REVIEW PENGGUNAAN ALGORITMA *ARTIFICIAL NEURAL NETWORK* DALAM MEMPREDIKSI GETARAN PELEDAKAN

Yuga Maulana[1], Ganda Marihot Simangunsong[2], Tri Karian[3]
[1-3] Program Studi Magister Rekayasa Pertambangan, Fakultas Teknik Pertambangan dan Perminyakan, Institut Teknologi Bandung
e-mail: *[1]yuga.maulana@students.ac.id, [2] ganda@mining.itb.ac.id , [3] tri.karian@mining.itb.ac.id

ABSTRAK

Metode peledakan adalah salah satu metode penggalian batuan yang keras baik dalam kegiatan pertambangan. Metode ini memiliki dampak negatif, salah satunya adalah getaran yang dihasilkan oleh energi sisa peledakan. Dampak ini akan mempengaruhi lingkungan sekitar area peledakan, baik kestabilan lereng, terowongan, infrastruktur, dan pemukiman penduduk jika dekat dengan lokasi peledakan. Oleh karena itu diperlukan perencanaan awal dan prediksi untuk mengantisipasi getaran peledakan yang terjadi. Secara umum getaran peladakan dapat diprediksi dengan menggunakan metode *scale distance* yang menggunakan dua parameter yaitu jumlah bahan peleldak maksimum per waktu tunda dan jarak pengukuran dari lokasi peledakan. Metode ini sudah banyak diteliti hingga menghasilkan beberapa persaman empiris dari masing -masing lokasi peledakan yang diteliti. Namun berjalannya perkembangan teknologi, beberapa penelitian mencoba menggunakan teknologi *artificial intelligence* salah satunya adalah algoritma *artificial neural network* sebagai pendekatan yang baru untuk melakukan prediksi getaran peledakan. Pada metode ini dapat dilakukan pengembangan dalam perameter yang digunakan dalam memprediksi hingga pembobotan parameter yang paling berpengaruh dari terbentuknya getaran peeledakan. Penelitian ini akan mengulas beberapa penelitian terkait penggunaan *artificial neural network* dalam memprediksi getaran peledakan pada penelitian-penelitian yang telah dilakukan dan juga membandingkan dengan metode prediksi menggunakan beberapa persamaan empiris.

Kata-kata kunci*:* getaran peledakan, prediksi, *scale distance*, *artificial neural network.*,

PENDAHULUAN

Pada kegiatan penggalian batuan baik itu pada kegiatan pertamabangan dan juga sipil memiliki beberapa metode, salah satu metode yang sering digunakan adalah metode pemboran dan peledakan. Metode ini digunakan jika dalam penggalian menghadapi batuan keras. Selain itu, untuk batuan yang relatif lemah, metode ini cukup banyak digunakan untuk mempercepat waktu penggalian. Kegiatan peledakan untuk penggalian tidak hanya memberikan dampak yang menguntungkan bagi penggunanya tetapi kegiatan peledakan juga memberikan dampak-dampak yang bisa merugikan jika tidak dilakukan pencegahan dan pemantauan dengan baik, salah satu dampak yang terjadi adalah getaran akibat kegiatan peledakan.

Getaran peledakan dapat diprediksi dengan data-data yang diperoleh sebelumnya sehingga dapat diketahui besaran getaran yang akan dihasilkan. Tehnik atau cara memprediksi pada umumnya menggunakan statistik konvensional dan persamaan empiris, tetapi data yang digunakan sebagai parameter yang mempengaruhi sangat terbatas, biasanya hanya menggunakan parameter jumlah bahan peledak yang meledak dalam keadaan maksimum dan nilai jarak dari titik pengukuran getaran dari sumber peledakan. Hal ini terjadi kerena sulitnya mengetahui korelasi dan pengaruh dari parameter lain terhadap terbentuknya getaran dari peledakan. Berbagai penelitian dilakukan dengan menggunakan tehnik prediksi yang lain, salah satunya dengan tehnik *artificial neural network* (ANN).

Artificial neural network (ANN) adalah struktur neuron yang saling berhubungan dan biasanya melibatkan pertukaran sinyal antar neuron. Salah satu fitur ANN adalah kemampuan untuk mensimulasikan proses pembelajaran yang dilengkapi dengan pasangan sinyal input dan output. Setelah itu konsep umum diturunkan secara otomatis sehingga ANN akan (dalam kondisi tertentu) mampu menghasilkan output yang benar. Oleh karena itu, ANN memiliki kemampuan untuk menggabungkan banyak parameter yang mempengaruhi hasil peledakan. Parameter yang digunakan dapat diperluas untuk mencakup parameter mekanika batuan dan geoteknik. Dengan demikian, dalam perkembangannya ANN digunakan untuk menghasilkan prediksi yang optimal untuk mengetahui nilai *peak particle velocity* (PPV) dari getaran tanah akibat kegiatan peledakan.

METODOLOGI

Scale Distance

Perhitungan nilai prediksi PPV yang biasa digunakan adalah dengan model empirik. yaitu metode *scale distance*, Pada model ini melihat hubungan dasar dari dua variabel, yaitu variabel jarak (R) dan bahan peledak maksimum (Q). Pengaruh kedua variabel tersebut dinamakan *scale distance* (SD), yang diperoleh dari kegiatan peledakan pada lokasi yang sama.

$$SD = \frac{R}{\sqrt{Q}} \qquad (1)$$

Prinsip metode ini adalah menggunakan regresi linier kedalam grafik log-log antara dua variabel yaitu PPV hasil pengukuran pada berbagai jarak selama peledakan dan nilai *scale distance*. Tabel-1 menunjukkan persamaan dalam memprediksi getaran peledakan yang berdasarkan data empiris yang diusulkan oleh berbagai peneliti. Kumpulan data hsail pengukuran diplot menggunakan grafik antara PPV dan SD pada skala log-log, dari persamaan regresi tersebut akan menghasilkan konstanta lokasi dan batuan (k dan b).

Tabel-1. Persamaan empiris menggunakan hukum *scale distance*

Model Empirik	Rumus Empirik
USBM	$V= k(R/Q^{1/2})^{-b}$
Ambraseys dan Hendron	$V= k(R/Q^{1/3})^{-b}$
Langefors-Khilstrom	$V= k(R/Q^{2/3})^{b/2}$
Indian Standard	$V= k(R/Q^{2/3})^{b}$

Artificial Neural Network

ANN adalah salah satu model matematika yang terdiri dari sejumlah elemen pemrosesan yang saling berhubungan satu sama lain, yang tersusun dalam lapisan geometri dan fungsi yang berasal dari contoh otak manusia. Pada umumnya *neural network* (NN) disesuaikan atau dilatih, sehingga input tertentu mengarah ke sebuah *output* secara spesifik [7].

Pelatihan model ANN dilakukan berdasarkan hasil perbandingan antara output dan target data, sehingga jaringan output sesuai dengan target. Secara umum, dari jumalah data yang tersedia, beberapa digunakan untuk menjadi banyak data *training* yang berfungsi untuk melatih jaringan. Oleh sebab itu, untuk menghasilkan kinerja ANN yang optimal, dibutuhkan data yang sesuai sehingga dapat melatih ANN untuk melakukan/merumuskan fungsi-fungsi yang kompleks. Umumnya, pemodelan NN mengikuti langkah-langkah ini:

- Pengumpulan basis data;
- Analisis dan *preprocessing* data;
- Melakukan pelatihan jaringan saraf (termasuk pilihan arsitektur, fungsi pelatihan, algoritma pelatihan, dan parameter jaringan);
- Pengujian jaringan terlatih;
- Menggunakan NN terlatih untuk simulasi dan prediksi

Model Algoritma

Data-data sebagai data *input* harus dilatih terlebih dahulu sebelum suatu set data yang baru dapat ditafsirkan. Dalam ANN ada beberapa algoritma yang digunakan untuk melatih data-data yang digunakan, namun algoritma yang umum dan sering digunakan adalah *back-propagation*. Algoritma ini berguna dalam memberikan pembelajaran yang efektif untuk model ANN yang memeiliki *double layers*. Pada Gambar-1 menunjukkan bahwa algoritma *back-propagation* terdiri dari tiga *layers* yaitu: *input layer, hidden layer,* dan *output layer*. Setiap *layers* terdiri dari suatu unit pemrosesan dasar yang disebut *neuron*. *Neuron-neuron* tersebut akan dihubungkan ke *layer* selanjutnya melalui bobot perkiraan (*weights)*.

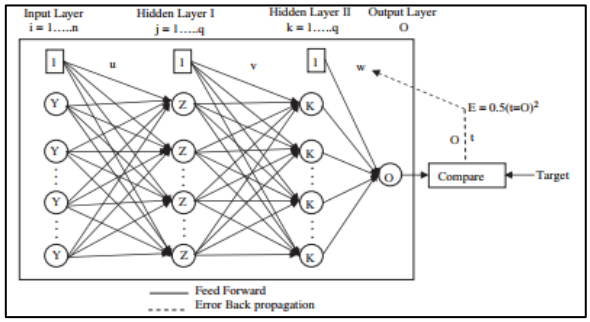
Dari hubungan tersebut dapat disimpulkan bahwa hasil *output* dari *neuron* di *input layers* berfungsi sebagai data input untuk *neuron* pada *hidden layers*, begitu pula sama halnya dengan koneksi antara *hiden layers* dan *output layers*. Jumlah *neuron* input harus sama dengan jumlah variabel input juga jumlah *neuron* output harus sama dengan variabel outputnya. Namun, untuk mendapatkan atau menentukan jumlah *layer* dan *neuron* pada *hidden layers* harus dulakukan beberapa percobaan (*trial*) yang mengkombinasikan jumlah keduanya.

Pada data yang dijadikan sebagai *input layer*, dengan memberikan notasi angka dalam mengurutkan jumlah data dalam suatu *neuron*.

$$x_i = (x_1, x_2, x_3 \ldots, x_n) \quad (2)$$

Data yang berada pada *input layer* akan dilakukan suatu *transfer functions* yang akan menjadi nilai pada *neurons* di *hidden layers*, dengan persamaan sebagai berikut:

$$Net_j = \sum_{i=1}^{n} x_i w_{ij} + \theta_j \quad (3)$$



Gambar-1 Algoritma *feed foreard-back propagation* pada ANN [10]

Dimana x_i adalah satuan input data, w_{ij} adalah bobot hubungan data input ke-i dengan data ke-j pada *hidden layers*, Θ_j adlah *bias neuron,* dan N adalah jumlah dari *input data.* Hasil tersebut dilanjutkan dalam proses *transfer function* sebelum dijadikan data *input* untuk *layer* selanjutnya. Proses tersebut memiliki persamaan

$$O_k = f\left(Net_j\right) = \frac{1}{1} + e^{-(Netj+\theta j)} \quad (4)$$

Dimana O_k adalah nilai dari suatu *nueron/output* yang dihasilkan. Dalam proses pembelajaran dalam jaringan, dihasilkan pola yang sepasang yaitu pola input dan pola output yang sesuai. Jaringan menghitung pola output secara otomatis dengan menggunakan bobot dan *bias* secara acak (sebagian besar hasil yang keluar akan salah). Kemudian, nilai output yang dihasilkan dibandingkan dengan output yang diinginkan (*target*). Oleh karena itu, kesalahan pada setiap output di layer k adalah:

$$e_1 = t_k - O_k \quad (5)$$

Dimana t_k adalah *output* yang diinginkan (*target*) dan O_k adalah *output* yang dihasilkan

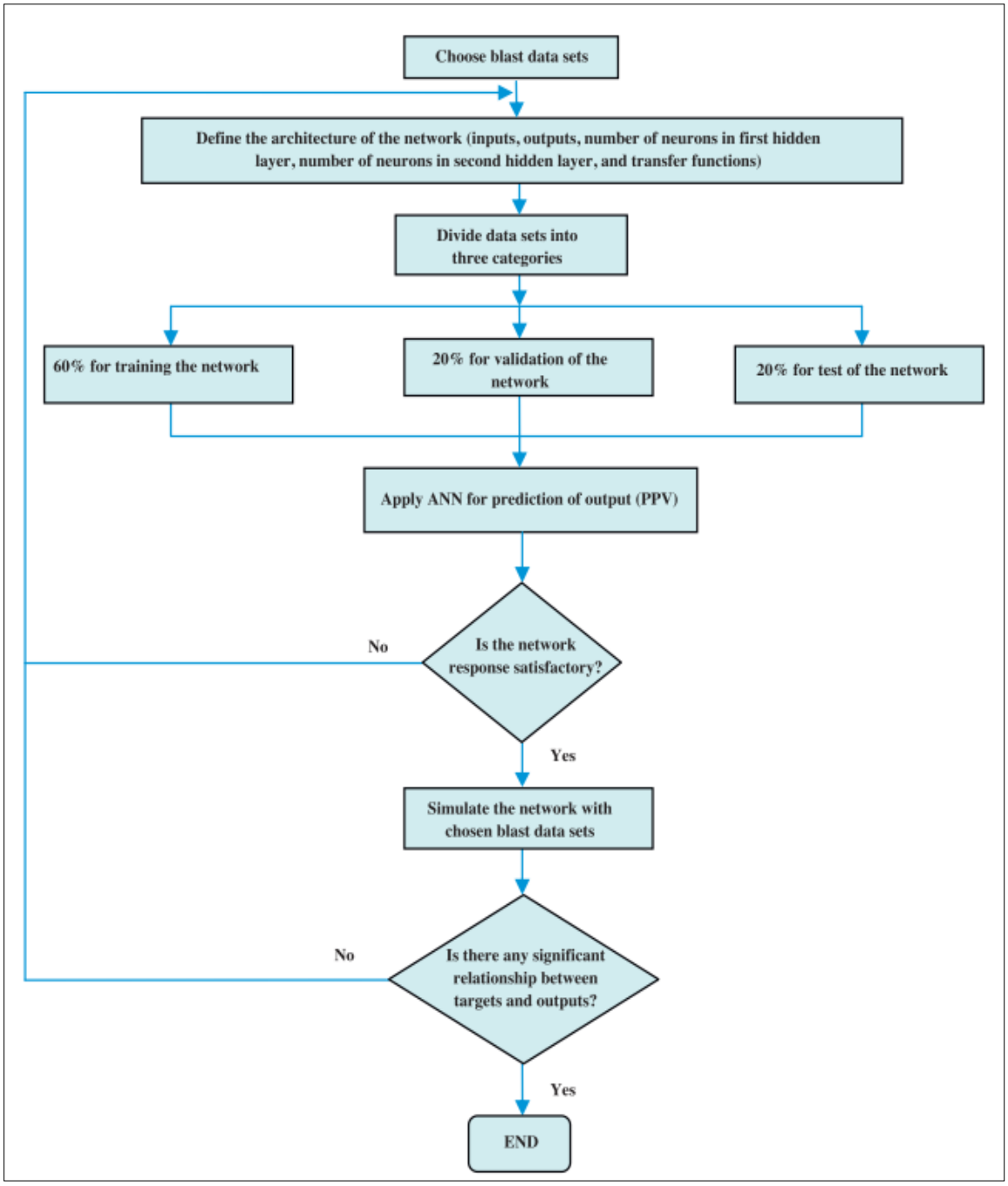
$$E = 0.5 \sum_{k=1}^{n} (t_k - O_k)^2 \quad (6)$$

Kemudian jaringan akan melakukan proses ulang hingga mendapatkan hasil *error* mendekati atau sama dengan nol (0). Alur kerja dari ANN secara singkat dapat dilihat pada Gambar-2.

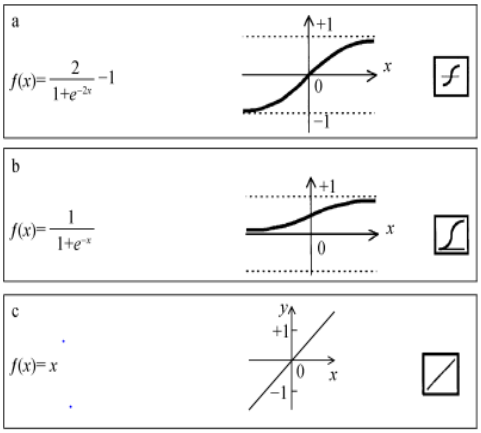
Transfer function

Transfer function adalah representasi secara matematis, dalam hal frekuensi spasial atau temporal, dari hubungan antara input dan output [8] [14]. Pada fungsi transfer biasanya memiliki bentuk sigmoid sebagai fungsi bersifat non-linear, tetapi selain sigmoid juga dapat menggunakan fungsi non-linear lainnya [13]. Fungsi transfer yang pertama adalah tangen hiperbolik (tansig), dalam istilah ANN, fungsi ini terkait dengan *sigmoid bipolar* yang memiliki output pada kisaran -1 hingga +1 (Gambar-3a). fungsi ini secara matematis setara dengan tanh (n) tetapi ada perberbedaan karena berjalan lebih cepat dari tanh. Hasil yang diperoleh memiliki perbedaan numerik yang sangat kecil. Pada ANN, kecepatan lebih diperlukan dibandingkan dengan bentuk arsitektur yang tepat, oleh karena itu fungsi ini merupakan pilihan yang baik untuk digunakan.

Salah satu fungsi yang paling umum digunakan adalah fungsi transfer Log-sigmoid (LOGSIG). Fungsi transfer ini mengambil input dan menekan output ke dalam rentang 0 hingga 1(Gambar-3b), yang umumnya digunakan dalam jaringan multilayer yang dilatih menggunakan algoritma backpropagation. Fungsi yang terakhir adalah fungsi transfer Purelin (Gambar-3c) dapat menjadi representasi yang dapat diterima dari perilaku input / output dalam situasi semacam model yang memiliki karakteristik input / output yang cukup dekat dengan linier [3].



Gambar-2. Alur kerja *artificial neural network.*[15].



Gambar-3. Macam-macam *transfer function* pada ANN [4].

HASIL DAN DISKUSI

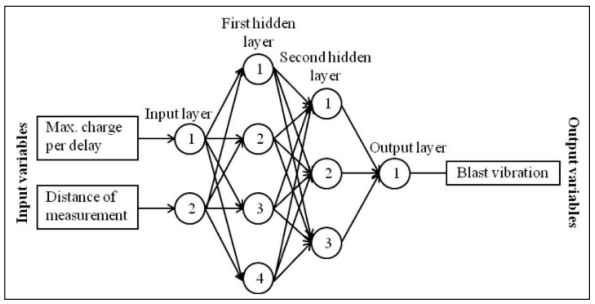
Perbandingan Hasil Prediksi ANN dengan *Scale Distance*

Pada perkembangannya, metode ini berhasil melakukan terobosan baru khususnya dalam memprediksi nilai getaran tanah dari kegiatan peledakan pada tambang terbuka. ANN dapat melakukan analisis data dari parameter-paramater yang sebelumnya tidak dilibatkan oleh persamaan dengan *scale distance*. Pada dasarnya metode *scale distance* dalam apapun persamaan yang digunkan, hanya memasukkan dua parameter yaitu berat bahan peledak maksimum per waktu tunda dengan jarak pengukuran dari sumber peledakan. Hal ini dapat dilakukan juga dengan menggunakan ANN.

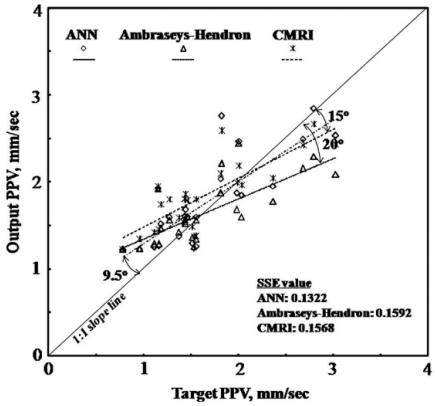
Penelitian yang mengulas prediksi getaran peledakan di tambang batubara PT. Kaltim Prima Coal, Kutai, Indonesia [16]. Penelitian ini menggunakan prediskis ANN menggunakan dua *hidden layers* seperti pada Gambar-4

Dari dua metode dengan menggunakan parameter yang sama dalam memprediksi, dapat terlihat pada Gambar-6. Kedua hasil tersebut dibandingkan dengan garis regresi 1:1 yang menunjukkan bahwa prediksi menggunkan persamaan *scale distance* memiliki data yang tersebar dengan sudut 15-20^0 terhadap garis regresi 1:1 dibandingkan dengan data ANN yang hanya memiliki perbedaan sudut hanya 9.5^0. Hal ini juga terlihat dari nilai *standard error of estimate* yang menunjukkan bahwa metode ANN memiliki nilai yang paling kecil.

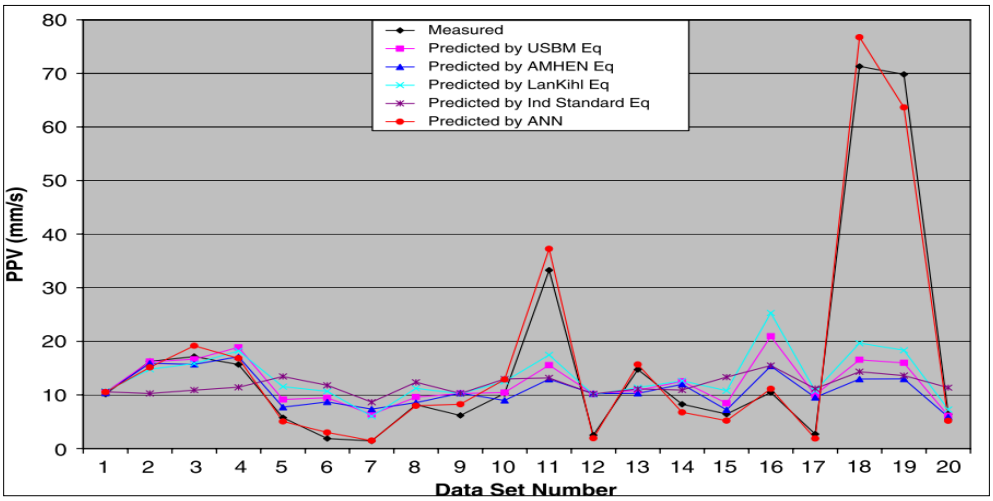
Penelitian juga dilakukan dalam prediksi tingkat getaran tanah yang disebabkan oleh peledakan di Tambang Magnesite di wilayah perbukitan yang relative memiliki aktifitas tektonik yang dinamis di wilayah Himalaya, India [6]. Pengamatan getaran tanah dilakukan untuk mengetahui jumlah bahan peledak yang aman agar terhindar dari keluhan penduduk desa yang terdekat. Data yang digunakan sebanyak 150 data. Penelitian ini menjelaskan bahwa dengan menggunakan metode *the feed forward back-propagation neural network* untuk memprediksi nilai PPV adalah pilihan yang lebih baik dari metode konvensional.



Gambar-4. Model algoritma ANN [16]



Gambar-5. Hasil perbandingan ANN dengan persamaan empiris [16]



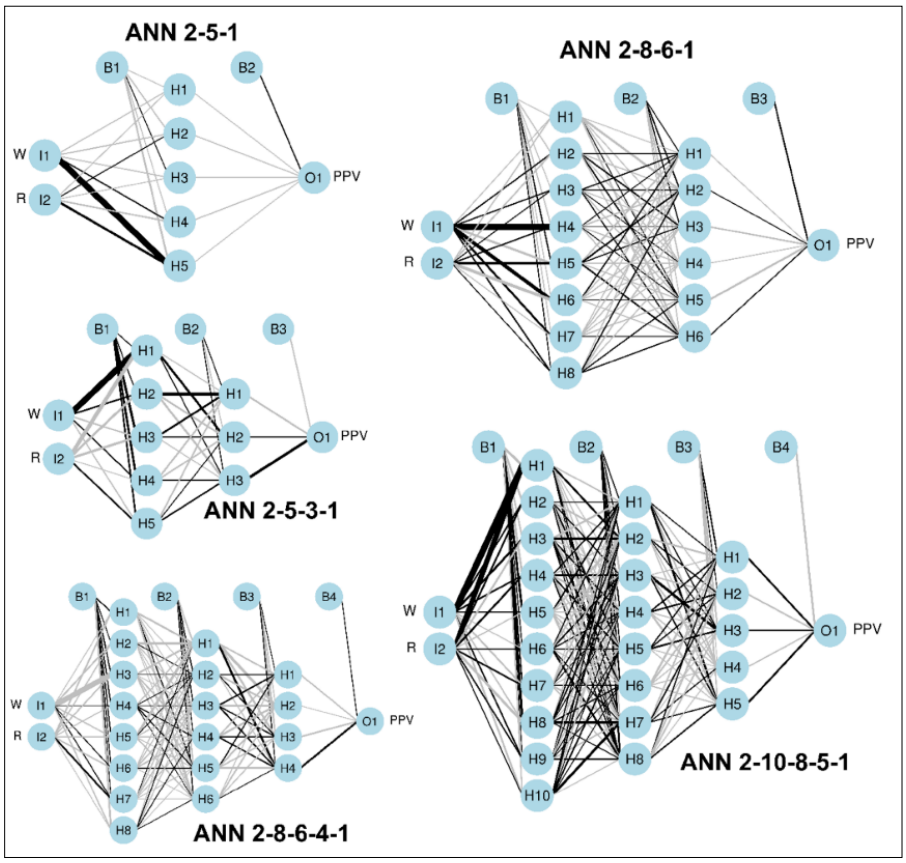
Gambar-6. Perbandingan hasil *predictor* dengan aktual per *data set* [6].

Jumlah *Hidden Layer*

Dalam penggunaan ANN, penambahan jumlah *hidden layer* dalam suatu algoritma ANN akan meningkatkan koefisien korelasi yang semakin tinggi pula. Hal ini berdasarakn penelitian yang dilakukan di tambang batubara yang berada di Vietnam [12]. Model ANN, dilakukan dengan prosedur *trial and error*. Dari prosedur tersebut diperoleh lima model ANN yang digunakan untuk memprediksi PPV. Model tersebut terdiri dari satu, dua, dan tiga *hidden layers*. Jumlah *neuron* di setiap *hidden layer* berada pada kisaran 3 hingga 10 *neurons* untuk membatasi agar tidak terlalu kompleks. terlihat pada Gambar-7. model yang digunakan teridir dari ANN 2-5-1; ANN 2-5-3-1; ANN 2-8-6-1; ANN 2-8-6-4-1; dan ANN 2-10-8-5-1, dengan parameter *input* yang digunakan adalah berat bahan peledak maksimum dan jarak pengukuran. Berdasarkan ke lima model tersebut, diperoleh hasil *coefficient corelation* dan *root mean square error* (RMSE), yang selanjutnya dilakukan peringkatan berdasarkan hasil dari *training* dan *testing*. Diperoleh model algoritma yang terpilih adalah model yang memiliki *hidden layer* dan jumlah *neuron* lebih banyak, ditunjukkan pada Tabel-2 dan 3.

Penambahan Parameter Data *Input*

Prediksi menggunakan metode *scale distance* memiliki keterbatasan dan kekurangan salah satunya adalah hanya menggunakan dua parameter sebagai data untuk memprediksi.



Gambar-7. Variasi *hidden layer* dan jumlah *neuron* pada algoritma ANN [12].

Tabel-2. Hasil pelatihan dan pengujian masing-masing model [12].

	Model	RMSE	R^2	Peringkat RMSE	Peringkat R^2	Total Peringkat
Pelatihan	ANN 2-5-1	1.007	0.933	1	1	2
	ANN 2-5-3-1	0.903	0.946	2	2	4
	ANN 2-8-6-1	0.842	0.953	4	4	8
	ANN 2-8-6-4-1	0.856	0.952	3	3	6
	ANN 2-10-8-5-1	0.821	0.956	5	5	10
Pengujian	ANN 2-5-1	1.035	0.936	1	1	2
	ANN 2-5-3-1	0.831	0.958	2	2	4
	ANN 2-8-6-1	0.806	0.96	3	3	6
	ANN 2-8-6-4-1	0.648	0.973	5	5	10
	ANN 2-10-8-5-1	0.738	0.964	4	4	8

Tabel-3. Hasil pemeringkatan pada masing-masing model ANN [12].

Model	Total Peringkat
ANN 2-5-1	4
ANN 2-5-3-1	8
ANN 2-8-6-1	14
ANN 2-8-6-4-1	16
ANN 2-10-8-5-1	18

Namun bebrapa parameter juga berperan dalam mempengaruhi terjadinya getaran akibat peledakan yaitu, tipe batuan, bidang diskontinu, geometri peledakan, propertis massa batuan, dan tipe bahan peledak [1] [5] [9] [17]. Sedangkan pada model empiris menggunakan *scale distance* variabel batuan dinyatakan sebagai konstanta persamaan regresi dari hasil grafik PPV terhadap nilai *scale distance*. Berbeda dengan algoritma ANN yang dapat mengakomodir keterbatasan tersebut, karena pada algoritma ini variabel *input* tidak dibatasi jumlahnya.

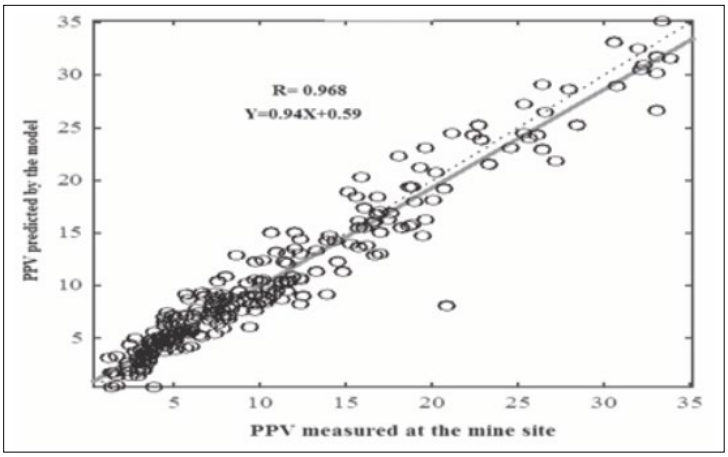
Penelitian yang sudah dilakukan [2], pada variabel *input* dilakukan penambahan variabel geometri peledakan dan propertis massa batuan Penelitian ini menggunakan data pengukuran di beberapa tambang batubara di India, dan terkumpul 140 data getaran peledakan. Pada variabel *input* menggunakan 15 variabel dua diantanya adalah variabel yang sama dengan yang digunakan pada metode *scale distance.* Variabel lainnya menggunakan geometri peledakan yaitu, jumlah lubang ledak, diameter lubang, *burden,* spasi¸ kedalaman lubang, panjang isian bahan peledak, panjang *stemming,* berat jenis bahan peledak, dan total bahan peledak. Dilengkapi dengan variabel propertis massa batuan, yaitu berat jenis massa batuan, *young's modulus*, *poisson's ratio*, dan kecepatan *P-wave* dengan kode-kode yang terdapat pada Tabel-4. Namun variabel bidang diskontinu seperti rekahan tidak memungkinkan untuk dimasukan karena adanya pekerjaan bawah tanah dan bidang patahan Dalam pengujian hasil pelatihan, data yang digunakan berasal dari tambang lain.

Tabel-4. Variabel *input* dan kode yang digunakan [2].

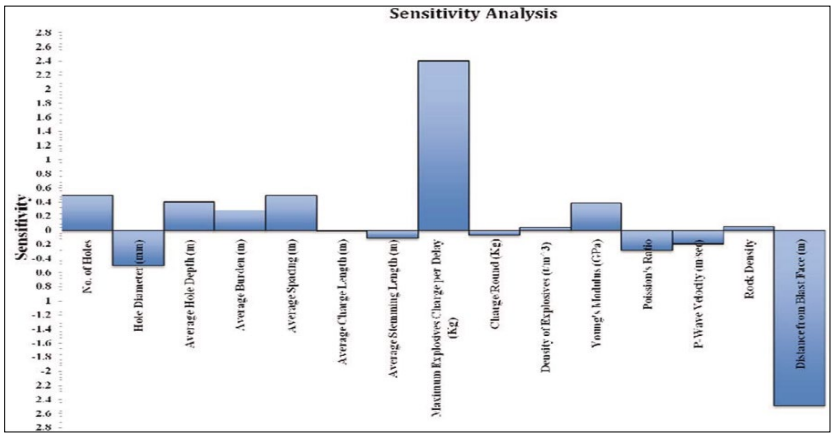
Variabel	Kode
Jumlah lubang	Nh
Diameter lubang (m)	Hdia
Kedalaman lubang (m)	Hd
Burden (m)	B
Spacing (m)	S
Kolom *Charging* (m)	Cl
Stemming (m)	St
Berat bahan peledak/lubang (kg)	Ed
Jumlah bahan peledak (kg)	Et
Berat jenis bahan peledak (g/cm^2)	De
Young's modulus (GPa)	E
Poisson's Ratio	P
P-wave (m/s)	Vp
Berat jenis batuan (g/cm^2)	Rd
Jarak pengukuran getaran (m)	DB

Hasil koefisien korelasi yang diperoleh dengan menggunakan algoritma ANN dari pengujian menggunakan 28 data yang berbeda sangat tinggi dengan nilai 0.96 yang ditunjukkan pada Gambar-8. Selain itu, dilakukan analisis sensitivitas menggunakan bobot koneksi antara *input dengan ouput* pada model ANN. Terlihat pada Gambar-9 bahwa bobot di setiap variabel menunjukkan jika bernilai positif maka nilai PPV akan berbanding lurus dengan besaran nilai variabel tersebut, sebaliknya jika bobot bernilai negative, maka nilai PPV akan bertolak belakang dengan besaran nilai variabel tersebut.

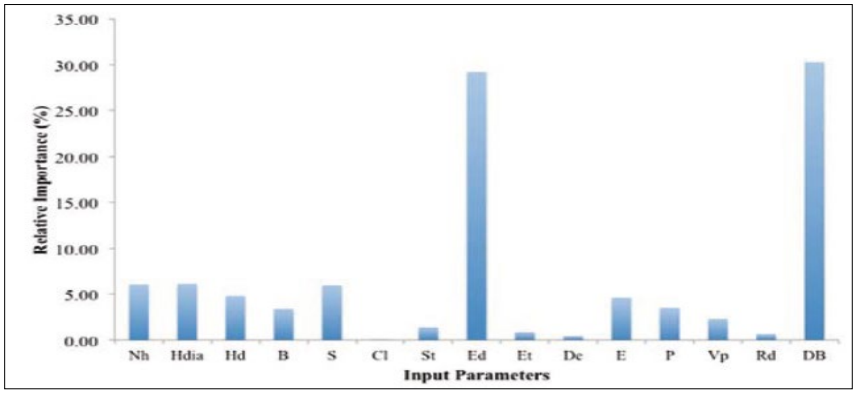
Dalam analisis *relative importance*, variabel yang sangat dominan berada di kedua variabel yaitu berat bahan peledak maksimum per waktu tunda dan jarak pengukuran dengan nilai 30% yang dapat terlihat pada Gambar-10. Namun variabel propertis massa batuan lebih kecil pengaruhnya dengan rata-rata hanya 1-2% dibandingkan dengan geometri peledakan yang memiliki pengaruh berkisar di 5%, yang diharapkan dapat membantu meningkatkan nilai kepercayaan dari prediksi yang dilakukan.



Gambar-8. Hasil perbandingan prediksi ANN dengan nilai aktual getaran [2]



Gambar-9. Hasil analisis sensitivitas variabel *input* terhadap nilai *output* PPV [2].



Gambar-10. Hasil analisis *relative importance* pada variabel *input* dalam prediksi ANN [2].

KESIMPULAN

Berkembangnya penggunaan algoritma *artificial neural network* dalam memprediksi getaran peledakan saat ini, membuat prediksi yang diperoleh dapat selalu dioptimalkan. Hal ini berdasarkan nilai koefisien korelasi yang sangat tinggi di berbagai lokasi dan dapat ditingkatkan dengan melakukan modifikasi dan perkembangan dalam mengkombinasikan bagian-bagian dalam algoritma ini. Melihat bahwa, keterbatasan dari metode prediksi dengan *scale distance* yang memiliki keterbatasan dalam segi variabel yang dilibatkan dalam melakukan prediksi, model algoritma ANN dapat menjadi solusi lain dalam penerapannya sebagai alat memprediksi getaran peledakan .

DAFTAR PUSTAKA

[1] Crum, Steven V, David E Siskind, Twin Cities, Kenneth Eltschlager, and Eastem Technical. 1997. "Blast Vibration Measurements At Far Distances and Design Influences On Ground Vibrations." *International Society of Explosives Engineers*

[2] Das, A., S. Sinha, and S. Ganguly. 2019. "Development of a Blast-Induced Vibration Prediction Model Using an Artificial Neural Network." *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy* 119 (2): 187–200.

[3] Dorofki, Mohammad, Ahmed H. Elshafie, Othman Jaafar, Othman A. Karim, and Sharifah Mastura. 2012. "Comparison of Artificial Neural Network Transfer Functions Abilities to Simulate Extreme Runoff Data." *2012 International Conference on Environment, Energy and Biotechnology* 33: 39–44.

[4] Gangi Setti, Srinivasu, and R. N. Rao. 2014. "Artificial Neural Network Approach for Prediction of Stress-Strain Curve of near β Titanium Alloy." *Rare Metals* 33 (3): 249–57.

[5] Garai, Dayamoy, Hemant Agrawal, A. K. Mishra, and Shankar Kumar. 2018. "Influence of Initiation System on Blast-Induced Ground Vibration Using Random Forest Algorithm, Artificial Neural Network, and Scaled Distance Analysis." *Mathematical Modelling of Engineering Problems* 5 (4): 418–26.

[6] Khandelwal, Manoj, and T. N. Singh. 2007. "Evaluation of Blast-Induced Ground Vibration Predictors." *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 27 (2): 116–25.

[7] Khandelwal, Manoj, and T. N. Singh.. 2009. "Prediction of Blast-Induced Ground Vibration Using Artificial Neural Network." *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences* 46 (7): 12,14–22.

[8] L. Yitian, R. R. Gu. Modeling flow and sediment transport in a river system using an artificial neural network. Environmental management. 2003, 31(1): 122-134.

[9] Liu, Da, Wenbo Lu, Yijia Liu, Ming Chen, Peng Yan, and Pengchang Sun. 2019. "Analysis of the Main Factors Influencing the Dominant Frequency of Blast

Vibration." *Shock and Vibration* 2019.

[10] Monjezi M, Dehghani H (2008) Evaluation of effect of blasting pattern parameters on back break using neural networks. Int J Rock Mech Min Sci 45(8):1446–1453

[11] Monjezi, M., S. M. Hashemi Rizi, V. Johari Majd, and Manoj Khandelwal. 2014. "Artificial Neural Network as a Tool for Backbreak Prediction." *Geotechnical and Geological Engineering* 32 (1): 21–30.

[12] Nguyen, Hoang, Xuan-Nam Bui, Quang-Hieu Tran, Thao-Qui Le, Ngoc-Hoan Do, and Le Thi Thu Hoa. 2019. "Evaluating and Predicting Blast-Induced Ground Vibration in Open-Cast Mine Using ANN: A Case Study in Vietnam." *SN Applied Sciences* 1 (1).

[13] R. L. Wilby, T. M. L. Wigley, D. Conway, P. D. Jones, B. C. Hewitson, J. Main, D. S. Wilks. 1998. "Statistical Downscaling Of General Circulation Model Output: A Comparison Of Methods. " *Water Resources Research*. 34(11): 2995-3008.

[14] S. Agatonovic-Kustrin, R. Beresford. 2000. "Basic concepts of artificial neural network (ANN) modeling and its application in pharmaceutical research. " *J. of Pharmaceutical and Biomedical Analysis* 22(5): 717-727.

[15] Saadat, Mahdi, Manoj Khandelwal, and M. Monjezi. 2014. "An ANN-Based Approach to Predict Blast-Induced Ground Vibration of Gol-E-Gohar Iron Ore Mine, Iran." *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering* 6 (1): 67–76.

[16] Wahyudi, Sugeng, Hideki Shimada, Ganda Marihot Simangunsong, Takashi Sasaoka, Kikuo Matsui, Suseno Kramadibrata, and Budi Sulistianto. 2011. "A Review Study of Predictive Model Blast Vibration Attenuation Equation by Using Neural Network as an Evaluator." *International Journal of Mining, Reclamation and Environment* 25 (1): 69–85.

[17] Wei, Haixia, Zheng Qu, Jie Zhu, and Qiangqiang Zhang. 2019. "Analysis on Influencing Factors of Blasting Vibration Caused by Shallow Tunnel Excavation." *American Journal of Civil Engineering* 7 (4): 108.