

Analisis Tingkat Akurasi Variasi Algoritma Min-Max Backpropagation sebagai Pre-Processing Data Time Series

Analysis of the Accuracy Level of Variation of the Min-Max Backpropagation Algorithm as Pre-Processing Time Series Data

Vera Mandailina¹, Abdillah², Syaharuddin³

^{1,2,3}Mathematics Education, Universitas Muhammadiyah Mataram, Indonesia

E-mail: ¹vrmandailina@gmail.com, ²abdillah@gmail.com, ³syaharuddin.ntb@gmail.com

Abstrak

Data peramalan tidak harus bersifat statis, ada juga data dengan fluktuatif tinggi dengan tren naik turun. Oleh sebab itu, teknik normalisasi data sangat penting dilakukan sebelum melakukan proses training dan testing data. Paper ini bertujuan untuk menguji delapan tipe algoritma Min-Max backpropagation dengan beberapa jenis data yakni data statis, data seasional, data fluktuatif monoton naik-turun. Arsitektur jaringan backpropagation dengan tiga layer hidden digunakan untuk menguji data-data tersebut. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma Min-Max ke-6 memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Selanjutnya, hasil modifikasi Min-Max ke-6 ditemukan bahwa perubahan pada variabel pengali dapat menurunkan nilai MSE pada proses training mencapai nilai maksimal sebesar 35,25% dan pada proses testing mencapai 27,39%. Hasil penelitian ini dapat dijadikan rujukan di masa mendatang dalam melakukan proses normalisasi data sebelum proses peramalan dilakukan.

Kata kunci: Min-max algorithm, data normalization techniques, time series data, backpropagation algorithm

Abstract

Forecasting data does not have to be static, there are also data with high fluctuations with up and down trends. Therefore, data normalization techniques are very important before training and testing data. This paper aims to test eight types of Min-Max backpropagation algorithms with several types of data, namely static data, seasional data, monotonically fluctuating data up and down. A backpropagation network architecture with three hidden layers is used to test these data. The test results show that the 6th Min-Max algorithm has a high level of accuracy. Furthermore, the results of the 6th Min-Max modification found that changes in the multiplier variable can reduce the MSE value in the training process to a maximum value of 35.25% and in the testing process to 27.39%. The results of this study can be used as a reference in the future in performing the data normalization process before the forecasting process is carried out.

Keywords: Min-max algorithm, data normalization techniques, time series data, backpropagation algorithm

1. PENDAHULUAN

Model matematika dapat digunakan untuk memprediksi kejadian yang akan muncul dari suatu fenomena di masa mendatang. Sehingga model matematika erat kaitannya dengan kegiatan peramalan yang menjadi dasar perencanaan dan control dalam pembuatan kebijakan [1]. Acuan dalam membuat model matematika adalah data, misalnya time series. Data time series adalah data yang direkam selama interval waktu yang konsisten, contohnya harga saham, jumlah penduduk, jumlah uang beredar, indeks harga konsumen, indek pembangunan manusia, jumlah lulusan siswa tahunan, termasuk data hidro-klimatologi. Analisis data time series berperan

dalam mempelajari model dan tren data masa lampau, sehingga dapat dipelajari faktor-faktor penyebab perubahan agar mendapat gambaran perencanaan di masa yang akan datang [2].

Data hidrologi seperti curah hujan penting digunakan untuk perencanaan, pengembangan dan pengelolaan sumber daya air dan lingkungan. Curah hujan memiliki peran penting dalam mengetahui kondisi cuaca dan perubahan iklim yang terjadi di suatu daerah [3], [4]. Di samping itu, data ini diperlukan untuk studi tentang proses ilmu dan teknik hidrologi [5]. Di bidang lingkungan data hidrologi digunakan untuk mengetahui perkembangan cuaca dan iklim. Perubahan iklim dan interaksinya yang kompleks dengan proses lingkungan air, termasuk terjadinya peristiwa kekeringan, sangat penting dan memerlukan perhatian khusus. Di sisi lain, data klimatologi seperti suhu, kelembaban udara, kecepatan angin, dan lama sinar matahari juga menjadi point penting dalam perencanaan dan pembangunan lingkungan. Cui et al [6] mengatakan bahwa bidang hidrologi merupakan bidang yang sangat interdisipliner yang mencakup berbagai kepentingan, dari sumber daya air hingga ilmu lingkungan, geologi, teknik, ekologi, dan pertanian. Di bidang pertanian, data hidro-klimatologi digunakan untuk menghitung kebutuhan air tanaman dan perencanaan pola tanam. Analisis data hidro-klimatologi harus terus dipelajari karena setiap daerah memiliki ciri khas masing-masing dengan perubahan iklimnya karena dampaknya pada ketersediaan sumber daya air [7], [8], [9].

Secara umum, data time series memiliki empat pola, yaitu data statis, data musiman, data siklis, dan data tren [10], [11], [12], [13]. Karakteristik ini membuat setiap data memiliki ciri khas masing-masing dari segi model grafik dan normalisasinya. Sehingga kita harus memperhatikan teknik normalisasi data sebagai tahap *pre-processing* sebelum data tersebut disimulasikan dalam algoritma tertentu. Teknik normalisasi data adalah proses pembentukan struktur basis data sehingga sebagian besar *ambiguity* bisa dihilangkan. Dalam artificial neural network beberapa teknik normalisasi data meliputi metode decimal scaling, Z-score, min-max, sigmoid, tanh estimators, mean-MAD, dan median-MAD. Beberapa tahun terakhir, metode min-max sangat populer digunakan.

Algoritma Min-Max adalah teknik normalisasi untuk mengubah data dengan skala yang bervariasi sehingga tidak ada dimensi tertentu yang mendominasi statistik, dan tidak perlu membuat asumsi kuat tentang distribusi data. Penelitian dengan tema prediksi yang menggunakan algoritma Min-Max telah banyak dilakukan [14], [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22]. Dari beberapa penelitian ini ditemukan setidaknya ada delapan bentuk formula algoritma Min-Max. Seluruh formula yang diajukan tetap berdasarkan nilai maksimum dan nilai minimum sebuah data, namun konstanta penghubung yang berbeda-beda seperti angka 0.01, 0.1, 0.5, 0.8, 0.9, 1, dan 2.

Hasil-hasil penelitian tersebut tidak ditemukan alasan kenapa formula Min-Max digunakan sebagai teknik normalisasi data. Setiap penelitian hanya menuliskan formula Min-Max dan menggunakannya dalam tahap pre-processing data. Penggunaan konstanta dalam operasi formula Min-Max tentu akan menghasilkan output yang berbeda. Implikasi dari output normalisasi data akan berpengaruh pada output de-normalisasi juga setelah proses training dan testing data. Oleh sebab itu, perlu ada kajian lebih mendalam terkait formula-formula tersebut untuk mengetahui formula mana yang memiliki tingkat akurasi yang tinggi. Sehingga, hasil penelitian ini diharapkan akan menjadi rujukan baru dalam teori dan aplikasi normalisasi data sebelum proses prediksi data dilakukan. Kami akan membangun system komputasi berbasis GUI Matlab untuk mempermudah proses simulasi data.

2. METODE PENELITIAN

2.1 Jenis Penelitian

Penelitian ini termasuk mixed method. Pada tahap awal, peneliti mengumpulkan data time series yang memiliki pola berbeda. Kemudian data tersebut ditraining dan testing menggunakan algoritma Min-Max Backpropagation untuk menemukan formula yang mana paling akurat hasil simulasinya. Selanjutnya, kami merumuskan formula baru untuk dijadikan pembanding hasil akurasi pada tahap training dan testing data.

2.2 Algoritma Min-Max Backpropagation

Para peneliti menggunakan algoritma ini berdasarkan modifikasi yang mereka lakukan terhadap konstanta pada setiap persamaan. Modifikasi persamaan dengan menambahkan konstanta seperti dilakukan oleh Setti & Wanto [18], Premalatha & Arasu [20] dan Gowda & Mayya [22] dengan menambahkan angka 0.1 dan mengalikan dengan angka 0.8; Guan & Yang [23] dengan menambahkan angka 0.1 dan mengalikan dengan angka 0.9. Di samping itu, ada beberapa penelitian yang tidak menambahkan atau mengalikan dengan sembarang angka. Mereka hanya menggunakan variabel maksimum dan minimum seperti Yang et al [14] ketika prediksi data *stirling cryocooler*, Choudhary et al [16] ketika prediksi radiasi solar, Dhamma et al [19] ketika melakukan simulasi dengan data terpisah, Rohman & Rachmad [24] ketika prediksi stok obat.

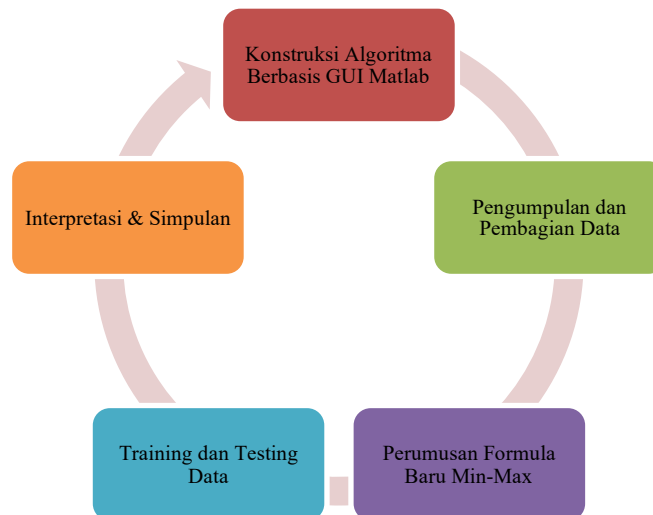
Berdasarkan beberapa penelitian tersebut, setidaknya terdapat delapan variasi algoritma Min-Max yang digunakan ketika training-testing data time series. Algoritma ini akan diuji menggunakan data time series dengan berbagai jenis untuk melihat formula terbaik dengan tingkat akurasi paling tinggi. Adapun formula tersebut seperti terlihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Formula Normalisasi dan De-Normalisasi Algoritma Min-Max

No	Formula	Re-Normalisasi
1	$z = \frac{x_i}{x_{i-\max}}$	$x_i = z \cdot x_{i-\max}$
2	$z = \frac{x_i - x_{i-\min}}{x_{i-\max} - x_{i-\min}}$	$x_i = z(x_{i-\max} - x_{i-\min}) + x_{i-\min}$
3	$z = \frac{0,5 \cdot (x_i - \bar{x})}{x_{i-\max} - x_{i-\min}} + 0,5$	$x_i = (z - 0,5)(x_{i-\max} - x_{i-\min}) + \bar{x}$
4	$z = 0,1 + 0,9 \frac{(x_i - x_{i-\min})}{x_{i-\max} - x_{i-\min}}$	$x_i = \left(\frac{z - 0,1}{0,9} \right) (x_{i-\max} - x_{i-\min}) + x_{i-\min}$
5	$z = 0,01 + 0,9 \frac{(x_i - x_{i-\min})}{x_{i-\max} - x_{i-\min}}$	$x_i = \frac{(z - 0,01)}{0,9} (x_{i-\max} - x_{i-\min}) + x_{i-\min}$
6	$z = 2 \left(\frac{x_i - x_{i-\min}}{x_{i-\max} - x_{i-\min}} \right) - 1$	$x_i = \left(\frac{z + 1}{2} \right) (x_{i-\max} - x_{i-\min}) + x_{i-\min}$
7	$z = 0,1 + 0,8 \left(\frac{x_i}{x_{i-\max}} \right)$	$x_i = \left(\frac{z - 0,1}{0,8} \right) \cdot x_{i-\max}$
8	$z = 0,1 + 0,8 \left(\frac{x_i - x_{i-\min}}{x_{i-\max} - x_{i-\min}} \right)$	$x_i = \frac{(z - 0,1)}{0,8} (x_{i-\max} - x_{i-\min}) + x_{i-\min}$

2.3 Prosedur Penelitian

Adapun tahapan dalam melaksanakan penelitian ini sesuai Gambar 1 berikut.



Gambar 1 Prosedur Penelitian

a. *Konstruksi Algoritma Berbasis GUI Matlab*

Pada tahap ini, kami melakukan pengembangan interface untuk proses training dan testing data. Interface yang dikembangkan menggunakan GUI Matlab dengan melibatkan komponen palette dari GUI Matlab. Hal ini dilakukan untuk mempermudah proses input-proses-output data. Jadi, seluruh algoritma Min-Max akan dimodelkan ke bahasa Matlab.

b. *Pengumpulan dan Pembagian Data*

Pada tahap ini, kami mengumpulkan data dengan empat tipe yakni data statis yakni data suhu, data seasional yakni data curah hujan, data fluktuasi naik yakni data indeks pembangunan manusia, dan data fluktuasi turun yakni data jumlah penduduk miskin. Data suhu dan curah hujan diambil dari stasiun Cakranegara Provinsi Nusa Tenggara Barat (NTB) dengan titik koordinat Latitude -8.5874 dan Longitude 116.1315. Sedangkan data kependudukan seperti IPM dan jumlah penduduk miskin diambil dari wilayah pulau Lombok Provinsi NTB. Data training dan testing dibagi dengan pola 80% (tahun 2012-2019) untuk training dan 20% (tahun 2020-2021) untuk testing.

c. *Perumusan Formula Baru Min-Max*

Selain algoritma Min-Max yang sudah ada berdasarkan literature review, kami juga berusaha menemukan formula baru dari algoritma Min-Max dengan modifikasi formula yang telah ada. Formula baru ini nanti dibandingkan dengan formula-formula yang ada saat proses training dan testing.

d. *Training dan Testing Data*

Pada tahap ini, kami melakukan proses training dan testing data menggunakan GUI Matlab yang sudah dikonstruksi. Proses training dilakukan sebanyak 9 algoritma x 4 jenis data = 36 kali percobaan. Hal ini juga dilakukan pada tahap testing data. Arsitektur Backpropagation yang digunakan menggunakan ketentuan berikut.

- Arsitektur dengan tiga layer hidden dengan jumlah masing-masing neuron pada layer input, layer hidden dan layer output sebanyak 12-25-7-4-1 (data curah hujan dan suhu) serta 12-10-5-3-1 (data IPM dan kemiskinan).
- Fungsi aktivasi pada setiap layer hidden yakni logsig
- Fungsi training yakni trainlm
- Learning rate dan momentum masing-masing sebesar 0.1 dan 0.9

e. *Interpretasi dan Simpulan*

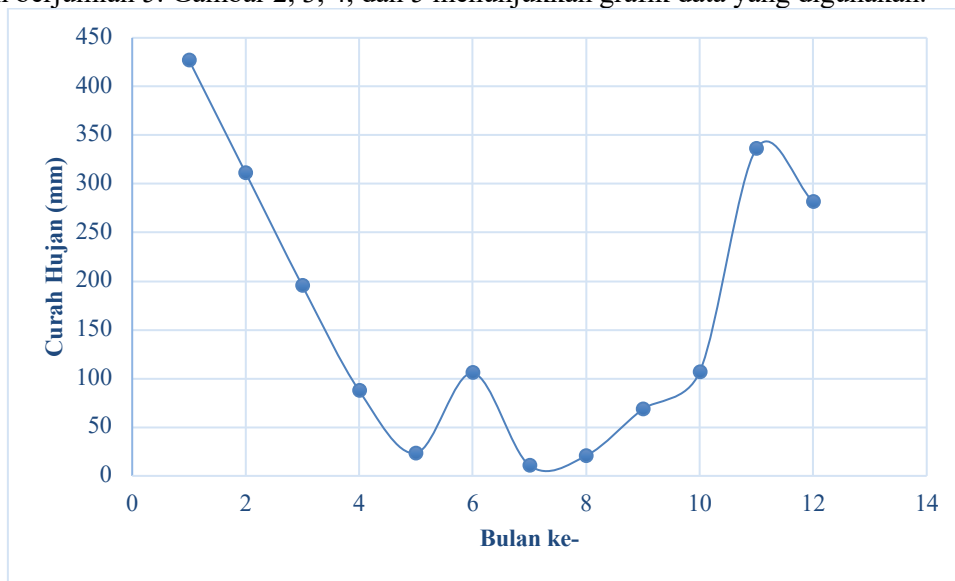
Hasil training dan testing data kemudian ditabulasi untuk diinterpretasi. Pada tahap ini, kami melihat dan mengetahui algoritma mana yang memiliki tingkat akurasi paling

tinggi. Sehingga kami dapat mengambil kesimpulan untuk menggunakan formula tersebut di masa mendatang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

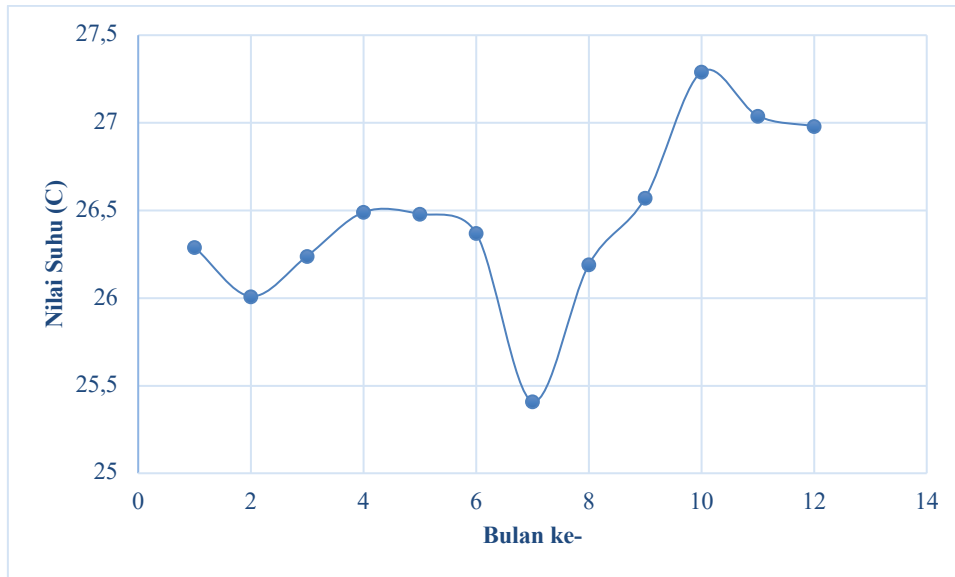
1.1 Deskripsi Data

Data curah hujan, data suhu, data IPM, dan data jumlah penduduk miskin digunakan untuk menguji algoritma Min-Max dengan empat jenis data berbeda tersebut. Masing-masing data diambil selama 10 tahun yakni 2012-2021. Data curah hujan dan suhu bersifat data bulanan pada setiap tahun sehingga secara komputasi inputan berjumlah 12. Sedangkan data IPM dan data jumlah penduduk miskin bersifat data tahunan diambil dari lima kabupaten yakni Lombok Barat, Lombok Timur, Lombok Tengah, Lombok Utara, dan Kota Mataram, sehingga secara komputasi inputan berjumlah 5. Gambar 2, 3, 4, dan 5 menunjukkan grafik data yang digunakan.



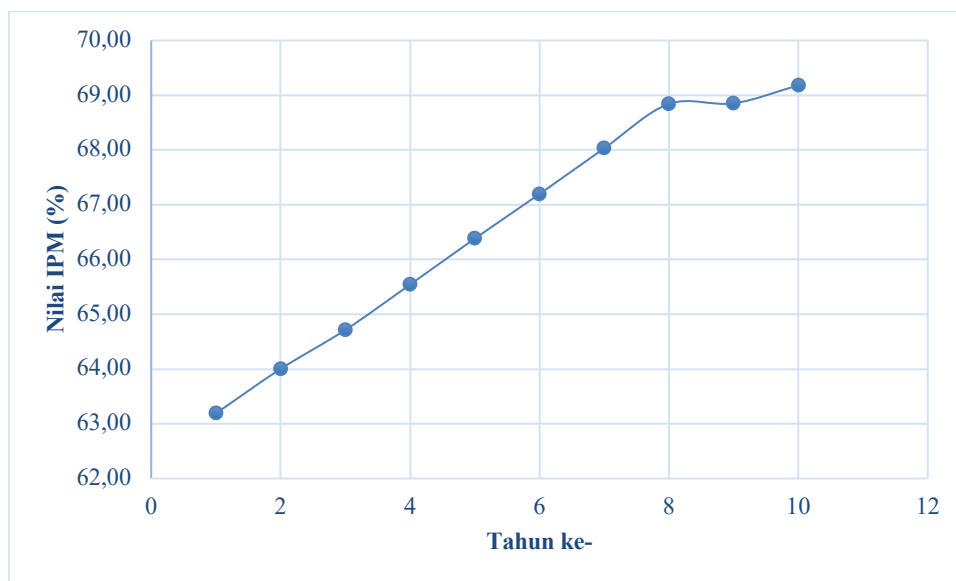
Gambar 2 Sample Data Curah Hujan 2021 di Stasiun Cakranegara, NTB

Secara keseluruhan data curah hujan (sampel Gambar 2) memiliki fluktuatif naik turun sepanjang tahun. Pada interval bulan Desember-Februari diperoleh data tinggi, kemudian bulan Maret-Agustus diperoleh data rendah atau menurun, kemudian mulai bulan September mulai meningkat kembali sampai Desember. Sehingga sepanjang tahun data curah hujan sulit untuk diprediksi polanya.



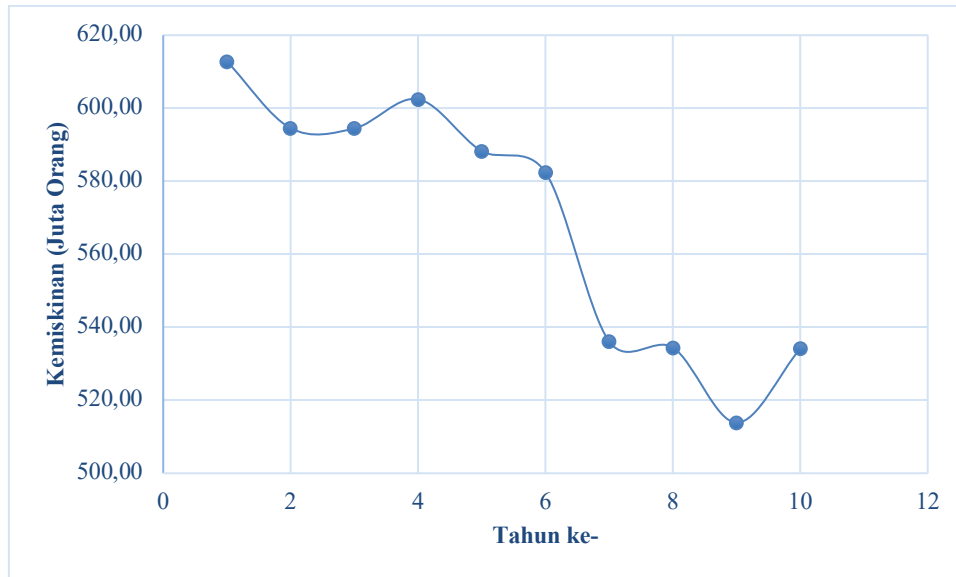
Gambar 3 Sample Data Suhu 2021 di Stasiun Cakranegara, NTB

Gambar 3 menunjukkan bahwa data suhu setiap tahun bahkan bulanan selalu berada pada interval $25^{\circ}\text{C} - 28^{\circ}\text{C}$. Artinya, data suhu termasuk data stabil dan tidak memiliki fluktuatif yang ekstrim seperti data curah hujan.



Gambar 4 Rerata Data IPM NTB Tahun 2012-2021

Gambar 4 menunjukkan bahwa rerata data IPM NTB tahun 2012-2021 cenderung meningkat setiap tahun. Karena secara statistic data IPM memiliki indicator perhitungan yang setiap tahun ditingkatkan oleh pemerintah. Peningkatan rata-rata pertahun sebesar 1%. Peningkatan yang tidak signifikan terjadi pada tahun 2019 ke 2020.



Gambar 5 Data Jumlah Penduduk Miskin NTB Tahun 2012-2021

Gambar 5 menunjukkan bahwa tingkat kemiskinan di Provinsi NTB pada interval 2012-2021 relatif menurun dengan tingkat penurunan sebesar 1,46%. Namun, pada tahun 2021 tingkat kemiskinan terjadi peningkatan. Hal ini karena secara global sebagai dampak adanya Covid-19, sehingga perekonomian masyarakat terganggu dan banyak pelaku usaha merugi.

1.2 Analisis Awal Algoritma Min-Max

Pada tahap ini, kami melakukan analisis awal dengan membandingkan nilai actual (X_i) dan data hasil normalisasi (Z_i) menggunakan nilai MSE dan MAPE. Sehingga pada tahap ini, kami menggunakan data maksimum, data minimum, dan nilai rata-rata data. Analisis awal ini dilakukan untuk mendapatkan gambaran error yang dihasilkan antara data actual dan data normalisasi (lihat Tabel 2). Namun hasil analisis ini tidak dapat dijadikan rekomendasi final, karena belum dilakukan proses training dan testing data menggunakan algoritma backpropagation. Adapun hasil perhitungan awal sesuai Tabel 2.

Tabel 2 Hasil analisis awal perhitungan MSE data actual dan normalisasi

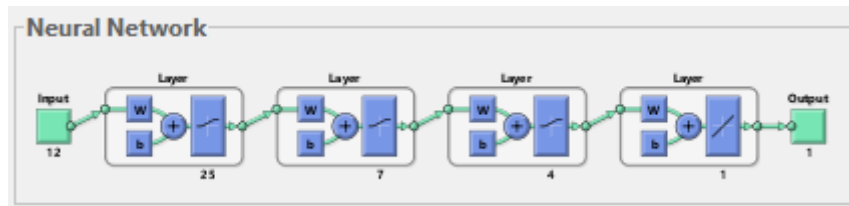
Formula	Curah Hujan	Suhu	IPM	Kemiskinan
Min-Max 1	3.772,25	54,11	431,15	32.424,19
Min-Max 2	3.772,50	55,88	436,22	32.464,16
Min-Max 3	3.772,61	56,11	437,18	32.472,21
Min-Max 4	3.771,51	55,69	435,66	32.459,39
Min-Max 5	3.773,98	56,08	436,85	32.469,63
Min-Max 6	3.782,46	57,83	441,84	32.511,88
Min-Max 7	3.773,06	54,51	432,36	32.434,02
Min-Max 8	3.773,26	55,93	436,43	32.466,00

Tabel 2 menunjukkan bahwa error (nilai MSE) yang dihasilkan oleh formula Min-Max 1 lebih kecil dibandingkan dengan Min-Max 2 sampai 8. Nilai MSE paling kecil berdasarkan formula Min-Max 1 untuk data curah hujan sebesar 3.772,25; nilai MSE untuk data suhu sebesar 54,11; nilai MSE untuk data IPM sebesar 431,15; dan nilai MSE untuk data kemiskinan sebesar 32.424,19. Nilai error ini adalah hasil operasi data actual dengan data normalisasi secara linier, artinya belum dilakukan proses training dan testing dengan melihat pola sebuah data ke seluruh data yang lainnya. Namun, nilai error yang dihasilkan pada Tabel 2 tersebut akan membantu dalam melihat nilai error ketika proses training dan testing menggunakan algoritma backpropagation, yakni jika semakin besar error yang dihasilkan secara linier maka semakin kecil nilai MSE ketika proses training dan testing menggunakan algoritma backpropagation. Setelah diperoleh gambaran nilai error pada Tabel 2, selanjutnya kami

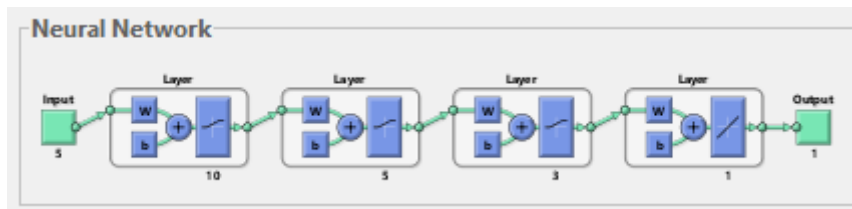
melakukan simulasi menggunakan GUI Matlab yang telah dikembangkan.

1.3 Hasil Training dan Testing Data

Proses training dan testing dilakukan untuk mengetahui akurasi algoritma Min-Max Backpropagation. Di samping itu, hasilnya menjadi rujukan di masa mendatang penggunaan formula yang tepat dengan error yang relative kecil. Pembagian data training dan testing menggunakan rasio 80% dan 20%. Gambar 5-6 menunjukkan susunan arsitektur yang digunakan selama proses training dan testing. Adapun hasil proses training dan testing sesuai Tabel 3 dan Tabel 4.



Gambar 5 Arsitektur 12-25-7-4-1 untuk data curah hujan dan suhu



Gambar 6 Arsitektur 5-10-5-3-1 untuk data IPM dan kemiskinan

Tabel 3 Nilai MSE hasil training algoritma Min-Max Backpropagation

Formula	Curah Hujan		Suhu		IPM		Kemiskinan	
	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch
Min-Max 1	195.34	117	0.74	14	5.91	15	51.39	57
Min-Max 2	190.59	114	0.02	258	0.41	53	31.18	20
Min-Max 3	781.26	129	0.09	58	1.64	17	99.95	19
Min-Max 4	238.12	145	0.03	354	0.53	15	41.61	20
Min-Max 5	236.58	95	0.03	306	0.51	19	41.55	16
Min-Max 6	48.45	193	0.006	125	0.10	75	8.54	63
Min-Max 7	304.95	176	0.64	7	8.76	22	61.87	15
Min-Max 8	305.48	169	0.03	202	0.62	49	53.28	19

Tabel 4 Nilai MSE hasil testing algoritma Min-Max Backpropagation

Formula	Curah Hujan		Suhu		IPM		Kemiskinan	
	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch
Min-Max 1	159.02	35	0.51	5	5.59	43	29.38	27
Min-Max 2	181.90	42	0.006	24	0.20	28	13.36	17
Min-Max 3	692.51	22	0.02	24	0.83	21	31.01	8
Min-Max 4	186.23	24	0.008	67	0.20	22	13.47	17
Min-Max 5	171.89	26	0.006	24	0.26	36	14.16	21
Min-Max 6	36.15	42	0.001	32	0.02	29	4.31	11
Min-Max 7	269.76	44	0.53	5	8.36	13	40.20	18
Min-Max 8	215.85	28	0.009	25	0.19	13	33.29	24

Tabel 3 menunjukkan bahwa formula Min-Max 6 memiliki error paling kecil dibandingkan dengan formula Min-Max lainnya. Pada tahap training diperoleh nilai MSE sebesar 48.45 untuk data curah hujan, 0.006 untuk data suhu, 0.10 untuk data IPM dan 8.54 untuk data kemiskinan. Hasil ini juga terjadi pada proses testing (Tabel 4) yakni formula Min-Max 6 juga memiliki nilai MSE paling kecil yakni sebesar 36.15 untuk data curah hujan, 0.001 untuk data suhu, 0.20 untuk data IPM dan 4.31 untuk data kemiskinan. Hasil ini berlaku untuk

semua jenis data baik data statis, data seasonal, data dengan tren naik atau turun monoton. Selanjutnya, kami melakukan modifikasi terhadap formula Min-Max 6 dengan melakukan kombinasi konstanta pada formula tersebut. Misalkan formula Min-Max 6 menjadi:

$$z = a \left(\frac{x_i - x_{i-\min}}{x_{i-\max} - x_{i-\min}} \right) - b \tag{1}$$

Dari persamaan (1) dapat dilihat terdapat variabel a dan b yang bisa dikombinasikan, dimana $a, b \in R \geq 1$. Sehingga diperoleh hasil training dan testing sesuai Tabel 5.

Tabel 5 Nilai MSE hasil training dan testing algoritma Min-Max Backpropagation

Konstanta		Curah Hujan		Suhu		IPM		Kemiskinan	
a	b	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch	MSE	Epoch
Training									
2.5	1	31.37	224	0.0038	236	0.06	50	5.42	211
3	1	21.55	202	0.0026	257	0.04	135	3.77	220
4	1	12.26	611	0.0009	404	0.02	179	2.14	282
Testing									
2.5	1	26.25	22	0.0008	25	0.03	19	3.08	33
3	1	12.47	41	0.0007	28	0.02	48	2.32	40
4	1	11.21	105	0.0003	60	0.01	52	1.31	50

Berdasarkan hasil training dan testing pada Tabel 5 dapat diketahui bahwa formula Min-Max 9 (persamaan 1) dengan mengubah variabel a menjadi lebih besar, maka nilai MSE yang dihasilkan semakin kecil. Di samping itu, besarnya epoch yang dihasilkan semakin tinggi meski nilai MSE yang semakin kecil. Penurunan nilai MSE pada proses training mencapai nilai maksimal sebesar 35,25% dan pada proses testing mencapai 27,39%. Artinya, semakin besar konstanta a maka semakin kecil nilai MSE yang dihasilkan. Dalam proses prediksi sebagai dampak tingginya jumlah epoch akan berpengaruh pada nilai MSE yang semakin kecil [25], [26], [27]. Hasil penelitian ini memberikan kontribusi yang baik di masa mendatang tentang teknik normalisasi data dalam algoritma neural network.

4. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil simulasi data menunjukkan bahwa teknik normalisasi data menggunakan algoritma Min-Max backpropagation sangat baik dilakukan. Karena nilai MSE yang dihasilkan cukup kecil bahkan mencapai lebih kecil dari 0.001 untuk data statis seperti data suhu. Modifikasi konstanta pengali pada formula Min-Max memberikan pengaruh yang signifikan pada proses training dan testing. Hasil pengujian sembilan formula Min-Max ditemukan bahwa formula pada persamaan (1) akan memberikan nilai MSE yang kecil dengan menggunakan konstanta $a > 2$, meski proses training-testing membutuhkan epoch yang relative lama. Oleh sebab itu, kami merekomendasikan di masa mendatang formula ini digunakan untuk teknik normalisasi data pada kegiatan peramalan. Kami juga membuka pengembangan atau modifikasi lagi oleh peneliti lain di masa mendatang agar ditemukan formula Min-Max lainnya dan diuji perbandingan dengan formula lain seperti Z-score, Mean-MAD, Median-MAD, decimal-scaling, dan sebagainya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] P. M. Altrock, L. L. Liu, and F. Michor, "The mathematics of cancer: Integrating quantitative models," *Nature Reviews Cancer*, vol. 15, no. 12. pp. 730–745, 2015. doi: 10.1038/nrc4029.
- [2] M. Amer, T. U. Daim, and A. Jetter, "A review of scenario planning," in *Technology Roadmapping*, 2018, pp. 177–232. doi: 10.1142/9789813235342.
- [3] Syaharuddin, D. Pramita, T. Nusantara, Subanji, and H. R. P. Negara, "Analysis of

- accuracy parameters of ANN backpropagation algorithm through training and testing of hydro-climatology data based on GUI MATLAB,” in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, vol. 413, no. 1. doi: 10.1088/1755-1315/413/1/012008.
- [4] S. Boillat and F. Berkes, “Perception and interpretation of climate change among quechua farmers of bolivia: Indigenous knowledge as a resource for adaptive capacity,” *Ecol. Soc.*, vol. 18, no. 4, 2013, doi: 10.5751/ES-05894-180421.
- [5] W. Buytaert *et al.*, “Citizen science in hydrology and water resources: Opportunities for knowledge generation, ecosystem service management, and sustainable development,” *Frontiers in Earth Science*, vol. 2. 2014. doi: 10.3389/feart.2014.00026.
- [6] X. Cui *et al.*, “Application of remote sensing to water environmental processes under a changing climate,” *Journal of Hydrology*, vol. 574. pp. 892–902, 2019. doi: 10.1016/j.jhydrol.2019.04.078.
- [7] V. Chirivella Osma, J. E. Capilla Romá, and M. A. Pérez Martín, “Modelling regional impacts of climate change on water resources: the Júcar basin, Spain,” *Hydrol. Sci. J.*, vol. 60, no. 1, pp. 30–49, 2015, doi: 10.1080/02626667.2013.866711.
- [8] S. Ashraf Vaghefi, S. J. Mousavi, K. C. Abbaspour, R. Srinivasan, and H. Yang, “Analyses of the impact of climate change on water resources components, drought and wheat yield in semiarid regions: Karkheh River Basin in Iran,” *Hydrol. Process.*, vol. 28, no. 4, pp. 2018–2032, 2014, doi: 10.1002/hyp.9747.
- [9] T. Estrela, M. a Perez-Martin, and E. Vargas, “Impacts of climate change on water resources in Spain,” *Hydrol. Sci. Journal-Journal Des Sci. Hydrol.*, vol. 57, no. 6, pp. 1154–1167, 2012.
- [10] Syaharuddin, Fatmawati, and H. Suprajitno, “Investigations on Impact of Feature Normalization Techniques for Prediction of HydroClimatology Data Using Neural Network Backpropagation with Three Layer Hidden,” *Int. J. Sustain. Dev. Plan.*, vol. 17, no. 7, pp. 2069–2074, 2022, doi: <https://doi.org/10.18280/ijstdp.170707>.
- [11] J. Qiu, S. R. Jammalamadaka, and N. Ning, “Multivariate time series analysis from a Bayesian machine learning perspective,” *Ann. Math. Artif. Intell.*, vol. 88, no. 10, pp. 1061–1082, 2020, doi: 10.1007/s10472-020-09710-6.
- [12] Caroline Kleist, “Time Series Data Mining Methods: A Review,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 24, no. 533039, p. 61, 2015.
- [13] T. C. Fu, “A review on time series data mining,” *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 24, no. 1. pp. 164–181, 2011. doi: 10.1016/j.engappai.2010.09.007.
- [14] Z. Yang, S. Liu, Z. Li, Z. Jiang, and C. Dong, “Application of machine learning techniques in operating parameters prediction of Stirling cryocooler,” *Cryogenics (Guildf.)*, vol. 113, 2021, doi: 10.1016/j.cryogenics.2020.103213.
- [15] K. A. Althelaya, S. A. Mohammed, and E. S. M. El-Alfy, “Combining deep learning and multiresolution analysis for stock market forecasting,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 13099–13111, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3051872.
- [16] A. Choudhary, D. Pandey, and S. Bhardwaj, “Artificial Neural Networks Based Solar Radiation Estimation using Backpropagation Algorithm,” *Int. J. Renew. Energy Res.*, vol. 10, no. 4, pp. 1566–1575, 2020, doi: 10.20508/ijrer.v10i4.11373.g8041.
- [17] V. R. Elgin Christo, H. Khanna Nehemiah, B. Minu, and A. Kannan, “Correlation-based ensemble feature selection using bioinspired algorithms and classification using backpropagation neural network,” *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/7398307.
- [18] S. Setti and A. Wanto, “Analysis of Backpropagation Algorithm in Predicting the Most Number of Internet Users in the World,” *J. Online Inform.*, vol. 3, no. 2, p. 110, 2019, doi: 10.15575/join.v3i2.205.
- [19] M. Dhamma, M. Zarlis, and E. B. Nababan, “Multithreading with separate data to improve the performance of Backpropagation method,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2017, vol. 930, no. 1. doi: 10.1088/1742-6596/930/1/012041.
- [20] N. Premalatha and A. Valan Arasu, “Prediction of solar radiation for solar systems by

- using ANN models with different back propagation algorithms,” *J. Appl. Res. Technol.*, vol. 14, no. 3, pp. 206–214, 2016, doi: 10.1016/j.jart.2016.05.001.
- [21] M. Madhiarasan and S. N. Deepa, “A novel criterion to select hidden neuron numbers in improved back propagation networks for wind speed forecasting,” *Appl. Intell.*, vol. 44, no. 4, pp. 878–893, 2016, doi: 10.1007/s10489-015-0737-z.
- [22] C. C. Gowda and S. G. Mayya, “Comparison of Back Propagation Neural Network and Genetic Algorithm Neural Network for Stream Flow Prediction,” *J. Comput. Environ. Sci.*, vol. 2014, pp. 1–6, 2014, doi: 10.1155/2014/290127.
- [23] C. Guan and Y. Yang, “Research of extraction behavior of heavy metal Cd in tea based on backpropagation neural network,” *Food Sci. Nutr.*, vol. 8, no. 2, pp. 1067–1074, 2020, doi: 10.1002/fsn3.1392.
- [24] E. M. S. Rohman and A. Rachmad, “Predicting Medicine-Stocks by Using Multilayer Perceptron Backpropagation,” *J. Artic. IJSEA*, vol. 5, no. 3, pp. 188–191, 2016.
- [25] C. Dewi, R. C. Chen, Y. T. Liu, and H. Yu, “Various generative adversarial networks model for synthetic prohibitory sign image generation,” *Appl. Sci.*, vol. 11, no. 7, 2021, doi: 10.3390/app11072913.
- [26] H. Nourbakhsh, Z. Emam-Djomeh, M. Omid, H. Mirsaedghazi, and S. Moini, “Prediction of red plum juice permeate flux during membrane processing with ANN optimized using RSM,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 102, pp. 1–9, 2014, doi: 10.1016/j.compag.2013.12.017.
- [27] M. C. Demirel, A. Venancio, and E. Kahya, “Flow forecast by SWAT model and ANN in Pracana basin, Portugal,” *Adv. Eng. Softw.*, vol. 40, no. 7, pp. 467–473, 2009, doi: 10.1016/j.advengsoft.2008.08.002.