

Penerapan Metode Resilient Backpropagation (RPROP) Untuk Prediksi Aktivitas Gempa Bumi Berdasarkan Skala Magnitudo

Bajeng Nurul Widyaningrum¹, Lingga Kurnia Ramadhani²

¹Rekam Medis & Informasi Kesehatan, Politeknik Bina Trada Semarang

²Bisnis Digital, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas IVET Semarang

¹bnwidyani@gmail.com*, ²linggakurnia@ivet.ac.id

Abstract

Indonesia is one of the countries with a high earthquake rate because it has several major plates. Therefore, prediction of earthquake activity is important to do in order to reduce the risks and losses caused. There have been many studies related to earthquake prediction using several methods. One of the methods used is the Backpropagation Method. Looking at previous studies, researchers propose the application of Artificial Neural Networks with the Resilient Backpropagation Algorithm for the prediction of earthquake activity based on magnitude values in Indonesia. The data used is monthly earthquake activity data of magnitude 4.5 and above from the time period 1992 to 2023 to ensure the diversity of earthquake activity patterns that occur in various regions in Indonesia. In addition to the magnitude scale parameter, important information such as epicenter location, and event time are also included as input features for the neural network. The results showed that earthquake prediction using the Resilient Backpropagation Artificial Neural Network method with a 6-10-1 architecture model and a learning rate of 0.6 showed an accuracy level of RMSE 0.04778 and MAE 0.03509. The prediction results show in February with 67 events and the highest in December with 185 events by looking at earthquake activity in the Indonesian region with a magnitude scale above 4.5. This research shows that the artificial neural network model with the Backpropagation algorithm with Resilient optimization is able to provide predictions of earthquake activity with a satisfactory level of accuracy.

Keywords: artificial neural networks; resilient backpropagation (RPROP); prediction; earthquake activity; magnitude scale

Abstrak

Indonesia merupakan salah satu negara dengan tingkat gempa bumi yang cukup tinggi karena memiliki beberapa lempeng utama. Oleh karena itu, prediksi aktivitas gempa bumi menjadi hal yang penting untuk dilakukan guna mengurangi risiko dan kerugian yang ditimbulkan. Telah banyak penelitian terkait dengan prediksi gempa bumi dengan menggunakan beberapa metode. Salah satu metode yang digunakan adalah Metode *Backpropagation*. Melihat dari penelitian-penelitian sebelumnya, peneliti mengusulkan penerapan Jaringan Saraf Tiruan dengan Algoritma *Resilient Backpropagation* untuk prediksi aktivitas gempa bumi berdasarkan nilai magnitudo di Indonesia. Data yang digunakan yaitu data aktivitas gempa bumi bulanan skala magnitudo 4,5 keatas dari periode waktu tahun 1992 hingga 2023 untuk memastikan keberagaman pola aktivitas gempa bumi yang terjadi di berbagai wilayah di Indonesia. Selain parameter skala magnitudo, informasi penting seperti lokasi episenter, dan waktu kejadian juga dimasukkan sebagai fitur input untuk jaringan saraf. Hasil penelitian menunjukkan bahwa prediksi gempa bumi menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation* dengan model arsitektur 6-10-1 dan learning rate 0,6 menunjukkan tingkat akurasi RMSE 0,04778 dan MAE 0,03509. Hasil prediksi menunjukkan pada bulan Februari dengan 67 kejadian dan tertinggi pada bulan Desember dengan 185 kejadian dengan melihat aktifitas gempa bumi di wilayah Indonesia dengan skala magnitudo diatas 4,5. Penelitian ini menunjukkan bahwa model jaringan saraf tiruan dengan algoritma *Backpropagation* dengan optimasi *Resilient* mampu memberikan prediksi aktivitas gempa bumi dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

Kata kunci: jaringan saraf tiruan; resilient backpropagation (RPROP); prediksi; aktivitas gempa bumi; skala magnitudo

©This work is licensed under a Creative Commons Attribution - ShareAlike 4.0 International License

1. Pendahuluan

Setiap negara pasti memiliki tipe bencana alam yang berbeda-beda, tetapi terdapat salah satu bencana alam yang pasti menimpa di setiap negara yaitu bencana gempa bumi. Gempa bumi adalah salah satu kategori bencana yang disebabkan oleh aktivitas geofisika. Sebab dari terjadinya gempa bumi karena lempeng tektonik menunjukkan pergerakan dimana letak dari lempeng tersebut di atas lapisan astenofor dan menjadi bagian dari lapisan kerak bumi yang keras[1]. Di Indonesia terdapat beberapa lempeng utama yang sangat mempengaruhi terjadinya aktivitas tektonik, lempeng tersebut adalah lempeng Eurasia, lempeng Indo-Australia, lempeng Pasifik, dan lempeng

Filipina[2]. Selama 30 tahun terakhir, salah satu gempa bumi yang terbesar di Indonesia pernah terjadi pada tahun 2004 di Aceh dengan kekuatan 9.1 magnitudo yang menyebabkan tsunami hingga memakan korban jiwa sebanyak 160 orang dan kehilangan tempat tinggal sebanyak 63.977 keluarga. Akibat dari kejadian tersebut menimbulkan resiko kerugian yang besar bagi negara hingga triliunan.

Adanya bencana alam gempa bumi yang tidak dapat dihindari pada tiap negara terutama Indonesia, maka banyak peneliti yang tertarik untuk berusaha memprediksi terjadinya gempa bumi. Beberapa peneliti telah berusaha untuk melakukan prediksi terkait dengan gempa bumi dimana, kapan akan terjadi,

kedalaman gempa, dan tingkat kekuatan gempa berpotensi tsunami atau tidak. Berdasarkan letak geografis, Indonesia sangat berpotensi sering terjadi gempa bumi sehingga pemerintah harus berusaha bagaimana mengantisipasi apabila terjadi gempa bumi[3]. Hal ini yang membuat peneliti sangat tertarik untuk melakukan prediksi dengan beberapa pendekatan terkait dengan gempa bumi.

Kejadian gempa bumi dapat diprediksi dengan menghitung beberapa variabel yang terkait, antara lain: besar kekuatan, waktu terjadi, dan lokasi pusat gempa bumi. Akan tetapi hingga saat ini belum ada yang dapat melakukannya secara tepat. Faktor ketidakpastian merupakan salah satu penyebab yang cukup mempengaruhi, karena dapat memicu kepanikan di tengah masyarakat. Sehingga jumlah kejadian gempa bumi secara bulanan akan lebih ideal digunakan dalam pendekatan prediksi. Metode kecerdasan buatan (*artificial intelligence*) merupakan salah satu metode yang dapat digunakan dalam melakukan prediksi gempa bumi[4].

Penelitian terkait dengan gempa bumi sudah banyak dilakukan menggunakan beberapa metode *artificial intelligence*. Penelitian dilakukan oleh[5] dimana peneliti melakukan prediksi gempa bumi dengan melihat kekuatan gempa bumi di Indonesia pada 1 – 11 Januari 2021 dengan dataset *time series multivariat* dan hanya fokus pada satu variabel saja. Peneliti menggunakan metode *Neural Network* yang dibandingkan dengan *Neural Network* dioptimasi dengan Algoritma Genetika (GA). Hasil penelitian menunjukkan lebih baik dengan metode *Neural Network* dengan Algoritma Genetika (GA) yang menghasilkan RMSE lebih kecil sebesar 0,708 dibandingkan dengan menggunakan *Neural Network* saja.

Selain itu terdapat penelitian terkait gempa bumi dengan menggunakan metode lain[6]. Peneliti menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* dalam melakukan estimasi magnitudo gempa bumi. Objek dari penelitian ini adalah dilihat dari sinyal seismik gelombang P dengan harapan hasil penelitian dapat membantu dalam meningkatkan teknologi di BMKG. Hasil dari penelitian dengan menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* menghasilkan performa yang cukup baik dengan nilai MSE 0.369060. Telah banyak penelitian yang menggunakan metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST) *Backpropagation* tetapi dengan objek yang berbeda.

Pada penelitian [7] membandingkan dua metode yaitu metode *Backpropagation* dan *Resilient Backpropagation* untuk melakukan prediksi cuaca. Hasil penelitian dengan metode *Resilient Backpropagation* menghasilkan RMSE 0.50 dan MAE 0.42. Penelitian berikutnya [8] masih menggunakan metode yang sama yaitu metode *Resilient Backpropagation* untuk prediksi jumlah penumpang

pesawat domestic dan menghasilkan performa yang cukup baik yaitu MSE 0.0040. Dari beberapa penelitian sebelumnya dengan menggunakan metode *Backpropagation* penentuan *learning rate* sangat mempengaruhi dalam proses perubahan bobot[9]. Oleh karena itu peneliti mengusulkan untuk melakukan penelitian prediksi dengan metode pengembangan dari *Backpropagation* yaitu metode *Resilient*[10]. Dimana metode *Resilient* ini dapat melakukan optimasi pada metode *Backpropagation* sehingga dapat meningkatkan akurasi pada proses prediksi.

Penelitian ini bertujuan untuk mencari tingkat akurasi lebih tinggi dari penelitian sebelumnya dan dapat menghasilkan data prediksi aktivitas kegempaan untuk mitigasi bencana terutama di wilayah Indonesia. Data yang digunakan adalah data seismik dari berbagai stasiun pengamatan gempa bumi di Indonesia sebagai data latih dan data uji. Peneliti mengumpulkan data aktivitas bulanan skala magnitudo 4,5 keatas dari periode waktu tahun 1992 hingga 2023 untuk memastikan keberagaman pola aktivitas gempa bumi yang terjadi di berbagai wilayah di Indonesia. Selain parameter skala magnitudo, informasi penting seperti lokasi episenter, dan waktu kejadian juga dimasukkan sebagai fitur input untuk jaringan saraf.

Dengan menggunakan metode usulan *Backpropagation* dengan optimasi *Resilient*, peneliti berharap dapat memberikan kontribusi penting dalam pengembangan sistem peringatan dini gempa bumi yang lebih efektif dan dapat membantu masyarakat serta pihak berwenang dalam menghadapi risiko gempa bumi di Indonesia.

2. Metode Penelitian

2.1. Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data aktivitas bulanan skala magnitudo 4,5 keatas dari periode waktu tahun 1992 hingga 2023 di Indonesia yang diperoleh dari *Earthquake Catalog USGS*[11].

Tabel 1. Aktivitas Gempa Bumi Tektonik Skala Magnitudo 4,5 +

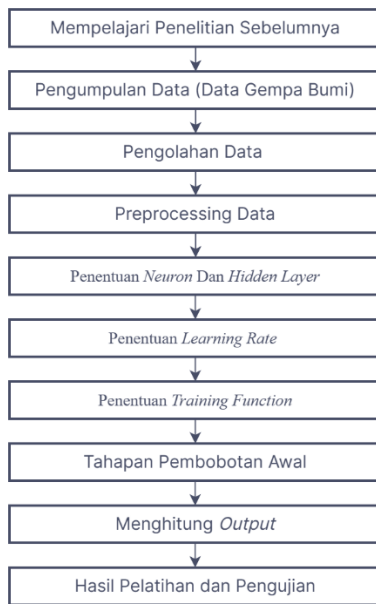
Bulan	Tahun			
	1992	1993	1994	2023
Januari	54	65	73	165
Februari	45	46	41	72
Maret	45	58	42	63
April	52	61	51	74
Mei	61	59	75	57
Juni	62	56	185	59
Juli	46	48	73	69
Agustus	42	35	56	67
September	65	55	61	58
Oktober	64	42	57	57
November	62	51	51	137
Desember	131	88	48	72

2.2. Peralatan Penelitian

Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah seperangkat komputer yang telah terinstal program Matlab.

2.3. Metode Penelitian

Adapun rancangan atau metode penelitian yang digunakan yaitu sebagai berikut :



Gambar 1. Rancangan Penelitian

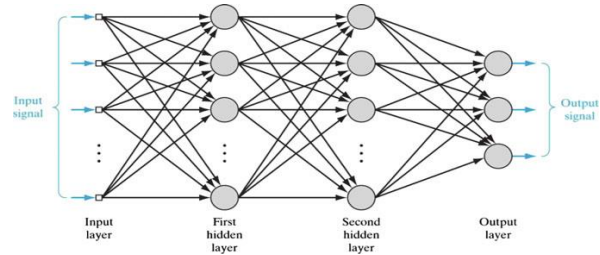
Langkah-langkah penelitian adalah sebagai berikut:

1. Mempelajari penelitian-penelitian sebelumnya terkait dengan metode yang di usulkan.
2. Mengumpulkan data aktivitas bulanan dari berbagai stasiun pengamatan gempa bumi di Indonesia dengan skala magnitudo 4,5 keatas dari periode waktu tahun 1992 hingga 2023.
3. Pengolahan data dilakukan dengan membagi data menjadi 2 bagian, yaitu sebagai data latih dan data uji.
4. *Preprocessing Data* dilakukan sebelum data di input, data di normalisasi untuk menyamakan nilai-nilai pada data sehingga data yang digunakan lebih akurat.
5. Data latih di proses untuk penentuan *Neuron* dan *Hidden Layer*, *Learning Rate*, *Training Function*, pembobotan awal dan menghitung output menggunakan algoritma Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation* untuk mendapatkan bobot yang telah terlatih.
6. Selanjutnya melakukan proses *testing* menggunakan data *testing* dengan tujuan memperoleh hasil klasifikasi gempa bumi.
7. Hasil klasifikasi di analisa untuk menentukan prediksi gempa bumi.

2.4. Back Propagation Algorithm

Back propagation merupakan metode analitis untuk pelatihan jaringan saraf tiruan[12]. Kesalahannya diperoleh pada lapisan keluaran disebarkan kembali ke lapisan sebelumnya. Perbedaan algoritma ini dengan lainnya terletak pada proses yang digunakan untuk

perhitungan bobot selama pelatihan jaringan. Berikut arsitektur dari *Back Propagation Algorithm*:



Gambar 2. Arsitektur Back Propagation

2.5. Resilient Back Propagation

Resilient Back Propagation adalah algoritma pembelajaran lain yang digunakan melatih jaringan saraf tiruan (JST)[13]. Proses berulang menggunakan konsep gradien yang sama dan mempunyai dua karakteristik penting, yaitu melatih saraf jaringan lebih cepat dan tidak memerlukan parameter seperti lainnya[14]. Tetapi algoritma ini memiliki kelemahan, yaitu algoritmanya yang sangat kompleks untuk diimplementasikan[15].

$$\Delta w_{jk}^t = \begin{cases} -\Delta_{jk}^t; & \text{if } \frac{\partial E^t}{\partial w_{jk}} > 0 \\ +\Delta_{jk}^t; & \text{if } \frac{\partial E^t}{\partial w_{jk}} < 0 \\ 0; & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

$\frac{\partial E^t}{\partial w_{jk}}$ mewakili informasi gradien.

2.6. Evaluasi Model

Proses evaluasi model pada penelitian ini, *performance* model diukur dengan menggunakan nilai *Root Mean Square Error (RMSE)* dan *Mean Absolute Error (MAE)*. Semakin kecil hasil RMSE dan MAE, maka dapat dikatakan bahwa kualitas dari model atau metode yang di usulkan semakin baik.

Berikut persamaan RMSE dan MAE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{f}(x_i)| \quad (3)$$

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Pengolahan Data

Data aktivitas gempa bumi bulanan dari tahun 1992 hingga 2023 digunakan dengan variabel skala magnitudo diatas 4,5, lokasi episenter, dan waktu kejadian. Data dibagi menjadi data latih dan data uji. Data latih yang disusun yaitu data bulan Juli 1992 - November 2010 dan data target latih merupakan data bulan Januari 1993 - Desember 2010. Sedangkan data

uji dari Juli 2011 - November 2023 dan target uji dari bulan Januari 2012 - Desember 2023.

3.2. Preprocessing Data

Sebelum data *input* dimasukkan kedalam jaringan terlebih dahulu data di transformasi kedalam bentuk data interval. Data-data tersebut dinormalisasi sehingga menjadi data yang berada dalam selang [0,1], normalisasi menggunakan rumus Min-max normalisasi. Misalkan data input X dengan jumlah data n, x_1, x_2, \dots, x_n .

$$Z = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \cdot (B_{max} - B_{min}) + B_{min} \quad (3)$$

Dengan X adalah data input, X_{min} adalah data X minimum, X_{max} adalah data X maksimum, B_{max} adalah batas atas interval, dan B_{min} adalah batas bawah interval.

Tujuan dari normalisasi adalah menyamakan selang dari nilai-nilai tiap data sehingga setiap data memiliki peran yang proporsional dalam setiap proses.

Tabel 2. Data Normalisasi Aktivitas Gempa Bumi Tektonik Skala Magnitudo 4,5 +

Bulan	1992	1993	1994	1995
1	0,148000000	0,167555556	0,181777778	0,172888889
2	0,132000000	0,133777778	0,124888889	0,188888889
3	0,132000000	0,155111111	0,126666667	0,183555556
4	0,144444444	0,160444444	0,142666667	0,148000000
5	0,160444444	0,156888889	0,185333333	0,153333333
6	0,162222222	0,151555556	0,380888889	0,132000000
7	0,133777778	0,137333333	0,181777778	0,162222222
8	0,126666667	0,114222222	0,151555556	0,116000000
9	0,167555556	0,149777778	0,160444444	0,100000000
10	0,165777778	0,126666667	0,153333333	0,140888889
11	0,162222222	0,142666667	0,142666667	0,162222222
12	0,284888889	0,208444444	0,137333333	0,167555556

Dimana Nilai Max 477 dan Nilai Min adalah 27. Dibawah ini merupakan contoh perhitungan manual :

$$Z = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \cdot (B_{max} - B_{min}) + B_{min}$$

$$Z = \frac{(54 - 27)}{(477 - 27)} (0,9 - 0,1) + 0,1$$

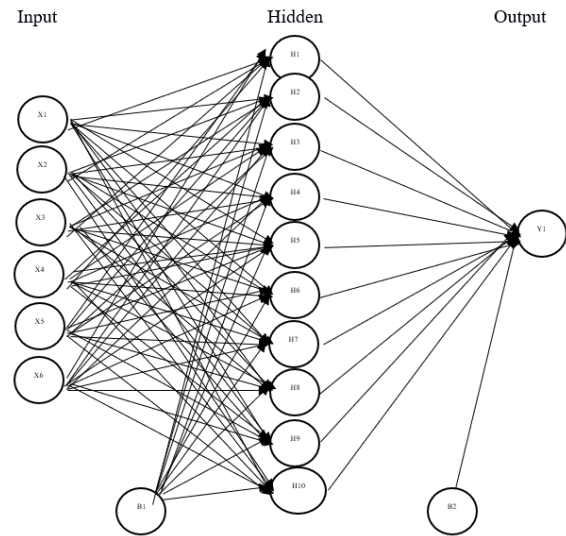
$$Z = \frac{(54 - 27)}{(477 - 27)} (0,8) + 0,1$$

$$Z = 0,148000000$$

3.3. Penentuan Neuron Dan Hidden Layer

Pada lapisan tersembunyi, tentukan jumlah *neuron*. Pada lapisan tersembunyi, banyaknya jumlah *neuron* yang digunakan akan menentukan kinerja sistem ketika memprakirakan. Arsitektur awal pada penelitian ini dibangun dengan 6-10-1, maksudnya adalah 6 *input*, 10 *hidden layer*, 1 *output*. Input x_1 sampai x_6 ditentukan berdasarkan jumlah bulan dalam satu tahun yang dibagi dua menjadi bulan latihan berjumlah 6 dan bulan uji berjumlah 6. *Trial* dan eror digunakan ketika melakukan penentuan *hidden layer*. Jika hasil *output* masih mempunyai nilai eror yang besar, untuk

penentuan *hidden layer* dapat diganti hingga memperoleh nilai *output error* yang kecil ($error < 0,01$).



Gambar 3. Arsitektur JST Backpropagation

3.4. Penentuan Learning Rate

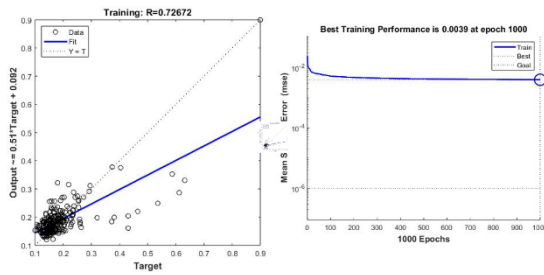
Dalam parameter pembelajaran ditentukan dengan epoch maksimum, besar galat dan *learning rate*. Nilai epoch maksimum dengan nilai 1000 dan nilai koefisien *learning rate* 0,6 dari hasil percobaan berkali - kali. Berikut tabel dari hasil percobaan :

Tabel 3. Penentuan Learning Rate

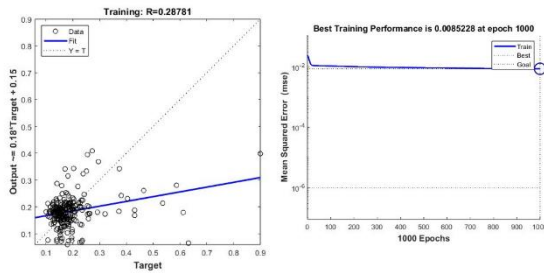
Neuron	L.Rate	Epoch	E.Goal	RMSE	MAE
10	0,1	1000	1,00E-06	0,391724	1,41069
10	0,2	1000	1,00E-06	0,394533	1,40798
10	0,3	1000	1,00E-06	0,391549	1,46081
10	0,4	1000	1,00E-06	0,399744	1,48814
10	0,5	1000	1,00E-06	0,389125	1,41773
10	0,6	1000	1,00E-06	0,38497	1,39073
10	0,7	1000	1,00E-06	0,401046	1,43728
10	0,8	1000	1,00E-06	0,394201	1,41557
10	0,9	1000	1,00E-06	0,391085	1,41452
10	1	1000	1,00E-06	0,388779	1,40719

3.5. Penentuan Training Function

Dalam proses *training function resilient backpropagation* menggunakan epoch 1000 dihasilkan *performance MSE* dengan nilai 0,0038 dan *Training plot Regression* dengan nilai *output* 0.72672. Kemudian dilakukan uji banding *training function* dengan *gradient descent* menggunakan epoch 1000 dihasilkan *performance MSE* dengan nilai 0,00852 dan *Training plot Regression* dengan nilai *output* 0.28781. Sehingga dapat disimpulkan training terbaik dalam penentuan *training function* prediksi aktivitas gempa bumi dengan skala magnitudo 4,5+ yaitu *Resilient Backpropagation*. hal ini juga didukung seperti tabel dibawah ini dengan hasil RMSE dan MAE *training function* RProp lebih baik dibanding *function gradient descent* dikarenakan semakin kecil mendekati 0 maka tingkat hasil prediksi semakin akurat.



Gambar 4. Performance dan Regression Function RProp



Gambar 5. Performance dan Regression Function GD

Tabel 4. Training RMSE dan MAE

	Resilient Backpropagation	Gradient Descent
RMSE	0,38497	0,569092
MAE	1,39073	2,20167

3.6. Tahapan Pembobotan Awal

Dari arsitektur jaringan diatas didapat bahwa 10x6 bobot awal ke *hidden layer*. Penentuan pembobotan awal ini didapatkan dengan cara *random* dengan *tools* Matlab. Berikut tabel input ke *hidden layer*:

Tabel 5. Bobot Awal Ke Hidden

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
h_1	-0,137	2,977	-1,262	5,691	-5,562	5,634
h_2	-0,070	2,721	8,909	0,356	-4,075	-1,429
h_3	5,661	-1,260	-4,163	4,850	5,489	-0,960
h_4	-1,726	0,156	-6,092	-6,702	0,724	-4,472
h_5	-4,904	-0,055	5,190	6,245	-0,334	-3,929
h_6	-3,693	2,153	5,355	6,015	-0,049	4,735
h_7	2,879	3,794	7,782	1,000	-2,974	3,529
h_8	4,950	-2,889	5,315	-1,000	6,578	0,434
h_9	4,902	-4,279	-4,829	-1,690	5,026	3,431
h_{10}	-5,993	6,859	0,940	4,644	0,285	0,249

Penjelasan:

Dimana x_1 x_6 adalah input layer, h_1 h_{10} adalah Neuron, dan nilai merupakan hasil bobot awal input layer ke *hidden layer*. Selanjutnya menentukan nilai bias awal ke *hidden*, disini nilai bias awal didapatkan juga secara *random* dengan *tools* Matlab. Nilai dari bias awal dapat dilihat pada tabel dibawah ini :

Tabel 6. Bias Awal Ke Hidden

	b_1
h_1	0,4394
h_2	-0,0098
h_3	-7,0918
h_4	10,4259
h_5	-0,6491
h_6	-7,7149
h_7	-6,6361
h_8	-4,4106
h_9	1,9163

h_{10} | -7,6026

Penjelasan:

Dimana h_1 h_{10} adalah *hidden*, b_1 adalah bias. Nilai merupakan bobot hasil bias ke *hidden layer*. Sama seperti sebelumnya, nilai *hidden* ke *output* juga diperoleh secara *random* dengan menggunakan *tools* Matlab seperti pada tabel 7 berikut ini :

Tabel 7. Hidden Ke Output

	y_1
h_1	0,3853
h_2	-2,1260
h_3	0,6512
h_4	-2,6489
h_5	-3,3202
h_6	1,3592
h_7	0,8050
h_8	-2,0787
h_9	0,6949
h_{10}	0,9633

Penjelasan:

Dimana h_1 h_{10} adalah *hidden layer*, y_1 adalah *Output*. Nilai merupakan bobot hasil *hidden layer* ke *output*. Kemudian penentuan nilai bobot awal juga sama seperti proses diatas, diperoleh secara *random* dari *tools* Matlab.

Tabel 8. Bobot Awal Ke Hidden

	b_2
y_1	3,3524

Penjelasan:

Dimana b_2 adalah bias, y_1 adalah *Output*. Nilai merupakan bobot hasil bias ke *output*. Maka akan dilakukan uji coba menggunakan matlab *generate* bobot *input hidden awal*, bias *input* ke *hidden*, bobot *hidden* ke *output* dan bias *hidden* ke *output*. Setelah proses bobot akhir diperoleh beserta nilai bias, kemudian bobot akan digunakan pada tahapan selanjutnya.

3.7. Menghitung Output

Penggunaan data latih dan target latih diambil secara acak dari data hasil normalisasi. Sebagai contoh di bawah ini, dengan inputan 6 dan data yang diambil yaitu data yang telah di normalisasi. Pada tabel dibawah ini, pola-1 nilai x_1 merupakan bulan Januari 1992 dan nilai target diambil bulan Juli 1992 hingga seterusnya sampai membentuk pola-234. Pada lapisan *output* menghasilkan respon yang hasilnya akan dibandingkan dengan nilai target kemudian dihitung RMSE. Proses akan berhenti jika nilai RMSE kurang dari 0,01 atau epoch maksimal sudah tercapai. Dari nilai bobot yang optimum dengan nilai RMSE paling kecil akan disimpan untuk membentuk struktur jaringan yang akan digunakan dalam proses prakiraan.

Tabel 9. Data Latih dan Data Target

	$pola-1$	$pola-2$	$pola-3$	$pola-4$	Pola-234
x_1	0,1480	0,1676	0,1818	0,1729	0,1000
x_2	0,1320	0,1338	0,1249	0,1889	0,1095
x_3	0,1320	0,1552	0,1267	0,1836	0,1009
x_4	0,1445	0,1605	0,1427	0,1480	0,1918
x_5	0,1605	0,1569	0,1854	0,1534	0,3286

x_6	0,1623	0,1516	0,3809	0,1320	0,3286
target	0,1338	0,1374	0,1818	0,1623	0,4835

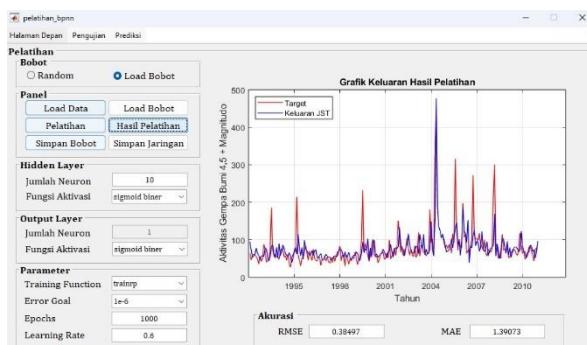
3.8. Hasil Pelatihan

Proses *Training* dilakukan dengan metode *backpropagation*, iterasi dilakukan hingga ke 1000 dengan *learning rate* 0,6 dan *hidden layer* 10 dan akan berhenti meskipun goal belum tercapai. Kemudian dapat dilihat dari perubahan nilai MAE dan RMSE. Data latih yang disusun merupakan data bulan Juli 1992 sampai dengan November 2010 dan data target latih merupakan data bulan Januari 1993 sampai dengan Desember 2010. Berikut hasil pelatihan dari data aktivitas gempa bumi wilayah indonesia skala magnitudo 4,5 keatas.

Tabel 10. Hasil Pelatihan

Neuron	L.Rate	Epoch	E.Goal	RMSE	MAE
10	0,6	1000	1,00E-06	0,38497	1,39073

Pada tabel diatas hasil pelatihan nilai RMSE dan MAE diperoleh dari hasil pelatihan menggunakan *tools* Matlab seperti pada gambar dibawah ini beserta dengan grafik yang dihasilkan. Dari hasil pelatihan tersebut selanjutnya akan digunakan pada proses pengujian.



Gambar 6. Hasil Pelatihan *Resilient Backpropagation*

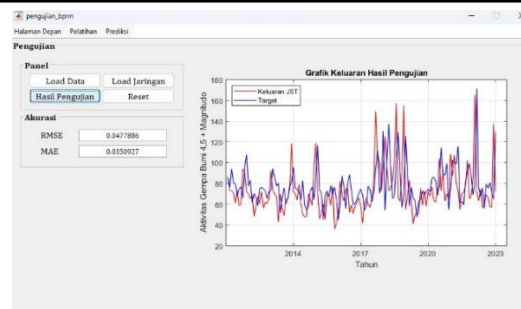
3.9. Hasil Pengujian

Berdasarkan pengujian metode jaringan saraf tiruan *resilient backpropagation* peneliti menyusun data uji dari Juli 2011 sampai dengan November 2023 dan target uji dari bulan Januari 2012 sampai dengan Desember 2023. Berikut hasil pengujian menggunakan metode jaringan syaraf tiruan *Resilient Backpropagation*.

Tabel 11. Hasil Pengujian

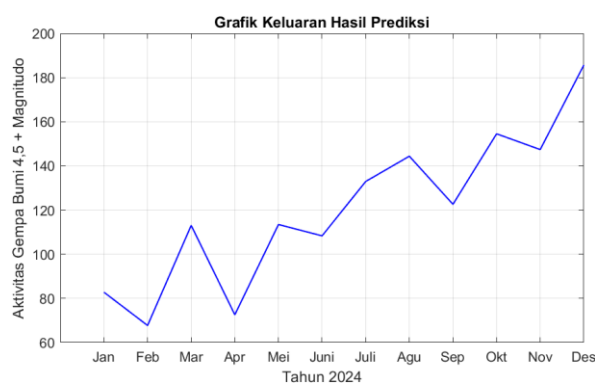
Neuron	L.Rate	Epoch	E.Goal	RMSE	MAE
10	0,6	1000	1,00E-06	0,04778	0,03509

Lebih jelasnya hasil yang diperoleh dengan menggunakan *tools* matlab dapat dilihat pada gambar dibawah ini dengan hasil RMSE dan MAE beserta dengan grafik yang diperoleh dari proses pengujian.

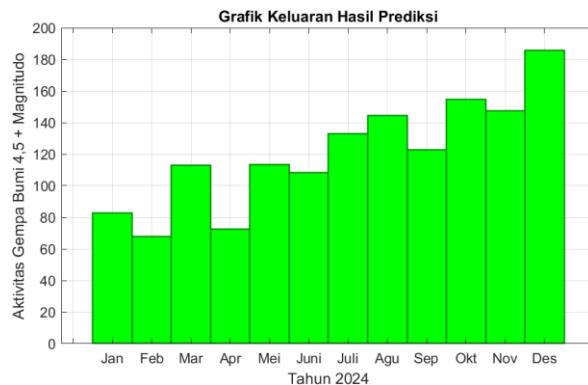


Gambar 7. Hasil Pengujian

Setelah melakukan proses pelatihan dan pengujian dengan *Resilient Backpropagation*, maka diperoleh hasil prediksi dari aktivitas gempa bumi wilayah Indonesia skala magnitudo 4.5 keatas seperti pada gambar dibawah ini :



Gambar 8. Hasil Prediksi



Gambar 9. Hasil Prediksi Bar

Berikut tabel hasil nilai prediksi aktivitas gempa bumi skala magnitudo 4,5 keatas pada tiap bulan dari gambar diatas hasil prediksi *resilient backpropagation* dalam satuan kejadian:

Tabel 12. Penjelasan Grafik

Bulan	Aktivitas Gempa Bumi skala magnitudo 4,5+
Januari	82
Februari	67
Maret	113
April	72
Mei	113
Juni	108
Juli	132
Agustus	144
September	122
Oktober	154
November	147

3.10. Pembahasan

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan prediksi aktivitas gempa bumi dengan skala magnitudo 4,5 keatas dengan metode Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation* untuk mencari tingkat akurasi yang lebih baik. Pada tahap penentuan model menggunakan data latih yaitu data bulan Juli 1992 - November 2010 dan data target latih adalah data bulan Januari 1993 - Desember 2010. Data latih di proses untuk penentuan *Neuron* dan *Hidden Layer*, *Learning Rate*, *Training Function*, pembobotan awal dan menghitung *output* menggunakan algoritma Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation* untuk mendapatkan bobot yang telah terlatih. Setelah menentukan model, maka tahap berikutnya adalah pengujian. Pada pengujian dataset uji yang digunakan merupakan data aktivitas gempa bumi skala magnitudo 4,5 keatas dari Juli 2011 sampai dengan November 2023 dan target uji dari bulan Januari 2012 sampai dengan Desember 2023. Dari hasil pengujian menunjukkan bahwa tingkat akurasi menggunakan metode *Resilient Backpropagation* adalah RMSE 0,04778 dan MAE 0,03509 dengan arsitektur jaringan 6 *input*, 10 *hidden layer* dan 1 *output* dan dengan *learning rate* 0,6. Serta dalam tahap prediksi ditunjukkan grafik prediksi yang menunjukkan bahwa aktivitas gempa bumi di wilayah Indonesia dengan skala magnitudo 4,5+ kejadian paling sedikit pada bulan Februari dengan 67 kejadian dan tertinggi pada bulan Desember dengan 185 kejadian.

4. Kesimpulan

Dari pembahasan dan hasil uraian diatas maka dapat disimpulkan bahwa prediksi aktivitas gempa bumi dengan skala magnitudo 4,5 keatas dengan metode Jaringan Saraf Tiruan *Resilient Backpropagation* adalah model arsitektur 6-10-1 dengan *learning rate* 0,6. Hasil pengujian menunjukkan tingkat akurasi RMSE 0,04778 dan MAE 0,03509. Data yang digunakan adalah data gempa bumi di Indonesia dengan skala magnitudo 4,5 keatas dari periode waktu tahun Januari 1992 sampai dengan Desember 2023 yang di peroleh dari katalog USGS. Hasil prediksi aktifitas gempa bumi di wilayah Indonesia dengan skala magnitudo 4,5 keatas paling sedikit gempa bumi pada bulan Februari dengan 67 kejadian dan tertinggi pada bulan Desember dengan 185 kejadian.

Daftar Rujukan

- [1] W. Agwil, "Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Pada Data Gempa Bumi Di Provinsi Bengkulu," *J. Stat. Univ.*

- Muhammadiyah Semarang, vol. 8, no. 2, p. 152, 2020, doi: 10.26714/jsunimus.8.2.2020.152-158.
- [2] F. Anindya and P. P. Oktaviana, "Pemodelan Magnitude Gempa Bumi di Indonesia Menggunakan Generalized Extreme Value (GEV)," *J. Sains Dan Seni Its*, vol. 11, no. 6, 2022.
- [3] F. Firdausa, "Prediksi dan Analisis Data Gempa Bumi di Provinsi Bengkulu dengan Metode Artificial Neural Network," *Cantilever*, vol. 8, no. 2, pp. 45–49, 2020, doi: 10.35139/cantilever.v8i2.5.
- [4] M. A. Permana and M. Faisal, "Uji Performa Prediksi Gempa Bumi di Jawa Timur dengan Artificial Neural Network," *Euler J. Ilm. Mat. Sains dan Teknol.*, vol. 11, no. 1, pp. 44–54, 2023, doi: 10.34312/euler.v11i1.19291.
- [5] O. Somantri, "Prediksi Kekuatan Gempa Bumi Indonesia Berdasarkan Nilai Magnitudo Menggunakan Neural Network," *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 2, no. November 2021, pp. 203–207, 2021, doi: 10.33005/santika.v2i0.124.
- [6] N. Yulia, I. Ginting, A. Novianty, and A. L. Prasasti, "Estimasi Magnitudo Gempa Bumi Dari Sinyal Seismik Gelombang P Menggunakan Metode Regresi Polinomial Estimation of Earthquake Magnitude From P Wave Seismic Signals Using Polynomial Regression Method," *e-Proceeding Eng.*, vol. 7, no. 02, pp. 4633–4642, 2020.
- [7] B. Alankar, N. Yousf, and S. U. Ahsaan, "Predictive analytics for weather forecasting using back propagation and resilient back propagation neural networks," *Adv. Intell. Syst. Comput.*, vol. 1030, pp. 99–115, 2020, doi: 10.1007/978-981-13-9330-3_10.
- [8] D. D. Rumani, "A Prediction of the Number of Domestic Airplane Passengers Using Resilient Backpropagation Method during the Covid-19 Recovery Period," vol. 1, no. 1, pp. 31–40, 2022.
- [9] Muhammad Thoriq, A. E. Syaputra, and Y. S. Eirlangga, "Prediksi Peningkatan Kunjungan Pasien Dimasa Mendatang Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation," *J. Fasilkom*, vol. 14, no. 1, pp. 34–40, 2024, doi: 10.37859/jf.v14i1.6068.
- [10] A. Wati, "Analisis Backpropagation Dengan Optimasi Metode Resilient Pada Prediksi IPM Berdasarkan Rata-Rata Lama Sekolah," *Semin. Nas. Sist. Inf. 2022, Fak. Teknol. Inf. – UNMER Malang*, no. September, pp. 3158–3181, 2022.
- [11] "Earthquake Hazards Program." <https://www.usgs.gov/programs/earthquake-hazards>.
- [12] Muhammad Thoriq, A. Eko Syaputra, and Y. Septi Eirlangga, "Perkiraan Kebutuhan Air Bersih Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation," *J. Fasilkom*, vol. 13, no. 3, pp. 438–444, 2023, doi: 10.37859/jf.v13i3.6142.
- [13] O. Erkaymaz, "Resilient back-propagation approach in small-world feed-forward neural network topology based on Newman–Watts algorithm," *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 20, pp. 16279–16289, 2020, doi: 10.1007/s00521-020-05161-6.
- [14] W. Saputra, T. Tulus, M. Zarlis, R. W. Sembiring, and D. Hartama, "Analysis Resilient Algorithm on Artificial Neural Network Backpropagation," *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 930, no. 1, 2017, doi: 10.1088/1742-6596/930/1/012035.
- [15] Solikhun, M. Wahyudi, M. Safii, and M. Zarlis, "Resilient Algorithm in Predicting Fertilizer Imports by Major Countries," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 769, no. 1, 2020, doi: 10.1088/1757-899X/769/1/012038.