

Analisis Laju Pembelajaran pada Backpropagation dalam Memprediksi Bencana Alam Akibat Cuaca Ekstrim

Fera Damayanti¹, Siti Sundari², Risiko Liza³

^{1,2,3}_Program Studi Teknik Informatika, Universitas Harapan Medan
Jl. Utama HM. Joni No

Email: feradamayantii@gmail.com¹, sundaristth@gmail.com², risiko.liza@gmail.com³

ABSTRAK

Backpropagation merupakan algoritma pada JST yang cocok dijadikan untuk memprediksi, terutama memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim. Data cuaca yang digunakan merupakan data yang *continue* atau terus menerus dengan periode harian. Algoritma *Backpropagation* dibentuk dengan membuat generalisasi aturan pelatihan dengan cara menambahkan lapisan tersembunyi. Selain itu *Backpropagation* akan merubah bobot untuk mengurangi perbedaan antara *output* jaringan dan target *output*. Sehingga pada jaringan yang dilatih mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan dan mencapai *error* yang dituju. Laju pembelajaran adalah salah satu parameter yang mempengaruhi proses pembelajaran pada *Backpropagation*. Laju pembelajaran menunjukkan berapa cepat suatu jaringan dapat mengenali target. Hasil beberapa pelatihan didapat bahwa arsitektur yang terdiri dari 15 *hidden layer* dan *laju pembelajaran* sebesar 0,2 menghasilkan 232 *epoch* dan *MSE* 0,0000972. Pada proses pengujian data *Backpropagation* dapat memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim dengan keakuratan sampai 96,83%.

Kata kunci: Laju Pembelajaran, *Backpropagation*, Prediksi, Cuaca Ekstrim

ABSTRACT

Backpropagation is an algorithm in JST that is suitable for predicting, especially predicting natural disasters due to extreme weather. The weather data used is continuous data with a daily period. The *Backpropagation* algorithm is formed by generalizing the training rules by adding a hidden layer. In addition, *Backpropagation* will change the weights to reduce the difference between the network output and the target output. So that the trained network gets a balance between the network's ability to recognize the patterns used during training and the network's ability to respond correctly to input patterns similar to the patterns used during training and achieve the intended error. The learning rate shows how fast a network can recognize a target. The results of some training found that an architecture consisting of 15 hidden layers and a learning rate of 0.2 produced 232 epochs and *MSE* 0.0000972. In the data testing process *Backpropagation* can predict natural disasters due to extreme weather with an accuracy of up to 96.83%.

Keywords: Learning Rate, *Backpropagation*, Predictions, Extreme Weather

Pendahuluan

Backpropagation merupakan bagian dari Jaringan Syaraf Tiruan yang berlapis banyak, Jaringan Syaraf Tiruan sendiri merupakan model matematis atau model komputasi yang terinspirasi oleh struktur dan atau aspek fungsional jaringan saraf biologis. Jaringan saraf modern adalah alat pemodelan data statistik *non-linier*. Mereka biasanya digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara *input* dan *output* atau untuk menemukan pola dalam data (Fera Damayanti and Rismayanti 2022), Sedangkan *Backpropagation* adalah metode umum pengajaran syaraf tiruan bagaimana melakukan tugas yang diberikan (Windarto, Lubis, and Solikhun 2018). Metode ini juga merupakan salah satu arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan yang memiliki proses pembelajaran maju dan koreksi kesalahan secara mundur. Model jaringan ini banyak digunakan baik itu untuk proses pengenalan, prediksi dan peramalan dengan tingkat akurasi yang cukup baik. *Backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola masukkan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan (Jaya et al. 2018).

Proses pembelajaran yang dilakukan *Backpropagation* memiliki beberapa parameter dalam yang digunakan, salah satunya adalah laju pembelajaran. Laju pembelajaran merupakan hal yang penting dalam menemukan hasil yang optimal. Cepat atau lambatnya *Backpropagation* dalam melakukan pembelajaran tergantung dengan laju pembelajaran yang di gunakan. Tingkat laju pembelajaran dapat mengakibatkan jaringan menjadi konvergen jika terlalu kecil dan proses pembelajaran tidak stabil jika tingkat laju pembelajaran terlalu tinggi (Hardinata et al. 2019) (Wanto et al. 2019). Sehingga laju pembelajaran penting dalam menentukan parameter yang tepat pada jaringan *Backpropagation* dalam proses pembelajaran dan pengujian untuk menghasilkan tingkat akurasi yang baik dengan jumlah iterasi yang lebih baik dalam proses prediksinya (Damayanti 2017).

Sebagai salah satu negara yang berada di daerah tropis, Indonesia berpotensi mengalami cuaca ekstrim yang merupakan kejadian transien (sesaat) pada bagian skala gangguan. Peningkatan iklim khususnya temperatur dan curah hujan diduga semakin menguat akibat perubahan cuaca perlu mendapat perhatian khusus karena akan berdampak terhadap aktivitas manusia dan ekosistem (Nugroho 2019). Berdasarkan Peraturan Kepala Badan Penanggulangan Bencana (BNPB) Nomor 2 Tahun 2012 tentang Pedoman Umum Pengkajian Risiko, secara garis besar Indonesia memiliki 13 ancaman bencana yakni gempa bumi, tsunami, banjir, tanah longsor, letusan gunung berapi, gelombang ekstrim dan abrasi, cuaca ekstrim, kekeringan, kebakaran hutan dan lahan, kebarakan gedung dan pemukiman, epidemi dan wabah penyakit, gagal teknologi, dan konflik sosial. Beberapa penelitian sebelumnya telah dilakukan adalah algoritma *backpropagation* untuk memprediksi korban bencana alam (Nafi'iyah, Ahmad Salaffudin¹, and Nawafilah 2020).

Perkiraan cuaca ekstrim sudah menjadi kebutuhan nasional dalam mengantisipasi bencana alam. Pembacaan pola cuaca ekstrim dapat dilakukan dengan menggunakan data historis mengenai parameter Meteorologi. Berdasarkan hal tersebut maka penulis mengajukan judul penelitian Penerapan Metode *Backpropagation* Dalam Memprediksi Bencana Alam Akibat Cuaca Ekstrim.

Metode Penelitian

Metodologi adalah ilmu-ilmu yang digunakan untuk memperoleh kebenaran menggunakan penelusuran dengan tata cara tertentu dalam menemukan kebenaran, tergantung dari realitas yang sedang dikaji (Efendi and Sesmiarni 2022). Penelitian ini menggunakan metode Backpropagation dalam menyelesaikan masalah. Berikut adalah metodologi yang dilakukan dalam penelitian ini :

1. Mendefinisikan Masalah
Pada tahap ini mendefinisikan masalah yang akan menjadi objek penelitian. Identifikasi masalah dilakukan untuk menentukan masalah apa saja yang terdapat pada objek penelitian serta memberikan batasan dari permasalahan tersebut.
2. Menganalisa Masalah
Langkah menganalisa masalah adalah langkah untuk dapat memahami masalah yang telah ditentukan dalam ruang lingkup atau batasannya. Dengan menganalisa masalah yang ditentukan tersebut, maka masalah dapat dipahami dengan baik. Masalah yang timbul sekarang adalah bagaimana menganalisa laju pembelajaran pada metode *Backpropagation* dalam kasus memprediksi bencana alam yang diakibatkan oleh cuaca ekstrim.
3. Menentukan Tujuan
Berdasarkan analisa dan pemahaman masalah, maka ditentukan tujuan yang akan dicapai dari penelitian ini terutama untuk mengatasi masalah-masalah yang ada.
4. Mempelajari Literatur
Untuk mencapai tujuan penelitian, maka dipelajari literatur-literatur yang berkaitan dengan topik penelitian dan dapat dijadikan dasar atau sumber rujukan penelitian ini. Selain itu juga dilakukan studi kepustakaan, yaitu dengan membaca buku-buku yang menunjang dalam menganalisa data dan informasi yang diperoleh nantinya.
5. Mengumpulkan Data
Tahap ini diperlukan untuk menjawab permasalahan. Dalam pengumpulan data dilakukan observasi yaitu pengamatan secara langsung ditempat penelitian sehingga masalah yang ada dapat diketahui dengan jelas. Kemudian dilakukan wawancara yang bertujuan untuk mendapatkan informasi data yang dibutuhkan.
6. Menganalisa Metode
Pada tahap ini dilakukan analisa terhadap laju pembelajaran yang digunakan pada Backpropagation.
7. Merancang Arsitektur Backpropagation
Tahap bagian ini akan menampilkan bagaimana Jaringan Syaraf Tiruan dirancang berdasarkan hasil analisa dan data yang telah terkumpul di atas. Bagaimana merancang dan mengembangkan suatu arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan, logika kerja pemodelan sistem dan proses dari sistem yang

dirancang. Perancangan sistem ini membutuhkan dua tahap, yaitu menentukan *input* dan *output* yang dipakai sebagai data masukan dan keluaran untuk menjalankan proses pada Jaringan Syaraf Tiruan dan parameter untuk menentukan laju dan berhentinya kinerja sistem serta merancang proses pelatihan yang sesuai metode *Backpropogation*. Berdasarkan hasil rancangan yang dipilih kemudian diimplementasikan ke dalam pembuatan Jaringan Syaraf Tiruan yang sesuai dengan sumber pengetahuan dan data yang didapat.

8. Pengujian Data

Setelah membuat inisialisasi jaringan data yang diuji dibagi dua bagian, di mana bagian pertama adalah untuk data pelatihan dan yang kedua adalah data data pengujian. Pengujian untuk data yang dilatihkan dilakukan terhadap seluruh jaringan konvergensi untuk mendapatkan hasil keluaran yang sesuai dengan target atau *output* yang telah ditentukan. Dalam melakukan pelatihan dan pengujian dari pengolahan data cuaca ekstrim maka pengolahan data tersebut juga akan diujikan ke dalam sistem komputerisasi. *Software* yang digunakan dalam pengujian data memanfaatkan *software Matlab*.

9. Menganalisa Hasil

Hasil keluaran yang didapatkan perlu dianalisa untuk mengetahui tingkat keakuratannya. Dari hasil pengujian akan menghasilkan sebuah pola kecenderungan yang dapat dianalisa. Kemudian pola tersebut diverifikasi untuk dilihat.

Analisa Data

Dalam menganalisa diperlukan data cuaca tahunan yang mana data tersebut menjadi *input* dari prediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim. Sedangkan data bencana alam yang terjadi pada tahun tersebut menjadi *output*. Berikut data cuaca ekstrem yang ditunjukkan pada tabel 1.

Tabel 1. Data Cuaca Ekstrim

Tahun ke	Hujan	Suhu Max	Tekanan Udara Max	Kelembapan Udara Max	Kec Angin Max
1	187,99	31,84	1011,2	95,55	10,27
2	299,54	32,06	1011,5	95,67	10,67
3	169,54	32,27	1011,9	95,74	10,48
4	258,01	31,79	1012,01	95,58	10,25
5	209,05	31,94	1012,18	94,92	10,08
6	184,05	32,71	1012,08	96,25	11,25
7	211,62	32,19	1012,06	95,42	11,76
8	210,03	32,18	1011,54	95,33	12,39
9	126,7	31,86	1011,33	94,8	11,63
10	236,7	32,28	1011,69	94,58	9,29
11	163,83	32,73	1011,58	93,61	8,72
12	216,09	32,23	1011,41	94,17	9,42

Normalisasi

Sebelum digunakan untuk proses pelatihan, data pada table 1 perlu dilakukan penskalaan terhadap nilai-nilai masukan dan target sedemikian hingga data-data masukan dan target tersebut masuk dalam suatu *range* tertentu yang disebut *preprocessing* atau normalisasi data. Tujuan utama normalisasi adalah agar terjadi sinkronisasi data, disamping itu juga untuk memudahkan dalam proses komputasi. Min-Max Normalization: Min-Max normalization merupakan metode normalisasi dengan melakukan transformasi linier terhadap data asli sehingga menghasilkan keseimbangan nilai perbandingan antar data saat sebelum dan sesudah proses (Suryadi 2019). Metode ini dapat menggunakan rumus sebagai berikut :

$$\text{Normalized (x)} = \frac{\text{minRange} + (x - \text{minValue}) (\text{mxRange} - \text{minRange})}{\text{maxValue} - \text{minValue}} \quad (1)$$

Tabel 2. Hasil Normalisasi Data Cuaca Ekstrem

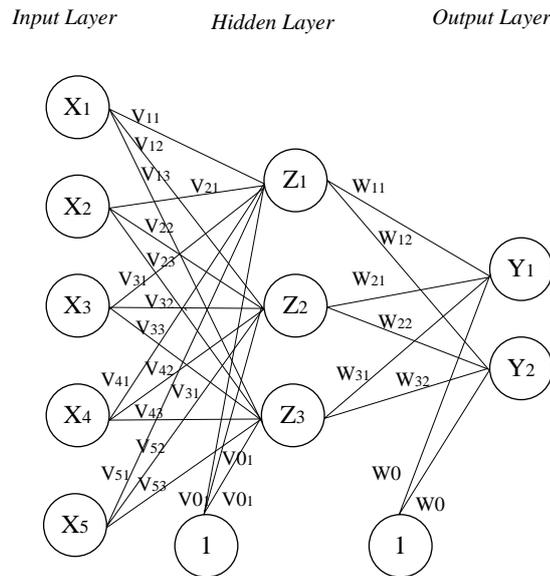
<i>X1</i>	<i>X2</i>	<i>X3</i>	<i>X4</i>	<i>X5</i>
0,38368	0,13831	0,10000	0,68663	0,43769
0,90000	0,32857	0,34415	0,72335	0,52364
0,29829	0,50714	0,66968	0,74606	0,48364
0,70778	0,10000	0,75758	0,69811	0,43273
0,48116	0,22857	0,90000	0,49622	0,39636
0,36545	0,88614	0,81862	0,90000	0,65091
0,49304	0,44286	0,79827	0,64764	0,76182
0,48571	0,42857	0,37833	0,62240	0,90000
0,10000	0,15714	0,20824	0,46088	0,73454
0,60914	0,50041	0,39527	0,22364	0,22364
0,27187	0,90000	0,41170	0,10000	0,10000
0,51374	0,47857	0,26928	0,26909	0,25091

Pada tabel 2 diatas dapat dijelaskan bahwa hasil normalisasi dari data cuaca ekstrem yang disimbolkan dengan variable X adalah sebagai berikut :

- X1 = curah hujan
- X2 = suhu max
- X3 = tekanan udara max
- X4 = kelembaban max
- X5 =kecepatan angin max

Perancangan Arsitektur Backpropagation

Arsitektur backpropagation yang dirancang terdiri dari 3 lapisan yaitu *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. Yang mana *input layer* terdiri dari 5 node dan *hidden layer* terdiri dari 3 dan *ouput layer* terdiri dari 2 *node*. Berikut ini merupakan rancangan arsitektur *backpropagation* yang dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur JST Menggunakan Backpropaation

Pada gambar 1 diatas arsitektur 5-3-2 pada jaringan syaraf tiruan menggunakan metode Backpropagation memiliki 5 inputan yang terdiri dari X1, X2 sampai X5. Memiliki 3 *hidden layer* yaitu Z1, Z2 dan Z3 serta memiliki 2 iputan yaitu Y1 dan Y2. Masing-masing bobot dari *input layer* ke *hidden layer* di simbolkan dengan V11, V12 sampai V01. Sedangkan W11, W12 sampai W0 adalah bobot dari *hidden layer* ke *output layer*.

Hasil dan Pembahasan

Setelah tahap analisa data dan perancangan arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan dilakukan maka tahapan implementasi dapat dilakukan dengan merancang data-data yang telah dikumpulkan untuk diolah dan dirancangkan ke aplikasi yang digunakan sehingga dapat mencapai tujuan yang diharapkan. Pada penelitian ini, data-data cuaca diperoleh dari stasiun Meteorologi Medan diimplementasikan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Algoritma *Backpropagation* untuk mencapai tujuan menganalisa fungsi laju pembelajaran dalam memprediksi bencana alam yang diakibatkan oleh cuaca ekstrim di Medan. Implementasi dan pengujian dari Jaringan Syaraf Tiruan dengan algoritma *Backpropagation* dimulai dengan menjelaskan perangkat lunak pengujian yaitu *Matlab*. Tahap ini menjelaskan bagaimana mengolah data sampel dengan menggunakan *software Matlab* untuk memprediksi bencana alam di kota Medan

Pelatihan Arsitektur Backpropagation

Guna mengoptimalkan suatu arsitektur *Backpropagation* kita harus berusaha meneliti bagaimana parameter-parameter jaringan dibuat sehingga menghasilkan jumlah iterasi yang relatif lebih sedikit. Memodifikasi pengujian pelatihan digunakan untuk mengetahui parameter mana yang baik digunakan dalam sebuah

arsitektur. Proses pelatihan dan pengujian dilakukan dengan menggunakan *software Matlab*. Model arsitektur dalam memprediksi bencana alam yang digunakan adalah 5-5-2, 5-7-2, 5-10-2, 5-15-2 dan 5-17-2. Sedangkan masing-masing arsitektur menggunakan *laju pembelajaranyang* berbeda yaitu 0,02, 0,01 dan 0,2. Dari masing-masing arsitektur memiliki arsitektur terbaik dengan memiliki jumlah *epochs* terkecil ataupun *MSE* terkecil. Perbandingan setiap arsitektur dengan *laju pembelajaranyang* baik dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil pelatihan terbaik menggunakan arsitektur dan laju pembelajaran yang berbeda

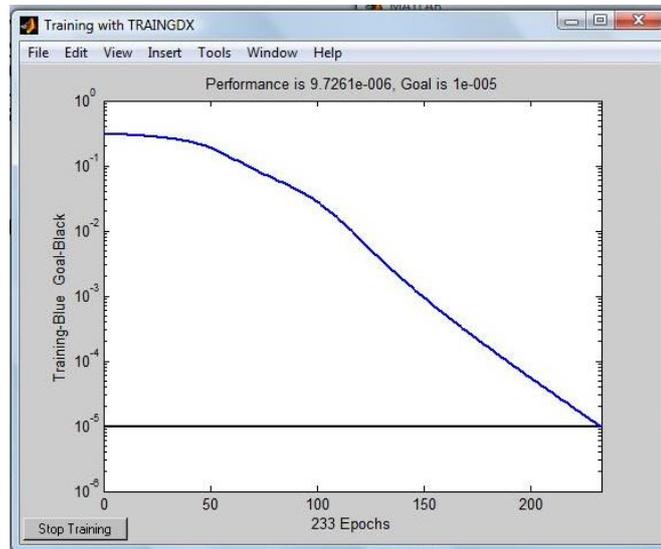
Hasil	Arsitektur 5-5-2	Arsitektur 5-7-2	Arsitektur 5-10-2	Arsitektur 5-15-2	Arsitektur 5-17-2
Learning Rate	0,2	0,02	0,02	0,2	0,2
Epochs	286	378	285	233	257
MSE	0,0000968	0,0000957	0,0000984	0,0000972	0,0000953

Pada tabel 3 diatas dapat dilihat proses pelatihan terbaik terdapat pada arsitektur backpropagation dengan nilai *hidden layer* 15 (5-15-2) dan laju pembelajaran bernilai 0,2 menghasilkan 233 iterasi/epoch, serta memiliki nilai MSE sebesar 0,0000972. Untuk nilai MSE terkecil didapatkan oleh arsitektur 5-17-2 dengan nilai 0,000095, selisih 0,0000019 dengan arsitektur 5-15-2. Selisih epoch antara keduanya bernilai 24 epoch. Dengan mengambil nilai epoch yang terkecil maka dapat disimpulkan arsitektur 5-15-2 dengan laju pembelajaran 0,2 terbaik dalam proses memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim. Dengan menerapkan parameter *epochs* 10.000, *goal* 10^{-5} dan laju pembelajaran 0,2 maka pelatihan arsitektur 5-15-2 memiliki hasil keluaran seperti Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Pelatihan Arsitektur 5-15-2 dengan *Laju Pembelajaran* 0,2

Target		Output		Error	
<i>Y1</i>	<i>Y2</i>	<i>Y1</i>	<i>Y2</i>	<i>Y1</i>	<i>Y2</i>
1	1	0,9975	0,9998	0,0025	0,0002
1	1	0,9966	0,9971	0,0034	0,0029
0	1	0,0029	0,9991	-0,0029	0,0009
0	1	0,0050	0,9982	-0,0050	0,0018
1	0	0,9955	0,0049	0,0045	-0,0049
0	1	0,0008	0,9999	-0,0008	0,0001
0	1	0,0015	0,9951	-0,0005	0,0049
1	0	0,9977	0,0051	0,0023	-0,0051
0	1	0,0031	0,9973	-0,0031	0,0027
1	1	0,9983	0,9970	0,0017	0,0030

Hasil dari pelatihan pada tabel 4 dihasilkan dari arsitektur 5-15-2 dengan laju pembelajaran 0,2 pola dapat dipelajari karena *goal* dapat ditemukan. Pelatihan berhenti pada *epochs* 233 dengan nilai *MSE* 0,0000982 terlihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Pelatihan arsitektur 5-15-2 dengan laju pembelajaran 0,2

Pada gambar 2 dapat dijelaskan bahwa proses pelatihan berhenti pada epoch ke 233 dari maksimal epoch yang ditentukan sebanyak 10000. Hal ini membuktikan dengan menggunakan laju pembelajaran 0,2 pada arsitektur 5-15-2 lebih cepat menemukan target dibandingkan laju pembelajaran yang lain pada arsitektur ini.

Pengujian Arsitektur Backpropagation

Pada proses pengujian data pengujian hanya di uji pada arsitektur yang terbaik dengan memiliki jumlah *epochs* terkecil ataupun *MSE* terkecil dari masing-masing arsitektur. Perbandingan hasil pengujian tiap arsitektur dengan tingkat akurasi dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan Tingkat Akurasi Pengujian setiap Arsitektur

Arsitektur	Tingkat Akurasi
5-5-2	77,76 %
5-7-2	87,12 %
5-10-2	87,51 %
5-15-2	96,83%
5-17-2	86,02 %

Dari perbandingan tingkat akurasi dari proses pengujian pada setiap arsitektur dapat disimpulkan bahwa *learning rate/* laju pembelajaran 0,2 dan arsitektur 5-15-2 adalah arsitektur yang dapat memprediksi bencana alam dengan

tingkat akurasi yang tertinggi yaitu sebesar 96,83%. Jadi dapat disimpulkan hasil dari pelatihan dan pengujian ini bahwa laju pembelajaran 0,2 dan model arsitektur 5-15-2 dapat mengenali pola dan memprediksi lebih baik dari model arsitektur lainnya. Maka hasil yang didapat dari proses pengujian data pada Tabel 4 akan diuji dengan arsitektur terbaik dalam proses dan laju pembelajaran terbaik yang dapat digunakan untuk memprediksi dalam kasus ini adalah laju pembelajaran 0,2 karena hasilnya lebih stabil digunakan pada hampir setiap model arsitektur.

Simpulan

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dengan mengolah data cuaca berupa Curah Hujan, Suhu, Tekanan, Kelembaban dan Kecepatan Angin kesimpulan yang dapat diambil dari penerapan Jaringan Syaraf Tiruan dengan metode *Backpropagation* dalam memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim dapat disimpulkan sebagai berikut : Model arsitektur yang di dihasilkan adalah 5-5-2, 5-7-2, 5-10-2, 5-15-2, dan 5-17-2 dan laju pembelajaran yang di gunakan adalah 0,2; 0,02 dan 0,01 dapat memprediksi bencana alam dengan tingkat *error* dan kecepatan memprediksi yang berbeda. Dari beberapa pengujian Jaringan Syaraf Tiruan yang digunakan memiliki 3 lapisan yaitu lapisan *input*, lapisan *hidden* dan lapisan *output*. Dan didapatkan hasil dari pelatihan laju pembelajaran 0,2 dan model arsitektur terbaik dalam memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim yaitu arsitektur 5-15-2 dengan hasil *epochs* 233 dan *MSE* 0,0000972 . Untuk proses pelatihan didapatkan laju pembelajaran 0,2 dan model arsitektur terbaik yaitu model arsitektur 5-15-2 yang dapat memprediksi bencana alam akibat cuaca ekstrim dengan keakuratan sampai 96,83%. Laju pembelajaran 0,2 menghasilkan nilai yang stabil dalam melakukan pembelajaran pada setiap arsitektur yang dibangun.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih kepada Universitas Harapan Medan atas pendanaan yang diberikan dalam melakukan penelitian ini, sehingga penelitian ini dapat berajalan sebagaimana mestinya. Terima kasih kepada Prodi Teknik Informatika yang memfasilitasi penulis dalam melakukan penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Damayanti, Fera. 2017. "Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Backpropagation Dalam Mengklasifikasi Pasien Pasca Operasi Kanker Paru." *Prosiding SNASTIKOM 2017* 24–29.
- Efendi, Indra, and Zulfani Sesmiarni. 2022. "Pentingnya Metodologi Penelitian Dalam Pendidikan Islam." *Jurnal Penelitian Ilmu Pendidikan Indonesia* 1(2):59–68.
- Fera Damayanti, and Rismayanti Rismayanti. 2022. "Optimasi Fungsi Pembelajaran

- Backpropagation Dalam Mengklasifikasikan Pasien Kanker Paru Pasca Operasi.” *Jurnal Unitek* 15(1):49–58. doi: 10.52072/unitek.v15i1.335.
- Hardinata, Jaya Tata, Harly Okprana, Agus Perdana Windarto, and Widodo Saputra. 2019. “Analisis Laju Pembelajaran Dalam Mengklasifikasi Data Wine Menggunakan Algoritma Backpropagation.” *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer Dan Informatika)* 3(2):422. doi: 10.30645/j-sakti.v3i2.161.
- Jaya, Hendra, Drs Sabran, M. Pd, Muh Ma, Yasser A. Djawad, M. Sc, A. Ilham, Ansari Saleh Ahmar, S. Si, and M. Sc. 2018. *Kecerdasan Buatan*. Vol. 53.
- Nafi’iyah, Nur, Ahmad Ahmad Salaffudin¹, and Nur Qomariyah Nawafilah. 2020. “Algoritma Backpropagation Untuk Memprediksi Korban Bencana Alam.” *Smatika Jurnal* 9(02):77–81. doi: 10.32664/smatika.v9i02.400.
- Nugroho, Sugeng. 2019. “Analisis Iklim Ekstrim Untuk Deteksi Perubahan Iklim Di Sumatera Barat.” *Jurnal Ilmu Lingkungan* 17(1):7. doi: 10.14710/jil.17.1.7-14.
- Suryadi, Sudi. 2019. “Implementasi Normalisasi Dalam Perancangan Database Relational.” *U-NET Jurnal Teknik Informatika* 3(2):20–26. doi: 10.52332/u-net.v3i2.7.
- Wanto, Anjar, Nlwsr Ginantra, N. Nurmawati, Gita Widi Bhawika, G. S. Achmad Daengs, P. Purwantoro, A. Abdussakir, and T. Taufiqurrahman. 2019. “Analysis of the Backpropagation Algorithm in Viewing Import Value Development Levels Based on Main Country of Origin.” *Journal of Physics: Conference Series* 1255(1). doi: 10.1088/1742-6596/1255/1/012013.
- Windarto, Agus Perdana, Muhammad Ridwan Lubis, and Solikhun. 2018. “Model Arsitektur Neural Network Dengan Backpropogation Pada Prediksi Total Laba.” *Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer* 05(02):147–58.