

Pemodelan Dataset Tambang Terbuka pada PT. United Tractors Semen Gresik dengan Metode Artificial Neural Network

*(Open pit Mining Dataset Modeling at PT. United Tractors Semen Gresik using
Artificial Neural Network Method)*

Muchamad Kurniawan^{1*}, Yazid Fanani², Siti Agustini¹, Aldi Wachid¹

¹Jurusan Teknik Informatika, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

²Jurusan Teknik Pertambangan, Institut Teknologi Adhi Tama Surabaya

* Korespondensi E-mail: muchamad.kurniawan@itats.ac.id

Abstrak

Industri pertambangan di Indonesia memegang peranan penting sebagai sumber pendapatan negara dan bagian dari kemajuan industri suatu bangsa. Mayoritas industri pertambangan di Indonesia adalah tambang terbuka. Salah satu faktor cuaca yang bisa menjadi hambatan dalam penambangan terbuka ialah curah hujan. Penelitian ini berfokus pada pemodelan data dari curah hujan, jam kerja, dan hasil produksi menggunakan Algoritma Artificial Neural Network Backpropagation dengan input layer yang terdiri dari dua neuron, satu hidden layer dengan dua neuron, serta satu output layer. Data curah hujan, jam kerja, dan hasil produksi di-training sehingga menghasilkan sebuah model yang nantinya model ini akan digunakan untuk memprediksi nilai untuk hasil produksi. Untuk pengujian model, penelitian ini menggunakan dua parameter, yaitu learning rate dan epoch. Dari 90 kali pengujian didapatkan model terbaik dengan nilai learning rate bernilai 0,3 dan epoch bernilai 1000 yang menghasilkan *error* RMSE sebesar 0,0048.

Kata kunci: Tambang tanah liat, artificial neural network

Abstract

The Mining industry in Indonesia plays a vital role as a source of state income and an integral part of the industrial progress of the nation. The majority of the mining industry in Indonesia employs open-pit mining. One of the weather factors that can be an obstacle in open-pit mining is rainfall. Therefore, this research focused on modelling data from rainfall, working hours and production outcomes use the Artificial Neural Network Algorithm Backpropagation method with an input layer consisting of two neurons, a hidden layer with two neurons, and an output layer. The data on Rainfall working hours, and production results were trained to produce a model that, later, will be used to predict the value of production results. For model testing, this study uses two parameters, namely learning rate and epoch. From 90 times of testing, the best model was obtained with a learning rate value of 0.3 and an epoch of 1000 which resulted in an RMSE error of 0.004.

Keywords: Clay mine, artificial neural network

1. Pendahuluan

Industri pertambangan di Indonesia memegang peranan penting sebagai sumber pendapatan negara dan bagian dari kemajuan industri suatu bangsa. Mayoritas industri pertambangan di Indonesia adalah tambang terbuka. Tambang terbuka merupakan metode penambangan yang langsung terekspose dengan udara bebas karena berada diatas permukaan bumi. Faktor cuaca sangat mempengaruhi produktivitas dari tambang terbuka selain dari efektifitas kerja dan kekerasan material (Fathollahzadeh et al., 2021; Nugroho et al., 2023).

Faktor cuaca yang bisa menjadi hambatan dalam penambangan terbuka ialah curah hujan (Ridwan et al., 2021; Zhu et al., 2020). Perusahaan pertambangan yang melakukan

penambangan secara terbuka dengan hasil produksi yang terdampak oleh curah hujan, yaitu PT. United Tractors Semen Gresik (PT. UTSG)

Penelitian ini berfokus pada pemodelan data dari curah hujan, jam kerja, dan faktor produksi. Sehingga akan didapatkan sampai sejauh mana pengaruh dari curah hujan dan jam kerja terhadap penurunan nilai produksi. Edi Yasa Ardiansyah melakukan penelitian mengenai analisis curah hujan di area pertambangan dengan metode gumbel, mononobe dan persamaan rasional. Penelitian ini menggunakan salah satu metode Artificial Intelligence untuk menemukan pemodelan data yang sesuai dengan mengolah data menggunakan Artificial Neural Network.

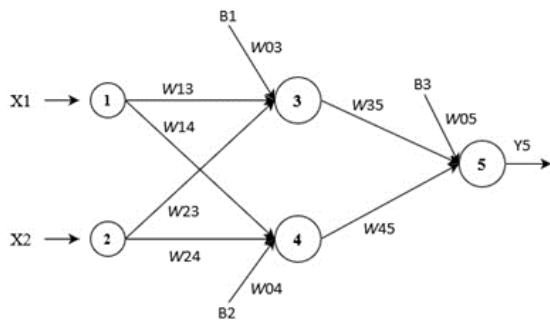
Algoritma Artificial Neural Network memiliki beberapa kelebihan diantaranya adalah kemampuannya melakukan pemodelan untuk

pengenalan pola (Liu et al., 2021; Shafiq et al., 2022). Kelebihan lainnya adalah kemampuannya untuk melakukan pembelajaran berdasarkan data yang digunakan untuk pelatihan, dapat melakukan *self-organization* atau melakukan representasi dari informasi yang diterimanya dan memiliki real time operation dalam pengertian Artificial Neural Network dapat melakukan perhitungan secara parallel serta memiliki fault toleran yang tinggi (Hakimah, dkk., 2020). Beberapa penelitian yang menggunakan metode ANN untuk melakukan prediksi data pada tambang terbuka (Fan et al., 2024; Lu et al., 2023; Nguyen et al., 2021; Shang et al., 2020)

Diharapkan dengan metode ANN dapat memprediksi produksi tanah liat pada tambang terbuka PT. UTSG dapat memprediksi kondisi tanah saat terjadi musim hujan.

2. Metode

Penelitian ini menggunakan dua tahap yaitu training dan testing dengan pembagian dataset menjadi data training dan data testing. Proses training digunakan untuk membuat model data dan hasilnya berupa bobot (W) dan bias (B) yang telah lakukan pelatihan sebanyak n epoch. Proses testing digunakan untuk evaluasi dari model yang telah dibuat.



Gambar 1. Arsitektur ANN

Arsitektur ANN yang digunakan dalam penelitian ini mempunyai dua input neuron (1) (2), satu hidden layer dengan dua neuron (3) (4) dan satu output neuron (5) seperti pada Gambar 1. Total bobot yang akan dilakukan pelatihan ada 9 ($W_{03}, W_{13}, W_{14}, W_{23}, W_{24}, W_{04}, W_{05}, W_{35}, W_{45}$) bobot dengan 3 bias (b_1, b_2, b_3). Cara kerja ANN dibagi jadi dua tahapan perambatan maju dan perambatan mundur.

Perambatan maju

Perambatan maju merupakan perhitungan nilai input dengan bobot serta bias sampai dengan node output. Untuk menghitung satu output dihitung dengan persamaan 1, dimana x adalah nilai input, n merupakan banyak neuron, w merupakan bobot dan b adalah bias.

$$net = \sum_i^n x_i w_i + b \dots \dots \dots (1)$$

Fungsi Aktifasi

Setelah semua perambatan maju dilakukan maka yang dilakukan adalah merubah nilai output dengan fungsi aktifasi. Fungsi aktivasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi Sigmoid dengan persamaan 2.

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \dots \dots \dots (2)$$

Perambatan Mundur

Perambatan mundur dilakukan dengan tujuan untuk merubah nilai bobot dan bias sampai dengan nilai batas error yang diharapkan. Untuk merubah nilai-nilai tersebut diperlukan sebuah metode optimasi, metode optimasi yang digunakan pada penelitian adalah gradient decent. Langkah pertama yang digunakan adalah menghitung error pada setiap output dengan Persamaan 3. Dari error $t_k - y_k$, dihitung faktor δ_k , $k = 1, 2, 3, \dots m$ untuk mendistribusikan error di unit y_k ke semua unit hidden layer yang terhubung langsung dengan y_k . δ_k juga digunakan untuk mengubah bobot garis yang terhubung langsung dengan unit output.

$$\delta_k = (t_k - y_k) y_k (1 - y_k) \dots \dots \dots (3)$$

Setelah error diketahui maka perlu dihitung nilai selisih bobot Δw_{ji} dan selisih bias Δb_{ji} dengan Persamaan 4 dan 5, dimana j merupakan epoch waktu ini dan i adalah data ke- i . α merupakan parameter *learning rate*. Parameter ini digunakan untuk bobot perubahan nilai w dan b setiap epoch.

$$\Delta w_{ji} = \alpha \delta_j x_i y_j \dots \dots \dots (4)$$

$$\Delta b_{ji} = \alpha \delta_j x_i \dots \dots \dots (5)$$

Langkah terakhir adalah menghitung bobot dan bias baru dengan Persamaan 6 dan 7.

$$w(\text{baru}) = w(\text{lama}) + \Delta w \dots \dots \dots (6)$$

$$b(\text{baru}) = b(\text{lama}) + \Delta b \dots \dots \dots (7)$$

Pengukuran Evaluasi

Evaluasi testing digunakan untuk melihat pengukuran model yang dihasilkan oleh proses training dengan data training. Model yang telah terbentuk akan diukur dengan data testing. Hasil prediksi dari data testing akan dilakukan pengukuran terhadap hasil aktual dari data testing. Pengukuran yang dipakai dalam penelitian ini adalah Root Mean Square Error (RMSE) dengan persamaan 8, dimana y merupakan target testing, $\hat{y}$ adalah target prediksi, dan n adalah jumlah banyak data.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \dots\dots\dots (8)$$

Dataset

Data yang akan diolah dalam penelitian ini. Data tersebut juga sudah melalui proses normalisasi agar menghasilkan suatu informasi seperti yang diinginkan (Tabel 1).

Tabel 1. Dataset

No	Jam Kerja/Bulan (Jam)	Total Curah Hujan/Bulan (mm)	Produksi (Ton)/Bulan
1	87,21	123,1	82.359
2	90,53	3,8	103.086
3	101,64	116,8	109.170
4	94,04	289,4	84.213
5	103,48	196,6	77.310
6	30,77	30,3	30.942
7	6,43	60,6	5.022
8	2,59	0	1.224
9	55,8	0	77.373
10	34,71	43,3	96.426
11	69	51,9	79.695
12	0	365,4	0
13	63,47	224,5	63.747
14	8,24	60,6	6.282
15	21,73	224,5	18.036
16	20,63	75,5	9.846
17	67,12	18,3	68.067
18	48,76	0	30.411
19	76,79	13,9	52.146
20	37,33	14,4	42.190
21	0	0	0
22	0	4,8	0
23	91,98	0	86.445
24	91,39	255,8	75.447
25	101,35	122,1	95.949
26	91,02	180,8	74.817
27	107,09	154,8	111.366
28	85,66	88,5	75.546
29	106,75	10,6	137.574
30	118,31	5,3	110.610
31	120,33	0	126.855
32	151,26	0	103.923
33	150,81	0	110.882
34	138,38	0	118.855
35	119,89	22,1	109.627
36	133,47	293,3	116.235

Skenario Pengujian

Skenario pengujian yang digunakan adalah percobaan untuk perubahan nilai learning rate (α)

dan epoch untuk mendapatkan RMSE. Tabel 2 menunjukkan nilai parameter yang digunakan saat simulasi.

Tabel 2. Nilai Parameter

No.	Epoch	α
1	1000	0,01
2	3000	
3	5000	
4	7000	
5	10000	
6	1000	0,02
7	3000	
8	5000	
9	7000	
10	10000	
....		0,89
500		0,9

3. Hasil dan Pembahasan

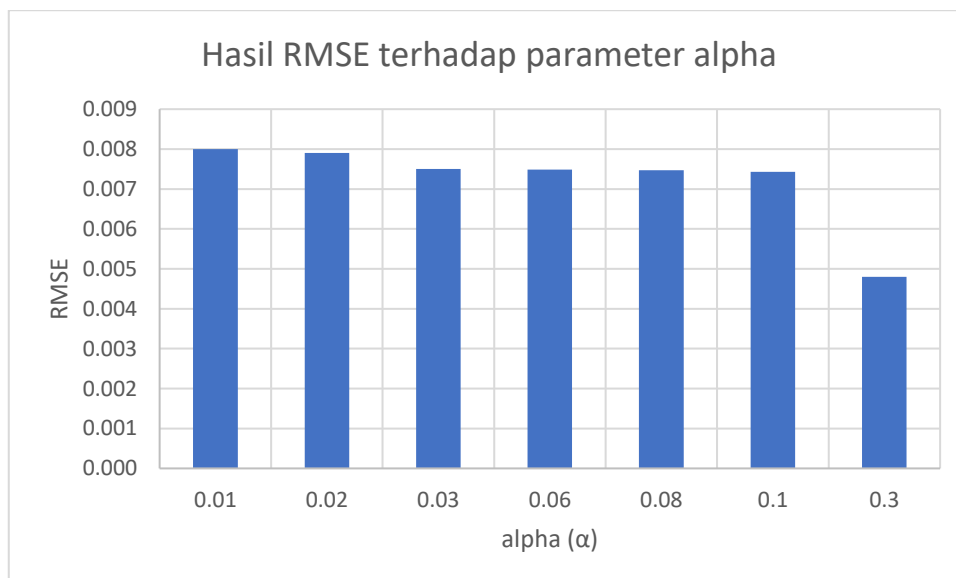
Perangkat keras yang digunakan untuk membuat dan menjalankan pelatihan atau pengujian model adalah prosesor dengan kekuatan core i5 gen 3th, dan kapasitas RAM sebesar 8 GB. Perangkat lunak yang digunakan adalah Bahasa pemrograman Matlab 2013.b dengan database MySQL 2016.

Parameter yang digunakan pada model Artificial Neural Network (ANN) untuk penelitian ini

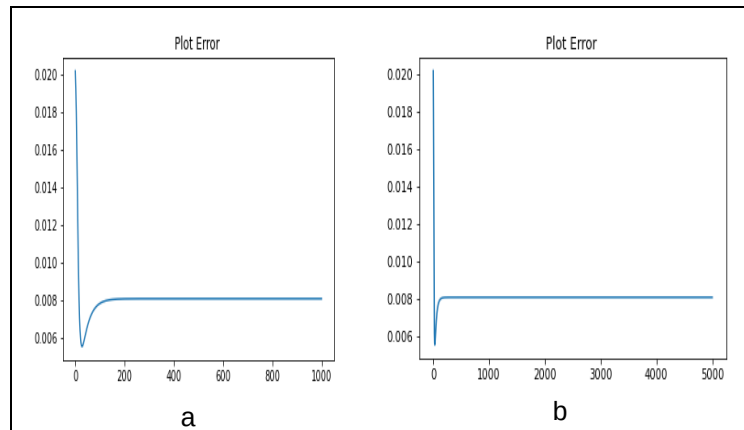
adalah learning rate (α) dengan nilai 0.01 sampai dengan 0.9, dengan ketelitian 0.01. Epoch merupakan parameter kedua yang menjadi parameter uji coba. Nilai epoch yang ditentukan pada penelitian ini adalah 1000, 3000, 5000, 7000 dan 10000.

Untuk mencapai pemodelan data dengan evaluasi terbaik yaitu pengukuran lost (RMSE) terkecil maka perlu dilakukan skenario percobaan yang berbeda. Perbedaan nilai learning rate menjadi salah satu pembentukan model dari metode ANN. Percobaan dilakukan dengan nilai learning rate 0.01 sampai dengan 0,9 dan hasil yang diperoleh ditunjukkan pada Gambar 2 dengan hanya 7 nilai terbaik. Hasil pelatihan ANN Backpropogration digambarkan dengan sumbu x-axis adalah nilai alpha (α) sedangkan nilai y-axis adalah error RMSE. Dari percobaan yang telah dilakukan, nilai learning rate berpengaruh terhadap RMSE, semakin besar learning rate semakin kecil nilai RMSE. Dari hasil tersebut dapat dianalisa dengan arsitektur dan dataset yang digunakan parameter alpha mempunyai dampak dalam prediksi curah hujan dan alpha yang terbaik adalah 0,3.

Setiap percobaan yang dilakukan akan menghasilkan nilai *error* pada setiap epoch, Perbandingan nilai RMSE terdapat epoch dengan contoh pada learning rate 0,01 (a) dan 0,02 (b) pada Gambar 3. Jumlah epoch yang digunakan tidak punya pengaruh signifikan terhadap hasil lost (RMSE) pada metode ini tidak dapat memperbaiki *lost* secara signifikan.



Gambar 2. Hasil RMSE dengan parameter alpha (α)



Gambar 3. Error per epoch: (a) learning rate 0,01 (b) learning rate 0,02

4. Kesimpulan

Penelitian ini melakukan pemodelan dengan metode ANN untuk menganalisa pengaruh jam kerja dan curah hujan terhadap hasil produksi tanah liat pada tambang terbuka. Hasil pengukuran RMSE terbaik sebesar 0,0048 dengan learning rate yang digunakan 0,3. Nilai epoch rata-rata cukup hanya sampai 1000 epoch. Arsitektur ANN dengan satu *layer input*, dengan 2 *hidden node* dapat memberikan hasil yang baik dengan pengukuran RMSE. Curah hujan mempunyai korelasi dengan hasil produksi tanah liat sehingga jam kerja sudah tentu menjadi *attribute* dengan korelasi tertinggi terhadap produksi tanah liat.

Daftar Pustaka

- Fan, C., Zhang, N., Jiang, B., & Liu, W. V. (2024). Using deep neural networks coupled with principal component analysis for ore production forecasting at open-pit mines. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 16(3), 727–740. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.06.005>
- Fathollahzadeh, K., Asad, M. W. A., Mardaneh, E., & Cigla, M. (2021). Review of Solution Methodologies for Open Pit Mine Production Scheduling Problem. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 35(8), 564–599. <https://doi.org/10.1080/17480930.2021.1888395>
- Liu, X., Tian, S., Tao, F., & Yu, W. (2021). A review of artificial neural networks in the constitutive modeling of composite materials. *Composites Part B: Engineering*, 224, 109152. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2021.109152>
- Lu, X., Zhou, W., Ly, H. B., Qi, C., Nguyen, T.-A., Nguyen, M. H., Huang, J., & Pham, B. T. (2023). Optimization of neural network parameters in improvement of particulate matter concentration prediction of open-pit mining. *Applied Soft Computing*, 147, 110769. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.110769>
- Nguyen, H., Bui, X.-N., Bui, H.-B., & Mai, N.-L. (2021). Correction to: A comparative study of artificial neural networks in predicting blast-induced air-blast overpressure at Deo Nai open-pit coal mine, Vietnam. *Neural Computing and Applications*, 33(16), 10615–10615. <https://doi.org/10.1007/s00521-021-05773-6>
- Nugroho, G., Sofan, P., Pambudi, A. I., Yulianto, F., Nugroho, U. C., Suwarsono, S., Ichsan, N., Susantoro, T. M., Suliantara, S., & Setiawan, H. L. (2023). Improving Open-Pit Mining Mapping Accuracy in the Tropics Using Enhanced Input Selection for Classification Process of Machine Learning. *Journal of the Indian Society of Remote*

- Sensing*, 51(12), 2481–2494.
<https://doi.org/10.1007/s12524-023-01783-0>
- Ridwan, W. M., Sapitang, M., Aziz, A., Kushiar, K. F., Ahmed, A. N., & El-Shafie, A. (2021). Rainfall forecasting model using machine learning methods: Case study Terengganu, Malaysia. *Ain Shams Engineering Journal*, 12(2), 1651–1663.
<https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.09.011>
- Shafiq, A., Batur Çolak, A., Naz Sindhu, T., Ahmad Lone, S., Alsubie, A., & Jarad, F. (2022). Comparative study of artificial neural network versus parametric method in COVID-19 data analysis. *Results in Physics*, 38, 105613.
<https://doi.org/10.1016/j.rinp.2022.105613>
- Shang, Y., Nguyen, H., Bui, X.-N., Tran, Q.-H., & Moayedi, H. (2020). A Novel Artificial Intelligence Approach to Predict Blast-Induced Ground Vibration in Open-Pit Mines Based on the Firefly Algorithm and Artificial Neural Network. *Natural Resources Research*, 29(2), 723–737.
<https://doi.org/10.1007/s11053-019-09503-7>
- Zhu, D., Chen, T., Zhen, N., & Niu, R. (2020). Monitoring the effects of open-pit mining on the eco-environment using a moving window-based remote sensing ecological index. *Environmental Science and Pollution Research*, 27(13), 15716–15728.
<https://doi.org/10.1007/s11356-020-08054-2>
- Hakimah, M., & Kurniawan, M., 2020. Integration of Double Exponential Smoothing Damped Trend with Metaheuristic Methods to Optimize Forecasting Rupiah Exchange Rate against USD during COVID-19 Pandemic, *Khazanah Informatika: Jurnal Ilmu Komputer dan Informatika*, 6(2), 151-157.