



Model Peramalan Toko Swalayan XYZ dengan Backpropagation Neural Network

Gusti Ayu Agung Putri Pramesti Maharani¹, Wayan Gede Suka Parwita^{2*}

^{1,2*}Teknik Informatika, Institut Bisnis dan Teknologi Indonesia

¹pramesti415@gmail.com, ^{2*}gede.suka@instiki.ac.id

Abstract

The sales data for the XYZ grocery store, including the category of body care, falls under the category of time series data. After examining the entire dataset, it was observed that the data pattern for the body care category is stationary, experiencing monthly fluctuations in sales that can be considered relatively stable, with both decreases and increases. One of the time series analyses is forecasting, and various methods can be employed depending on the data conditions. The author has chosen the backpropagation neural network method because it can process large datasets, such as sales data. In the case of this time series data, the backpropagation neural network method demonstrates the capability to learn complex patterns through various architectural models, which might be challenging for other approaches. This research aims to generate the best model with good accuracy using the backpropagation neural network method for forecasting sales data. The results of this study indicate that out of 50 models tested, two best-performing models were identified. Model 42, with an architecture of 13-15-10, achieved a Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 23.10%, while model 41, with an architecture of 13-14-10, achieved a Mean Squared Error (MSE) of 10.12%.

Keywords: Backpropagation Neural Network, Forecasting, Sales

Abstrak

Data penjualan barang di toko swalayan XYZ termasuk ke dalam jenis data time series. Setelah melihat keseluruhan data, pola data dari kategori body care adalah stasioner dimana kategori ini mengalami penurunan dan kenaikan penjualan tiap bulannya, dapat dikatakan bahwa fluktuasi dari data kategori tersebut lumayan stabil. Salah satu analisis time series adalah peramalan, peramalan dapat dilakukan dengan berbagai metode namun pemilihan metode disesuaikan lagi dengan kondisi datanya. Penulis menggunakan metode backpropagation neural network karena dapat memproses data dengan jumlah yang besar seperti data penjualan. Pada kasus data time series ini, metode backpropagation neural network memiliki kemampuan untuk mempelajari pola – pola kompleks dengan berbagai model arsitektur yang mungkin sulit dilakukan oleh pendekatan lain. Tujuan dari penelitian ini adalah menghasilkan model terbaik dengan akurasi yang baik pula

Received: 16/02/2024; Revised: 19/03/2024; Accepted: 06/04/2024

Copyright © 2023

dari metode *backpropagation neural network* dalam meramalkan data penjualan ini. Hasil dari penelitian ini yaitu dari 50 model yang dicoba, dihasilkan 2 model terbaik yaitu model 42 dengan arsitektur 13-15-10 yang menghasilkan MAPE sebesar 23,10% dan model 41 dengan arsitektur 13-14-10 yang menghasilkan MSE sebesar 10,12.

Kata Kunci: *Backpropagation Neural Network, Peramalan, Penjualan*

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License [Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International \(CC BY-NC-SA 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/) license

PENDAHULUAN

Swalayan adalah toko yang menjual berbagai macam barang kebutuhan dalam jumlah yang besar. Toko swalayan memiliki area penjualan yang luas dan terorganisir dengan baik, toko swalayan juga menawarkan harga yang kompetitif. Di toko swalayan kita bisa menemukan hampir seluruh kebutuhan kita sehari – harinya. Penjualan merupakan sebuah kegiatan untuk menjual produk atau jasa kepada pelanggan atau konsumen yang bertujuan mendapatkan keuntungan bagi penjual. Biasanya adapun hal yang seringkali terjadi, salah satunya adalah jika penjualan menurun maka akan terjadi menumpuknya stok barang. Namun jika yang terjadi adalah meningkatnya penjualan di toko, maka akan terjadinya kekurangan stok barang. Itu dapat disebabkan oleh kurang tepatnya analisis dari data penjualan toko swalayan dimasa lalu. Dengan menganalisis data penjualan pada masa lalu kita dapat memperkirakan bagaimana kondisi penjualan dimasa mendatang.

Data penjualan barang pada toko ini termasuk ke dalam jenis data *time series*, karena data penjualan ini merupakan data yang didapatkan setelah beberapa kurun waktu yaitu harian, mingguan, bulanan dan tahunan. Setelah melihat data penjualan kategori data penjualan *body care* merupakan salah satu kategori data yang banyak terjual setiap bulannya, yaitu mencapai kurang lebih 4-5 ribu barang terjual per bulan. Data dengan kategori *body care* di toko swalayan xyz ini memiliki pola data stasioner dimana barang mengalami penurunan dan kenaikan penjualan di tiap bulannya, namun kenaikan dan penurunannya tidak jauh berbeda dengan nilai rata – rata dari data penjualannya. Data penjualan swalayan xyz dengan kategori *food & baverage* yaitu makanan minuman, kategori *perishable* yaitu buah, sayur, daging, ikan dan makanan olahan serta kategori *general merchandise* yaitu alat tulis, mainan, *fashion*, oleh – oleh, dan perlengkapan peralatan mengalami fluktuasi yang tidak stabil dalam penjualannya. Pada kategori *non food* berisi kesehatan, perawatan pribadi, perawatan rumah tangga dan rokok. Setelah melihat kedalam sub kategori perawatan pribadi, pada bagian *Body Care* mengalami fluktuasi yang lumayan stabil dan konsisten namun pada periode Februari 2022 penjualan kategori ini beberapa menurun jauh sehingga penulis memilih untuk menggunakan data dari kategori *body care* dalam penelitian ini.

Salah satu analisis deret waktu atau *time series* adalah peramalan. Peramalan dapat dilakukan dengan banyak pilihan metode, namun dilihat lagi dari data yang ada bagaimanakah kondisi dari data tersebut. Pada penelitian terdahulu dikatakan oleh [1] bahwa Beberapa metode yang umum digunakan untuk memprediksi data deret waktu meliputi ARIMA, *Exponential Smoothing*, *Single Moving Average*, SARIMA dan lainnya. Tetapi, Teknik-teknik dalam peramalan yang telah disebutkan tersebut memiliki beberapa kekurangan, seperti

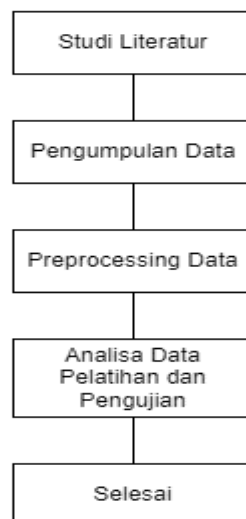
kebutuhan akan data yang stasioner serta tingkat keakurasian yang terkadang kurang baik[2]. Perbandingan hasil peramalan penjualan menggunakan metode jaringan syaraf tiruan lebih baik dibandingkan dengan metode times series. Hal ini disebabkan oleh perbedaan input dan proses pengolahan data. Pada metode jaringan syaraf tiruan terdapat model arsitektur jaringan yang memungkinkan untuk membuat model peramalan yang optimal sehingga hasil bisa mendekati aktualnya sedangkan pada metode *times series* hanya deret angka yang dijadikan input untuk melakukan peramalan [3]–[5]. *Artificial Neural Network* merupakan salah satu sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia dalam menyelesaikan suatu masalah dengan melakukan proses belajar melalui perubahan bobot sinapsisnya. *Artificial Neural Network* mampu melakukan pengenalan kegiatan berbasis data masa lalu [6].

Kelebihan dari metode *backpropagation neural network* ini adalah metode ini dapat memproses data dalam jumlah yang besar. Metode ini juga mampu memecahkan masalah yang kompleks dan mampu melakukan analisis prediktif. Data penjualan seringkali memiliki volume yang besar dan kompleksitas yang tinggi sehingga metode ini sangat berguna untuk memproses data tersebut dengan cepat dan efisien[7], [8]. Selain itu, metode *backpropagation neural network* jika digunakan pada kasus data *time series* ini akan dapat dengan baik mempelajari pola data tersebut, karena *backpropagation neural network* memiliki kemampuan untuk mempelajari pola-pola yang kompleks dan non-linear dalam data yang mungkin sulit dilakukan oleh pendekatan lain.

METODE PENELITIAN

Alur Penelitian

Alur penelitian ditujukan untuk mengetahui tahapan-tahapan yang dilakukan pada penelitian ini, untuk memudahkan dalam menganalisis permasalahan hingga menentukan solusi penelitian.



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan penelitian yaitu dimulai dari studi literatur untuk mencari teori – teori pendukung dan penelitian terdahulu untuk dijadikan referensi bagi penelitian ini, mengumpulkan data penelitian, melakukan *preprocessing* data agar dapat dipilah dan dieliminasi data mana

yang tidak digunakan, serta melakukan analisa terhadap data pelatihan dan pengujian untuk kebutuhan peramalan.

Metode Backpropagation Neural Network

Backpropagation Neural Network adalah salah satu model jaringan saraf tiruan dengan arsitektur *multilayer* yang sering digunakan dengan mencari bobot optimal pada jaringan saraf tiruan[10]. *Backpropagation* merupakan salah satu algoritma pembelajaran dalam jaringan syaraf tiruan dengan metode pelatihan *supervised learning*. Teknik pelatihan algoritma *backpropagation* dilakukan dengan menyesuaikan bobot-bobot jaringan syaraf tiruan secara mundur berlandaskan nilai kesalahan dalam teknik pelatihan[11].

Langkah – langkah dan rumus yang digunakan[12] :

1. Pemberian inisialisasi penimbang (diberi nilai kecil secara acak)
2. Ulangi langkah 2 hingga 9 sampai kondisi akhir iterasi dipenuhi
3. Untuk masing - masing data pelatihan (*training data*) lakukan langkah 3 hingga 8 propagasi maju (*feedforward*)
4. Masing - masing unit masukan ($X_i, i = 1, n$) menerima sinyal masukan X_i dan sinyal tersebut disebarkan ke unit - unit bagian berikutnya (unit - unit tersembunyi)
5. Masing - masing unit di lapisan tersembunyi dikalikan dengan faktor penimbang dan dijumlahkan serta ditambahkan dengan biasnya : $Z_{in_j} = V_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij}$ (1)
- Kemudian menghitung sesuai dengan fungsi aktivasi yang digunakan: $Z_j = f(Z_{in_j})$ (2)
- Bila yang akan digunakan adalah fungsi sigmoid maka bentuk fungsi tersebut adalah : $Z_j = \frac{1}{1 + \exp^{-Z_{in_j}}}$ (3)
6. Masing – masing unit keluaran ($Y_k, k = 1, 2, 3, \dots, m$) dikalikan dengan faktor penimbang dan dijumlahkan : $y_{in_k} = W_{ok} + \sum_{j=1}^p Z_j W_{jk}$
- Menghitung kembali sesuai dengan fungsi aktivasi : $Y_k = f(y_{in_k})$
7. Masing - masing unit keluaran ($Y_k, k = 1, m$) menerima pola target sesuai dengan pola masukan saat pelatihan dan dihitung galatnya : $\delta_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k})$
- Karena $f'(y_{in_k}) = y_k$ menggunakan fungsi sigmoid maka : $f'(y_{in_k}) = f(y_{in_k}) (1 - f(y_{in_k})) = y_k (1 - y_k)$
- Menghitung perbaikan faktor penimbang (kemudian untuk memperbaiki W_{jk}) : $\Delta W_{kj} = \alpha \delta_k Z_j$
- Menghitung perbaikan koreksi : $\Delta W_{ok} = \alpha \cdot \delta_k$
- Dan menggunakan nilai δ_k pada semua unit lapisan sebelumnya
8. Masing – masing penimbang yang menghubungkan unit – unit lapisan keluaran dengan unit – unit pada lapisan tersembunyi ($Z_j, j = 1, \dots, p$) dikalikan delta dan dijumlahkan sebagai masukan ke unit – unit lapisan berikutnya $\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^n \delta_k W_{jk}$
- Selanjutnya dikalikan dengan turunan dari fungsi aktifasinya untuk menghitung galat $\delta_j = \delta_{in_j} f'(y_{in_j})$

- Kemudian menghitung perbaikan penimbang (digunakan untuk memperbaiki V_{ij})

$$\Delta V_{ij} = \alpha \delta_j X_i$$

- Kemudian menghitung perbaikan bias (untuk memperbaiki V_{oj})

$$\Delta W_{oj} = \alpha \cdot \delta_j$$

- Masing – masing keluaran unit ($y_k, k = 1, m$) diperbaiki bias dan penimbangnya ($j = 0, p$)

$$W_{jk(\text{baru})} = W_{jk(\text{lama})} + \Delta V_{jk}$$

- Masing – masing unit tersembunyi ($Z_j, j: 1, p$) diperbaiki bias dan penimbangnya ($j = 0, n$)

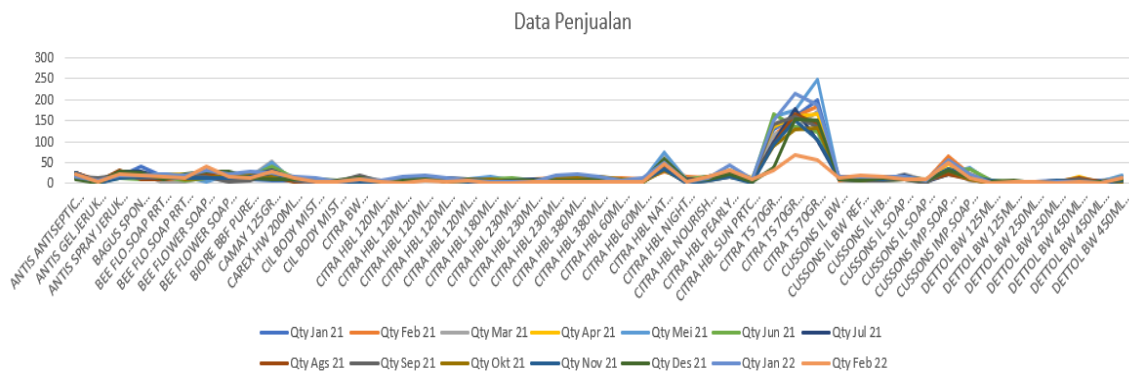
$$V_{jk(\text{baru})} = V_{jk(\text{lama})} + \Delta V_{jk}$$

- Uji kondisi pemberhentian (akhir iterasi)

- End

Data Understanding

Data yang digunakan dalam perhitungan peramalan ini adalah data penjualan kategori *Body Care* pada Toko Swalayan XYZ dari bulan Januari 2021 sampai Bulan Februari 2022.



Gambar 2. Grafik Data Penjualan

Pada Gambar 2 dapat dilihat bahwa penjualan toko swalayan xyz meningkat dan juga menurun namun tidak jauh dari titik nilai rata – ratanya. Data yang didapatkan dari toko swalayan XYZ ini merupakan data *time series*. Pola data pada data ini dari Januari 2021 sampai Januari 2022 masih stasioner karena tidak ada perbedaan yang terlalu jauh antara periode kecuali pada bulan Februari 2022 itu mengalami penurunan yang lumayan terlihat dan lumayan jauh untuk beberapa produk contohnya pada produk citra yang pada Januari 2021 sampai Januari 2022 masih di 120 keatas namun pada Februari 2022 menurun menjadi dibawah 100 hal itu juga terjadi pada beberapa produk lainnya.

Preprocessing Data

- Penentuan Data Latih dan Data Uji

Data yang digunakan dalam penelitian ini yaitu data dari bulan Januari 2021 sampai Februari 2022. Data latih dan data uji menggunakan jumlah data yang sama seperti tabel 1.

Table 1. Data Latih dan Data Uji

No	Variabel	Kriteria
1	X1	Data bulan Januari 2021
2	X2	Data bulan Februari 2021
3	X3	Data bulan Maret 2021
4	X4	Data bulan April 2021
5	X5	Data bulan Mei 2021
6	X6	Data bulan Juni 2021
7	X7	Data bulan Juli 2021
8	X8	Data bulan Agustus 2021
9	X9	Data bulan September 2021
10	X10	Data bulan Oktober 2021
11	X11	Data bulan November 2021
12	X12	Data bulan Desember 2021
13	X13	Data bulan Januari 2022
14	Y	Data bulan Februari 2022

2. Melakukan Transformasi Data

Data kemudian ditransformasi agar dapat mempermudah proses pengolahan data di *tools* matlab nantinya. Pada tabel 2, angka 1,2,3, dan seterusnya itu menyimbolkan nama barang dari barang ke-1 sampai barang ke-280 sedangkan x1,x2, dan seterusnya menyimbolkan bulan penjualan yaitu dari januari 2021 sampai februari 2022.

Tabel 2. Transformasi Data

	X1	X2	X3	X4	X5	...
1	26	25	22	20	15	...
2	2	7	8	3	2	...
3	18	15	28	22	15	...
4	40	24	26	24	22	...
5	15	11	2	24	23	...
...

3. Normalisasi Data

Sebelum dilakukan pelatihan dan pengujian data terlebih dahulu diubah ke bilangan antara rentang 0-1. Agar data dapat dikenali oleh JST, maka data tersebut harus dipresentasikan dalam bentuk numerik 0 sampai 1 [9]. Hal ini dikarenakan dalam penelitian ini penulis menggunakan fungsi aktivasi yang akan menghasilkan output dari rentang -1 sampai 1 maka dilakukannya normalisasi sebelum mengolah data.

Tabel 3. Normalisasi Data

	X1	X2	X3	X4	X5	...
1	0.9	0.846667	0.686667	0.58	0.313333	...
2	0.161538	0.469231	0.530769	0.223077	0.161538	...
3	0.288235	0.147059	0.758824	0.476471	0.147059	...
4	0.9	0.458621	0.513793	0.458621	0.403448	...
5	0.572727	0.427273	0.1	0.9	0.863636	...
...

HASIL DAN PEMBAHASAN

Akurasi Model Peramalan

Penentuan hidden layer diupayakan semaksimal mungkin bertujuan untuk menghindari terjadinya permasalahan Overfitting dan Underfitting, dengan meningkatkan jumlah hidden layer, akurasi dapat ditingkatkan tetapi kompleksitas neural network dan waktu training pun ikut meningkat. Jika neural network yang dirancang berorientasi pada akurasi maka dapat memilih opsi meningkatkan jumlah hidden layer. Namun akan ada hal yang perlu diantisipasi yakni, peningkatan jumlah neuron atau lapisan akan menyebabkan masalah overfitting [13]. Adapun penelitian yang dilakukan oleh mengatakan bahwa [14] Jumlah hidden node dipilih sembarang atau berdasarkan percobaan dan pendekatan kesalahan. Dengan penjelasan tersebut penulis membuat percobaan hidden layer dari 1 hidden layer lalu ditambah sebanyak 1 lagi jika akurasi yang didapatkan meningkat, begitu juga dengan penambahan neuronnya akan dicoba menambahkan 1 sampai menemukan hasil akurasi yang kecil. Hasil yang penulis dapatkan dengan menambahkan hidden layer dan neuron di setiap percobaan adalah dominan akurasi membaik namun ada juga yang memburuk seperti pernyataan diatas peningkatan neuron atau hidden layer yang tidak sesuai dapat menyebabkan overfitting

Pada penelitian ini pengujian akurasi dari model yang telah dibuat menggunakan *Mean Squared Error* (MSE) dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). *Mean Squared Error* (MSE) merupakan metode *alternative* dalam mengevaluasi suatu teknik peramalan. Semakin kecil rata-rata jumlah kuadrat nilai MSE, semakin kecil pula kesalahan peramalan menggunakan teknik tersebut [15]. MSE dapat dihitung dengan persamaan berikut :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{y}_n)^2$$

Mean Absolute Percentage Error (MAPE) merupakan ukuran kesalahan relatif, MAPE biasanya lebih berarti dibandingkan MAD karena MAPE menyatakan persentase kesalahan hasil peramalan terhadap permintaan aktual selama periode tertentu yang akan memberikan informasi persentase kesalahan terlalu tinggi atau terlalu rendah. Rumus MAPE yaitu:

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{y - \hat{y}}{y} \right| \times 100\%$$

Penulis mencoba sebanyak 50 model *network* untuk melakukan peramalan menggunakan data yang sudah dibagi sebelumnya, yaitu sebanyak 280 barang dengan 13 periode dijadikan data *input* dan 1 periode dijadikan data target. Jadi jumlah *input* dari semua model banyaknya adalah 13 variabel yaitu 13 periode. Pada penelitian ini penulis mencoba membuat model dengan menggunakan 1-2 *hidden layer*, model 1-5 menggunakan 1 *hidden layer* dan model 6-51 menggunakan 2 *hidden layer*. Setiap model diisi dengan jumlah neuron yang berbeda – beda, mulai dari 1 neuron sampai 10 dan seterusnya sampai menghasilkan mape dan mse yang paling baik.

Tabel 4. Model Peramalan

Keterangan	Jumlah Input	Jumlah Hidden Layer	Jumlah Neuron		MAPE	MSE
			Hidden Layer 1	Hidden Layer 2		
model 1	13	1	1	-	82.83%	128.94
model 2	13	1	2	-	67.56%	92.34
model 3	13	1	3	-	71.62%	87.30
model 4	13	1	4	-	68.53%	99.84
model 5	13	1	5	-	78.10%	113.03
model 6	13	2	1	1	77.97%	120.96
model 7	13	2	1	2	75.07%	87.31
model 8	13	2	1	3	73.27%	126.73
model 9	13	2	1	4	72.09%	120.92
model 10	13	2	1	5	75.19%	111.55
model 11	13	2	1	6	74.25%	127.52
model 12	13	2	1	10	74.27%	137.58
model 13	13	2	2	1	70.62%	74.49
model 14	13	2	2	2	63.57%	122.52
model 15	13	2	2	3	66.12%	78.66
model 16	13	2	2	4	68.15%	92.97
model 17	13	2	2	5	67.36%	83.23
model 18	13	2	2	6	67.17%	69.92
model 19	13	2	2	7	60.73%	62.24
model 20	13	2	2	8	67.26%	86.66
model 21	13	2	2	10	63.02%	75.68
model 22	13	2	3	1	68.04%	114.89
model 23	13	2	3	2	63.78%	115.15
model 24	13	2	3	3	55.28%	53.05
model 25	13	2	3	4	68.12%	87.18
model 26	13	2	3	5	66.96%	99.43
model 27	13	2	3	6	60.16%	86.25
model 28	13	2	3	7	56.90%	91.24
model 29	13	2	3	8	64.94%	86.44
model 30	13	2	3	9	57.96%	73.02
model 31	13	2	3	10	47.12%	40.05
model 32	13	2	3	11	69.73%	112.85
model 33	13	2	3	12	55.73%	70.76
model 34	13	2	3	13	55.22%	75.20
model 35	13	2	3	15	61.78%	110.10
model 36	13	2	3	20	51.43%	67.67
model 37	13	2	10	10	51.12%	44.82
model 38	13	2	11	10	41.54%	25.86
model 39	13	2	12	10	35.99%	28.91
model 40	13	2	13	10	31.32%	21.40
model 41	13	2	14	10	27.17%	10.12
model 42	13	2	15	10	23.10%	18.85
model 43	13	2	16	10	37.97%	35.50
model 44	13	2	17	10	25.97%	37.76
model 45	13	2	18	10	29.52%	21.81
model 46	13	2	19	10	25.24%	24.52
model 47	13	2	20	10	35.46%	32.83
model 48	13	2	14	11	29.03%	33.32

model 49	13	2	14	12	26.84%	21.13
model 50	13	2	14	13	29.22%	21.50

Pada tabel 4 adalah 50 model arsitektur yang digunakan untuk meramalkan data. Dapat dilihat pada tabel diatas bahwa model yang menghasilkan ma pe paling baik adalah model 42 yaitu model dengan 2 *hidden layer*, 15 neuron pada *hidden layer* pertama dan 10 neuron pada *hidden layer* kedua, menghasilkan MAPE sebesar 23,10% yang berarti model tersebut termasuk cukup baik untuk meramalkan data, sedangkan model yang menghasilkan MSE paling baik adalah model 41 yaitu model dengan 2 *hidden layer* dengan 14 neuron pada *hidden layer* pertama dan 10 neuron pada *hidden layer* kedua, menghasilkan MSE sebesar 10,12 yang berarti model tersebut termasuk baik dalam meramalkan data ini. Dan untuk model dengan MAPE dan MSE paling besar atau bisa dibilang paling buruk adalah model 1 dengan MAPE 82,83% dan model 12 dengan MSE 137,58 yang berarti kedua model tersebut sangat tidak baik digunakan untuk meramalkan data ini.

Dari model dan hasil pengujian akurasiya, dapat dijabarkan bahwa sejauh ini 50 model yang penulis coba gunakan untuk meramalkan data menghasilkan MAPE dan MSE yang tidak stabil setiap modelnya, ada yang tingkat akurasiya membaik setelah dilakukan penambahan *hidden layer* dan neuron serta ada juga yang memburuk tingkat akurasiya.

Dari 280 produk yang diramalkan adapun produk yang menghasilkan MAPE dan MSE paling baik dan paling buruk dari model 42 dan model 41. Dapat dilihat pada tabel 5 dan tabel 6.

Tabel 5. Nilai MAPE Model 42

No	y	y'	y-y'/y	abs/nmutlk	x100%
1	22	22.15192	-0.00691	0.0069054	0.690544
2	3	2.687473	0.104176	0.1041756	10.41756
...
135	9	9.000134	-1.50E-05	1.49E-05	0.001485
136	19	19.36514	-0.01922	0.0192177	1.921768
...
254	1	4.236591	-3.23659	3.236591	323.6591
255	8	8.691967	-0.0865	0.0864958	8.649584
...

Dari tabel 5, produk yang menghasilkan MAPE paling baik adalah produk nomor 135 yaitu “MARINA HBL SMOOTH GLOW 200ML” dengan MAPE 0,001485 sedangkan produk dengan mape paling buruk atau paling tinggi adalah produk nomor 254 yaitu “VASELINE 200ML ADV STRENGHT”.

Tabel 6. Nilai MSE Model 41

No	y	y'	y-y'
1	22	22.41479	0.172053
2	3	4.288366	1.659886
...
101	56	49.70741	39.59668
102	106	86.59409	376.5894

103	13	10.5683	5.913143
...
205	23	23.61297	0.375726
206	14	14.00011	0.00000011886
207	13	11.07852	3.692104
...
211	7	6.997573	0.00000589
212	9	7.966119	1.068909
...

Pada tabel 6 dapat dilihat produk yang menghasilkan MSE paling kecil adalah produk nomor 206 yaitu “SEKAR JAGAT LULUR BENGKUANG” dengan MSE 0,00000011886 sedangkan produk yang menghasilkan MSE paling besar/paling tinggi adalah produk nomor 102 yaitu “GIV SOAP 76GR PUTIH” dengan MSE sebesar 376,58.

KESIMPULAN

Peramalan ini dilakukan menggunakan data penjualan kategori *body care* sebanyak 280 data barang. Data yang diolah sebanyak 14 periode yaitu dari Januari 2022 sampai februari 2023. Pada peramalan ini dibuatkan sebanyak 50 model untuk dianalisis kemudian akan dipilih model terbaik untuk meramalkan 3 periode kedepan yaitu bulan Maret 2023 sampai Mei 2023. Pada pengujian akurasi model digunakan 2 pengujian akurasi yaitu MAPE dan MSE. Dari 50 model yang telah dicoba didapatkan hasil bahwa model dengan akurasi MAPE paling baik adalah model 42 yang mempunyai 2 *hidden layer*, dengan 15 neuron pada *hidden layer* pertama dan 10 neuron pada *hidden layer* kedua, menghasilkan MAPE sebesar 23,10%. Sedangkan model dengan akurasi MSE paling baik adalah model 41 yang mempunyai 2 *hidden layer* dengan 14 neuron pada *hidden layer* pertama dan 10 neuron pada *hidden layer* kedua, menghasilkan MSE sebesar 10,12. Untuk model dengan akurasi MAPE paling buruk yaitu model 1 yang menggunakan hanya 1 *hidden layer* dengan 1 neuron pada *hidden layer*nya menghasilkan mape 82,83% dan untuk akurasi MSE paling buruk ada pada model 12 yang menggunakan 2 *hidden layer* dengan 1 neuron di *hidden layer* pertama dan 10 neuron di *hidden layer* kedua menghasilkan MSE sebesar 137,58. Perlu adanya penelitian lanjutan terkait penambahan barang atau periode yang akan dipakai dalam meramalkan serta percobaan lanjutan pada model lain yang lebih banyak lagi agar mendapatkan nilai akurasi yang lebih baik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. I. Matematika and U. Lampung, “MATH unesa,” vol. 11, no. 01, pp. 8–16, 2023.
- [2] M. Ashouri, R. J. Hyndman, and G. Shmueli, “Fast Forecast Reconciliation Using Linear Models,” *J. Comput. Graph. Stat.*, 2021, doi: 10.1080/10618600.2021.1939038.
- [3] H. Aprilianto, S. Kumalaningsih, and I. Santoso, “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Peramalan Penjualan Dalam Mendukung Pengembangan Agroindustri Coklat di Kabupaten Blitar,” *Habitat*, vol. 29, no. 3, pp. 129–137, 2018, doi: 10.21776/ub.habitat.2018.029.3.16.
- [4] S. Li, H. Huang, and W. Lu, “A Neural Networks Based Method for Multivariate Time-Series

- Forecasting,” *Ieee Access*, 2021, doi: 10.1109/access.2021.3075063.
- [5] N. P. S. Widadriani, W. G. S. Parwita, and N. P. S. Meinarni, “Forecasting system using single exponential smoothing with golden section optimization,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, vol. 1516, no. 1, p. 12008.
- [6] A. Dzulfikar, Iswanto, N. Ramsari, S. Sutjiningtyas, and Hernawati, “Implementasi Peramalan Penjualan Produk Di Pt. Prima Per Tradea Utama Menggunakan Metode Artificial Neural Network,” *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 11, no. 2, pp. 10–19, 2021.
- [7] B. Kwintiana *et al.*, *DATA SCIENCE FOR BUSINESS: Pengantar & Penerapan Berbagai Sektor*. PT. Sonpedia Publishing Indonesia, 2023.
- [8] I. K. A. G. Wiguna, N. L. P. A. C. Utami, W. G. S. Parwita, I. P. A. E. D. Udayana, and I. G. I. Sudipa, “Rainfall Forecasting Using the Holt-Winters Exponential Smoothing Method,” *J. Info Sains Inform. dan Sains*, vol. 13, no. 01, pp. 15–23, 2023.
- [9] S. Salmiati, Y. Yuhandri, and S. Sumijan, “Tingkat Pemahaman Siswa dalam Pembelajaran Daring dan Tatap Muka Langsung dalam Masa Pandemi Covid-19,” *J. Sistim Inf. dan Teknol.*, vol. 3, pp. 95–101, 2021, doi: 10.37034/jsisfotek.v3i3.50.
- [10] N. Ketut and T. Tastrawati, “Peramalan Menggunakan Metode Backpropagation,” vol. 7, no. 3, pp. 264–270, 2018.
- [11] A. Fitriadini, T. Pramiyati, and A. B. Pangaribuan, “Penerapan Backpropagation Neural Network Dalam Prediksi Harga Saham,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, pp. 561–573, 2020.
- [12] B. H. Hayadi, I. G. I. Sudipa, and A. P. Windarto, “Model peramalan pada peserta KB aktif jalur pemerintahan menggunakan Artificial Neural Network Back-propagation Artificial Neural Network Back-propagation models for active family planning participants in the government pathway,” vol. 21, no. 1, 2021, doi: 10.30812/matrik.v21i1.1273.
- [13] N. O. Syamsiah *et al.*, “PENERAPAN NEURAL NETWORK UNTUK PERAMALAN DATA TIME SERIES UNIVARIATE JUMLAH WISATAWAN,” vol. 3, no. 3, pp. 100–106, 2019.
- [14] Y. Umaidah, “PENERAPAN ALGORITMA ARTIFICIAL NEURAL NETWORK DALAM PREDIKSI HARGA SAHAM LQ45 PT . BANK RAKYAT,” vol. 8, no. 1, 2018.
- [15] P. Samuel, F. Lefta, I. Indahsari, and L. Gozali, “Penentuan Metode Peramalan Permintaan Barang Setengah Jadi Di Pt. Xyz,” *J. Ilm. Tek. Ind.*, vol. 8, no. 1, pp. 7–17, 2020, doi: 10.24912/jitiuntar.v8i1.8066.