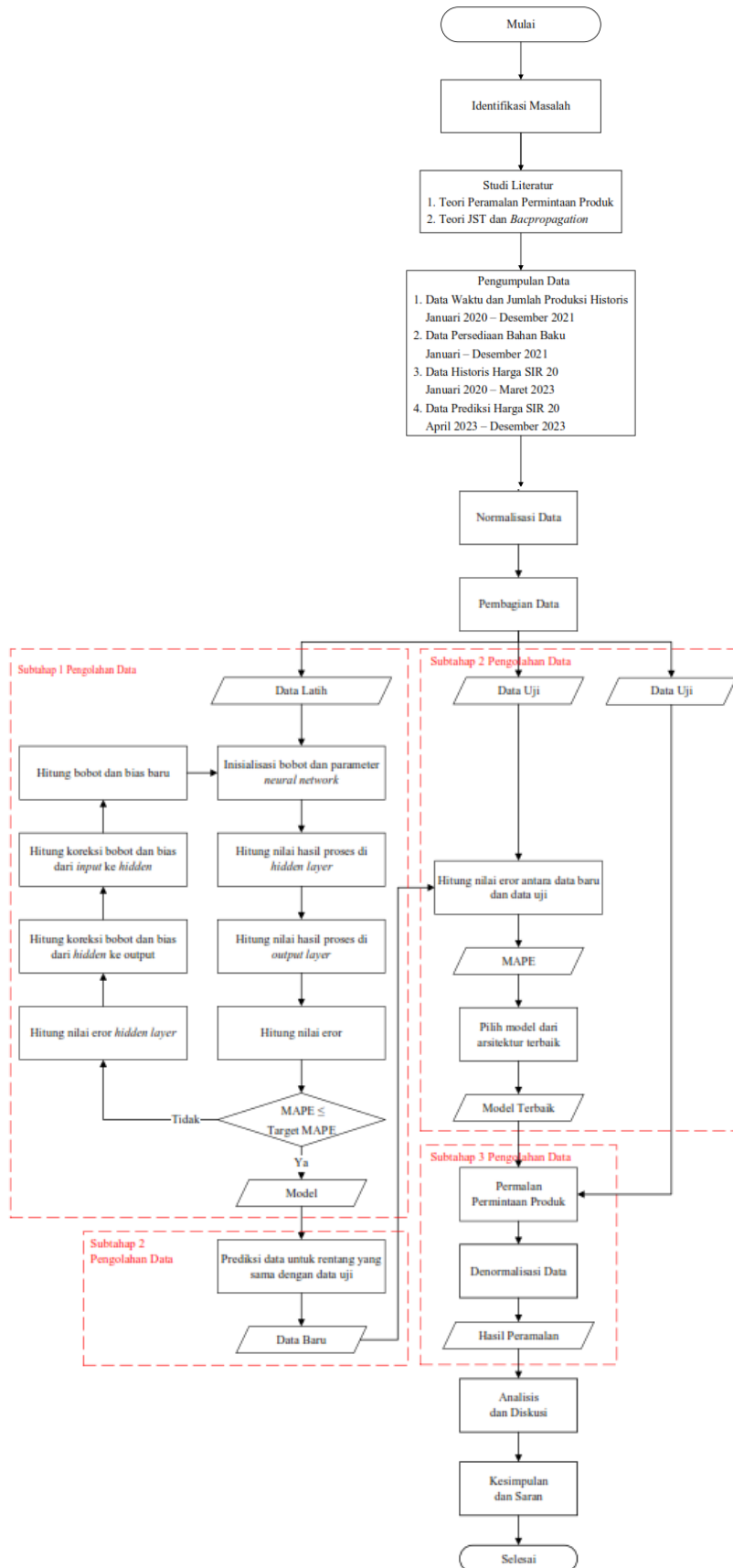


Gambar 1. Arsitektur *Backpropagation* Penelitian

Salah satu karakteristik dari peramalan adalah tidak ada peramalan yang sepenuhnya akurat. Namun dapat dilakukan pengukuran untuk mengukur seberapa akurat hasil dari peramalan melalui nilai eror. *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) merupakan salah satu pengukuran tingkat kesalahan berdasarkan nilai eror yang dapat digunakan untuk menilai kompetensi

model. MAPE mengukur tingkat kesalahan berupa persentase dari kesalahan rata-rata secara mutlak dari data hasil prediksi dan nilai sebenarnya. Nilai MAPE dapat dihitung menggunakan persamaan berikut:

$$MAPE = \frac{\sum |(A_t - F_t) / A_t| \times 100}{T} \quad (18)$$



Gambar 2. Diagram alir penelitian

### 3. Hasil dan Pembahasan

Data yang diperoleh terlebih dahulu dinormalisasi agar berada pada rentang yang sama. Normalisasi data dilakukan dengan menggunakan persamaan (16). Selanjutnya data dibagi menjadi 3 jenis, yaitu data latih, data uji, dan data prediksi. Data latih dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Latih

Tahun	Jumlah Hari	Harga SIR 20	Produksi
0.2	0.8	0.458	0.574
0.2	0.4	0.413	0.441
0.2	0.8	0.367	0.396
0.2	0.6	0.200	0.436
0.2	0.8	0.207	0.200
0.2	0.6	0.246	0.610
0.2	0.8	0.234	0.635
0.2	0.8	0.320	0.533
0.2	0.6	0.405	0.800
0.2	0.8	0.399	0.693
0.2	0.6	0.531	0.783
0.2	0.8	0.563	0.632

Tabel 2 merupakan data latih yang digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk pada tahun 2020 menggunakan metode *Backpropagation*. Data tahun, jumlah hari, dan harga SIR 20 menjadi inputan untuk tiap arsitektur *Backpropagation*, sedangkan data produksi adalah data target yang juga digunakan untuk menghitung nilai MAPE hasil prediksi. Model dengan nilai MAPE terendah dari tiap arsitektur akan digunakan untuk tahap selanjutnya. Nilai MAPE terendah dari tiap arsitektur ditabulasikan ke dalam Tabel 3.

Tabel 3. Nilai MAPE Tahap Latih

Arsitektur	MAPE Terendah	Iterasi
(3-9-1-1)	20,4%	100
(3-10-1-1)	20,0%	100
(3-11-1-1)	18,6%	100
(3-12-1-1)	20,3%	100
(3-13-1-1)	19,3%	100

Model yang memberikan hasil dengan nilai MAPE terendah dari tiap arsitektur digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk pada tahun 2021. Data yang digunakan pada tahap ini adalah data uji, yaitu data yang berada pada tahun 2021. Data latih dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Data Uji

Tahun	Jumlah Hari	Harga SIR 20	Produksi
0.40	0.80	0.490	0.657
0.40	0.20	0.521	0.778
0.40	0.80	0.800	0.683
0.40	0.60	0.589	0.531
0.40	0.80	0.610	0.514
0.40	0.60	0.609	0.635
0.40	0.80	0.569	0.502
0.40	0.80	0.610	0.327
0.40	0.60	0.580	0.572
0.40	0.80	0.600	0.265
0.40	0.60	0.647	0.617
0.40	0.80	0.657	0.541

Tabel 4 merupakan data latih yang digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk pada tahun 2021 menggunakan metode *Backpropagation*. Data tahun, jumlah hari, dan harga SIR 20 menjadi inputan untuk tiap arsitektur *Backpropagation*, sedangkan data produksi adalah data target yang juga digunakan untuk menghitung nilai MAPE hasil prediksi. Nilai MAPE dari tiap arsitektur ditabulasikan ke dalam Tabel 5.

Tabel 5. Nilai MAPE Tahap Uji

Arsitektur	MAPE Terendah	Iterasi
(3-9-1-1)	17,5%	100
(3-10-1-1)	17,0%	100
(3-11-1-1)	14,5%	100
(3-12-1-1)	17,4%	100
(3-13-1-1)	16,2%	100

Tabel 5, arsitektur (3-11-1-1) memberikan hasil dengan nilai MAPE sebesar 14,5% dan merupakan yang terendah diantara arsitektur lainnya, sehingga arsitektur tersebut digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk pada tahun 2023. Data yang digunakan untuk memprediksi jumlah permintaan produk tahun 2023 dapat dilihat pada Tabel 6

Tabel 6. Data Prediksi

Tahun	Jumlah Hari	Harga SIR 20
0.40	0.80	0.490
0.40	0.20	0.521
0.40	0.80	0.800
0.40	0.60	0.589
0.40	0.80	0.610
0.40	0.60	0.609
0.40	0.80	0.569
0.40	0.80	0.610
0.40	0.60	0.580
0.40	0.80	0.600
0.40	0.60	0.647
0.40	0.80	0.657

Tabel 6 merupakan data inputan model *Backpropagation* untuk memprediksi jumlah permintaan produk Tahun 2023. Data inputan terdiri dari data tahun, jumlah hari per bulan produksi, dan data prediksi harga SIR 20. Hasil prediksi dapat dilihat pada Tabel 7.

Tabel 7. Hasil Prediksi *Backpropagation*

Bulan	Hasil Prediksi
Januari	0,5229234
Februari	0,5229198
Maret	0,5229237
April	0,5229225
Mei	0,5229239
Juni	0,5229227
Juli	0,5229240
Agustus	0,5229241
September	0,5229229
Oktober	0,5229242
November	0,5229230
Desember	0,5229244

Tabel 8 merupakan hasil prediksi jumlah permintaan SIR 20 tahun 2023. Nilai hasil prediksi *Backpropagation* berada pada rentang yang sama dengan data inputan, maka dari itu perlu dilakukan transformasi data ke rentang data awal. Transformasi data dilakukan dengan denormalisasi data menggunakan persamaan (17). Denormalisasi hasil prediksi dilihat pada Tabel 8.

Tabel 8. Prediksi Jumlah Permintaan SIR 20 Tahun 2023

Bulan	Hasil Prediksi (ton)
Januari	1.087,5598
Februari	1.087,5548
Maret	1.087,5603
April	1.087,5586
Mei	1.087,5606
Juni	1.087,5588
Juli	1.087,5607
Agustus	1.087,5608
September	1.087,5591
Oktober	1.087,5610
November	1.087,5593
Desember	1.087,5612

Tabel 8 merupakan hasil prediksi *Backpropagation* (3-11-1-1) terhadap jumlah permintaan SIR 20 pada periode April 2023 hingga Desember 2023 dengan prediksi jumlah permintaan terendah terjadi pada bulan April 2023 dan prediksi jumlah permintaan

tertinggi pada bulan Desember 2023. Hasil prediksi tersebut dijadikan acuan dasar untuk menentukan jumlah produksi SIR 20 di PT XYZ.

Hal tersebut juga dapat menjadi patokan bagi perusahaan untuk merencanakan persediaan bahan baku, dimana jumlah persediaan bahan baku hampir sama tiap bulan. Bahan baku yang dibutuhkan untuk memproduksi SIR 20 dapat ditentukan berdasarkan angka *dry rubber contain* (DRC). Perbandingan antara SIR 20 dengan bahan baku yang memiliki DRC sebesar 100% adalah 1:1 atau hasil produksi sama dengan bahan baku yang memiliki DRC 100%. Berdasarkan perbandingan tersebut, perusahaan dapat membuat patokan awal untuk pengadaan bahan baku dalam rentang 1.087,5586 ton hingga 1.087,5612 ton. Model tersebut memberi hasil penurunan nilai MAPE sebesar 36,5% dan peningkatan pendapatan berdasarkan selisih antara pembelian bahan baku dan penjual produk sebesar Rp 62.295.269.963,13.

#### 4. Kesimpulan

Dari penelitian yang dilakukan dapat disimpulkan model *backpropagation* terbaik untuk prediksi jumlah permintaan produk SIR 20 PT XYZ adalah arsitektur (3-11-1-1) dengan nilai MAPE terendah pada tahap pelatihan adalah 18,6% dan pada tahap pengujian adalah 14,5%. Model tersebut memberi hasil penurunan nilai MAPE sebesar 36,5% dan peningkatan pendapatan berdasarkan selisih antara pembelian bahan baku dan penjual produk sebesar Rp 62.295.269.963,13. Perbandingan antara SIR 20 dengan bahan baku yang memiliki DRC sebesar 100% adalah 1:1 atau hasil produksi sama dengan bahan baku yang memiliki DRC 100%. Berdasarkan perbandingan tersebut, perusahaan dapat membuat patokan awal untuk pengadaan bahan baku dalam rentang 1.087,5586 ton hingga 1.087,5612 ton.

#### Referensi

- [1] N. Darina, W. Widarti, S. L. Chasanah, and E. Setiawan, "Penerapan Metode Double Moving Average dan Double Exponential Smoothing pada Peramalan Nilai Impor Barang Konsumsi Tahun 2017-2022," *MATHunesa J. Ilm. Mat.*, vol. 12, no. 1, pp. 30–37, 2024, doi: 10.26740/mathunesa.v12n1.p30-37.
- [2] R. Wahyudi, R. G. Ferdana, and A. T. Nugraha, "Penerapan Metode Overall Equipment Effectiveness (OEE) Dan Six Big Losses Untuk Mengukur Efektivitas Mesin Packing Pada PT Surya Tsabat Mandiri," *J. Optim.*, vol. 09, no. 02, pp. 82–89, 2023, doi: <https://doi.org/10.35308/jopt.v9i2>.
- [3] R. Wahyudi, M. Iqbal, and S. Sunarti, "Enhancing Textile Industry's Employee

- Satisfaction through Market Sensing Capability and Internal Marketing Practice,” *Bina Tek.*, vol. 17, no. 1, p. 23, 2021, doi: 10.54378/bt.v17i1.2872.
- [4] D. K. Mulyaningsih, Anisa Dwi Mulyaningsih, “Peramalan Jumlah Pengguna Baru yang Terdaftar di Aplikasi iPusnas Menggunakan Metode Extreme Learning Machine,” *Emerg. Stat. Data Sci. J.*, vol. 1, no. 2, pp. 281–290, 2023, doi: 10.20885/esds.vol1.iss.2.art28.
- [5] R. Arisdianto, “Sistem Peramalan Volume Penjualan Mebel Menggunakan Metode Double Exponential Smoothing Berbasis Website,” *Multidiscip. Appl. Quantum Inf. Sci.*, vol. 2, no. 1, pp. 84–90, 2022, doi: 10.32665/almantiq.v1i2.1996.
- [6] N. Kurnia, “Penerapan Peramalan Penjualan Sembako Menggunakan Metode Single Moving Average (Studi Kasus Toko Kelontong Dedeh Retail),” *J. Ilm. Wahana Pendidik.*, vol. 8, no. 17, pp. 307–316, 2022, doi: 10.5281/zenodo.7076573.
- [7] M. K. Sandryan, B. Rahayudi, and D. E. Ratnawati, “Analisis Sentimen Pada Media Sosial Twitter Terhadap Undang-Undang Cipta Kerja Menggunakan Algoritma Backpropagation dan Term Frequency-Inverse Document Frequency,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 12, pp. 469–476, 2021, [Online]. Available: <https://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/8514>
- [8] M. F. Lathief, I. Soesanti, and A. E. Permanasari, “Combination of Fuzzy C-Means, Xie-Beni Index, and Backpropagation Neural Network for Better Forecasting Result,” *Proc. Int. Conf. Creat. Econ. Tour. Inf. Manag. (ICCETIM 2019)*, vol. 1, no. Iccetim 2019, pp. 72–77, 2019, doi: 10.5220/0009858200720077.
- [9] D. P. Resda, J. H. Purba, M. Miranda, A. Sitanggang, M. Fani, and A. Triwinarko, “Aplikasi Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Tingkat Pengangguran di Kota Batam dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation,” *J. Integr.*, vol. 15, no. 1, pp. 91–96, 2023, doi: 10.30871/ji.v15i1.6351.
- [10] M. Thoriq, “Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma Backpropagation,” *J. Inf. dan Teknol.*, vol. 4, no. 1, pp. 27–32, 2022, doi: 10.37034/jidt.v4i1.178.
- [11] F. A. Hizham, Y. Nurdiansyah, and D. M. Firmansyah, “Implementasi Metode Backpropagation Neural Network (BNN) dalam
- Sistem Klasifikasi Ketepatan Waktu Kelulusan Mahasiswa (Studi Kasus: Program Studi Sistem Informasi Universitas Jember),” *Berk. Sainstek*, vol. 6, no. 2, pp. 97–105, 2018, doi: 10.19184/bst.v6i2.9254.