

## Review : Teknik Artificial Intelligent dalam Prediksi Ground Vibration pada Peledakan

Risaldi Hidayat<sup>1</sup>, Tedy Agung Cahyadi<sup>2</sup>, Eddy Winarno<sup>2</sup>, Singgih Saptono<sup>2</sup>, S. Koesnaryo<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Mahasiswa Program Studi Magister Teknik Pertambangan, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta

<sup>2</sup> Pengajar Program Studi Magister Teknik Pertambangan Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Yogyakarta

Korespondensi : [risaldi28@gmail.com](mailto:risaldi28@gmail.com)

### ABSTRAK

Kegiatan peledakan salah satunya menyebabkan *ground vibration* yang berpotensi menimbulkan terjadinya pergeseran tanah di tambang terbuka. Hal ini akan berdampak pada stabilitas lereng dan masalah lingkungan. Oleh karena itu, perlu dilakukan analisis prediksi *ground vibration* yang diukur berupa *peak particle velocity* (PPV). Artificial Intelligent (AI) memiliki peran penting dalam mengatasi keterbatasan berupa parameter yang digunakan, ketidakpastian, dan ketidakakuratan dibandingkan dengan metode konvensional. AI untuk prediksi *ground vibration* telah berkembang pesat dalam beberapa tahun terakhir. Untuk mengetahui teknik AI mana yang akurat dan efektif, penulis membandingkan beberapa teknik dengan mengevaluasi kekuatan dan kelemahannya berdasarkan studi literatur. Model ICA-M5Rules dan model ICA-ANN merupakan teknik yang memiliki akurasi tinggi serta fleksibilitas penggunaannya dibandingkan dengan teknik lain yang disajikan. Dan terkait penggunaan parameter, ada parameter lain yang memiliki peran penting untuk dibahas dalam jurnal ini

Kata kunci: *Artificial intelligent, ground vibration, PPV*

### ABSTRACT

*Blasting activities cause ground vibrations that affect the potential for ground displacement in surface mining. That will have an impact on the stability of the slope and environmental problems. Therefore, it is necessary to analyse the prediction ground vibrations measured by peak particle velocity (PPV). Artificial Intelligent (AI) has an important role to overcome the limitations of parameters used, uncertainty, and inaccuracy than conventional methods. AI for prediction ground vibration has grown a lot in recent years. To find out an accurate and effective AI technique, the authors compare several techniques by evaluating their strengths and weaknesses based on literature studies. The ICA-M5Rules model and ICA-ANN model are techniques that have high accuracy and flexibility of use than other presented techniques. And related to the use of parameters, there are other parameters that play an important role which will be reviewed in this journal*

Keyword : *Artificial intelligent, ground vibration, PPV*

### Daftar Notasi

ANFIS	Adaptive neuro-fuzzy inference system	GPR	Gaussian process regression
ANN	Artificial neural network	HKM	Hierarchical k-means
ABC	Artificial bee colony	ICA	Imperialist competitive algorithm
BGAMs	Boosted generalized additive models	kNN	K-nearest neighbors
CA	Cubist algorithms	MARS	Multivariate adaptive regression splines
CART	Classification and regression tree	MCS	Monte carlo simulation
FCM	Fuzzy c-means	MFA	Modified firefly algorithm
FFA	Firefly algorithm	PSO	Particle swarm optimization
FIS	Fuzzy interference system	SI	Swarm Intelligence
GA	Genetic algorithm	SVM	Support vector machine
GEP	Gene expression programming	SVR	Support vector regression
GP	Genetic Programming	XGBoost	Extreme gradient boosting

### 1. PENDAHULUAN

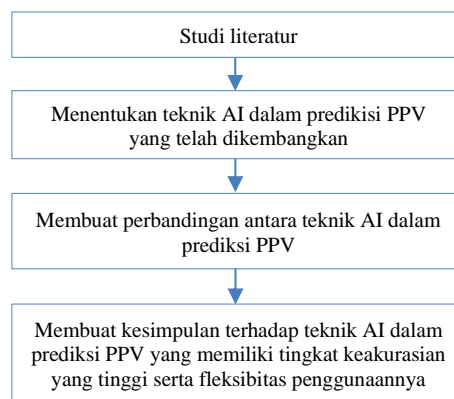
Kegiatan peledakan umumnya tidak bisa dihindari pada penggalian material batuan keras. Operasi ini harus mematuhi semua persyaratan untuk meminimalkan potensi dampak lingkungan jika tidak dirancang dengan baik seperti *flyrock*, tekanan udara berlebihan, getaran tanah, dan debu serta asap dapat terjadi pada peledakan. *Ground vibration* tinggi yang dihasilkan dari peledakan memiliki efek yang tidak diinginkan pada integritas struktural, air tanah, dan ekologi daerah terdekat [1]. Oleh karena itu, prediksi getaran tanah yang disebabkan oleh peledakan adalah persyaratan yang signifikan untuk operasi kegiatan penambangan untuk meminimalkan masalah lingkungan. *Ground vibration* dipengaruhi oleh beberapa parameter seperti desain ledakan, sifat mekanik massa batuan, jarak dari permukaan ledakan, jumlah bahan peledak, dan kondisi geologi. Hal ini dapat diukur dalam hal *Peak Particle Velocity*

(PPV) dan frekuensi. Namun, PPV dapat dianggap sebagai indikator representative dari getaran tanah dan merupakan faktor yang signifikan untuk mengontrol kriteria kerusakan struktur dan ketidaktabilan lereng.

Berbagai metode empiris dalam memprediksi PPV telah ditetapkan yang diinduksi pada peledakan. Namun demikian, metode tersebut hanya mempertimbangkan beberapa parameter yaitu muatan maksimum per penundaan dan jarak dari permukaan ledakan, sedangkan fenomena ini juga dipengaruhi parameter lain yang dapat dikendalikan maupun tidak dapat dikendalikan seperti parameter peledakan dan sifat geomekanis batuan [2]. Sehingga untuk mengatasi kekurangan tersebut, teknik AI digunakan sebagai teknik statistik alternatif dalam prediksi PPV yang menjadi sorotan dalam literatur diantaranya ANFIS, ANN, FIS, GA, PSO, ICA, XGBoost, dan lainnya. Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengetahui teknik kecerdasan buatan dalam prediksi *ground vibration* yang cocok dengan tingkat keakuratan yang tinggi, fleksibilitas, serta arahan untuk penelitian di masa depan.

## 2. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian dimulai dengan literature review yang merupakan proses kritis mendalam dan evaluasi terhadap penelitian sejenis sebelumnya. Jurnal yang akan di review sejumlah 48 jurnal internasional untuk mengetahui kompetensi model Artificial Intelligent dalam prediksi ground vibration akibat peledakan. Metodologi yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode kuantitatif [3]. Rincian prosedur penelitian yang dilakukan penulis dirangkum pada bagan alir berikut (Gambar 1).



Gambar 1. Diagram alir penelitian

## 3. HASIL DAN ANALISIS

Berdasarkan tinjauan literatur beberapa model yang telah digunakan dalam analisis prediksi *ground vibration* pada peledakan dijabarkan sebagai berikut

### 3.1. Metode Empirical

Metode empiris untuk menentukan PPV akibat operasi peledakan (PPV) terdapat beberapa formula yang ditetapkan, namun hanya mempertimbangkan dua parameter sebagai berikut

Tabel 1. Model Empiris dalam Prediksi PPV

	Metode Empiris	Persamaan
USBM	(Duvall and Fogelson, 1962)	$PPV = K(R/Q^{1/2})^{-\beta}$
AH	(Ambrasey – Hendron, 1986)	$PPV = K(R/Q^{1/3})^{-\beta}$
LK	(Langefors – Kihlstrom, 1978)	$PPV = K[(Q/R^{2/3})^{1/2}]^{\beta}$
BIS	(Bureau of India Standard, 1973)	$PPV = K(Q/R^{2/3})^{\beta}$
CMRI	(Pal Roy, 1993)	$PPV = n + K(R/Q^{1/2})^{-1}$

Dimana,  $Q$  adalah maximum charge per delay (kg);  $R$  adalah Jarak antara lokasi peledakan dan alat monitoring;  $K, \beta$ , dan  $n$  adalah konstanta batuan, yang dapat diperoleh dengan analisis regresi multivariat (MRA)

### 3.2. Metode Artificial Intelligent

Teknik AI atau *soft computing* (SC) adalah pendekatan komputasi yang paralel dengan kemampuan yang luar biasa dari pikiran manusia maupun fenomenal biologis yang berkemampuan untuk bernalar dan belajar dalam lingkungan yang tidak pasti sehingga dapat mengenali struktur masalah yang dihadapi dan menyelesaikannya secara efektif [4]. SC memiliki keuntungan dalam hal toleransi untuk ketidakpastian, ketidakakuratan, ketidaktepatan, kebenaran parsial, linguistik, fleksibilitas, dan kemudahan operasional. Teknik SC terbagi menjadi 3 (tiga) yaitu [5]

### 1. *Approximate Reasoning (AR)*

*Probabilistic Reasoning (PR)* merupakan teknik komputasi yang paling cocok dalam menganalisis dan menangani ketidakpastian, sehingga dapat dianggap sebagai analogi dengan penalaran fuzzy dengan mempertimbangkan ketidakpastian dengan konsep pendekatan yang terkait. *Fuzzy Logic, Fuzzy System* dan *Fuzzy Inference System* pertama kali dikembangkan oleh Zadeh (1965) yang meniru penalaran manusia dalam menentukan keputusan tanpa harus mengetahui komponen dari model masalah serta berkemampuan untuk menangani keputusan yang kompleks dengan pendekatan linguistik dan operasi logis tetapi mencapai hasil yang luar biasa.

### 2. *Function Approximation (FA)*

ANN yaitu teknik komputasi yang mencoba mensimulasi jaringan sel saraf (neuron) dari sistem biologis, dimana ditemukan pertama kali oleh McCulloch dan Pitts (1943). ANN memiliki metode yang mampu mempelajari pola data dengan baik, dimana proses yang cepat dalam menghubungkan antara data pembelajaran dan data *output* menyebabkan ANN memiliki tingkat kecepatan koreksi yang tinggi dengan konsep koefisien korelasi [6].

GA yang diajukan oleh Holland (1975) merupakan teknik komputasi untuk optimasi stokastik dan pencarian heuristik berdasarkan teori evolusi sederhana, dimana algoritma bekerja dengan *binary string* untuk menghasilkan generasi berikutnya menggunakan operator genetik.

GP pertama kali diperkenalkan oleh Koza (1992), adalah perluasan dari kemampuan GA berdasarkan prinsip evolusi biologis untuk menangani masalah kompleks menggunakan model uji dan pilihan terbaik diantara serangkaian pilihan yang diwakili oleh *string*.

SI diperkenalkan oleh Gerardo Beni dan Jing Wang (1989) merupakan salah satu bidang di SC yang bekerja atas dasar prinsip-prinsip yang diatur sendiri, dimana sistem terdiri dari komponen-komponen yang bekerja secara kolektif, terdesentralisasi dan otonom. Sistem ini dikembangkan terinspirasi oleh alam, terutama sistem biologis yang mengikuti aturan yang sederhana. Aturan-aturan tersebut diikuti secara lokal dan pada tingkat tertentu bersifat acak, tetapi interaksi antara individu-individu ini menghasilkan perilaku global dari sistem cerdas, yang tidak diketahui oleh setiap individu.

Pengembangan dari SI salah satunya yaitu PSO. Dimana diperkenalkan oleh Kennedy dan Eberhart (1995). PSO yaitu teknik komputasi berdasarkan perilaku sosial individu seperti burung ketika terbang bersama atau ikan saat berenang dalam kelompok.

SVR/ SVM dikembangkan oleh Vapnik (1998) merupakan teknik regresi baru berdasarkan konsep vektor, dimana konsep dasarnya memetakan data asli ke dalam ruang fitur dengan dimensi yang lebih tinggi dan menyesuaikan fungsi linier yang memiliki kerumitan wajar untuk ruang fitur. Sedangkan, SVM telah terbukti efisien dalam meminimalkan kesalahan prediksi dan kompleksitas. SVM juga telah digunakan secara efektif dalam memecahkan berbagai masalah yang berkaitan dengan pertambangan dan teknik sipil

ICA sebagai algoritma evolusioner berbasis populasi baru yang diilhami oleh evolusi sosial-politik manusia yang diperkenalkan oleh Atashpaz-Gargari dan Lucas (2007). Algoritma metaheuristik ini dimulai dengan jumlah populasi acak yaitu negara-negara, beberapa di antaranya dipilih sebagai imperialis dan negara-negara yang tersisa dijajah oleh imperialis ini secara kolektif membentuk sebuah kelompok.

FFA dikembangkan oleh Yang (2009) yang berdasarkan pola cahaya kunang-kunang menggunakan prinsip *bioluminesensi*, kunang-kunang menarik pasangan atau mangsa. Luminance yang dilepaskan oleh kunang-kunang membantu kunang-kunang lainnya melacak jejak mereka selama pencarian mangsa. Chen dll (2019) melakukan modifikasi untuk meningkatkan kerja model yaitu MFA

XGBoost adalah algoritma ensemble tree yang dikembangkan oleh Chen and He (2015) yang ditingkatkan berdasarkan keputusan meningkatkan gradien dari Friedman et al. (2001, 2002). Karena kinerja XGBoost dapat secara efisien menangani masalah regresi dan klasifikasi, mirip dengan banyak metode optimasi.

### 3. *Hybrid System (HS)*

HS dapat secara sederhana didefinisikan sebagai kolaborasi atau kombinasi dari beberapa teknik komputasi untuk meminimalisir kelemahan masing-masing teknik komputasi. Berikut beberapa HS yang akan direview pada penelitian ini, ANFIS merupakan gabungan dari prinsip kerja ANN dengan FIS yang diperkenalkan pertama kali oleh Jang (1993). Kedua metode tetap menggunakan prinsip *machine learning* yang mengimplementasikan model pembelajaran *hybrid* berdasarkan *least square algorithm* dan *gradient descent*. GEP diperkenalkan oleh Ferreira (2001), yaitu model kecerdasan yang menggunakan kombinasi GA dan GP berbasis *regression trees* yang mempertimbangkan data dari berbagai kondisi antara parameter input dan output.

Dari berbagai model kecerdasan buatan yang telah disebutkan sebelumnya. Para peneliti juga melakukan berbagai kombinasi antar model dan dilakukan perbandingan dengan model empiris untuk mengetahui tingkat keakutaran dalam memprediksi PPV pada operasi peledakan yang tidak dapat disamakan satu dengan yang lain. Perbandingan setiap parameter dari model-model yang telah diuji dan perbandingan hasil setiap model tersebut dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Komparasi komponen tiap teknik AI pada prediksi PPV

No	Peneliti	Ref.	Tahun	Metode	Data	Parameter	Performa
1	Khandelwal dll.	[7]	2006	ANN	150	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.955
2	Iphar dll.	[8]	2007	ANFIS	44	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.990, RMSE = 0.780, VAF = 98.79%, R = 0.8
3	Khandelwal dll.	[9]	2009	SVM	170	MCD, DI	MAE = 0.226; CoD = 0.955
4	Khandelwal dll.	[10]	2009	ANN	150	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.919, MAE = 0.352, CoD = 0.919
5	Amnieh dll.	[11]	2009	ANN	29	MCD, DI, ST, N	R <sup>2</sup> = 0.994, Error = 6.77%
6	Khandelwal dll.	[12]	2010	SVM (2 input)	150	MCD, DI	MAE = 0.227, CoD = 0.964
7	Monjezi dll.	[13]	2010	ANN	182	MCD, <b>DI</b> , ST, HD	R <sup>2</sup> = 0.949
8	Fisne dll.	[14]	2010	FIS	33	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.960, RMSE = 5.310, VAF = 91%, Error = 5.070
9	Mohamadnejad dll.	[15]	2011	SVM	37	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.946, RMSE = 1.620,
10	Ghasemi dll.	[16]	2011	FIS	120	MCD, DI, B, S, ST, N	R <sup>2</sup> = 0.946, RMSE = 2.730, MAPE = 23.25, VAF = 94.59%
11	Monjezi dll.	[17]	2012	ANN	20	<b>MCD, DI</b>	RMSE = 0.071, MAPE = 1.340, VAF = 92.68%, VARE = 0.07, MEDAE = 0.050, CoD = 0.927
12	Li dll.	[18]	2012	SVM	32	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.945
13	Saadat dll.	[19]	2013	ANN	69	MCD, DI; ST; HD	R <sup>2</sup> = 0.957, RMSE = 8.796
14	Armaghani dll.	[20]	2013	PSO-ANN	44	<b>MCD</b> , B, S, ST, HD, N, PF, RD, <b>SD</b> , D	R <sup>2</sup> = 0.930, Error = 10.710%
15	Hajihassani dll.	[21]	2014	ICA-ANN	95	MCD, DI, ST, BS, E, Vp	R <sup>2</sup> = 0.976, RMSE = 0.170
16	Hasanipannah dll.	[22]	2015	SVM	80	<b>MCD</b> , DI	R <sup>2</sup> = 0.957, RMSE = 0.340, MAPE = 6.360, VAF = 94.240%, NS = 0.940
17	Hajihassani dll.	[23]	2015	PSO-ANN	88	MCD, DI, ST, HD, N, PF, <b>SD</b> , BS, RQD	R <sup>2</sup> = 0.890, MSE = 0.890
18	Armaghani dll.	[24]	2015	ANFIS	109	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.973, RMSE = 0.987, VAF = 97.345%
19	Chandar dll.	[25]	2016	ANN	168	MCD, DI, E, Vp, UCS	R <sup>2</sup> = 0.878
20	Taheri dll.	[26]	2016	ANN-ABC	89	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.920, RMSE = 0.220, MAPE = 4.260
21	Kocaslari dll.	[27]	2016	ANFIS	521	MCD, DI, B, ST, Vs	R <sup>2</sup> = 0.810
22	Armaghani dll.	[28]	2016	ICA (quadrant)	73	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.940, RMSE = 0.370
23	Hasanipannah dll.	[29]	2016	CART	86	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.950, RMSE = 2.321, NS = 0.170
24	Monjezi dll.	[30]	2016	GEP	35	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.918, RMSE = 2.321, VAF = 90.879%
25	Hasanipannah dll.	[31]	2016	PSO (power)	80	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.938, RMSE = 0.240, VARE = 0.130, NS = 0.940
26	Amiri dll.	[32]	2016	ANN-kNN	75	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.880, RMSE = 0.540, VAF = 87.840%
27	Hasanipannah	[33]	2017	GA (power)	85	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.873, RMSE = 0.580, VAF = 81.660%, NS = 0.920
28	Sheykhi dll.	[34]	2017	FCM-SVR	120	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.853, RMSE = 1.800, VAF = 85.250%
29	Faradonbeh dll.	[35]	2017	GEP	115	<b>MCD, DI</b> , B, S, ST, HD, <b>PF</b> , D	R <sup>2</sup> = 0.874, RMSE = 6.732, MAE = 5.164
30	Hasanipannah dll.	[36]	2017	ICA-FS	50	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.942, RMSE = 0.220, VAF = 94.200%
31	Shahnazar dll.	[37]	2017	PSO-ANFIS	81	MCD, B, S, ST, HD, PF	R <sup>2</sup> = 0.984, RMSE = 0.480, VAF = 98.350%, MABE = 0.760, MEDAE = 0.580
32	Murmu dll.	[38]	2018	MC Simulation	640	MCD, DI, B	Error = 6.100
33	Arthur dll.	[39]	2018	GPR-Matern 3/2	210	MCD, DI, B, S, HD, N, PF	RMSE = 0.157, MAE = 0.130, VAR = 68.870%, R = 0.834
34	Behzadafshar dll.	[40]	2018	ICA (linear)	76	MCD, DI, B, S, ST, <b>PF</b>	R <sup>2</sup> = 0.939, RMSE = 0.320, MAPE = 0.038, VAF = 92.180%, MBE = 0.220
35	Nguyen dll.	[41]	2019	ANN	68	MCD, DI	R <sup>2</sup> = 0.981, RMSE = 0.508, MAE = 0.405
36	Nguyen dll.	[42]	2019	HKM-CA	136	<b>MCD, DI</b> , ST, B, S, PF, <b>H</b>	R <sup>2</sup> = 0.995, RMSE = 0.475, MAE = 0.373
37	Shang dll.	[43]	2019	FFA-ANN	83	<b>MCD, DI</b> , B, S, PF	R <sup>2</sup> = 0.966, RMSE = 0.464, MAE = 0.356, VAF = 86.620%
38	Nguyen	[44]	2019	XGBoost	146	MCD, DI, B, S, ST, N, PF, BH, T	R <sup>2</sup> = 0.952, RMSE = 1.742
39	Yang dll.	[45]	2019	GA-ANFIS	86	MCD, DI, B, S, ST, PF	R <sup>2</sup> = 0.979, RMSE = 0.240, MAE = 0.199, MAPE = 3.145, VAF = 97.952%
40	Arthur dll.	[46]	2019	MARS	210	MCD, <b>DI</b> , HD, PF, N	R <sup>2</sup> = 0.707, RMSE = 0.153, MAE = 0.127, MSE = 0.023, NS = 0.705, R = 0.841
41	Torres dll.	[47]	2019	ANN	133	MCD, DI, B, S, ST, HD, PF, SD, E, Vp, BI, VOD, Pr	R <sup>2</sup> = 0.964
42	Nguyen dll.	[48]	2019	BGAMs	79	<b>MCD, DI</b> , B, S, PF, <b>H</b>	R <sup>2</sup> = 0.999, RMSE = 0.582, MAE = 0.430
43	Nguyen dll.	[49]	2019	HKM-ANN	185	MCD, DI, B, S, PF	R <sup>2</sup> = 0.983, RMSE = 0.554, VAF = 97.488%
44	Fang dll.	[50]	2019	ICA-M5Rules	125	<b>MCD, DI</b> , B, S	R <sup>2</sup> = 0.995, RMSE = 0.258, MAE = 0.175
45	Yang dll.	[51]	2019	GA-SVR	90	MCD, DI, B, S, ST	R <sup>2</sup> = 0.971, RMSE = 0.240, MAE = 0.085
46	Chen dll.	[52]	2019	MFA-SVR	95	MCD, ST, <b>BS</b> , E, <b>Vp</b>	R <sup>2</sup> = 0.996, RMSE = 0.614, MAE = 0.556
47	Zhang dll.	[53]	2019	PSO-XGBoost	175	MCD, DI, B, S, ST, PF, N, BH	R <sup>2</sup> = 0.968, RMSE = 0.583, MAE = 0.346, VAF = 96.083%
48	Zhou dll.	[54]	2020	GEP-MC	102	MCD, <b>DI</b> , B, S, <b>ST</b> , HD, PF	R <sup>2</sup> = 0.874, RMSE = 0.963, MAE = 0.851, VAF = 87.107%

**Dimana** : MCD (maximum charge per delay); DI (distance from the blast-face) ; B (burden); S (spacing); ST (stemming); PF (powder factor); HD (hole depth), RD (rock density); D (hole diameter), BS (burden to spacing); BH (bench height); N (number of row); SD (subdrilling), TC (total

charge), RQD (rock quality designation), E (young's modulus), Vp (p-wave velocity), T (delay time), H (elevation between blast site and monitor), Pr (poisson ratio), Vs (s-wave velocity), UCS (unconfined compression strength).

\*) Parameter yang bertuliskan dengan huruf tebal dan berwarna biru menyatakan bahwa parameter tersebut berpengaruh dalam analisis prediksi PPV dengan adanya analisis sensitivitas.

#### 4. KESIMPULAN (10 PT)

Berdasarkan tinjauan literatur dari berbagai jurnal mengenai metode analisis prediksi PPV pada peledakan, maka dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut

1. Metode AI yang memiliki akurasi tinggi dalam memprediksi PPV dengan mempertimbang nilai  $R^2$  dan RMSE yaitu Model ICA-M5Rules [50] memiliki nilai  $R^2 = 0.995$  dan  $RMSE = 0.258$  serta model ICA-ANN [21] memiliki nilai  $R^2 = 0.976$ ,  $RMSE = 0.170$ .
2. AR dan FA lebih unggul dalam kemudahan operasional dari pada HS. Namun HS, lebih unggul dalam meminimalisi kelemahan masing-masing teknik komputasi sehingga memperoleh hasil yang optimal dalam keakuratan analisis.
3. Parameter yang berperan penting dalam prediksi PPV menggunakan metode AI yaitu MCD, DI, PF, H, BS, Vp.

#### UCAPAN TERIMAKASIH

Dalam penyusunan paper ini tidak terlepas dukungan dari berbagai pihak khususnya Kepada Prodi Magister Teknik Pertambangan UPN "Veteran"Yogyakarta. Serta penulis menyampaikan terimakasih kepada LPPM UPN "Veteran"Yogyakarta yang telah mendanai sepenuhnya penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Kong K.W.K. Blasting Vibration Assessment of Rock Slopes and A Case Study. Australian Centre for Geomechanics. Slope Stability. 2013.
- [2] Siskind DE. Vibrations from blasting. Cleveland, OH: International Society of Explosives Engineers. 2000.
- [3] Sudjana N, Ibrahim. Penelitian dan Penilaian Pendidikan. Sinar Baru. Algesindo. 2001
- [4] Chandrasekaran M, Muralidhar M, Krishna C.M, Dixit U.S. Application of Soft Computing Techniques in Machining Performance Prediction and Optimization: A Literature Review. Springer. Int J Adv Manuf Technol. 2010; 46:445–464.
- [5] Widodo L.E. A Review of Soft Computing Application in Mineral Resources Engineering. Icemine. IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. 2018; 212: 012067.
- [6] Jayadianti H, Cahayadi T.A, Amri N.A, Pitayandani M.F. Metode Komparasi Artificial Neural Network Pada Prediksi Curah Hujan - Literature Review. Jurnal Tekno Insentif. 2020; 14(2): 48-53.
- [7] Khandelwal M, Singh T.N. Evaluation of Blast-Induced Ground Vibration Predictors. Elsevier. Soil Dynamics and Earthquake Engineering. 2007; 27:116-125.
- [8] Iphar M, Yavuz M, Ak Hakan. Prediction of Ground Vibrations Resulting from The Blasting Operations in An Open-Pit Mine by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. Springer. Environ Geol. 2008; 56: 97-107.
- [9] Khandelwal M, Kankar P.K, Harsha S.P. Evaluation and Prediction of Blast Induced Ground Vibration Using Support Vector Machine. Elsevier. Mining Science and Technology. 2010; 20: 64-70.
- [10] Khandelwal M, Kumar D.L, Yellishetty M. Application of Soft Computing to Predict Blast-Induced Ground Vibration. Springer. Engineering with Computers. 2011; 27:117–125.
- [11] Amnieh H.B, Mozdianfard M.R, Siamaki A. Predicting of Blasting Vibrations in Sarcheshmeh Copper Mine by Neural Network. Elsevier. Safety Science. 2010; 48: 319–325.
- [12] Khandelwal M. Blast-Induced Ground Vibration Prediction Using Support Vector Machine. Springer. Engineering with Computers. 2011; 27:193–200.
- [13] Monjezi M, Ghafurikalajahi M, Bahrami A. Prediction of Blast-Induced Ground Vibration Using Artificial Neural Networks. Elsevier. Tunnelling and Underground Space Technology. 2011; 26: 46–50.
- [14] Fisne A, Kuzu C, Hüdaverdi T. Prediction of Environmental Impacts of Quarry Blasting Operation Using Fuzzy Logic. Springer. Environ Monit Assess. 2011; 174:461–470.
- [15] Mohamadnejad M, Gholami R, Ataei M. Comparison of Intelligence Science Techniques and Empirical Methods for Prediction of Blasting Vibrations. Elsevier. Tunnelling and Underground Space Technology. 2012; 28: 238–244.
- [16] Ghasemi E, Ataei M, Hashemolhosseini H. Development of A Fuzzy Model for Predicting Ground Vibration Caused by Rock Blasting in Surface Mining. Journal of Vibration and Control. 2013; 19: 755.
- [17] Monjezi M, Hasanipanah M, Khandelwal M. Evaluation and Prediction of Blast-Induced Ground Vibration at Shur River Dam, Iran, by Artificial Neural Network. Springer. Neural Comput & Applic. 2013; 22:1637–1643.
- [18] Li D, Yan J,Zhang L. Prediction of Blast-Induced Ground Vibration Using Support Vector Machine by Tunnel Excavation. Trans Tech Publications. Applied Mechanics and Materials. 2012; 170-173: 1414-1418.
- [19] Saadat M, Khandelwal M, Monjezi M. An ANN-Based Approach to Predict Blast-Induced Ground Vibration of Gol-E-Gohar Iron Ore Mine, Iran. Elsevier. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. 2014; 6: 67–76.
- [20] Armaghani D.J, Hajihassani M, Mohamad E.T, Marto A, Noorani S.A. Blasting-Induced Flyrock and Ground Vibration Prediction Through An Expert Artificial Neural Network Based on Particle Swarm Optimization. Saudi Society for Geosciences. 2013.
- [21] Hajihassani M, Armaghani D.J, Marto A, Mohamad E.T. Ground Vibration Prediction in Quarry Blasting Through an Artificial Neural Network Optimized by Imperialist Competitive Algorithm. Springer. Bull Eng Geol Environ. 2014.

- [22] Hasanipanah M, Monjezi M, Shahnazar A, Armaghani D.J, Farazmand A. Feasibility of Indirect Determination of Blast Induced Ground Vibration Based on Support Vector Machine. Measurement. 2015; 3472.
- [23] Hajihassani M, Armaghani D.J, Monjezi M, Mohamad E.T, Marto A. Blast-Induced Air and Ground Vibration Prediction: A Particle Swarm Optimization-Based Artificial Neural Network Approach. Springer. Environ Earth Sci. 2015.
- [24] Armaghani D.J, Momeni E, Abad S.V.A.N.K, Khandelwal M. Feasibility of ANFIS Model for Prediction of Ground Vibrations Resulting from Quarry Blasting. Springer. Environ Earth Sci. 2015.
- [25] Chandar K.R, Sastry V.R, Hegde C. A Critical Comparison of Regression Models and Artificial Neural Networks to Predict Ground Vibrations. Springer. Geotech Geol Eng. 2016.
- [26] Taheri K, Hasanipanah M, Golzar S.B, Abd Majid M.Z. A Hybrid Artificial Bee Colony Algorithm-Artificial Neural Network For Forecasting The Blast-Produced Ground Vibration. Springer. Engineering with Computers. 2016.
- [27] Kocaslán A, Yüksek G, Gorgulu K, Arpaz E. Evaluation Of Blast-Induced Ground Vibrations In Open-Pit Mines By Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems. Springer. Environ Earth Sci. 2017; 76:57.
- [28] Armaghani D.J, Hasanipanah M, Amnieh H.B, Mohamad E.T. Feasibility Of ICA In Approximating Ground Vibration Resulting From Mine Blasting. The Natural Computing Applications Forum. Neural Comput & Applic. 2016.
- [29] Hasanipanah M, Faradonbeh R.S, Amnieh H.B, Armaghani D.J, Monjezi M. Forecasting Blast-Induced Ground Vibration Developing A CART Model. Springer. Engineering with Computers. 2016; DOI 10.1007/s00366-016-0475-9.
- [30] Monjezi M, Baghestani M, Faradonbeh R.S, Saghand M.P, Armaghani D.J. Modification And Prediction Of Blast-Induced Ground Vibrations Based On Both Empirical And Computational Techniques. Springer. Engineering with Computers. 2016.
- [31] Hasanipanah M, Naderi R, Kashir J, Noorani S.A, Aaq Qaleh A.Z. Prediction Of Blast-Produced Ground Vibration Using Particle Swarm Optimization. Springer. Engineering with Computers. 2016.
- [32] Amiri M, Amnieh H.B, Hasanipanah M, Khanli L.M. A New Combination Of Artificial Neural Network And K-Nearest Neighbors Models To Predict Blast-Induced Ground Vibration And Air-Overpressure. Springer. Engineering with Computers. 2016.
- [33] Hasanipanah M, Golzar S.B, Larki I.A, Maryaki M.Y, Ghahremanians T. Estimation Of Blast-Induced Ground Vibration Through A Soft Computing Framework. Springer. Engineering with Computers. 2017.
- [34] Sheykhi H, Bagherpour R, Ghasemi E, Kalhori H. Forecasting Ground Vibration Due To Rock Blasting: A Hybrid Intelligent Approach Using Support Vector Regression And Fuzzy C-Means Clustering. Springer. Engineering with Computers. 2017.
- [35] Faradonbeh R.S, Monjezi M. Prediction And Minimization Of Blast-Induced Ground Vibration Using Two Robust Meta-Heuristic Algorithms. Springer. Engineering with Computers. 2017.
- [36] Hasanipanah M, Amnieh H.B, Khamesi H, Armaghani D.J, Golzar S.B, Shahnazar A. Prediction Of An Environmental Issue Of Mine Blasting: An Imperialistic Competitive Algorithm-Based Fuzzy System. Islamic Azad University. Int. J. Environ. Sci. Technol. 2017.
- [37] Shahnazar A, Rad H.N, Hasanipanah M, Tahir M.M, Armaghani D.J, Ghoroghi M. A New Developed Approach For The Prediction Of Ground Vibration Using A Hybrid PSO-Optimized ANFIS-Based Model. Springer. Environ Earth Sci. 2017; 76:527.
- [38] Murmu S, Maheshwari P, Verma H.K. Empirical And Probabilistic Analysis Of Blast-Induced Ground Vibrations. Elsevier. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. 2018; 103: 267–274.
- [39] Arthur C.K, Temeng V.A, Ziggah Y.Y. Novel Approach To Predicting Blast-Induced Ground Vibration Using Gaussian Process Regression. Springer. Engineering with Computers. 2019.
- [40] Behzadafshar K, Mohebbi F, Tehrani M.S, Hasanipanah M, Tabrizi O. Predicting The Ground Vibration Induced By Mine Blasting Using Imperialist Competitive Algorithm. Engineering Computations. 2018.
- [41] Nguyen H, Nam Bui X, Moayedi H. A Comparison Of Advanced Computational Models And Experimental Techniques In Predicting Blast-Induced Ground Vibration In Open-Pit Coal Mine. Institute of Geophysics. Acta Geophysica. 2019; 67:1025–1037.
- [42] Nguyen H, Nam Bui X, Hieu Tran Q, Luan Mai N. A New Soft Computing Model For Estimating And Controlling Blast-Produced Ground Vibration Based On Hierarchical K-Means Clustering And Cubist Algorithms. Elsevier. Applied Soft Computing Journal. 2019; 77: 376–386.
- [43] Shang Y, Nguyen H, Nam Bui X, Hieu Tran Q, Moayedi H. 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. 2019.
- [44] Nguyen H, Nam Bui X, Bac Bul H, Cuong D.T. Developing An Xgboost Model To Predict Blast-Induced Peak Particle Velocity In An Open-Pit Mine: A Case Study. Institute of Geophysics. Acta Geophysica. 2019.
- [45] Yang H, Hasanipanah M, Tahir M.M, Bui D.T. Intelligent Prediction Of Blasting-Induced Ground Vibration Using ANFIS Optimized By GA And PSO. Natural Resources Research. 2019.
- [46] Arthur C.K, Temeng V.A, Ziggah Y.Y. Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) Approach To Blast-Induced Ground Vibration Prediction. International Journal of Mining, Reclamation and Environment, 2019.
- [47] Torres N, Reis A, Luiz P.L, Costa J.H.R, Chaves L.S. Neural Network Applied To Blasting Vibration Control Near Communities In A Large-Scale Iron Ore Mine. Springer. Proceedings of the 27th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection. 2019.
- [48] Nguyen H, Nam Bui X, Hieu Tran Q, Moayedi H. Predicting Blast-Induced Peak Particle Velocity Using Bgams, ANN And SVM: A Case Study At The Nui Beo Open-Pit Coal Mine In Vietnam. Springer. Environmental Earth Sciences. 2019; 78:479.
- [49] Nguyen H, Drebenstedt C, Nam Bui X, Bui D.T. Prediction Of Blast-Induced Ground Vibration In An Open- Pit Mine By A Novel Hybrid Model Based On Clustering and Artificial Neural Network. Natural Resources Research. 2019.

- [50] Fang Q, Nguyen H, Nam Bui X, Thoi T.N. Prediction Of Blast-Induced Ground Vibration In Open-Pit Mines Using A New Technique Based On Imperialist Competitive Algorithm And M5Rules. Natural Resources Research. 2019.
- [51] Yang H, Rad H.N, Hasanipanah M, Amnieh H.B, Nekouie A. Prediction Of Vibration Velocity Generated In Mine Blasting Using Support Vector Regression Improved By Optimization Algorithms. Natural Resources Research. 2019.
- [52] Chen W, Hasanipanah M, Rad H.N, Armaghani D.J, Tahir M.M. A New Design Of Evolutionary Hybrid Optimization Of SVR Model In Predicting The Blast-Induced Ground Vibration. Springer. Engineering with Computers. 2019.
- [53] Zhang X, Nguyen H, Nam Bui X, Hieu Tran Q, An Nguyen D, Bui D.T, Moayedi H. Novel Soft Computing Model For Predicting Blast-Induced Ground Vibration In Open-Pit Mines Based On Particle Swarm Optimization And XGboost. Natural Resources Research. 2019.
- [54] Zhou J, Li C, Koopialipour M, Armaghani D.J, Pham B.T. Development Of A New Methodology For Estimating The Amount Of PPV In Surface Mines Based On Prediction And Probabilistic Models (GEP- MC). International Journal of Mining, Reclamation and Environment. 2020.