

KAJIAN PREDIKSI FRAGMENTASI BATUAN HASIL KEGIATAN PELEDAKAN MENGGUNAKAN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Eko Santoso^{1*}, Romla Noor Hakim², Fransiskus Agung Bimantoro³
^{1,2,3}Program Studi Teknik Pertambangan, Fakultas Teknik, Universitas Lambung Mangkurat
 e-mail: *eko@ulm.ac.id

ABSTRAK

Kegiatan peledakan banyak digunakan sebagai cara pemberaian batuan yang ekonomis dalam proses penambangan, dan memegang peranan penting dalam kemajuan produksi tambang. Ledakan yang optimal mampu menghasilkan fragmentasi batuan yang diinginkan. Fragmentasi batuan sangat penting karena menentukan sebagian besar penggunaan peralatan dan produktivitas. Oleh karena itu, perlu dilakukan kajian prediksi fragmentasi batuan hasil kegiatan peledakan. Teknik artificial neural network lebih disukai daripada rumus empiris karena mampu menggabungkan berbagai faktor yang mempengaruhi hasil peledakan. Penelitian ini bertujuan membandingkan hasil prediksi menggunakan artificial neural network dengan rumus empiris Kuz-Ram untuk memprediksi fragmentasi batuan dengan memperhatikan nilai error dari data yang dihasilkan. Pengembangan model artificial neural network menggunakan sistem neural network tool berbasis MATLAB R2016a dengan metode backpropagation. Pelatihan, validasi dan pengujian dilakukan dengan 99 total data peledakan yang diambil dari lapangan. Seperti burden, spasi, kedalaman, relative weight strenght bahan peledak, faktor batuan, jumlah bahan peledak per lubang ledak, dan fragmentasi batuan. Berdasarkan hasil yang diperoleh dari penelitian, model artificial neural network dengan arsitektur 15-6-1 lebih optimal dalam memprediksi fragmentasi batuan dibandingkan dengan rumus empiris Kuz-Ram. Nilai error yang dihasilkan dari artificial neural network sum square error 422.60, mean square error 0.60, root mean square error 0.78.

Kata-kata kunci: Peledakan, Fragmentasi Batuan, Artificial Neural Network, Rumus Empiris Kuz-Ram.

PENDAHULUAN

Pembongkaran material batuan penutup menggunakan metode peledakan merupakan metode yang secara umum banyak digunakan pada tambang terbuka batubara saat ini [1,2,3]. Aplikasi peledakan telah digunakan secara massif dan kontinu oleh beberapa industri pertambangan di Kalimantan Selatan. Oleh sebab itu kegiatan peledakan menghasilkan banyak data dan informasi pada setiap pelaksanaannya. Melalui data-data yang banyak (big data) akan dilakukan penelitian terapan dengan membangun sebuah jaringan saraf tiruan (*Artificial Neural Network*) guna memprediksi tingkat fragmentasi batuan hasil peledakan.

Pada penelitian sebelumnya, penggunaan *Artificial Neural Network* dalam bidang peledakan [4,5]. Menunjukkan bahwa penggunaan *Artificial Neural Network* dapat membantu dalam memprediksi hasil fragmentasi batuan hasil peledakan secara cepat dan mendekati kondisi aktualnya.

Metode empiris yang secara general banyak digunakan dalam memprediksi tingkat fragmentasi batuan hasil peledakan adalah melalui pendekatan Kuz-Ram, yang didasarkan pada parameter faktor batuan, volume batuan yang terbongkar dan penggunaan bahan peledak pada tiap lubangnya [1,3,8]

Maka dari itu, pada penelitian ini juga akan dilakukan perbandingan antara prediksi hasil fragmentasi batuan hasil pendekatan empiris Kuz-Ram dengan *Artificial Neural Network* dan dengan tingkat fragmentasi actual di lapangan. Hal ini dimaksudkan untuk mengetahui tingkat keakurasian dari pendekatan yang baru dalam memprediksi tingkat fragmentasi batuan hasil kegiatan peledakan.

METODOLOGI

Data Penelitian

Pada penelitian kali ini digunakan data empiris dari penelitian-penelitian terdahulu, yaitu penelitian dari M. Althoriqi (2013) dan Alfian Nur Cahyanto (2015) yang mana data mereka di ambil dari data perusahaan PT Adaro

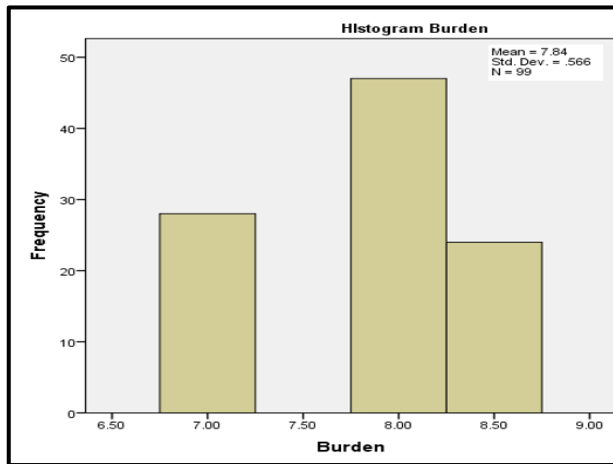
Indonesia, Kalimantan Selatan. Lebih spesifik data yang digunakan merupakan data hasil dari kegiatan peledakan, yaitu: burden, spasi, kedalaman, subdrill, stemming, powder column, powder factor, faktor batuan, jumlah bahan peledak per lubang ledak (Q), jumlah bahan peledak aktual, lubang ledak, jenis bahan peledak, relatif weight strenght bahan peledak, fragmentasi batuan.

Pengolahan data dilakukan mulai dari menghitung hasil fragmentasi batuan menggunakan rumus empiris kuz-ram, hingga menyiapkan data yang akan digunakan untuk memprediksi hasil fragmentasi batuan menggunakan artificial neural network.

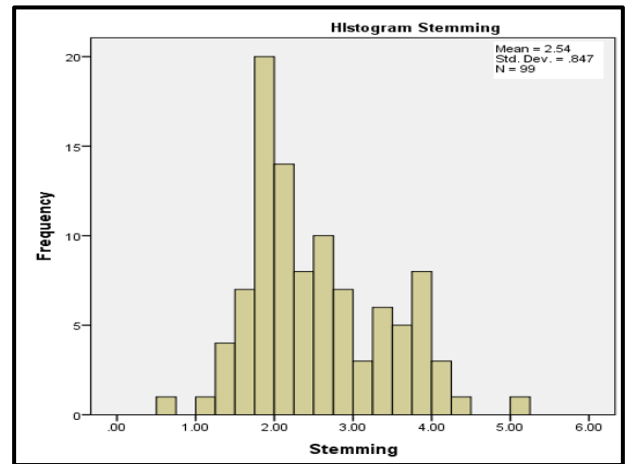
Data yang diambil adalah sebanyak 99 sampel data hasil kegiatan peledakan yang akan digunakan dalam penelitian ini.

Tabel-1. Deskriptive Data Penelitian

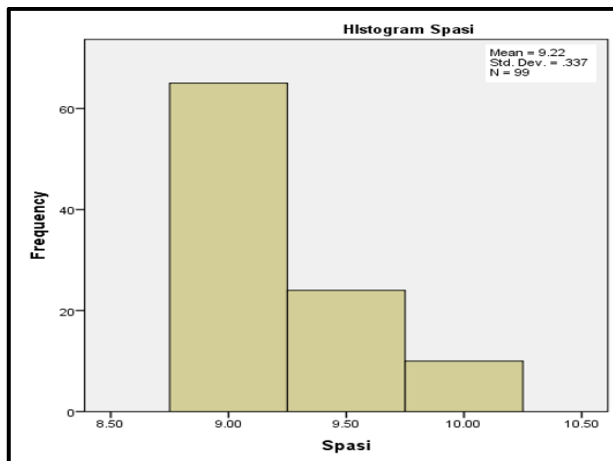
	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
Burden	99	7.00	8.50	7.84	0.57
Spasi	99	9.00	10.00	9.22	0.34
Kedalaman	99	5.20	10.62	8.07	1.20
Subdrill	99	0.50	0.50	0.50	0.00
Stemming	99	0.73	5.01	2.54	0.85
PC	99	2.41	8.90	5.54	1.72
PF	99	0.17	0.36	0.26	0.04
FB	99	3.57	4.17	3.94	0.29
Q	99	63.62	234.67	145.45	45.55
Bahan Peledak Aktual	99	1851.00	65443.00	18607.59	10707.33
L.Ledak	99	24.00	480.00	130.49	67.71
Fragmentasi	99	85.00	95.00	89.66	2.76



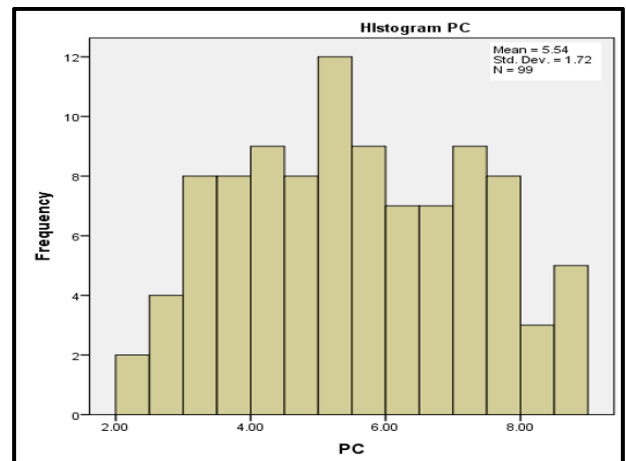
Gambar-1. Grafik Histogram Data *Burden*



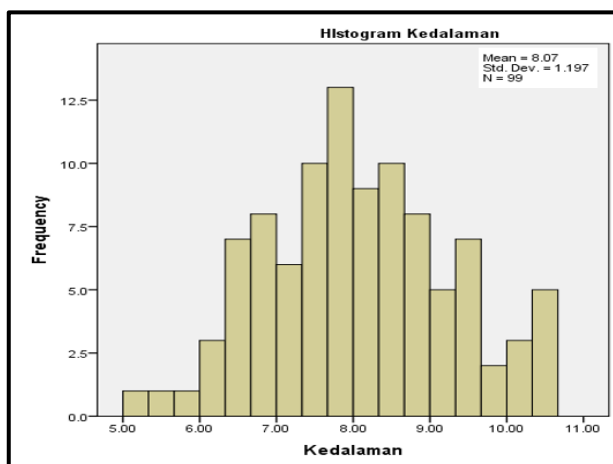
Gambar-4. Grafik Histogram Data *Stemming*



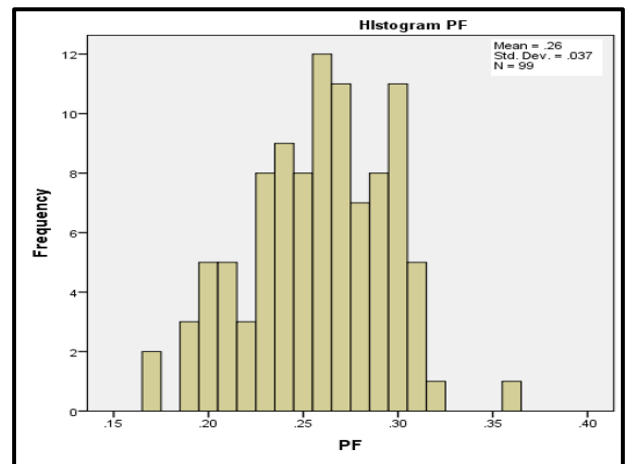
Gambar-2. Grafik Histogram Data *Spasi*



Gambar-5. Grafik Histogram Data *Powder Colomn*



Gambar-3. Grafik Histogram Data *Kedalaman*



Gambar-6. Grafik Histogram Data *Powder Factor*

HASIL DAN PEMBAHASAN

Perhitungan Fragmentasi Menggunakan Rumus Empiris Kuz-Ram

Perhitungan distribusi fragmentasi hasil peledakan secara empiris dilakukan menggunakan metode kuz-ram, persamaan rumus (1), adapun perhitungan distribusi fragmentasi hasil peledakan berdasarkan metode kuz-ram hanya diambil ukuran fragmentasi batumannya hanya sampai ≤ 80 cm. Menyesuaikan dengan hasil perhitungan di lapangan dan data yang digunakan.

$$X_{\text{mean}} = A \times \left(\frac{V}{Q}\right)^{0.8} \times Q^{0.167} \quad \dots\dots\dots(1)$$

Keterangan:

X_{mean} = Ukuran rata-rata fragmen batuan (cm)

A = Faktor Batuan

V = Volume batuan yang terbongkar (m³)

Q = Berat bahan peledak tiap lubang ledak (kg)

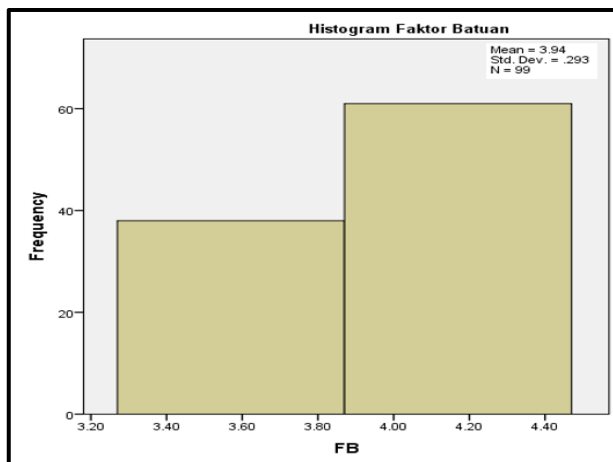
Desain Model Arsitektur Artificial Neural Network

Rancangan arsitektur model JST yang akan dikembangkan disesuaikan dengan aplikasi yang akan dikembangkan. Untuk melakukan prediksi fragmentasi batuan yang memerlukan data berupa pola beban atau *input* yang relatif besar, jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer net*) dengan algoritma *backpropagation* dan metode pembelajaran terawasi (*learning supervised*) merupakan pilihan yang baik. Pada jaringan (model *ANN*) diberikan sepasang pola yang terdiri dari pola masukan dan pola yang diinginkan atau target [8, 9].

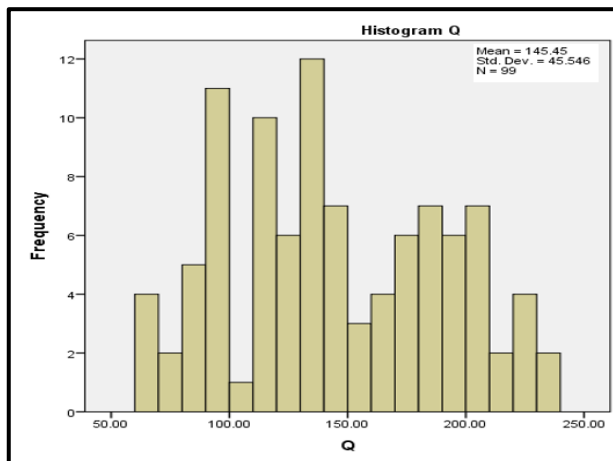
Dengan besarnya data yang akan digunakan dan relatif kompleksnya persoalan yang harus diselesaikan maka model *ANN* yang akan dikembangkan adalah *ANN* dengan arsitektur *multilayer net* yang terdiri dari 3 (tiga) *layer* (lapisan).

Penentuan Data Input dan Data Output

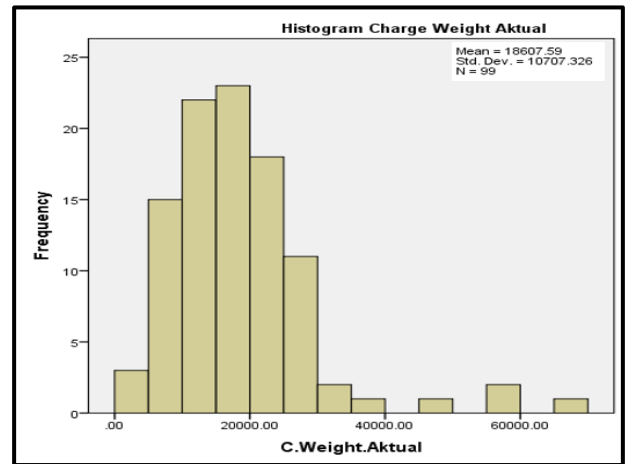
Pada penentuan data input dan data output menyesuaikan dengan tujuan penelitian dimana hasil dari artificial neural network nantinya akan dibandingkan dengan kondisi aktual di lapangan dan perhitungan menggunakan rumus empiris *kuz-ram*. Sehingga penentuan data input dan data output ditentukan mendekati dengan rumus empiris *kuz-ram*.



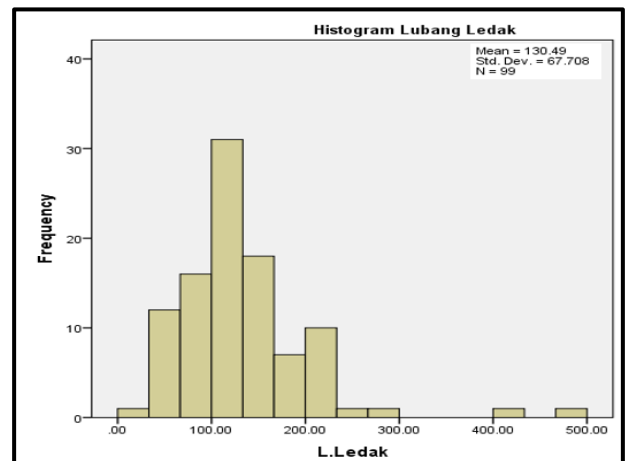
Gambar-7. Grafik Histogram Data Faktor Batuan



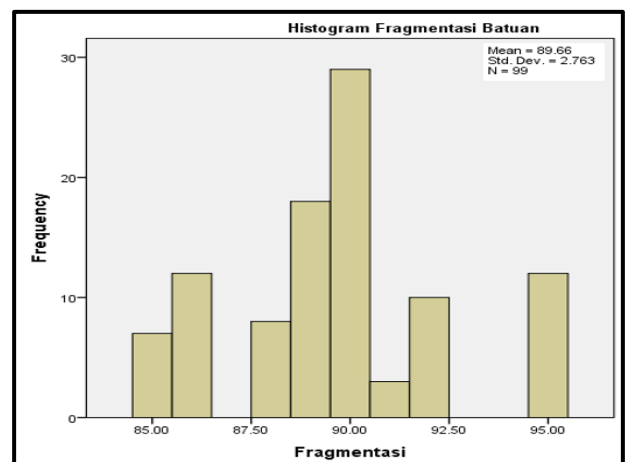
Gambar-8. Grafik Histogram Data Bahan Peledak Per Lubang Ledak (Q)



Gambar-9. Grafik Histogram Data Jumlah Bahan Peledak Aktual



Gambar-10. Grafik Histogram Data Lubang Ledak



Gambar-11. Grafik Histogram Data Fragmentasi Batuan ≤ 80 cm (%)

Adapun data input yang akan digunakan yaitu, burden, spasi, kedalaman, relative weight strenght bahan peledak, faktor batuan, jumlah bahan peledak per lubang ledak (Q). dan data output adalah fragmentasi batuan dengan ukuran ≤ 80 cm (%).

Tabel 2. Input Parameter dan Range

Parameter	Simbol	Range
Burden (m)	B	7 - 8.5
Spasi (m)	S	9 - 10
Kedalaman (m)	H	5.20 - 10.62
Relative Weight Strenght	RWS	77.00
Faktor Batuan	FB	3.57 - 4.17
Jumlah Bahan Peledak Per Lubang Ledak (Kg)	Q	63.62 - 234.66

Tabel 3. Output Parameter dan Range

Parameter	Simbol	Range
Fragmentasi Batuan ≤80 (%)	Fragmentasi	85 - 95

Transformasi Data

Pada tahap ini dilakukan praprosesing data, dimana melakukan *scalling* data dengan merubah *range* data *input* dan *output* yang kita miliki menjadi antara 0 sampai 1 menggunakan rumus pada persamaan 1. Hal ini dilakukan untuk mendapatkan hasil analisis yang lebih akurat dalam pemakaian teknik-teknik *artificial neural network*.

Berikut merupakan rumus yang digunakan untuk melakukan transformasi data dimana dilakukan perubahan pada nilai sebenarnya menjadi skala 0 sampai 1 dengan tujuan menjadikan bilangan biner [10].

$$X' = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} * (BA - BB) + BB \quad \dots(2)$$

Keterangan :

- X' = Nilai transformasi
- X = Nilai yang akan ditransformasikan
- Xmin = Nilai minimum dari semua data
- Xmax = Nilai maximum dari semua data
- BA = Batas Atas (1)
- BB = Bata Bawah (0)

Penentuan Data Training dan Data Testing

Setelah dilakukan transformasi data lanjut ke tahap selanjutnya dimana dilakukan penentuan data training dan data testing. Hal ini perlu dilakukan agar artificial neural network yang nanti kita buat juga harus divalidasi agar kita tahu tingkat keakuratan dari hasil prediksi artificial neural network yang sudah dibangun.

Dari 99 data yang ada, dibagi 70% digunakan sebagai data training dan 30% digunakan sebagai data testing. Dimana 69 data digunakan sebagai data training dan 30 data digunakan sebagai data testing. Pemilihan rasio 7:3 didasarkan dari hasil percobaan yang telah dilakukan dengan membandingkan dengan rasio 8:2 dan 9:1, dan didapatkan rasio 7:3 memiliki nilai *error* yang kecil sehingga dipilihlah rasio 7:3 untuk penentuan data *training* dan data *testing*.

Pembuatan Model Arsitektur Artificial Neural Network

Model arsitektur artificial neural network dibangun menggunakan aplikasi matlab R2016a, adapun algoritma pembelajaran yang diterapkan pada pembuatan model arsitektur artificial neural network adalah propagasi balik (*backpropagation*) dengan metode supervised learning (*pembelajaran terawasi*), dimana ada nilai target yang akan dicapai oleh keluaran (*output*) jaringan atau model artificial neural network yang dikembangkan

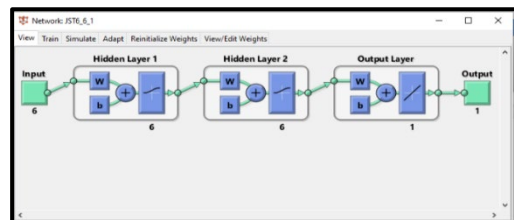
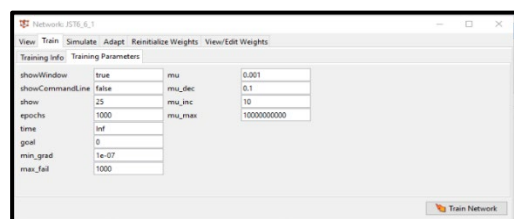
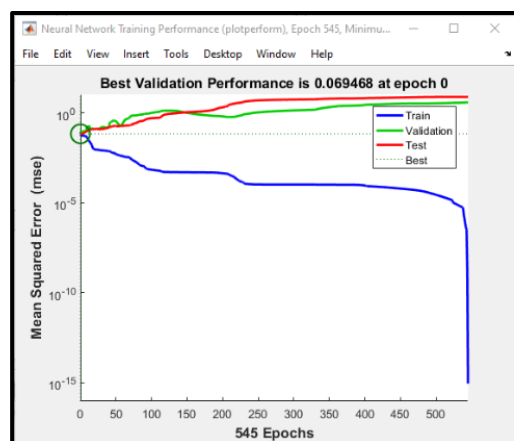
menggunakan fungsi pelatihan *trainlm* (*Training Levenberg-Marquardt*). Model arsitektur jaringan yang sudah terbentuk nantinya akan dilakukan pengujian kembali dengan menghitung *error* yang dihasilkan. Model arsitektur yang memiliki nilai *error* yang paling kecil nanti akan digunakan untuk memprediksi fragmentasi batuan.

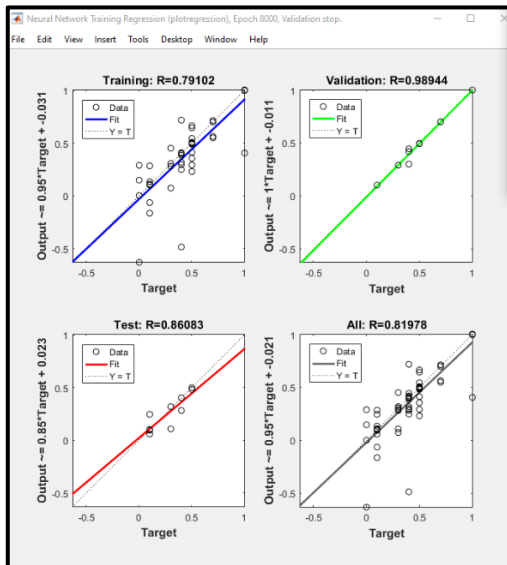
**Gambar-12.** Algoritma Pembelajaran Model Arsitektur ANN

a. Model Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan 6-6-1

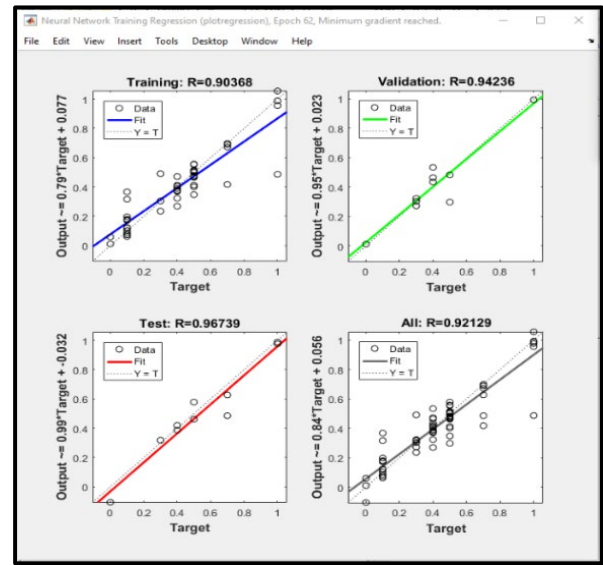
Adapun hasil dari proses training model arsitektur artificial neural network 6-6-1 pada matlab R2016a terdapat pada gambar-13, 14, 15, 16.

Adapun hasil dari proses training model arsitektur Artificial Neural network 9-6-1 pada matlab R2016a terdapat pada gambar-17, 18, 19, dan 20. Untuk hasil dari proses training model arsitektur artificial neural network 10-6-1 pada matlab R2016a terdapat pada gambar-21, 22, 23 dan 24. kemudian hasil dari proses training model arsitektur artificial neural network 12-6-1 pada matlab R2016a terdapat pada gambar-25, 26, 27 dan 28. Dan untuk hasil dari proses training model arsitektur artificial neural network 15-6-1 pada matlab R2016a terdapat pada gambar-29, 30, 31 dan 32

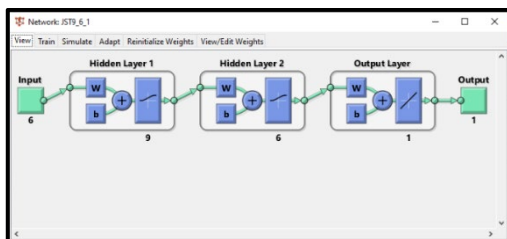
**Gambar-13.** Model Arsitektur ANN 6-6-1**Gambar-14.** Training Parameters Model Arsitektur ANN 6-6-1**Gambar-15.** Training Performance Model Arsitektur ANN 6-6-1



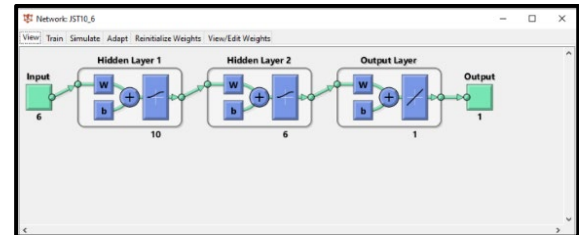
Gambar-16. Training Regression Model Arsitektur ANN 6-6-1



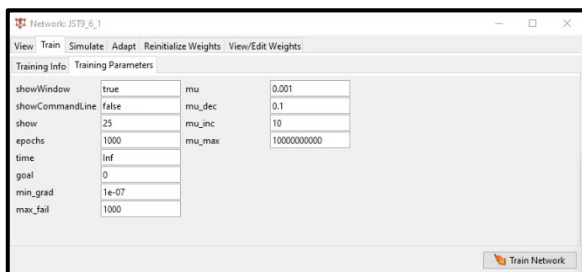
Gambar-20. Training Regression Model Arsitektur ANN 9-6-1



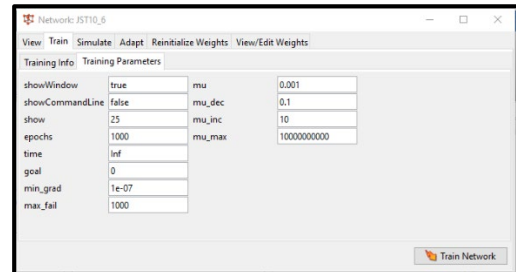
Gambar-17. Model Arsitektur ANN 9-6-1



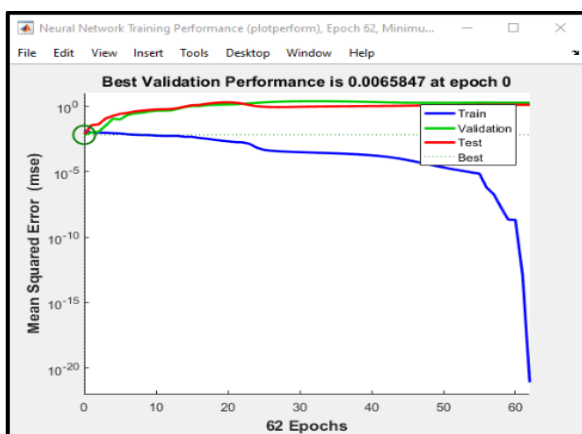
Gambar-21. Model Arsitektur ANN 10-6-1



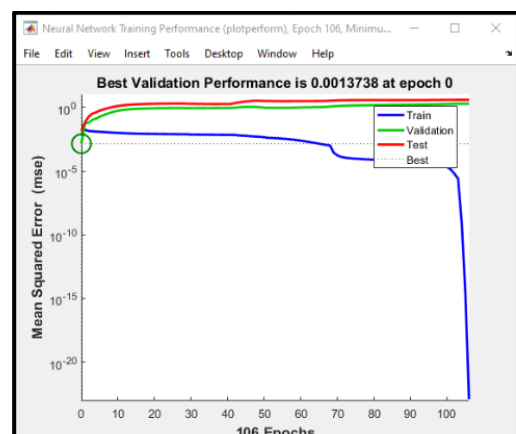
Gambar-18. Training Parameters Model Arsitektur ANN 9-6-1



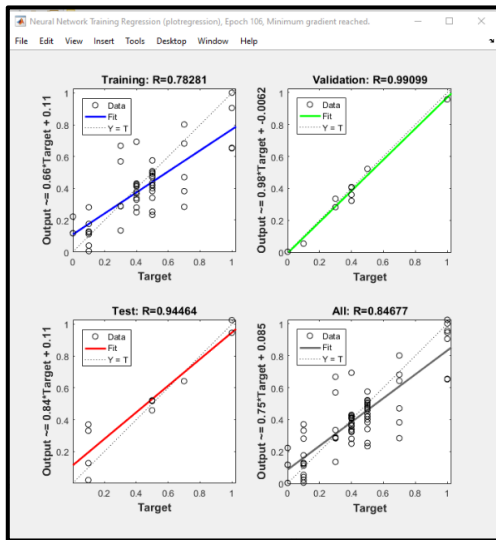
Gambar-22. Training Parameters Model Arsitektur ANN 10-6-1



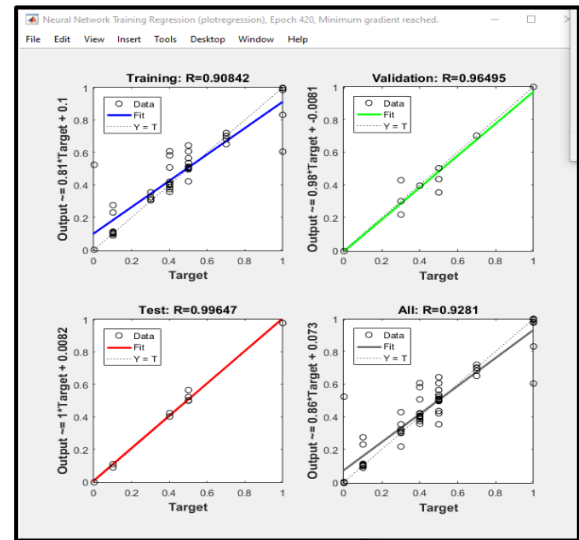
Gambar-19. Training Performance Model Arsitektur ANN 9-6-1



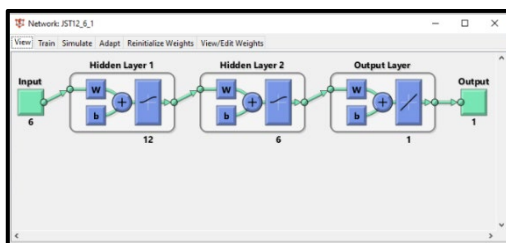
Gambar-23. Training Performance Model Arsitektur ANN 10-6-1



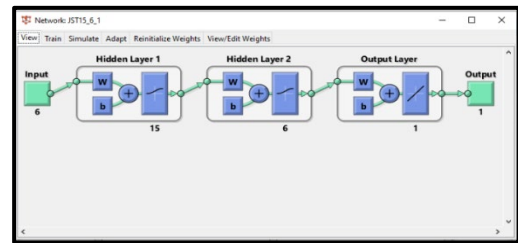
Gambar-24. Training Regression Model Arsitektur ANN 10-6-1



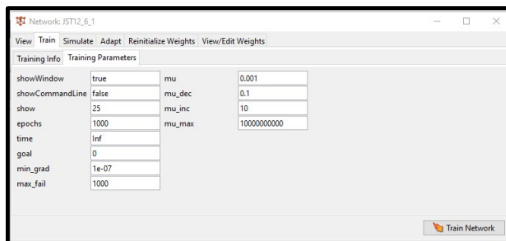
Gambar-28. Training Regression Model Arsitektur ANN 12-6-1



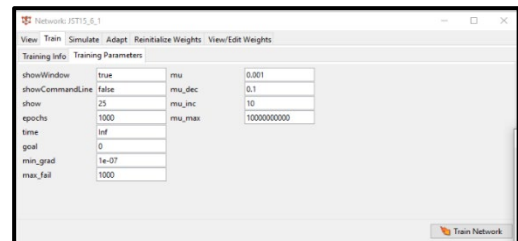
Gambar-25. Model Arsitektur ANN 12-6-1



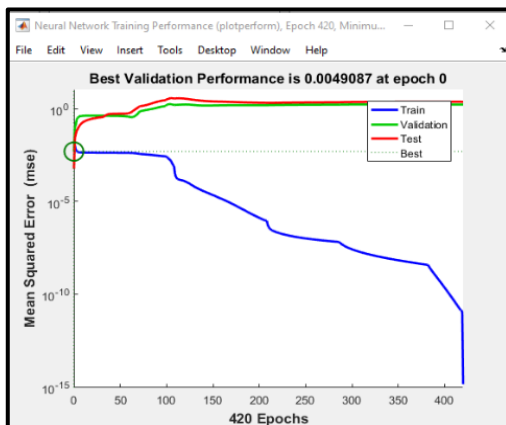
Gambar-29. Model Arsitektur ANN 15-6-1



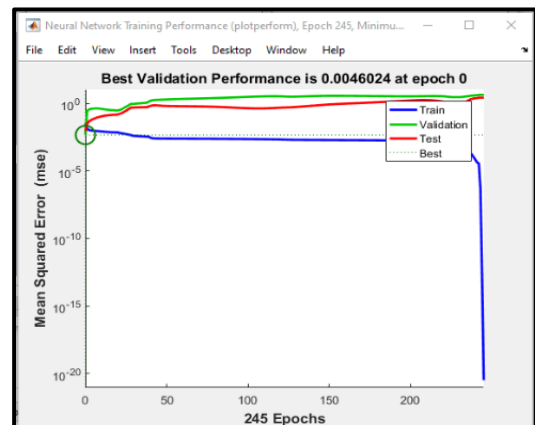
Gambar-26. Model Arsitektur ANN 12-6-1



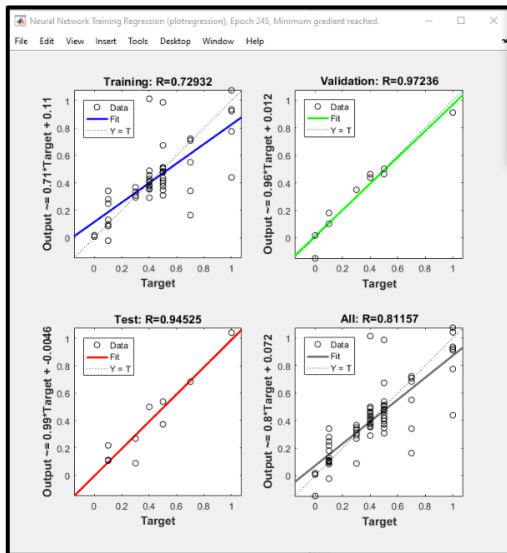
Gambar 30. Training Parameters Model Arsitektur ANN 15-6-1



Gambar-27. Training Performance Model Arsitektur ANN 12-6-1



Gambar-31. Training Performance Model Arsitektur ANN 15-6-1



Gambar-32. Training Regression Model Arsitektur ANN 15-6-1

Hasil Prediksi Menggunakan Artificial Neural Network

Dari hasil pembuatan model arsitektur artificial neural network didapatkan 5 jenis arsitektur dengan 3 layer, yaitu arsitektur 6-6-1, 9-6-1, 10-6-1, 12-6-1, 15-6-1. Setelah arsitektur terbentuk selanjutnya akan dilakukan proses prediksi dengan menggunakan data testing sebagai data inputannya dan akan dicari outputnya berdasarkan prediksi setiap arsitektur.

Output yang didapat dari hasil prediksi menggunakan data testing pada setiap arsitektur, akan dibandingkan secara langsung dengan hasil fragmentasi batuan pengukuran langsung di lapangan. Dan nantinya akan dilakukan perhitungan error yang dihasilkan dari selisih antara hasil prediksi menggunakan artificial neural network dan hasil pengukuran fragmentasi batuan secara langsung di lapangan, dengan memperhatikan sum square error, mean square error, root mean square error. Dari 5 arsitektur yang sudah dibangun nanti akan dipilih arsitektur yang memiliki nilai sum square error, mean square error, root mean square error yang paling kecil, dan akan dibandingkan dengan perhitungan fragmentasi batuan menggunakan rumus empiris yaitu rumus empiris kuz-ram.

Kriteria Pembanding Error

Jaringan syaraf tiruan propagasi balik dilatih dengan metode belajar terbimbing. Pada metode ini jaringan diberi sekumpulan pasangan pola yang terdiri dari pola masukan dan pola yang diinginkan. Pelatihan dilakukan berulang-ulang sehingga dihasilkan jaringan yang memberikan tanggapan yang benar terhadap semua masukannya.

Perhitungan kesalahan (error) merupakan pengukuran bagaimana jaringan dapat belajar dengan baik, sehingga jika dibandingkan dengan pola yang baru akan dengan mudah dikenali. Kesalahan (error) pada keluaran jaringan merupakan selisih antara keluaran sebenarnya (current output) dan keluaran yang diinginkan (desired output) atau target [11].

Selisih yang dihasilkan antara keduanya biasanya ditentukan dengan cara dihitung menggunakan persamaan :

1. Sum Square Error (SSE)

$$SSE = \sum_p \sum_j (T_{jp} - Y_{jp})^2$$

2. Mean Square Error (MSE)

$$MSE = \frac{SSE}{n_p n_j}$$

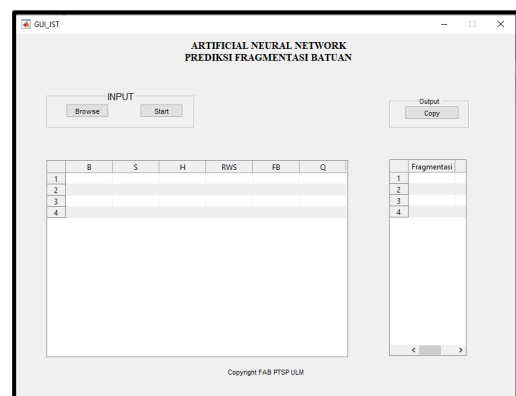
3. Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{MSE}$$

Pengaplikasian Graphic User Interface Artificial Neural Network

Setelah didapatkan model arsitektur artificial neural network yang menghasilkan nilai error yang kecil, dimana bisa juga diasumsikan mendekati dengan nilai aktual di lapangan. Maka dibuatlah aplikasi graphic user interface untuk membantu mempermudah pengaplikasian prediksi fragmentasi batuan menggunakan artificial neural network.

Graphic user interface merupakan sebuah aplikasi keluaran dari matlab, dimana kita bisa membuat model pengaplikasian artificial neural network secara mudah dengan kita membangun aplikasi tersebut. Maka dari itu pada penelitian kali ini, peneliti membangun aplikasi graphic user interface untuk memprediksi fragmentasi batuan menggunakan artificial neural network.



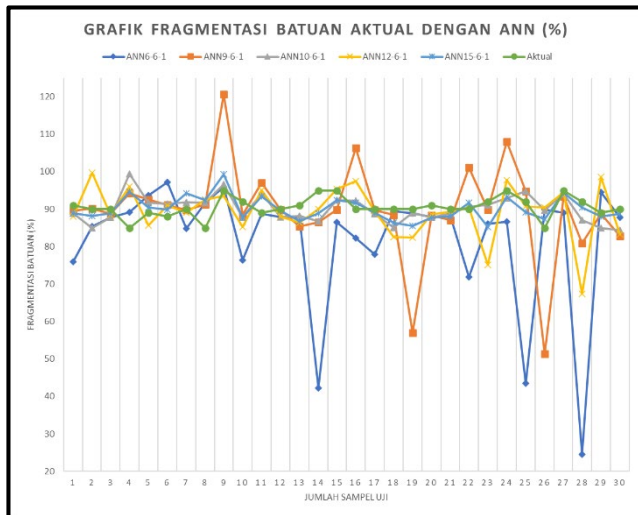
Gambar-33. Graphic user interface ANN

PEMBAHASAN

Analisis Artificial Neural Network

Pada analisis ini akan dibandingkan hasil dari prediksi fragmentasi batuan menggunakan artificial neural network dengan data aktual fragmentasi batuan pengukuran langsung di lapangan. Hasil dari analisis ini dipilih satu artificial neural network yang menghasilkan nilai error yang paling kecil. Analisis *Artificial Neural Network* [9,10].

Pada analisis ini akan dibandingkan hasil dari prediksi fragmentasi batuan menggunakan *artificial neural network* dengan data aktual fragmentasi batuan pengukuran langsung di lapangan. Hasil dari analisis ini dipilih satu *artificial neural network* yang menghasilkan nilai *error* yang paling kecil.



Gambar-34. Grafik Fragmentasi Batuan Aktual dengan ANN

Pada Gambar-34 grafik fragmentasi batuan aktual dengan ANN menunjukkan hasil prediksi dari ANN terhadap data aktual, dan pola dari prediksi fragmentasi batuan. Bahwa model arsitektur ANN 15-6-1 menunjukkan bahwa nilai hasil prediksi fragmentasi batuan mendekati perhitungan secara aktual lapangan.

Tabel-4. Hasil Perhitungan Error Artificial Neural Network

ANN	SSE	MSE	RMSE
6-6-1	11,204.71	16.16	4.02
9-6-1	3,993.81	5.76	2.40
12-6-1	1,684.71	2.43	1.55
10-6-1	594.39	0.85	0.92
15-6-1	422.60	0.60	0.78

Dari Tabel-4 hasil analisis didapatkan bahwa model arsitektur *artificial neural network* dengan model arsitektur 15-6-1 menghasilkan *error* paling kecil dimana *sum square error* yang didapatkan 422.60, *mean square error* yang didapatkan 0.60, dan *root mean square error* yang didapatkan 0.78.

Analisis Ukuran Fragmentasi Batuan Secara Aktual, Kuz-Ram, dan ANN

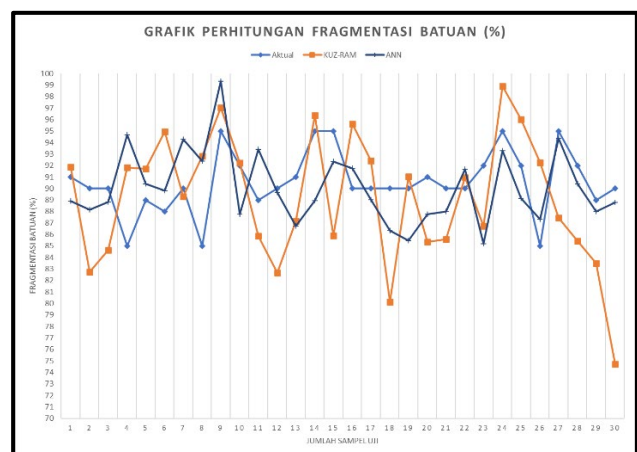
Pada analisis ini akan dibandingkan hasil dari prediksi fragmentasi batuan menggunakan *artificial neural network* dengan hasil fragmentasi batuan menggunakan rumus empiris kuz-ram. Hasil dari analisis ini dilakukan perbandingan dengan data aktual fragmentasi batuan pengukuran langsung di lapangan, dengan membandingkan hasil error yang didapatkan.

Pada tabel-5 dan gambar-35 menunjukkan hasil dari perhitungan langsung di lapangan, hasil perhitungan menggunakan rumus kuz-ram, dan hasil prediksi menggunakan *artificial neural network* dengan model 15-6-1.

Selanjutnya akan dilakukan perbandingan fragmentasi batuan dari perhitungan menggunakan rumus kuz-ram dengan hasil prediksi menggunakan *artificial neural network* dengan model 15-6-1 terhadap hasil perhitungan langsung di lapangan.

Tabel-5. Hasil Perhitungan Fragmentasi Batuan (%)

No	Aktual	Kuz-Ram	ANN
1	91.00	91.88	88.89
2	90.00	82.75	88.16
3	90.00	84.64	88.82
4	85.00	91.83	94.68
5	89.00	91.7	90.39
6	88.00	94.95	89.80
7	90.00	89.31	94.20
8	85.00	92.82	92.36
9	95.00	97.03	99.32
10	92.00	92.22	87.75
11	89.00	85.88	93.40
12	90.00	82.66	89.64
13	91.00	87.18	86.75
14	95.00	96.35	88.94
15	95.00	85.92	92.34
16	90.00	95.61	91.74
17	90.00	92.42	89.03
18	90.00	80.15	86.33
19	90.00	91.04	85.45
20	91.00	85.37	87.76
21	90.00	85.59	87.99
22	90.00	90.97	91.67
23	92.00	86.73	85.20
24	95.00	98.9	93.28
25	92.00	96.02	89.14
26	85.00	92.26	87.33
27	95.00	87.44	94.36
28	92.00	85.45	90.39
29	89.00	83.49	87.98
30	90.00	74.74	88.77



Gambar-35. Grafik Perhitungan Fragmentasi Batuan (%)

Tabel-6. Hasil Perbandingan antara Kuz-Ram dan ANN

Pembanding	SSE	MSE	RMSE
Kuz-Ram	1,075.23	1.55	1.24
ANN	422.60	0.60	0.78

Dari tabel-6 hasil perbandingan antara kuz-ram dan ANN terhadap perhitungan secara langsung di lapangan menunjukkan bahwa hasil dari prediksi *artificial neural network* lebih kecil dilihat dari nilai *root mean square error* sebesar 0.78 dan hasil prediksinya yang mendekati hasil aktual di lapangan.

KESIMPULAN

Penelitian ini diarahkan untuk membandingkan apakah hasil prediksi artificial neural network lebih optimal dibandingkan dengan perhitungan rumus empiris kuz-ram. Berikut merupakan kesimpulan dari penelitian ini:

1. Model artificial neural network yang optimal dihasilkan dengan arsitektur 15-6-1. Nilai error yang dihasilkan dari artificial neural network yaitu, sum square error 422.60, mean square error 0.60, root mean square error 0.78.
2. Hasil perbandingan prediksi fragmentasi batuan dari artificial neural network dan menggunakan rumus empiris kuz-ram, dan didapatkan setiap nilai error dari prediksi ANN dan rumus empiris kuz-ram. nilai error yang dihasilkan dari artificial neural network yaitu, sum square error 422.60, mean square error 0.60, root mean square error 0.78. nilai error yang dihasilkan dari perhitungan menggunakan rumus empiris kuz-ram yaitu, sum square error 1,075.23, mean square error 1.55, root mean square error 1.24. Sehingga didapatkan kesimpulan bahwa nilai error yang dihasilkan dari artificial neural network lebih kecil dibandingkan dengan rumus empiris kuz-ram.

SARAN

Adapun saran yang dapat diberikan terkait dengan penelitian ini agar penelitian selanjutnya lebih adalah sebagai berikut :

1. Pengaplikasian dari artificial neural network bisa digunakan secara langsung di lapangan. Dengan membangun Graphic user interface (GUI) dari artificial neural network yang telah dibuat.
2. Parameter inputan dalam pembuatan jaringan syaraf tiruan dapat diperluas untuk mencakup parameter data yang lebih beragam, seperti steaming, powder colomn, powder factor, backbreak. Untuk memberikan model jaringan syaraf tiruan yang lebih luas untuk dioperasikan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Jimeno, C.L., E.L. Jimeno, and F.J.A. Carcedo, 1995, Drilling and blasting of rocks, A.A. Balkema, Rotterdam.
- [2] Konya, C.J. and E.J. Walter, 1990, Surface blast design, Prentice Hall, Englewood Cliffs
- [3] Langefors, U., 1965, Fragmentation in rock blasting, Proc. 7th Symp. on Rock Mechanics, Pennsylvania State University, Pennsylvania, 1-21
- [4] M. Monjezi, A. Bahrami and A. Yazdian Varjani. (2010). Simultaneous Prediction Of fragmentation and flyrock in blasting operation using artificial neural networks. ELSEVIER, 476-480.
- [5] A. Sayadi, M. Monjezi, and Monaj Khandelwal. (2013). *A Comparative Study On The Application Of Various Artificial Neural Networks To Simultaneous Prediction Of Rock Fragmentation And Backbreak*. CSRME, 318-324.
- [6] Ninnang Tiile, Raymond. 2016. *Artificial Neural Network Approach Predict Blast-induced Ground Vibration, Airblast And Rock Fragmentation*. Missouri University Of Science And Technology, Ghana.
- [7] Ninnang Tiile, Raymond. 2016. *Artificial Neural Network Approach Predict Blast-induced Ground Vibration, Airblast And Rock Fragmentation*. Missouri University Of Science And Technology, Ghana.
- [8] Ash, R.L., 1963, The mechanics of rock breakage, pt I-IV, Pit & Quarry, 56, pp 98-100, 112, 118-123, and 126-131 Arifah,
- [9] Niswatul T. 2017. Implementasi Neural Network Pada Matlab Untuk Peramalan Konsumsi Beban Listrik Kabupaten Ponorogo Jawa Timur. Universitas Negeri Semarang, Semarang, Indonesia. Halaman 20-24.
- [10] Hasim, Agus.2008. Prakiraan Beban Listrik Kota Pontianak Dengan Jaringan Syaraf Tiruan (Artificial Neural). Bogor: Program Pascasarjana, Institut Pertanian Bogor.