

PENGARUH NILAI HIDDEN LAYER DAN LEARNING RATE TERHADAP KECEPATAN PELATIHAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BACKPROPAGATION

Supriyanto¹, Sunardi², dan Imam Riadi³

¹Magister Teknik Informatika, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

²Teknik Elektro, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

³Sistem Informasi, Universitas Ahmad Dahlan, Yogyakarta

Email: supriyanto1807048007@webmail.uad.ac.id¹, sunardi@mti.uad.ac.id², imam.riadi@si.uad.ac.id³

Abstrak

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah proses prediksi. JST berfungsi sebagai pengganti saraf dan otak manusia dengan kemampuan belajar dan generalisasi dengan cepat dalam pengenalan pola. JST backpropagation dalam proses pelatihan membutuhkan kombinasi parameter yang tepat seperti hidden layer, learning rate, dan jumlah iterasi karena terkait dengan waktu proses pelatihan dan galat yang akan dihasilkan. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap parameter masukan dari kombinasi nilai hidden layer, learning rate dan jumlah iterasi untuk mengetahui sejauh mana waktu yang dibutuhkan oleh JST backpropagation dalam melakukan pelatihan terhadap data masukan. Hasil dari pelatihan jaringan, Parameter jumlah nilai hidden layer sebesar 12 neuron untuk mendapatkan waktu pelatihan yang cepat sebanyak 3 menit 44 detik dengan galat MSE 1,654151. Pada Jumlah iterasi yang dibutuhkan dengan arsitektur hidden layer 12 neuron, dibutuhkan sebanyak 100000 iterasi dengan waktu pelatihan 21 menit 52 detik. Sedangkan pada parameter learning rate menggunakan 12 neuron dan iterasi sebesar 100000, nilai learning rate yang tepat untuk pelatihan sebesar 0,5 dengan waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan 18 menit 35 detik dengan galat MSE 0,302868.

Kata Kunci: backpropagation, hidden, learning, jaringan, saraf

Abstract

Artificial Neural Network (ANN) is one method that can be used to solve the prediction process problem. ANN serves as a substitute for the human brain and nerves with the ability to learn and generalize quickly in pattern recognition. Backpropagation ANN in the training process requires the right combination of parameters such as hidden layer, learning rate, and number of iterations because it is related to the training process time and errors that will be generated. In this study, testing of the input parameters of the combination of hidden layer values, learning rate and number of iterations was carried out to determine the time required by backpropagation ANN in training the input data. The results of network training, the parameter value of the hidden layer value is 12 neurons to get a fast training time of 3 minutes 44 seconds with an MSE error of 1.654151. In the number of iterations required with a hidden layer architecture of 12 neurons, it takes as many as 100000 iterations with a training time of 21 minutes 52 seconds. While the learning rate parameter uses 12 neurons and an iteration of 100000, the appropriate learning rate for training is 0.5 with the time needed for training 18 minutes 35 seconds with an MSE error of 0.302868.

KeyWords : backpropagation, hidden, learning, network, neural

I. PENDAHULUAN

Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk memecahkan masalah atau kasus proses prediksi. JST berfungsi sebagai pengganti saraf dan otak manusia, dengan kemampuan belajar dan generalisasi dengan cepat dan mudah dalam pengenalan sebuah pola [1]. Kinerja JST adalah melakukan proses pembelajaran dari suatu model yang diinginkan berdasarkan data. Jaringan saraf ini diimplementasikan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan. Proses prediksi menggunakan JST backpropagation banyak digunakan karena metode ini dapat memberikan hasil akurat dengan minimal error, dalam proses prediksinya. JST backpropagation bekerja dengan melakukan pelatihan berulang untuk mendapatkan model arsitektur terbaik dan bobot untuk proses pengujian [2]. Algoritma backpropagation terdiri dari dua tahapan utama, yakni tahapan perambaan maju dan tahapan perambaan mundur.

Tahapan mundur pada algoritma backpropagation bobot yang ada pada jaringan diperbaiki dimulai dari bobot diantara lapisan output ke lapisan tersembunyi. Pergerakan mundur selanjutnya adalah perbaikan bobot dari lapisan tersembunyi menuju lapisan input, dimana bobot yang diperbaiki berada diantara lapisan tersembunyi dan lapisan masukan. Setiap perubahan bobot yang diperoleh untuk mengurangi besarnya error. Setelah bobot-bobot diperbaiki maka bobot tersebut dialirkan kembali ke jaringan melalui tahap maju. Kedua proses tersebut dilakukan terus menerus dilakukan pada semua dataset pelatihan sampai kondisi berhenti terpenuhi. Kondisi berhenti pada pelatihan algoritma backpropagation berupa iterasi atau epoch, nilai dari learning rate, laju pelatihan serta target dari error yang harus dicapai [3].

Penggunaan JST backpropagation untuk analisa akurasi arsitektur jaringan saraf tiruan dengan algoritma i berdasarkan jumlah penduduk pada kabupaten/kota sumatera utara. Arsitektur terbaik JST yang diperoleh adalah 3-36-1 dengan hasil akurasi sebesar 100%, MSE 0,00142284 [4]. Penelitian lain pengembangan metode menentukan kombinasi parameter arsitektur, bobot awal dan bias. Bobot awal dan bias awal digunakan sebagai parameter awal perhitungan nilai fitness. Ukuran individu terbaik dilihat

dari besarnya galat menggunakan perhitungan SSE. Kombinasi parameter arsitektur, bobot awal dan bias awal terbaik akan digunakan sebagai parameter pelatihan JST *backpropagation* [5]. Analisis untuk mengetahui jumlah *neuron* yang paling optimal dalam lapisan tersembunyi pada algoritma *Levenberg-Marquardt* dengan 15 *neuron* lapisan *input*, target *error* 10⁻³ dan variasi nilai laju pembelajaran. Menggunakan metode campuran dengan pengembangan metode program komputer dan pengujian statistik menggunakan ANOVA [6]. Analisis *learning rate* dengan nilai yang berbeda pada setiap langkah pelatihannya [7]. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap parameter masukan dari kombinasi nilai *hidden layer*, *learning rate* dan jumlah iterasi untuk mengetahui sejauh mana waktu yang dibutuhkan oleh JST *backpropagation* dalam melakukan pelatihan terhadap data masukan serta galat yang dihasilkan dari masing-masing pelatihan.

II. METODE

A. Analisis Kebutuhan

Analisa kebutuhan yang dibutuhkan adalah analisa kebutuhan masukan, kebutuhan proses dan kebutuhan keluaran.

B. Analisis Kebutuhan Masukan

Analisa kebutuhan masukan pada penelitian ini dibutuhkan data curah hujan bulanan yang akan digunakan pada proses pelatihan dan pengujian menggunakan JST *backpropagation*. Berikut data curah hujan bulanan yang diambil dari BPS kabupaten Wonosobo menggunakan data curah hujan tahun 1997 sampai dengan data curah hujan tahun 2017 seperti pada tabel I.

Tabel I: Data curah hujan bulanan tahun 1997-2017
Sumber : Dinas Pangan, Pertanian dan Perikanan Kabupaten Wonosobo

| Data Curah Hujan Tahun 1997-2017 | | | | | | | | | | | | |
|----------------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| TH/Bln | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 |
| 1997 | 336 | 427 | 335 | 289 | 216 | 334 | 57 | 4 | 3 | 398 | 423 | 436 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 2014 | 345 | 335 | 495 | 443 | 295 | 176 | 319 | 109 | 3 | 202 | 442 | 300 |
| 2015 | 479 | 718 | 362 | 518 | 331 | 63 | 2 | 45 | 47 | 73 | 372 | 611 |
| 2016 | 313 | 335 | 515 | 345 | 392 | 341 | 257 | 159 | 479 | 486 | 648 | 498 |
| 2017 | 434 | 561 | 369 | 84 | 5 | 39 | 207 | 206 | 415 | 388 | 564 | 437 |

C. Analisis Kebutuhan Proses

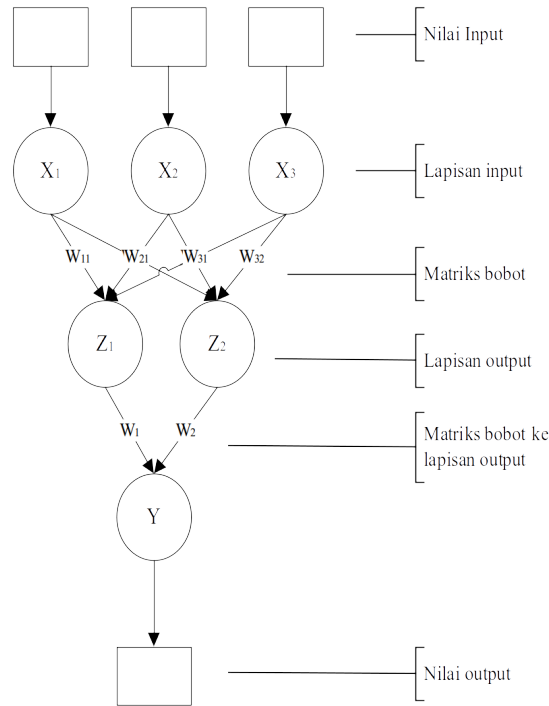
Analisa kebutuhan proses pada penelitian ini dibutuhkan perangkat lunak dan perangkat keras untuk melakukan pelatihan dan pengujian JST *backpropagation*. Perangkat keras berupa laptop/netbook sedangkan perangkat lunak menggunakan sistem prediksi curah hujan yang dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman PHP.

D. Analisis Kebutuhan Luaran

Analisa kebutuhan keluaran pada penelitian ini dibutuhkan proses normalisasi sebelum melakukan pengujian dan denormalisasi untuk memudahkan pembacaan data hasil pengujian. Dibutuhkan beberapa arsitektur jaringan sebagai pembanding atas jaringan yang dilatih sebelum proses pengujian. Penentuan nilai *hidden layer* dan *learning rate* pada proses pelatihan untuk memperoleh informasi mengenai parameter *lr* dan *hidden layer* yang sesuai untuk proses pelatihan jaringan dan pengaruhnya terhadap kecepatan proses pelatihan JST *backpropagation*.

E. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

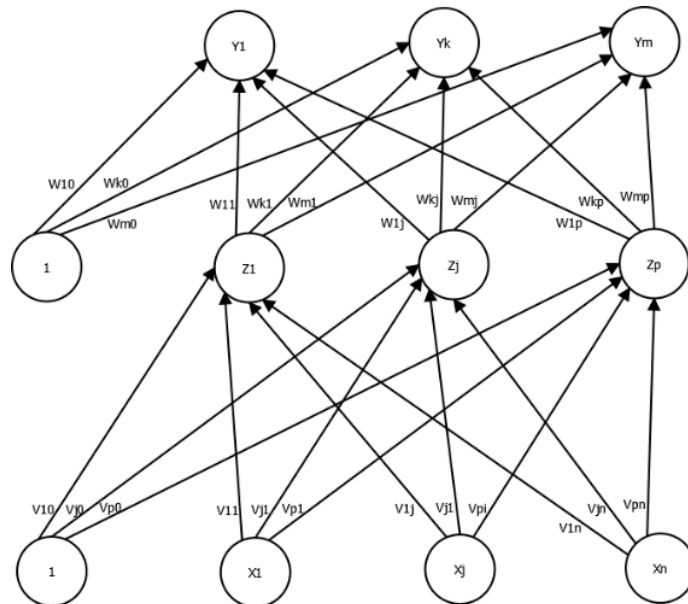
Merupakan sistem pemrosesan informasi yang didesain dengan menirukan cara kerja otak manusia, dengan melakukan pembelajaran melalui perubahan bobot sinapsisnya. Beberapa aplikasi jaringan saraf tiruan untuk pengenalan pola huruf, suara, angka, atau gesture yang sedikit berubah. JST dapat digunakan untuk peramalan dengan kegiatan berbasis pada data masa lampau. Data yang digunakan akan dipelajari oleh JST sehingga memberikan kemampuan untuk memberi keputusan terhadap data yang belum pernah dipelajari atau data masukan baru. Beberapa arsitektur JST yang sering dipakai yaitu jaringan layar tunggal, layar ganda dan recurrent [8]. Struktur Jaringan saraf seperti pada gambar 1



Gambar 1: Arsitektur jaringan dengan layar ganda

F. Backpropagation

Merupakan algoritma pembelajaran untuk memperkecil tingkat error dengan cara menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan output dan target yang diinginkan. Backpropagation termasuk kedalam multilayer network yang merupakan pengembangan dari single layer network. Backpropagation terdiri dari tiga layer dalam proses pembelajarannya, terdiri dari input layer, hidden layer dan output layer [9]. Arsitektur backpropagation seperti pada gambar 2.



Gambar 2: Arsitektur JST Backpropagation

III. HASIL

A. Fungsi Aktifasi

fungsi aktivasi digunakan pada jaringan saraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron. Fungsi aktivasi pada JST backpropagation yang digunakan menggunakan sigmoid biner dimana fungsi bernilai antara 0 sampai dengan 1. Fungsi sigmoid biner tidak pernah mencapai angka 0 atau 1 [10]. Fungsi aktivasi sigmoid biner dirumuskan pada persamaan (1) dibawah ini.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \text{ dengan turunan } f'(x) = f(x)(1 - f(x)) \quad (1)$$

B. Normalisasi

Normalisasi data bertujuan agar nilai data input bisa disesuaikan dengan fungsi aktivasi sigmoid yang akan dipakai, agar jaringan tidak mengalami kegagalan ketika melakukan pembelajaran baik dalam proses pelatihan maupun pengujian [11]. Normalisasi data menggunakan perasmaan seperti pada persamaan (2).

$$x' = \frac{0.8(x - a)}{b - a} + 0.1 \quad (2)$$

Dimana
 a=Data Minimum
 b=Data Maksimum
 x=Data Asal
 x'= Data Ternormalisasi

C. Mean Square Error (MSE)

Merupakan rata-rata kesalahan prediksi yang dikuadratkan. Pengukuran perhitungan kesalahan jaringan dapat belajar dengan baik sehingga jika dibandingkan dengan pola yang baru akan mudah dikenali [12]. Kesalahan pada keluaran jaringan merupakan selisih antara keluaran sebenarnya dan keluaran yang diinginkan. Menghitung MSE menggunakan persamaan (3).

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} \quad (3)$$

Dimana
 e_i^2 = selisih antara nilai target dngan nilai prediksi
 n = jumlah data pembelajaran

D. Pola Data Masukan

Perhitungan menggunakan JST backpropagation menggunakan pola masukan yang sudah ditentukan untuk mendapatkan data curah hujan atau hasil prediksi yang baru. Pada proses pelatihan maupun pengujian, data yang digunakan adalah data curah hujan bulan pertama hingga bulan kedua untuk mencari data baru pada bulan ketiga sebagai target prediksi. Pola data masukan seperti pada tabel II.

Tabel II: Pola Data Masukan

| Pola | Data masukan | Target |
|------|------------------------------|---------------|
| 1 | Data bulan 1 – data bulan 2 | Data bulan 3 |
| 2 | Data bulan 2 – data bulan 3 | Data bulan 4 |
| ... | ... | ... |
| 11 | Data bulan 11- data bulan 12 | Data bulan 13 |
| 12 | Data bulan 12- data bulan 13 | Data bulan 14 |

IV. PEMBAHASAN

A. Proses Pelatihan Jaringan

Pelatihan JST backpropagation menggunakan data curah hujan bulanan selama tiga tahun. Data curah hujan dibagi menjadi dua bagian data. Dua tahun sebagai data pelatihan dan satu tahun untuk data pengujian. Pelatihan pertama menggunakan data 1997-1999 seperti pada tabel III.

Tabel III: Data Curah Hujan tahun 1997-1999

| Tahun | Jan | Feb | Mar | Apr | Mei | Jun | Jul | Ags | Sept | Okt | Nop | Des |
|-------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|-----|-----|-----|
| 1997 | 336 | 427 | 335 | 289 | 216 | 334 | 57 | 4 | 3 | 398 | 423 | 436 |
| 1998 | 399 | 719 | 609 | 560 | 280 | 408 | 281 | 115 | 162 | 405 | 545 | 454 |
| 1999 | 679 | 447 | 350 | 420 | 226 | 159 | 57 | 63 | 50 | 373 | 660 | 496 |

Data curah hujan pada Tabel III dibagi menjadi dua bagian data untuk pelatihan dan pengujian, menggunakan pola masukan data pada tabel 2. Data curah hujan yang sudah menggunakan pola seperti pada tabel 4, dimana X1 adalah sebagai data masukan pertama dan X2 adalah sebagai data masukan kedua, serta t sebagai target prediksi.

Tabel IV: Pola Data Masukan

| Pola ke- | X1 | X2 | t |
|----------|-----|-----|-----|
| 1 | 336 | 427 | 335 |
| ... | ... | ... | ... |
| 19 | 281 | 115 | 162 |
| 20 | 115 | 162 | 405 |
| 21 | 162 | 405 | 545 |
| 22 | 405 | 545 | 454 |

Pelatihan menggunakan JST *backpropagation* dilakukan dengan memberikan batasan iterasi pada setiap proses pelatihan, dimulai dengan jumlah iterasi 10000 dan kelipatannya hingga iterasi 100000. Pengaruh pembelajaran dengan mengubah nilai pada lapisan tersembunyi untuk membentuk arsitektur jaringan dan nilai learning rate dengan rentang 0,1-0,9. Batasan parameter tersebut bertujuan untuk mengetahui berapa lama waktu yang dibutuhkan untuk proses pelatihan JST. Batasan parameter yang digunakan seperti pada Tabel V.

Tabel V: Nilai Parameter Pelatihan

| Parameter | Nilai parameter pembelajaran |
|---------------|------------------------------|
| Iterasi | 10000-100000 |
| Learning rate | 0,1-0,9 |
| Hidden layer | 3-15 |

Hasil pelatihan menggunakan iterasi 10000 hingga 100000 dibutuhkan waktu pelatihan selama 21 menit 52 detik, dengan galat MSE 1,993996. Pelatihan dilakukan dengan mengubah nilai layer tersembunyi untuk mendapatkan arsitektur dengan galat minimal tanpa mengubah laju pembelajaran pada nilai 0,7. Arsitektur pelatihan didapatkan pada nilai layer tersembunyi sebesar 12 (2-12-1). Hasil pelatihan menggunakan batasan nilai iterasi 10000 hingga 100000 seperti pada Tabel VI.

Tabel VI: Hasil Pelatihan Menggunakan Batasan Nilai Iterasi

| No | Arsitektur | | | Iterasi | Error Rata-Rata | Waktu Pelatihan |
|----|------------|--------|--------|---------|-----------------|-------------------|
| | Input | Hidden | Output | | | |
| 1 | 2 | 5 | 1 | 10000 | 3.532914 | 1 Menit 15 Detik |
| 2 | 2 | 11 | 1 | 20000 | 3.377816 | 9 Menit 1 Detik |
| 3 | 2 | 9 | 1 | 30000 | 3.223271 | 5 Menit 0 Detik |
| 4 | 2 | 8 | 1 | 40000 | 4.912954 | 7 Menit 11 Detik |
| 5 | 2 | 6 | 1 | 50000 | 3.038791 | 5 Menit 8 Detik |
| 6 | 2 | 3 | 1 | 60000 | 2.939375 | 7 Menit 5 Detik |
| 7 | 2 | 8 | 1 | 70000 | 2.763726 | 13 Menit 38 Detik |
| 8 | 2 | 6 | 1 | 80000 | 2.603395 | 11 Menit 46 Detik |
| 9 | 2 | 15 | 1 | 90000 | 2.016196 | 18 Menit 8 Detik |
| 10 | 2 | 12 | 1 | 100000 | 1.993996 | 21 Menit 52 Detik |

Hasil pelatihan menggunakan parameter learning rate pada rentang nilai 0,1 – 0,9 dibutuhkan waktu selama 18 menit 32 detik, serta diperoleh galat MSE 0,302868. Pelatihan dilakukan dengan mengubah parameter learning rate untuk mempengaruhi kecepatan waktu pelatihan. Arsitektur yang diperoleh pada pelatihan ini menggunakan nilai hidden layer 12 dan iterasi 100000. Learning rate terbaik untuk proses pelatihan menggunakan nilai 0,5 dari rentang nilai lr 0,1-0,9. Hasil pelatihan dengan mengubah parameter nilai learning rate seperti pada Tabel VII.

Tabel VII: Hasil Pelatihan Dengan Mengubah Parameter *Learning rate*

| No | Arsitektur | | | Lr | Iterasi | Error Rata-Rata | Waktu Pelatihan |
|----|------------|--------|--------|-----|---------|-----------------|-------------------|
| | Input | Hidden | Output | | | | |
| 1 | 2 | 5 | 1 | 0.9 | 10000 | 2.511201 | 1 Menit 27 Detik |
| 2 | 2 | 11 | 1 | 0.9 | 20000 | 1.847815 | 3 Menit 33 Detik |
| 3 | 2 | 9 | 1 | 0.5 | 30000 | 1.303771 | 3 Menit 33 Detik |
| 4 | 2 | 8 | 1 | 0.3 | 40000 | 1.624955 | 6 Menit 59 Detik |
| 5 | 2 | 6 | 1 | 0.8 | 50000 | 1.463235 | 6 Menit 37 Detik |
| 6 | 2 | 3 | 1 | 0.8 | 60000 | 2.418717 | 7 Menit 56 Detik |
| 7 | 2 | 8 | 1 | 0.9 | 70000 | 0.321114 | 10 Menit 58 Detik |
| 8 | 2 | 6 | 1 | 0.7 | 80000 | 0.54017 | 11 Menit 34 Detik |
| 9 | 2 | 15 | 1 | 0.6 | 90000 | 0.622008 | 11 Menit 12 Detik |
| 10 | 2 | 12 | 1 | 0.5 | 100000 | 0.302868 | 18 Menit 35 Detik |

Hasil pelatihan dengan mengubah paramater nilai hidden layer pada rentang 3 neuron hingga 15 neuron untuk mendapatkan arsitektur terbaik yang akan digunakan pada proses pelatihan. Diperoleh nilai hidden layer terbaik pada proses pelatihan dengan jumlah neuron hidden layer sebesar 12 neuron. Waktu yang dibutuhkan sebesar 3 menit 44 detik dengan galat MSE 1,739634. Hasil pelatihan dengan mengubah parameter hidden layer untuk memperoleh arsitektur JST terbaik seperti pada Tabel VIII.

Tabel VIII: Hasil Pelatihan Dengan Mengubah Nilai *hidden layer*

| No | Arsitektur | | | Iterasi | Waktu Pelatihan |
|----|------------|--------|--------|----------|------------------|
| | Input | Hidden | Output | | |
| 1 | 2 | 5 | 1 | 1.717383 | 2 Menit 2 Detik |
| 2 | 2 | 11 | 1 | 1.662151 | 2 Menit 25 Detik |
| 3 | 2 | 9 | 1 | 1.929762 | 3 Menit 17 Detik |
| 4 | 2 | 8 | 1 | 1.680146 | 3 Menit 8 Detik |
| 5 | 2 | 6 | 1 | 1.624198 | 2 Menit 55 Detik |
| 6 | 2 | 3 | 1 | 2.69042 | 2 Menit 53 Detik |
| 7 | 2 | 15 | 1 | 1.739634 | 4 Menit 0 Detik |
| 8 | 2 | 12 | 1 | 1.654151 | 3 Menit 44 Detik |
| 9 | 2 | 10 | 1 | 1.786378 | 2 Menit 31 Detik |

V. SIMPULAN DAN SARAN

Berdasarkan hasil penelitian tentang pengaruh jumlah nilai Iterasi, *learning rate*, dan *hidden layer* terhadap kecepatan pelatihan JST *backpropagation* untuk prediksi curah hujan, dapat disimpulkan. Waktu yang dibutuhkan untuk proses pelatihan jaringan membutuhkan kombinasi nilai parameter pelatihan yang tepat. Kombinasi pada parameter *hidden layer*, *learning rate*, serta jumlah iterasi, masing-masing dilatih dengan batasan pada Tabel V. Hasil dari pelatihan jaringan, Parameter jumlah nilai *hidden layer* sebesar 12 *neuron* untuk mendapatkan waktu pelatihan yang cepat sebanyak 3 menit 44 detik dengan galat MSE 1,654151. Pada Jumlah iterasi yang dibutuhkan dengan arsitektur *hidden layer* 12 *neuron*, dibutuhkan sebanyak 100000 iterasi dengan waktu pelatihan 21 menit 52 detik. Sedangkan pada parameter *learning rate* menggunakan 12 neuron dan iterasi sebesar 100000, nilai *learning rate* yang tepat untuk pelatihan sebesar 0,5 dengan waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan 18 menit 35 detik dengan galat MSE 0,302868.

PUSTAKA

- [1] B. K. Sihotang and A. Wanto, "Analisis Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Jumlah Tamu Pada Hotel Non Bintang," *Techno.COM*, vol. 17, no. 4, pp. 333–346, 2018.
- [2] A. Wanto et al., "Epoch Analysis and Accuracy 3 ANN Algorithm using Consumer Price Index Data in Indonesia," pp. 35–41, 2021, doi: 10.5220/0010037400350041.
- [3] P. Wibowo, S. Suryono, and V. Gunawan, "Pengaruh Perbedaan Jumlah Hidden Layer dalam Jaringan Syaraf Tiruan Terhadap Prediksi Kebutuhan Captopril dan Paracetamol pada Rumah Sakit," *J. Media Apl.*, vol. 11, no. 2, pp. 45–58, 2019.
- [4] S. P. Siregar, A. Wanto, and Z. M. Nasution, "Analisis Akurasi Arsitektur JST Berdasarkan Jumlah Penduduk Pada Kabupaten / Kota di Sumatera Utara," *Sensasi* 2018, no. Juli, pp. 526–536, 2018.
- [5] C. D. Suhendra and R. Wardoyo, "Penentuan Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (Bobot Awal dan Bias Awal) Menggunakan Algoritma Genetika," *IJCCS (Indonesian J. Comput. Cybern. Syst.*, vol. 9, no. 1, p. 77, 2015, doi: 10.22146/ijccs.6642.
- [6] H. Mustafidah, A. Y. Rahmadhani, and H. Harjono, "Optimasi Algoritma Pelatihan Levenberg–Marquardt Berdasarkan Variasi Nilai Learning-Rate dan Jumlah Neuron dalam Lapisan Tersembunyi (Optimization of Levenberg–Marquardt Training Algorithm Based on the Variations Value of Learning-Rate and the Number of N)," *JUITA (Jurnal Inform. UMP)*, vol. VII, no. 1, pp. 55–62, 2019.
- [7] T. Brian, "Analisis Learning Rates Pada Algoritma Backpropagation Untuk Klasifikasi Penyakit Diabetes," *Educic - Sci. J. Informatics Educ.*, vol. 3, no. 1, pp. 21–27, 2017, doi: 10.21107/educic.v3i1.2557.
- [8] K. N. A. Dewi, S. Bhari, and Irwansyah, "Model Prediksi Curah Hujan Harian Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *Indones. Phys. Rev.*, vol. 2, no. 1, pp. 9–17, 2019, doi: 10.29303/i pr.v2i1.17.
- [9] I. P. Sutawinaya, I. N. G. A. Astawa, and N. K. D. Hariyanti, "Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan Pada Peramalan Curah Hujan," *Logic*, vol. 17, no. 2, pp. 92–97, 2017, doi: 10.31940/logic.v17i2.542.

- [10] L. Nurhani, A. Gunaryati, S. Andryana, and I. Fitri, “Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Metode Backpropagation untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru,” in Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Multimedia, 2018, pp. 25–30.
- [11] I. M. Sofian and Y. Apriaini, “Metode Peramalan Jaringan Saraf Tiruan Menggunakan Algoritma Backpropagatin (Studi Kasus Peramalan Curah Hujan Kota Palembang),” *J. MIPA*, vol. 40, no. 2, pp. 87–91, 2017.
- [12] N. P. Sakinah, I. Cholissodin, and A. W. Widodo, “Prediksi Jumlah Permintaan Koran Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation,” *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 2, no. 7, pp. 2612–2618, 2018.