

Penentuan Parameter Pembelajaran Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* dan Pengaruhnya Terhadap Proses Pelatihan

Ghufron Zaida Muflih

Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Ma'arif Nahdlatul Ulama, Kebumen
ghufron.zaida@umnu.ac.id

1. Abstract

Artificial Neural Network (ANN) is a method that has characteristics similar to human biological tissue. One of the methods used for the prediction system functions as a substitute for the human brain and nerves with the ability to learn and generalize quickly in pattern recognition. To get optimal backpropagation ANN requires appropriate input parameters in training. In this study, the training parameters for backpropagation ANN were tested by changing the value of the hidden layer and the value of the learning rate. The combination of the learning parameters in the hidden layer and the learning rate will be seen to have an effect on the time required for training, RMSE errors and the number of iterations required for each network training process. The best results from network training, it takes 12 neurons to change the hidden layer parameters. The hidden layer with a value of 12 neurons gets an RMSE error of 1.654151. The training takes 3 minutes 44 seconds. The number of iterations required is 100000 iterations. At the time of testing using the ANN architecture 2-12-1 at the number of iterations of 100000 obtained an RMSE error of 0.302868 with a training time of 18 minutes 35 seconds.

Keywords: *network, neural, backpropagation, learning, hidden*

2. Abstrak

Jaringan Saraf Tiruan (JST) salah satu metode yang mempunyai karakteristik seperti jaringan biologis manusia. Salah satu metode yang digunakan untuk sistem prediksi berfungsi sebagai pengganti saraf dan otak manusia dengan kemampuan belajar dan generalisasi dengan cepat dalam pengenalan pola. Untuk mendapatkan JST backpropagation yang optimal membutuhkan parameter input yang sesuai pada pelatihan. Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap parameter pelatihan terhadap JST backpropagation dengan mengubah nilai dari lapisan tersembunyi dan nilai learning rate. Kombinasi dari parameter pembelajaran pada lapisan tersembunyi dan learning rate akan dilihat pengaruhnya terhadap waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan, galat RMSE maupun jumlah iterasi yang dibutuhkan pada setiap proses pelatihan jaringan. Hasil terbaik dari pelatihan jaringan, dibutuhkan perubahan parameter hidden layer adalah sebesar 12 neuron. Hidden layer pada nilai 12 neuron memperoleh galat RMSE 1,654151. Pada pelatihan tersebut membutuhkan waktu 3 menit 44 detik. Iterasi yang dibutuhkan adalah sejumlah 100000 iterasi. Pada saat pengujian menggunakan arsitektur JST 2-12-1 pada jumlah iterasi 100000 diperoleh galat RMSE sebesar 0,302868 dengan membutuhkan waktu pelatihan 18 menit 35 detik. Kata Kunci: jaringan, saraf, backpropagation, learning, hidden

This is an open access article under the [CC BY-SA](#) license.



1. Pendahuluan

Jaringan Syaraf Tiruan (JST) mempunyai karakteristik menyerupai jaringan biologis manusia yang dapat melakukan pemrosesan informasi[1]. JST di implementasikan menggunakan pemrograman komputer untuk menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama proses pembelajaran. JST dengan lapisan tunggal memiliki keterbatasan dalam mengenali pola. Kelemahan JST dapat diatasi dengan menambahkan beberapa lapisan tersembunyi diantara lapisan masukan dan lapisan keluaran.

JST backpropagation digunakan melatih pelatihan jaringan saraf tiruan untuk mendapatkan keseimbangan pada jaringan untuk mengenali pola yang digunakan dalam proses pelatihan[2]. Proses pembelajaran dengan menyesuaikan bobot pada arah mundur berdasarkan nilai error pada proses pembelajaran [3]. Proses prediksi menggunakan JST *backpropagation* akan melakukan pembelajaran yang bersifat derifatif untuk mencapai sebuah *konvergensi*[4]. 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[5]. Algoritma *backpropagation* terdiri dari dua tahapan utama, yakni tahapan perambaan maju dan tahapan perambaan mundur. *Backpropagation* digunakan banyak dan berhasil menerapkan seperti pengenalan pola, beragam aplikasi dan evaluasi kinerja[6]. Pada tahapan mundur bobot pada jaringan akan diperbaiki mulai diantara lapisan *output* ke *hidden layer*. Bergerak mundur kemudian diperbaiki dari *hidden layer* menuju lapisan *input*, letak bobot yang diperbaiki berada antara lapisan tersembunyi dan lapisan masukan.

Dalam fase *feed forward*, pola yang dihitung maju mulai dari lapisan input hingga lapisan output. Dalam fase *back propagation* setiap unit *output* akan menerima pola yang berhubungan dengan pola *input* akan dihitung tingkat kesalahan[7].

Penggunaan JST *backpropagation* untuk analisa akurasi arsitektur jaringan saraf tiruan dengan algoritma pembelajaran *backpropagation* berdasarkan jumlah pengangguran di kalimantan timur. Arsitektur terbaik JST mendapatkan keberhasilan dalam memprediksi dengan RMSE 13.7001521[8]. Penelitian lain pengembangan metode menentukan kombinasi parameter arsitektur, neuron pada lapisan tertentu akan dihubungkan dengan neuron lain dengan suatu link koneksi[9]. Fungsi aktivasi *backpropagation* harus memenuhi syarat yaitu kontinu, terdiferensial mudah dan fungsi tidak mengalami penurunan[10].

Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap parameter pelatihan terhadap JST *backpropagation* dengan mengubah nilai dari lapisan tersembunyi dan nilai learning rate. Kombinasi dari parameter pembelajaran pada lapisan tersembunyi dan learning rate akan dilihat pengaruhnya terhadap waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan, galat RMSE maupun jumlah iterasi yang dibutuhkan pada setiap proses pelatihan jaringan.

2. Metodologi Penelitian

2.1. Analisis Kebutuhan

Analisa kebutuhan yang dibutuhkan adalah analisa kebutuhan masukan atau *input*, kebutuhan proses dan kebutuhan *output* atau keluaran.

2.2. Analisis Kebutuhan Masukan

Pada penelitian ini, analisa masukan yang dibutuhkan untuk masukan dari JST adalah data curah hujan bulanan selama tiga tahun sebagai input data untuk proses pelatihan jaringan. Proses pengujian menggunakan data curah hujan tahun ke tiga dari total

tiga tahun data. Data dibagi menjadi dua bagian yaitu dua tahun data untuk pelatihan dan satu tahun data untuk proses pengujian. Perolehan data dari Badan Pusat Statistik Kabupaten Wonosobo seperti pada tabel 1.

Tabel 1. Data curah hujan bulanan

Data Curah Hujan Tahun 2000-2004						
Th/Bln	1	2	3	4	...	12
2000	482	391	517	592	...	417
2001	480	347	629	439	...	219
2002	376	194	517	392	...	723
2003	513	491	552	192	...	512
2004	624	334	419	383	...	624

Sumber : Dinas Pangan, Pertanian dan Perikanan Kabupaten Wonosobo

2.3. Analisis Kebutuhan Proses

Analisis kebutuhan proses dibutuhkan perangkat untuk proses pelatihan dan pengujian JST. Sistem prediksi dibangun dengan menerapkan algoritma JST untuk selanjutnya digunakan sebagai pelatihan jaringan dan menguji tiap parameter pelatihan berupa perubahan nilai hidden layer untuk membentuk arsitektur JST yang sesuai dan mendapatkan bobot minimal yang akan digunakan pada proses pengujian.

2.4. Analisis Kebutuhan Keluaran

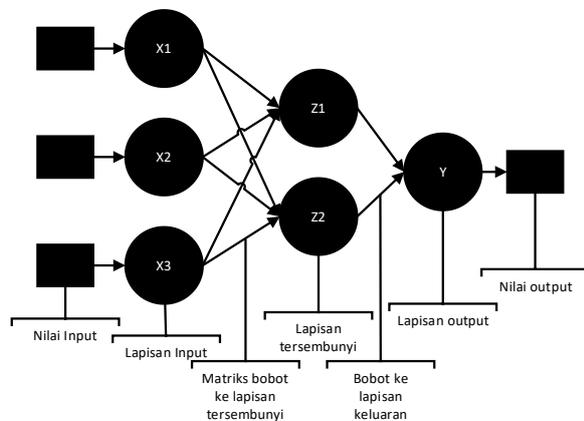
Data pada penelitian ini sebelumnya perlu dilakukan normalisasi agar jaringan dapat membaca pola masukan yang diberikan pada saat proses pelatihan maupun pengujian. Proses normalisasi data dilakukan karena jaringan saraf menggunakan fungsi aktivasi sigmoid yang keluaran berada pada range nilai antara 0 sampai 1. Beberapa arsitektur jaringan yang dibentuk dan dilatih dibutuhkan sebagai pembanding untuk mengetahui arsitektur yang sesuai dengan bobot minmu sebelum menuju proses pengujian. penentuan parameter pembelajaran untuk membantuk arsitektur JST adalah dengan mengubah nilai pada lapisan tersembunyi dan mengetahui pengaruhnya terhadap waktu yang dibutuhkan serta galat yang diperoleh pada proses pelatihan.

2.5. Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

JST merupakan sistem pemrosesan informasi yang didesain mempunyai karakteristik menyerupai cara kerja otak manusia, dengan melakukan pembelajaran melalui perubahan bobot sinapsisnya.[11]. Pada arsitektur JST perubahan bobot antar koneksi diberikan nilai awal, kemudian JST dijalankan. Bobot akan terus diperbarui hingga dapat mengenali pola masukan yang

diberikan dan memperoleh galat minimum. Bobot yang diperoleh dari hasil pelatihan selanjutnya dapat digunakan untuk proses pengujian menggunakan data baru[12].

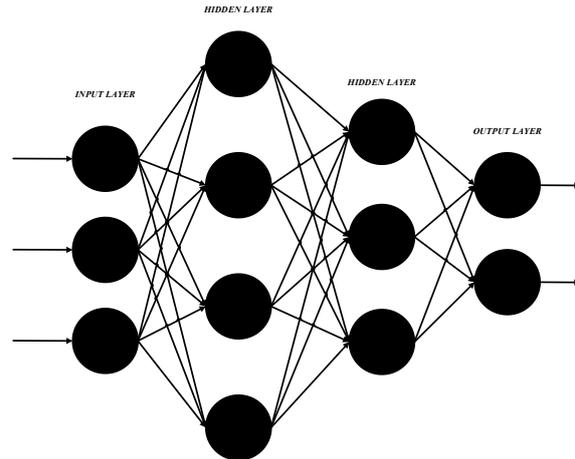
Jaringan sraf dengan lapisan tunggal memiliki sejumlah keterbatasan dalam pengenalan pola. Keterbatasan ini dapat diatasi dengan menambahkan satu atau beberapa lapisan tersembunyi diantara lapisan masukan dan lapisan keluaran. Pelatihan menggunakan JST backpropagation selama proses pelatihan memiliki kemampuan memberikan respon yang benar terhadap pola masukan dengan pola yang digunakan selama pelatihan [13]. Struktur Jaringan saraf dengan lapisan ganda seperti pada gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur JST dengan lapisan ganda

2.6. Backpropagation

Backpropagation merupakan algoritma supervised learning, dimana ciri dari metode ini adalah meminimalkan galat pada output yang dihasilkan jaringan. Pada algoritma backpropagation cara memperkecil galat dengan cara menyesuaikan bobot berdasarkan perbedaan nilai keluaran dan target yang ingin dicapai. Algoritma backpropagation merupakan pengembangan dari jaringan lapis tunggal. Backpropagation terdiri atas bagian masukan, bagiankeluaran dan beberapa lapisan diantara lapisan masukan dan keluaran yang disebut dengan lapisan tersembunyi [14]. Arsitektur backpropagation seperti pada gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur JST Backpropagation

2.7. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi merupakan fungsi yang digunakan pada jaringan saraf untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan neuron. Karakteristik fungsi aktivasi JST backpropagation harus kontinu, terdiferensialkan dan tidak menurun secara monotonnis. [15] 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 [16]. Fungsi aktivasi sigmoid biner dirumuskan pada persamaan (1) dibawah ini.

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

2.8. Normalisasi

Normalisasi yang digunakan adalah normalisasi min-max, metode ini mengubah data ke dalam range baru antara 1 sampai 0. Normalisasi menggunakan min-max disesuaikan dengan fungsi aktivasi yang dipakai yaitu sigmoid biner. Tujuan normalisasi agar jaringan tidak mengalami kegagalan dalam pembelajaran dan pengujian[13]. Normalisasi data menggunakan perasmaan seperti pada persamaan 2.

$$x' = \frac{x-x_{min}}{x_{max}-x_{min}} \tag{2}$$

Dimana X' =hasil normalisasi
 x =Data asli
 x_{max} = nilai maksimum data asli
 x_{min} = nilai minimum data asli

2.9. Root Mean Square Error (RMSE)

Perhitungan kesalahan merupakan pengukuran bagaimana jaringan dapat belajar dengan baik sehingga

jika dibandingkan dengan pola yang baru akan dengan mudah dikenali. Kesalahan pada keluaran jaringan merupakan selisih antara keluaran sebenarnya dengan keluaran yang di inginkan [17]. Perhitungan RMSE menggunakan persamaan 3.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum p \sum j (T_{jp} - X_{jp})^2}{n_p n_o}} \quad (3)$$

Dimana :

T_{jp} = nilai keluaran jaringan saraf

X_{jp} = nilai target

N_p = jumlah seluruh pola

P_o = jumlah keluaran

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pola data masukan

Pelatihan jaringan menggunakan algoritma JST backpropagation menggunakan pola masukan yang sudah ditentukan. Pada penelitian ini menggunakan data curah hujan untuk proses pelatihan dan pengujian jaringan. Data selama tiga tahun dibagi menjadi dua bagian data untuk pelatihan dan pengujian. pola yang digunakan adalah data bulan 1-2 dengan target bulan ke 3 sebagai target prediksi. Pola data masukan untuk JST backpropagation seperti pada tabel 2.

Tabel 2. Pola input JST

Pola	Data masukan	Target
1	Data ke-1 s.d data ke-2	Data ke- 3
2	Data ke-2 s.d data ke-3	Data ke- 4
...
11	Data ke-11 s.d data ke-12	Data ke- 13
12	Data ke-12 s.d data ke-13	Data ke- 14

3.2. 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 menggunakan data tahun 2000-2004 seperti pada tabel 3.

Tabel 3. Data curah hujan tahun 2000-2004

Th/Bln	Data Curah Hujan Tahun 2000-2004					
	1	2	3	4	...	12
2002	376	194	517	392	...	723
2003	513	491	552	192	...	512
2004	624	334	419	383	...	624

Sebelum data digunakan untuk pelatihan terlebih dahulu dilakukan normalisasi data dengan metode min max (2) Data curah hujan pada tabel 3 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 4. Data masukan JST

Pola ke-	X1	X2	t
1	0.1286	0.0664	0.1769
...
19	0.1341	0.0452	0.0185
20	0.0000	0.0021	0.0154
21	0.0062	0.1509	0.2473
22	0.1755	0.1680	0.1888

Pelatihan 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 5.

Tabel 5. Parameter pelatihan

Parameter	Nilai parameter pembelajaran
Iterasi	10000-100000
<i>Learning rate</i>	0,1-0,9
<i>Hidden layer</i>	3-15

Hasil pelatihan menggunakan iterasi 10000 hingga 100000 dibutuhkan waktu pelatihan selama 21 menit 52 detik, dengan galat RMSE 1,993996. Pelatihan dilakukan dengan mengubah nilai layer tersembunyi untuk mendapatkan arsitektur terbaik JST 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 6.

Tabel 6. Pelatihan JST pada iterasi 10000-100000

Arsitektur	Iterasi	Error
2-5-1	10000	3.532914
2-11-1	20000	3.377816
2-9-1	30000	3.223271
2-8-1	40000	4.912954
2-6-1	50000	3.038791
2-3-1	60000	2.939375
2-8-1	70000	2.763726

2-6-1	80000	2.603395
2-15-1	90000	2.016196
2-12-1	100000	1.993996

2-12-1	1.654151	3 m 44 s
2-10-1	1.786378	2 m 31 s

Pelatihan dengan mengubah parameter *learning rate* pada rentang nilai 0,1 – 0,9 dibutuhkan waktu selama 18 menit 32 detik, serta diperoleh galat RMSE 0,302868. Perubahan pada 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 7.

Tabel 7. Perubahan parameter learning rate

Arsitektur	Lr	Iterasi	Error	Waktu Pelatihan
2-5-1	0.9	10000	2.511201	1 m 27 s
2-11-1	0.9	20000	1.847815	3 m 33 s
2-9-1	0.5	30000	1.303771	3 m 33 s
2-8-1	0.3	40000	1.624955	6 m 59 s
2-6-1	0.8	50000	1.463235	6 m 37 s
2-3-1	0.8	60000	2.418717	7 m 56 s
2-8-1	0.9	70000	0.321114	10 m 58 s
2-6-1	0.7	80000	0.54017	11 m 34 s
2-15-1	0.6	90000	0.622008	11 m 12 s
2-12-1	0.5	100000	0.302868	18 m 35 s

Pada pelatihan mengubah parameter nilai *hidden layer* pada rentang 3 neuron hingga 15 neuron untuk mendapatkan arsitektur JST terbaik yang digunakan pada proses pelatihan. Perubahan nilai *hidden layer* pada nilai 12 neuron memperoleh waktu pelatihan dan galat yang cukup bagus. Waktu yang dibutuhkan sebesar 3 menit 44 detik dengan galat RMSE 1,739634. Hasil pelatihan dengan mengubah parameter *hidden layer* untuk memperoleh arsitektur JST terbaik seperti pada tabel 8.

Tabel 8. Mengubah nilai hidden layer

Arsitektur	Error	Waktu Pelatihan
2-5-1	1.717383	2 m 2 s
2-11-1	1.662151	2 m 25 s
2-9-1	1.929762	3 m 17 s
2-8-1	1.680146	3 m 8 s
2-6-1	1.624198	2 m 55 s
2-3-1	2.69042	2 m 53 s
2-15-1	1.739634	4 m 0 s

4. Kesimpulan

Hasil penelitian pada penentuan parameter untuk pembelajaran JST backpropagation dan pengaruhnya terhadap proses pelatihan, perubahan pada nilai iterasi maupun nilai *hidden layer* sangat mempengaruhi terhadap waktu yang digunakan pada pelatihan dan galat yang diperoleh. Waktu yang dibutuhkan pada pelatihan jaringan membutuhkan kombinasi pada parameter nilai *hidden layer* maupun jumlah iterasi yang tepat.

Hasil yang diperoleh dari pelatihan jaringan dengan menerapkan algoritma JST backpropagation, nilai terbaik pada perubahan parameter *hidden layer* adalah sebesar 12 neuron. *Hidden layer* pada nilai 12 neuron memperoleh galat RMSE 1,654151 dengan waktu 3 menit 44 detik. Iterasi yang dibutuhkan adalah sejumlah 100000 iterasi. Perubahan parameter nilai *learning rate* pada nilai 0,5 menggunakan arsitektur JST 2-12-1 pada jumlah iterasi 100000 diperoleh galat RMSE sebesar 0,302868 dengan waktu pelatihan 18 menit 35 detik. Pelatihan menggunakan JST backpropagation selain kombinasi yang tepat pada setiap pelatihan bergantung juga pada banyaknya data yang dilatihkan dan pola yang digunakan untuk proses pelatihan.

Daftar Pustaka

- [1] S. P. Sinaga, A. Wanto, and S. Solikhun, "Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Backpropagation dalam Memprediksi Angka Harapan Hidup Masyarakat Sumatera Utara," *Infomedia*, vol. 4, no. 2, 2019.
- [2] F. Widiastuti, W. Kaswidjanti, and H. C. Rustamaji, "JARINGAN SARAF TIRUAN BACKPROPAGATION UNTUK APLIKASI PENGENALAN TANDA TANGAN," *Telematika*, vol. 11, no. 1, 2015, doi: 10.31315/telematika.v11i1.514.
- [3] L. Khanady, "Prediksi Harga Saham Dengan Menggunakan JST (Jaringan Syaraf Tiruan)," *J. Ilm. Inform.*, vol. 7, no. 01, pp. 1–4, 2019, doi: 10.33884/jif.v7i01.793.
- [4] N. Lestari and L. L. Van FC,

- “Implementasi jaringan syaraf tiruan untuk menilai kelayakan tugas akhir mahasiswa (studi kasus di amik bukittinggi),” *Digit. Zo. J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 8, no. 1, pp. 10–24, 2017, doi: 10.31849/digitalzone.v8i1.614.
- [5] A. S. Ritonga and S. Atmojo, “Pengembangan Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Jumlah Mahasiswa Baru di PTS Surabaya (Studi Kasus Universitas Wijaya Putra),” *J. Ilm. Teknol. Inf. Asia*, vol. 12, no. 1, pp. 15–24, 2018, doi: 10.32815/jitika.v12i1.213.
- [6] 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.
- [7] D. Monika, A. Ahmad, S. Wardani, and Solikhun, “Model Jaringan Syaraf Tiruan Dalam Memprediksi Ketersediaan Cabai Berdasarkan Provinsi,” *Teknika*, vol. 8, no. 1, pp. 17–24, 2019, doi: 10.34148/teknika.v8i1.140.
- [8] M. . Andrijasa and M. Mistianingsih, “Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Jumlah Pengangguran di Provinsi Kalimantan Timur Dengan Menggunakan Algoritma Pembelajaran Backpropagation,” *J. Inform. Mulawarman*, vol. 5, no. 1, 2010.
- [9] B. Ihsan and D. Y. Sukma, “Pengaruh masukan dan fungsi aktivasi terhadap kecepatan pelatihan jaringan syaraf tiruan (JST) modular sebagai klasifikasi dan estimasi lokasi gangguan pada saluran distribusi bawah tanah PT. Pertamina RU II Dumai,” *Jom Fteknik*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 2017.
- [10] eka N. Fitriani and B. Susetyo, “Analisis Produktivitas Pekerjaan Prefabricated Vertical Drain Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan,” *Rekayasa Sipil, Vol. 7 No. 2. Sept. 2018 Pp. 71-80*, vol. 7, no. 2, pp. 71–80, 2018.
- [11] I. Oktavianingsih, M. Muliadi, and A. Apriansyah, “Estimasi Curah Hujan di Kota Pontianak Menggunakan Metode Propagasi Balik Berdasarkan Parameter Cuaca dan Suhu Permukaan Laut,” *Prism. Fis.*, vol. VI, no. 2, pp. 89–93, 2018.
- [12] 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.
- [13] E. P. Cynthia and E. Ismanto, “Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma Backpropagation Dalam Memprediksi Ketersediaan Komoditi Pangan Provinsi Riau,” *RABIT J. Teknol. dan Sist. Inf. Univrab*, vol. 2, no. 2, pp. 83–98, 2017.
- [14] 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.
- [15] Julpan, E. B. Nababan, and M. Zarlis, “Analisis Fungsi Aktivasi Sigmoid Biner Dan Sigmoid Bipolar Dalam Algoritma Backpropagation Pada Prediksi Kemampuan Siswa,” *J. Teknovasi*, vol. 02, no. 1, pp. 103–116, 2015.
- [16] 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.
- [17] A. Hermawan, *Jaringan Saraf Tiruan Teori dan Aplikasi*. Yogyakarta: Andi Offset, 2006.